

# PPデータを用いた都心での手段・経路選択行動の分析\*

## Analysis of Mode and Route Choice Behavior in Urban Area Using Probe Person Data\*

高村真一\*\*・山本俊行\*\*\*・森川高行\*\*\*\*

By Shinichi TAKAMURA\*\*・Toshiyuki YAMAMOTO\*\*\*・Takayuki MORIKAWA\*\*\*\*

### 1. はじめに

地方都市の駅前商店街でのにぎわい欠如や、人が密集した都心での歩行空間整備といった観点から、これまで様々な歩行者の経路選択行動の分析が行われている<sup>1)</sup><sup>2)</sup>。昨今、経済不況の影響から名古屋都心部でも空き店舗が増えるなどしており、都心の活性化のためににぎわいの創出が必要といえる。近年、経路選択行動分析のためのデータとして、プローブパーソン(以下、PP)データが用いられている<sup>3)</sup>。これはGPSにより連続した位置データを得るもので、詳細な分析が可能となる。

ところで、経路選択行動分析の問題として、選択肢集合特定の困難さが挙げられる。選択行動のモデル分析を行う際、分析者が仮定した選択肢と実際の選択肢が異なれば正確な分析ができない。しかし、認知された選択肢を分析者が正確に把握することは困難である。そこで本研究では、Frejinger et al.(2009)<sup>4)</sup>の提案したサンプリングアプローチを用いる。この方法は、すべての選択肢からサンプリングにより選択肢サブセットを生成し、またサンプリングによるバイアスをパラメータ推定時に修正するものである。Frejinger et al.の研究では、仮想のデータとネットワークにおいて分析を行い、サンプリングを考慮した推定の有意性を示したまでであったため、本研究では実データにおいてこのアプローチの適用方法を考える。

以上より、都心部での歩行者の移動について着目し、歩行者がどのような経路を利用しているか、またどのような場合に徒歩という手段を選択するかを分析し、都心の活性化に有用な知見を得ること、その中でFrejinger et al.のアプローチの実用方法を提案することを本研究の目的とする。

\*キーワード：経路選択、交通手段選択

\*\*正員、工修、パシフィックコンサルタンツ(株)  
(大阪市中央区安土町2-3-13、TEL:06-4964-2267、  
E-mail:shinichi.takamura@os.pacific.co.jp)

\*\*\*正員、博(工)、名古屋大学エコトピア科学研究所

\*\*\*\*正員、Ph.D、名古屋大学大学院環境学研究所

### 2. データ概要

本研究では、2008年度に名古屋大学森川・山本・三輪研究室が行った駐車デジットシステム(以下、PDS)社会実験で得られたPPデータを用いる。このデータは関係者、一般市民、計76名の移動記録をGPS付き携帯電話により得たものである。取得情報として、トリップの出発・到着時刻、移動目的、移動手段、約10秒おきの位置情報がある。この中で、図-1に示すように多くの徒歩トリップが行われている黒枠内のエリアを分析対象範囲とする。

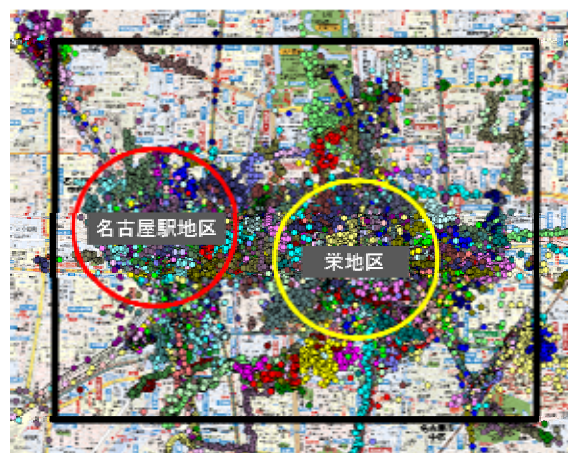


図-1 全徒歩トリップのプロット

### 3. 基礎集計

対象範囲内のトリップをDRM上にマッチングさせた有効トリップの集計結果は以下の通りである。

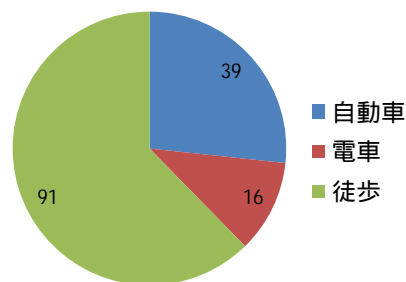


図-2 買い物・食事・娯楽トリップ数

本研究では都心の活性化に関係が深いと考えられる買い物・食事・娯楽目的のトリップについて着目する。

図-3に示す移動距離の分布を見ると、徒歩トリップは1km以内の短距離トリップが多いこと、自動車トリップは距離にばらつきがあること、電車トリップの距離はある範囲に偏っていることが分かる。また有限エリア内でのトリップなので長距離トリップは存在しない。

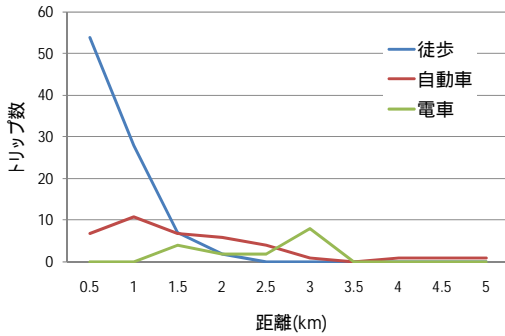


図-3 移動距離分布

また、移動時間の分布を見ると、徒歩、自動車、電車の順に移動時間が長くなる傾向にある。ただし、自動車や電車の場合、5分以下程度の短時間トリップは行われにくいことが分かる。

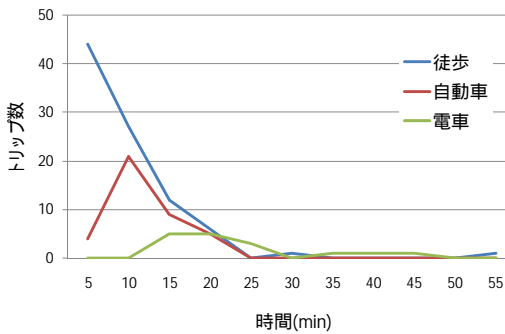


図-4 移動時間分布

#### 4. モデル推定

##### (1) モデル構造と選択枝のサンプリング方法

次に、歩行者の経路選択行動及び手段選択行動を分析するためロジットモデルを用いて分析を行う。この際、経路の選択枝についてはFrejinger et al.のサンプリングアプローチに基づいて設定する。

道路ネットワーク上に存在する利用可能な経路は膨大な数であり、また各個人がその経路すべてを認知しているかどうか不明である。Frejinger et al.はモデル推定に適する、経路の選択枝サブセットを生成するサンプリングアプローチを提案した。これは利用可能な経路すべてを選択枝集合と仮定した上で、その中からサンプリングした経路で選択枝サブセットを生成し、実際にはそれらを用いてモデル推定を行うものである。各個人が

すべての経路を選択枝としているという仮定は行動学的に正確とは言い難いが、様々なアルゴリズムに適用することが可能で汎用性が高いといえる。

またこの際、Frejinger et al.はサンプリングによるバイアスを生じさせないため、経路の効用を修正する方法を提案した。経路選択の場合、一部のリンクを共有する経路間で相関が生じやすい。この問題に対応するために、相関を考慮するPS (Path Size) 項を用いたPSロジットモデルが提案されている。しかしPSはすべての選択枝に基づいて計算されなくてはならず、サンプリングした経路のみでPSを計算するために、Frejinger et al.はEPSというサンプリングを考慮したPSを提案した。

以下、Frejinger et al.の提案したバイアスランダムウォークアルゴリズムによるサンプリングアプローチ、サンプリングを考慮したモデル推定について説明する。

起点 $s_o$ から、終点 $s_d$ へたどり着くまで、各ノードで接続するリンク $E(v, w)$  ( $\varepsilon_v$ はノード $v$ から出るリンクの集合)の選択確率 $q$ を求め、その確率に基づき進むノードが決定される。

$$q(l | \varepsilon_v, b_1, b_2) = \frac{\omega(l | b_1, b_2)}{\sum_{m \in \varepsilon_v} \omega(m | b_1, b_2)} \quad (1)$$

$$\text{ただし、} \omega(l | b_1, b_2) = 1 - (1 - x_l^{b_1})^{b_2} \quad (2)$$

$$x_l = \frac{SP(v, s_d)}{C(l) + SP(w, s_d)} \quad (3)$$

$b_1, b_2$ はウェイトを調整するパラメータ、 $SP_{v_1, v_2}$ はノード $v_1$ からノード $v_2$ までの最小コスト、 $C(l)$ はリンク $l$ のコストである。

最小コストにより計算される確率 $q$ に基づき、起点 $s_o$ から終点 $s_d$ までの経路が一つ生成されるこの過程が1回のサンプリングとなる。

Frejinger et al.は経路を生成する際、実在ネットワークを簡素化し、どのリンクも一方にしか進めない仮想のネットワーク上で分析を行ったが、本研究では実際の道路ネットワークをそのまま用いるため、経路を生成する際、一つ前のノードには戻らないという条件のみを加えて行う。またFrejinger et al.の研究では対象とするODペアはただ一つのみであったが、本研究ではODの異なるすべてのトリップに対してそれぞれ経路の選択枝サブセットを生成する。

上記の方法で生成された(サンプリングされた)経路に、実際に選択した経路を加えたものが推定時に用いる選択枝サブセットとなる。

本研究ではこのサンプリングアプローチに則り、ネットワーク上のすべての経路を選択肢集合と仮定した上で、モデル推定のための選択肢サブセットをサンプリングにより生成し、推定、分析を行う。

先述したように、モデル推定にはロジットモデルを適用するが、すべての経路からなる選択肢集合に含まれる選択肢サブセット  $\varphi_n$  から個人  $n$  が選択肢  $i$  を選択する確率は次式で表わされる。

$$P(i | \varphi_n) = \frac{e^{\mu V_{in} + \ln q(\varphi_n | i)}}{\sum_{j \in \varphi_n} e^{\mu V_{jn} + \ln q(\varphi_n | j)}} \quad (4)$$

これは先述したロジットモデルにおいて、効用関数にサンプリングの修正項  $\ln q(\varphi_n | j)$  を加えたものである。 $q(\varphi_n | j)$  は個人  $n$  が選択肢  $j$  を選択した場合に選択肢集合が  $\varphi_n$  となる確率で、式(4)は次のように書き換えられる。

$$P(i | \varphi_n) = \frac{e^{\mu V_{in} + \ln \left( \frac{k_{in}}{q(i)} \right)}}{\sum_{j \in \varphi_n} e^{\mu V_{jn} + \ln \left( \frac{k_{jn}}{q(j)} \right)}} \quad (5)$$

$k_{in}$  は経路をある回数生成 (サンプリング) した際に、経路  $i$  が生成された回数である。また、 $q(j)$  は経路  $j$  が生成される確率で、経路  $j$  を形成するリンク集合  $I_j$  の各リンクの選択確率  $q(l)$  を掛け合わせることで得られ、以下の式で表される。

$$q(j) = \prod_{l \in I_j} q(l | \varepsilon_v, b_1, b_2) \quad (6)$$

この式を用いてモデル推定を行う。先述したように経路間の重複による相関を考慮した PS ロジットモデルを適用するため、サンプリングを考慮した EPS を用いる。EPS は次のように表わされる。

$$EPS_{in} = \sum_{a \in \Gamma_i} \frac{L_a}{L_i} \frac{1}{M_{an}^{EPS}} \quad (7)$$

$$M_{an}^{EPS} = \sum_{j \in \varphi_n} \delta_{aj} \Phi_{jn} \quad (8)$$

$$\Phi_{jn} = 1 \quad \text{if} \quad \delta_{jc} = 1 \quad \text{or} \quad q(j)R_n \geq 1 \quad (9)$$

$$\Phi_{jn} = \frac{1}{q(j)R_n} \quad \text{otherwise} \quad (10)$$

$R_n$  は経路の生成回数 (サンプリング回数) である。 $\Phi_{jn}$  を含む点が PS と異っており、この項によりサンプリングの影響が考慮される。

こうして得られた EPS 項を加え、経路の効用関数は次のように表される。

$$V_{in} = \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_{PS} \ln EPS_{in} \quad (11)$$

Frejinger et al. は、サンプリングを考慮した場合 (EPS を用いた場合) の有意性を示し、また生成回数  $R_n$  が多く、経路サンプリング時のランダム性を規定するウェイト調整パラメータ  $b_l$  の値が小さいほど推定精度は向上することを示している。

## (2) サンプリング結果

上記のサンプリングアプローチを用いて、買い物・食事・娯楽目的のトリップについて経路選択肢サブセットの生成を行う。Frejinger et al. の研究では OD ペアはただ一つであったと述べたが、本研究で使用するトリップはほぼすべて OD が異っており、最短距離も異なる。そのため経路を生成する際、ウェイトを調整するパラメータ  $b_1$  を一定とすると経路のサンプリングのされ方が OD 間最短距離により異ってしまう。 $b_2$  は Frejinger et al. 同様 1 としている。図 - 5、6 にトリップ OD 間の最短距離と生成された経路選択肢 (生成回数 50) の距離の関係を示す。図 - 5 のように  $b_1$  を一定の値とした場合、距離が長くなるほど生成される経路長の最短距離に対する比率が大きくなった。これはサンプリングが一樣に行われていない状態といえる。また最短距離の何倍もの経路を生成することは、利用可能な経路すべてを選択肢集合として仮定しているとしても、明らかに代替経路とは成り得ない経路を生成することになり直感的に望ましくない。そこで  $b_1$  の値を最短距離  $d$  の関数として設定し、経路の生成を行った。

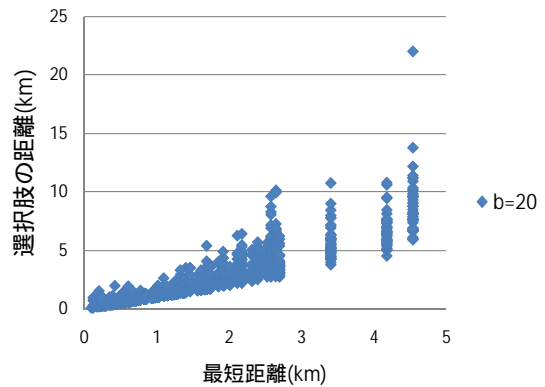


図 - 5 選択肢の距離 ( $b_1=20$ )

最も単純な形の関数として  $b_1$  を  $d$  の線形関数として

設定して経路を生成した。すると図 - 6 のようにトリップ距離が長くなっても生成された選択枝の距離は一定の範囲内に収まり、最短距離によるばらつきも小さくなった。また  $d$  の係数が同じ場合、切片が大きい方が距離のばらつき及び最短距離に対する比率が小さくなった。

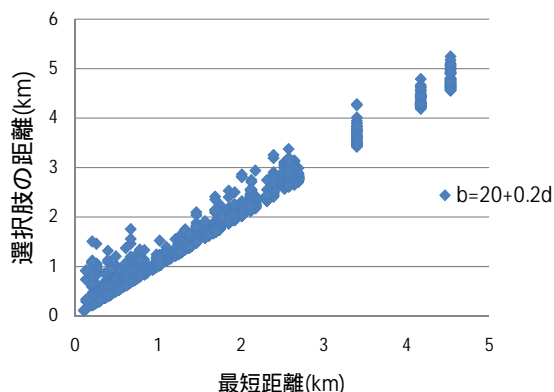


図 - 6 選択枝の距離 ( $b_1=20+0.2d$ )

しかし、 $b_1$ の値を大きくすると生成される経路数が少なくなるという問題がある。先述したようにFrejinger et al.によると選択枝数が多い方が推定の精度がよい。図 - 7、8はトリップ最短距離と生成された経路選択枝数(生成回数50)の関係を示している。 $b_1$ の値が大きくなると同一経路が生成されやすくなり、選択枝数は少なくなることが分かる。

既往研究及びサンプリングされた選択枝の様子から、 $b_1$ を距離の関数として設定すること、また生成される選択枝数をなるべく確保しつつ  $b_1$ を小さくすることが望ましいと考えられる。以下、実際に異なる設定の  $b_1$ でモデル推定を行って比較を行う。

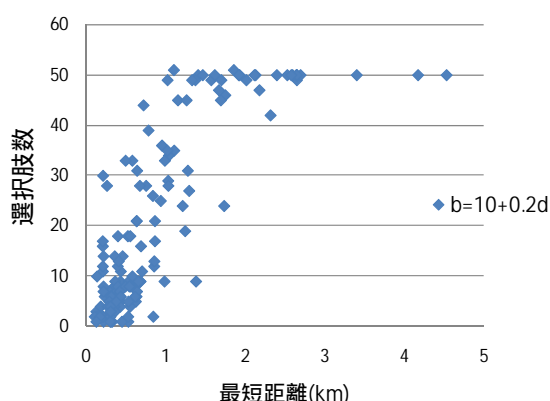


図 - 7 選択枝数 ( $b_1=10+0.2d$ )

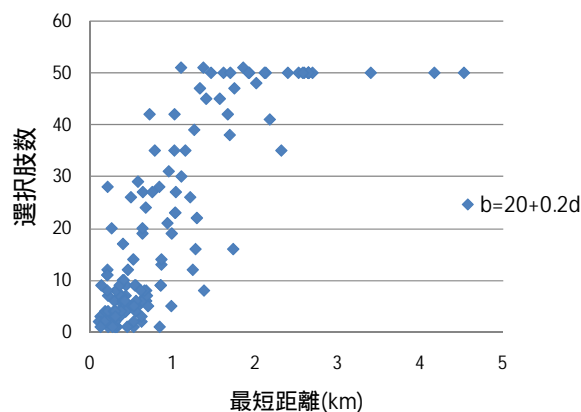


図 - 8 選択枝数 ( $b_1=20+0.2d$ )

### (3) 推定結果

経路の選択行動を分析するため、買い物・食事・娯楽目的のトリップについてロジットモデルによりパラメータ推定を行う。また  $b_1$ のの違いによる推定結果の変化も同時に分析する。モデルの説明変数には距離、経路の相関を考慮する項である  $\ln$  EPS、50代以上ダミー×デパート沿い経路長、休日ダミー×飲食店あり経路長、店舗なし経路長を導入している。デパート沿い経路長は名古屋駅周辺及び栄地区のデパートや大規模商業施設沿いのリンク長の和、飲食店あり経路長は、飲食店のあるリンク長の和、店舗なし経路長はデパートや飲食店及びその他の店舗がないリンク長の和である。

表 - 1 経路選択モデル推定結果 1

説明変数	$b_1=10+0.2d$		
	推定値	標準偏差	t 値
距離 (0.1km)	-2.62	0.524	-5.00**
$\ln$ EPS(10)	2.42	0.529	4.57**
50代以上ダミー×デパート沿い経路長 (0.1km)	3.26	0.697	4.67**
休日ダミー×飲食店あり経路長 (0.1km)	2.01	0.516	3.89**
店舗なし経路長 (0.1km)	0.645	0.263	2.45*
サンプル数	91		
決定係数 $\rho^2$	0.632		
修正済み決定係数 $\rho^2$	0.606		

\*1%有意 \*\*5%有意

$b_1$ の値によって推定値の違いはあるが、距離の推定値は負、 $\ln$  EPS の推定は正、デパート沿いの推定値は正、飲食店の推定値は正、店舗なしの推定値は正となった。当然、経路の距離が長くなると効用は低くなる。また EPS は距離の逆数に比例する 0~1 の変数であるため、この推定値が正になることも妥当であるといえる。

表 - 2 経路選択モデル推定結果 2

説明変数	b <sub>1</sub> =20+0.2d		
	推定値	標準偏差	t 値
距離 (0.1km)	-2.89	0.328	-8.79**
ln EPS(10)	1.67	0.235	7.11**
50 代以上ダミー×デパート沿い経路長 (0.1km)	6.37	0.493	12.9**
休日ダミー×飲食店あり経路長 (0.1km)	1.69	0.493	3.44**
店舗なし経路長 (0.1km)	0.591	0.262	2.26*
サンプル数	91		
決定係数 ρ <sup>2</sup>	0.658		
修正済み決定係数 ρ <sup>2</sup>	0.629		

\*1%有意 \*\*5%有意

表 - 3 経路選択モデル推定結果 3

説明変数	b <sub>1</sub> =20		
	推定値	標準偏差	t 値
距離 (0.1km)	-2.48	0.434	-5.71**
ln EPS(10)	1.53	0.279	5.48**
50 代以上ダミー×デパート沿い経路長 (0.1km)	3.52	0.672	5.23**
休日ダミー×飲食店あり経路長 (0.1km)	1.45	0.678	2.14*
店舗なし経路長 (0.1km)	0.596	0.260	2.29*
サンプル数	91		
決定係数 ρ <sup>2</sup>	0.633		
修正済み決定係数 ρ <sup>2</sup>	0.607		

\*1%有意 \*\*5%有意

デパート沿いの推定値が正になったことから、50 代以上の人がデパート沿いのリンクを歩行することで効用が高くなるといえる。ある程度の年齢以上になるとデパートや百貨店など、高級店の入るような商業施設へ買い物に行くことを好むようになるということが考えられる。飲食店の推定値が正になったことから、休日に飲食店のあるリンクを歩行することで効用が高くなるといえる。飲食店のある場所を好んで歩行することから、休日には外食することを好んで求めると考えることができる。ただし、店舗なしの推定値も正になったということは、全体として店舗がないような経路の歩行を好むということがいえる。ここで使用するトリップを行った人々は、PDS 社会実験のモニターであり、普段から都心内で働く人、もしくは頻りに都心に訪れる人が多く含まれている。このような、普段から都心内で過ごすことが多い人々は、店舗がない経路、つまりあまり人が多く歩行していないような経路を好むということが考えられる。

次に b<sub>1</sub> の値による推定結果の違いをみる。b<sub>1</sub> が一定

d の関数どちらの場合でも、値がある程度小さくなると推定計算が収束しなくなった。これは生成した選択肢の経路の距離が長くなりすぎたため、サンプリングを修正する項の値が非常に大きくなってサンプリングの効果を修正するような範囲ではなくなってしまったことが考えられる。逆に b<sub>1</sub> の値が大きくなると、生成される選択肢の数が減っていき、推定自体行えない場合が生じた。推定が行えた上記結果と比較すると、b<sub>1</sub> を一定ではなく最短距離 d の関数とした場合の方が推定値の標準偏差は概ね小さくなり、精度よく推定できているといえる。つまりこのとき、推定に望ましい選択肢のサンプリングが行われていると考えることができる。

また標準偏差の推定結果について、通常の推定を行ったところ有意でないパラメータもあったが、ロバスト推定を行ったところ、上記のようにすべてのパラメータについて有意な結果が得られた。しかしどちらも共通して b<sub>1</sub> を距離の関数とした場合に精度が向上した。

続いてネスティッドロジットモデルにより手段・経路選択モデルを推定する。ただし、観測された買い物・食事・娯楽目的の電車、徒歩トリップのほとんどは、自動車の利用可能性がないと判断できたため、手段の選択は電車と徒歩の 2 択とする。b<sub>1</sub> の値については、b<sub>1</sub>=10+0.2d で推定する。説明変数として、経路選択の際に用いたものに加え、IV パラメータ λ、電車の定数項、電車を利用する際の待ち時間(min)が入っている。また時間に関しては徒歩と電車で共通変数とした。各経路の所要時間は経路長を速度 4km/h で除した時間としている。推定結果は表 - 4 のとおりである。

表 - 4 手段・経路選択モデル推定結果

説明変数	推定値	標準偏差	t 値
所要時間 (h)	-5.51	2.13	-2.59*
ln EPS	1.36	0.486	2.79**
50 代以上ダミー×デパート沿い経路長 (km)	1.45	0.596	2.44*
休日ダミー×飲食店あり経路長 (km)	0.94	0.371	2.54*
店舗なし経路長 (km)	0.33	0.160	2.03*
λ	0.05	0.022	2.46*
電車定数項	-4.05	1.36	-2.99**
待ち時間(min)	-0.37	0.153	-2.40*
サンプル数	107		
決定係数 ρ <sup>2</sup>	0.691		
修正済み決定係数 ρ <sup>2</sup>	0.661		

\*1%有意 \*5%有意

IV パラメータ  $\lambda$  は 0 に近い値となっている。これは手段選択の確率効用項の影響が経路選択の確率効用項に比べ卓越しており、下位ツリーの変化が上位の選択にあまり影響しないことを表している。また電車の待ち時間の推定値は負の値となっているため、待ち時間が長くなるほど電車を選択しないということが分かる。

基礎集計の結果から分かるように、徒歩トリップの移動距離は約 9 割が 1.5km 以内であったのに対し、すべての電車トリップは 1.5km 以上 3.5km 未満に集中している。よって、選択する手段は移動距離によってほぼ決定してしまうことが考えられる。そのため、経路の属性は手段の選択にはほとんど影響を及ぼさないといえる。

## 5. おわりに

本研究では PP データから得られた都心内のトリップについて、Frejinger et al.の選択肢サンプリングアプローチに則り、すべての利用可能な経路を選択肢集合と仮定した上で、経路の選択肢サブセットを生成してモデル分析を行った。以下に本研究で得られた知見をまとめる。

- 1) 仮想ネットワーク及びデータ上で行われた Frejinger et al.のサンプリングアプローチの、実ネットワークにおける有用性を示した。このとき、経路を生成する際のウェイト調整パラメータを OD 間最短距離の関数として設定することで適切なサンプリング及びモデル分析を行うことができる。
- 2) 経路選択行動に関して、買い物・食事・娯楽目的のトリップの場合、休日には飲食店のある経路、50 代以上はデパート沿いの経路を選択する傾向がある。休日の外食や 50 代以上の買い物は効用を高めると考えられる。
- 3) 都心内での手段の選択は、自動車の利用可能性及び移動距離に大きく影響される。自動車が利用できない場合の徒歩・電車選択には、歩行する経路の特性よりも電車の LOS 特性が影響を与える。ただし、何よりも移動距離による影響が大きいと考えられる。

都心内において、歩行者の属性や歩行目的によって選択される経路属性があることが示された。近年の不況によりにぎわいが失われつつある都心部でも、このような経路の属性に着目することで人通りの多い、にぎやかな街を創出することが可能であると考えられる。例えば、ある年代の人々が多く通るリンクの周辺にその年代をターゲットとするような施設を配置することで集客数の増

加を狙うことなどが考えられる。

また、経路選択分析のアプローチとして Frejinger et al.のサンプリングアプローチが実際のネットワーク上で適用可能であることが示された。選択肢集合を特定する必要のないこの方法によって、より簡便な分析が可能となるといえる。

本研究では PP データを利用することでアンケートデータ、ゾーン間移動のデータよりも詳細な移動を都心内において把握することができた。しかし GPS 精度でも数 m ~ 数十 m の誤差はあり、また地下街での動きを把握できない。精度誤差に関する研究を進めること、あるいは技術進歩により精度が向上することで今後より正確な分析が可能となると考えられる。

Frejinger et al.のアプローチは利用可能なすべての経路を選択肢集合とするという大胆な仮定をおいているが、サンプリングを考慮することでこの仮定の非現実性を排除すれば、汎用性が高い方法である。今回、経路を生成する際のウェイト調整パラメータを OD 間距離によって変化させることの有効性は示したが、最適な値を設定するには、より詳細な検討が必要である。

また、手段の選択には経路特性が影響しにくいという結果となったが、徒歩を選択する場合に、例えば店をハシゴするなど、出発地あるいは目的地がその後のトリップに影響を与えることも考えられる。よって、目的地等までも考慮した経路選択モデルを考えることで、より詳細に歩行環境や経路特性の影響を分析することが可能となると考えられる。

## 参考文献

- 1) 竹内伝史：歩行者の経路選択性向に関する研究，土木学会論文報告集第259号、1977．
- 2) 松永千晶・栄棋・吉永誠・寺町賢一・角知憲：中心市街地における歩行者の経路選択モデル，土木学会論文集第 786 号，pp.67-76，2005．
- 3) 中西雅一・森貴洋・羽藤英二：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，土木計画学研究・講演集 Vol.31，pp.201，2005．
- 4) Frejinger, E., Bierlaire, M. and Ben-Akiva, M.: Sampling of alternatives for route choice modeling, Transportation Research Part B 43, 984-994, 2009．