

ミクロ計量経済学入門 マーク II :

第3回 トービット・モデル

北村行伸

一橋大学経済研究所

2007年4月20日

概要

連載の第3回はデータがある水準で切断されていて、観察できないような場合にどのような推計が望ましいかを論じたい。この問題は Tobin (1958) によって初めに取り上げられたので Tobit 推定と呼ばれており、その後、Heckman(1979) によって2段階推定によるサンプル・セレクションバイアスの回避方法が提案されている。

1 はじめに

政府の経済財政諮問会議の労働市場改革専門調査会は2007年4月に「働き方を変える、日本を変えるワークライフバランス憲章の策定」というタイトルの報告書を発表した。報告書自体は労働市場全般にわたる改革について論じ、働くことをめぐる6つの「壁」を取り除くことを提言している。それらは①正規・非正規の壁、②働き方の壁、③性別の壁、④官民の壁、⑤年齢の壁、⑥国境の壁、である。例えば、女性の就業に関しては、出産等で退職した女性社員が正社員に戻る事が難しいこと、そして男性正社員に求められる長時間就労や転職など仕事中心のライフスタイルを結婚、出産、育児などと両立させることが難しいことなどが、指摘されている。それらが「壁」として立ちはだかることによって、女性の労働供給が、潜在的にはあるにもかかわらず、ゼロに抑えられているという問題を如何に緩和し、短時間でも労働市場に参加し、その就業率を25-44歳の女性で現状の57%から2017年間までに71%に引き上げることがワークライフバランス憲章の目標として掲げられているのである。

この目標を達成するためには女性にとってどのような制度が「壁」として立ちはだかり、それをどのように緩和すれば女性の労働供給が高まるのだろうか。また、それは未婚・晩婚化、少子化などの現象にどのような影響を与えるのだろうか。これらの問題はすぐれて実証的な課題であり、それを解明するためには、今回の講義で論じるトービット・モデルやヘックマンの2段

階推定法（ヘキット（Heckit）と呼ばれることもある）をフルに使う必要がある。とりわけ、本講義の実証で示すように6歳以下の子の養育が「壁」になっているのだとすれば、子育ての負担を緩和するような制度設計が必要であろうし、主婦の労働供給が税制や社会保障制度に組み込まれている扶養家族という立場によって制限されているとすれば、そこから解放するための方策を考える必要がある。

もちろんトービットやヘキットの応用は労働経済学に限定されている訳ではない。もともと Tobin (1958) では耐久消費財の需要関数を推定した際にトービットが考案されており、消費者行動や金融資産選択モデル、企業財務行動などの分析でも広く用いられている。

2 データの性質

分析の対象となる被説明変数（従属変数）がある水準を境に切り取られているような場合を一般に**制限従属変数**（limited dependent variables: LDV）と呼ぶ。このような変数になるには様々な理由が考えられるが、大きく分けて2つに分類できる。一つは経済理論で言う**端点解**（corner solution）の場合である。これは、例えば、消費需要を考えた場合に、ある消費者にとっては価格が高すぎて購入できない場合やあるいは既に保有しているために新たな需要が当面ないような場合に相当する。もう一つはデータを集める段階で、特定のサンプルについてデータが完全に集められていないがために生じる場合である。これはさらに2つの場合に分けられる。すなわち、**切断**（truncated）データと言って、被説明変数および説明変数がともに欠けているようなデータがある。これは例えば、企業活動を調査する場合も特定の規模以下（例えば、従業員数50名以下）の企業は対象にしないような場合に相当し、この場合、サンプルには従業員50名以下の企業は一切含まれないことになる。それに対して**打ち切り**（censored）データと言って、被説明変数は欠けているが、説明変数は全てのサンプルについてわかっているようなデータもあり得る。例えば、ある所得以下の家計については所得税の対象にならないがために、そのカテゴリーに属する個別家計のその他の情報は集めても、所得水準については調査を行わないというデータである。また逆に、ある所得以上の家計については所得を x 万円以上というカテゴリーでまとめてしまい、そのカテゴリーに属する個別家計の所得水準については不明であるように扱うこともある。これは**トップ・コーディング**（top coding）問題として知られており、税金や社会保障の問題を論じる場合にしばしば直面する。この場合は**上限からの打ち切り**（censor from above）である。先の低所得家計の場合は**下限からの打ち切り**（censor from below）データとして分類できる。

以下では端点解に基づくデータと判断される場合にはトービット・モデルを用い、データの収集に特定の**セレクション・バイアス**があるように判断さ

れる場合にはヘックマンの2段階推定法（ヘキット：Heckit）を用いる。もちろん現実的には、判断がつかねる場合もあり、その場合、どの推計方法を用いるかは試行錯誤するしかない。

3 トービット・モデル

トービット・モデルはTobin (1958) で初めて論じられ、Goldberger (1964) によってトービットと命名され、一般に広く紹介されるようになった。Amemiya(1985, Chapter 10) や Maddala(1983,Chapter 6) で包括的にサーベイされている。

このモデルは、例えば、所得が一定水準以上に達すると、海外旅行をすることを考えられる時に、一定水準以下の所得の家計も含めた全サンプルの海外旅行の需要関数の推定に用いることができる。このようなデータの分布は端がある水準で切断されており、通常の方法で推計すると、誤差項が正規分布せず、推定パラメータにバイアスをもたらす。この問題を解決するために提案されたのがトービット・モデルである。

トービット・モデルは次のように定式化されている¹。

$$y_i^* = x_i' \beta + u_i \quad u_i \sim N(0, \sigma_u^2)$$

$$y_i = y_i^* \quad \text{if } y_i^* > 0$$

$$y_i = 0 \quad \text{if } y_i^* \leq 0$$

ここで $y_i = y_i^* > 0$ に含まれる人数を N_1 、 $y_i = 0$ に含まれる人数を N_0 とする。ここでまず、 N_1 が決定されるとして、その場合の y_i の累積密度関数と確率分布関数をそれぞれ次のように定義する。

$$F_i = F(x_i' \beta, \sigma^2) = \int_{-\infty}^{x_i' \beta} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-t^2/2\sigma^2} dt$$

$$f_i = f(x_i' \beta, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-(1/2\sigma^2)(x_i' \beta)^2}$$

ここで注意しなければならないのは、トービット・モデルではデータがある水準で切断されており（ここでは $y = 0$ ）、切断せずに全領域で定義された密度関数（ Φ ）と分布関数（ ϕ ）を用いて切断された部分の確率を除いて基準化（rescaling）した密度関数と分布関数を用いているということである。すなわち、 $y > 0$ で定義される分布関数は次のように表される。

¹以下では Amemiya(1985,Chapter 10) および Maddala(1983,Chapter 6) を参照。数学的表示は Winkelmann and Boes (2006,pp.151-158, pp.212-215) に準じている。簡単な入門的解説としては牧 (2001) の第 8 章を参照。

$$f(y_i | y_i > 0) = \frac{1}{\sigma} \phi\left(\frac{0 - x'\beta}{\sigma}\right) / \left[1 - \Phi\left(\frac{0 - x'\beta}{\sigma}\right)\right] \quad (0 < y < \infty)$$

ここで、 σ は y の標準偏差を表している。この基準化は逆ミルズ比(inverse Mills ratio) と密接に関わっている。すなわち、逆ミルズ比とは次のように定義されている。

$$\lambda(\delta) = \phi(\delta)/\Phi(\delta) \quad -\infty < \delta < \infty$$

これを微分すると

$$\lambda'(\delta) = -\lambda(\delta) [\lambda(\delta) + \delta] < 0$$

となり、 λ は δ の減少関数であることがわかる。ところで、切断点 c と δ の関係は $\delta = -c$ であるので²、 λ は c の増加関数ということになる。この関係を図示したのが図 1 である。

$y = 0$ で切断されている場合を考えると、 y の期待値は次のように表せる。

$$E(y_i | y_i > 0) = \mu + \sigma \frac{\phi(-x'\beta/\sigma)}{1 - \Phi(-x'\beta/\sigma)} = \mu + \sigma \frac{\phi(x'\beta/\sigma)}{\Phi(x'\beta/\sigma)} = \mu + \sigma \lambda(x'\beta/\sigma)$$

ここで μ は y の平均値を表す。逆ミルズ比とはデータが切断されていることによる分布の歪みを調整するために用いられているのである。

さらに具体的に書くと、 $y_i = 0$ となる確率 P は次のように定義できる。

$$P(y_i = 0) = P(u_i < -x'_i\beta) = (1 - F_i)$$

$y_i > 0$ となる確率 P は次のように定義される。

$$P(y_i > 0) \cdot f(y_i | y_i > 0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-(1/2\sigma^2)(y_i - x'_i\beta)^2}$$

この二つの確率を掛け合わせて同時確率を求める尤度関数は次のように書ける。

$$L = \prod_{N_0} (1 - F_i) \prod_{N_1} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-(1/2\sigma^2)(y_i - x'_i\beta)^2}$$

尤度関数を最大化することによってパラメータ β を求めることができる。

$$\beta = \beta_{OLS} - \sigma(x'_1 x_1)^{-1} x'_0 \lambda_0(x'\beta/\sigma)$$

ここで β_{OLS} はサンプル N_1 に含まれる $y(> 0)$ を最小二乗推定して得たものである。 λ_0 は $y = 0$ で切断されたデータの逆ミルズ比を表す。これは最尤法推定と最小二乗推定の関係を示している。

² $E(u | u > c) = \phi(c)/(1 - \Phi(c)) = \lambda(-c) = \lambda(\delta)$ となるので、 $\delta = -c$ となる。

これまでの連載で繰り返し論じてきたように非線形モデルの推定の場合、パラメータの解釈には注意を要する。すになわち、線形モデルではないので、パラメータの限界効果は評価する説明変数の値によって変化する。選択確率の限界効果は一般に次のように表現される。

$$\begin{aligned}\frac{\partial P(y = 0|x)}{\partial x_l} &= -\phi(x'\beta/\sigma)\beta_l/\sigma \\ \frac{\partial P(y > 0|x)}{\partial x_l} &= \phi(x'\beta/\sigma)\beta_l/\sigma\end{aligned}\quad (1)$$

トービット・モデルの条件付き期待値は、逆ミルズ比を用いて次の通りに表せる。

$$\frac{\partial E(y|y > 0, x)}{\partial x_l} = \beta_l\{1 - \lambda(x'\beta/\sigma)[x'\beta/\sigma + \lambda(x'\beta/\sigma)]\} \quad (2)$$

いずれの値も説明変数の l 番目の要素のパラメータ β_l および他の変数 $x'\beta/\sigma$ に依存していることがわかる。

トービット・モデルの無条件の期待値 $E(y|x) = P(y > 0|x)E(y|y > 0, x)$ は選択確率と条件付き期待値の積として表すことができる。さらに、この期待値の限界効果は次のように表せる。

$$\frac{\partial E(y|x)}{\partial x_l} = \frac{\partial P(y > 0|x)}{\partial x_l} E(y|y > 0, x) + P(y > 0|x) \frac{\partial E(y|y > 0, x)}{\partial x_l} \quad (3)$$

(1)(2) を (3) に代入し、逆ミルズ比を用いて整理すると次のような表現にまとまる。

$$\frac{\partial E(y|x)}{\partial x_l} = \beta_l \Phi(x'\beta/\sigma)$$

このときは、トービット推定のパラメータ β_l に連続変数をとる説明変数の平均値で評価した $\Phi(x'\beta/\sigma)$ を掛けたものであれば、OLS 推定のパラメータと比較できることを示している³。

Amemiya (1985) はトービット・モデルをさらに5つのタイプに分類し、それぞれの尤度関数を導き、また当該タイプを用いた実証研究をサーベイしている。これは、トービット・タイプのモデルを分析する上で極めて有益な分類であり、多くの研究者が Amemiya (1985) の分類に従っている⁴。

³説明変数が離散変数の場合には OLS 推定との比較は困難である。連続変数の場合、トービット推定のパラメータは OLS 推定のパラメータより約 $\Phi(x'\beta/\sigma)$ 倍だけ大きいと言える。

⁴例えば、縄田 (1997) を参照。北村 (2005, 第5章) でも簡単なレビューをしている。

4 ヘックマンの2段階推定法

Heckman(1974) は Gronau(1973) のモデルに労働時間を加えて、賃金と労働時間が同時決定されるモデルを考察し、プロビット法と最小二乗法によって推定できる2段階推定法(ヘキット)を提示した。すなわち、

$$y_i = x_i' \beta + \sigma \lambda(x_i' \alpha) + \varepsilon_i \quad y_i > 0$$

ここで $\alpha = \beta/\sigma$ 、 $E(\varepsilon_i) = 0$ 、 λ は逆ミルズ比である。

このとき誤差項の分散は次のように表せる。

$$\text{Var}(\varepsilon_i) = \sigma^2 - \sigma^2 x_i' \alpha \lambda(x_i' \alpha) - \sigma^2 \lambda(x_i' \alpha)^2$$

ヘックマンは次の2段階の推定法を提案した。

第1ステップ：労働供給に関する二項選択モデルについてプロビット推定し、パラメータ $\hat{\alpha}$ を得る。

第2ステップ：パラメータ $\hat{\alpha}$ を(1)式に代入し、 $y_i > 0$ のサンプルについて最小二乗推定し、パラメータ $\hat{\beta}$ と σ を得る。これは一致推定量である。

この場合、White の robust 推定を行って不均一分散の問題に対処しておくべきである。ヘックマンの2段階推定法⁵は広く使われているが、縄田(1997)が指摘しているように、第一段階のセレクションで用いる説明変数 x_{1i} と第2段階の推定で用いる説明変数 x_{2i} がかなり重複しているような場合には、多重共線性の問題がおこりヘックマンの方法は最尤法に比べて、誤差の分散が大きくなり望ましくない。逆に x_{1i} と x_{2i} が別の変数である場合には、最尤法と比べても誤差分散は小さくなく、推定方法の簡便さを考えると、ヘックマンの方法を用いることが正当化される。

5 労働供給に関する実証

冒頭に論じたように、日本の女性の労働供給、とりわけ働き盛りの25-44歳における女性の労働力率が57%に留まっていることは、何らかの「壁」が労働市場への参入を押しとどめていることを意味する。ここでは、女性の労働供給行動をトービットやヘキットを用いて分析してみよう。ここで用いるデータは残念ながら日本の女性労働供給に関するものではなく、Mroz(1987)で用いられた1975年のアメリカのThe Panel Study of Income Dynamics(PSID)から得たものである。そのデータのサブサンプルをWooldridge(2003a,b)が彼のホームページで公開しているので、それを利用する。

⁵STATA では `heckman` というコマンドを用いることでヘックマンの2段階推定法を行うことができる。また `heckprob` というコマンドでセレクション用のプロビット最尤法推定ができる。

このサンプルには 753 人の女性（主婦）の労働供給及び個人属性に関するデータが含まれており、そのうち 428 人が労働市場で働いている。残りの 325 人は家事労働に従事し賃金を得る仕事には就いていない。使用する変数について解説しておこう。被説明変数として用いているものとして、1975 年における労働市場参入ダミー ($inlf$)、1975 年の総賃労働時間 ($hours$)、推定年間賃金の対数 ($lwage$) がある。説明変数として用いているのは次の 7 つである。家族労働総収入 ($faminc$) から主婦の労働収入を引いたもの ($nwifeinc=faminc-wage*hours$)/1000)、(主婦の) 教育年数 ($educ$)、労働経験年数 ($exper$)、労働経験年数の二乗 ($expersq$)、年齢 (age)、6 歳未満の子供の数 ($kidslt6$)、6 歳以上 18 歳未満の子供の数 ($kidsge6$) である。

ちなみに簡単な統計量を述べておくと、労働時間が正の場合は 12 時間から 4950 時間までばらつきがあり、平均は 740 時間である。賃金は時給最大で 25 ドル、平均で 2.37 ドルである。 $nwifeinc$ は最大 96000 ドルで、平均 20000 ドルである。教育年数は最小 5 年、最大 17 年、平均 12 年である。労働経験年数は最大 45 年、平均 10 年、年齢は最小 30 歳、最高 60 歳、平均 42 歳である。6 歳未満の子供の数の最大は 3 人、平均は 0.23 人、6-18 歳の子供の数は最大 8 人、平均 1.35 人となっている。

このようなデータを分析する際にまず思い浮かぶのは、就労するしないを二項選択（就労していれば $inlf=1$ 、就労していなければ $inlf=0$ ）で表した被説明変数に対してロジット推定、プロビット推定を行うということである。表 1 の左から 3 つのコラムではこれを行っている。符号条件、有意性などはロジット推定もプロビット推定もほぼ同じである。これまでの講義で論じたようにパラメータを直接比較することは出来ないの、一般には左から 3 番目のコラムにある限界効果を見るのが一般的である⁶。この推計で言えることは符号条件と統計的有意性についてである。 $nwifeinc$ は有意に負に効いており、いわゆる「ダグラス＝有沢法則」として知られている、家計内での労働代替効果が観察されている。教育年数や労働経験年数は正に有意に効いているが、労働経験年数の二乗項は負になっており、ある経験年数を超えると労働市場から離れていく効果があることが見て取れる。このことは年齢効果が負になっていることから明らかである。これは年齢が上がると再雇用の道が次第に閉ざされてくることも意味しているようである。6 歳未満の子供の数は有意に負の効果を与えており、子育ての負担が女性労働力率に大きな影響を与えていることがわかる。それに対して、6-18 歳の子供の数は有意ではなく、労働供給にはほとんど影響を与えていない。

被説明変数を総賃金労働時間としてトービット推定と OLS 推定を行った結果が表 1 の右から 2 つのコラムに載せてある。ここでは労働時間を被説明変

⁶表 1 は独自に推計したものではあるが、同じデータ、同じモデルを用いているため、Winkelmann and Boes (2006, p.248, Exercise 7.13) および Wooldridge (2003a, Table 17.1, p.562, Table 17.2, p.570) とほぼ同じ数値を得ている。概算としてはロジット推定のパラメータを 4 で割るか、プロビット推定のパラメータを 2.5 で割れば OLS 推定のパラメータと比較することができる。

数にしたためパラメータの大きさが、左の3コラムのロジット、プロビット推定とは異なっている。しかし、よく見ると符号条件やパラメータの有意性はほぼ同じことがわかる。トービットの解説時に示したように、トービット推定のパラメータに密度関数で表される一定の乗数を掛けることでOLS推定のパラメータと比較することができる。表1のパラメータの比を取るとトービット推定が約2-2.8倍の大きさになっている⁷。

次に、労働供給ゼロを端点解ではなく、打ち切りデータとみて、説明変数に含まれないサンプルの効果を取り入れたヘックマンの2段階推定（ヘキット）を行おう。ここでは、まず、ヘキットの第1段階として表1の第2コラムと同様に全サンプルについて *lnlf* を被説明変数としたプロビット推定を行う。ここでは第2段階で使う説明変数を考慮し、かつ第2段階の賃金関数に影響を与えないような変数、すなわち、*nwifeinc*、*age*、*kidslt6*、*kidsge6* を用いた。先のプロビット推定でも明らかなようにこれらの変数は全て負の効果をもたらすことがわかった。そこで推定したパラメータおよび逆ミルズ比を用いて第2段階のOLS推定を行った。結果は表2に載せてある通りである⁸。ヘキットの結果はWald検定の結果や各パラメータの有意性からも明らかなように統計的には好ましいものである。しかし、一般のOLS推定のパラメータとほぼ一致しており、逆ミルズ比は極めて小さく、しかも統計的に有意でもないことから、そもそも、このデータではセレクション・バイアスはほとんど見いだせないということの意味している。この結果は、ヘキットを実行してはじめてわかったことであり、事前にセレクション・バイアスの程度がわからない限り、ヘキット推定を行うことの意義は、いずれにしても大きいと言えよう。

6 おわりに

女性の社会進出は確実に進んでいるように見受けられるが、統計的に見れば25-44歳の働き盛りの女性の労働力率はまだ低い水準に留まっている。とりわけ、結婚し出産した後で、結婚以前に働いていた時の延長線上で労働市場に復帰できるケースは限られている。昨年度の本講義でも取り上げたように、少子高齢化の進む中で、女性が結婚、出産、育児などの人間として基本的な家庭生活を営むことと、高い教育を受け、自己実現の意味も含めた経済活動への参加を行うことが、二者択一の選択ではなく、両者をバランスをとって実現することが危急の課題となっている。

これらの問題を解決するためには、担当省庁がばらばらに政策を遂行するのではなく、総合的な調整を行った上で政策立案・遂行しなければ、その効

⁷ただし、*kidsge6* など有意でないパラメータについては、サイズが逆転しており、単純な比較はできないことに注意すべきである。

⁸この結果も独自に推定はしているが、Wooldridge (2003a, Table 17.5, p.590) と基本的には同じである。

果は相殺される危険性が高い。単純に考えても、結婚、出産、育児を促進するような政策と女性労働力率を高める政策は相反する可能性がある。もちろん、政策当局はそれらの問題は考慮済みであると答えるだろうが、現実問題として、30歳代までの若い世代に限れば、結婚、出産、育児を行うことよりも仕事を持つことを選択している女性が確実に増えている。この二者択一的な傾向をどうやって両立型に変えていけばいいのかといった問題は解決されているとは言い難い状況にある。

少なくとも経済学者であるならば、女性の意思決定を総合的に捉えることが可能なデータを用いて、就労、結婚、出産、育児、再就労などのプロセスを同時決定あるいは逐次決定のモデルとして捉える必要がある。またそのような総合的なパネルデータが利用可能でなければ、サンプル・セレクション・バイアスや変数の同時性、内生性の問題を取り込んで、できるだけバイアスの少ないクロスセクション推計を行うことが望ましい。本講義で解説したトービット推定やヘキット推定はそのような分析を行う際に、強力な手法となるものである。本講義ではパネルデータのトービット推定については解説しなかったが、関心のある読者は北村(2005, 第5章)を参照してほしい。

参考文献

- [1] 北村行伸 (2005) 『パネルデータ分析』、岩波書店
- [2] 縄田和満 (1997) 「Probit, Logit, Tobit」、蓑谷千風彦・廣松毅監修 『応用計量経済学 II』、多賀出版、第4章、pp.237-298.
- [3] 牧厚志 (2001) 『応用計量経済学入門』、日本評論社
- [4] Amemiya, T.(1985) *Advanced Econometrics*, Harvard University Press.
- [5] Cameron, A.C. and Trivedi, P.K.(2005) *Microeconometrics: Methods and Applications*, Cambridge University Press.
- [6] Goldberger, A.S.(1964) *Econometric Theory*, Wiley.
- [7] Gronau, R.(1973) “The Effects of Children on the Housewife’s Value of Time”, *Journal of Political Economy*, 81(2-2), S.168-S.199.
- [8] Gronau, R.(1974) “Wage Comparisons-A Selectivity Bias”, *Journal of Political Economy*, 82(6), pp.1119-1144.
- [9] Heckman, J.J. (1974) “Shadow Prices, Market Wages, and Labor Supply”, *Econometrica*, 42(4), pp.679-694.

-
- [10] Heckman, J.J.(1979) “Sample Selection as a Specification Error”, *Econometrica*, 47(1). pp.153-161.
- [11] Maddala, G.S.(1983) *Limited-Dependent and Qualitative Variables in Economics*, Cambridge University Press.
- [12] Mroz, T.A.(1987) “The Sensitivity of an Empirical Model of married Women’s Hours of Work to Economic and Statistical Assumptions”, *Econometrica*, 55(4), pp.765-799.
- [13] Tobin, J.(1958) “Estimation of Relationships for Limited Dependent Variables”, *Econometrica*, 26. pp.24-36.
- [14] Winkelmann, Rainer and Boes, Stefan.(2006) *Analysis of Microdata*, Springer.
- [15] Wooldridge, Jeffrey. M.(2003a) *Introductory Econometrics*, Thomson.
- [16] Wooldridge, Jeffrey. M.(2003b) *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*, The MIT Press

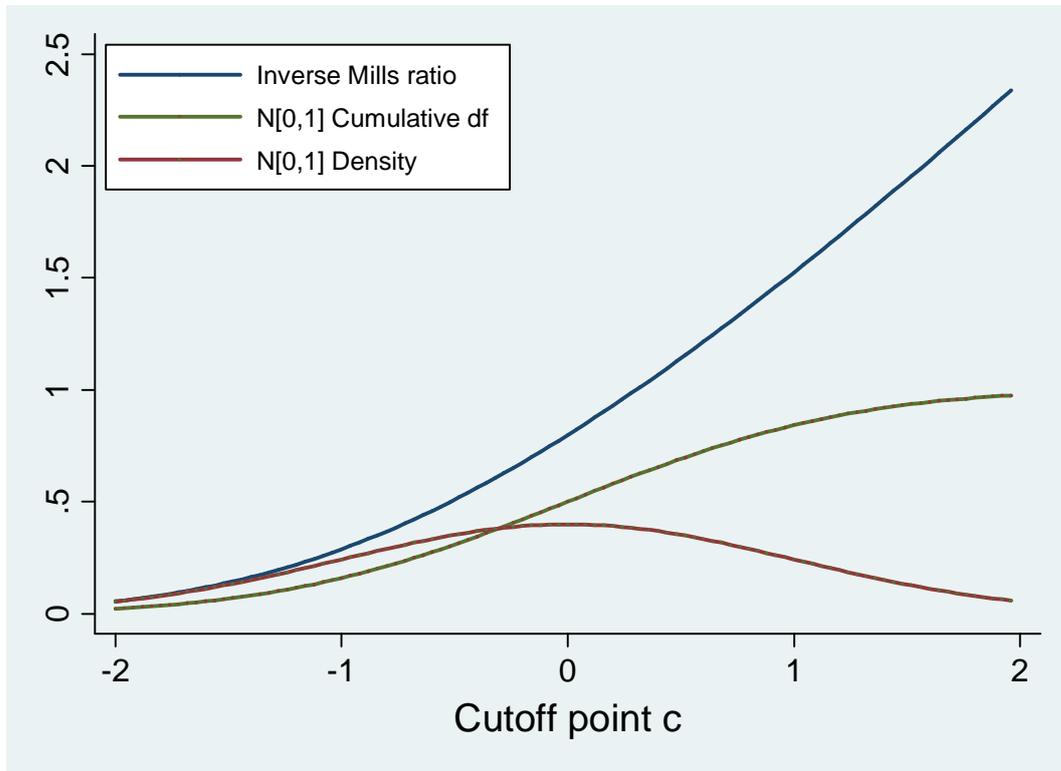
表1 女性労働供給に関するロジット、プロビット、トービット、OLS 推定

Explanatory Variables	Dependent Variable: inf						Dependent Variable: hours			
	Logit		Probit		dProbit		Tobit		OLS	
	Coefficient	z-value	Coefficient	z-value	dF/dx	z-value	Coefficient	z-value	Coefficient	z-value
nwifeinc	-0.021	-2.53	-0.012	-2.48	-0.005	-2.48	-8.814	-1.98	-3.447	-1.35
educ	0.221	5.09	0.131	5.18	0.051	5.18	80.646	3.74	28.761	2.22
exper	0.206	6.42	0.123	6.59	0.048	6.59	131.564	7.61	65.673	6.59
expersq	-0.003	-3.10	-0.002	-3.15	-0.001	-3.15	-1.864	-3.47	-0.700	-2.16
age	-0.088	-6.04	-0.053	-6.23	-0.021	-6.23	-54.405	-7.33	-30.512	-6.99
kidslt6	-1.443	-7.09	-0.868	-7.33	-0.339	-7.33	-894.022	-7.99	-442.090	-7.51
kidsge6	0.060	0.80	0.036	0.83	0.014	0.83	-16.218	-0.42	-32.779	-1.41
_cons	0.425	0.49	0.270	0.53	-	-	965.305	2.16	1330.482	4.91
Number of obs	753		753		753		753		753	
LR chi2(7)	226.22		227.14		227.14		271.590			
Pseude R2	0.220		0.221		0.221		0.034			
Adj R2									0.259	

表 2 女性労働供給に関する OLS、ヘックマン 2 段階推定

Dependent Variable Explanatory Variables	OLS		Heckit	
	Coefficient	t-value	Coefficient	z-value
lwage				
educ	0.107	7.6	0.108	7.57
exper	0.042	3.15	0.041	3.13
expersq	-0.001	-2.06	-0.001	-2.03
_cons	-0.522	-2.63	-0.509	-2.41
selection: inf				
nwifeinc			-0.011	-2.64
age			-0.040	-5.46
kidslt6			-0.824	-7.42
kidsge6			-0.070	-1.77
_cons			2.403	6.65
mills比				
lambda			-0.027	-0.18
rho			-0.041	
sigma			0.664	
Number of obs	428		753	
Adj R2	0.151			
Wald chi2(3)			78.82	
Prob>chi2			0.000	

図1 逆ミルズ比と切断点 c との関係



出典：Cameron and Trivedi (2005) Figure 16.2. p.540