

# 1時点大規模データと2時点小規模データによる 交通需要予測精度比較

三古 展弘<sup>1</sup>

<sup>1</sup>正会員 神戸大学大学院准教授 経営学研究科 (〒657-8501 神戸市灘区六甲台町2-1)

E-mail: sanko@kobe-u.ac.jp

需要予測においては複数時点からデータが得られていても直近の1時点のデータのみを用いることが多い。本研究の問題意識は、複数時点のデータを用いるのであれば各時点のサンプル数を少なくしても、それよりも大きいサンプル数の直近の1時点のデータを用いるよりも優れた予測を行えるのではないかと、ということである。本研究では、データ取得時点として2時点を考え、1時点の大規模データと2時点の小規模データを用いた交通需要予測を行い、その予測精度を比較した。複数時点のデータを用いるモデルではパラメータが1人当たりGDPの関数に従って変化することを仮定した。分析の結果、複数時点のデータを用いることで各時点の調査規模を10~80%にまで削減できる可能性が示された。

**Key Words** : travel demand forecast, temporal transferability, sample size, interval of survey, household travel survey, bootstrap

## 1. はじめに

交通手段選択や自動車保有などの交通行動を個人や世帯単位で分析するのに適した非集計モデルは需要予測に積極的に用いられている。需要予測モデルを断面データを用いて構築する場合、複数時点からデータが得られていても直近の1時点のデータのみを用いることが多く、貴重な過去のデータを無駄にしていた。

貴重な過去のデータも同時に用いることで、直近の1時点のデータのみを用いるよりも、予測精度が向上することが筆者<sup>1)</sup>によって示されている。筆者<sup>1)</sup>の方法では、複数時点のデータを同時に用い、パラメータを時間の関数で表現していた。この定式化は将来時点のパラメータを予測することが可能であるという特徴を持っている。その後、筆者<sup>2)</sup>は、パラメータを1人当たりGDP (Gross Domestic Product : 国内総生産) の関数で表現することも試み、1人当たりGDPの関数で表現するほうが時間の関数で表現するよりも予測精度において優れていることを示した。

パラメータをどのような変数 (例えば、時間、1人当たりGDP) のどのような関数形 (例えば、線形、2乗、平方根、対数、指数) で表現するかは重要な問題である。交通手段選択モデルを例にとると、選択肢固有定数項と所要時間のパラメータが異なる変数の異なる関数形で表現されることも十分に考えられる。この問いに答えるた

めには、パラメータの時点変化がどのような要因で決まっているかを詳細に分析する必要がある。限られた時点の断面データを用いた分析ではこれを解明するには至っていないものの、三古<sup>3)</sup>の示す次の2つの理由により、総てのパラメータに1人当たりGDPの線形の関数を仮定することが現時点で最も妥当な方法と考える。理由の1つ目として、時間の関数についてはover-fittingの可能性があるため避けることが望ましい。理由の2つ目として、1人当たりGDP (線形、2乗、平方根)、女性の社会参加率 (線形)、地下鉄路線長 (線形) を比較したところ、結果に大きな差は無く、試みた中で最も理解が容易である1人当たりGDP (線形) の関数にするのが妥当と考える。

以上の研究は、複数の時点から同程度のサンプル数が得られている場合について分析したものであったが、複数の時点から異なるサンプル数が得られている場合についても分析を進めている。筆者<sup>4)</sup>は2時点のデータがある場合に、直近の1時点のデータのみを用いたモデルと、2時点のデータを用いて1人当たりGDPの関数で表現したモデルによる予測精度を比較した。そこでは、2時点のデータ収集年と各時点からのサンプル数を様々に変化させ、2時点のデータを用いて1人当たりGDPの関数で表現したモデルのほうが直近の1時点のデータのみを用いるモデルよりも有意に予測精度が優れている場合があることを示した。このように、2時点からのデータが得られていれば、直近の1時点のデータのみを用いるよりも、2

時点のデータを用いて1人当たりGDPの関数にしたモデルのほうがより良い予測を行えることがあり、この方法によって予測精度を向上させることが期待できる。さらに、1時点あたりのサンプル数は少なくとも、その少ないサンプルを2時点から得てモデル化することにより、それよりも大きい直近の1時点のデータによる予測と同等あるいは優れた予測を行える可能性があるのではないかと期待される。(具体的には、2時点から得られた3000サンプルずつを用いるモデルのほうが、直近の1時点の5000サンプルを用いるモデルよりも予測精度が良いことが期待される。)

本研究の問題意識は、複数の時点のデータを同時に用いることにより、直近の1時点のデータのみを用いるよりも、各回の調査規模を削減できるのではないかと、ということである。このことは調査費用の削減と密接に関係している。直近の1時点のデータしか用いないのであれば、常に同規模の調査を継続して行う必要がある。しかし、各回の調査規模を小さくしても複数時点のデータを用いることで、直近の1時点のデータのみを用いるよりも予測精度が向上するのであれば、調査規模を削減することを正当化する理由となる。このことは、実務的にはパーソントリップ調査のような繰り返し断面調査のサンプル数の決定に貢献できると考える。

本研究の目的は、Sanko<sup>2)</sup>によって提案された複数時点のデータを利用した1人当たりGDPの関数でパラメータを表現するモデル(本研究ではデータが2時点から得られた場合を扱うので「2時点GDPモデル」と表記)と直近の1時点のデータのみを用いたモデル(「1時点直近モデル」と表記)を比較し、各回の調査規模の削減に関する検討を行うことである。

本研究のリサーチクエスション以下に整理される。

**リサーチクエスション：1時点直近モデル( $m_2$ サンプル)と、2時点GDPモデル( $m_1 + m_2$ サンプル)の予測精度の比較**

新しい時点から $m_2$ サンプルが得られたときの1時点直近モデル( $m_2$ サンプルを使用)と、古い時点と新しい時点から $m_1$ サンプルずつ得られたときの2時点GDPモデル( $m_1 + m_2$ サンプルを使用)のどちらが統計的に有意に良い予測を行えるか。ただし、 $m_1$ と $m_2$ の関係は、 $m_1 \leq m_2$ を考える。

ここで示した問いに取り組むために、本研究では、中京都市圏で得られた1971, 1981, 1991, 2001年のパーソントリップ調査データを使用する。ここでは、1971, 1981, 1991年の3時点のデータをモデルの構築に用い、

2001年のデータを予測の検証のみに用いる。1971, 1981, 1991年から2つの時点(1つは古い時点, 1つは新しい時点)を抽出し、それぞれの時点から様々なサンプル数(100から10000の範囲の23通り)のデータをランダムに抽出する。2つの時点の組み合わせとしてモータリゼーションの程度の異なる1971と1981年, 1971と1991年, 1981と1991年の3通りを検討することができる。統計的に意味のある知見を得るために、ブートストラップ法を用いる。パーソントリップ調査はこれまで同一の政府機関によって実施されており、調査方法が時点間で安定している。そのため、今回の分析で2時点のデータ収集年と各時点からのサンプル数以外の要因がコントロールされていると仮定することは妥当と考える。なお、この問題については三古<sup>4)</sup>でも取り扱われていたが、サンプル数に関して100から10000の範囲の12通りのみを検討し、その内訳は、100から1000までの100刻みと2000と10000の場合であった。 $m_1 = m_2$ の場合に、2時点GDPモデルのほうが統計的に有意に良い場合があったが、 $m_1 < m_2$ の場合は2時点GDPモデルのほうが良い場合はあったものの、統計的に有意ではなかった。しかし、2時点GDPモデルのほうが統計的に有意に良い場合は、2時点のサンプル数が2000と10000の場合のみに見られたことから、この範囲をより詳細に分析することが課題となっていた。本研究はこの点について取り組むものである。

本論文は以下のように構成される。2章ではデータを説明する。3章では方法論について説明する。4章ではパラメータ推定と統計的検定の結果を報告する。最後に、5章で結論を述べる。

## 2. データ

中京都市圏において1971, 1981, 1991, 2001年の4時点から得られた繰り返し断面データである、パーソントリップ調査データを用いる。モデルの構築には1971, 1981, 1991年のデータを用い、2001年のデータはモデルの予測精度の検証のみに用いる。本研究で分析の対象とするのは鉄道、バス、自動車の3選択肢からの通勤交通手段選択行動である。データの詳細についてはSanko<sup>1)</sup>を参照されたい。しかし、ここでは2点について再度強調しておく。1つ目に、通勤の費用については通勤手当が支給されることが多いため考慮しない。2つ目にモータリゼーションが急激に進んだことである。推定のためにデータを整理した後のサンプルを見ると1971, 1981, 1991, 2001年の交通手段のシェアは、鉄道：28%, 28%, 26%, 25%, バス：21%, 9%, 5%, 3%, 自動車：51%, 63%, 68%, 72%となっている。

### 3. 方法論

本研究の目的は、統計的な検定を用いて筆者の提案した2時点GDPモデルと、1時点直近モデルの予測精度を比較することである。このような観点からの研究はこれまでにないので、本研究では分析を簡略化するため、多項ロジットモデルを採用する。しかし、ここで説明する方法論は、他のモデル構造の場合にも適用可能である。本章では、(1)節で多項ロジットモデルを説明し、(2)節で1時点直近モデルと2時点GDPモデルを説明する。(3)節では今回の分析におけるブートストラップ法の適用について説明し、(4)節ではブートストラップ法を利用したモデルの優劣の検定について説明する。なお、以下の説明で、古い時点と新しい時点をそれぞれ1と2と表記する。

#### (1) 多項ロジットモデル

ランダム効用理論に基づき、全効用を確定項と誤差項に分けて表現する。個人 $p$ の選択肢 $i$ に対する時点 $t$ （ここでは1と2を区別しないで定式化する）における効用関数の確定項 $V_{ip}^t$ を式(1)のように定式化する。

$$V_{ip}^t = \alpha_i^t + \sum_k \beta_{ik}^t x_{ikp}^t \quad (1)$$

ここに、 $\alpha_i^t$ は時点 $t$ の選択肢 $i$ の選択肢固有定数項、 $x_{ikp}^t$ は時点 $t$ の個人 $p$ の選択肢 $i$ に対する $k$ 番目説明変数、 $\beta_{ik}^t$ はそれに対応するパラメータである。なお、スケールパラメータは識別のため、1時点直近モデルでも2時点GDPモデルでも1に固定するので明示的に示していない。

誤差項に独立で同一なばらつきを持つガンベル分布を仮定すると、時点 $t$ において個人 $p$ が選択肢 $i$ を選択する確率 $P_{ip}^t$ は式(2)のロジット式で表現される。

$$P_{ip}^t = \frac{\exp(V_{ip}^t)}{\sum_j \exp(V_{jp}^t)} \quad (2)$$

このとき、対数尤度関数は式(3)で表現される。

$$L = \sum_t L^t = \sum_t \sum_p \sum_j y_{jp}^t \ln(P_{jp}^t) \quad (3)$$

ここに、 $y_{jp}^t$ は時点 $t$ で個人 $p$ の選択結果が選択肢 $j$ であったとき1、そうではないとき0となるダミー変数。パラメータは(3)式を最大化することによって推定される。

#### (2) 1時点直近モデルと2時点GDPモデル

##### a) 1時点直近モデル

上の(1)節で $t=2$ を代入してモデルを推定する。なお、(3)式で最大化する対数尤度関数は、 $L = L^2$ である。モデルの予測精度は式(3)の2001年のデータへの対数尤度 $L^{2001}$

で表現される。これは、推定されたパラメータ( $\hat{\alpha}^{t2}$ ,  $\hat{\beta}^{t2}$ )、2001年の説明変数 $x$ と選択結果 $y$ を式(1)~(3)に代入することによって計算される。なお、 $\wedge$ は推定値を意味する。

##### b) 2時点GDPモデル

上の(1)節の式(1)において、 $\alpha_i^t$ と $\beta_{ik}^t$ について、以下のように定式化する。

$$\alpha_i^t = \alpha_i + \alpha_{di} gdp^t \quad (4a)$$

$$\beta_{ik}^t = \beta_{ik} + \beta_{dik} gdp^t \quad (4b)$$

ここに、 $\alpha_i$ と $\beta_{ik}$ は時点に関係ないベースのパラメータ(base parameters)、 $\alpha_{di}$ と $\beta_{dik}$ は1人当たりGDPに伴って変化する部分を表現するパラメータ(historically changing parameters)である。また、 $gdp^t$ は時点 $t$ における、1人当たりGDP(constant 2005 price; units in 10 million JPY)である。

モデルの推定は(1)、(2)、(4)式で、 $t=1, 2$ の場合について定式化し、(3)式の対数尤度関数 $L = L^1 + L^2$ を最大化する。モデルの予測精度は式(3)の2001年のデータへの対数尤度 $L^{2001}$ で表現される。これは、推定されたパラメータ( $\hat{\alpha}$ ,  $\hat{\beta}$ ,  $\hat{\alpha}_d$ ,  $\hat{\beta}_d$ )、2001年の1人当たりGDPである $gdp^{2001}$ 、2001年の説明変数 $x$ と選択結果 $y$ を式(1)~(4)に代入することによって計算される。なお、1人当たりGDPについては線形で考えている。これは第1章で述べたように筆者<sup>3)</sup>が試みた1人当たりGDPの異なる関数形について結果に明確な違いが見られなかったためであり、最も単純な線形を採用した。

#### (3) ブートストラップ<sup>6)</sup>

まず、1971、1981、1991年のデータから通勤トリップをランダムに10000サンプルずつ抽出した。各年から同じサンプル数を抽出するのは、そこからブートストラップを行うことになる、サンプル数の違いが結果に与える影響を避けるためである。また、10000サンプルとしたのは、ブートストラップにおける計算時間を節約するためである。また、予測対象年の2001年からもランダムに10000サンプルを抽出して検証に用いる。

ここで、3つの変数 $y$ 、 $n$ 、 $b$ を導入する。

- $y$ はデータ収集年であり、以下の3時点を考える：1971, 1981, 1991
- $n$ はサンプル数であり、以下の23通りを考える：100, 200, 300, 400, 500, 600, 700, 800, 900, 1000, 1500, 2000, 2500, 3000, 3500, 4000, 4500, 5000, 6000, 7000, 8000, 9000, 10000
- $b$ はブートストラップの繰り返し回数であり200回繰り返す： $b=1, 2, \dots, 200$

まず、それぞれのデータ年 $y$ (1971, 1981, 1991の3通り)に

においてサンプル数 $n$  (100から10000の範囲の23通り)のデータを先に抽出した10000サンプルから200 ( $b = 1, 2, \dots, 200$ )回ランダムに復元抽出する。このとき、同じデータ年 $y$ の $b$ 回目の抽出において、 $n$ が小さいサンプルは $n$ が大きいサンプルの一部になるように抽出している。これによって $y$ ,  $n$ および $b$ の組み合わせからなる $3 \times 23 \times 200 = 13800$ 通りのデータが生成された。

本研究では、2時点のサンプルを同時に検討するので、さらに、次の変数を導入する。まず、 $y$ に関して、古い時点と新しい時点をそれぞれ $y_1$ ,  $y_2$ とする。また、1時点直近モデルで使われる $y_2$ からのサンプル数を $m_2$ , 2時点GDPモデルで使われる $y_1$ ,  $y_2$ からは $m$ サンプルずつ得られているとする。

今回の分析で必要となる作業は次の通りである。

- a)の1時点直近モデルでは、 $y_2$ と $m_2$ の組み合わせである、 $2 \times 23 \times 200 = 9200$ 回モデルを推定し、2001年の行動を予測する。
- b)の2時点GDPモデルでは、 $y_1$ ,  $y_2$ ,  $m$ の組み合わせである、 $3 \times 23 \times 200 = 13800$ 回モデルを推定し、2001年の行動を予測する。

なお、 $y$ に関する組み合わせは( $y_1$ ,  $y_2$ ) = (1971, 1981), (1971, 1991), (1981, 1991)の3通りであり、b)ではこの総てを検討する必要があるが、a)では $y_2$ のみを考えるため2通りのみを検討する。

予測精度を2001年のデータへの対数尤度で表現する。 $y_2$ 時点のサンプル数 $m_2$ による $b$ 回目の抽出データにおいて、1時点直近モデルの予測精度を $L1(\bullet, y_2, \bullet, m_2, b)$ と表現する。 $y_1$ 時点のサンプル数 $m$ ,  $y_2$ 時点のサンプル数 $m$ による $b$ 回目の抽出データにおいて、2時点GDPモデルによる予測精度を $L2(y_1, y_2, m, m, b)$ と表現する。

#### (4) 仮説検定

ここでは、1時点直近モデルと2時点GDPモデルのどちらの予測精度が統計的に有意に優れているかを検定する方法を説明する。2つのモデルによって将来予測が行われたとき、 $x_b$ を式(5)に示すように定義する。

$$x_b = L2(y_1, y_2, m, m, b) - L1(\bullet, y_2, \bullet, m_2, b) \quad (5)$$

なお、ここで総ての $b$  ( $= 1, 2, \dots, 200$ )に対して良好な推定結果が得られるわけではない。特にサンプル数が小さい場合においてこのことは問題となる。そこで、式(5)の $x_b$ は、 $b$ 回目のランダム抽出のときに $L1$ と $L2$ の両方が計算されたときにのみ、定義されることとする。

$x_b$ の意味するところは、この値が正であれば、2時点GDPモデルのほうが1時点直近モデルよりも予測精度において優れているということである。

ここで、帰無仮説 $H_0$ と対立仮説 $H_1$ を下に示す。

$$H_0: x_b = 0$$

$$H_1: x_b \neq 0$$

ここで、次の $z$ を定義する。

$$z = \frac{\bar{x}_b}{s(x_b)} \quad (6)$$

ここに、 $\bar{x}_b$ と $s(x_b)$ はそれぞれ、 $x_b$ の平均と標準偏差。ここで、 $x_b$ が正規分布に従っていると仮定すると、 $z \geq 1.96$ のときに2時点GDPモデルのほうが1時点直近モデルよりも5%の有意水準で良い予測が行えることを示している。

## 4. 結果

ここでは、まず10000サンプルを使ったモデルの推定結果について述べ、予測精度の差の統計的検定の結果を説明する。

### (1) 推定結果

モデル化にあたって、男性ダミー (男性=1, 女性=0), 20歳以上ダミー (20歳以上=1, 19歳以下=0), 65歳以上ダミー (65歳以上=1, 64歳以下=0), 名古屋ダミー (名古屋市を出発地または到着地とする=1, そうではない=0) を定義した。モデルの変数の記述統計とその解釈はSanko<sup>3)</sup>に示されている。

各時点から抽出した10000サンプルのデータを用いて構築した1時点直近モデルの結果を表—1に示す (Sanko<sup>3)</sup>の再掲)。1981, 1991年のデータを用いたモデル推定結果のほかに予測対象時点の2001年のデータを用いたモデルの推定結果も示す。2時点から10000サンプルずつの20000サンプルを用いて構築した2時点GDPモデルの結果を表—2に示す (三古<sup>4)</sup>の再掲)。本論文では以降もここでのモデル特定化を用いて分析を進める。なお、2章で述べたように費用の変数は含まれていないことに注意が必要である。2001年のデータに適用した予測精度 (Log-likelihood on 2001 dataの行) は、高い順に1971/1991の2時点GDPモデル, 1981/1991の2時点GDPモデル, 1991の1時点直近モデル, 1971/1981の2時点GDPモデル, 1981年の1時点直近モデルの順になった。このことは、直近の時点が1991年であれば、直近の時点に加えて過去の時点のデータを用いるほうが良いことを示している。直近のデータが1981年であっても同様である。

表一 1 時点直近モデルの推定結果

Variables	1981		1991		2001 <sup>a</sup>	
	Est.	t-stat.	Est.	t-stat.	Est.	t-stat.
Constant (B)	-0.392	-6.21	-0.638	-8.98	-1.03	-12.11
Constant (C)	-0.645	-4.65	0.301	1.96	0.560	2.23
Travel time [hr]	-1.81	-16.47	-1.59	-15.71	-2.60	-20.48
Male dummy (R)	0.787	8.70	0.812	7.53	0.511	3.89
Male dummy (C)	2.17	25.22	1.78	17.30	1.38	10.91
20 years old or older dummy (C)	0.764	5.78	0.776	5.18	0.511	2.06
65 years old or older dummy (B)	1.37	5.73	1.33	5.59	0.561	2.05
Nagoya dummy (C)	-1.77	-33.21	-2.18	-37.81	-2.21	-36.70
N	10000		10000		10000	
L( $\beta$ )	-5985.02		-5300.58		-4716.28	
L( $\theta$ )	-8593.88		-8398.85		-8159.63	
Adj rho-squared	0.303		0.368		0.421	
Log-likelihood on 2001 data	-5225.15		-4801.79		Not applicable	

Note: (R), (B), and (C) notations refer to alternative-specific variables for rail, bus, and car, respectively. Variables without notations are generic.

<sup>a</sup> 2001 is the target year of forecast, and a model from 2001 is not required but is presented for a comparison purpose.

表二 2 時点 GDP モデルの推定結果

Variables	1971/1981		1971/1991		1981/1991	
	Est.	t-stat.	Est.	t-stat.	Est.	t-stat.
<i>Base parameters (<math>\alpha_i, \beta_{ik}</math>)</i>						
Constant (B)	1.45	6.74	0.856	6.99	0.116	0.48
Constant (C)	-2.51	-4.54	-2.54	-9.35	-2.61	-5.03
Travel time [hr]	2.53	5.94	0.334	1.71	-2.27	-5.70
Male dummy (R)	-0.0156	-0.06	0.353	2.12	0.725	2.02
Male dummy (C)	1.43	4.86	2.15	13.15	2.95	8.67
20 years old or older dummy (C)	1.28	2.45	1.02	3.98	0.737	1.47
65 years old or older dummy (B)	3.27	3.29	2.47	5.18	1.41	1.60
Nagoya dummy (C)	0.572	2.62	-0.118	-1.11	-0.927	-4.56
<i>Historically changing parameters (<math>\alpha_{it}, \beta_{itk}</math>)</i>						
Constant (B)	-7.71	-7.20	-4.22	-8.67	-2.13	-2.58
Constant (C)	7.85	2.87	8.02	7.53	8.23	4.69
Travel time [hr]	-18.2	-8.56	-5.44	-7.38	1.92	1.48
Male dummy (R)	3.40	2.74	1.29	1.85	0.252	0.21
Male dummy (C)	3.11	2.12	-1.04	-1.53	-3.29	-2.82
20 years old or older dummy (C)	-2.18	-0.84	-0.677	-0.66	0.114	0.07
65 years old or older dummy (B)	-7.89	-1.63	-3.24	-1.83	-0.215	-0.07
Nagoya dummy (C)	-9.82	-9.16	-5.82	-14.23	-3.54	-5.18
N	20000		20000		20000	
L( $\beta$ )	-13761.89		-13077.44		-11285.60	
L( $\theta$ )	-17542.13		-17347.11		-16992.73	
Adj rho-squared	0.215		0.245		0.335	
Log-likelihood on 2001 data	-4996.66		-4764.18		-4779.85	

Note: (R), (B), and (C) notations refer to alternative-specific variables for rail, bus, and car, respectively. Variables without notations are generic.

## (2) 予測精度の差の検定

検定の結果を図1に示す。それぞれのパネルの中で、横軸は古い時点と新しい時点で共通のサンプル数 $m$ 、縦軸は新しい時点のサンプル数 $m_2$ を示している。黒色で塗りつぶされている領域は $z \geq 1.96$ となり、2時点GDPモデルが1時点直近モデルよりも有意に良い予測を行えることを示している。また、濃い灰色で塗りつぶされている部分は $0 < z < 1.96$ となり、2時点GDPモデルが1時点直近モデルよりも有意ではないものの良い予測を行えることを示している。各パネルの右下の薄い灰色で塗りつぶしてある領域は、 $m > m_2$ であり、今回の興味の対象外である。

まず、3つのパネルのいずれにおいても、2時点GDPモデルのほうが1時点直近モデルよりも有意に良い予測を行える場合がある。パネル(a)では1981年の10000サンプルよりも1971/1981年の6000サンプルずつのほうが有意に良い予測を行える。パネル(b)では1991年の10000サンプルよりも1971/1991年の4500サンプルずつ、パネル(c)では1991年の10000サンプルよりも1981/1991年の8000サンプルずつ、ということになった。直近のサンプル数が10000以外の場合も含めると、パネル(a)では2時点から6000サンプルずつ、パネル(b)では2時点から1500~4500サンプルずつ、パネル(c)では2時点から3000~8000サンプルずつあれば、それと等しいあるいはそれよりも大きいサンプルを用いた1時点直近モデルよりも統計的に有意に良い予測を行える。

次に、2時点GDPモデルのほうが1時点直近モデルよりも有意ではないが良い予測を行える場合を検討する。パネル(a)では1981年の10000サンプルよりも1971/1981年の1500サンプルずつのほうが良い予測を行える。パネル(b)では1991年の10000サンプルよりも1971/1991年の1000サンプルずつ、パネル(c)では1991年の10000サンプルよりも1981/1991年の2000サンプルずつ、ということになった。直近のサンプル数が10000以外の場合も含めると、パネル(a)では2時点から1500サンプルずつ、パネル(b)では2時点から400~1000サンプルずつ、パネル(c)では2時点から700~2000サンプルずつあれば、それと等しいあるいはそれよりも大きいサンプルを用いた1時点直近モデルよりも統計的に有意ではないものの良い予測を行える。

一方、1時点直近モデルのほうが2時点GDPモデルよりも統計的に有意に良い予測を行えることは、いかなるデータ収集年とサンプル数の組み合わせにおいても存在しなかった。つまり、 $z \leq -1.96$ とはならなかった。これは、新しい時点の10000サンプルを用いた1時点直近モデルが、100サンプルずつの合計200サンプルを用いた2時点GDPモデルよりも有意に良い予測を行えないということである。(なお、パネル(c)においては $m = 100$ の場合には $x_0$ の

計算が200回の繰り返しのうち十分な回数行えなかったため検定できていない。)

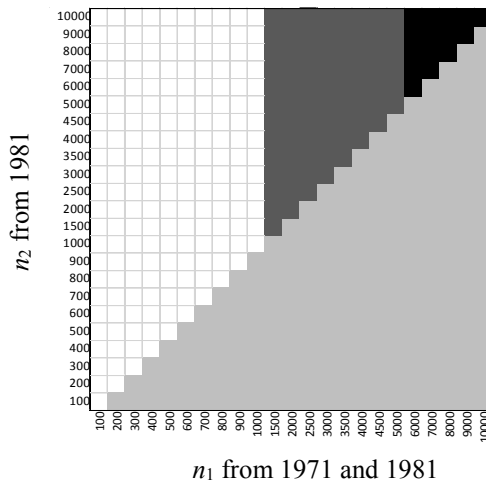
このことは、調査規模を大きく削減できる可能性を示唆している。統計的に有意に予測精度が改善されるという基準からは、直近のサンプル数が10000サンプルの場合では、調査規模を45% (パネル(b)参照) から80% (パネル(c)参照) に削減可能である。同様に、統計的に有意ではないものの予測精度が改善されるという基準からは、調査規模を10% (パネル(b)参照) から20% (パネル(c)参照) に削減可能である。もちろん、これは将来の1人当たりGDPの予測が正しいという条件付であるため、この不確実性に関する感度分析をSanko<sup>9</sup>同様にを行う必要がある。

## 5. おわりに

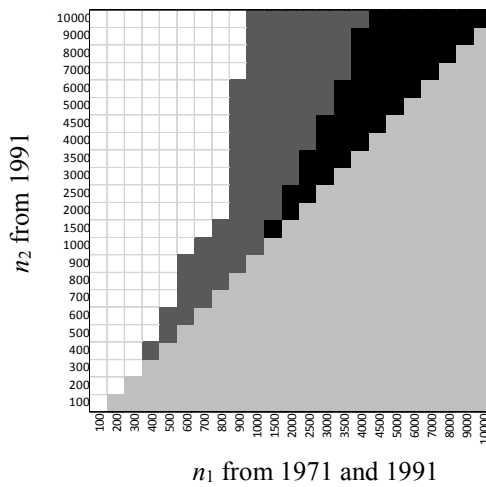
本研究では、複数時点からデータが得られているが、直近の1時点のデータのみしか用いないという現在多くの場合で採用されているアプローチに対し、過去のデータも用いることで各時点のサンプル数を減らすことができるかを検討した。特に、今回は複数時点として2時点の場合を検討した。2時点のデータを用いるモデルでは、パラメータを1人当たりGDPの関数で表現した。新しい時点から $m_2$ サンプルが得られたときの1時点直近モデル ( $m_2$ サンプルを使用) と、古い時点と新しい時点から $m$ サンプルずつ得られたときの2時点GDPモデル ( $m + m_2$ サンプルを使用) の予測精度を比較した。ただし、 $m$ と $m_2$ の関係は、 $m \leq m_2$ を考える。中京都市圏のパーソントリップ調査データを用いた出勤交通手段選択行動を対象とした分析を行った。

得られた知見を示す。

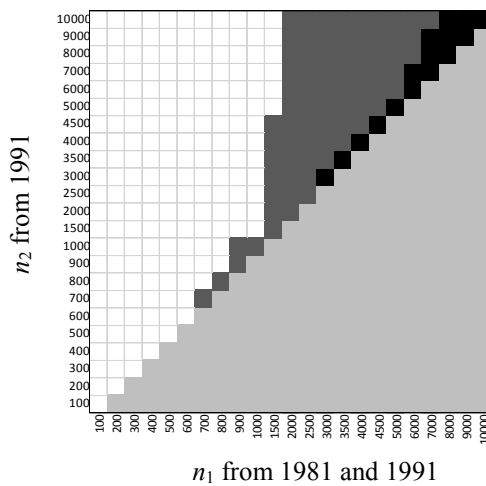
- 2時点GDPモデルのほうが1時点直近モデルよりも統計的に有意に良い予測を行える場合があることが示された。統計的に有意に良い予測が行えることを基準とするなら、各時点の調査規模を45%から80%に削減可能な場合があった。
- 2時点GDPモデルのほうが1時点直近モデルよりも統計的に有意ではないものの良い予測を行える場合があることも示された。統計的に有意ではないものの予測精度が改善されることを基準とするなら、各時点の調査規模を10%から20%に削減可能な場合があった。
- 1時点直近モデルが2時点GDPモデルよりも統計的に有意に良い予測を行えた場合は全く見られなかった。



(a)  $y_1=1971$  と  $y_2=1981$



(b)  $y_1=1971$  と  $y_2=1991$



(c)  $y_1=1981$  と  $y_2=1991$

注：2時点 GDP モデルが 1 時点直近モデルより良い場合に着色。黒は 5%有意，濃い灰色は 5%有意ではない，薄い灰色は  $m_1 > m_2$  であり，今回の興味の対象外。パネル(c)の  $m_1=100$  は正しく計算された  $x_b$  が少なく検定できていない。

図一 検定の結果

今後の課題は次の通りである。

- 今回は2時点について分析したが、3時点からデータが得られている場合の1時点直近モデル、2時点GDPモデル、3時点GDPモデルの比較も課題である。
- 今回の知見は、将来の1人当たりGDPに真値を与えた場合に得られたものである。実際には将来の1人当たりGDPの予測には不確実性が伴うことから、1人当たりGDPの予測に関する感度分析<sup>6)</sup>が必要である。

このような研究により、効率的な調査設計を行うことができれば、費用や時間の制約が多い近年の交通調査において貢献が大きいと考える。

**謝辞：**本研究はJSPS科研費25380564, 16K03931の助成を受けている。データ使用に関して、中京都市圏総合都市交通計画協議会と名古屋大学森川研究室の支援を受けた。

#### 参考文献

- 1) Sanko, N.: Travel demand forecasts improved by using

- cross-sectional data from multiple time points, *Transportation*, Vol. 41, No. 4, pp. 673–695, 2014.
- 2) Sanko, N.: Travel demand forecasts by using repeated cross-sectional data: attempt to express parameters as functions of gross domestic product per capita, *Compendium of Papers of the 93rd Annual Meeting of the Transportation Research Board*, Washington D.C., U.S.A., Jan. 2014.
- 3) Sanko, N.: Factors affecting temporal changes in mode choice model parameters, *Transportation Planning and Technology*, Forthcoming.  
doi: 10.1080/03081060.2016.1204088.
- 4) 三古展弘：パーソントリップ調査に関する小論：パラメータの時点変化を考慮したモデル更新法の視点, 土木計画学研究・講演集, No. 53 (CD-ROM), 2016.
- 5) Efron, B. and Tibshirani, R.J.: An Introduction to the Bootstrap. Chapman & Hall, London, 1993.
- 6) Sanko, N.: Travel demand forecasts improved by using cross-sectional data from multiple time points: enhancing their quality by linkage to gross domestic product, under review.

(2016. 7. 31 受付)

## COMPARING TRAVEL DEMAND FORECASTING PERFORMANCE BETWEEN MODELS WITH LARGER DATA FROM SINGLE TIME POINT AND WITH SMALLER DATA FROM TWO POINTS IN TIME

Nobuhiro SANKO