

文章编号: 1000-5013(2011)02-0226-05

# 负二项分布的广义线性模型及其应用

陈卓恒

(华侨大学 数学科学学院, 福建 泉州 362021)

**摘要:** 讨论一类散度偏大的分布负二项分布的相关性质,以服从负二项分布的索赔次数为响应变量,引入风险分级变量和对数联结函数,建立广义线性模型.采用极大似然估计法进行参数估计,并用 Wald 检验法进行检验.最后,利用 SAS 软件包对一组保险索赔数据进行实证分析.

**关键词:** 负二项分布; 广义线性模型; Wald 检验; 风险分级

**中图分类号:** O 212; F 84

**文献标志码:** A

在风险理论中,总索赔次数的分布的研究一直是个中心论题.一般情况下,常采用均值等于方差的 Poisson 分布来描述索赔次数分布,但这与实际情况是不符的.事实上,索赔次数的分布规律往往偏离实际出事故次数的分布规律.鉴于此,本文引入方差大于均值的分布负二项(NB)分布,并在此基础上建立相应的广义线性模型.

## 1 负二项分布的性质

对于风险非同质性保单组合而言,索赔次数往往可用混合 Poisson 分布来拟合.即索赔次数满足

$$P(N = y) = \int_a^b \frac{\lambda^y}{y!} \exp(-\lambda) u(\lambda) d\lambda, \quad y = 0, 1, 2, \dots.$$

其中: $u(\lambda)$ 是某个区间 $[a, b]$ 上某连续分布的密度函数, $0 \leq a < b \leq +\infty$ .若取 $u(\lambda)$ 为参数 $\alpha$ 和 $\beta$ 的 Gamma( $\alpha, \beta$ )分布,那么有

$$\begin{aligned} P(N = y) &= \int_0^{+\infty} \frac{\lambda^y}{y!} \exp(-\lambda) \frac{\beta^\alpha \exp(-\beta) \lambda^{\alpha-1}}{\tau(\alpha)} d\lambda = \\ &= \frac{\beta^\alpha}{y! \tau(\alpha) (1 + \beta)^{y+\alpha}} \int_0^{+\infty} \exp(-\lambda(1 + \beta)) [\lambda(1 + \beta)]^{y+\alpha-1} d[\lambda(1 + \beta)] = \\ &= \frac{\tau(y + \alpha) \cdot \beta^\alpha}{y! \tau(\alpha) \cdot (1 + \beta)^{y+\alpha}} = \frac{\tau(y + \alpha)}{\tau(\alpha) \cdot y!} \cdot \left(\frac{\beta}{1 + \beta}\right)^\alpha \cdot \left(\frac{1}{1 + \beta}\right)^y, \quad y = 0, 1, 2, \dots, \end{aligned}$$

此时的索赔次数 $N$ 服从负二项分布.若记 $\alpha = r, \beta = r/\mu$ ,则带参数 $r$ 和 $\mu(r > 0)$ 的负二项分布的概率函数又可表示为

$$P(N = y | \mu, r) = \frac{\tau(y + r)}{\tau(r) \cdot y!} \left(\frac{r}{\mu + r}\right)^r \left(\frac{\mu}{\mu + r}\right)^y, \quad y = 0, 1, 2, \dots. \quad (1)$$

由负二项分布的性质,易得

$$E(N | \mu, r) = \mu, \quad \text{Var}(N | \mu, r) = \mu(1 + \frac{\mu}{r}). \quad (2)$$

由于负二项分布的散度参数 $\Phi = \frac{\text{Var}(N)}{E(N)} = 1 + \frac{\mu}{r} > 1$ ,因此负二项分布是个散度偏大的分布.若令 $r \rightarrow \infty$ ,那么负二项分布 NB( $\mu, r$ )收敛于参数为 $\mu$ 的 Poisson 分布<sup>[1-2]</sup>.

**收稿日期:** 2009-04-14

**通信作者:** 陈卓恒(1980-),女,讲师,主要从事金融统计和保险精算方向的研究. E-mail: ranic@163.com.

**基金项目:** 华侨大学科研基金资助项目(07HZR04)

## 2 广义线性模型

### 2.1 模型的建立

广义线性模型是由 Nelder 提出的, 十分适合离散的, 厚尾的保险数据. 它对于传统线性模型有以下 3 个方面的推广.

(1) 响应变量  $Y$  的分布, 可以取自于指数型分布族中的任一种分布.

(2) 自变量的线性组合为  $\eta = \beta_1 x_1 + \cdots + \beta_k x_k = \mathbf{X}'\boldsymbol{\beta}$ . 这与多元线性回归模型没有什么区别,  $Y, \mathbf{X}$  可取连续或离散值, 但在应用上更多的是取离散值.

(3) 响应变量的均值  $E(Y) = \mu = h(\mathbf{X}'\boldsymbol{\beta})$ ,  $h$  单调且可导, 其反函数  $g = h^{-1}$  称为联结函数.

设某险种的保单按其属性分为  $n$  类风险组,  $Y_i$  表示第  $i$  类保单的索赔次数, 且  $Y_i$  服从于  $\text{NB}(\mu_i, r)$ ,  $i = 1, 2, \cdots, n$ ,  $Y_i$  之间相互独立. 这里的  $r$  可看成冗余参数, 在各次观察中不变.  $\mathbf{X}$  为风险分级变量, 采用对数联结函数  $g(x) = \log(x)$  建立广义线性模型, 有

$$E(Y_i) = \mu_i = \exp(\mathbf{X}_i'\boldsymbol{\beta}), \quad i = 1, 2, \cdots, n, \quad (3)$$

式中:  $\mathbf{X}_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \cdots, x_{i,k})'$ ,  $\boldsymbol{\beta}$  为  $k$  维待估参数.

### 2.2 极大似然估计

考虑用极大似然估计法进行参数估计. 对于独立样本  $(\mathbf{X}_i, Y_i')$ ,  $i = 1, 2, \cdots, n$ , 把  $Y$  的分布写成指数标准型, 有

$$P(Y_i = y_i | \mu_i, r) = \frac{\tau(y_i + r)}{\tau(r) \cdot y_i!} \exp\left(y_i \log\left(\frac{\mu_i}{\mu_i + r}\right) + r \log\left(\frac{r}{\mu_i + r}\right)\right). \quad (4)$$

若令  $\theta_i = \log\left(\frac{\mu_i}{\mu_i + r}\right)$ , 式(4)又可表示为

$$P(Y_i = y_i | \theta_i, r) = \frac{\tau(y_i + r)}{\tau(r) \cdot y_i!} \exp\{y_i \theta_i - r \log\left(\frac{1}{1 - \exp(\theta_i)}\right)\}, \quad i = 0, 1, 2, \cdots, n. \quad (5)$$

由于一维指数型分布的分布密度(概率函数)的标准形式为

$$f(y; \theta) = c(y) \exp(\theta y - b(\theta)), \quad (5)$$

将式(5)对应于式(6), 即有

$$c(y) = \frac{\tau(y + r)}{\tau(r) \cdot y_i!}, \quad b(\theta) = r \log\left(\frac{1}{1 - \exp(\theta)}\right). \quad (7)$$

由于  $\mu_i = \exp(\mathbf{X}_i'\boldsymbol{\beta})$ , 因此式(5)中的  $\theta_i$  与  $\mathbf{X}_i$  有关, 与参数  $\boldsymbol{\beta}$  也有关. 似然函数为

$$L(\theta_i, r) = \prod_{i=1}^n \frac{\tau(y_i + r)}{\tau(r) \cdot y_i!} \exp\left\{y_i \theta_i - r \log\left(\frac{1}{1 - \exp(\theta_i)}\right)\right\}; \quad (8)$$

而对数似然为

$$\log L = \sum_{i=1}^n \log\left(\frac{\tau(y_i + r)}{\tau(r) \cdot y_i!}\right) + \sum_{i=1}^n (y_i \theta_i - r \log\left(\frac{1}{1 - \exp(\theta_i)}\right)), \quad (9)$$

记  $l_i(\theta_i) = y_i \theta_i - r \log\left(\frac{1}{1 - \exp(\theta_i)}\right)$ , 即要找  $\boldsymbol{\beta} = \hat{\boldsymbol{\beta}}$ , 使得  $l(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = \sum_{i=1}^n l_i(\theta_i(\boldsymbol{\beta}))$  最大即可. 令似然方程

$$\frac{\partial l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}} = \sum_{i=1}^n (y_i - r \frac{\exp(\theta_i)}{1 - \exp(\theta_i)}) \cdot \frac{\partial \theta_i(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}} = 0. \quad (10)$$

由式(3)可得

$$\frac{\partial \mu_i}{\partial \boldsymbol{\beta}} = \exp\{\mathbf{X}_i'\boldsymbol{\beta}\} \cdot \mathbf{X}_i. \quad (11)$$

由指数标准型分布的常用结论, 易知

$$\mu_i = \tilde{b}(\theta_i) = r \frac{\exp(\theta_i)}{1 - \exp(\theta_i)}, \quad \frac{d\mu_i}{d\theta_i} = \tilde{\tilde{b}}(\theta_i) = \text{Var}(Y_i) \triangleq \sigma_i^2(\boldsymbol{\beta}). \quad (12)$$

其中:  $\tilde{b}(\theta_i)$  和  $\tilde{\tilde{b}}(\theta_i)$  分别指  $b(\theta_i)$  对  $\theta_i$  的一阶和二阶导数. 由式(2)可得

$$\text{Var}(Y_i) = \mu_i(1 + \frac{\mu_i}{r}) = \exp(\mathbf{X}_i'\boldsymbol{\beta}) \left(1 + \frac{\exp(\mathbf{X}_i'\boldsymbol{\beta})}{r}\right). \quad (13)$$

于是,由式(11),(12),(13)可得

$$\frac{\partial \theta_i}{\partial \boldsymbol{\beta}} = \frac{d\theta_i}{d\mu_i} \cdot \frac{\partial \mu_i}{\partial \boldsymbol{\beta}} = \exp(-\mathbf{X}_i'\boldsymbol{\beta}) \cdot \frac{r}{r + \exp(\mathbf{X}_i'\boldsymbol{\beta})} \cdot \exp(\mathbf{X}_i'\boldsymbol{\beta}) \cdot \mathbf{X}_i = \frac{r \cdot \mathbf{X}_i}{r + \exp(\mathbf{X}_i'\boldsymbol{\beta})}. \tag{14}$$

因此,似然方程(10)又可写成

$$\sum_{i=1}^n (y_i - \mu_i(\boldsymbol{\beta})) \cdot \frac{r \cdot \mathbf{X}_i}{r + \exp(\mathbf{X}_i'\boldsymbol{\beta})} = 0. \tag{15}$$

记  $s_i(\boldsymbol{\beta}) = (y_i - \mu_i(\boldsymbol{\beta})) \cdot \frac{r \cdot \mathbf{X}_i}{r + \exp(\mathbf{X}_i'\boldsymbol{\beta})}$ . 那么,式(15)又可表示为

$$s(\boldsymbol{\beta}) \triangleq \sum_{i=1}^n s_i(\boldsymbol{\beta}) = 0. \tag{16}$$

一般来说,在一定条件下,满足似然方程  $\sum_{i=1}^n s_i(\boldsymbol{\beta}) = 0$  的极大似然解(MLE) $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  是存在且唯一的<sup>[3]</sup>.

2.3 MLE 的迭代计算

通常通过求方程  $\sum_{i=1}^n s_i(\boldsymbol{\beta}) = 0$  的 MLE,得到  $\boldsymbol{\beta}$  的 MLE  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ , 其具体计算采用牛顿法. 若以  $J_n \triangleq$

$\sum_{i=1}^n s_i(\boldsymbol{\beta}^0)(\boldsymbol{\beta}^0$  表示  $\boldsymbol{\beta}$  的真值),那么, $E(J_n)=0$ ,其协方差阵为

$$\Lambda_n \triangleq \text{cov}(J_n) = \sum_{i=1}^n \text{cov}(s_i(\boldsymbol{\beta}^0)) = \sum_{i=1}^n D_i^2(\boldsymbol{\beta}^0) \sigma_i^2(\boldsymbol{\beta}^0) \mathbf{X}_i \mathbf{X}_i', \tag{17}$$

其中: $D_i(\boldsymbol{\beta}) = \frac{\partial h(\mathbf{X}_i'\boldsymbol{\beta})}{\partial (\mathbf{X}_i'\boldsymbol{\beta})} = \exp\{\mathbf{X}_i'\boldsymbol{\beta}\}$ . 由式(12),(13)得

$$\sigma_i^2(\boldsymbol{\beta}) = \text{Var}(Y_i) = \exp(\mathbf{X}_i'\boldsymbol{\beta}) + \frac{1}{r} \exp(2\mathbf{X}_i'\boldsymbol{\beta}).$$

记 
$$H(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{i=1}^n D_i^2(\boldsymbol{\beta}) \sigma_i^{-2}(\boldsymbol{\beta}) \mathbf{X}_i \mathbf{X}_i' = \sum_{i=1}^n \frac{e \mathbf{X}_i p(\mathbf{X}_i'\boldsymbol{\beta}) \cdot r}{r + \exp(\mathbf{X}_i'\boldsymbol{\beta})} \mathbf{X}_i \mathbf{X}_i', \tag{18}$$

则从初始值  $\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(0)}$  开始,第  $k$  步算到  $\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(k)}$ , 并采用迭代式

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(k+1)} = \hat{\boldsymbol{\beta}}^{(k)} + H^{-1}(\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(k)})s(\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(k)}). \tag{19}$$

式中: $H^{-1}(\boldsymbol{\beta})$ 表示式(18)的  $H(\boldsymbol{\beta})$ 逆矩阵. 对于设定的  $\epsilon$ ,当进行到  $\|\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(k+1)} - \hat{\boldsymbol{\beta}}^{(k)}\| / \|\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(k)}\| < \epsilon$  时,即停止迭代. 初始条件  $\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(0)}$  可取为  $\{(g(y_i), \mathbf{X}_i), 1 \leq i \leq n\}$  下线性回归系数的 LS 估计,即

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(0)} = (\sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i \mathbf{X}_i')^{-1} \sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i y_i.$$

式(19)最终可化为一个加权最小二乘估计的形式,并通过采用 SAS 软件包中线性回归的程序实现.

2.4 假设检验

检验部分采用 Wald 检验. 由于模型的选择和解释变量的显著性检验问题可化为线性假设检验,原假设  $H_0 : \mathbf{C}\boldsymbol{\beta} = \boldsymbol{\xi}$ ,备则假设  $H_1 : \mathbf{C}\boldsymbol{\beta} \neq \boldsymbol{\xi}$ . 其中,  $\mathbf{C}$  为  $s \times k$  的行满秩矩阵,  $\boldsymbol{\beta}$  为  $k$  维向量.

引入 Wald 统计量,即  $W = (\mathbf{C}\hat{\boldsymbol{\beta}} - \boldsymbol{\xi})' [\mathbf{C}H^{-1}(\hat{\boldsymbol{\beta}})\mathbf{C}']^{-1} (\mathbf{C}\hat{\boldsymbol{\beta}} - \boldsymbol{\xi})$ . 这里的  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  表示  $\boldsymbol{\beta}$  的 MLE,当原假设成立时,  $W^d$  服从于  $\chi^2(s)$ ,即统计量  $W$  渐进服从自由度为  $s$  的  $\chi^2$  分布. 所以,对于给定检验水平  $\alpha(0 < \alpha < 1)$ ,若  $W > \chi_{\alpha}^2(s)$ ,则拒绝原假设  $H_0$ ;否则,接受  $H_0$ .

3 实例分析

数据来源于某保险公司关于机动车辆的保险索赔资料<sup>[4-5]</sup>,如表 1 所示. 考虑有如下 3 种风险因素影响索赔额( $N$ )和索赔次数( $Y$ ):(1) 保单持有者的年龄(PA). 有 17~20 岁,21~24 岁,25~29 岁,30~34 岁,35~39 岁,40~49 岁,50~59 岁,60 岁以上 8 个水平,分别用  $\alpha_1 \sim \alpha_8$  表示;(2) 车型(CG). 有 A,B,C,D 共 4 个水平,分别用  $\beta_1 \sim \beta_4$  表示;(3) 车龄(VA). 有 0~3 a,4~7 a,8~9 a,10 a 以上 4 个水平,分别用  $\gamma_1 \sim \gamma_4$  表示.

按照这 3 种风险因素,可以将保单持有人分为 128 个风险单元,用  $Y_i$  表示第  $i$  个风险单元的索赔次数. 设  $Y_i$  服从于  $NB(\mu_i, r), i = 1, 2, \dots, 128$ .  $Y_i$  之间相互独立,采用对数联结函数建立的广义线性模

型为

$$E(Y_i) = \mu_i = \exp(\mathbf{X}_i'\boldsymbol{\beta}), \quad i = 1, 2, \cdots, 128. \tag{20}$$

式中: $\mathbf{X}_i=(x_{i,1},x_{i,2},\cdots,x_{i,18})'$ ; $\boldsymbol{\beta}=(\mu_0;\mu_1;\alpha_1,\cdots,\alpha_8;\beta_1,\cdots,\beta_4;\gamma_1,\cdots,\gamma_4)'$ ; $\mu_0$  为截距; $\mu_1$  为索赔额的对数值. 采用 SAS 软件的 GENMOD 过程编程计算, 所得结果算法收敛.

表 1 3 种风险因素影响下的索赔额和索赔次数

Tab. 1 Number and amount of claims in three risk factors

PA	CG	VA							
		$\gamma_1$		$\gamma_2$		$\gamma_3$		$\gamma_4$	
		N/欧元	Y/次	N/欧元	Y/次	N/欧元	Y/次	N/欧元	Y/次
$\alpha_1$	$\beta_1$	289	8	282	8	133	4	160	1
	$\beta_2$	372	10	249	28	288	1	11	1
	$\beta_3$	189	9	288	13	179	1	—	0
	$\beta_4$	763	3	850	2	—	0	—	0
$\alpha_2$	$\beta_1$	302	18	194	31	135	10	166	4
	$\beta_2$	420	59	243	96	196	13	135	3
	$\beta_3$	268	44	343	39	193	7	104	2
	$\beta_4$	407	24	320	18	205	2	—	0
$\alpha_3$	$\beta_1$	268	56	285	55	181	17	110	12
	$\beta_2$	275	125	243	172	179	36	264	10
	$\beta_3$	334	163	274	129	208	18	150	8
	$\beta_4$	383	72	305	50	116	6	636	1
$\alpha_4$	$\beta_1$	236	43	270	53	160	15	110	12
	$\beta_2$	259	179	226	211	161	39	107	19
	$\beta_3$	340	197	260	125	189	30	104	9
	$\beta_4$	400	104	349	55	147	8	65	2
$\alpha_5$	$\beta_1$	207	43	129	73	157	21	113	14
	$\beta_2$	208	191	214	219	149	46	137	23
	$\beta_3$	251	210	232	131	204	32	141	8
	$\beta_4$	233	119	325	43	207	4	—	0
$\alpha_6$	$\beta_1$	254	90	213	98	149	35	98	22
	$\beta_2$	218	380	209	434	172	97	110	59
	$\beta_3$	239	401	250	253	174	50	129	15
	$\beta_4$	387	199	299	88	325	8	137	9
$\alpha_7$	$\beta_1$	251	69	227	120	172	42	98	35
	$\beta_2$	196	366	229	353	164	95	132	45
	$\beta_3$	268	310	250	148	175	33	152	13
	$\beta_4$	391	105	228	46	346	10	167	1
$\alpha_8$	$\beta_1$	264	64	198	100	167	43	114	53
	$\beta_2$	224	228	193	233	178	73	101	44
	$\beta_3$	269	183	258	103	227	20	119	6
	$\beta_4$	385	62	324	22	192	6	123	6

GENMOD 过程的第 3 型分析表明,PA,CG,VA 的自由度分别是 7,3,3,卡方值分别为 150.07, 107.64,119.32,而其显著性水平  $p$  值均小于 0.000 1. 由此可知,在决定投保人的索赔行为时,3 种因素都是非常显著的.

从评价拟合优度的标准可知,3 种因素自由度都为 109,但 NB 分布相对于 Poisson 分布具有更小的离差和平均离差(NB 分布分别为 131.732 7,1.208 6,而 Poisson 分布分别为 1 107.793 5,10.163 2). 因此,与 Poisson 分布相比,用 NB 分布来拟合数据,其拟合程度更好. 参数估计的结果,如表 2 所示.

从表 2 可以看出,从保单持有者年龄来说,年龄在 40~49 岁的人风险最大;而处于 17~20 岁年龄阶段的人风险最小. 这里的风险是相对于索赔次数而言. 由此可以说明,17~20 岁年龄阶段的投保人索赔频率不高,当然,索赔额则不一定了. 从车型来看,A,B,C,D 等 4 种车型中,车型 B 风险最大,而车

型  $D$  风险最小. 从车龄来看,  $0\sim 3$  a 的车风险最大, 而 10 a 以上的车风险最小. 分析原因应该是与新车驾驶员的车技和心理等因素有关, 而老车驾驶员相对更重视安全. 此外, 从表中的 Wald 卡方统计量和显著性水平  $p$  值可以看出, 所检验的参数对于模型基本都是显著的.

表 2 参数估计的结果  
Tab. 2 Analysis of parameter estimates

参数	分类水平	自由度	估计值	标准差	卡方值	$p$
$\mu_0$	—	1	−2.900 3	0.181 3	255.87	<0.000 1
PA	$\alpha_1$	1	−2.999 6	0.225 0	177.69	<0.000 1
PA	$\alpha_2$	1	−1.545 6	0.188 8	67.04	<0.000 1
PA	$\alpha_3$	1	−0.611 3	0.177 5	11.86	0.000 6
PA	$\alpha_4$	1	−0.289 0	0.177 3	2.66	0.103 1
PA	$\alpha_5$	1	−0.116 7	0.178 5	0.43	0.513 2
PA	$\alpha_6$	1	0.407 7	0.173 0	5.55	0.018 4
PA	$\alpha_7$	1	0.145 5	0.173 4	0.70	0.401 4
PA	$\alpha_8$	0	0	0	—	—
CG	$\beta_1$	1	1.083 8	0.164 2	43.54	<0.000 1
CG	$\beta_2$	1	1.815 7	0.135 0	180.79	<0.000 1
CG	$\beta_3$	1	1.152 2	0.132 9	75.15	<0.000 1
CG	$\beta_4$	0	0	0	—	—
VA	$\gamma_1$	1	1.348 9	0.130 7	106.59	<0.000 1
VA	$\gamma_2$	1	1.248 5	0.129 4	93.15	<0.000 1
VA	$\gamma_3$	0	0	0	—	—
VA	$\gamma_4$	1	−0.236 0	0.144 3	2.68	0.101 9
$\mu_1$	—	1	0.205 3	0.039 6	—	—

参考文献：

[1] SUSANNE G,CLAUDIA C. Modelling count data with overdispersion and spatial effects[J]. Statistical Papers, 2008,49(3):531-552.

[2] 田霆,刘次华. 定时截尾缺失数据下指数分布的参数 AMLE[J]. 华侨大学学报:自然科学版,2006,27(4):351-353.

[3] FAHRMEIR L,THTZ G. Multivariate statistical modelling based on generalized linear models[M]. 2nd ed. New York;Springer-Verlag,1996.

[4] 毛泽春,刘锦萼. 一类索赔次数的回归模型及其在风险分级中的应用[J]. 应用概率统计,2004,20(4):359-367.

[5] MCCULLAGH P,NELDER J A. Generalized linear models[M]. 2nd ed. London: Chapman and Hall,1989.

Generalized Linear Model Based on Negative Binomial  
Distribution and Its Application

CHEN Zhuo-heng

(School of Mathematical Sciences, Huaqiao University, Quanzhou 362021, China)

**Abstract:** The properties of the negative binomial distribution which is over-dispersion is discussed in the paper. A generalized linear model which based on the distribution is intruduced. The maximum likelihood estimates and wald test for the model are considered. At last the model is applied to a real data set of aggregate claims for automobile insurance using SAS package.

**Keywords:** negative binomial distribution; generalized linear model; wald test; risk classification

(责任编辑: 陈志贤      英文审校: 张金顺, 黄心中)