

# ウツタイン統計データを用いた救命曲線 推定アプローチの比較

中 一憲<sup>1\*</sup>・生川 雅紀<sup>2</sup>

<sup>1</sup>兵庫県立大学環境人間学部（〒670-0092 姫路市新在家本町1-1-12）

\* E-mail: nakajima@shse.u-hyogo.ac.jp

<sup>2</sup>岡山大学大学院社会文化科学研究科（〒700-8530 岡山県岡山市北区津島中1-1-1）

ウツタイン統計データから救命曲線を推定するために、これまで標準的にロジットモデルやプロビットモデルが採用されているものの、必ずしもこれらが最も望ましいとは限らない。本研究は、非対称なロジスティック分布に基づくスコビットモデルやエルミート多項式展開を用いたセミノンパラメトリックモデルのアプローチから救命曲線を推定し、予測に関する適合度の観点から比較することによって、救命曲線を推定するためにより適切な方法を提示することを試みる。病院外傷病者の救命率を高めるためには、適切かつ迅速な救急医療処置を施すとともに、救急搬送時間を可能な限り短縮することが望まれる。この搬送時間を短縮するために、道路整備が重要である。そのため、搬送時間と救命率との関係を表す救命曲線の推定は、公共事業評価において、道路整備による救急搬送時間の短縮がもたらす死亡リスク削減便益を計測することに大いに資するものである。

**Key Words :** *Utstain syle data, survival rate curve, parametric and semi-nonparametric approaches*

## 1. はじめに

救命率と搬送時間の関係を表す救命曲線は、病院外傷病者が生命の危機に瀕した際に適切かつ迅速な救急医療処置（サービス）を受ける質の向上や評価、とりわけ、それに付随する道路整備を含めた公共事業の在り方に大いに資するものであると考えられよう。日本、あるいは、その一部の地域を対象とした統計データから救命率と搬送時間の関係を分析する試みは、橋本ほか(2002)、鮎川ほか(2009)、Mashiko *et al.* (2002)、Nishiuchi *et al.* (2008)、Kitamura *et al.* (2010)、坂本ほか(2011)、瀧本ほか(2013)などの先行研究にて行われている。前者2つの研究では、特定地域の医療機関より収集されたデータを用いて単純な回帰分析や統計的検定を行っている一方で、後者4つの研究では、「ウツタイン統計」と呼ばれるウツタイン様式に沿って記録された全国規模な個票データを利用して、ロジットモデル（ロジスティック回帰）やプロビットモデルといった「二値反応モデル」に基づく定量的な分析を行っている。ただし、Mashiko *et al.* (2002)とNishiuchi *et al.* (2008)に関しては、消防庁によって全国的にウツタイン統計が収集されるよりも前に、特定の医療機関や地域を

対象として収集された、同様式に則ったデータを分析に用いている。これらの研究の多くが二値反応モデルの中でもとりわけロジットモデルを採用しているが、そこに明確な根拠が与えられているようには見えず、その妥当性には議論の余地があり、加えて、他の存在するモデルとの比較検討が必要であると思われる。このことは、救命曲線をデータから推定する際に暗黙裡に置いている、これらのモデルに従う、すなわち、特定の確率分布に従うという仮定を吟味することであると見なせ、より適切な推定アプローチを模索することにつながると言えよう。

本研究では、以上を踏まえて、救命曲線に関する分析において標準的に利用されているロジットやプロビットの両モデル以外に、非対称なロジスティック分布を用いることでロジットモデルの拡張とも見なせる、スコビットモデルや補対数対数モデル、さらには、エルミート多項式を用いることで標準正規分布（プロビットモデル）の仮定を緩めているセミノンパラメトリックモデルと言った、一般的に広く利用されているようには見られないものの、代替的となりうる推定アプローチを取り上げる。そして、坂本ほか(2011)や瀧本ほか(2013)と同様にウツタイン統計を用いてそれらのモデルによる救命曲線の推定

を行い、予測に関する適合度の観点からそのパフォーマンスの比較検討を試みることで、より適切な推定アプローチを模索することが本研究の目的となる。

以降の構成は以下のとおりである。まず、2節において、本研究で取り上げる推定アプローチについて、パラメトリック・セミノンパラメトリックの枠組みでそれぞれ説明する。3節ではウツタイン統計を用いて2節で紹介したアプローチによる推定結果（の一部）を示し、適合度を中心とした観点から比較に関する議論を行う。4節では結論と課題をまとめる。

## 2. 推定アプローチ

ウツタイン統計における1か月生存のデータを被説明変数（反応変数）としたモデルとなるため、救命曲線の推定は二値反応モデル（Binary Response Model）に対する推測となる。ここでは、本研究で扱う推定アプローチをパラメトリック・セミノンパラメトリックの順で説明して行く。前者に含まれるものとして、標準的なロジットやプロビットモデルのみならず、スコビットモデル（Scobit Model）や補対数対数モデル（Complementary Log-Log (CLL) Model）と言ったやや特殊なアプローチについても取り上げる。

### (1) パラメトリック推定

二値反応モデルを考える上では、実際には観測されない連続値となる潜在変数を想定すると捉えやすい。これは次節も通じて同様である。まず、基本的なメカニズムは、次のように潜在変数 $y^*$ が線形モデルで表現されると仮定することである：

$$Y^* = \mathbf{X}'\boldsymbol{\beta} + u. \quad (1)$$

ここで、 $\mathbf{X}$ は定数項を含む $K \times 1$ の説明変数ベクトル、 $\boldsymbol{\beta}$ は対応する $K \times 1$ 係数ベクトルであり、誤差項 $u$ は $\mathbf{X}$ とは独立であるとする。今、観測される $y$ は二値（0、あるいは、1）を取りうるため、

$$Y = \mathbf{1}(Y^* > 0) \quad (2)$$

と定義することで、式(1)の潜在変数を用いた二値反応モデルとなる。ただし、 $\mathbf{1}(A)$ はイベント $A$ が生じたときに1を返す指示関数である。このとき、誤差項 $u$ に何らかの標準的な仮定を満たす（累積）分布関数 $G(z)$ を仮定すると、二値変数がどちらかを取る（ここでは $Y = 1$ とする）確率による表現が以下として与えられる：

$$\pi(\boldsymbol{\theta}) = P(Y = 1|\mathbf{X}) = 1 - G(-\mathbf{X}'\boldsymbol{\beta}). \quad (3)$$

ただし、確率密度関数が対称性を有する場合には、容易に分かるように $\pi(\boldsymbol{\theta}) = G(\mathbf{X}'\boldsymbol{\beta})$ となる。式(1)~(3)の設定の下で、無作為抽出された標本を $(Y_i, \mathbf{X}_i)$ 、 $i =$

$1, \dots, N$ とすると、対数尤度関数が

$$L(\boldsymbol{\theta}) = \sum_{i=1}^N \{Y_i \log \pi_i(\boldsymbol{\theta}) + (1 - Y_i) \log(1 - \pi_i(\boldsymbol{\theta}))\} \quad (4)$$

として与えられるので、パラメータ $\boldsymbol{\theta}$ に関する式(4)の最大化から最尤推定量が得られる。また、以上の議論から見て取れるように、救命曲線の分析に際してその形状推定に影響を及ぼし得るのは誤差項 $u$ の分布関数 $G(z)$ であると考えられる。本研究では、一般的に $G(z)$ としてよく用いられるロジスティック分布や標準正規分布から導かれるロジットモデル・プロビットモデルに加え、非対称ロジスティック分布を仮定することで定式化されるスコビットモデル、第一種極値分布（ガンベル分布）に基づく補対数対数モデルを、二値反応モデルのパラメータ解釈において重要な役割を果たす「限界確率効果（MPE: Marginal Probability Effect）」に触れつつ、以下で説明して行く。式(1)~(3)の潜在変数モデルによる二値変数モデルの表現や前者二つの標準的なモデルの詳細については、例えば、Cameron & Trivedi (2005)を参照されたい。

### a) ロジットモデル(Logit Model)

分布関数 $G(z)$ にロジスティック分布 $\Lambda(z)$ を仮定すると $(G(z) = \Lambda(z))$ 、ロジットモデルとなるが、その確率密度関数は対称性を有しているため、式(3)は下記となる。

$$\pi(\boldsymbol{\theta}) = \Lambda(\mathbf{X}'\boldsymbol{\beta}), \quad \Lambda(z) = \frac{1}{1 + \exp(-z)}. \quad (5)$$

また、 $\pi(\boldsymbol{\theta})$ に対する $k$  ( $= 1, \dots, K$ )番目の説明変数の限界確率効果 MPEは、

$$\text{MPE}_k = \frac{\partial \pi(\boldsymbol{\theta})}{\partial X_k} = \frac{\beta_k \exp(-\mathbf{X}'\boldsymbol{\beta})}{\{1 + \exp(-\mathbf{X}'\boldsymbol{\beta})\}^2} = \beta_k \pi(\boldsymbol{\theta})(1 - \pi(\boldsymbol{\theta}))$$

として与えられることが分かり、ゼロに関して対称であることから、 $\mathbf{X}'\boldsymbol{\beta} = 0$ のときにMPEが最大値を取る、すなわち、分布の形状から $\pi(\boldsymbol{\theta}) = 0.5$ のときにMPEが最大となるように定まっている点に特徴がある。

### b) プロビットモデル(Probit Model)

同様に標準正規分布 $\Phi(z)$ を仮定した場合 $(G(z) = \Phi(z))$ にはプロビットモデルとなり、その確率密度関数の対称性から

$$\pi(\boldsymbol{\theta}) = \Phi(\mathbf{X}'\boldsymbol{\beta}), \quad \Phi(z) = \int_{-\infty}^z \phi(u) du, \quad \phi(u) = (2\pi)^{-\frac{1}{2}} \exp(-u^2/2). \quad (6)$$

となる。限界確率効果についてはロジットモデルと共通

する特性があり,  $X_k$ の効果は

$$\text{MPE}_k = \frac{\partial \pi(\boldsymbol{\theta})}{\partial X_k} = \beta_k \phi(\mathbf{X}'\boldsymbol{\beta})$$

と与えられることから, 正規分布の対称性を考慮すれば容易に分かるように, これは $\mathbf{X}'\boldsymbol{\beta} = 0$ のとき, すなわち,  $\pi(\boldsymbol{\theta}) = 0.5$ でロジットモデルと同様に最大値を取る.

#### c) スコビットモデル(Scobit Model)

確率密度関数における対称性がもたらす限界効果 MPE の制約的な性質を緩めた代替的なモデルとして, Nagler (1994)は次のような非対称ロジスティック分布を導入した「スコビットモデル」を提案している:

$$\pi(\boldsymbol{\theta}) = 1 - \frac{1}{\{1 + \exp(\mathbf{X}'\boldsymbol{\beta})\}^\alpha} \quad (7)$$

$$G(z) = \frac{1}{\{1 + \exp(-z)\}^\alpha}$$

ここで,  $\alpha$ が非対称性を規定するパラメータとなっており, 通常対称性を持つロジスティック分布は式(7)で  $\alpha = 1$ とした特殊ケースとして含まれている. 非対称性の特性は限界確率効果 MPE においてより鮮明となり, 今,  $X_k$ の効果を考えると,

$$\text{MPE}_k = \frac{\partial \pi(\boldsymbol{\theta})}{\partial X_k} = \frac{\alpha \beta_k \exp(\mathbf{X}'\boldsymbol{\beta})}{\{1 + \exp(\mathbf{X}'\boldsymbol{\beta})\}^{\alpha+1}}$$

$$= \alpha \beta_k (1 - \pi(\boldsymbol{\theta})) \{1 - (1 - \pi(\boldsymbol{\theta}))^{1/\alpha}\}$$

と導出することができ, 非対称性パラメータ $\alpha$ にも依存していることが分かる. このことは, 分布の非対称性がデータから定められることを暗に意味していると言える.

#### d) 補対数対数モデル(CLL Model)

上記モデルとは異なるアプローチとして, ガンベル分布を応用することによって非対称性を取り入れた, 以下の式(8)で確率分布が与えられる場合, 「補対数対数モデル」と呼ばれている (例えば, McCullagh (1984)を参照).

$$\pi(\boldsymbol{\theta}) = 1 - \exp\{-\exp(\mathbf{X}'\boldsymbol{\beta})\}, \quad (8)$$

$$G(z) = \exp\{-\exp(-z)\}.$$

この場合には, スコビットモデルとは異なり, 非対称性に付随するパラメータが存在しないため, その $X_k$ の限界確率効果は,

$$\text{MPE}_k = \frac{\partial \pi(\boldsymbol{\theta})}{\partial X_k} = \beta_k \exp\{-\exp(\mathbf{X}'\boldsymbol{\beta})\} \exp(\mathbf{X}'\boldsymbol{\beta})$$

$$= \beta_k (1 - \pi(\boldsymbol{\theta})) \{-\log(1 - \pi(\boldsymbol{\theta}))\}$$

として得られ, 特定の確率 $\pi(\boldsymbol{\theta})$ で最大となることが分かる. ただし, 非対称の分布形状であるため, 0.5 よりもやや大きい $\pi(\boldsymbol{\theta})$ が最大値を与えることが知られている.

以上の各モデルによるアプローチにおけるパラメータ  $\boldsymbol{\theta} = \boldsymbol{\beta}$ の最尤推定量は式(5)~(8)に基づいて式(4)の尤度関数を構築し最大化することによって得られる. ただし, スコビットモデルに関しては他のパラメトリックアプローチよりもパラメータが1つ多い(非対称性を規定するパラメータ $\alpha$ が加わるので,  $\boldsymbol{\theta} = (\boldsymbol{\beta}', \alpha)'$ となる)ことには留意すべきであろう.

標準的な手法として用いられるロジットモデルとプロビットモデルには, 形状を定める一つと考えられる限界効果に関して類似した性質を有しており, この点から近い分布形状となり得ることが見て取れる. その一方で, スコビットモデルは対称性に関する仮定を緩め一般化したロジットモデルであると見なすことができ, 非対称性のパラメータが追加されるものの, 上述の2モデルとは異なる分布形状を捉えうることが期待できる. また, 補対数対数モデルは, パラメータの追加なしに非対称な分布を描写できるものの, それと引き換えに非対称形状の柔軟性には欠けてしまうことが容易に想像でき, 場合によっては標準的なモデルよりも適合度が劣る可能性も十分ありえよう. 3節では実際にウツタイン統計を用いて, 上記4つのアプローチによる推定を行う.

#### (2) セミパラメトリック推定

パラメトリック推定の枠組みで潜在的な問題となるのは, 具体的な(累積)分布関数の仮定を置いているため, 制約的となりうることである. ここでは, とくに標準正規分布の仮定を緩める, 言わば, プロビットモデルの確率密度関数を多項式の観点から一般化することによって構築される Gallant & Nychka (1987)のセミノンパラメトリック (Semi-Nonparametric (SNP)) アプローチを取り上げる. ただし, ノンパラメトリック推定手法の一つであるカーネル密度推定を取り入れた Klein & Spady (1993)のセミパラメトリックアプローチは, 詳細な漸近的性質まで導出されているものの, 実際にウツタイン統計を用いた今回の推定では計算が収束せず, 規模の大きいデータに対しては, 前述のアプローチと比較しても数値計算に困難があり負荷が厳しいことが窺われるため, 本研究では扱わないこととした.

Gallant & Nychka (1987)のアプローチは確率密度関数をエルミート多項式によって近似する考え方に基づいており, 以下において前節の潜在変数モデルの枠組みの下で説明していく. 式(1)によって定式化される線形モデルの誤差項 $u$ の確率密度関数を $f(u)$ とすると, その $M$ 次のエルミート多項式展開は,

$$f_M(u) = \frac{1}{\psi_M} \left( \sum_{j=0}^M \gamma_j u^j \right)^2 \phi(u) \quad (9)$$

として与えられる. ここで,  $\phi(u)$ は前節のプロビット

モデルにおける式(6)と同様に標準正規分布の確率密度関数となり、

$$\psi_M = \int_{-\infty}^{\infty} \left( \sum_{j=0}^M \gamma_j u^j \right)^2 \phi(u) du$$

は基準化定数となる。式(9)において多項式を2乗していることと合わせて、確率密度関数が持つべき非負性と積分が1になる性質を保証している。また、 $(\gamma_0, \gamma_1, \dots, \gamma_M)$ が多項式近似に付随するパラメータとなるが、上記の定式化では定数倍に関して不変であるため  $\gamma_0 = 1$  と基準化する必要がある、 $\boldsymbol{\gamma} = (\gamma_1, \dots, \gamma_M)'$  が実質的なパラメータということになる。このとき、分布関数は、

$$G_M(z) = \int_{-\infty}^z f_M(u) du \quad (10)$$

として得られることが容易に分かり、式(3)は以下のように表現できる。

$$\pi_M(\boldsymbol{\theta}) = 1 - G_M(-\mathbf{X}'\boldsymbol{\beta}) = \int_{-\mathbf{X}'\boldsymbol{\beta}}^{\infty} f_M(u) du.$$

パラメトリックアプローチの場合とは異なり、 $\boldsymbol{\theta} = (\boldsymbol{\beta}', \boldsymbol{\gamma}')$  が推定対象であり、パラメータ数は確率密度関数に関する分だけ増加することになる。式(4)の  $\pi(\boldsymbol{\theta})$  を上記の  $\pi_M(\boldsymbol{\theta})$  で置き換えることによって、疑似対数尤度 (Pseudo Log Likelihood) 関数を構築することができ、パラメータ  $\boldsymbol{\theta}$  の疑似最尤推定量が得られる。ただし、以上の設定の下では、 $E(u) = 0$  の条件が必ずしも満たされるとは限らず、実際に用いる上でパラメータの識別性に問題が生じうる。Melenberg & van Soest (1996, p. 185) で扱われているように、式(1)の定数項 ( $\beta_1$  とする) を式(6)の通常のプロビットモデルによる推定値で固定することによって、識別性の問題は回避することができるが、定数項は固定値となるので標準誤差が存在しなくなる点には注意が必要である。また、同様の条件によって、 $M = 1, 2$  の場合には通常のプロビットモデルと同等になってしまうことが知られており、実質的には  $M \geq 3$  として用いるべきであろう (例えば、Gabler et al., 1993, Stewart, 2005 を参照)。分散についても、 $\text{Var}(u) = 1$  の成立が必ずしも保証されておらず、係数推定値を比較する際には留意点となる。また、確率密度関数の複雑さから明示的に表現することが困難であるため、限界確率効果に関しては省略している。

上記の議論からも明らかのように、式(9)は標準正規分布の確率密度関数を基準関数とした級数展開となっていることが見て取れ、その観点から一般化していると思えることができる。つまり、プロビットモデルに基づいたセミノンパラメトリックアプローチであると捉えることができよう。実際に、ある一定の条件の下では、次数  $M$  をサンプルサイズ  $N$  に依存させて増加させる、 $M_N \rightarrow$

$\infty$  ( $N \rightarrow \infty$  のとき)、とすることによって、多様な歪度や尖度等を描写するかなり広いクラスの確率密度関数を近似できることが示されており、パラメータ推定量の一致性も与えられている (Gallant & Nychka, 1987, pp. 367, 369)。しかしながら、漸近分布は導出されていないため、実用上は次数  $M$  の値を所与とした有限級数近似と見なすことで、漸近正規性が成立しているとして統計的推測を行うことになる。次数  $M$  はすでに触れたように確率密度関数 (分布関数) の特性を規定しており、対象データに応じて定める必要のある、言わばチューニングパラメータとなるが、本研究では前述の点も踏まえて  $M = 3, 4, 5$  と設定し、情報量基準等による適合度の観点から最適な次数を検討している。例えば、Stewart (2005) や De Luca (2008) でも最適次数選択法の一つとして情報量基準が挙げられており、とくにベイズ情報量基準 (BIC: Bayesian Information Criterion) による選択が標準的な方法となっている一方で、Coppejans & Gallnat (2002) はクロスバリデーション (Cross Validation) を用いたより精緻な方法を提案している。以上のように、非対称性を含む非常に柔軟な確率密度関数 (分布関数) に対応できるため、セミノンパラメトリックアプローチを採用することでより適切な救命曲線の推定を行えうと考えられる。また、Gallant & Nychka (1987) はこのアプローチをサンプルセレクション (Sample Selection) モデルを例とした2変量の枠組みで構築しており、多変量への拡張性にも富んでいる点は特筆すべきであろう。

### 3. 推定結果および適合度の比較

潜在変数における線形モデルの定式化は、瀧本ほか (2013) で単一方程式として扱われているものと同様であるとし、その変数リストは表 1 にまとめられている。ただし、瀧本ほか (2013) では「心停止の目撃」に関するダミー変数は考慮していないことに注意が必要である。主要な関心対象の変数である搬送時間については、「覚知から収容までの時間」としている。また、用いた変数の基本統計量は表 2 に示されている。なお、本研究の分析では 2012 年のウツタイン統計を用いており、以降の分析はすべて統計解析ソフト Stata で行っている。

#### (1) 推定結果

まず、パラメトリックモデルおよびセミノンパラメトリックモデルによる推定結果について、それぞれ見ていく。表 3 のパラメトリックモデルによる推定結果から、第一に 4 つのモデルに共通して 10% 有意水準で有意に推定されない変数は、「女性」、「救急救命士の乗車」お

表 1 説明変数のリスト

心停止の目撃	該当あり=1, 該当なし=0.
心拍再開	該当あり=1, 該当なし=0.
覚知から収容までの時間	経過時間. 単位は分.
女性	「男性」を基準とする「性別」ダミー. 該当あり=1, 該当なし=0.
18歳以下	「19歳以上70歳以下」を基準とする「年齢」ダミー. 該当あり=1, 該当なし=0.
81歳以上	
救命救急士の乗車	該当あり=1, 該当なし=0.
医師の乗車	該当あり=1, 該当なし=0.
医師の2次救命処置	該当あり=1, 該当なし=0.
心臓マッサージ	「バイスタンダーCPR」ダミー.
人工呼吸	
市民等による除細動	該当あり=1, 該当なし=0.
心室細動	「その他」を基準とする「初期心電図波形」ダミー. 該当あり=1, 該当なし=0.
無脈性心室頻拍	
心静止	
救急隊等による除細動	該当あり=1, 該当なし=0.
確定した心原性	「除外診断による心原性」を基準とする「心停止の推定要因」ダミー. 該当あり=1, 該当なし=0.
脳血管障害	
呼吸器系疾患	
悪性腫瘍	
外因性	
その他非心原性	

よび「人工呼吸」の3つである。これら3変数以外については、多くの変数が5%有意水準で有意に推定されている。ただし、CLLモデルの「心拍再開」は除く。また、これら3変数については、瀧本ほか(2013)で単一方程式として扱われているモデルにおいても有意に推定されていない。第二に、モデルごとに見ると、「心室細動」はProbitモデルのみ10%有意水準で有意に推定される。

「心臓マッサージ」はScobitモデルのみ10%有意水準で有意に推定されない。そして、「心拍再開」はCLLモデルのみ10%有意水準で有意に推定されないだけでなく、推定値の符号も負値であり他の3モデルと異なる。第三に、推定値の符号は結果にかかわらずCLLモデルにおける「心拍再開」以外は全て同じである。そして、第四に推定値からモデルの類似性を見ると、LogitモデルとScobitモデルは推定結果が似ており、Logitモデル系とProbitモデルの推定結果は異なる。このことは、前者はScobitモデルがLogitモデルの派生型であり、後者は両モデルにおける分布関数の仮定の違いがそれぞれ原因である。

一方、セミノパラメトリックモデルの推定結果は表4で示される。第一に、3つのモデルに共通して10%有意水準で有意に推定されない変数は「女性」、「救急救命士の乗車」、「心臓マッサージ」、「人工呼吸」および「心室細動」であり、このうち「女性」、「救急救命士の乗車」および「人工呼吸」はパラメトリックモデル

表 2 ウツタイン統計の基本統計量

変数	N = 121392			
	平均	標準偏差	最小値	最大値
心停止の目撃	0.407	0.491	0	1
心拍再開	0.086	0.281	0	1
覚知～収容までの時間	34.27	17.35	0	1423
女性	0.432	0.495	0	1
18歳以下	0.014	0.116	0	1
81歳以上	0.440	0.496	0	1
救急救命士の乗車	0.976	0.152	0	1
医師の乗車	0.029	0.169	0	1
医師の2次救命処置	0.075	0.263	0	1
心臓マッサージ	0.441	0.496	0	1
人工呼吸	0.080	0.271	0	1
市民等による除細動	0.013	0.113	0	1
心室細動	0.063	0.243	0	1
無脈性心室頻拍	0.209	0.406	0	1
心静止	0.682	0.466	0	1
救急隊等による除細動	0.096	0.294	0	1
確定した心原性	0.139	0.346	0	1
脳血管障害	0.036	0.187	0	1
呼吸器系疾患	0.062	0.240	0	1
悪性腫瘍	0.035	0.184	0	1
外因性	0.160	0.367	0	1
その他非心原性	0.130	0.336	0	1

においても有意に推定されていない。第二に、モデルごとに見ると、「覚知から収容までの時間×目撃」、「目撃」および「心拍再開」はSNP(3)モデルのみ10%有意水準で有意に推定されない。第三に、推定値の符号は結果にかかわらず、全てのモデルで同じであり、またパラメトリックモデルの推定値の符号とも同じである。そして、第四に、モデルの類似性に関して、係数推定値からSNP(4)モデルとSNP(5)モデルが似ているものの、 $\gamma_j$ の推定値や有意性(P値)が両モデルで異なっており、後述する適合度指標による評価とも関連するが、SNP(5)モデルは変数(次数M)を増やすことによってモデルの冗長性が生じていることが窺える。

次に、表5から適合度指標の結果を検討する。表5には各モデルのHit rate、生存(1)に関するHit rate、死亡(0)に関するHit rate、AICおよびBICがそれぞれ示されている。Hit rateおよびHit rate(0)を見ると、ウツタイン統計の特性である、死亡(0)の割合が圧倒的に高いことを反映しているためであろうが、どのモデルもほぼ同じであり、モ

表3 パラメトリックモデルによる推定結果

変数	Logit	Probit	Scobit	CLL
	係数推定値			
覚知から収容までの時間	-1.008 (0.000)	-0.410 (0.000)	-1.017 (0.000)	-1.024 (0.000)
上記時間×目撃	-0.316 (0.006)	-0.173 (0.002)	-0.341 (0.005)	-0.246 (0.015)
上記時間×心拍再開	0.546 (0.000)	0.113 (0.031)	0.458 (0.000)	0.777 (0.000)
目撃	1.743 (0.000)	0.921 (0.000)	1.876 (0.000)	1.382 (0.000)
心拍再開	1.027 (0.005)	1.138 (0.000)	1.534 (0.000)	-0.183 (0.570)
女性	-0.032 (0.380)	-0.013 (0.450)	-0.031 (0.428)	-0.032 (0.285)
18歳以下	1.442 (0.000)	0.712 (0.000)	1.563 (0.000)	0.966 (0.000)
81歳以上	-0.575 (0.000)	-0.282 (0.000)	-0.619 (0.000)	-0.466 (0.000)
救急救命士の乗車	-0.150 (0.189)	-0.068 (0.219)	-0.157 (0.189)	-0.115 (0.246)
医師の乗車	0.277 (0.001)	0.118 (0.007)	0.277 (0.002)	0.245 (0.000)
医師の2次救命処置	-0.207 (0.003)	-0.083 (0.017)	-0.213 (0.004)	-0.176 (0.002)
心臓マッサージ	0.067 (0.066)	0.031 (0.081)	0.064 (0.101)	0.072 (0.016)
人工呼吸	-0.034 (0.574)	-0.018 (0.550)	-0.034 (0.601)	-0.031 (0.517)
市民等による除細動	0.456 (0.000)	0.275 (0.000)	0.545 (0.000)	0.259 (0.000)
心室細動	-0.101 (0.201)	-0.068 (0.090)	-0.138 (0.109)	-0.034 (0.569)
無脈性心室頻拍	-1.143 (0.000)	-0.611 (0.000)	-1.258 (0.000)	-0.877 (0.000)
心静止	-2.228 (0.000)	-1.078 (0.000)	-2.353 (0.000)	-1.981 (0.000)
救急隊等による除細動	0.229 (0.001)	0.129 (0.000)	0.257 (0.001)	0.169 (0.002)
確定した心原性	0.575 (0.000)	0.294 (0.000)	0.629 (0.000)	0.418 (0.000)
脳血管障害	-0.482 (0.000)	-0.206 (0.000)	-0.515 (0.000)	-0.389 (0.000)
呼吸器系疾患	0.637 (0.000)	0.312 (0.000)	0.680 (0.000)	0.527 (0.000)
悪性腫瘍	-1.675 (0.000)	-0.731 (0.000)	-1.746 (0.000)	-1.547 (0.000)
外因性	0.410 (0.000)	0.201 (0.000)	0.435 (0.000)	0.339 (0.000)
その他非心原性	0.290 (0.000)	0.153 (0.000)	0.315 (0.000)	0.217 (0.000)
定数項	0.599 (0.135)	-0.125 (0.503)	1.107 (0.011)	0.571 (0.102)
$\alpha$	-	-	0.654 (0.000)	-
対数尤度	-13883.6	-13899.1	-13874.6	-13981.0
Wald	14019.3 (0.000)	14514.5 (0.000)	3983.0 (0.000)	18614.3 (0.000)

注1) 「覚知から収容までの時間」は、単位を「分」とし、1を加えて自然対数変換している。

注2) カッコ内はP値を表す。

デル間に大きな差は見られない。一方、Hit rate(1)を見ると、大きい順に SNP(4)モデル、Scobit モデル、そして Logit モデルとなっている。また、AIC および BIC を見ると、前者は SNP(4)モデル、SNP(5)モデル、そして Scobit モデルの順であり、後者は Scobit モデル、Logit モデル、そして SNP(4)モデルの順である。総合的には SNP(4)モデルが望ましいと考えるられるものの、いずれの指標においても Logit モデルから推定精度が改善されるという観点からは、Scobit モデルが望ましいとも言えるだろう。このように、これらの適合度指標からどのモデルが最も望ましいかを選択することは困難であり、望ましいモデルの選択はどの基準を重視するか依存する。

## (2) 救命曲線による比較

次に、推定結果より救命曲線を導出する、すなわち、救命曲線を推定するためには、まず、表 3 から得られる係数推定値を用いて式(1)～(3)の潜在変数モデルから、各個体（傷病者）の「予測生存確率 $\hat{\pi}_i(\boldsymbol{\theta})$ 」を下記のようにして求められる：

$$\hat{\pi}_i(\boldsymbol{\theta}) = 1 - G(-\mathbf{X}_i' \hat{\boldsymbol{\beta}}), \quad i = 1, \dots, N. \quad (11)$$

ここで、 $G(z)$ はパラメトリックアプローチの場合には用いられる分布関数（式(5)～(8)）であり（対称性を有していれば $\hat{\pi}_i(\boldsymbol{\theta}) = G(\mathbf{X}_i' \hat{\boldsymbol{\beta}})$ となる）、セミノンパラメ

表4 セミノンパラメトリックモデルによる推定結果

変数	SNP(3)	SNP(4)	SNP(5)
	係数推定値		
覚知から収容までの時間	-0.437 (0.000)	-0.561 (0.000)	-0.581 (0.000)
上記時間×目撃	-0.197 (0.349)	-0.265 (0.009)	-0.267 (0.007)
上記時間×心拍再開	0.207 (0.000)	0.247 (0.000)	0.254 (0.000)
目撃	1.018 (0.227)	1.359 (0.001)	1.376 (0.000)
心拍再開	0.826 (0.167)	1.117 (0.001)	1.141 (0.001)
女性	-0.015 (0.419)	-0.023 (0.335)	-0.024 (0.335)
18歳以下	0.723 (0.006)	0.998 (0.000)	1.020 (0.000)
81歳以上	-0.293 (0.001)	-0.372 (0.000)	-0.381 (0.000)
救急救命士の乗車	-0.057 (0.426)	-0.091 (0.215)	-0.095 (0.202)
医師の乗車	0.135 (0.016)	0.157 (0.007)	0.160 (0.008)
医師の2次救命処置	-0.097 (0.019)	-0.107 (0.021)	-0.108 (0.022)
心臓マッサージ	0.036 (0.110)	0.034 (0.157)	0.034 (0.170)
人工呼吸	-0.019 (0.547)	-0.022 (0.583)	-0.022 (0.587)
市民等による除細動	0.242 (0.018)	0.357 (0.000)	0.365 (0.000)
心室細動	-0.051 (0.219)	-0.085 (0.135)	-0.087 (0.137)
無脈性心室頻拍	-0.602 (0.003)	-0.807 (0.000)	-0.830 (0.000)
心静止	-1.130 (0.002)	-1.473 (0.000)	-1.510 (0.000)
救急隊等による除細動	0.124 (0.031)	0.167 (0.002)	0.173 (0.004)
確定した心原性	0.297 (0.005)	0.392 (0.000)	0.401 (0.000)
脳血管障害	-0.227 (0.002)	-0.297 (0.000)	-0.304 (0.000)
呼吸器系疾患	0.327 (0.003)	0.407 (0.000)	0.416 (0.000)
悪性腫瘍	-0.797 (0.000)	-0.968 (0.000)	-0.987 (0.000)
外因性	0.210 (0.006)	0.271 (0.000)	0.277 (0.000)
その他非心原性	0.153 (0.015)	0.198 (0.000)	0.202 (0.000)
定数項	-0.125 (-)	-0.125 (-)	-0.125 (-)
$\gamma_1$	-0.018 (0.970)	0.179 (0.330)	0.197 (0.242)
$\gamma_2$	-0.063 (0.801)	-0.054 (0.043)	-0.014 (0.926)
$\gamma_3$	0.030 (0.142)	-0.043 (0.039)	-0.059 (0.331)
$\gamma_4$	-	0.032 (0.000)	0.028 (0.134)
$\gamma_5$	-	-	0.002 (0.787)
対数尤度	-13877.9	-13868.1	-13868.0
Wald	343.2 (0.000)	1189.7 (0.000)	176.6 (0.000)

注1) 「覚知から収容までの時間」は、単位を「分」とし、1を加えて自然対数変換している。

注2) カッコ内はP値を表す。

注3) 定数項は固定された値となるため、標準誤差が計算されていない。

トリックアプローチの場合には推定された分布関数（式(10),  $G_M(z)$ ）を表しており、 $\beta$ はそれぞれから得られる係数推定値であるため、式(11)は推定結果から容易に計算することができる。

この概念を基にして、救命曲線の横軸となる「覚知から収容までの時間」にある値を与えた際の各個体に対す

る予測生存確率を求め、その平均を計算するといった手順を特定の時間幅（分）において逐次繰り返すことは、各アプローチによるウツタイン統計からの救命曲線推定と見なすことができよう。具体的には、説明変数ベクトル  $\mathbf{X}$  における「覚知から収容までの時間」のみをすべての個体で共通な値（時間( $t$ ））とした変数ベクトル  $\mathbf{X}_i^*(t)$  を

表5 適合度指標 (Hit rate・AIC・BIC) の結果

指標	Logit	Probit	Scobit	CLL	SNP(3)	SNP(4)	SNP(5)
Hit rate	95.99%	95.96%	95.99%	95.96%	95.97%	95.99%	95.99%
Hit rate (1)	42.62%	40.90%	42.93%	40.03%	41.19%	43.37%	42.46%
Hit rate (0)	98.87%	98.93%	98.85%	98.98%	98.92%	98.82%	98.83%
AIC	27817.2	27848.1	27801.1	28012.0	27809.9	27792.2	27794.1
BIC	28059.9	28090.8	28053.5	28254.5	28072.0	28064.0	28075.6

想定すると、各係数推定値と式(5)~(8), (10)から、その特定の時間( $t$ )に対する「平均予測生存確率」を次のように定義することができる:

$$\bar{\pi}(\boldsymbol{\theta}, t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{\pi}_i(\boldsymbol{\theta}, t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N G(\mathbf{X}_i^{*'}(t)\hat{\boldsymbol{\beta}}). \quad (12)$$

以上によってウツタイン統計から、ある搬送時間の下での予測生存確率を求められ、予測死亡確率は  $1 - \bar{\pi}(\boldsymbol{\theta}, t)$  と定義できるので、各パラメトリック・セミノンパラメトリックアプローチによって救命曲線を推定することができる。このような方法は、坂本・生川(2016)においてもアウトカム評価を行う際に採られている。図1および図2は搬送時間幅を0分から60分まで、0分から10分までとして導出した救命曲線のグラフである。

図1および図2から、第一に、覚知から収容までの所要時間が10分経たずに、全てのモデルが死亡率90%に達するが、所要時間が約2分くらいまでは各モデルの死亡率の差は大きく、最大で約15%程度異なることが分かる。このことから、どのモデル(推定アプローチ)を選択するかに伴う不確実性がこれらの死亡率の差として表れていると考えられるものの、時間経過とともにほとんどなくなって行くことが見て取れる。第二に、ScobitモデルやSNP(4)モデルはLogitモデルより推定精度が改善されるということが、上述した結果より分かるが、救命曲線において両モデルはLogitモデルより所要時間の観点から早い段階で死亡率を上昇させる。このことは、これまでLogitモデルを用いた既存研究の結果は、ScobitモデルやSNP(4)モデルを用いると、死亡率に関して、よりシビアな結果をもたらすことを意味すると考えられる。

### (3) 考察

本研究の目的は、予測に関する適合度の観点から、救命曲線を推定するためのより適切な方法を提示することであった。それゆえ、本研究はこれまで標準的に利用されてきたLogitモデルやProbitモデルより望ましい推定モデルを示す必要がある。しかしながら、3.1で示したように適合度指標から最も望ましいモデルを一意に選択す

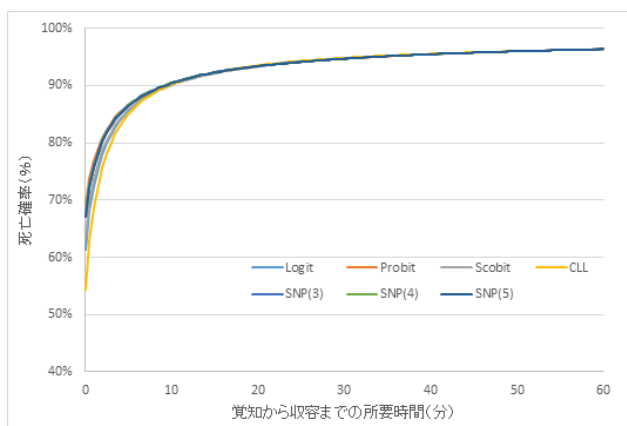


図1 推定された救命曲線 (0分から60分まで)

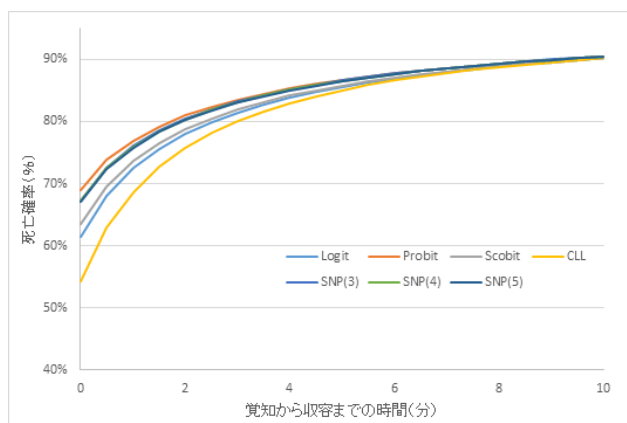


図2 推定された救命曲線 (0分から10分まで)

ることは困難である。以下では、推定モデルの簡便さおよび応用性という観点から、本研究における望ましいモデルを示す。

推定モデルの簡便さという観点からは、Logitモデル系のScobitモデルが望ましいと考えられる。これは、第一に、Scobitモデルが分布関数に非対称ロジスティック分布を仮定し、形状としてはLogitモデルに非対称性を規定するパラメータ $\alpha$ を1つ追加したモデルであるため、Logitモデルを理解さえしていれば、その取扱いおよびパラメータの解釈は容易であることがメリットである。第二に、適合度指標においてBICからScobitモデルが最も望ましい。BICはパラメータが少ないモデル、つまり



よりシンプルなモデルを選択しやすい傾向があるのに対して、AIC はパラメータが多いモデル、つまりより複雑なモデルを選択しやすい傾向がある。このことはAICとBICにおいて、変数を増やすことによるペナルティの強さの違いに起因することが知られている。第三に、本研究のウツタイン統計データを用いた推定結果においてScobitモデルとSNPモデルを比べると、SNPモデルは変数を1つ増やすことによって、変数を1つ増やしたほどモデルの当てはまりが改善されるわけではなく、変数を増やすことの費用対効果はScobitモデルほど良いとは言えない。これらのことから、ScobitモデルはLogitモデルやSNPモデルよりも望ましいと言える。つまり、モデルの簡便さゆえに透明性が高いと言えるだろう。しかしながら、Logitモデル系は瀧本ほか(2013)で用いられている2方程式モデルのような複雑なモデリングは困難であるというデメリットもある。

一方、推定モデルの応用性という観点からは、Probit系のセミノパラメトリックモデルが望ましいと考えられる。セミノパラメトリックモデルは、2変量正規分布に基づく2方程式モデルのような複雑なモデリングによって推定することができることがメリットとして挙げられる。つまり、モデルの応用性が高いがゆえに分析の多様性は高い。実際に、De Luca (2008)は2方程式体系に基づくサンプルセレクションモデルのセミノパラメトリック推定をStataで実装化している。しかしながら、セミノパラメトリックモデルは応用的な推定モデルの構築が可能な反面、モデリングが複雑となり、その取扱いおよびパラメータの解釈が困難であるというデメリットがある。

このように望ましいモデルの選択は、どのようなモデルを用いて推定するか、つまり何を分析対象とするかに大きく依ることが分かる。しかしながら、公共事業評価のような実務的側面を考慮すれば、Logit系の推定モデル、特にScobitモデルが望ましいと考えられる。この理由として、第一にこれまで多くの研究や実務において、Logitモデルが多く用いられてきたこと、第二にLogitモデル系はその取扱いおよびパラメータの解釈が容易であること、そして第三に、ScobitモデルはLogitモデルよりも全体的に推定精度が改善されることが挙げられる。それゆえ、Scobitモデルはモデリングの費用対効果的にリーズナブルであるため、実務面において望ましい推定モデルと考えることができる。

#### 4. おわりに

本研究は、救命曲線を推定するために、Logitモデル、

Probitモデル、Scobitモデル、CLLモデル、そしてSNPモデルを対象として、予測に関する適合度の観点からより適切な方法を提示することを目的とした。その結果、本研究から得られた主な知見は以下の通りである。

- ① ウツタイン統計データを用いた実証分析において、適合度指標からのみで望ましい推定モデルを選択することは困難であり、推定モデルの選択はどの基準を採用するかによって依存するため、別の評価視点が必要となる。
- ② ScobitモデルおよびSNP(4)モデルはLogitモデルより推定精度が改善されるため、これらの推定モデルを用いた場合、これまでのLogitモデルを用いた既存研究の結果は、死亡に関してよりシビアな結果になり得る。
- ③ 推定モデルの簡便さの観点からは、Logit系のScobitモデルが望ましく、推定モデルの応用性の観点からは、Probit系のSNP(4)モデルが望ましい。一方、Logit系モデルは2方程式モデルのような複雑なモデリングは困難であり、Probit系、とくにSNPモデルはその取扱いおよびパラメータの解釈が難しいとそれぞれデメリットもある。
- ④ 公共事業評価のような実務的側面を考慮すれば、モデリングの費用対効果がリーズナブルであることから、Scobitモデルが望ましい推定モデルと考えられる。

最後に、本研究の今後の課題として、空間的要素を考慮することが考えられる。本研究は47都道府県のデータが揃うウツタイン統計データを用いたものの、空間的特性については全く考慮していない。しかしながら、隣接する都道府県の情報を推定モデルに組み込むことによって、本研究の推定モデルからどの程度推定精度が変化するかを検討することは、推定モデルを改善するためにも必要であると考えられる。

謝辞：本研究は、文部科学省科学研究費補助金基盤研究(B)「地域のくらしを守る救急救命活動への寄与に着目した社会資本整備の評価手法の研究(課題番号: 25289158)」研究代表者: 阪田和哉(宇都宮大学)の助成を得たことに深甚の謝意を表する次第である。また、分析にあたり総務省消防庁救急企画室関係各位には、快くデータ提供にご協力頂いたことに厚く謝意を表したい。さらに、本研究は研究分担者である阪田和哉氏(宇都宮大学)、坂本直樹氏(山形大学)および瀧本太郎氏(九州大学)との熱心な議論に基づいている。なお、本研究における誤りの全ては、筆者らに帰することは言うまでもない。

## 参考文献

- 1) 橋本孝来, 栗原正起, 井上健一郎, 岩崎義博, 藤本昭: 救急患者収容所要時間と救命率の関係, 日本臨床救急医学会誌, Vol.5, pp.285-292, 2002.
- 2) 鮎川勝彦, 高山隼人, 前原潤一, 井清司, 藤田尚宏, 有村敏明, 中村夏樹, 島弘志, 宮城良充, 藤本昭: 致命的内因性疾患および多発外傷における救急車搬送時間と入院 30 日目の生存率との関係, 日本臨床救急医学会誌, 12, pp.535-542, 2009.
- 3) Mashiko, K., Otsuka, T., Shimazaki, S., Kohama, A., Kamishima, G., Katsurada, K., Sawada, Y., Matsubara, I., and Yamaguchi, K.: An outcome study of out-of-hospital cardiac arrest using the Utstein template—a Japanese experience, *Resuscitation*, 55, pp.241-246, 2002.
- 4) Nishiuchi, T., Hayashino, Y., Fukuhara, S., Iwami, T., Hayashi, Y., Hiraide, A., Ikeuchi, H., Yukioka, H., and Matsuoka, T.: Survival rate and factors associated with 1-month survival of witnessed out-of-hospital cardiac arrest of cardiac origin with ventricular tachycardia: The Utstein Osaka project, *Resuscitation*, 78, pp.307-313, 2008.
- 5) Kitamura, T., Iwami, T., Kawamura, T., Nagao, K., Tanaka, H., and Hiraide, A.: Nationwide public access defibrillation, *The New England Journal of Medicine*, 362, pp.994-1004, 2010.
- 6) 坂本直樹, 阪田和哉, 林山泰久, 中嶋一憲: 道路整備による死亡リスク削減便益の計測:ウツタイン統計データによる救命曲線の推定, 高速道路と自動車, 54(10), pp.1-8, 2011.
- 7) 瀧本太郎, 阪田和哉, 中嶋一憲, 生川雅紀, 坂本直樹, 阿部雅浩: 救急活動における病院収容時間と除細動実施が救命率に与える影響について: ウツタイン統計データによる 2 方程式プロビット・モデル分析, 医療経済研究, Vol.25, No.1, pp.50-69, 2013.
- 8) Cameron, A. C. and Trivedi, P. K.: *Microeconometrics: Methods and Applications*, Cambridge University Press, 2005.
- 9) Nagler, J.: Scobit: An alternative estimator to Logit and Probit, *American Journal of Political Science*, 38, pp.230-255, 1994.
- 10) McCullagh, P.: Generalized linear models, *European Journal of Operational Research*, 16, pp.285-292, 1984.
- 11) Gallant, A. R. and Nychka, D. W.: Semi-nonparametric maximum likelihood estimation, *Econometrica*, 55, pp.363-390, 1987.
- 12) Klein, R. W. and Spady, R. H.: An efficient semiparametric estimator for binary response models, *Econometrica*, 61, pp.387-421, 1993.
- 13) Melenberg, B. and von Soest, A.: Measuring the costs of children: parametric and semiparametric estimators, *Statistica Neerlandica*, 50, pp.171-192, 1996.
- 14) Gabler, S., Laisney, F. and Lecher, M.: Semiparametric estimation of binary-choice models with an application to labor-force participation, *Journal of Business and Economic Statistics*, 11, pp.61-80, 1993.
- 15) Stewart, M. B.: A comparison of semiparametric estimators for the ordered response model, *Computational Statistics and Data Analysis*, 49, pp.555-573, 2005.
- 16) De Luca, G.: SNP and SML estimation of univariate and bivariate binary-choice models, *Stata Journal*, 8, pp.190-220, 2008.
- 17) Coppejans, M. and Gallnat, A. R.: Cross-validated SNP density estimates, *Journal of Econometrics*, 110, pp.27-65, 2002.
- 18) 坂本直樹, 生川雅紀: 救急搬送され救命された心肺停止傷病者の予後に関する道路整備のアウトカムとその便益の評価: サンプルセレクションを考慮した順序反応モデルアプローチ, 山形大学人文学部法経政策学科 Discussion Paper Series, 2016-E03, pp.1-29, 2016.

(2018. XX. XX 受付)

### Comparison of Estimation Approaches of Survival Rate Curve using the Utstein Style Data

Kazunori NAKAJIMA<sup>1</sup> and Masaki NARUKAWA<sup>2</sup>

<sup>1</sup>School of Human Science and Environment, University of Hyogo

<sup>2</sup>Graduate School of Humanities and Social Sciences, Okayama University