

# Finite Mixture モデルを用いた受診行動の比較分析\*

日本学術振興会特別研究員

増原宏明<sup>†</sup>

## 概要

本稿は、医療需要分析で用いられる count data モデルにおける、単一の主体が受診を決定するという1段階の意思決定仮説と、受診するか否かという決定と、その後の受診の決定が独立した2段階の意思決定仮説に焦点をあて、従来の分析では finite mixture モデルで前者しか議論されてこなかったものを、後者の仮説に基づくものや、2つの仮説が混在するモデルを提示する。そして確定的アニーリング EM アルゴリズムを用いてこれを推定し、比較を行った。主要な結論は以下のとおりである。1) 適合度検定の結果からは、2つの仮説が混在する finite mixture モデルと、1段階の意思決定仮説のものが同等なパフォーマンスを示した。2) 2つの仮説が混在する finite mixture モデルと、1段階の意思決定仮説に基づくモデルの、1つの要素密度の推定結果は同じ傾向を示した。3) 要素密度の分布をみる限り、FM-NB1 と FM-HNB1-NB1 モデルは似た構造をもっている。これらの結果から、1段階の意思決定仮説の finite mixture モデルは必ずしも最善の選択でなく、本稿で提示した2段階の意思決定も考慮して推定を行い、受診行動の特定化を行う必要がある。

キーワード：医療需要，Count data，Finite mixture モデル，確定的アニーリング EM アルゴリズム，適合度検定

## 1 はじめに

医療需要関数の推定，とりわけ受診回数やレセプト枚数などのような需要行動を分析するさいに，count data モデルがしばしば用いられる。この推定方法が採用される理由は，被説明変数が非負整数値（count variable）をとるので，通常の線形回帰を適用できないためである。これに加えて医療経済学固有の問題である，受診回数すべてを単一の主体が決定しているのか，それとも受診するか否かという意思決定と，一度受診した後何回受診するのかという意思決定が独立しているのか，という2つの行動仮説を近似する計量モデルを用いて，統計的な枠組みで比較することができる点にある。前者は1段階の意思決定仮説，後者は2段階の意思決定仮説と呼ばれている。

---

\*本稿は，文部科学省科学研究費補助金特定領域研究 B「世代間利害調整プロジェクト」における研究成果の一部である。また日本学術振興会特別研究員制度より研究助成を受けている。故鶴田忠彦教授（一橋大学），中泉真樹教授（國學院大学），鈴木亘助教授（学芸大学），佐藤主光助教授（一橋大学）より有益なコメントを頂戴した。ここにあらためて感謝したい。なお，本稿は筆者の個人的な意見であり，研究会を代表するものではない。当然のことながら，本稿に含まれる一切の誤謬の責任は筆者のみに帰すものである。

<sup>†</sup>E-mail: hiroaki-masuhara@siren.ocn.ne.jp

Pohlmeier and Ulrich (1995) は、Poisson, negative binomial (NB) に代表される 1 段階の意思決定仮説と、hurdle NB (HNB) に代表される 2 段階の意思決定仮説の比較分析を行い、2 段階の意思決定仮説の方がモデルの妥当性が高いことを示した。これに対し、Deb and Trivedi (1997) は National Medical Expenditures Survey (NMES) を用い、1 段階の意思決定仮説を finite mixture (FM) モデルに拡張したものと、HNB モデルの比較を行い、前者の方が高いパフォーマンスを持つことを明らかにした。後述する FM モデルとは、健康水準などに代表される観察不可能な個人の異質性を、2 つ以上の密度関数に分離することで推定するという方法である。1 段階の意思決定仮説と（主に HNB モデルを用いる）2 段階の意思決定仮説の検証は、これ以降盛んに行われ、例えば Jemernez-Martin, Labeaga, and Matinez-Granado (2002) は EU 加盟国の間での gatekeeper の有無に着目し、2 つの意思決定仮説の比較を行い、gatekeeper がある国は 2 段階の意思決定仮説で近似されることを示している。さらに Deb and Trivedi (2002) では、Rand Health Insurance Experiment (RHIE) のデータを用いて、65 歳未満の価格弾力性の推定を行っている。ここでは 2 段階の意思決定仮説は受診回数が高い領域でのモデルの適合が悪いことを示し、1 段階の意思決定仮説の FM モデルを採用している。わが国のデータを用いたものとしては、増原（2004）が老人保健制度に適用されることによる受診の変化を、また増原・村瀬（2004）は 1999 年 7 月に実施された老人保健適用者外来薬剤費一部負担無料化の効果を双方の仮説から検証している。

現在 count data 分析をするさいに、1 段階と 2 段階の意思決定仮説に留意し、モデルの特定化を行うことは必須となっている。その理由としては、データの発生過程が未知のものである以上、2 つの仮説を比較することなしに、パラメーターの推定に基づく政策的判断などを行うことはバイアスを生じる可能性があるからである。しかしながら通常用いられている FM モデルとは、1 段階の意思決定仮説を近似するモデルが仮定されている。例えば少頻度患者・多頻度患者という 2 つのグループの場合、両者ともに 1 段階の意思決定仮説になるのが、Deb and Trivedi (1997) 以来の伝統的な考え方である。2 つのグループともに 2 段階の意思決定仮説に従ったり、どちらか 1 つのグループは 1 段階の意思決定仮説で、もう 1 つのグループは 2 段階の意思決定仮説に従うと考えるのは極めて自然なことである。ところが、今述べたような 2 段階の意思決定仮説を明示的に取り扱った FM モデルによる推定は、現在のところ存在しない。このような試みが行われなかった理由の 1 つとして、FM モデルの収束計算の困難さも挙げられよう。

そこで本稿では、2 段階の意思決定仮説や 2 つの仮説が混在するようなより汎用的な FM モデルを構築する。そして Deb and Trivedi (1997) と同一のデータを用いて、確定的アンニリング EM アルゴリズムを FM モデルの収束計算として採用し、本稿で提示する FM モデルと従来のもを推定する。さらに情報量基準と適合度検定によりモデル選択を試み、従来の 1 段階の意思決定仮説のみの FM モデルは必ずしもパフォーマンスがよいわけではなく、本稿で提示する 2 段階の意思決定仮説を考慮した FM モデルが、場合によってはこれを凌

駕することを示す。

以下、第2節で医療需要の推定で用いられる count data モデルを概観し、それを踏まえたうえで本稿の特徴である2段階の意思決定仮説としての FM モデルを示す。続いて第3節で、FM モデルの推定に用いられる確定的アニーリング EM アルゴリズムに触れ、その特徴を明らかにする。第4節では実際のデータを用いて推定を行い、情報量基準、適合度検定によるモデル選択について議論し、1段階と2段階の仮説の FM モデルの特徴を明らかにする。最後に本稿のまとめを示す。

## 2 医療需要分析における count data モデル

### 2.1 Hurdle モデル

2段階の意思決定仮説を近似する hurdle モデル<sup>1)</sup>とは、医療機関で受診するか否かという0か1かの選択に関して、 $f_H$  という累積分布関数に従い、そして一度受診した後何回受診するかは0で truncate された  $f_T$  という密度関数に従うと仮定される。 $y_i, i = 1, \dots, N$  を被説明変数となる count data,  $\mathbf{x}_i \sim K \times 1$  を説明変数のベクトルとすると、この hurdle モデルの確率密度関数は以下のように表すことができる。

$$f(y_i) = f_H(0)^{d_i} [(1 - f_H(0)) \times f_T(y_i | y_i > 0)]^{1-d_i}. \quad (1)$$

$d_i = 1 - \min(1, y_i)$  であり、 $f_T(y_i | y_i > 0) = f_{NB}(y_i) / (1 - f_{NB}(0))$  と書くことができる。(1)から容易にわかるように、 $(1 - f_H(0))$  をカッコの外に出すと、2値選択と0で truncate された条件付密度に分割することができる。2値選択部分は多くの先行研究と同様に  $f_H(0) = (1 + \exp(\mathbf{x}'_i \boldsymbol{\beta}_H))^{-1}$  と logit モデルを仮定する。他方0で truncate された部分については、 $f_{NB}(y_i)$  に negative binomial モデルを仮定し、

$$f_T(y_i | y_i > 0) = \frac{f_{NB}(y_i)}{1 - f_{NB}(0)} = \frac{\Gamma(y_i + \nu_{iNB})}{\Gamma(\nu_{iNB}) \Gamma(y_i + 1)} \left[ \left( \frac{\nu_{iNB} + \mu_{iNB}}{\nu_{iNB}} \right)^{\nu_{iNB}} - 1 \right]^{-1} \left( \frac{\mu_{iNB}}{\mu_{iNB} + \nu_{iNB}} \right)^{y_i} \quad (2)$$

とする。ただし、 $\mu_{iNB} = \exp(\mathbf{x}'_i \boldsymbol{\beta}_{NB})$ ,  $\nu_{iNB} = \alpha_{NB}^{-p} \mu_{iNB}$  である。 $\boldsymbol{\beta}_H, \boldsymbol{\beta}_{NB} \sim K \times 1$  はパラメータベクトル、 $\alpha_{NB}$  は NB モデルの係数である。このモデルを hurdle negative binomial (HNB) モデルといい、さらに  $y_i$  の分散の形状により、2つのモデルに分類される。 $p = 1$  のとき分散が1次式となり、これを HNB1 モデル、 $p = 0$  のときは分散が2次式となり HNB2 モデルと呼ばれる<sup>2)</sup>。HNB モデルにおける  $y_i$  の平均は、 $E(y_i) = (1 - f_H(0)) \mu_{iNB} / (1 - f_{NB}(0))$  である。

この hurdle モデルの1つの経済学的な解釈として、受診するかしないかは患者が決定をし (contract decision)、その後何回受診をすべきかは主に医師が決定する (frequent decision)

<sup>1)</sup> Two part model (TPM) とも呼ばれているが、本稿では hurdle モデルで統一する。

<sup>2)</sup> 同様に通常の NB モデルでも、分散の構造により NB1 と NB2 という2つのモデルに分類される。

という意思決定仮説を近似すると Pohlmeier and Ulrich (1995), Gerdtham (1997) らは主張している。医師が frequent decision を決定しているかどうかについては議論の分かれるところであるが、少なくとも受診するか否か、そして一度受診した後に何回受診するかという意思決定が独立した行動と捉えることができる。本稿ではこれを 2 段階の意思決定仮説と呼ぶ<sup>3)</sup>。

## 2.2 Finite Mixture Negative Binomial モデル

Count data の基本モデルとしてよく用いられる Poisson モデルと、これに Gamma 分布に従う誤差項を仮定した negative binomial モデルを、個人の観察不可能な異質性を考慮し、多頻度患者、少頻度患者というような 2 つ以上のサブグループに分離して分析するものを finite mixture (FM) モデルという。つまり FM モデルでは統計的な規則性を 1 つに限定せず、例えば少頻度患者、多頻度患者の受診行動のように 2 つ以上で考えるというものである。潜在的なサブグループに分離することで、観察不可能な heterogeneity を捉え、NB モデルの適合の悪さを改善することができる。

ここで  $\pi_j, j = 1, \dots, J$  を、あるサンプルがサブサンプル  $j$  に属する確率（混合比）としよう。ただし  $\sum_{j=1}^J \pi_j = 1$  である。このとき確率密度関数は、

$$f(y_i) = \sum_{j=1}^J \pi_j f_j(y_i) \quad (3)$$

となる。

Deb and Trivedi (1997) 以降の伝統的な分析では、 $f_j(y_i)$  は通常以下のような NB モデルに特定化される。

$$f_j(y_i) = \frac{\Gamma(y_i + v_{ij})}{\Gamma(v_{ij})\Gamma(y_i + 1)} \left( \frac{v_{ij}}{v_{ij} + \mu_{ij}} \right)^{v_{ij}} \left( \frac{\mu_{ij}}{\mu_{ij} + v_{ij}} \right)^{y_i}. \quad (4)$$

ここで、 $f_j(y_i)$  は要素密度関数、 $\mu_{ij} = \exp(\mathbf{x}'_i \beta_j)$ 、 $v_{ij} = \alpha_j^{-p} \mu_{ij}$  である。 $\beta_j \sim K \times 1$  は各要素密度関数のパラメーターベクトル、 $\alpha_j$  は NB モデルの係数である。HNB モデル同様に、 $p = 1$  のときは FM-NB1 モデル、 $p = 0$  のときは FM-NB2 モデルという。FM-NB モデルにおける  $y_i$  の平均は、 $E(y_i) = \sum_{j=1}^J \pi_j \mu_{ij}$  である。

Hurdle モデルは、未受診者と受診者のみを分離するが、FM-NB モデルは混合比  $\pi_j$  という潜在変数 (latent variable) を用いて、少頻度患者・多頻度患者というような 2 つ以上のサブグループに分離することができる。したがって医療需要の分析をするさいには、 $\pi_j$  をある種の健康状態として解釈が可能となる。このモデルは多頻度患者・少頻度患者などの

<sup>3)</sup>Pohlmeier and Ulrich (1995), Gerdtham (1997) のように、主に医師が frequent decision を決定していると仮定し、その場合を 2 段階の意思決定仮説と呼ぶこともある。受診者側のデータしか観測不可能なことが多く、これを検証することは不可能なのでこの定義は用いない。

ように分離をしてはいるが、先に述べたような 2 段階の意思決定ではなく、受診全てを単一の主体が決定するものと解釈できる。そこで本稿では FM-NB モデルを 1 段階の意思決定仮説と呼ぶことにする<sup>4)</sup>。

### 2.3 1 段階と 2 段階の意思決定仮説の混在した Finite Mixture モデル

上記の count data モデルを表にまとめたものが、表 1 である。縦軸に意思決定仮説が、横軸に混合分布の個数が表されている。混合分布の個数が 1 で、1 段階の意思決定仮説に分類されるのが、count data の基本モデルである Poisson, NB モデルとなる。また 2 段階の意思決定仮説で混合分布の個数が 1 であるものが、HNB モデルとなる。これに対して、HNB モデルとの対比で使用される FM-NB モデルは、混合分布の個数が 2 以上で、1 段階の意思決定仮説に分類できよう。

<< 表 1 挿入 >>

Deb and Trivedi (1997) から始まる一連の研究では、表 1 の一番右の 2 段階目の FM-NB モデルと中央の 3 段階目にある HNB モデルの比較を行っていることとなる。ところが、FM モデルにおいて 2 つ以上のグループに分割しても、1 段階の意思決定仮説に従うと仮定し、これを 2 段階の意思決定仮説でありながら混合分布の個数が 1 である HNB モデルと検証するのは極めて不自然である。すなわち表 1 において、FM-NB モデルの下 2 つの領域を考へることなしに、比較を行ってきたのである。例えば、2 つ以上のグループに分離しても、両者ともに 2 段階の意思決定仮説に従うこともあろうし、どちらか一方は 1 段階で、他方は 2 段階の意思決定仮説に従った受診行動となることもあろう。データの発生過程が未知である以上、FM モデルを考へるさいにこれらを除外する意義を見出すことはできない。そこで本稿では、前者の特徴を持つモデルを finite mixture hurdle NB (FM-HNB) モデル、後者の特徴を有するモデルを finite mixture hurdle NB NB (FM-HNB-NB) モデル<sup>5)</sup>と呼び、これら 2 つのモデルを推定し、従来の HNB と FM-NB モデルとの比較を行うこととする。

FM-HNB も FM-HNB-NB モデルも (3) 式の要素密度関数  $f_j(y_i)$  が NB になるか、HNB になるかであり、基本的な構造は FM-NB モデルと何ら変わりがない。しかしその経済学的解釈は大きく異なるので、これらの比較をすることは受診行動の特定化に対し重要な意味を持ち、また政策的インプリケーションもこれらのモデルに基づいて行わなくてはならない。

---

<sup>4)</sup> FM-NB モデルを、Deb and Trivedi (1997, 2002)、Gerdtham and Trivedi (2001) では latent class model (LCM) と呼んでおり、直接 1 段階の意思決定仮説とは呼んでいない。しかし、一般に Poisson, NB モデルを需要関数とみなすことと、hurdle モデルとの対比を明確にするために、本稿ではこの名称を用いる。また、LCM とは FM モデル全般を指し、彼らのように FM-NB モデルのみの名称ではないので、この定義を用いない。

<sup>5)</sup> FM-NB-HNB モデルは FM-HNB-NB モデルと同じことなので、本稿では FM-HNB-NB で統一する。

### 3 Finite Mixture モデルの推定におけるアルゴリズム

FM モデルを推定するときに、対数尤度関数の gradient, hessian が複雑な形状になるため、通常の準 Newton 法は極めて適用しにくくなる。そこで gradient の計算に数値微分を、そして hessian の計算に Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS) アルゴリズムなどを用いることで、ある程度収束計算が可能になる<sup>6)</sup>。しかし BFGS アルゴリズムでは局所最適性の問題を回避することはできず、また混合分布の個数を増やすと収束計算はほとんど不可能になる。このような FM モデルの推定に対しては、expectation - maximization (EM) アルゴリズムが推奨されている。このアルゴリズムは、収束計算を比較的容易に行うことができ、また大域的収束性や 1 回の反復での計算が軽いなどの長所を持ち合わせており、FM モデルの推定に頻繁に用いられる<sup>7)</sup>。

ところが Ueda and Nakano (1998)、上田・中野 (1997) では、勾配型に帰着する EM アルゴリズムの局所最適性を問題視し、これに代わる手法として確定的アニーリング EM (deterministic annealing EM, DAEM) アルゴリズムを提唱している。今、 $\pi' = [\pi_1, \dots, \pi_J]$  とし、要素密度関数のパラメーターベクトルを  $\theta' = [\theta'_1, \dots, \theta'_J]$  とする。さらに  $\Theta' = [\theta', \pi']$  とする。このとき、DAEM アルゴリズムは以下のように記述される。

1. パラメーター  $\rho$ ,  $0 < \rho \leq 1$  を設定する ( $\rho$  は 0 に近いほうが望ましい)。
2. 初期値  $\Theta^{(0)}$  を設定し、 $t \leftarrow 0$  とする。
3. 以下の EM ステップを繰り返す。

E ステップ  $\Theta^{(t)}$  を第  $t$  反復でのパラメーター推定値とし、条件付期待値を以下のよう  
に計算する。

$$Q(\Theta | \Theta^{(t)}) = \sum_{i=1}^N E \left[ \ln \pi_j f_j(y_i; \theta_j) | y_i; \Theta^{(t)} \right] = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^J z_{ij} \ln \pi_j f_j(y_i; \theta_j). \quad (5)$$

ただし、 $z_{ij}$  は  $y_i$  を観測した上での  $\pi$  の事後分布であり以下のように計算される。

$$z_{ij} = \frac{[\pi_j^{(t)} f_j(y_i | \theta_j^{(t)})]^\rho}{\sum_{j=1}^J [\pi_j^{(t)} f_j(y_i | \theta_j^{(t)})]^\rho}. \quad (6)$$

M ステップ  $Q$  関数を最大化する。

$$\Theta^{(t+1)} = \underset{\Theta}{\operatorname{argmax}} Q(\Theta | \Theta^{(t)}). \quad (7)$$

そして、 $t \leftarrow t+1$  とする。

<sup>6)</sup>BFGS アルゴリズムの詳細については、Judd (1998)、114 を参照せよ。

<sup>7)</sup>EM アルゴリズムについては、樺島・上田 (2003) が詳しい。

4.  $\rho$  を増加させる。

5. 以下ステップ 3~4 を  $\theta, \pi$  が収束するまで繰り返す。

(6) で  $\rho = 1$  とした場合には EM アルゴリズムに帰着するので、DAEM アルゴリズムは  $\rho$  という加重をつけて一般化したものに他ならない。EM アルゴリズムは初期段階の推定値の信頼性が低いので、それに基づいて計算される (6) の事後分布も信頼性が低いものとなる。そこで、初期段階では一様分布となるよう  $\rho$  を 0 に近いものとする事で (6) の影響力を弱めることができる。そして  $\rho$  を徐々に増加させながら各ステップを実行することで<sup>8)</sup>、尤度関数を逐次的に最大化し、EM アルゴリズムに近づけてゆくことになる。EM アルゴリズムは大域的安定性を有しているので、上手く  $\rho$  を増加させることができれば、局所最適性の問題を回避できる。本稿では、この DAEM アルゴリズムを用いて FM モデルの推定を行う。

## 4 推定結果

### 4.1 データ

本稿では、Deb and Trivedi (1997) と同様に National Medical Expenditures Survey (NMES) を使用する。彼らの推定結果と直接比較が可能になること、また count data の分野での新しいモデルを検証するためのデータとして利用されること、さらに推定モデルの再現性を考慮して、このデータを採用する。NMES は 1987 年と 1988 年に実施され、アメリカの人種構成からサンプリングされており、15,000 家族、38,000 人以上が 4 半期に一度自分の加入している医療保険、受診回数、費用、さらに主観的な健康状態、所得などを調査される。NMES の中から Medicare に適用される 66 歳以上の個人のデータ (総サンプルは 4,406) を用いる<sup>9)</sup>。

データの定義および記述統計は表 2 にある。被説明変数として使用する診療所医受診回数 (OPF) の平均値は 5.774 回であり、3 ヶ月に一度も受診しない個人は 11.5 % 存在する。主観的な健康状態がよい (EXCLHLTH) と判断した個人は 7.8 %、悪い (POORHLTH) ものは 12.6 % あり、後者の方が多い。また慢性疾患 (NUMCHRON) の平均個数は 1.542 で、日常生活に支障があるような状態 (ADLDIFF) にある個人も 20.4 % 存在する。その他に、居住地域を表すダミー変数として、北西部ダミー (NOREAST)、中西部ダミー (MIDWEST)、西部ダミー (WEST) などがある。年齢を 10 で除したもの (AGE) の平均値は 7.402 である。男性ダミー (MALE) は 0.402 であり、女性の割合が若干多い。Medicare に適用され

<sup>8)</sup>  $\rho$  については、上田・中野 (1997) では  $\rho^{(t+1)} = 1.4 \times \rho^{(t)}$  のような関数を仮定しているが、本稿では  $\rho^{(t)} = 1 - \exp(-t/C_1 - C_2)$  とし、 $t \rightarrow \infty$  のとき  $\rho$  が 1 に漸近するような関数を採用した ( $C_1, C_2$  は任意の正の定数)。

<sup>9)</sup> データについては Journal of Applied Econometrics Data Archive (<http://qed.econ.queensu.ca/jae/>) より入手可能である。

る 66 歳以上の個人のデータであるが、民間医療保険 (PRIVINS) に加入している個人が 77.6 % , Medicaid (MEDICAID) の適用を受けている個人も 9.1 % いる。

<< 表 2 挿入 >>

## 4.2 情報量基準と適合度検定

表 3 は、各推定モデルの情報量基準、対数尤度、そしてパラメーター数を示したものである。情報量基準として、Akaike information criteria (AIC), Bayesian information criteria (BIC), consistent AIC (CAIC) を計算した。これらの定義については、表 3 の注を参照されたい。AIC はその定義からパラメーター数が多いほど改善される傾向にあり、表 3 でもこれが多い FM-HNB1 モデルが最小値を、FM-HNB2 モデルが続いている。BIC, CAIC では NB1 が最小値をとり、続いて FM-NB1 となっている。パラメーター数の多い FM-HNB モデルは、これらがかかなり高い。対数尤度については、FM-HNB1 モデルが最大値をとっており、続いて FM-HNB2 モデルとなる。パラメーターを多くすることで対数尤度は改善されることが多いので、これは直観と整合的な結果である。これらの情報量基準に加えて、以下で適合度検定を行い、より精緻にモデルのパフォーマンスを検証する。

<< 表 3 挿入 >>

適合度検定として使用したのは goodness of fit (GoF) と modified GoF (MGoF) である。今  $y_i$  の cell を  $\{0\}, \{1\}, \dots, \{\hat{J}-1\}, \{\hat{J} \text{以上}\}$  と設定し、 $d_{i\hat{j}}(y_i)$  を  $y_i$  が cell  $\hat{j}$ ,  $\hat{j} = 0, \dots, \hat{J}$  にあるときに 1 をとる indicator function とする。さらに  $p_{i\hat{j}}(\mathbf{x}_i, \theta)$  を  $y_i = \hat{j}$  となる場合の予測確率とする。このとき GoF は以下のように記述される。

$$\text{GoF} = \mathbf{m}(\hat{\theta})' \hat{\mathbf{V}}_m^{-1} \mathbf{m}(\hat{\theta}) \quad (8)$$

ここで  $\mathbf{m}(\hat{\theta}) = \sum_{i=1}^N \mathbf{d}_i(y_i) - \mathbf{p}_i(\mathbf{x}_i, \hat{\theta}) \sim (\hat{J}+1) \times 1$ ,  $\mathbf{d}_i(y_i) = [d_{i0}(y_i), \dots, d_{i\hat{J}}(y_i)]'$ ,  $\mathbf{p}_i(\mathbf{x}_i, \hat{\theta}) = [p_{i0}(\mathbf{x}_i, \hat{\theta}), \dots, p_{i\hat{J}}(\mathbf{x}_i, \hat{\theta})]'$  であり、 $\hat{\theta}$  は  $\theta$  の推定量である。 $\hat{\mathbf{V}}_m$  は  $\mathbf{m}(\hat{\theta})$  の漸近分散共分散行列である。このとき GoF は自由度  $\hat{J}$  の  $\chi^2$  分布に従う。帰無仮説は sample moment  $\mathbf{m}(\hat{\theta})$  が有意に 0 と異なる、つまり元の分布と予測分布が異なるというものとなる。これが棄却されると、そのモデルの定式化を誤っている可能性がある。

$\mathbf{A}$  を  $N \times (\hat{J}+1)$  の行列とし、その  $(i, \hat{j}+1)$  要素が  $m_{i\hat{j}+1}(\hat{\theta}) = d_{i\hat{j}+1}(y_i) - p_{i\hat{j}+1}(\mathbf{x}_i, \hat{\theta})$  であるとする。 $\mathbf{B}$  を  $N \times K$  の行列とし、第  $i$  行は  $[(\partial/\partial\theta) \ln f_i(y_i)]'$  によって与えられているものとし、さらに  $\mathbf{H} = [\mathbf{A}, \mathbf{B}]$  とする。このとき GoF は以下のように書き下すことができる<sup>10)</sup>。

$$\text{GoF} = \mathbf{1}' \mathbf{H} (\mathbf{H}' \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}' \mathbf{1} \quad (9)$$

<sup>10)</sup> Andrews (1988) を参照せよ。



1 は各要素が 1 の  $N \times 1$  の列ベクトルである。また上の式を用いると  $MGoF = 1'A(A'A)^{-1}A'1$  と定義することができ、これは GoF から説明変数の影響を除去し、純粋にモデルの予測力のみを抽出したものとなる。これら 2 つの適合度検定を計算することで、各推定モデルのパフォーマンスを比較することができる。

表 4 は GoF を MGoF を cell を様々設定しながら、計算したものである。cell が 5 の場合、これは 0, ..., 4, 5 以上として適合度検定を行ったことを意味する。本稿では  $y_i$  の累積密度が 98 % 以上となる、cell が 25 までの結果を記載する。表中の a は GoF, MGoF の当該 cell における最小値を、b は NB1 もしくは NB2 内での最小値を表す。さらに c (d) は 10 (5) % 水準で帰無仮説が棄却できないことを示す。この表から cell が 5 のときには、GoF (MGoF) の最小値は FM-HNB1-NB1 (FM-HNB1)、10 のときには FM-HNB2-NB2 (FM-HNB1) が、15 のときには FM-NB1 (FM-HNB1) が、20 のときには FM-HNB1-NB1 (FM-HNB1-NB1) が、25 のときには FM-HNB1-NB1 (FM-HNB1) がそれぞれ最小値をとっている。またこれらは全て 10 % 水準で帰無仮説を棄却できなく、モデルの適合は良好である。

<< 表 4 挿入 >>

また、FM-NB2 以外の FM モデルと HNB や NB モデルを比べると、Deb and Trivedi (1997) も指摘するように FM モデルのほうが適合度検定の結果がよい。MGoF では、FM-NB2 以外の FM モデルで、少なくとも 5 % 水準で棄却できない。ところが GoF では、FM-HNB モデルと FM-NB2 モデルは 5 % 水準でも棄却され、これらの FM モデルの適合は極めて悪い。したがって、適合度検定からモデルを選択するならば、GoF・MGoF とともに良好であった FM-NB1, FM-HNB1-NB1, FM-HNB2-NB2 モデルがその候補として挙げられよう。

これらの適合度検定と先に述べた情報量基準の結果から、Deb and Trivedi (1997) が主張するように FM-NB1 モデルの当てはまりはよいが、少なくとも FM-HNB1-NB1 や FM-HNB2-NB2 モデルを完全に凌駕するものとはいえない。FM-HNB1-NB1 モデルのほうが(完全ではないが)良好なパフォーマンスを示しており、FM モデルを用いた推定を行う場合に、1段階の意思決定仮説という FM-NB1 モデルのみで推定結果を議論することは、定式化を誤る可能性がある。

### 4.3 結果

表 5 は FM-NB モデルの、表 6 は FM-HNB-NB モデルの、そして表 7 は FM-HNB モデルの推定結果である。FM-NB モデルは Deb and Trivedi (1997) と同じものであるが、用いたアルゴリズムが異なることと、本稿で提示したモデルの比較をするために掲載する。また FM-HNB モデルは、適合度検定の結果が芳しくなかったが、参考までに掲載を行う。表 5, 6, 7 では最上段にモデル名が、2列目に FM モデルの 2 つの要素密度が記載されており、要素密度 1 と要素密度 2 で 1 つの推定式を構成する。その下にある NB は 1段階の意思決

定仮説での受診を表し，hurdle は受診するかしないかを表しており，受診するという事象を 1 としているので，正の係数は受診確率が上昇することを意味する。truncated NB という項目は，一度受診した後何回受診するかを表し，両者ともに係数が正であれば受診回数が上昇する。

<< 表 5, 6, 7 挿入 >>

表 5 と表 6 の FM-NB モデルと FM-HNB-NB モデルの結果を比較すると，興味深い事実が浮かび上がる。表 5 と表 6 の NB1, NB2 とともに要素密度 2 は，係数の推定値が似通っており，有意である係数も（完全には一致しないが）おおむね同じである。ただし要素密度 1 の定式化が異なるので係数の解釈をするさいには，全く別のものとなる。例えば民間保険に加入していることを表す PRIVINS は 1 段階の意思決定仮説を表す FM-NB1 (FM-NB2) の要素密度 1 では，0.256 (0.622) で 1 % 水準で有意となっており，これは受診回数全体を押し上げる効果を持つと捉える。ところが 1 段階と 2 段階の意思決定仮説が混在した FM-HNB1-NB1 (FM-HNB2-NB2) モデルでは，hurdle 部分が 0.723 (1.030) で有意であり，これは受診確率が上昇することとなり，NB 部分では 0.222 (0.249) で有意であるので，これについては 1 度受診した後の受診を引き上げる効果を持つと解釈しなくてはならない。

表 7 の FM-HNB モデルの結果は，表 5 と表 6 のそれとは大きくかけ離れている。とりわけ，FM-HNB1 (FM-HNB2) モデルの要素密度 1 (2) の hurdle 部分では，極めて大きな推定値が出ており，これはサンプルごとに受診確率が 0 か 1 に張り付くことを意味する。かろうじて FM-HNB1 (FM-HNB2) モデルの要素密度 2 (1) が FM-HNB モデルの要素密度 1 の推定結果と似た値となっている。適合度検定でのパフォーマンスの悪さを考慮すると，2 つのサブサンプルともに 2 段階の意思決定仮説に従うという FM-HNB モデルは，少なくともこのデータを用いる限りは，妥当性が低いといわざるをえない。

サンプルに基づく  $y$  の期待値は，FM-NB1 (FM-NB2) モデルの要素密度 1 で 5.541 (4.195) 回，要素密度 2 で 8.237 (8.320) 回となり，両者をあわせたものは 5.777 (5.860) 回である。両者ともに，要素密度 1 を少頻度患者，2 を多頻度患者と考えることができる。次に FM-HNB1-NB1 (FM-HNB2-NB2) モデルでは，要素密度 1 の受診確率が 88.0 (85.9) % となり，truncated NB 部分が 6.231 (5.844) 回で，これらを統合した要素密度 1 の期待値は 5.607 (5.844) 回，要素密度 2 の期待値は 7.350 (7.576) 回であり， $y$  の期待値としては 5.766 (5.751) 回となる。要素密度 1 は 2 段階の意思決定仮説，要素密度 2 は 1 段階の意思決定仮説であるので，FM-HNB-NB モデルでは 2 段階の意思決定仮説の方が，平均的な受診回数が少ない。最期に FM-HNB1 (FM-HNB2) モデルでは，要素密度 1 の受診確率が 67.0 (82.6) %，truncated NB 部分は 14.973 (5.648) 回，これらを統合した期待値は 9.093 (4.866) 回，同じく要素密度 2 の受診確率は 86.9 (93.9) %，truncated NB 部分が 14.973 (11.024) 回，これらを統合した期待値は 9.093 (10.017) 回で， $y$  の全体の期待値は 5.767 (5.727) 回である。

ただし、これはあくまでもサンプルに基づく平均値であるので、要素密度 1 と 2 でどちらが大きくなるかは、各サンプルに依存する。例えば NUMCHRON の係数をみると、FM-HNB-NB モデルでは要素密度 1 の方が値が大きいため、これらの影響を考慮すると、2 段階の意思決定仮説を表す要素密度 1 の期待受診回数が、1 段階を近似する要素密度 2 のものを上回ることにはある。さらに 1 つの例として、有意水準 10 % 以上の係数をすべて 0 として期待値を計算すると、FM-HNB1-NB1 (FM-HNB2-NB2) モデルの要素密度 1 の受診確率は 87.7 (85.2) %、truncated NB 部分が 7.526 (5.647) 回、これらを統合した期待値は 6.760 (4.992) 回であり、要素密度 2 は 0.227 (5.999) 回、両者を統合したものは 6.115 (5.220) 回となる。FM-HNB1-NB1 モデルについては、2 段階の意思決定仮説を表す要素密度 1 の期待値の方が大きいという、興味深い結果が得られる。

最後になるが、各推定モデルの要素密度の分布を検証する。これは図 1 に描かれている。白は要素密度 1、灰色は要素密度 2 の分布を示す。特徴的な点としては、適合度検定、推定結果が似通っていた FM-NB1 モデルと FM-HNB1-NB1 モデルの要素密度の分布が、0 を除いてほぼ同じ傾向をとっていることである。2 つの推定結果で述べたことと、混合比  $\pi_j$  も近い値となっていることを考慮すると、このデータを用いた推定においては Deb and Trivedi (1997) の採用した FM-NB1 モデルに加えて、FM-HNB-NB モデルの推定とその比較も必要となるといえる。

<< 図 1 挿入 >>

#### 4.4 限界効果

4.3 では 1 段階と 2 段階の意思決定仮説それぞれの FM モデルの比較を行い、モデル選択の議論を行った。4.4 では、これらモデルの推定値を用い、限界効果を計算し、その解釈がどのように異なるかを議論する。

今 FM モデルで  $\mathbf{x}_{ik}, k = 1, \dots, K$  の限界効果を考える。ここで、 $E_j(y_i)$  を各要素密度の期待値とすると、

$$\frac{\partial E(y_i)}{\partial \mathbf{x}_{ik}} = \sum_{j=1}^J \pi_j \frac{\partial E_j(y_i)}{\partial \mathbf{x}_{ik}} \quad (10)$$

となる。各要素密度ともに NB モデル、すなわち FM-NB モデルのようなケースでは、 $E_j(y_i) = \mu_{ij}$  であるから、これを上の式に代入することで、限界効果を計算できる。この場合、限界効果は各要素密度の和として表される。

問題となるのが、FM-HNB や FM-HNB-NB のような hurdle モデルが混在する場合である。 $\mu_{Tij} \equiv \mu_{iNBj} / (1 - f_{NBj}(0))$ 、 $\Pr_j(y_i > 0) \equiv (1 - f_{Hj}(0))$  とすると (下つき文字  $j$  は要素密度  $j$  であることを示す)、hurdle モデルの期待値は  $E_j(y_i) = \Pr_j(y_i > 0) \mu_{Tij}$  となる。こ

れを用いると限界効果は以下のように計算される。

$$\frac{\partial E_j(y_i)}{\partial x_{ik}} = \mu_{Tij} \frac{\partial \Pr_j(y_i > 0)}{\partial x_{ik}} + \Pr_j(y_i > 0) \frac{\partial \mu_{Tij}}{\partial x_{ik}}. \quad (11)$$

すなわち hurdle モデルの場合、限界効果は 2 つの効果に分解できる。第 1 の効果は未受診者から受診者へと移行する直接的な効果であり、上の式の右辺第 1 項がこれに相当する。第 2 の効果は、すでに受診者となっている個人の間接的な受診増加であり、これは右辺第 2 項となる。本稿では hurdle モデルにおける限界効果について、前者を直接効果、後者を間接効果と呼ぶ。

ここで年齢を 10 で除した AGE を例にとり、限界効果の議論を行う。限界効果の計算については、推定式が非線形であるので、その評価する値により様々に変化するが、ここでは 1 つの例として、各サンプルの限界効果の平均値を算出した。まず FM-NB1 (FM-NB2) モデルの場合、要素密度 1 の限界効果は 0.157 (0.580) であり、要素密度 2 では -5.055 (-1.231) となる。これらに  $\pi_j$  をかけ統合したものは -0.299 (-0.151) となる。すなわち年齢が 10 歳上昇した場合、およそ -0.3 (-0.2) 日程度受診が抑制される。

FM-HNB1-NB1 (FM-HNB2-NB2) では、要素密度 1 が hurdle モデルであるので、よし限界効果は複雑なものとなる。要素密度 1 の未受診者から受診者へと移行する直接効果は 0.254 (0.199) であり、受診者の受診増加という間接効果は -0.120 (-0.032) となり、直接効果・間接効果を合わせた要素密度 1 の限界効果としては 0.134 (0.167) となる。他方で要素密度 2 は NB モデルであるので、その限界効果は -5.984 (-1.861) である。2 つの要素密度に  $\pi_j$  の推定値をかけ、両者を統合した限界効果は -0.433 (-0.293) である。

FM-HNB1 (FM-HNB2) では、要素密度 1 の直接効果は 6.137 (0.177) であり、間接効果は -4.879 (-0.088) となり、直接効果・間接効果を合わせた要素密度 1 の限界効果としては 1.258 (0.089) となる。要素密度 2 の直接効果は -0.059 (-0.426) であり、間接効果は -0.045 (-1.575) となり、直接効果・間接効果を合わせた要素密度 1 の限界効果としては -0.104 (-2.001) となる。2 つの要素密度に  $\pi_j$  の推定値をかけ、両者を統合した限界効果は 0.069 (-0.261) である。

興味深い点として、各要素密度の分布が似通っていた FM-NB1 と FM-HNB1-NB1 の限界効果は -0.299 と -0.433、要素密度 2 のものは -5.055 と -5.984 でそれほど大きくかけ離れていない。1 段階の意思決定仮説である FM-NB1 を用いて評価した場合には、要素密度 1 の限界効果は 0.157 であり、FM-HNB1-NB1 を用いて評価した場合には直接効果が 0.254、間接効果が -0.120、直接効果・間接効果を合わせたものは 0.134 となる。もし真のモデルが FM-HNB1-NB1 であるのに、FM-NB1 を用いて限界効果を評価したならば、直接効果と間接効果が合わさったものしか観察できず、誤った解釈をする恐れがある。逆の場合も同様であり、モデルの選択とその評価には十分に注意を払う必要がある。

#### 4.5 考察：混合分布の個数を増やした場合

前節までの議論は、 $J = 2$ 、すなわち混合分布の個数が 2 に限定されたものであった。この場合、少頻度患者・多頻度患者といった具合に 2 つのタイプになるので、その解釈は比較的容易となる。また FM モデルの収束計算に膨大な時間を要するわけではないので、多くの先行研究においては、 $J = 2$  の場合の推定を記載することが多い。ところが、データの発生過程が未知である以上、混合分布の個数を 2 に限定する合理的な根拠はない。そこで、本節において  $J = 3$  と  $J = 4$ 、つまり混合分布の個数が 3 と 4 の場合を考察する。

第 2 節の議論にのっとるならば、受診行動の観点からは  $J = 3$  の場合、以下のように分類できる。1) 3 つの混合分布すべてが 1 段階の意思決定仮説に従うもの (FM-3NB)、2) 2 つが 1 段階、残りが 2 段階の意思決定仮説に従うもの (FM-1HNB-2NB)、3) 1 つが 1 段階の意思決定仮説、2 つが 2 段階の意思決定仮説のもの (FM-2HNB-1NB)、3) 3 つすべてが 2 段階の意思決定仮説に従うもの (FM-3HNB)。  $J = 4$  の場合も、同様にして分類できる。

表 8 は  $J = 3, 4$  のときの情報量基準と対数尤度である。ただし NB2 モデルは収束計算に失敗したため、表では NB1 モデルのみを記載している。AIC、対数尤度では、パラメーター数を多くしたモデルがより低い値をとる傾向にある。ただし AIC のみに着目すると最もこれが多い FM-4HNB1 モデルが最小値をとらず、2 番目に多い FM-3HNB1-1NB1 が最小値となっている。BIC、CAIC もその定義から明らかなように、パラメーター数の少ないモデルが小さい値となっており、直感と整合的な結果である。ただし表 3 の結果と比較すると、パラメーターの数が近い場合には、混合分布の個数が少ないモデルほど良好の結果となっていることに注意をする必要がある。例えば、表 3 の FM-HNB1-NB1 はパラメーター数が 54 でこのときの AIC は 24,178.561 である。他方で表 8 の FM-3NB1 はパラメーター数が 56 と若干多いが、このときの AIC は 24,195.552 であり、FM-HNB1-NB1 よりも高い値となっている。同様の結果は、FM-1HNB1-2NB1 と FM-HNB1、FM-1HNB1-2NB1 と FM-4NB1、FM-3HNB1 と FM-2HNB1-2NB1 にも観察される。

<< 表 8 挿入 >>

表 9 は  $J = 3, 4$  のときの適合度検定を示したものである。この結果から、 $J = 3$ 、つまり混合分布の個数が 3 のときは、MGoF の結果はかなり良好である。GoF では、FM-1HNB1-2NB1 の結果がかなりよいものである。また FM-3NB1 が cell が 15 以上の領域でのパフォーマンスがよいが、その他のモデルは全般的に芳しいものとはいえない。表 4 で適合度検定の結果が良好であった FM-HNB1-NB1 や FM-NB1 と比較すると、FM-1HNB1-2NB1 はこれらを上回っている。 $J = 4$  の場合は、MGoF ではすべてのモデルの適合はよいが、GoF では FM-1HNB1-3NB1 以外は帰無仮説を 5% 水準でさえ棄却できないものはない。FM-1HNB1-3NB1 の適合度検定の結果は、表 4 の FM-HNB1-NB1 や FM-NB1 の結果よりよい

ものであるが、FM-1HNB1-2NB1 と比べると、cell が 15 以外の領域では、凌駕するものはなかった。

<< 表 9 挿入 >>

以上をまとめるならば、混合分布の個数を多くした場合には、FM-1HNB1-2NB1 と FM-1HNB1-3NB1 は適合度の観点からは、考慮すべきモデルとなるといえるが、表 8 における情報量の観点からは、パラメーター数が同等なモデルとの比較において、それほどの優位性を示すわけではない。これら以外のモデルについては、適合度の観点からは望ましいものとはいえない。つまり、真の分布が未知である以上、混合分布の個数を増やして推定しこれらと比較することは、モデル選択をするときには重要なことではあるが、個数を増やしたからといって必ずしも良好な結果が得られるわけではない。

## 5 終わりに

本稿では、従来用いられてきた 1 段階の意思決定仮説を表す FM-NB モデルに加えて、1 段階と 2 段階の意思決定仮説が混在した FM-HNB-NB モデル、2 段階の意思決定仮説の FM-HNB モデルを提示した。そして NHES を例にとり、確定的アニーリング EM アルゴリズムを用いて推定し、各モデルの情報量基準と適合度検定、さらに要素密度の分布を調べることで、FM-NB モデルを採用するのが妥当であるか検証した。

主要な結論は、以下のようになる。第 1 に、情報量基準ではパラメーターの数が多い FM-HNB モデルが望ましいが、適合度検定では FM-HNB モデルと FM-NB1 モデルのパフォーマンスが優れていた。第 2 に、推定結果を概観する限りでは、FM-NB モデルと FM-HNB-NB モデルの NB 部分の要素密度の係数が似通っており、また FM-HNB モデルは、これ以外の推定結果とは異なっていた。第 3 に、要素密度の分布をみる限り、FM-NB1 と FM-HNB1-NB1 モデルは似た構造をもっている。

以上の結論より、Deb and Trivedi (1997) の採用した FM-NB1 モデルは、2 段階の意思決定仮説を考慮すると、必ずしも最良の選択とはいえないことになる。したがって、本稿で提示した 2 段階の意思決定仮説も考慮した FM モデルを推定し、それらの比較を行わなくてはならない。本稿で提示したモデルを用いたさらなる分析が行われ、研究結果が蓄積されることを望む。

## 参考文献

- [1] Andrews, D. (1988), “Chi-Square Diagnostic Tests for Econometric Models: Introduction and Applications,” *Journal of Econometrics*, vol. 37, no. 1, pp. 135 – 156.

- [2] Cameron, A. C. and P. K. Trivedi (1998), *Regression Analysis of Count Data*, Cambridge, Cambridge University Press.
- [3] Cameron, A. C., F. Milne, and J. Piggott (1988), "A Microeconomic Model of the Demand for Health Care and Health Insurance in Australia," *Review of Economic Studies*, vol. 55, no. 1, pp. 85 - 106.
- [4] Deb, P. and A. M. Holmes (2000), "Estimates of Use and Costs of Behavioural Health Care: A Comparison of Standard and Finite Mixture Models," *Health Economics*, vol. 9, no. 6, pp. 475 – 489.
- [5] Deb, P. and P. K. Trivedi (1997), "Demand for Medical Care by the Elderly: A Finite Mixture Approach," *Journal of Applied Econometrics*, vol. 12, no. 3, pp. 2313 – 2336.
- [6] Deb, P. and P. K. Trivedi (2001), "Equity in Swedish Health Care Reconsidered: New Results Based on the Finite Mixture Model," *Health Economics*, vol. 10, no. 6, pp. 565 – 572.
- [7] Deb, P. and P. K. Trivedi (2002), "The Structure of Demand for Health Care: Latent Class versus Two-part Models," *Journal of Health Economics*, vol. 21, no. 4, pp. 601 – 625.
- [8] Gerdtham, U. G. (1997), "Equity in Health Care Utilization: Further Tests Based on Hurdle Models and Swedish Micro Data," *Health Economics*, vol. 6, no. 3, pp. 303 – 19.
- [9] Gerdtham, U. G. and P. K. Trivedi (2001), "Equity in Swedish Health Care Reconsidered: New Results Based on the Finite Mixture Model," *Health Economics*, vol. 10, no. 6, pp. 565 – 572.
- [10] Gurmu, S., P. Rilstone, and S. Stern (1999), "Semiparametric Estimation of Count Regression Models," *Journal of Econometrics*, vol. 88, no. 1, pp. 123 – 150.
- [11] Jemernez-Martin, S., J. M. Labeaga, and M. M. Matinez-Granado (2002), "Latent Class versus Two-Part Models in the Demand for Physician Services across the European Union," *Health Economics*, vol. 11, no. 4, pp. 301 – 321.
- [12] Judd, K. L. (1998), *Numerical Methods in Economics*, Oxford, MIT Press.
- [13] Mullahy, J. (1986), "Specification and Testing of Some Modified Count Data Models," *Journal of Econometrics*, vol. 33, no. 3, pp. 341 – 365.
- [14] Pohlmeier, W. and V. Ulrich (1995), "An Econometric Model of the Two-part Decision-making Process in the Demand for Health Care," *Journal of Human Resources*, vol. 30, no. 2, pp. 339 – 361.

- [15] Santos-Silva J. M. C. and F. A. G. Windmeijer (2001), “Two-Part Multiple Spell Models for Health Care Demand,” *Journal of Econometrics*, vol. 104, no. 1, pp. 67 – 89.
- [16] Ueda, N. and R. Nakano (1998), “Deterministic Annealing EM Algorithm,” *Neural Networks*, vol. 11, no. 2, pp. 271 – 282.
- [17] Winkelmann, R. (2003), *Econometric Analysis of Count Data 4th edition*, Berlin, Springer-Verlag.
- [18] Winkelmann, R. (2004), “Health Care Reform and the Number of Doctor Visits - An Econometric Analysis,” *Journal of Applied Econometrics*, vol. 19, no. 4, pp. 455 – 472.
- [19] 樺島祥介・上田修功 (2003) 「平均場近似・EM法・変分ベイズ法」汪金芳, 田栗正章, 手塚集, 樺島祥介, 上田修功編 『計算統計 I - 確率計算の新しい手法 - 』, pp. 121 – 191, 岩波書店。
- [20] 上田修功・中野良平 (1997) 「確定的アニーリング EM アルゴリズム」, 『電子情報通信学会論文誌D-II』, vol. J80-D-II, no. 1, pp. 267 – 276。
- [21] 増原宏明 (2004) 「老人保健制度と外来受診 - 組合健康保険レセプトデータによる count data 分析 - 」, 『季刊社会保障研究』, 近刊。
- [22] 増原宏明・村瀬邦彦 (2004) 「1999年7月老人保健適用者外来薬剤費一部負担無料化の効果」, 『季刊社会保障研究』, 近刊。



表1 医療需要分析で用いられる count data モデル

	Finite Mixture	
	1	2
1段階の意思決定仮説	Poisson, NB	FM-NB
		FM-HNB-NB (FM-NB-HNB)
2段階の意思決定仮説	HNB	FM-HNB

出所) 筆者作成。

表2 データの定義と記述統計量

変数	定義	平均	標準偏差	最小値	最大値
OFF	診療所受診回数	5.774 (0.155)	6.759	0	89
EXCLHLTH	主観的な健康状態がよいときを1	0.078	0.268	0	1
POORHLTH	主観的な健康状態が悪いときを1	0.126	0.332	0	1
NUMCHRON	慢性疾患の個数(癌, 心臓発作, 胆嚢障害, 肺気腫, 関節炎, 糖尿病, 他の心疾患)	1.542	1.350	0	8
ADLDIFF	日常生活に支障があるような状態を持つときを1	0.204	0.403	0	1
NOREAST	北西部居住者を1	0.190	0.392	0	1
MIDWEST	中西部居住者を1	0.263	0.440	0	1
WEST	西部居住者を1	0.181	0.385	0	1
AGE	年齢/10	7.402	0.633	6.600	10.900
BLACK	アフリカ系アメリカ人を1	0.117	0.322	0	1
MALE	男性を1	0.404	0.491	0	1
MARRIED	結婚しているときを1	0.546	0.498	0	1
SCHOOL	教育年数	10.290	3.739	0	18
FAMINC	世帯所得/\$10,000	2.527	2.925	-1.013	54.835
EMPLOYED	就業状態にあるときを1	0.103	0.304	0	1
PRIVINS	民間医療保険加入者を1	0.776	0.417	0	1
MEDICAID	Medicaid 適用者を1	0.091	0.288	0	1

注)カッコ内は未受診者比率を表す。

出所) Deb and Trivedi (1997) のデータから筆者が再作成したものである。

表3 対数尤度と情報量基準

	AIC	BIC	CAIC	対数尤度	パラメーター数
NB1	24,348.405	24,463.438 <sup>a</sup>	24,481.438 <sup>a</sup>	-12,156.203	18
NB2	24,440.335	24,555.368	24,573.368	-12,202.168	18
HNB1	24,296.053	24,519.728	24,554.728	-12,113.027	35
HNB2	24,290.983	24,514.658	24,549.658	-12,110.492	35
FM-NB1	24,229.987	24,466.444	24,503.444	-12,077.993	37
FM-NB2	24,335.264	24,571.721	24,608.721	-12,130.632	37
FM-HNB1-NB1	24,178.561	24,523.660	24,577.660	-12,035.281	54
FM-HNB2-NB2	24,180.241	24,525.340	24,579.340	-12,036.120	54
FM-HNB1	24,136.035 <sup>a</sup>	24,589.776	24,660.776	-11,997.018 <sup>b</sup>	71
FM-HNB2	24,140.814	24,594.555	24,665.555	-11,999.407	71

注1)  $AIC = -2 \ln(L) + 2K$ ,  $BIC = -2 \ln(L) + K \ln(N)$ ,  $CAIC = -2 \ln(L) + K (\ln(N) + 1)$  である。ただし,  $L, K, N$  は尤度, パラメーター数, サンプルサイズを表す。

注2) a は AIC, BIC, CAICの最小値を, b は対数尤度の最大値を表す。

出所) 筆者作成。

表4 適合度検定

	cell	NB1		NB2	
		GoF	MGoF	GoF	MGoF
NB	5	32.240	15.815	58.029	42.160
HNB		27.839	10.342 <sup>d</sup>	21.867	5.597 <sup>c</sup>
FM-NB		10.119 <sup>d</sup>	7.281 <sup>c</sup>	82.192	52.741
FM-HNB-NB		3.607 <sup>a,b,c</sup>	2.649 <sup>c</sup>	7.200 <sup>b,c</sup>	4.347 <sup>b,c</sup>
FM-HNB		23.661	2.423 <sup>a,b,c</sup>	54.993	6.620 <sup>c</sup>
NB	10	36.720	30.142	82.283	49.406
HNB		32.399	24.199	34.880	12.191 <sup>c</sup>
FM-NB		12.929 <sup>b,c</sup>	10.795 <sup>c</sup>	85.566	63.955
FM-HNB-NB		13.998 <sup>c</sup>	5.872 <sup>c</sup>	12.639 <sup>a,b,c</sup>	8.047 <sup>b,c</sup>
FM-HNB		32.787	5.269 <sup>a,b,c</sup>	60.876	10.294 <sup>c</sup>
NB	15	49.725	34.266	107.286	58.126
HNB		53.283	27.772	50.303	16.610 <sup>c</sup>
FM-NB		15.986 <sup>a,b,c</sup>	13.669 <sup>c</sup>	93.902	74.172
FM-HNB-NB		17.702 <sup>c</sup>	9.691 <sup>c</sup>	24.230 <sup>b,d</sup>	11.711 <sup>b,c</sup>
FM-HNB		35.462	8.769 <sup>a,b,c</sup>	74.013	14.156 <sup>c</sup>
NB	20	74.918	37.965	112.171	69.980
HNB		97.154	31.180 <sup>d</sup>	55.060	22.399 <sup>c</sup>
FM-NB		22.639 <sup>c</sup>	16.956 <sup>c</sup>	130.602	85.615
FM-HNB-NB		22.210 <sup>a,b,c</sup>	12.110 <sup>a,b,c</sup>	27.508 <sup>b,d</sup>	20.582 <sup>b,c</sup>
FM-HNB		41.463	12.682 <sup>c</sup>	78.721	24.085 <sup>c</sup>
NB	25	83.207	46.544	116.474	72.517
HNB		113.183	40.477	60.676	25.874 <sup>c</sup>
FM-NB		25.507 <sup>c</sup>	19.608 <sup>c</sup>	155.200	88.411
FM-HNB-NB		24.393 <sup>a,b,c</sup>	14.948 <sup>c</sup>	34.838 <sup>b</sup>	23.485 <sup>b,c</sup>
FM-HNB		45.950	14.853 <sup>a,b,c</sup>	88.366	27.269 <sup>c</sup>

注1) a は, GoF, MGoF の最小値を表し, b は NB1, NB2 モデル内での GoF, MGoF の最小値を表す。

注2) c は 10% 水準で, d は 5% 水準で元の分布と予測分布が異なるという帰無仮説が棄却されないことを示す。

出所) 筆者作成。

表5 推定結果(FM-NBモデル)

	FM-NB1		FM-NB2	
	要素密度 1	要素密度 2	要素密度 1	要素密度 2
	NB	NB	NB	NB
EXCLHLTH	-0.250 *** (0.058)	-0.760 (0.776)	-0.307 ** (0.142)	-0.437 *** (0.151)
POORHLTH	0.232 *** (0.067)	0.067 (0.724)	0.139 (0.294)	0.387 *** (0.096)
NUMCHRON	0.186 *** (0.013)	0.137 (0.111)	0.366 *** (0.116)	0.047 (0.055)
ADLDIFF	-0.015 (0.043)	0.534 ** (0.272)	-0.110 (0.180)	0.189 * (0.105)
NOREAST	0.083 * (0.048)	0.179 (0.491)	0.063 (0.106)	0.137 (0.098)
MIDWEST	0.017 (0.039)	0.058 (0.347)	0.025 (0.121)	-0.021 (0.088)
WEST	0.089 * (0.049)	0.237 (0.489)	0.044 (0.121)	0.180 ** (0.084)
AGE	0.028 (0.027)	-0.614 ** (0.251)	0.138 (0.128)	-0.148 ** (0.072)
BLACK	-0.080 (0.070)	-1.067 (1.069)	-0.293 (0.258)	0.079 (0.119)
MALE	-0.136 *** (0.035)	0.123 (0.260)	-0.308 ** (0.121)	0.110 (0.115)
MARRIED	0.047 (0.035)	-0.509 (0.332)	0.202 (0.160)	-0.210 ** (0.101)
SCHOOL	0.014 *** (0.005)	0.152 * (0.084)	0.036 ** (0.018)	0.023 * (0.012)
FAMINC	0.000 (0.005)	-0.005 (0.020)	-0.002 (0.009)	-0.002 (0.010)
EMPLOYED	-0.059 (0.056)	0.395 (0.751)	-0.084 (0.137)	0.125 (0.144)
PRIVINS	0.256 *** (0.053)	2.976 (2.648)	0.622 *** (0.183)	0.201 ** (0.082)
MEDICAID	0.353 *** (0.062)	-3.159 (3.379)	0.646 *** (0.149)	0.071 (0.181)
CONSTANT	0.778 *** (0.222)	1.918 (2.548)	-1.221 (1.559)	2.653 *** (0.729)
$\alpha$	3.493 *** (0.289)	16.971 ** (7.072)	0.678 *** (0.044)	0.532 *** (0.022)
$\pi_j$	0.913 *** (0.029)		0.596 ** (0.237)	

注1)\*\*\* は 1%有意水準, \*\* は 5%有意水準, \* は10%有意水準で係数が0であるとする帰無仮説が棄却されることを示す。

注2)括弧内は White の一貫性のある標準誤差である。

注3) $\alpha, \pi_j$  はそれぞれ NB モデルの係数と FM モデルの混合比を表す。

出所)筆者作成。

表 6 推定結果(FM-HNB-NB モデル)

	FM-HNB1-NB1			FM-HNB2-NB2		
	要素密度 1		要素密度 2	要素密度 1		要素密度 2
	hurdle	truncated NB	NB	hurdle	truncated NB	NB
EXCLHLTH	-0.212 (0.195)	-0.367 *** (0.086)	-0.698 (0.614)	-0.257 (0.205)	-0.309 *** (0.099)	-0.502 * (0.297)
POORHLTH	0.284 (0.405)	0.279 *** (0.054)	0.112 (0.632)	0.057 (0.309)	0.300 *** (0.067)	0.327 * (0.192)
NUMCHRON	0.861 *** (0.112)	0.151 *** (0.012)	0.116 (0.105)	0.938 *** (0.136)	0.163 *** (0.015)	0.109 ** (0.045)
ADLDIFF	-0.289 (0.214)	0.035 (0.046)	0.548 * (0.309)	-0.290 (0.218)	0.052 (0.057)	0.187 (0.173)
NOREAST	0.170 (0.199)	0.078 (0.052)	0.355 (0.475)	0.165 (0.195)	0.082 (0.061)	0.173 (0.173)
MIDWEST	0.218 (0.183)	-0.013 (0.044)	0.130 (0.369)	0.174 (0.190)	-0.023 (0.053)	0.018 (0.140)
WEST	0.174 (0.229)	0.089 * (0.051)	0.381 (0.532)	0.200 (0.205)	0.124 ** (0.059)	0.143 (0.140)
AGE	0.514 *** (0.181)	-0.027 (0.028)	-0.814 *** (0.240)	0.422 *** (0.151)	-0.007 (0.036)	-0.246 ** (0.104)
BLACK	-0.273 (0.211)	-0.036 (0.063)	-1.052 (0.801)	-0.431 ** (0.203)	-0.062 (0.089)	0.079 (0.223)
MALE	-0.587 *** (0.163)	-0.061 (0.039)	0.100 (0.284)	-0.671 *** (0.153)	-0.075 (0.047)	0.141 (0.125)
MARRIED	0.408 ** (0.170)	-0.024 (0.040)	-0.478 (0.348)	0.401 ** (0.162)	-0.037 (0.047)	-0.194 (0.135)
SCHOOL	0.062 *** (0.023)	0.012 ** (0.006)	0.128 (0.081)	0.079 *** (0.023)	0.012 (0.009)	0.038 * (0.021)
FAMINC	-0.004 (0.024)	-0.002 (0.007)	0.006 (0.018)	0.007 (0.030)	0.003 (0.008)	-0.011 (0.015)
EMPLOYED	0.027 (0.235)	-0.065 (0.070)	0.213 (0.586)	0.019 (0.219)	-0.102 (0.078)	0.222 (0.185)
PRIVINS	0.723 *** (0.183)	0.222 *** (0.055)	2.112 (1.598)	1.030 *** (0.196)	0.249 *** (0.068)	0.229 (0.163)
MEDICAID	0.872 *** (0.324)	0.300 *** (0.066)	-2.108 (1.819)	0.852 *** (0.308)	0.337 *** (0.082)	-0.213 (0.214)
CONSTANT	-3.908 *** (1.435)	1.340 *** (0.232)	4.322 ** (1.738)	-3.820 *** (1.282)	1.110 *** (0.295)	3.004 *** (0.855)
$\alpha$		3.322 *** (0.227)	22.225 *** (1.258)		0.425 *** (0.042)	1.536 *** (0.016)
$\pi_j$	0.907 *** (0.025)			0.773 *** (0.047)		

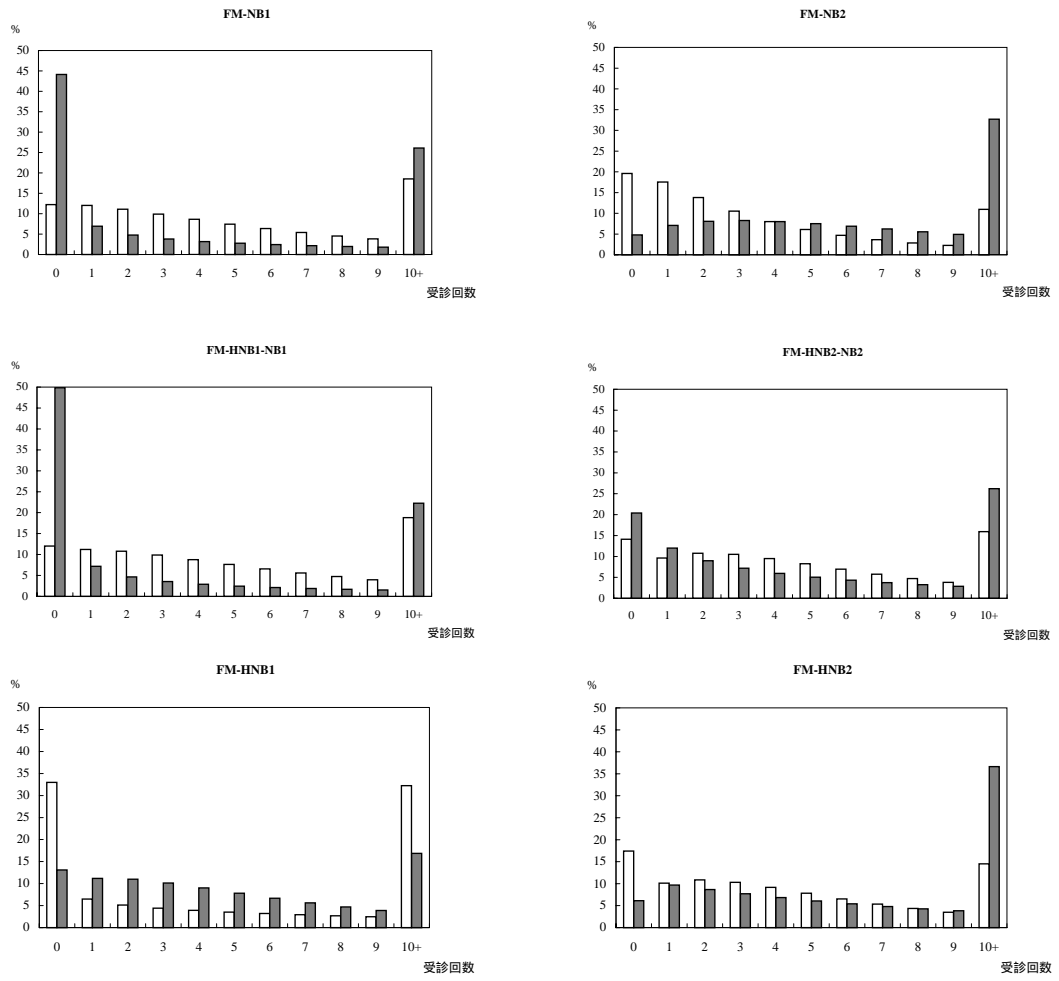
注) 表 5 の注を参照のこと。  
出所) 筆者作成。

表7 推定結果(FM-HNB モデル)

	FM-HNB1				FM-HNB2			
	要素密度 1		要素密度 2		要素密度 1		要素密度 2	
	hurdle	truncated NB	hurdle	truncated NB	hurdle	truncated NB	hurdle	truncated NB
EXCLHLTH	-3.202 (4.142)	-0.651 (0.494)	-0.447 ** (0.197)	-0.346 *** (0.087)	-0.277 * (0.157)	-0.304 *** (0.097)	-26.463 *** (3.610)	-0.527 * (0.273)
POORHLTH	20.684 * (12.172)	0.433 (0.305)	-0.090 (0.185)	0.230 *** (0.062)	0.109 (0.206)	0.291 *** (0.059)	-3.435 *** (1.067)	0.411 *** (0.148)
NUMCHRON	14.262 ** (7.103)	-0.053 (0.092)	0.446 *** (0.068)	0.158 *** (0.014)	0.740 *** (0.060)	0.166 *** (0.021)	-11.610 *** (1.549)	0.153 ** (0.062)
ADLDIFF	25.452 (16.739)	0.214 (0.229)	-0.395 *** (0.150)	0.032 (0.052)	-0.160 (0.154)	0.039 (0.052)	-12.156 *** (1.866)	0.294 ** (0.136)
NOREAST	20.188 ** (9.905)	-0.148 (0.391)	-0.131 (0.169)	0.082 (0.062)	0.305 ** (0.140)	0.082 (0.056)	-58.253 *** (7.525)	0.268 (0.163)
MIDWEST	5.094 (3.681)	-0.095 (0.273)	0.015 (0.154)	-0.005 (0.046)	0.325 ** (0.133)	-0.028 (0.054)	-72.531 *** (9.872)	0.158 (0.147)
WEST	7.496 (7.600)	0.058 (0.365)	0.094 (0.183)	0.084 (0.055)	0.212 (0.145)	0.125 ** (0.060)	-6.479 *** (2.383)	0.145 (0.143)
AGE	30.859 * (17.894)	-0.644 ** (0.270)	-0.104 (0.106)	-0.011 (0.036)	0.300 *** (0.092)	-0.021 (0.033)	-13.277 *** (1.848)	-0.172 * (0.099)
BLACK	-9.709 ** (3.961)	0.318 (0.280)	-0.287 (0.180)	-0.094 (0.068)	-0.306 ** (0.153)	-0.052 (0.076)	-16.051 *** (2.660)	0.119 (0.197)
MALE	-6.526 (6.065)	0.085 (0.247)	-0.540 *** (0.145)	-0.062 (0.041)	-0.436 *** (0.107)	-0.087 * (0.045)	-27.496 *** (3.270)	0.239 * (0.140)
MARRIED	-8.016 ** (3.404)	-0.247 (0.233)	0.442 *** (0.148)	-0.006 (0.043)	0.182 (0.114)	-0.021 (0.046)	32.216 *** (9.941)	-0.298 ** (0.150)
SCHOOL	2.462 * (1.328)	0.069 * (0.037)	0.031 (0.019)	0.007 (0.007)	0.080 *** (0.015)	0.012 (0.009)	-5.071 *** (0.639)	0.050 *** (0.019)
FAMINC	1.742 ** (0.858)	-0.048 * (0.028)	-0.002 (0.022)	0.003 (0.007)	0.011 (0.021)	0.002 (0.008)	0.213 *** (0.036)	-0.008 (0.015)
EMPLOYED	-7.041 *** (2.301)	0.802 *** (0.288)	0.137 (0.226)	-0.055 (0.065)	-0.052 (0.159)	-0.102 (0.073)	54.154 *** (6.394)	0.233 (0.160)
PRIVINS	-7.317 *** (2.811)	0.721 ** (0.320)	1.018 *** (0.153)	0.185 *** (0.062)	0.644 *** (0.135)	0.263 *** (0.061)	52.096 *** (6.411)	0.085 (0.161)
MEDICAID	-26.595 (16.251)	0.315 (0.301)	0.964 *** (0.251)	0.291 *** (0.073)	0.586 *** (0.212)	0.357 *** (0.078)	5.631 *** (1.049)	-0.325 (0.205)
CONSTANT	-256.350 * (148.973)	6.076 *** (2.255)	1.153 (0.895)	1.245 *** (0.293)	-2.877 *** (0.750)	1.160 *** (0.314)	230.832 *** (30.812)	2.574 *** (0.900)
$\alpha$		9.671 *** (2.761)		2.925 *** (0.157)		0.455 *** (0.037)		0.954 (0.598)
$\pi_j$	0.127 *** (0.018)				0.833 *** (0.035)			

注)表5の注を参照のこと。  
出所)筆者作成。

図1 各推定モデルの要素密度の分布



注) 白は要素密度 1 を、灰色は要素密度 2 を表す。  
出所) 筆者作成。



表8 対数尤度と情報量基準 ( $J = 3, 4$  の場合)

	AIC	BIC	CAIC	対数尤度	パラメーター数
<i>J=3</i>					
FM-3NB1	24,195.552	24,553.433 <sup>a</sup>	24,609.433 <sup>a</sup>	-12,041.776	56
FM-1HNB1-2NB1	24,152.405	24,618.927	24,691.927	-12,003.202	73
FM-2HNB1-1NB1	24,140.486	24,715.651	24,805.651	-11,980.243	90
FM-3HNB1	24,100.481	24,784.289	24,891.289	-11,943.241	107
<i>J=4</i>					
FM-4NB1	24,174.611	24,653.915	24,728.915	-12,012.306	75
FM-1HNB1-3NB1	24,138.804	24,726.750	24,818.750	-11,977.402	92
FM-2HNB1-2NB1	24,117.109	24,813.698	24,922.698	-11,949.555	109
FM-3HNB1-1NB1	24,057.032 <sup>a</sup>	24,862.264	24,988.264	-11,902.516	126
FM-4HNB1	24,063.552	24,977.425	25,120.425	-11,888.776 <sup>c</sup>	143

注) 表 3 の注を参照せよ。  
出所) 筆者作成。

表9 適合度検定(J = 3, 4 の場合)

	J = 3				J = 4		
	cell	GoF	MGoF		cell	GoF	MGoF
FM-3NB1	5	15.884	7.161 <sup>c</sup>	FM-4NB1	5	26.192	12.489
FM-1HNB1-2NB1		3.409 <sup>c</sup>	1.980 <sup>c</sup>	FM-1HNB1-3NB1		3.782 <sup>c</sup>	1.726 <sup>c</sup>
FM-2HNB1-1NB1		21.919	2.347 <sup>c</sup>	FM-2HNB1-2NB1		50.509	2.192 <sup>c</sup>
FM-3HNB1		44.313	2.494 <sup>c</sup>	FM-3HNB1-1NB1		114.702	3.989 <sup>c</sup>
				FM-4HNB1		29.772	3.895 <sup>c</sup>
FM-3NB1	10	18.420	9.950 <sup>c</sup>	FM-4NB1	10	29.841	14.897 <sup>c</sup>
FM-1HNB1-2NB1		6.592 <sup>c</sup>	5.218 <sup>c</sup>	FM-1HNB1-3NB1		7.275 <sup>c</sup>	5.080 <sup>c</sup>
FM-2HNB1-1NB1		26.931	5.191 <sup>c</sup>	FM-2HNB1-2NB1		60.476	5.586 <sup>c</sup>
FM-3HNB1		46.884	5.129 <sup>c</sup>	FM-3HNB1-1NB1		116.641	6.221 <sup>c</sup>
				FM-4HNB1		34.790	6.601 <sup>c</sup>
FM-3NB1	15	21.947 <sup>c</sup>	12.926 <sup>c</sup>	FM-4NB1	15	34.176	18.274 <sup>c</sup>
FM-1HNB1-2NB1		15.869 <sup>c</sup>	9.263 <sup>c</sup>	FM-1HNB1-3NB1		14.731 <sup>c</sup>	8.834 <sup>c</sup>
FM-2HNB1-1NB1		29.970	8.697 <sup>c</sup>	FM-2HNB1-2NB1		73.602	9.283 <sup>c</sup>
FM-3HNB1		50.326	8.529 <sup>c</sup>	FM-3HNB1-1NB1		119.860	9.153 <sup>c</sup>
				FM-4HNB1		39.633	10.148 <sup>c</sup>
FM-3NB1	20	29.093 <sup>d</sup>	16.857 <sup>c</sup>	FM-4NB1	20	45.894	26.095 <sup>c</sup>
FM-1HNB1-2NB1		18.426 <sup>c</sup>	12.987 <sup>c</sup>	FM-1HNB1-3NB1		20.110 <sup>c</sup>	15.039 <sup>c</sup>
FM-2HNB1-1NB1		35.103	12.361 <sup>c</sup>	FM-2HNB1-2NB1		76.868	14.672 <sup>c</sup>
FM-3HNB1		64.126	15.823 <sup>c</sup>	FM-3HNB1-1NB1		129.553	13.140 <sup>c</sup>
				FM-4HNB1		41.091	11.573 <sup>c</sup>
FM-3NB1	25	34.252 <sup>c</sup>	19.110 <sup>c</sup>	FM-4NB1	25	61.554	29.331 <sup>c</sup>
FM-1HNB1-2NB1		21.200 <sup>c</sup>	15.233 <sup>c</sup>	FM-1HNB1-3NB1		30.867 <sup>c</sup>	18.360 <sup>c</sup>
FM-2HNB1-1NB1		38.382	14.492 <sup>c</sup>	FM-2HNB1-2NB1		82.867	17.347 <sup>c</sup>
FM-3HNB1		74.242	18.370 <sup>c</sup>	FM-3HNB1-1NB1		133.557	15.355 <sup>c</sup>
				FM-4HNB1		45.345	14.547 <sup>c</sup>

注) 表 4 の注を参照せよ。

出所) 筆者作成。