

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——

増原 宏明

I はじめに

老人保健制度(以下、老健)は昭和58年2月に、疾病の予防や健康作りを含む総合的な老人保健医療対策を推進し、同時に国民皆で公平にその費用を負担することを目的にして実施された。当初老人人口比率が低く財政的な余裕もあったため、自己負担率は低く抑えられていたが、高齢化の進展とともに次第に引き上げが実施され、外来入院とともに1割負担(ただし高所得者は2割負担)となっている。また本稿が分析対象とするデータの下では70歳以上の個人に適用されるので、毎年120万人以上がこの恩恵を受ける。健保本人や家族の自己負担率よりも(高くなる個人が一部存在するが)一般的に低くなるので、もし70歳を迎える老健に適用されることで、医療サービスを過剰に需要するのならば、希少なる医療資源の配分に歪みをもたらすことになる。したがって、適用の前後の受診行動を比較し、その効果を分析することは重大な意義をもつ。そこで本稿では、1996年度から2000年度における3健康保険組合のレセプトデータとマスターデータを素材とし、老人保健を間近に控えた個人が、制度適用とともにどのように受診行動を変化させるかを分析する。

ここで、老健適用で期待される効果は以下の2つが考えられる。第1に、自己負担率の低下に伴う受診日数の増加、そして第2に医療費の上昇である。本稿では2つのうち、第1の効果に着目して分析を行う。その理由としては、医療費は専門性の高い医師が決定する余地が大きいが、受診日数に関しては、行くか行かないかを患者は選択す

きるので、需要の概念として適切だと考えられるからである。

医療分析を行うにあたって留意すべき問題として、受診しなかった個人をどのようにして取り扱うかである。0という需要は端点解であり、医療サービス需要において、彼らは「受診しない」ということが最適となる。後で議論を行うが、老健適用前と後の1年間で1度も受診しない個人は約35%にのぼり、これらを除いて分析をすることはsample selection bias を生じさせることとなる。本稿では、被説明変数が非負の整数値を取るcount data を用いて、未受診者も明示的に分析する。この種の研究は、hurdle negative binomial モデルを用いて1997年9月の医療保険制度の改定の外来の分析の吉田・伊藤(2000)、これに加えて自己負担率の弾力性の議論をしたYoshida and Takagi(2002)、また歯科を分析した吉田・川村(2004)、重複受診を扱った近藤(2002)などがある。老健適用の分析は、エピソードデータを用いて増原他(2002)が行っており、吉田・山村(2003)は2 part モデルを用いて受診と医療費の分析をしている。

Count data モデルの2つ目の特徴として、受診行動の仮説を比較しながら分析できる点が挙げられる。これは、任意の期間に何日の受診をすると決定しているのか、それとも受診するかしないかという意思決定と、一度受診した後何日受診するかという意思決定が別になっているのかということである。IIで議論するが、前者は1段階の意思決定仮説を近似すると考えられ、また後者は2段階の意思決定仮説を近似すると考えられる。これら2つの解釈が可能なモデルのどちらを採用す

るかで、老健に適用されたことによる受診行動の変化の解釈自体が異なることになる。2つの仮説については、近年その検証が盛んになされているが(Pohlmeier and Ulrich (1995), Deb and Trivedi (1997, 2002), Santos Silva and Windmeijer (2001), Jemernez-Martin et al. (2002)),わが国ではこれら2つの仮説に立脚した研究は現在のところ存在しない。本稿ではcount data モデルを用いて2つの仮説を比較しながら、老健の適用が与えるインパクトを分析する。以下**II**で推定モデルを議論し、**III**でデータの作成方法を示す。**IV**では、記述統計による結果と、モデル選択と推定結果の解釈をし、**V**に本稿のまとめと課題に触れる。

II 推定モデル

1 Hurdle モデル

Hurdle モデルとは、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日受診するかは0で truncate された f_T という密度関数に従うと仮定される。またこのモデルは two part model (TPM) とも呼ばれている。 $y_i, i=1, \dots, N$ を被説明変数となる count data, $x_i \sim K \times 1$ 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、 $f_T(y_i|y_i>0) = f_{NB}(y_i)/(1-f_{NB}(0))$ とする。(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 値選択部分は通常 $f_H(0) = (1 + \exp(x_i' \beta_H))^{-1}$ と logit モデルに特定化される。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、

$$f_T(y_i|y_i>0) = \frac{f_{NB}(y_i)}{1-f_{NB}(0)} = \frac{\Gamma(y_i + \nu_{NB,i})}{\Gamma(\nu_{NB,i}) \Gamma(y_i + 1)}$$

$$\begin{aligned} &\times \left(\left(\frac{\nu_{NB,i} + \mu_{NB,i}}{\nu_{NB,i}} \right)^{\nu_{NB,i}} - 1 \right)^{-1} \\ &\times \left(\frac{\mu_{NB,i}}{\mu_{NB,i} + \nu_{NB,i}} \right)^{y_i} \end{aligned} \quad (2)$$

とする。ただし $\mu_{NB,i} = \exp(x_i' \beta_{NB})$, $\nu_{NB,i} = \alpha_{NB}^{-1} \mu_{NB,i}^p$ である。また $\beta_H, \beta_{NB} \sim K \times 1$ はパラメータベクトルであり、 α_{NB} は NB モデルの係数である。 $p=1$ のとき hurdle negative binomial 1 (HNB 1) モデル、 $p=0$ のときを hurdle negative binomial 2 (HNB 2) モデルといいう¹⁾。HNB モデルにおける被説明変数 y_i の平均は、 $E(y_i|x_i) = ((1-f_H(0))/(1-f_{NB}(0)))\mu_{NB,i}$ となる。

この hurdle モデルが医療経済学で用いられる理由は、Pohlmeier and Ulrich (1995), Gerdtham (1997) が主張しているように、受診するかしないかは患者が決定をし (contract decision), その後何日受診をすべきかは主に医師が決定する (frequent decision) という意思決定仮説を近似することである。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こととしないこと、そして何日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ぼう²⁾。

2 Finite Mixture 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 はサンプルをいくつかの潜在的なサブグループに分割し、混合分布として捉える推定方法であり³⁾、latent class model (LCM) とも呼ばれる。

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

$$f(y_i) = \sum_{j=1}^C \pi_j f_j(y_i) + \pi_C f_C(y_i) \quad (3)$$

となる^{4),5)}。そして $f_j(y_i), j=1, 2, \dots, C$ は通常以下の NB モデル

$$f_j(y_i|x_i) = \frac{\Gamma(y_i + \nu_{j,i})}{\Gamma(\nu_{j,i})\Gamma(y_i+1)} \times \left(\frac{\nu_{j,i}}{\nu_{j,i} + \mu_{j,i}} \right)^{\nu_{j,i}} \left(\frac{\mu_{j,i}}{\nu_{j,i} + \mu_{j,i}} \right)^{y_i} \quad (4)$$

と特定化される。HNB モデルと同様に $\mu_{j,i} = \exp(x'_i \beta_j)$, $\nu_{j,i} = \alpha_j^{-1} \mu_{j,i}^p$ であり, $p=1$ のときは FM-NB 1 モデル, $p=0$ のときを FM-NB 2 モデルという。

Hurdle モデルは、未受診者と受診者のみを分離するが、FM モデルは π_j という潜在変数 (latent variable) を用いて「事後的」にではあるが、少頻度患者・多頻度患者という 2 つ以上のサブグループに分離することができるので、この π_j をある種の健康状態に関する解釈が可能となる⁶⁾。医療分析において、急性疾患患者と慢性疾患患者を分離することは重要なことであるが、データによってはこれらを明示的に識別できなく、恣意的な仮定に従わざるを得ない場合がある。そのようなときにこの FM モデルを用いることで、潜在的な少頻度患者と多頻度患者の行動が直接観察可能となり、なおかつデータ操作による sample selection bias の可能性も除去できる。

このモデルは多頻度患者・少頻度患者などのように分離をしてはいるが、I で述べたような 2 段階の意思決定ではなく、受診全てを決定するものと解釈できる。そこで本稿では FM モデルを 1 段階の意思決定仮説と呼ぶことにする⁷⁾。

1 段階、2 段階の意思決定仮説という 2 つの count data モデルがあることで、政策評価をするさいどちらに立脚するかで、経済学的な解釈が大きく異なる。前者においては、何日受診が増加 (減少) したのか、そして FM モデルであればどちらのサブグループに強く働いたのかを分析できる。後者については、ある制度改定の効果が、受診するか否かの意思決定と、その後の受診のどちらに強く働くのかを判断できる。これらのモデルの選択材料として、本稿では情報量基準と対数尤度、および適合度検定 (GoF, goodness of fit) を

用いる。情報量基準として、AIC (Akaike's information criterion), SBIC (Schwartz Bayesian information criterion) を用いる。GoF とは元の分布と推定量による予測分布との乖離を測るものであり、count data のように離散分布の場合に適用しやすい検定統計量である⁸⁾。ただしサンプルが十分に大きいと、元の分布と完全に一致するだけでなく、説明変数の分散が小さいことも必要となる。そこで本稿では、説明変数を用いない MGOF (modified GoF) もモデル選択の材料にする (Deb and Trivedi (2002))。

III データ・作成方法

本稿では健康保険組合 F 1, F 2 および F 3 の 1996 年 4 月から 2001 年 3 月の外来レセプトを用いて、分析を行った⁹⁾。データは、レセプトデータと、保険者が被保険者の加入情報をまとめたデータ (マスターデータ) からなっている¹⁰⁾。

Count data の作成方法は以下のとおりである。

- 1) マスターデータを用いて、1996 年 4 月から 2001 年 3 月までに 70 歳を迎える個人を特定化する¹¹⁾。
- 2) 70 歳を期間内に迎える個人のうち、老健適用前後 6 ヶ月間 (計 1 年間) 加入者となっている個人と、適用前後 1 年間 (計 2 年間) 加入している個人を特定化する。適用前後 6 ヶ月のものを「半年データ」、1 年のものを「1 年データ」とする。
- 3) 適用前後 6 ヶ月 (1 年) の外来・入院レセプトを抽出する¹²⁾。
- 4) 入院した患者をマスターから除外し、再度マスターデータを定義しなおす¹³⁾。
- 5) 外来レセプトを個人ごとに集計する。
- 6) マスターから一度も受診しなかった個人を特定化し、それらの個人に 0 の数値を割り当てる。
- 7) 5) と 6) のデータを結合し、count data を作成する。

マスターデータの情報を用いて、性別ダミー (女性を 1 とする)、健保組合ダミー (F 2, F 3 の組合に加入しているときそれぞれ 1 とする)、老健ダミー (老人保健適用期間を 1 とする)、標準報酬月額を作成した。さらに老人保健制度の改定の影響を探るべく、期間ダミーを作成した。

本稿のデータは、組合健保のものであり国民健康保険（国保）を含んでいない。老人適用を間近に控える個人は国保加入者が多く、サンプルに偏りがあることは否定できない。さらに70歳を迎えてなお就業している個人か、健保本人の被扶養者となり、とりわけ後者については女性が多く占めることが予想される。それでもなお限られた情報を用いて、老健適用の効果を分析することは重要と考えられる。

マスターデータには続柄が「本人」の標準報酬月額しか記載されていない。本稿が分析対象とする69歳ないし70歳の個人というのは、通常その多くが年金所得を得ていると考えられる。また利子所得も、若年層に比して多額になるに違いない。しかしこれらを捕捉することは不可能であるので、ここでは被保険者本人の標準報酬を代理変数として用いる。レセプトデータには疾病分類コードが存在するが、レセプト記載疾病名と実際罹患している疾病との間に隔たりが存在すると、しばしば指摘される。外来受診者全てを分析対象にするので、疾病分類コードの情報を使用しない。本稿で

は先行研究に倣い、受診日数を医療需要の代理変数と定義する。

IV 結 果

1 記述統計とモデル選択

表1は、老健適用前後の、加入者あたりと患者あたりの診療日数・レセプト枚数・医療費・実質自己負担率である。左に「1年データ」、右に「半年データ」のものが記載されている。診療日数は1年データのもので、加入者（患者）あたり適用前19.9（31.3）日から適用後22.8（34.8）日と14.7（11.0）%の上昇がみられる。ところが半年データでは、加入者（患者）あたり適用前11.1（18.5）日から適用後11.8（19.2）日と6.2（3.8）%の増加と、1年データに比べると増加率は低い。半年ないし1年間一度も受診しない個人の比率は、括弧内に記載されている。両データともにこの比率は適用前後で2%ポイントほど下落しており、適用によりわずかながら受診が増えることが示唆される。同様にレセプト枚数でも、1

表1 老人保健適用前後の記述統計量

	1年データ		半年データ	
	老健適用前	老健適用後	老健適用前	老健適用後
患者				
サンプル	514	531	880	900
診療日数	31.344	34.793	18.511	19.219
枚数	14.006	14.595	7.681	7.851
実質自己負担（円）	44,158.942	15,871.663	24,983.468	8,546.351
医療費（点）	17,500.121	20,665.772	10,016.838	11,291.876
医療費/日数	558.318	593.966	541.118	587.540
医療費/枚数	1,249.487	1,415.939	1,304.160	1,438.252
実質自己負担率	0.255	0.092	0.252	0.094
加入者				
サンプル	810	810	1,467	1,467
診療日数	19.890	22.809	11.104	11.791
枚数	8,888	9,568	4,607	4,817
	(0.365)	(0.344)	(0.400)	(0.387)
実質自己負担（円）	28,021.847	10,404.757	14,986.675	5,243.160
医療費（点）	11,105.015	13,547.562	6,008.737	6,927.531
実質自己負担率	0.162	0.060	0.151	0.057

注) 括弧内は、受診日数が0の個人の比率。

出所) 筆者作成。

表2 基本統計量

	1年データ				半年データ			
	平均値	標準偏差	サンプル 最小値	最大値	平均値	標準偏差	サンプル 最小値	最大値
診療日数	21.349	33.573	0	297	11.448	19.106	0	161
女性ダミー	0.744	0.436	0	1	0.703	0.457	0	1
F2ダミー	0.094	0.292	0	1	0.105	0.307	0	1
F3ダミー	0.683	0.466	0	1				
標準報酬月額(単位万円)	0.794	7.035	0	98	0.955	7.874	0	98
期間2ダミー	0.643	0.479	0	1	0.493	0.500	0	1
期間3ダミー	0.165	0.371	0	1	0.166	0.372	0	1
期間4ダミー	0.922	0.269	0	1	0.862	0.345	0	1

注) 期間2ダミーは1997年9月～1999年3月、期間3ダミーは1999年4月～1999年6月、期間4ダミーは1999年7月～2000年3月まで。

出所) 筆者作成。

年データは加入者(患者)あたり8.9(14.0)枚から9.6(14.6)枚と7.7(4.2)%増加するが、半年データでは4.6(7.7)枚から4.8(7.9)枚と4.5(2.2)%の増加にとどまり、1年データほどの増加率ではない。

医療費に関する項目では、1年データで医療費が適用前後で2,442.5(3,165.7)点という22.0(18.1)%の増加、実質自己負担は17,617.1(28,287.3)円という37.3(35.9)%の下落、半年データでは医療費が918.8(1,275.0)点という15.3(12.7)%の増加、実質自己負担が9,743.5(16,437.1)円という35.0(34.2)%もの減少をもたらす。同様に、1日あたり医療費、1枚あたり医療費でも、老健適用後の上昇が認められる。

表2は基本統計量である。女性ダミーの値が、各データとも0.7とかなり高い値となっている。またF2ダミーの値が0.1と低く、F3のダミーは0.7とかなり高い。

表3は情報量基準である¹⁴⁾。表の2列目に1年データのものが、一番右の列に半年データのものが、それぞれHNB1, HNB2, FM2-NB1, FM2-NB2モデルというように4つのモデルの結果が記載されている。1年データではHNB2モデルがAICで11,179で最小値をとっており、同じくSBICもHNB2モデルが11,287と最小値をとっている。1年データは、hurdleモデルの方がFMモデルよりもAIC・SBICともに低い

表3 情報量基準

	1年データ		半年データ	
	AIC	SBIC	AIC	SBIC
HNB1	11,187	11,294	17,507	17,627
HNB2	11,179 ^a	11,287 ^b	17,475 ^a	17,594 ^b
FM2-NB1	11,233	11,363	17,487	17,631
FM2-NB2	11,290	11,419	17,606	17,750

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

2) ^aはAICで優越するモデルを、^bはSBICで優越するモデルを示す。

出所) 筆者作成。

傾向がある。半年データでは、HNB2モデルのAICが17,475であり、SBICが17,594と1年データと同じく最小値をとっている。ただし半年データでは、hurdleモデルがFMモデルよりも情報量基準で低いわけではない。次に適合度検定を調べることで、より詳細にモデルのパフォーマンスを議論する。

表4は、GoFとMGoFという2つの適合度検定の結果である。表の左側に1年データのものが、表の右側に半年データのものが記載されており、1番左の列の「cell」という項目は、例えば「cell = 5」であれば受診日数が「0, 1, 2, 3, 4, 5以上」という6つの領域で評価したこと示している。この場合には検定統計量であるGoF, MGoFは自由度5の χ^2 分布に従うことになる。以下同様

表4 適合度検定

	1年データ		半年データ	
	GoF	MGoF	GoF	MGoF
cell=5				
HNB 1	3.975 ^{a,b}	3.754 ^{a,b}	81.672 ^a	27.788 ^a
HNB 2	582.736	507.751	948.035	870.951
FM 2-NB 1	56.737	26.639	114.673	46.406
FM 2-NB 2	104.070	12.683	173.815	34.227
cell=10				
HNB 1	29.058 ^a	17.709 ^{a,c}	167.244	36.526 ^a
HNB 2	591.804	554.999	964.958	929.262
FM 2-NB 1	61.311	27.510	120.168 ^a	52.437
FM 2-NB 2	108.535	20.214	190.078	42.639
cell=15				
HNB 1	54.071 ^a	28.718 ^a	214.303	91.000
HNB 2	596.749	562.028	972.177	937.920
FM 2-NB 1	71.482	37.631	140.542 ^a	74.812 ^a
FM 2-NB 2	118.599	30.785	212.526	94.326
cell=20				
HNB 1	83.856	30.453 ^{a,c}	218.276	144.528
HNB 2	600.143	563.133	973.154	938.168
FM 2-NB 1	72.801 ^a	40.427	151.757 ^a	77.437 ^a
FM 2-NB 2	126.859	32.049	251.194	142.179
cell=25				
HNB 1	116.571	75.550	257.402	166.596
HNB 2	604.268	570.162	975.738	941.775
FM 2-NB 1	103.064 ^a	71.263 ^a	165.962 ^a	93.826 ^a
FM 2-NB 2	153.067	80.868	301.380	162.561

注) 1) ^aは、GoF, MGoF での最小値を表す。
 2) ^bは 10% 水準で、^cは 5% 水準で元の分布と予測分布が異ならない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。

に「cell」の領域を徐々に増やしていく、表には「cell=25」、つまり受診日数が「0, 1, 2, …, 24, 25 以上」で評価したものまでを記載している。これ以上に「cell」を増やして分析を行っても、その傾向は「cell=25」とほぼ変わらないので、本稿ではここまで記載にとどめる。それぞれ数値の右肩にある a は 4 つの推定モデルの中で GoF (MGoF) の絶対値が最小であるモデルを示し、b (c) は 10 (5) %有意水準で「元の分布と予測分布が異ならない」という帰無仮説が棄却されないことを示している。

1 年データでは、cell が少ない領域では、HNB 1 モデルの適合度検定が良好である。とり

わけ cell が 5 のときは、GoF・MGoF とともに 10% 水準で帰無仮説を棄却できなく、HNB 1 モデルのパフォーマンスがよい。Cell を増やすにつれて、GoF は有意でなくなるが、cell=15 までは HNB 1 モデルの GoF の絶対値が小さく、その後 cell=20 以降は FM 2-NB 1 モデルの絶対値が小さい。MGoF については、cell が 25 以降になり初めて FM 2-NB 1 が最小値をとる。ただし情報量基準でのパフォーマンスが良好であった HNB 2 モデルについては、適合度検定の結果は極めて悪く、その値も他のモデルをはるかに凌駕している。

他方で半年データについては、cell が 5 のみ GoF の最小値は HNB 1 モデルであるが、cell が 10 以降は FM 2-NB 1 モデルとなる。MGoF は cell が 10 までは HNB 1 モデルが最小値をとっているが、15 以降は FM 2-NB 1 モデルとなっている。GoF・MGoF ともに 10% 水準はおろか 5% 水準でも帰無仮説を棄却できないモデルはない。1 年データと同様に HNB 2 モデルの結果が極めて悪いものとなっている。

適合度検定の結果をまとめるならば、1 年データ・半年データとともに cell が比較的少ない領域では HNB 1 モデルのパフォーマンスがよく、cell が増えるに従い FM 2-NB 1 モデルのパフォーマンスが改善する傾向にある。また、1 年データの一部のモデルは GoF, MGoF ともに帰無仮説を棄却できないが、半年データについては全て帰無仮説が棄却され、適合度という観点からは、モデルのパフォーマンスは芳しいものといえない。さらに情報量基準で良好であった HNB 2 モデルは、適合度という観点からはあまり芳しいモデルではない。

情報量基準と適合度検定によるモデル選択から、情報量基準で優越した HNB 2 モデルは、適合度という観点からは望ましいものといえるわけでもない。同様に cell の高い領域での適合度検定が比較的良好であった FM 2-NB 1 モデルについても、情報量という観点からは望ましいといえるわけでもないことになる。このようなモデル選択の問題は Deb and Trivedi (2002) でも議論されて

おり、本稿と同じように hurdle モデルの比較的高い受診日数でのパフォーマンスが劣ることが示されている。従って一意にモデルを選択できるほど強いものは存在せず、1段階の意思決定仮説か2段階の意思決定仮説どちらかに決定した上で老健の効果を判断することは、モデル選択を誤る可能性がある。そこで本稿では、4つのモデルの推定結果を概観し、双方の行動仮説を用いて、老健に適用される効果を分析する。

2 推定結果

表5は1年データの、そして表6は半年データの推定結果である。それぞれ表の左側から順にFM 2-NB 1, FM 2-NB 2, HNB 1, HNB 2の結果が示されている。まず1段階の意思決定仮説を近似するFMモデルにおいて、表の上にlow, highという項目があり、これは老健適用前のサンプルの平均値で評価した事後的な少頻度患者、多頻度患者を表す(以下low, highと示す)。low・highどちらになるかは各サンプルによって異なるが、

表5 1年データ推定結果

	FM 2-NB 1		FM 2-NB 2		hurdle	HNB 1	HNB 2
	high	low	high	low		NB	NB
定数項	3.901*** (0.257)	3.180*** (0.136)	9.503*** (0.618)	3.110*** (0.218)	3.012*** (0.372)	3.330*** (0.132)	2.543*** (0.107)
女性ダミー	-0.406*** (0.151)	0.200*** (0.073)	-6.246*** (0.416)	0.361*** (0.088)	-1.277*** (0.158)	0.236*** (0.067)	0.176*** (0.052)
F2ダミー	0.054 (0.155)	0.033 (0.089)	-0.527*** (0.203)	0.021 (0.093)	0.087 (0.307)	-0.026 (0.081)	0.028 (0.068)
F3ダミー	-1.385*** (0.154)	0.074 (0.070)	-6.701*** (0.399)	0.184** (0.086)	-2.037*** (0.196)	0.009 (0.064)	0.010 (0.052)
標準報酬月額(単位万円)	-0.023* (0.012)	-0.010*** (0.004)	-0.237*** (0.027)	-0.010*** (0.003)	-0.028*** (0.009)	-0.018* (0.010)	-0.010 (0.007)
老健ダミー	0.251 (0.170)	0.082 (0.071)	0.324 (0.244)	0.134 (0.104)	0.188 (0.143)	0.110 (0.076)	0.042 (0.047)
期間2ダミー	0.085 (0.154)	0.032 (0.081)	0.378 (0.249)	0.131 (0.108)	0.146 (0.154)	0.053 (0.073)	0.016 (0.056)
期間3ダミー	-0.281 (0.185)	0.099 (0.092)	0.128 (0.262)	0.007 (0.101)	-0.170 (0.167)	0.071 (0.075)	0.020 (0.060)
期間4ダミー	-0.148 (0.220)	-0.087 (0.128)	-0.355 (0.357)	-0.202 (0.161)	-0.046 (0.234)	-0.129 (0.106)	-0.058 (0.088)
α	112.297*** (17.629)	6.939*** (1.688)	5.606*** (1.151)	0.594*** (0.081)		26.058*** (3.067)	5.447*** (0.491)
$\alpha \times$ 老健ダミー	3.838 (23.450)	-0.341 (2.428)	-0.977 (1.509)	0.049 (0.119)		5.291 (4.595)	0.218 (0.716)
π	0.382** (0.036)		0.505 ^a (0.025)				
$\pi \times$ 老健ダミー	-0.023 (0.049)		0.006 (0.036)				
Log likelihood	-5592.615		-5620.964			-5573.340	-583.039

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。

2) 括弧内はWhiteの一貫性のある標準誤差である。

3) ^aは有意水準5%で係数が0もしくは1であるという帰無仮説が棄却されることを示す。

4) low, high は平均値に基づく事後的な少頻度患者と多頻度患者である。

5) HNB 1 と HNB 2 の hurdle 部分は同一のため、hurdle として一括して掲載する。

6) α , π 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 半年データ推定結果

	FM 2-NB 1		FM 2-NB 2		hurdle	HNB 1	HNB 2
	high	low	high	low		NB	NB
定数項	3.251*** (0.167)	2.482*** (0.081)	8.608*** (0.422)	2.329*** (0.091)	2.183*** (0.191)	2.699*** (0.083)	1.884*** (0.053)
女性ダミー	-0.187 (0.114)	0.190*** (0.058)	-5.710*** (0.313)	0.486*** (0.054)	-0.708*** (0.096)	0.313*** (0.050)	0.199*** (0.034)
F 2 ダミー	-0.269** (0.127)	0.003 (0.060)	-0.311 (0.274)	-0.037 (0.076)	-0.374** (0.182)	-0.037 (0.066)	0.025 (0.048)
F 3 ダミー	-1.370*** (0.116)	0.035 (0.056)	-6.386*** (0.293)	0.243*** (0.063)	-1.698*** (0.129)	0.075 (0.050)	0.066* (0.035)
標準報酬月額(単位万円)	-0.015 (0.010)	-0.004* (0.002)	-0.826*** (0.236)	-0.004* (0.002)	-0.015*** (0.005)	-0.008* (0.005)	-0.002 (0.002)
老健ダミー	0.053 (0.123)	0.078 (0.052)	0.041 (0.215)	0.057 (0.054)	0.070 (0.082)	0.028 (0.053)	0.020 (0.029)
期間2ダミー	0.136 (0.106)	0.019 (0.045)	-0.102 (0.213)	0.200*** (0.058)	0.042 (0.086)	0.085* (0.046)	0.032 (0.032)
期間3ダミー	-0.070 (0.131)	-0.005 (0.061)	0.060 (0.286)	0.006 (0.082)	-0.027 (0.108)	-0.022 (0.060)	-0.038 (0.041)
期間4ダミー	-0.129 (0.145)	0.011 (0.071)	-0.261 (0.259)	-0.119 (0.081)	-0.010 (0.133)	-0.127** (0.065)	-0.051 (0.044)
α	83.563*** (9.121)	3.266*** (0.792)	9.473*** (1.665)	0.559*** (0.047)		15.003*** (1.464)	1.741*** (0.168)
$\alpha \times$ 老健ダミー	-9.965 (11.551)	-0.053 (0.871)	-1.931 (2.012)	0.033 (0.072)		1.149 (2.042)	-0.011 (0.234)
π	0.386* (0.029)		0.517* (0.018)				
$\pi \times$ 老健ダミー	-0.023 (0.034)		0.006 (0.026)				
Log likelihood	-8719.666		-8779.117			-8733.697	-6826.874

注) 表5の注) を参照のこと。

出所) 筆者作成。

ここでは老健適用前のサンプル平均で評価したものを例として取り上げる。他方2段階の意思決定仮説を近似する hurdle モデルでは、受診の有無を表す hurdle 部分は「受診する」という事象を1としてあり、正の係数は受診という意思決定が容易になることを意味する。Hurdle 部分については、HNB 1, HNB 2 双方ともに同じ結果があるので、表には HNB 1 の左側に一括して掲載している。一度受診してから何日受診するかを意味する NB 部分は、正の値をとるほど受診日数が長くなることを意味する。

はじめに1年データの推定結果から考察しよう。まず FM モデルにおいて、老健ダミーは、low・high どちらも正の値をとっているが、10%水準

でも有意でない。FM 2-NB 1 モデルの high で 15%水準、low で 25%水準で有意となる。同様に FM 2-NB 2 モデルでは、high で 20%水準で有意、low は 20%水準で有意となる。Hurdle モデルでは、受診するかしないかを表す hurdle 部分の老健ダミーは正であり、20%水準で有意である。NB 部分については、正の値をとっているが HNB 1 モデルで 20%水準で有意、HNB 2 モデルでは 40%水準で有意となる。

半年データについては、老健ダミーは正の値をとっているが FM 2-NB 1 モデルの low で 70% 水準で有意、high では 15%水準で有意となる。FM 2-NB 2 モデルでも正であるが、low は 85% 水準で有意、high は 30%水準で有意となる。半

年データの hurdle モデルでは、老健ダミーについては正であるが、35%水準で有意となる。NB 部分については、HNB 1, HNB 2 双方ともに正の値をとっているが、HNB 1 で 60%水準で有意、HNB 2 モデルで 55%水準で有意となる。

以上の推定結果をまとめると、1 年データ・半年データ双方とも、老健ダミーは 10%水準で有意なものはなく、老健に適用されることによる外来受診の増加は限定的なものといえる。さらに 1 段階と 2 段階の意思決定仮説双方から評価しても、外来受診の増加が限定的であるという結果を得た。ただし、半年データに比べ 1 年データの有意水準は低く、老健に適用されてから 1 年程度たつと限定的な受診増加がやや緩和するといえる。

最後になるが、老健の限定効果について考察する。1 つの例として老健に適用される前のサンプルの平均で評価した場合には、1 年データの FM 2-NB 1, FM 2-NB 2, HNB 1, HNB 2 モデルの限界効果は、それぞれ 2.476, 2.415, 3.694, 0.970 となる。同様に半年データは、それぞれ 0.557, 0.466, 0.593, 0.250 となる。適合度検定が極めて悪かった HNB 2 モデルで両データとも限界効果は低い値をとっている。また 1 年データの限界効果は半年のものの 2 倍以上の値をとっているが、老健に適用されてから 1 年程度たつと(加齢の影響を考慮しなくてはならないが)その限界効果も大きくなることが示唆される。ただしここでの限界効果は、限定的なものである点に注意をされたい。

V 終わりに

本稿は、1996 年度から 2000 年度の 3 健保組合のレセプトデータとマスターデータを用いて、老人保健への適用が外来受診をどのように変化させるのかを分析した。主要な結論は以下のとおりである。第 1 に、count data モデルを用いて、1 段階と 2 段階の意思決定仮説を近似する FM モデル・hurdle モデルを、情報量基準と適合度検定を用いて検証したが、どちらかに決定するだけの

統計学的な根拠は得られなかった。第 2 に、双方の仮説を用いても、老人保健に適用されることによる外来受診の増加は、限定的な効果しか持ち得ない。しかし老健に適用されてから 1 年程度経過すると、その限定的な受診増加の程度が緩和することが確認された。第 3 に、老人保健に適用されることの限界効果は、もし存在するのであれば 1 年間では 1~3.7 日程度の増加であり、半年では 0.25~0.6 日程度の増加となる。

第 2 の結論から、老健に適用されることは、医療機関での受診が少ない比較的健康な個人が、生命を維持するための必要最低限の医療サービスにさえもアクセス不可能な状況に追いやるものではないといえる。ただし適用前後 1 年の多頻度患者と、1 度受診してからの受診が限定的ながら増加するので、これらが慢性疾患のように必要不可欠な受診でなく、それほど重篤でないにも関わらず頻繁に受診を行うような個人によってもたらされるならば、老健の適用に対してポジティブな評価のみをしてはならない。多受診者の余分の可能性のある受診増加を重視するならば、生命の危機に直面する慢性疾患患者に配慮しつつ、老健適用による自己負担額の変化幅を小さいものにして、受診日数をある程度コントロールする必要がある。

本稿のデータは組合健保のものであり、国民健康保険で健康水準などの変数を含んだデータセットを構築しての分析が待たれる。しかしながら、今後高齢化が加速するわが国において、老人保健制度への適用の効果を、1 段階と 2 段階の意思決定仮説双方の立場から検証したことは意義深いと思われる。

平成 15 年 3 月投稿受理
平成 16 年 8 月採用決定

謝 辞

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。本稿において、各健康保険組合のご協力により、組合健康保険レセプトデータの入手の機会を得ることが可能となった。

ここに深く感謝の意を表したい。また執筆段階で、故鶴田忠彦教授、浅子和美教授(以上一橋大学)、小椋正立教授(法政大学)、吉田あつし教授(筑波大学)、鈴木亘助教授(東京学芸大学)、そしてレフリーの2人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。

注

- 1) $p=1$ のとき、被説明変数の分散は1次式になり、 $p=0$ のときには分散が2次式となる。この分散により NB 1 と NB 2 に分類されている。
- 2) 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、これを2段階の意思決定仮説と呼ぶこともある。しかし、医師が決定しているかどうかはわからないので、Pohlmeier and Ulrich や Gerdtham のような定義は用いない。
- 3) Deb and Trivedi (1997), Cameron and Trivedi (1998) を参照せよ。
- 4) FM モデルは、対数尤度が大域的に一意の最大値を持たず、2つ以上の局所的最大値を持つことがある。本稿においては、初期値を様々にとることによって、対数尤度を最大化した。
- 5) 本稿では、少頻度患者と多頻度患者のみに関心があるので、 $C=2$ の場合を取り上げる。これは 2 point FM モデルと呼ばれ、FM 2-NB モデルと略す。
- 6) Deb and Trivedi (1997, 2002) では、アメリカの National Medical Expenditures Survey (NMES) と Rand Health Insurance Experiment (RHIE) のデータで、Hurdle モデルと FM モデルを用いた受診行動の分析をし、FM モデルを支持している。Gerdtham and Trivedi (2001) では、スウェーデンのデータを用いて、同様に FM モデルを支持している。また、Jemernez-Martin et al. (2002) は、EU 加盟国で gatekeeper 制度の有無に着目して、2つのモデルの比較を行っている。
- 7) FM モデルを、Deb and Trivedi (1997, 2002), Gerdtham and Trivedi (2001) では 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 モデルを需要閾数とみなすことと、hurdle モデルとの対比を明確にするために、本稿ではこの言葉を用いる。
- 8) GoF に関する詳細な議論は、Andrews (1988) を参照せよ。
- 9) それぞれ組合員が数万人以上の健保組合であり、ここでは便宜上 F 1, F 2, F 3 と呼ぶ。
- 10) 本稿で用いられたデータのより詳しい記述は、増原他 (2002) を参照せよ。
- 11) 老健制度では、誕生日が1日の個人は、70歳を迎えた月から、それ以外の個人は翌月から適用される。本稿では、1日生まれが特定化できない健保組合は誕生日を2日と仮定した。また、老健制度は一般的に70歳以上であるが、一部65歳以上の寝たきりの個人にも特定化される。そこで、70歳未満の老健適用者を特定できる場合は、これを除外している。
- 12) なお重複レセプトと疑われるものは排除した。本稿では重複レセプトを、ID・受診年月・医療機関・診療区分・診療日数・決定点数・自己負担・疾病コードが同一のものと定義した。
- 13) 期間内に入院した個人を除外する理由は、入院は医師の決定権が強く、個人が自由に入院の意思決定を行うとは考えにくいためである。また、入院するある期間拘束されることになり、Poisson モデルのサンプルの単位期間が同一であるという仮定に合致しない。したがって本稿では、入院患者を除外した。
- 14) Poisson, NB モデルの推定も試したが、1年(半年)データの Poisson モデルで AIC が 62,201 (68,458), SBIC が 62,249 (68,512), NB 1 モデルでは AIC が 11,585 (18,064), SBIC が 11,644 (18,130), NB 2 モデルでは AIC が 11,827 (18,325), SBIC が 11,887 (18,391) となり、いずれも hurdle モデル、FM モデルに劣る結果となった。また尤度比検定でもこれらのモデルは棄却されたので、以降は hurdle モデルと FM モデルの推定結果のみを議論する。

参考文献

- Andrews, D. (1988) "Chi-Square Diagnostic Tests for Econometric Models: Introduction and Applications," *Journal of Econometrics*, vol. 37, no. 1, pp. 135-156.
- Cameron, A. C., P. K. Trivedi (1998) *Regression Analysis of Count Data*, Cambridge, Cambridge University Press.
- _____, _____, 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.
- 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. 313-336.
- _____, _____ (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.

- 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. 303-319.
- _____, 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.
- 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.
- Mullahy, J. (1986) "Specification and Testing of Some Modified Count Data Models," *Journal of Econometrics*, vol. 33, no. 3, pp. 341-365.
- 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.
- 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.
- Yoshida, A. and S. Takagi (2002) "Effects of the Reform of the Social Medical Insurance System in Japan," *Japanese Economic Review*, vol. 53, no. 4, pp. 444-465.
- 近藤康之 (2002) 「重複受診の現状と要因」, 『季刊社会保障研究』 vol. 38, no. 1, pp. 14-24。
- 増原宏明・今野広紀・比佐章一・鶴田忠彦 (2002) 「医療保険と患者の受診行動—国民健康保険と組合健康保険のレセプトによる分析ー」, 『季刊社会保障研究』 vol. 38, no. 1, pp. 1-13。
- 吉田あつし・伊藤正一 (2000) 「健康保険制度の改正が受診行動に与えた影響」, 『医療経済研究』 vol. 7, pp. 101-119。
- _____, 山村麻理子 (2003) 「老人保健制度と医療サービスの需要および供給」, 筑波大学社会工学系 DP 1044。
- _____, 川村顕 (2004) 「1997年自己負担率の改定と歯科サービスの需要及び供給の変化」, 『医療と社会』 vol. 13, no. 4, pp. 95-112。
- (ますはら・ひろあき 日本学術振興会特別研究員)