

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

三古 展弘¹

¹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

日本の大都市圏ではパーソントリップ調査が10年に1回行われているが、需要予測においては直近の1時点のデータのみを用いることが一般的である。本研究では、複数時点のデータを用いてパラメータの時点変化を1人当たりGDPの関数で表現したモデルと、直近の1時点のデータのみを用いるモデルの予測精度を比較した。得られた知見は次の通り。(1) 複数時点のデータを用いたほうが直近の1時点のデータを用いるよりも有意に予測精度が高いことがある。(2) 複数時点の少数ずつのデータを用いたほうが直近1時点の多数のデータを用いるよりも有意ではないものの予測精度が高いことがある。つまり、複数時点のデータを用いてモデルを構築するのであれば、パーソントリップ調査の各回の調査規模を縮小できる可能性がある。

Key Words : temporal transferability, household travel survey, model updating, travel demand forecast, sample size, 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¹⁾によって示されている。筆者¹⁾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²⁾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。また、筆者³⁾の研究では、時間や1人当たりGDPを含む様々な関数形について検討し、時間の関数についてはover-fittingの可能性のあることを指摘した。なお、これらの研究では複数の時点で十分な同程度のサンプル数のデータがあることを前提としていた。また、予測精度

が改善されたことを示したが、有意に改善されたかを示していない。

本研究の目的は、筆者が提案し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 (以降では、データが2時点から得られていれば「2時点GDPモデル」、3時点から得られていれば「3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を比較し、(1)筆者の方法がどの程度直近の1時点のデータを用いる方法に比べて予測精度の改善に寄与するか、(2)パーソントリップ調査のサンプル数の削減に寄与するか、検討を行うものである。

本研究のリサーチクエスションは以下に整理される。

リサーチクエスション1 : 1時点直近モデル (n_2 サンプル) と、2時点GDPモデル ($n_1 + n_2$ サンプル)

古い時点と新しい時点からそれぞれ m_1 サンプルと m_2 サンプルが得られている場合、1時点直近モデル (m_2 サンプルを使用) と、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、 $m_1 \geq m_2$ と $m_1 < m_2$ を考える。

リサーチクエスチョン2：1時点直近モデル (n_2 サンプル) と、2時点GDPモデル ($n_c + n_c$ サンプル)

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 n_c サンプルずつ得られたときの2時点GDPモデル ($n_c + n_c$ 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、 n_c と m_2 の関係は、 $n_c \leq m_2$ を考える。

(注) n_c については2時点から同じサンプル数が得られているという意味でcommonのcを添え字とした。

2つのリサーチクエスチョンの大きな違いを説明する。2時点のサンプルを考えたときに古い時点のサンプルは2時点GDPモデルでしか使われないが、新しい時点のサンプルは1時点直近モデルでも、2時点GDPモデルでも使用される。リサーチクエスチョン1では、新しい時点のサンプル数は2つのモデルのどちらでも m_2 である。しかし、リサーチクエスチョン2では新しい時点のサンプル数は1時点直近モデルでは m_2 であるが、2時点GDPモデルでは n_c ($n_c \leq m_2$) である。

リサーチクエスチョン1は、実務的には次のような場合を想定している。パーソントリップ調査は10年に1回程度の頻度で行われているため、最新のデータでも10年前(調査からデータ整備までの時間を考慮すると10年以上前)に収集されたものであることがある。このとき、パーソントリップ調査のデータに加えて、新たに調査を行ってデータを収集することが考えられる。しかし、大規模な調査を独自に行うことは困難であり、独自調査のサンプル数は小さいものにならざるを得ない。つまり、2つの時点のサンプル数の関係は $m_1 \geq m_2$ である。

古い時点からの多数のデータと新しい時点からの少数のデータが得られたときに、その両方を利用する方法はモデルの更新と呼ばれてきた。これまで、Transfer scaling, Joint context estimation, Bayesian updating, Combined transfer estimationが提案されてきた。しかし、筆者^{4,5,6}が今回の分析で用いるのと同じデータを用いた分析では、直近の1時点のデータを用いたモデルのほうが、2時点のデータを用いた4種類のモデル更新法よりも有意に良い予測を行える場合があることを示した。一方、4種類のモデル更新法が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ことは、いかなる2時点の組み合わせや2時点からのサンプル数の組み合わせに対しても存在しなかった。つまり、これまでに提案されてきたモデルの更新法を利用する意義は統計的に有意であるかという観点からだけ見れば、極めて小さいことがうかがえる。本研究では、筆者の提案した2時点GDPモデルであれば、1時点直

近モデルよりも統計的に有意に良い予測を行うことができるのではないかと考え、これを分析する。

さらに、本研究では2時点からのサンプル数の関係として、 $m_1 < m_2$ の場合も考える。これは、新しい時点のサンプル数が古い時点のサンプル数よりも多い場合であり、従来のモデル更新法の関心の対象外であった。しかし、2時点GDPモデルでは、過去の少数のデータを用いることでも、1時点直近モデルよりも統計的に有意に良い予測を行うことができるのではないかと考え、これを分析する。

リサーチクエスチョン2は、実務的には次のような場合を想定している。パーソントリップ調査のように10年に1回大規模な調査を行う場合、直近の1時点のデータのみを用いる場合と、過去のデータも用いる場合で必要な調査規模が異なるのではないかと考える。仮に、新しい時点の $m_2 = 5000$ で予測した場合と、古い時点と新しい時点の $n_c + n_c = 3000 + 3000 = 6000$ で予測した場合で同程度の予測精度であったとする。このとき、直近の1時点のデータのみを用いることを前提とすれば毎回5000サンプルの調査を行う必要があるが、2時点のデータを両方用いることを前提とするならば毎回3000サンプルの調査でよいことになる。

ここで示した2つの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12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。

本研究は、この問題について統計的検定を用いて知見を得ようとする初めての試みであることから、分析を可能な限り簡略化する。モデルは多項ロジットモデルを用いる。使用するデータは1971~2001年のパーソントリップ調査データであり、最新の2001年のデータも15年前のものであるが、これも主たる興味の対象ではない。

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し、パーソント

リップ調査の方向性と今後の研究課題について議論する。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時点で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Sanko⁶⁾または三古⁷⁾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更新法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, α_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, β_{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 \mathbf{x} と選択結果 \mathbf{y} を式(1)~(3)に代入することによって計算される。なお, $\hat{\cdot}$ 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, α_i^t と β_{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, α_i と β_{ik} は時点に関係ないベースのパラメータ(base parameters), α_{di} と β_{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)式, (2)式, (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 \mathbf{x} と選択結果 \mathbf{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。これは筆者³⁾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⁸⁾

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12通りを考える：
100, 200, 300, 400, 500, 600, 700, 800, 900, 1000, 2000, 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)においてサンプル数 n (100, 200, 300, 400, 500, 600, 700, 800, 900, 1000, 2000, 10000の12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 $3 \times 12 \times 200 = 7200$ 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、古い時点と新しい時点から得られたサンプル数をそれぞれ m_1 , m_2 とする。

y_1 , y_2 , m_1 , m_2 について考えられる組み合わせは、 y に関する3通りの組み合わせ($(y_1, y_2) = (1971, 1981), (1971, 1991), (1981, 1991)$)と n に関する144通りの組み合わせ(12×12)である。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 の組み合わせのみを考えればよいから、 $2 \times 12 \times 200 = 4800$ 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_1 , m_2 の総ての組み合わせを考える必要があるから、 $3 \times 144 \times 200 = 86400$ 回モデルを推定し、2001年の行動を予測する。

なお、リサーチクエスション1に対しては、a)の4800回とb)の86400回の推定の総てが必要である。リサーチクエスション2に対しては、a)は4800回必要であるがb)については86400回の一部しか使わない。 $m_1 = m_2 = n_c$ の場合の

みが必要であるため、 $3 \times 12 \times 200 = 4800$ 回のみを使う。

予測精度を2001年のデータへの対数尤度で表現する。 y_1 時点のサンプル数 m_1 , y_2 時点のサンプル数 m_2 における b 回目の抽出データにおいて、1時点直近モデルと2時点GDPモデルによる予測精度をそれぞれ、 $L1(y_1, y_2, m_1, m_2, b)$ $L2(y_1, y_2, m_1, m_2, b)$, と表現する。なお、1時点直近モデルでは新しい時点のデータしか用いていないということを明示的に示すため、 $L1(\bullet, y_2, \bullet, m_2, b)$ と書くこともできる。

(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、以下の変数 x_b を定義する。リサーチクエスション1と2のそれぞれについて、 x_b は式(5a)と(5b)に示すように定義される。

リサーチクエスション1に対して

$$x_b = L2(y_1, y_2, m_1, m_2, b) - L1(\bullet, y_2, \bullet, m_2, b) \quad (5a)$$

リサーチクエスション2に対して

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

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 が標準正規分布に従っていると仮定すると、 $z > 1.96$ 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。また、パーソントリップ調査の方向性と今後の研究課題について整理する。

(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Sanko⁵⁾と三古⁷⁾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。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。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。

(2) 予測精度の差の検定

a) リサーチクエスチョン1の検定

リサーチクエスチョン1に対する結果を図—1に示す。それぞれのパネルの中で、横軸は古い時点のサンプル数 m 、縦軸は新しい時点のサンプル数 m を示している。黒色で塗りつぶされている領域は $z > 1.96$ 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 $0 < z \leq 1.96$ 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。

各パネルの左下から右上を結ぶ45度線上にあるセルは、2時点からのサンプル数が同じことを示している。また、これらのセルより下方は $m_1 > m_2$ であり、古い時点の多数のサンプルと新しい時点の少数のサンプルを用いるとい

う従来のモデル更新法が対象としている領域である。一方、45度線よりも上方は $m_1 < m_2$ であり、従来のモデル更新法では対象としていないが、2時点GDPモデルでは1時点直近モデルよりも良い予測ができるのではないかと考えて検討するセルである。

まず、3つのパネルのいずれにおいても、2時点からのサンプル数が同じ場合には $m_1 = m_2 = 10000$ または2000であれば、2時点GDPモデルのほうが有意に良い予測を行うことが可能である。図の下方に位置する $m_1 > m_2$ ではパネル(b)において2時点GDPモデルのほうが有意に良い予測を行うことが可能である。三古⁴⁾⁵⁾、Sanko⁶⁾では、従来の4種類のモデル更新法は、いかなる2時点の組み合わせでもいかなるサンプル数の組み合わせでも、1時点直近モデルよりも有意に良い予測を行えた場合はなかった。2時点GDPモデルでは有意に良い予測を行うことができたことは新しいモデル更新法の提案という意味で大きな貢献である。図の上方に位置する $m_1 < m_2$ は、従来のモデル更新法の対象としない領域であったが、パネル(b)と(c)では、2時点GDPモデルでは有意に良い予測を行うことができることを示しており、モデルの更新法の対象とする領域を拡大したという意味で大きな貢献である。一方、1時点直近モデルが2時点GDPモデルよりも有意に良い予測を行えた場合はいかなる2時点の組み合わせでも、いかなる2時点からのサンプル数の組み合わせでも存在しなかった（ $z < -1.96$ とはならなかった）。

b) リサーチクエスチョン2の検定

リサーチクエスチョン2に対する結果を図—2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 n_c 、縦軸は新しい時点のサンプル数 m を示している。黒色で塗りつぶされている領域は $z > 1.96$ 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 $0 < z \leq 1.96$ 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、 $n_c > m$ 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時点から10000サンプル得られている場合の2時点GDPモデルは10000サンプルを用いた場合の1時点GDP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、パネル(b)においては2000サンプルの場合にも同様の結果を得ている。（なお、 $n_c = m_2$ の分析は、リサーチクエスチョン1の $m_1 = m_2$ の分析と同じである。）

しかし、いくつかの場合では、 $n_c < m_2$ の領域でも2時点GDPモデルのほうが有意ではないものの良い予測を行うことができた。パネル(b)では、1991年の10000サンプル

表一 1 時点直近モデルの推定結果

| Variables | 1981 | | 1991 | | 2001 ^a | |
|---------------------------------|----------|---------|----------|---------|-------------------|---------|
| | 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(β) | -5985.02 | | -5300.58 | | -4716.28 | |
| L(θ) | -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 | |

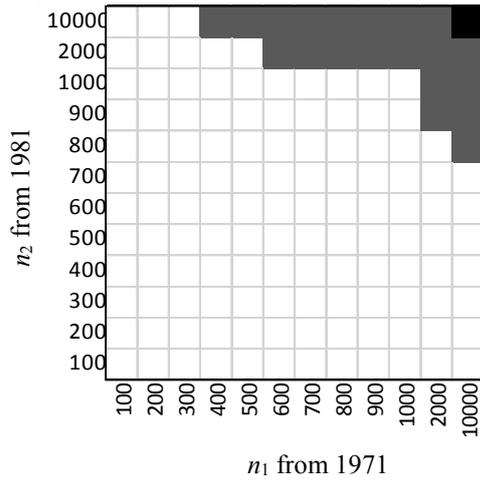
Note: (R), (B), and (C) notations refer to alternative-specific variables for rail, bus, and car, respectively. Variables without notations are generic.

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

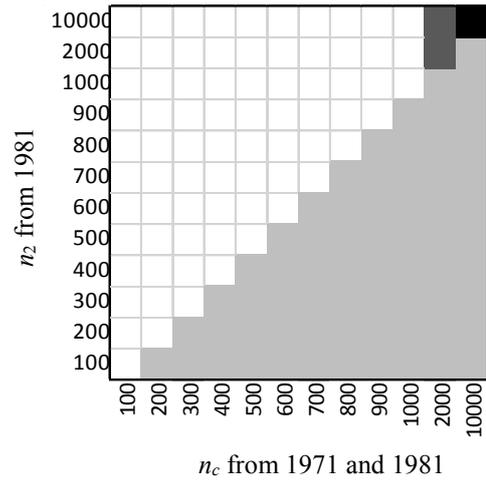
表一 2 時点 GDP モデルの推定結果

| Variables | 1971/1981 | | 1971/1991 | | 1981/1991 | |
|---|-----------|---------|-----------|---------|-----------|---------|
| | Est. | t-stat. | Est. | t-stat. | Est. | t-stat. |
| <i>Base parameters (α_i, β_{ik})</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 (α_{it}, β_{itk})</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(β) | -13761.89 | | -13077.44 | | -11285.60 | |
| L(θ) | -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 | |

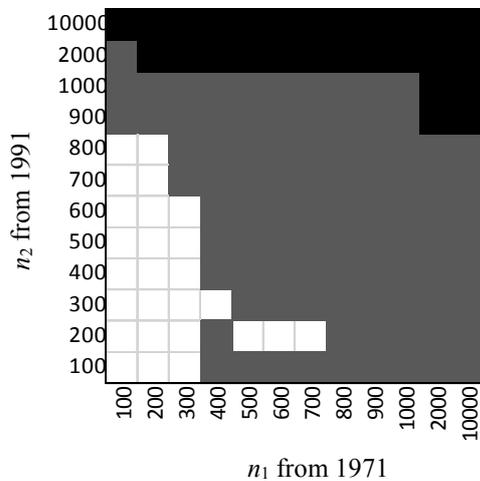
Note: (R), (B), and (C) notations refer to alternative-specific variables for rail, bus, and car, respectively. Variables without notations are generic.



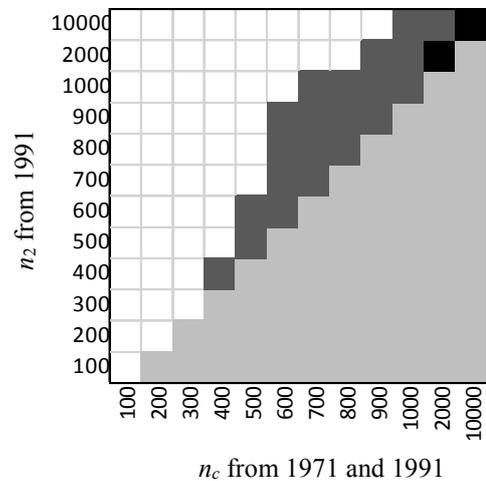
(a) $y_1=1971$ と $y_2=1981$



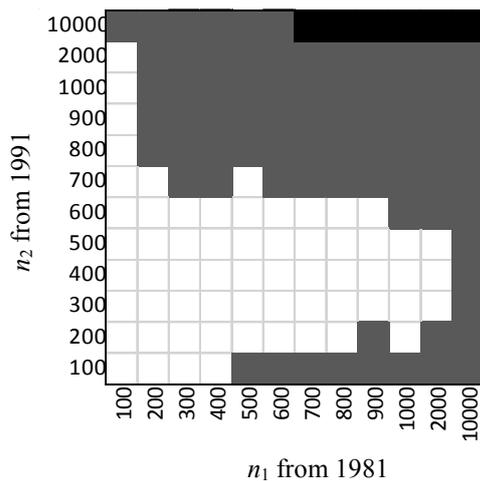
(a) $y_1=1971$ と $y_2=1981$



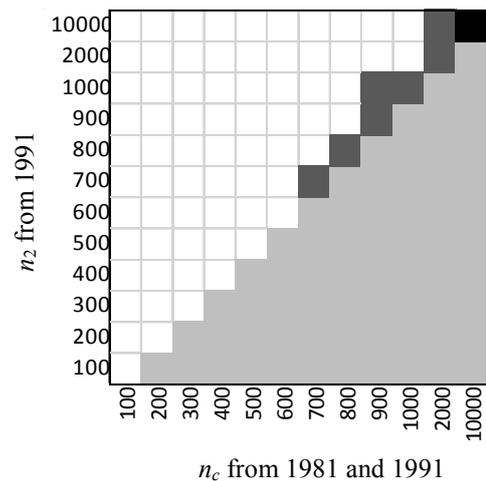
(b) $y_1=1971$ と $y_2=1991$



(b) $y_1=1971$ と $y_2=1991$



(c) $y_1=1981$ 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。パネル(c)の $(n_1, n_2)=(100, 100)$ は正しく計算された x_b が少なく検定できていない。

図—1 リサーチクエスチョン 1 の検定

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 $n_c > m_2$ であり，今回の興味の対象外。パネル(c)の $(n_c, m_2)=(100, \bullet)$ は正しく計算された x_b が少なく検定できていない。

図—2 リサーチクエスチョン 2 の検定

を用いた1時点直近モデルよりも、1971年と1991年の1000サンプルずつを用いた2時点GDPモデルのほうが良い予測を行えることを示している。このことは、2時点GDPモデルを用いることで各回の調査サンプル数を小さくする可能性を示すものである。

さらに、1時点直近モデルが2時点GDPモデルよりも有意に良い予測を行えることは全くなかった。つまり、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 $n_c = 100$ の場合には x_{it} 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。)

(3) パーソントリップ調査の方向性と今後の研究課題

リサーチクエスチョン2の結果より、各時点から得られているサンプル数が少なくても2時点からデータが得られている場合のほうが、直近1時点のより大きいサンプルのモデルよりも有意ではないが、良い予測を行える場合があることを示した。また、直近1時点から多数のサンプルが得られていても、2時点からの少ないサンプル数のデータを用いたモデルよりも有意に良い予測を行えることはなかった。

このことは、複数時点のデータを用いる方法の分析を進めていけば、各回での調査サンプル数を削減することで、調査費用を削減することができる可能性を示唆している。

また、今回の分析ではサンプル数に関して100から10000の12通りを検討した。100から1000までは100刻みで検討したが、その後は2000と10000の場合しか検討していなかった。1000から10000サンプルの間をもう少し細かく分析することによって、新たな知見が得られるのではないかと考える。

また、2時点のデータだけではなく、3時点のデータを用いた場合のGDPモデルであれば、さらにサンプル数を削減することが可能かもしれない。

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予測精度を向上させることができることを示した。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。本研究では、まず2つのリサーチクエスチョンを設定し、それを中京圏のパーソントリップ調査データを用いて分析した。

得られた知見を示す。

- 2時点からサンプルが得られている場合、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うことができる場合があった。これは従来の4種類のモデル更新法では得られなかった知見である。古い時点のサンプル数が新しい時点のサンプル数よりも小さいという従来のモデル更新法が扱わなかった領域でも、2時点GDPモデルでは有意に良い予測を行うことができ、モデル更新法の適用範囲を拡大した。
- 新しい時点から m サンプルが得られたときの1時点直近モデルと、古い時点と新しい時点から n_c サンプルずつ得られたときの2時点GDPモデル(ただし、 $n_c \leq m$)を比較した。特に、 $n_c < m$ では2時点GDPモデルのほうが統計的に有意ではないものの良い予測を行うことができる場合もあった。また、1時点直近モデルが2時点GDPモデルよりも有意に良い予測を行えた場合は全く見られなかった。このことは、2時点GDPモデルを用いることで各回の調査のサンプル数を小さくすることができる可能性を示すものである。

今後の課題は次の通りである。

- 今回の計算では、2時点のサンプル数を100から10000の範囲で変化させたが、1000サンプルから10000サンプルまでの間隔が粗かった。この範囲のサンプル数をもう少し細かく分析することで新たな知見が得られると考える。
- 今回は2つの時点について行ったが、3つの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、3時点GDPモデルの比較も課題である。

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.: Forecasting travel demand using repeated cross-sectional data: parameters as functions of gross domestic product per capita, and an extension, *Discussion Paper Se-*

ries 2015-16, Graduate School of Business Administration, Kobe University, 2015.

- 4) 三古展弘：新しい小さいサンプルは古い大きいサンプルと同時に使うべきか：定数項の修正によるモデル更新の適用可能性, 土木計画学研究・講演集, No. 51 (CD-ROM), 2015.
- 5) 三古展弘：時間移転性向上のためのモデル更新法の選択基準, 土木計画学研究・講演集, No. 52 (CD-ROM), 2015.
- 6) Sanko, N.: Criteria for selecting model updating methods for better temporal transferability, *Compendium of Papers of the 95th Annual Meeting of the Transportation Research Board*, Washington D.C., U.S.A., Jan. 2016.
- 7) 三古展弘：交通需要予測におけるデータの新鮮さとサンプル数のトレードオフ, 土木計画学研究・講演集, No. 50 (CD-ROM), 2014.
- 8) Efron, B. and Tibshirani, R.J.: *An Introduction to the Bootstrap*. Chapman & Hall, London, 1993.

(2016. 4. 22 受付)

AN ESSAY ON HOUSEHOLD TRAVEL SURVEY: VIEW FROM MODEL UPDATING
METHOD INCORPORATING TEMPORAL PARAMETER CHANGES

Nobuhiro SANKO