

# 都市間トリップ発生パターンの旅行目的間比較

奥村誠<sup>1</sup>・山口裕通<sup>2</sup>・大森一樹<sup>3</sup>

<sup>1</sup>正会員 東北大学教授 災害科学国際研究所 (〒 980-8577 仙台市青葉区片平 2-1-1 通研 2 号館)  
E-mail: mokmr@m.tohoku.ac.jp

<sup>2</sup>学生会員 東北大学大学院 工学研究科 博士後期課程 (〒 980-8577 仙台市青葉区片平 2-1-1 通研 2 号館)  
E-mail: h-ymgc@plan.civil.tohoku.ac.jp

<sup>3</sup>正会員 東京都下水道局 (〒 163-8001 東京都新宿区西新宿二丁目 8-1)

人口減少や業務の効率化が進む日本において今後の都市間交通のあり方を考える上で、人々のトリップ発生パターンを理解し、需要喚起につながる施策の効果を分析していくことが必要である。本研究では、社会生活基本調査における目的別国内年間宿泊旅行回数を分析する。まず年間旅行回数の分布が Poisson 分布と比べて「0 回」と「10 回以上」の割合が多いことから、その特徴を記述できるゼロ過剰 Poisson モデルにパラメータを追加したモデルを提案した。そして、そのモデルを旅行回数分布データに適用し、旅行回数分布を「非選択率、高頻度率、選択層の平均旅行回数」の 3 つのパラメータで表現できることを示した。次に、性別、年齢、介護状況などの個人属性によって、各目的の 3 つのパラメータがどのように異なるかを、個人属性ごとに集計した旅行回数分布を分析することで明らかにした。さらに、都道府県ごとの旅行回数分布から、都道府県ごとの回数分布の 3 パラメータを推定し、その空間的な差異・各目的ごとの特徴を確認した。

*Key Words: intercity travels, trip generation, zero inflated Poisson model*

## 1. 都市間交通の発生過程分析の必要性

### (1) 都市間交通の発生量の減退

日本では近年、大都市圏を除く地域での高齢化と人口減少の加速、経済状況の停滞による余暇活動消費の鈍化、情報通信技術の活用による業務効率化の進展など、都市間交通需要を量的に減少させる社会的・経済的变化が進んでおり、今後その傾向は加速すると考えられる。このような需要の長期的な減少トレンドの中で、航空などの都市間交通サービスの競争は激化し、その存続が困難になると予想される。

このような問題に対して、筆者らは、ネットワーク構造をコントロールすることで、移動利便性の低下を抑制する方策を検討している。具体的には、すべての都市間交通サービスを現状のまま維持することは困難であるため、複数の OD の交通を少数のリンクに集約することを考え、利用者の利便性の低下を抑制しながら最低限の利用者数を確保できるネットワーク構造を求める数理計画問題を提案している<sup>1),2)</sup>。このような検討を平行して行って維持すべきサービスを限定するとしても、サービスの長期的な維持のためにはターゲットとなる OD 需要を喚起する努力が不可欠であり、具体的な政策を考えるための基礎として、発生段階のメカニズムを把握することが必要となる。

### (2) 発生段階の統計データ

全人口に対する行動者の割合が小さい都市間交通の場合、実際に交通を行った利用者を対象とする choice based の実態調査が効率的である。その中では国土交通省が 5 年ごとに実施する全国幹線旅客純流動調査が最も大規模で包括的な調査となっている。この調査では、代表的な秋期の特定日におけるサンプリング調査を年間の断面交通量に合わせて拡大し、我が国の都市間流動全体を把握することができない。しかし、調査項目に含まれないために、個々のサンプルの発生頻度の違いを把握することができない。しかも、観光目的や帰省・私用目的のように大型連休や夏休み、盆正月などの時期への集中が見られ、秋期の調査日が必ずしも代表的とは言えないために、拡大の過程で属性の構成比が歪む危険性が大きいという問題もある<sup>3),4)</sup>。

年間の旅行履歴が把握できる調査のうちで最も大規模なもの、総務省統計局が 5 年ごとに実施する社会生活基本調査である<sup>5)</sup>。この調査は、1 日の生活時間の配分と過去 1 年間における社会的な活動状況などを、全国約 8 万 3 千世帯の 10 歳以上の世帯員約 20 万人を対象として調査する home based の調査で、1976 年の第 1 回調査以来 5 年ごとに実施している。2006 年以降の調査の中では、秋期 1 日の調査日から過去 1 年間にさかのぼって宿泊旅行および日帰りの行楽の回数を訪ねており、国内の宿泊旅行の目的は (1) 観光旅行、(2) 帰省・訪問などの旅行、(3) 業務出張・研修・その他の旅

行に3区分されている。本研究では一般に公開されている2011年の国内旅行回数の集計データを使用する。

なお、大学等における学術研究においては、同調査の匿名化された個表データの利用申請が可能となっている。これにより居住地だけではなく、世帯や個人の収入、勤務形態を考慮したより詳細な非集計分析が実施できる可能性があるため、今後研究計画を立てていきたい。

### (3) 本研究の目的

本研究では、社会生活基本調査における目的別国内年間宿泊旅行回数の分布を分析する。後述するように、この旅行回数分布はPoisson分布と比べて「0回」と「10回以上」の割合が多いという特徴があり、通常のPoissonモデルではうまく記述することができない。そこで、「0回」の割合が多いデータを扱うために提案されている。ゼロ過剰Poissonモデルを応用して分析を行う。

本研究ではこのゼロ過剰Poissonモデルに一つのパラメータを追加したモデルを適用し、旅行回数分布の3つのパラメータを算出する。3つのパラメータとは、当該目的の旅行を行う可能性のない非選択層の割合と、特に高頻度で当該目的の旅行を行う高頻度層、そして選択層の平均旅行回数である。そして、各旅行目的の回数分布パラメータの特徴(トリップ発生パターンの特徴)を明らかにする。

さらに、個人属性ごと、都道府県ごとの旅行回数分布データを用いて、個人属性および空間的な回数分布の違いを明らかにする。

## 2. ゼロ頻度分布に関する先行研究

### (1) 切断モデル

計量経済モデルの理論は、正規分布を用いて誤差項を記述することにより大きく発展してきた。確かに、大数の法則と中心極限定理を用いれば、長期の平均値や多数の観測値に対して、正規分布に従う誤差項を仮定することは合理性があるように思われる。

しかしながら財の購入量のように、経済学が扱う実証データの多くは負の値を取りえない。正規分布の定義域は正負の無限大であるから、誤差項に正規分布を仮定すれば結果変数の値域も正負の無限大となるべきである。この乖離を埋めるため、仮想的に正負の無限大に分布する仮想的な変数が存在するものの、一定の幅の値域にある場合のみ観測値が得られるとする「切断モデル(truncated model)」が提案されている。さらに、観測が行われるという条件付き確率を考えた切断分布を考えて尤度関数を設定することで、最尤推定法を適

用することができる。最も有名な切断モデルは、Tobinが開発したTOBITモデルで、労働や財の購入量の説明に広く用いられている。すなわち理論的には正負の値を取りうる変数が存在するが、それが正の場合のみ値が観測され、負の場合には労働や購入などの行動が行われず観測もされないと仮定したモデルとなっている。

Groggerら(1991)<sup>6)</sup>は、公共交通の利用者を対象に利用回数を調査する場合を例に挙げ「切断バイアス」の存在を指摘した。これは、選択を行った人からサンプルを抽出するようなChoice based samplingにおいては、行動を行わなかった個人がサンプルに含まれないことに起因する。そこで、行動回数を表現するために広く用いられているPoissonモデルについても、1以上の回数のみを考えた切断分布に当てはめることを主張した。これを、Truncated Poisson Modelと呼んでいる。

### (2) ゼロ過剰モデル

行動回数などを調査する際にも、居住地に基づくサンプリングによってHome basedで調査をすれば、上記の切断バイアスの問題は生じない。しかし実際には、0回の比率がPoisson分布で想定される確率よりも大きいようなデータが得られることが少なくない。これを「ゼロ過剰カウントデータ」と呼び、通常のPoisson分布において成立する分散が平均値に等しいと言う性質が成立しない。すなわち、行為者の平均行動回数(truncated分布の平均値)が1以下ならば0回のデータを含めて計算した分散は平均よりも小さい過小分散データ(under-dispersed data)となり、行為者の平均行動回数が1以上の場合には0回のデータを含めて計算した分散は平均よりも大きい過大分散データ(over-dispersed data)となる。

Mullahy(1986)<sup>7)</sup>は、ゼロ過剰データを扱うための2つの方法を提案した。第一の方法は「ハードルモデル(hurdle model)」と呼ばれる。各個人は第一段階として行動を行うかどうかの2項選択を行い、行動を行う事に決めた個人がランダムに行動を繰り返す結果、その回数が切断ポアソン分布に従うと考えるものである。特に各サンプルの行動の有無を決める関数と平均行動回数を決める関数が一致する場合には、回数の確率分布が負の二項分布(Negative Binomial)に従うことが知られている。

第二の方法は、Poisson分布に従う確率分布のほかに、0回を取る確率をさらに加える「ゼロ加算(WZ: With Zero)モデル」である。この場合0という観測値は、はじめから行動しないと決定されていることにより0となる(選択されなかった0の)確率と、行動を行う可能性があったがランダムに行動回数が選択された結果がたまたま0であった(選択された0の)確率の和として

表現できる。後者の回数分布に Poisson 分布を用いたものを、ゼロ過剰ポアソンモデル (Zero Inflated Poisson Model: ZIP) と呼ぶ。Mullahy は、標準的な Poisson は、これら 2 つのゼロ過剰モデルにおいてパラメータに制約がついたケースに相当することに着目して、Hausman 検定を用いてゼロ過剰モデルの検定を行う方法を提案した。

ZIP モデルの推定では、「選択せずに 0」となるサンプルの割合を未知数と考える。本研究ではこれを「非選択率」ぶ。Lambert(1992)<sup>8)</sup> は、EM アルゴリズムという収束計算によってこの非選択率と (Poisson 分布のパラメータである) 平均行動回数を容易に同時推定できることを示した。すなわち非選択率の仮定値を与えれば、Poisson 分布に従って行動回数を選択する選択層の割合が得られる。さらに、選択層の割合から 1 回以上の確率を引くと「選択された 0」の確率が得られる。これと各回数の確率を、選択率で割って基準化ものは Poisson 分布に従うため、最尤法により、平均行動回数のパラメータを各サンプルの属性あるいはサンプルのグループの属性の関数として推定することができる (M ステップ)。次に、この推定値から選択された 0 の確率を計算して、1 回以上の実現値と加えたもので選択率を更新する (E ステップ)。

Haab ら (1996)<sup>9)</sup> は、リクレーション行動の調査回数がゼロ過剰データであることを指摘し、ZIP モデルを当てはめるとともに、それに対応した消費者余剰の計算法を提案し、リクレーション施設整備の厚生評価を試みている。他方、Gurmu ら (1996)<sup>10)</sup> は、ZIP モデルにおける 0 の発生を行動学的に意味付けることは困難であるのに対して、ハードルモデルであれば端点解としての位置づけが整合的に説明できるという利点を強調して、「ゼロ過剰負の二項分布モデル (Zero Infrated Negative Binomial Model: ZINB)」を用いてリクレーション行動回数データの分析を行っている。

Ridout ら (2001)<sup>11)</sup> は、ZIP モデルと ZINB モデルの特性を比較している。すなわち行為者の平均行動回数が 1 以上の過大分散データ (over-dispersed data) においては、ZIP モデルのパラメータ推定値が深刻なバイアスを持つため、ZINB の方が望ましいと述べている。

### (3) その後のゼロ過剰モデル研究の進展

その後ゼロ過剰モデルの適用範囲を広げる研究が進展している。例えば、発生回数が数期間にわたり観測されている場合、同じサンプルの複数期間の回数データの間に存在する系統的相関を考慮することが望ましい。このようなケースへの ZIP モデルの適用方法を Dobbie ら (2001)<sup>12)</sup> が研究し、Hall ら (2004)<sup>13)</sup> は ZIP モデル、ZINB モデルに加えてゼロ過剰 2 項分布モデル

(Zero In-flated Binomial: ZIB) やゼロ過剰 tobit モデル (ZITobit) を提案し、周辺確率分布を活用した推定方法を提案している。Min ら (2005)<sup>14)</sup> は、ある説明変数の領域において 0 となる確率が極端に小さくなるような場合には ZIP モデルの推定が不安定になることを指摘したそして、このような場合は、むしろ異なる 2 項選択が繰り返し実施されていると考えて 2 項 logit モデルを累積的に当てはめることが有利であるとしている。Lee ら (2011)<sup>15)</sup> はクラスターごとに分けられたサンプルに対する各種のモデルの適用性を比較している。

負の二項分布モデルは、行動の有無と行動を始めた後の追加的な行動の実施を同じ関数で記述することができるが、その考え方をさらに拡張することもできる。すなわち Wang(2003)<sup>16)</sup> では、一定期間中の医者にかかる回数とその他の保険師などへの相談の回数を、基本的には共通する要因に基づく行動と考えて、2 種類の行動回数を同時に説明するモデルの提案をしている。また Castillo ら (2005)<sup>17)</sup> では、特性の異なる複数の Poisson モデルを重みを付けて結合したモデルを提案し、ZIP モデルおよび ZINB モデルがその特殊なケースに当たることを示している。

### (4) 本研究のアプローチ

後述するように、本研究で用いる社会生活基本調査における各都道府県の目的別国内年間宿泊旅行回数の分布はゼロ過剰の分布であるため、上記のようなモデリングを適用することが妥当である。個人ごとの行動回数に関する非集計データが得られる場合には、行動の一貫性と推定の安定性の点から ZINB モデルなどのハードルモデルが有用に思われる<sup>18)</sup>。

しかし本研究で用いるデータは都道府県などを単位とする集計データであり、その中に宿泊旅行の可能性が大きく異なる個人が含まれている。例えば業務交通の場合、われわれ大学教員のように定期的に学会などの長距離の宿泊旅行を必要とする職業がある一方で、銀行の支店に勤務する事務職のように行動範囲が地域の中で完結し、業務上の出張や研修を宿泊で行うような可能性が全くないような職業もある。前者の人びとを「選択層」、後者を非選択層」と考えれば、ZIP モデルの「選択されなかった 0」と「選択された 0」の意味づけは明確である。

帰省・訪問旅行についても人によってその必要性が大きく異なると考えられる。例えば親元を離れて別の都道府県で暮らしている人は帰省する必要性がある一方で、親と同居しているような場合には帰省のための宿泊旅行の必要性はないであろう。地域によって暮らし方に差があるため、それに対応して選択率が異なると推測される。

以上のことから、本研究では目的別の年間国内宿泊旅行回数の分布を、ゼロ過剰ポアソンモデル (ZIP) を用いて分析する。ただし後述するように、この回数分布には高頻度層が過剰に含まれており、それを考慮できるように ZIP モデルを修正したモデルを提案して使用する。

### 3. 旅行回数分布モデル

#### (1) 修正ゼロ過剰 Poisson モデルの定式化

本節では、国内宿泊旅行の回数データに適用するモデルとして、3種類のモデルを定式化する。まず、最も基本的なモデルであるポアソン分布モデル (POIS) では、ある個人が旅行目的  $m$  の旅行を年間  $k$  回実行する確率は次のように定式化される：

$$p_m(k|\lambda_m) = \begin{cases} e^{-\lambda_m} & (k=0) \\ \frac{\lambda_m^k e^{-\lambda_m}}{k!} & (k \geq 1) \end{cases} \quad (1)$$

$m \in \{s: \text{観光}, p: \text{帰省} \cdot \text{訪問},$   
 $b: \text{業務出張} \cdot \text{研修} \cdot \text{その他} \}$

POIS モデルのパラメータは  $\lambda_m$  のみであり、 $\lambda_m$  は目的  $m$  の年間旅行回数の期待値 (旅行回数の平均値) に相当する。

次に、ゼロ過剰ポアソンモデル (ZIP) の年間旅行回数が  $k$  回となる確率は、以下のよう定式化される：

$$p_m(k|\lambda_m, \omega_m) = \begin{cases} \omega_m + (1 - \omega_m)e^{-\lambda_m} & (k=0) \\ \frac{(1 - \omega_m)\lambda_m^k e^{-\lambda_m}}{k!} & (k \geq 1) \end{cases} \quad (2)$$

ZIP モデルのパラメータは、 $\lambda_m$  と  $\omega_m$  の二つである。2. で述べたように、ZIP モデルは行動回数の選択を行わずに 0 回と決定する確率 (非選択率  $\omega_m$ ) を考え、選択を実施した場合の回数分布が Poisson 分布に従う。ここで、 $\lambda_m$  は行動回数の選択を実施した人々 (選択層) の平均旅行回数に相当する。このように、非選択率  $\omega_m$  を考えることによって、0 回の比率が Poisson 分布で想定される確率よりも大きいようなゼロ過剰データに対する適用が可能となる。

データを確認しながら後述するが、社会生活基本調査から得られる都市間旅行の発生頻度データには、選択層のポアソン分布で想定されるよりはるかに多くの「10 回以上旅行した」という高頻度旅行者のサンプルが含まれている。そこで、ZIP モデルにさらにパラメータを追加して、高頻度旅行者が過剰のデータに対応する。つまり、「非選択層」「選択層」「高頻度層」の 3 種類の個人が存在し、その構成比を決めるパラメータ  $\omega_m$ 、 $\mu_m$  と、ポアソン分布に従って回数を選択する選択層の

平均回数  $\lambda_m$  の 3 つのパラメータをもつモデルを考える。これを以下では、ゼロ・高値過剰ポアソンモデル (Zero and High value Inflated Poisson: ZHIP) モデルと呼び、以下のように定式化される：

$$p_m(k|\lambda_m, \omega_m, \mu_m) = \begin{cases} \omega_m + (1 - \omega_m - \mu_m)e^{-\lambda_m} & (k=0) \\ \frac{(1 - \omega_m - \mu_m)\lambda_m^k e^{-\lambda_m}}{k!} & (1 \leq k \leq 9) \\ 1 - \sum_{k=0}^9 p_m(k|\lambda_m, \omega_m) & (k = \{10 \sim\}) \end{cases} \quad (3)$$

なお、この時の選択層の比率は  $(1 - \omega_m - \mu_m)$  となる。

以下では、2011 年の社会生活基本調査の旅行回数データを用いて、3 モデル (POIS, ZIP, ZHIP) のパラメータを推定し、観測データへの当てはまりを比較することで、都市間旅行の発生頻度分布の特徴を整理する。

#### (2) パラメータ推定方法

本節では、パラメータ  $\omega_p$ 、 $\mu_p$  と  $\lambda_p$  を推定する方法を述べる。社会生活基本調査では、目的別の年間旅行回数を次の選択肢中から選ばせている：

{0 回, 1 回, ..., 5 回, 6, 7 回, 8, 9 回, 10 回 ~}。

ここで、目的ごとの各選択肢の回答数を

$N_{0,m}, N_{1,m}, \dots, N_{5,m}, N_{\{6,7\},m}, N_{\{8,9\},m}, N_{\{10\sim\},m}$

とすると、ZHIP モデルの対数尤度関数  $\ln L(\lambda_p, \omega_p, \mu_p | \mathbf{N})$  は次のように定式化できる：

$$\begin{aligned} \ln L(\lambda_m, \omega_m, \mu_m | \mathbf{N}_m) = & \sum_{k=0}^5 N_{k,m} \ln p_m(k|\lambda_m, \omega_m, \mu_m) \\ & + N_{\{6,7\},m} \ln (p_m(6|\lambda_m, \omega_m, \mu_m) + p_m(7|\lambda_m, \omega_m, \mu_m)) \\ & + N_{\{8,9\},m} \ln (p_m(8|\lambda_m, \omega_m, \mu_m) + p_m(9|\lambda_m, \omega_m, \mu_m)) \\ & + N_{\{10\sim\},m} \ln (1 - \sum_{k=0}^9 p_m(k|\lambda_m, \omega_m, \mu_m)) \end{aligned} \quad (4)$$

本研究では、この対数尤度を最大化する非線形最適化問題を、MATLAB ソルバー (fmincon) に実装されている interior-point algorithm を用いて解き、パラメータ  $\omega_m$ 、 $\mu_m$  と  $\lambda_m$  の推定値を求める。

#### (3) 都市間旅行の発生頻度分布の形状とモデルの選定

表-1, 2, 3 にパラメータ推定結果を、図-1 に観測された頻度分布と最尤法で推定した各モデルの頻度分布を示す。まず、POIS モデルと観測値を比較すると、POIS

表-1 全国データのパラメータ推定結果 (観光)

model		coef.	SE	p-value	-log Likelihood	AIC
ZHIP	$\omega_s$	0.479	$1.57 \times 10^{-3}$	0.00		
	$\mu_s$	0.0228	$3.54 \times 10^{-4}$	0.00		
	$\lambda_s$	1.96	0.0115	0.00	257119.5	514245.1
ZIP	$\omega_s$	0.507	$2.97 \times 10^{-4}$	0.00		
	$\lambda_s$	2.46	0.0954	0.00	277803.7	555611.3
POIS	$\lambda_s$	1.21	$2.13 \times 10^{-3}$	0.00	332865.5	665733.1

表-2 全国データのパラメータ推定結果 (帰省・訪問)

model		coef.	SE	p-value	-log Likelihood	AIC
ZHIP	$\omega_p$	0.735	$1.50 \times 10^{-3}$	0.00		
	$\mu_p$	0.0220	$3.47 \times 10^{-4}$	0.00		
	$\lambda_p$	2.12	$8.89 \times 10^{-3}$	0.00	172330.4	344666.9
ZIP	$\omega_p$	0.751	$4.16 \times 10^{-4}$	0.00		
	$\lambda_p$	2.99	$2.85 \times 10^{-3}$	0.00	190394.2	380792.5
POIS	$\lambda_p$	0.563	0.0175	0.00	289147.0	578296.0

表-3 全国データのパラメータ推定結果 (業務出張・研修・その他)

model		coef.	SE	p-value	-log Likelihood	AIC
ZHIP	$\omega_b$	0.857	$9.29 \times 10^{-4}$	0.00		
	$\mu_b$	0.0236	$3.13 \times 10^{-4}$	0.00		
	$\lambda_b$	2.03	0.0168	0.00	108697.3	217400.6
ZIP	$\omega_b$	0.870	$3.19 \times 10^{-3}$	0.00		
	$\lambda_b$	3.76	0.0237	0.00	127176.6	254357.2
POIS	$\lambda_b$	0.427	$2.17 \times 10^{-6}$	0.00	237242.4	474486.9

モデルのゼロ構成率が過小かつ、1~2回の構成率が過大であることが分かる。この傾向は、旅行目的に関係なく見られる。

次に、ZIPモデルと観測値を比較すると、POISモデルで大きく乖離していた0の構成率が修正されることが確認できる。しかし、どの目的のデータにおいても4~7回の構成率が過大かつ、10回以上の構成率が過小となる傾向が読み取れる。これは、社会生活基本調査のデータでは、選択層の回数分布として仮定しているポアソン分布で期待されるより、はるかに10回以上の構成率が大きいことに起因している。

最後に、10回以上旅行する高頻度層の構成比 $\mu_m$ を追加したZHIPモデルを見ると、すべての目的において、概ね観測データの特徴を再現できていることが確認できる。また、表-1, 2, 3を見ても、他二つのモデルと比べてZHIPモデルは、負の対数尤度(逸脱度/2)とAICがともに非常に小さく、あてはまり・予測の面

からも都市間旅行の発生頻度分布の分析に適したモデルであることがわかる。つまり、国内宿泊旅行の回数分布は、非選択率 $\omega_m$ 、高頻度率 $\mu_m$ と選択層の平均旅行回数 $\lambda_m$ の3つのパラメータで表現できる。以降では、この3つのパラメータについてより詳細に分析することで、都市間旅客交通の発生過程を分析する。

#### (4) 回数分布パラメータの旅行間比較

つぎに、表-1, 2, 3のZHIPモデルの推定結果を、目的間で比較してみよう。まず、非選択率 $\omega_m$ の推定結果を見ると、観光<帰省・訪問<業務となっている。観光目的についての非選択層は50%程度だが、最大の業務目的の非選択層は85%にも上る。これは、宿泊を伴うような「業務出張・研修」はごく限られた職種の人しか行わないことを意味している。次に、高頻度率 $\mu_m$ の推定結果を旅行目的間で比較すると、「業務出張・研修」目的が他の目的よりわずかではあるが大きい。つ

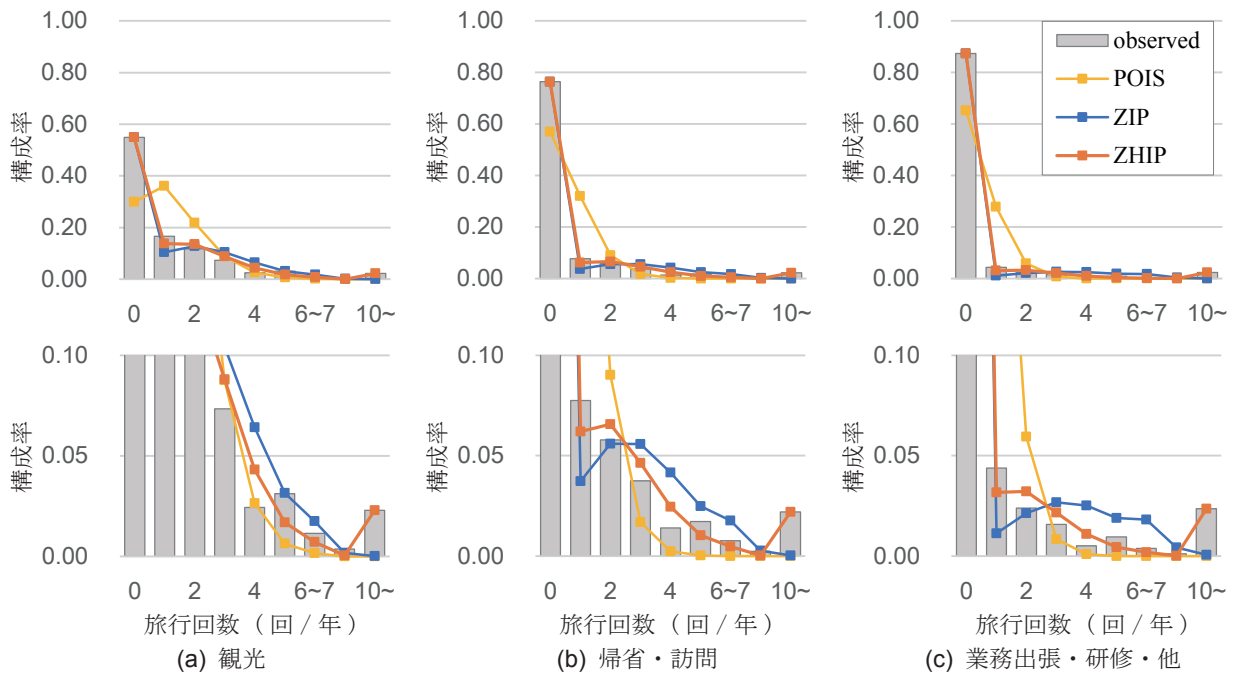


図-1 観測された頻度分布とモデルの比較 (下段は上段の一部を拡大したもの)

まり、以上から「業務出張・研修」目的は一部の職種の人が高頻度で行っていることが分かる。最後に、選択層の平均行動回数  $\lambda_m$  の推定結果をみると、観光 < 業務 < 帰省・訪問となっている。この帰省・訪問目的については、平均行動回数が大きく、高頻度率が小さいことが読み取れる。

$$\delta_{i,\text{sex}} = \begin{cases} 0: & \text{個人 } i \text{ が男性} \\ 1: & \text{個人 } i \text{ が女性} \end{cases}$$

$$\delta_{i,\text{care}} = \begin{cases} 0: & \text{個人 } i \text{ が介護をしていない} \\ 1: & \text{個人 } i \text{ が介護をしている} \end{cases}$$

$$o \in \{30 \text{ 歳未満}, 30 \text{ 歳代}, 40 \text{ 歳代}, 50 \text{ 歳代}, 60 \text{ 歳代}, 70 \text{ 歳以上}\}$$

#### 4. 国内宿泊旅行回数分布の個人属性による差異

以降では、各個人属性（性別、介護ありなし、年齢）ごとに結果を分析する。

##### (1) 着眼点と分析手法

3. では、都市間旅行の発生頻度分布は、非選択率  $\omega_m$ 、選択層の平均旅行回数  $\lambda_m$  と高頻度率  $\mu_m$  の3つのパラメータで表現できることを示した。本章では、社会生活基本調査の個人属性別の集計結果を用いて、個人属性と回数分布パラメータの関係を分析する。具体的には、性別・年齢階層・介護のありなし毎に集計された目的別年間旅行回数を用いて、次のように個人属性ごとのダミーを追加したモデルのパラメータ ( $\omega'_{m,i}$ ,  $\mu'_{m,i}$  と  $\lambda'_{m,i}$ ) を推定し、その結果を分析する。

$$\omega_{m,i} = \omega'_{m,0} + \omega'_{m,\text{sex}} \delta_{i,\text{sex}} + \omega'_{m,\text{care}} \delta_{i,\text{care}} + \omega'_{m,\text{age}} \delta_{i,\text{age}} \quad (5)$$

$$\mu_{m,i} = \mu'_{m,0} + \mu'_{m,\text{sex}} \delta_{i,\text{sex}} + \mu'_{m,\text{care}} \delta_{i,\text{care}} + \mu'_{m,\text{age}} \delta_{i,\text{age}} \quad (6)$$

$$\lambda_{m,i} = \lambda'_{m,0} + \lambda'_{m,\text{sex}} \delta_{i,\text{sex}} + \lambda'_{m,\text{care}} \delta_{i,\text{care}} + \lambda'_{m,\text{age}} \delta_{i,\text{age}} \quad (7)$$

##### (2) 性別による差異

性別による、非選択率  $\omega_m$ 、高頻度率  $\mu_m$  と選択層の平均旅行回数  $\lambda_m$  の差異を表すパラメータの推定結果を、表-4, 5, 6 に示す。まず、表-4 の係数の符号を見ると、観光目的では非選択率  $\omega'_{s,\text{sex}}$  が負であり、 $\mu'_{s,\text{sex}}$  と選択層の平均旅行回数  $\lambda'_{s,\text{sex}}$  は正である。これは、観光目的については、女性のほうが非選択層が少なく、高頻度層が多く、選択層の平均旅行回数が多い、つまり、女性のほうが観光目的の旅行を行う確率が高く、回数も多いことを示している。また、これらの p 値は十分小さく、男女に有意な差があることが確認できる。

帰省・訪問目的の結果（表-5）を見ると、同様に女性のほうが旅行を行う確率が高く、回数も多い。これらに対して、業務目的の符号はすべて逆であり、男性のほうが旅行を行う確率が高く、回数も多い。

表-4 性別に関するパラメータ推定結果 (観光)

	coef.	SE	p-value
$\omega'_{s,sex}$	-0.0466	$5.15 \times 10^{-3}$	0.00
$\mu'_{s,sex}$	$4.88 \times 10^{-4}$	$7.26 \times 10^{-4}$	0.25
$\lambda'_{s,sex}$	0.0423	0.0100	0.00

表-7 介護に関するパラメータ推定結果 (観光)

	coef.	SE	p-value
$\omega'_{s,care}$	0.0489	$8.08 \times 10^{-3}$	0.00
$\mu'_{s,care}$	$-2.64 \times 10^{-3}$	$1.86 \times 10^{-3}$	0.08
$\lambda'_{s,care}$	0.0267	0.0158	0.05

表-5 性別に関するパラメータ推定結果 (帰省・訪問)

	coef.	SE	p-value
$\omega'_{p,sex}$	-0.0291	$2.30 \times 10^{-3}$	0.00
$\mu'_{p,sex}$	$2.15 \times 10^{-3}$	$5.69 \times 10^{-4}$	0.00
$\lambda'_{p,sex}$	0.147	0.0168	0.00

表-8 介護に関するパラメータ推定結果 (帰省・訪問)

	coef.	SE	p-value
$\omega'_{p,care}$	0.0534	$9.84 \times 10^{-3}$	0.00
$\mu'_{p,care}$	$4.42 \times 10^{-3}$	$1.58 \times 10^{-3}$	0.00
$\lambda'_{p,care}$	$-6.24 \times 10^{-3}$	0.0121	0.30

表-6 性別に関するパラメータ推定結果 (業務出張・研修・他)

	coef.	SE	p-value
$\omega'_{b,sex}$	0.0984	$1.96 \times 10^{-3}$	0.00
$\mu'_{b,sex}$	-0.0320	$8.03 \times 10^{-4}$	0.00
$\lambda'_{b,sex}$	-0.645	0.0271	0.00

表-9 介護に関するパラメータ推定結果 (業務出張・研修・他)

	coef.	SE	p-value
$\omega'_{b,care}$	$-4.80 \times 10^{-3}$	$2.41 \times 10^{-3}$	0.02
$\mu'_{b,care}$	$-1.47 \times 10^{-3}$	$4.73 \times 10^{-4}$	0.00
$\lambda'_{b,care}$	-0.147	0.0498	0.00

### (3) 介護状況による差異

介護状況による、非選択率  $\omega_m$ 、高頻度率  $\mu_m$  と選択層の平均旅行回数  $\lambda_m$  の差異を表すパラメータの推定結果を、表-7, 8, 9 に示す。まず、表-7 の係数の符号を見ると、観光目的では非選択率  $\omega'_{s,care}$  が正であるが、他の  $\mu'_{s,care}$  と  $\lambda'_{s,care}$  は、p 値が高く (5%以上であり) 有意な差が見られない。つまり、介護を行う人のグループでは、観光旅行について、選択層の旅行の頻度は変わらないが、非選択層の構成比が大きいくことが分かる。これは、介護レベルなどによっては、宿泊旅行が困難になるためであろう。

次に、表-8 から帰省・訪問目的の係数の符号を見ると、 $\lambda'_{p,care}$  には有意な差が見られないが、 $\omega'_{p,care}$  と  $\mu'_{p,care}$  が正であることが分かる。選択率  $\omega'_{p,care}$  の符号が正であることは、観光目的と同様に介護レベルによっては、宿泊旅行が困難になることが原因であろう。高頻度率  $\mu'_{p,care}$  の符号は正であり、介護を行う人のグループでは、帰省・訪問の高頻度層の構成比が大きいくことを示している。これは、距離が離れた場所に住む両親の介護などがこの目的の宿泊旅行に含まれるためであろう。

最後に、表-9 から業務目的の係数の符号を見ると、 $\mu'_{b,care}$  と  $\lambda'_{b,care}$  の係数の符号が負であることが分かる。これは、高頻度層の構成比、選択層の旅行回数がともに小さい事を示しており、介護を行う人のグループでは業務旅行が少ない傾向を示している。

今後、少子高齢化が進行することによって、介護を行う人の構成比が大きくなることが想定される。上述の結果を踏まえると、介護を行う人の増加により、帰省・訪問目的の高頻度層が増加する分を除けば、どの旅行目的でも国内宿泊旅行回数が少なくなることが推測される。

### (4) 年齢階層による差異

年齢階層による、非選択率  $\omega_m$ 、高頻度率  $\mu_m$  と選択層の平均旅行回数  $\lambda_m$  の差異を表すパラメータの推定結果を、図-2, 3, 4 に示す。まず、非選択率  $\omega_m$  の年齢階層ごとの差異を示した図-2 を見ると、非選択層比率は高齢になるにしたがって大きくなる傾向がわかる。この傾向はどの旅行目的をとっても変わらない。

次に、図-3 と図-4 を見ると、帰省・訪問目的と業務目的の流動では 50 代以降で高齢になるほど、旅行頻度が少ない ( $\mu_m$  と  $\lambda_m$  が小さい) 傾向にある。なお、業務目的については、 $\mu_m$ 、 $\lambda_m$  が 40 代・50 代をピークとする形となっている。これは、都市間業務旅行は、比較的立場が高いと想定される 40 代・50 代で頻度が高いことを示している。また、観光目的の  $\lambda_m$  を見ると、他の目的とは異なり、60 代・70 代で最大となる。これは、退職後に観光旅行の頻度が高くなることを示している。ただし、上述のようにこの世代は、観光目的旅行の非選択層も特に多く、ごく一部の人が退職後に比較的高

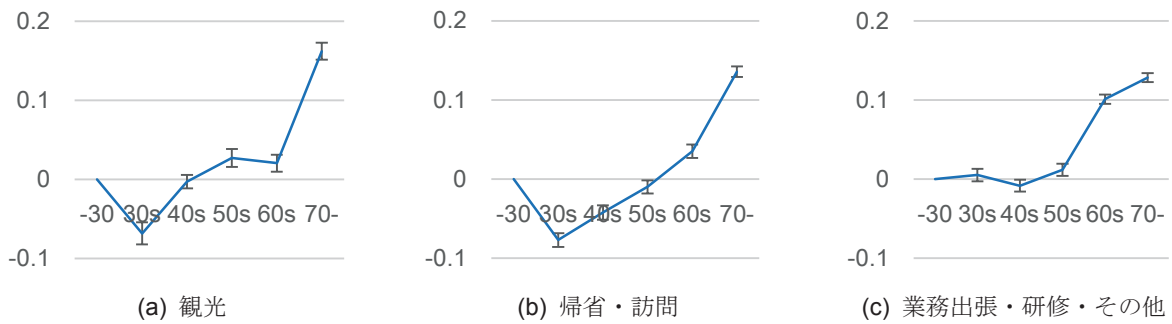


図-2 年齢階層による非選択率  $\omega_m$  の差異（上下の線分は 95%信頼区間）

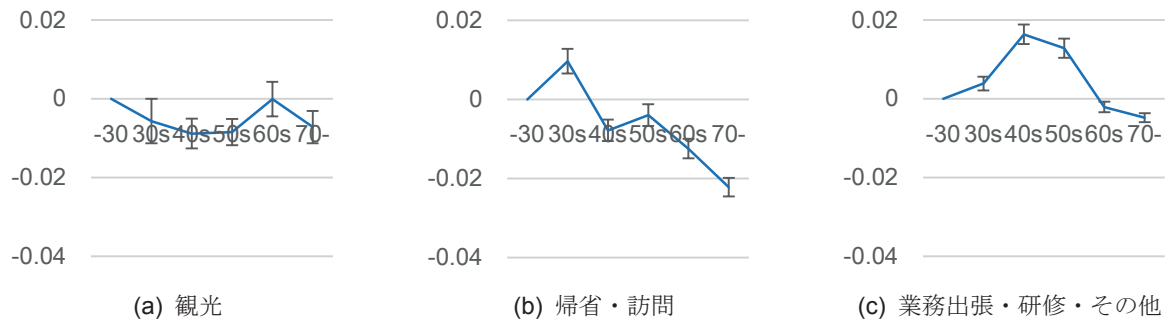


図-3 年齢階層による高頻度率  $\mu_m$  の差異（上下の線分は 95%信頼区間）

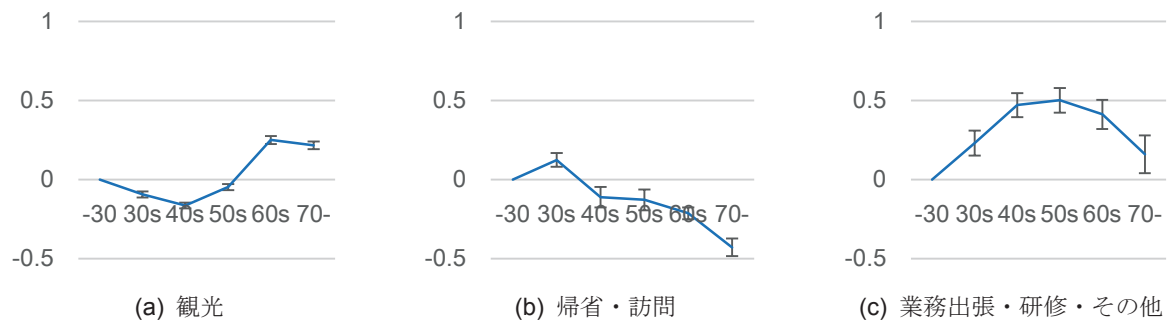


図-4 年齢階層による選択層の平均行動回数  $\lambda_m$  の差異（上下の線分は 95%信頼区間）

い頻度で観光旅行をするという構造が読み取れる。

## 5. 国内宿泊旅行回数分布の空間的差異

### (1) 着眼点と分析手法

本章では、社会生活基本調査の都道府県別の集計結果を用いて、回数分布パラメータの空間的な差異を分析する。具体的には、都道府県毎に集計された目的別年間行動回数を用いて、都道府県  $n$  ごとに別々のパラメータ ( $\omega_{m,n}$ ,  $\mu_{m,n}$  と  $\lambda_{m,n}$ ) を推定し、その結果を分析する。

### (2) 空間的差異の推計結果

本節では、回数分布パラメータの都道府県毎の推定結果を分析し、回数分布パラメータの空間的差異について考察する。図-5に、 $\omega_{m,n}$  を横軸、 $\mu_{m,n}$  を縦軸にとって、各都道府県をプロットした図を示す。まず、非行動者率  $\omega_{m,n}$  を基準に見ると、各目的ごとのプロットのばらつきは、目的間の差異に比べて小さい。つまり、非行動者率  $\omega_{m,n}$  については、空間的な差異より目的による差異のほうが大きいことがわかる。

次に、縦軸である高頻度率  $\mu_{m,n}$  を基準に見てみよう。高頻度率  $\mu_{m,n}$  では、目的間の差異がそれほど小さくなく、都道府県間で大きく異なることが分かる。なかには、4倍近く異なる都道府県ペアも存在しており、高頻度率  $\mu_{m,n}$  は、都市の配置や交通サービスといった空間



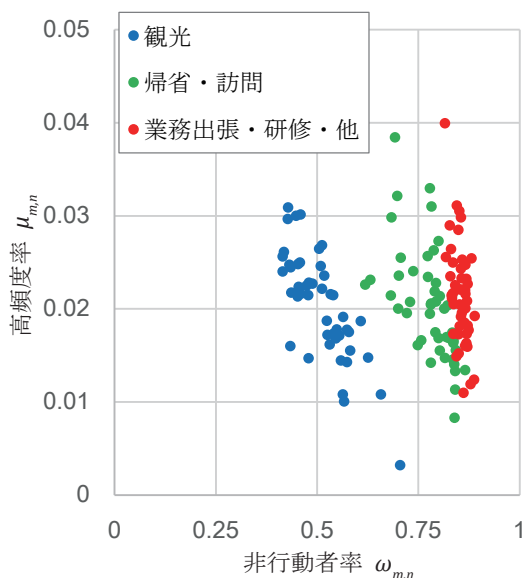


図-5 非選択率  $\omega_{m,n}$  と高頻度率  $\mu_{m,n}$  の推計結果

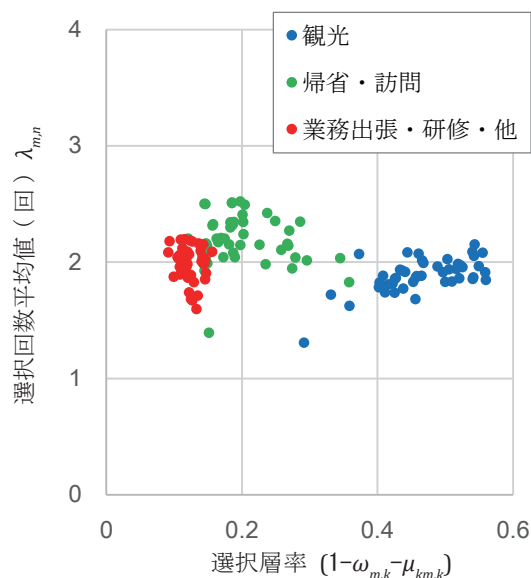


図-6 選択率  $(1 - \omega_{m,n} - \mu_{m,n})$  と  
選択層の平均旅行回数  $\lambda_{m,n}$  の推計結果

の影響を大きく受けていると推測できる。

同様に、図-6の縦軸である選択層の平均旅行回数  $\lambda_{m,n}$  も、 $\mu_{m,n}$  と同様に目的間の差異より空間的な差異のほうが大きく、このパラメータも空間要素の影響を大きく受けていると推測できる。

空間的差異は、都市の配置や交通のサービスレベルの影響を大きく受けていると推測される。本分析によって、高頻度率  $\mu_{m,n}$  や選択層の平均旅行回数  $\lambda_{m,n}$  は、空間的差異が目的間の違いより大きいことが分かった。今後は、非集計情報を用いて、個人属性による差異と比較した分析を行っていく中で、都市間交通サービスと都市間トリップ回数分布の関係を分析する予定である。

## 6. おわりに

本研究では、社会生活基本調査における国内年間宿泊旅行の回数分布を分析した。まず、回数分布の分析にあたって、本データの特徴である、ゼロと高頻度のサンプルが Poisson 分布で期待されるより多く観測される点に対応できる、「ゼロ・高値過剰ポアソンモデル (ZHIP)」を提案した。そして、旅行回数分布を「非選択率、高頻度率、選択層の平均旅行回数」の3つのパラメータをもつ ZHIP で記述できることを示した。次に、性別、年齢、介護状況などの個人属性によって、回数分布パラメータがどのように異なるかを明らかにした。さらに、都道府県ごとの旅行回数分布から、都道府県ごとの回数分布パラメータを推定し、その空間的な差異を確認した。

本分析の大きな目標は、「都市間公共交通サービスが旅行回数分布にどのような影響を与えるのか？」とい

う疑問に答えることである。この疑問に答えることで、「縮小期にどのように都市間交流を活性化させるか?」、「都市間公共交通の価値・担うべき役割とはなにか?」といった議論に有用な情報が得られると想定される。しかし、現時点では旅行回数分布を決めるパラメータの、都道府県間の(空間的)差異を検出するのみにとどまっている。今後は、社会生活基本調査の非集計データを活用しながら、本研究の中で確認された個人属性の影響をコントロールしつつ、空間的差異の原因となる要因、その際にどの程度公共交通サービスの水準が影響をあたえるか?といった分析を進める予定である。

謝辞： 本研究は日本学術振興会科学研究費基盤研究(B)25289157の成果の一部である。

## 参考文献

- 1) Okumura M., Tirtom H. and Yamaguchi H.: Planning model of optimal modal-mix in intercity passenger transportation, *Proceedings of International Conference on Low-carbon Transportation and Logistics, and Green Buildings (LTLGB2012)*, pp.309-314, 2012.
- 2) 奥村誠: 都市間旅客ネットワークのシェイプアップ, *運輸と経済*, Vol.74, No.2, pp.104-107, 2014.
- 3) 奥村誠: 全国幹線旅客純流動調査の意義と課題, *運輸と経済*, Vol.72, No.6, pp.21-30, 2012.
- 4) 奥村誠・山口裕通・大窪和明: 全国幹線旅客純流動調査の鉄道サンプル拡大方法に関する研究, *土木学会論文集 D3*, Vol.67, No.5, pp.911-918, 2011.
- 5) 総務省統計局: 平成 23 年 社会生活基本調査 生活行動に関する結果: 結果の概要, 2012, (<http://www.stat.go.jp/data/shakai/2011/pdf/houdou.pdf>).
- 6) Grogger, J.T. and Carson, R.T.: Models for Truncated Counts, *Journal of Applied Econometrics*, Vol.6, pp.225-238, 1991.
- 7) Mullahy, J.: Specification and testing of some mod-

- ified count data models, *Journal of Econometrics*, Vol.33, pp.341-365, 1986.
- 8) Lambert, D.: Zero-inflated Poisson regression with an application to defects in manufacturing, *Technometrics*, Vol.34, No.1, pp.1-14, 1992.
  - 9) Haab, T.C., and McConnell, K.E.: Count Data Models and the Problem of Zeros in Recreation Demand Analysis, *American Journal of Agricultural Economics*, Vol.78, pp.89-102, 1996.
  - 10) Gurmu, S., and Trivedi, P.K.: Excess Zeros in Count Models for recreational Trips, *Journal of Business & Economic Statistics*, Vol.14, pp.469-477, 1996.
  - 11) Ridout, M., Hinde, J. and Demetrio, C.G.B. : A score test for a zero-inflated Poisson regression model against zero-inflated negative binomial alternatives, *Biometrics*, Vol.57, pp.219-233, 2001.
  - 12) Dobbie, M.J., Welsh, A.H.: Modeling correlated zero-inflated count data, *Australian and New Zealand Journal of Statistics*, Vol.43, pp.431-444, 2001.
  - 13) Hall, D.B. and Zhang, Z.: Marginal models for zero inflated clustered data, *Statistical Modelling*, Vol.4, pp.161-180, 2004.
  - 14) Min, Y., Agresti, A.: Random effect models for repeated measures of zero-inflated count data, *Statistical Modelling*, Vol.5, pp.1-19, 2005.
  - 15) Lee, K., Joo, Y., Song, J.J., and Harper, D.W.: Analysis of zero-inflated clustered count data: a marginalized model approach, *Computational Statistics and Data Analysis*, Vol.55, pp.824-837, 2011.
  - 16) Wang, P. : A bivariate zero-inflated negative binomial regression model for count data with excess zeros,, *TEconomics Letters*, Vol.78, pp.373-378, 2003.
  - 17) Castillo, J and Perez-Cassany, M.: Over-dispersed and Under-dispersed Poisson Generalizations,, *Journal of Statistical Planning and Inference*, Vol.134, pp.486-500, 2005.
  - 18) Alegre, J., and Pou, Ll.: Microeconomic determinants of the probability of tourism consumption, *Tourism Economics*, Vol.10, pp.125-144, 2004.

(2014. 04. 25 受付)

## COMPARISON OF INTERCITY TRIP GENERATION PATTERNS OVER DIFFERENT PURPOSES

Makoto OKUMURA, Hiromichi YAMAGUCHI, Kazuki OMORI

It is important to understand the intercity trip generation patterns and to grasp possible factors stimulating people's trip generation, in the decreasing trend demand in Japan. This paper analyzed the distribution of annual frequency of intercity overnight travels for three purposes, business, sightseeing and private visiting, based on the Survey on Time Use and Leisure Activities, conducted by the Statistics Bureau Japan. We proposed Zero High Value Inflated Poisson (ZHIP) model by adding a parameter of highly frequent travelers to Zero Inflated Poisson (ZIP) model which include two parameters; inactive persons ratio and average frequency of travels. ZHIP model are applied to these distributions of annual frequency. We showed that individual characteristics such as sex, age, and domestic caring status give significant effects on the model parameters. Across prefectures, ZHIP model parameters distributes differently for the three travel purposes.