

Bayes法による仮想災害時の住宅再取得意向モデルの推定とその課題*

Bayesian Estimation of Housing Choice Model under Fictive Urban Disaster *

佐藤慶一**

By Keiichi SATO**

1. はじめに

防災計画研究の一課題として、2005年に内閣府が公表した想定首都直下地震に対する社会問題（帰宅困難問題、建物の耐震化、経済被害の波及等）がある。被災世帯の住宅再取得問題は、コストや期間の視点から見て大きな社会問題の1つである。その検討には、世帯の住宅再取得意向を把握することが求められるが、仮想災害であるので実データは存在しない。過去の災害事例から類推することも考えられるが、時間的空間的移転可能性の問題もあり、これまで、仮想の意識データを収集し非集計行動モデルとし、社会統計等のデータをセットして社会シミュレーションを行うアプローチを取ってきた¹⁾。一応の状況想定は実現したものの、その精度や信頼性を適切に表現することの重要性を認識するに至った。

近年、非集計行動モデルをはじめ多くの統計モデルについて、すべてのパラメータを確率分布とするBayes法による推定が試みられている¹⁾。本稿では、現在取り組んでおり、最尤法による推定結果が得られている住宅再取得意向の非集計行動モデルについて、その精度や信頼性を改めて確認することを狙いとし、既に確立されているBayes法の計算パッケージを用いて分析結果を確認する。分析に用いた調査データの詳細、及び、Bayes法の理論的記述は省略する。調査やデータの詳細は、佐藤他(2009)²⁾を参照されたい。

2. 分析の手順

本稿では、(1)多項ロジットモデルの最尤法による推定（以降、ML最尤推定と表記）、(2)多項ロジットモデルのBayes推定（以降、MLBayes推定と表記）、(3)多項プロビットモデルのBayes推定（以降、MPBayes推定と表記）を行う。計算方法自体は、高度な理論的検討と試行錯誤が要求されるため今後の検討課題とすること

として、本稿では汎用化されたR言語のパッケージを用いる。(1)はパッケージstatのoptim関数で、methodはBFGS法を用いる。(2)はパッケージMCMCpackのMCMCmnl関数を用いる。mcmc.methodは、"IndMH" (independent Metropolis-Hastings sampling) を用いる。(3)は、パッケージMNPのmnp関数を用いる。

推定結果を比較可能とするため、表-1に示すようなモデリングを共通して用いる。問題は、借家世帯が被災した際の住宅再取得意向である。選択肢は5つである。変数量の違いによる推定状況の差異を確認するため、「model1」と「model2」を設けた。「model1」では最尤法による推定で特に有意な関係性が見出された変数を限定して扱った。世帯属性のbase categoryは「5:親戚宅等」に統一した。利用するデータは、神奈川県横浜市・川崎市以外の市区町村に居住する借家世帯から得た246サンプル（以降kana2と表記）とする。

表-1 非集計行動モデルの概要

変数名	略称	詳細	model1	model2
rent	家賃	(万円)	○	○
fund	自己資金	(千万円)	○	○
選択肢属性	area_present1	立地ダミー (現住エリア) 1:現住エリア	○	○
	area_present2	立地ダミー(同じ都県の異なるエリア) 1:現住都県の異なるエリア		○
	area_tokyo1	立地ダミー (東京23区内) 1:東京23区		○
work	世帯主の労働状況	常雇ダミー(1:常雇)		○
pptype	現在の住宅タイプ	0:戸建て 1:集合住宅	○	○
income	世帯年収	0:200万円未満, ..., 10:1500万円以上		○
世帯属性	number	世帯人数		○
	age	世帯主年齢	0:~29歳, ..., 4:60歳以上	○
donation	災害時の親族等からの贈与見込み	0:無し, 1:有り		○
together	災害時の親族等との同居見込み	0:無し, 1:有り	○	○
child	小学生の子供の有無	0:無し, 1:有り		○
状況設定	t_area	仮住まいの立地	0:自分の都県 1:それ以外	○
	year	震災経過年 (年)		○
	move	地域移住率 (%×0.1)		○
選択肢	choice	2:新規購入 3:賃貸住宅 4:公営住宅 5:親戚宅等 6:仮住まいを継続		世帯属性 base category 5:親戚宅等

*キーワード: ベイズ統計、防災計画、住宅復興

**正員、政・メ博、東京大学社会科学研究所

(東京都文京区本郷7-3-1、

TEL03-5841-4934、FAX03-5841-4934)

3. 一部共通変数の扱い

非集計行動モデルでは、全ての選択肢に共通の完全共通変数や、一部の選択肢のみが有する一部共通変数など、選択肢属性の扱いに柔軟性がある。本稿でBayes推定に用いたR言語の関数 (MCMCm1, mmp) では、一部共通変数を含めたモデリングへの対応に難があった。そこで、便宜的に、一部共通変数を持たない選択肢について「0」を与え完全共通変数として扱うことを考えた。kana2のmodel1を対象として、一部共通変数を含めたモデル(part)と、便宜的に全て完全共通変数としたモデル(all)について、最尤推定を行った結果を表-2および図-1に示す。表-2に示すモデル適合度指標を見ると、自由度調整済み尤度比, AIC, 的中率ともに殆ど差異が認められない。図-1に示すパラメータ推定結果を見ても、パラメータ推定値, t値に殆ど差異は認められない。限定的なチェックではあるが、一部共通変数を持たない選択肢の属性値に便宜的に「0」を与え完全共通変数として扱っても、最尤法による推定結果に大きな差異が出るものではないことを確認した。

表-2 一部共通変数の扱いによる最尤推定結果の差異

モデル	サンプル数	自由度調整済み尤度比	AIC	的中率
part	246	0.094	741.832	0.407
all	246	0.095	740.814	0.407

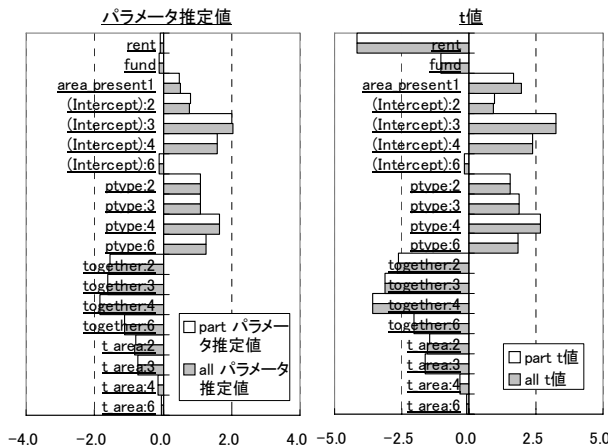


図-1 一部共通変数の扱いによる最尤推定結果の差異

4. 推定モデルによる差異

kana2のmodel1について、2章で示した3通りの方法で推定したパラメータを図-2に示す。図-2縦軸は、表-1で示す変数名と対応しており、各変数内での3つのボックスは、上からML最尤推定, MLBayes推定, MPBayes推定により得られたパラメータ値を示す。図-1右

部に示されたML最尤推定のt値が小さい、「intercept:2」「intercept:6」「t_area:4」「t_area:6」を見ると、Bayes推定で得られたパラメータ値の平均値から±1標準偏差の区間が正と負を跨いでいるものが多い。一方、ML最尤推定でt値が大きい「rent」「intercept:3」「ptype:4」「together:3」「together:4」等を見ると、Bayes推定で得られたパラメータ値の平均値から±1標準偏差の区間の符号は安定している。Bayes推定で、MPモデルの方がMLモデルよりパラメータ値が小さくなっている。

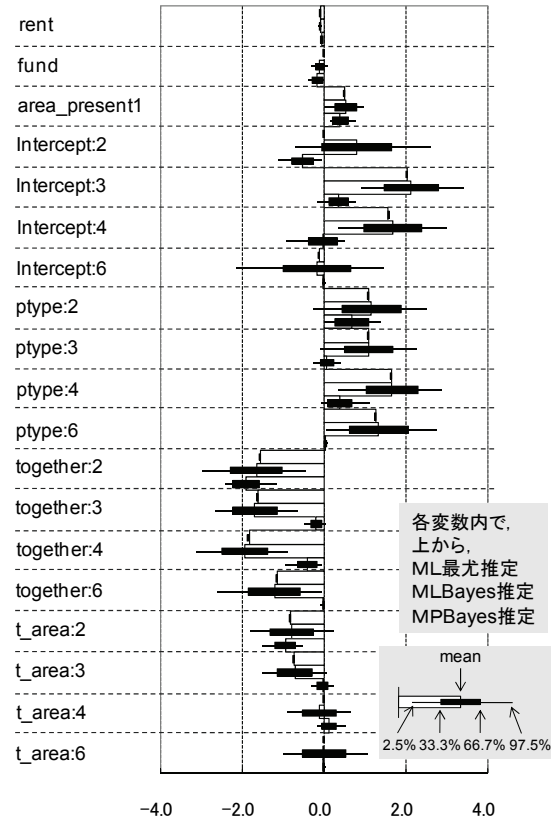


図-2 モデルによるパラメータ推定結果の差異

5. 推定モデルによる選択確率の試算

表-2に示すような問題設定を行った上で、前章で推定したモデルによる選択確率の試算を行った。

表-2 選択確率試算のための問題設定

変数名		設定		
世帯属性	現在の住宅タイプ	戸建住宅		
	災害時の親族等からの同居見込み	有		
状況設定	仮住まいの立地	現住都県内		

変数名	設定	設定		
		新規購入	賃貸住宅	公営住宅
選択肢	家賃	0万円/月	12万円/月	4万円/月
属性	自己資金	2000万円	0万円	0万円
	立地ダミー (現住エリア)	現住エリア外	現住エリア内	現住エリア外

MLBayes推定モデルおよびMPBayes推定モデルは、繰り返し計算回数を10000回、稼働検査期間を1000回の計算で、得られたパラメータ事後分布の平均値を用いた。選択確率の試算結果を図-3に示す。ML最尤推定とBayes推定では、殆ど同じ選択確率が得られた。MPBayes推定については、「賃貸住宅」「公営住宅」「その他」では殆ど同じ選択確率が得られたものの、「新規購入」「仮住まいを継続」で異なる値が得られた。図-2に示される「Intercept:2」の推定値の差異が大きいものと考えられる。図-3に示す「Intercept:2」の標本経路と事後確率密度関数を見ると、標本経路が状態空間をまんべんなく動き回っていない可能性がある。MNPパッケージを利用した演算では、繰り返し計算回数を増やすと計算不能になってしまう。MPBayes推定モデルの計算回数の不足可能性及びモデル自体の適合度指標が低いことなど問題があるため安易な判断できないが、MLとMPではモデル構造が異なり、導出パラメータに差異が出るケースがあることが示唆される。図-5に示すように、MPBayesモデルでは選択肢誤差項の共分散についても事後確率分布が算出され、選択確率の算出に反映される点、選択肢誤差項の分布仮定が正規分布である点も留意すると、他の計算方法を用いて適切なMPBayesモデルの推定を試みる必要性が指摘できる。

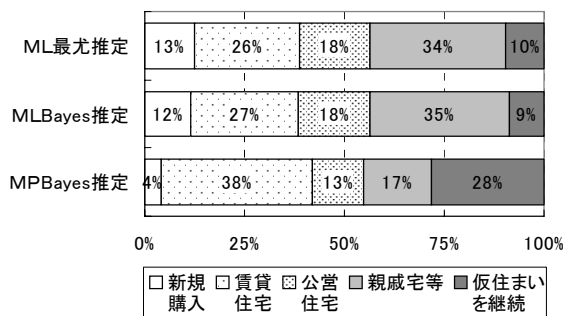


図-3 推定モデルによる選択確率試算結果

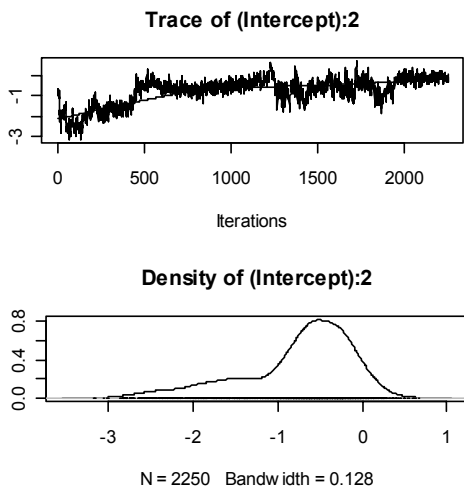


図-4 MPBayes推定の標本経路と事後確率密度関数

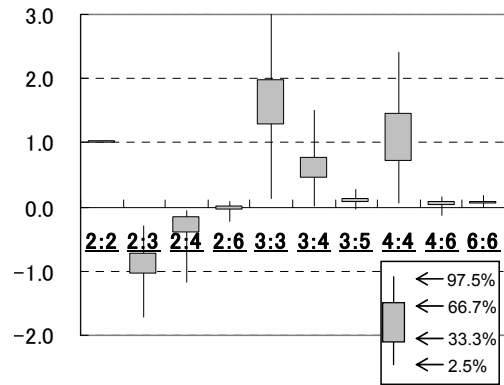


図-5 MPBayesモデルの選択肢誤差項の共分散係数の事後確率分布

6. 変数量による差異

モデルの適合度指標を上げるため、より多くの変数を投入したmodel2を用いて推定し差異を確認する。データはこれまでと同様kana2を用いる。

model2の特性を示すため、model1と併せてML最尤推定モデルの適合度指標を表-4に示す。model2はmodel1に比べ、自由度調整済み尤度比は大幅に向上し、的中率も8%程度上昇する。

表-4 ML最尤推定モデルの適合度指標の差異

	サンプル数	自由度調整済み尤度比	AIC	的中率
model1	246	0.095	740.814	0.407
model2	246	0.177	722.856	0.480

最尤法による推定で適合度指標が向上したmodel2に対して、Bayes推定を行なった。MLBayes推定モデルは、図-5に示すように、標本経路が状態空間をまんべんなく動き回らないので、繰り返し計算回数を100000回、稼働検査期間を10000回と増やし計算し、得られたパラメータ事後分布の平均値を用いた。モデル内のパラメータ数が増えると必要な計算回数も増えることが確認された。MPBayes推定モデルは、計算回数を増やすと演算不能となるので、繰り返し計算回数を1000回、稼働検査期間を100回の計算で、得られたパラメータ事後分布の平均値を用いた。図-5にmodel2の推定結果を示す。model2では変数量が多く、図-2の形式では読み取りが困難なため、最尤推定で得られたパラメータ値およびBayes推定結果の平均値のみを折れ線で示す。ここでも、ML最尤推定とMLBayes推定で得られるパラメータ値に殆ど差異は見られなかった。MPBayes推定は、選択肢ダミー変数 (Intercept)、世帯主の労働状況(work)、現在の住宅のタイプ (ptype)、をはじめ幾つかの変数で、MLモデルとの差異が確認された。今回のデータセット

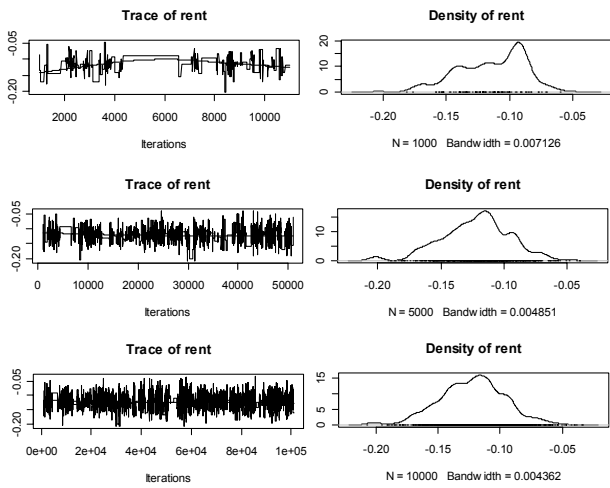


図-5 ML Bayes推定の計算回数と標本経路, 事後確率密度関数

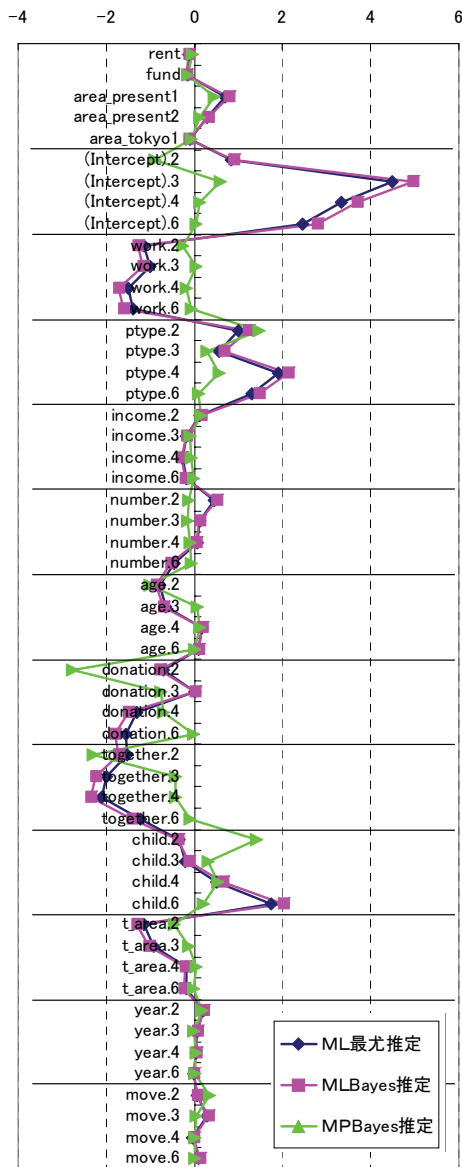


図-5 model12の推定結果一覧

とモデル構成で計算回数を増やすとR言語のパッケージMNPでは、計算回数1000回程度までしか計算不能であり、繰り返し計算回数が大幅に不足していることも要因と考えられる。

7. 今後の課題

本稿では、246サンプルの多項ロジットモデルおよび多項プロビットモデルについて、パラメータ数19のモデルとパラメータ数53のモデルを用意した上で、最尤推定法とBayes推定法による計算を行った。計算は、汎用化されたR言語のパッケージを用いた。多項ロジットモデルの最尤推定はパッケージstatのoptim関数で、多項ロジットモデルのBayes推定はパッケージMCMCpackのMCMCmnl関数で、多項プロビットモデルのBayes推定はパッケージMNPのmnp関数を用いた。

結果、多項ロジットモデルのBayes推定については、汎用のPCでR言語を用いる形で、複雑なモデルも推定可能なこと、パラメータ推定値や選択確率試算も同程度となることを確認した。Bayes推定で求まるパラメータ値の事後分布の分散程度は、最尤推定法で求まるパラメータ値のt値の大小と対応関係にあることも確認した。このデータとモデルの場合、多項ロジットモデルを社会シミュレーションへ利用する際、パラメータ推定は、最尤法であろうとBayes法でも大きな差異はないものと判断される。

一方、多項プロビットモデルのBayes推定については、R言語のMNPパッケージを利用する形では、本稿で用いたモデル設定とデータでは、十分な推定が実現できなかった。今後、まずは、他のパッケージ (bayesmなど) や、他のソフトウェア (WinBugsなど) 等を利用して推定結果を確認することを課題としたい。

補注

- (1) たとえば、古谷知之：「ベイズ統計データ分析」朝倉書店、2008.9. など

参考文献

- 1) 佐藤慶一, 中林一樹, 翠川三郎：「地震被害想定を用いた応急住宅対策のミクロシミュレーション」都市計画論文集No.43-3, pp.715-720, 2008.10.
- 2) 佐藤慶一, 中林一樹, 翠川三郎：「首都圏大震災の住宅対策に関するアンケート調査」文部科学省特別教育研究経費平成20年度研究成果報告書(首都圏大震災軽減のための実践的都市地震工学研究の展開), pp.85-92, 2009.3.