

基于长记忆特性的死亡率模型研究

王莹莹, 季彦颀, 闵莹宵, 房启全

(浙江科技学院 理学院, 杭州 310023)

摘要: 【目的】为了在实际应用中准确估计死亡率,提出基于长记忆特性的死亡率模型。【方法】选取个体死亡率数据,构建长记忆性死亡率模型进行研究。首先根据 R/S 分析(rescaled range analysis, 重标极差分析)法估计死亡率队列的 Hurst 指数;然后利用长记忆性 Milevsky-Promislow 死亡率模型和 Milevsky-Promislow 死亡率模型对个体死亡率数据进行拟合对比;最后采用长记忆性死亡率模型预测个体死亡率,并将其应用到中国寿险业经验生命表中。【结果】能够捕捉长记忆性的死亡率模型对个体死亡率的拟合效果更好,队列的初始年龄、性别因素对拟合效果有一定的影响,且该模型对死亡率的预测较为准确。【结论】本研究通过构建长记忆性死亡率模型,为提高死亡率拟合预测效果提供了理论方法。

关键词: 长记忆性;死亡率模型;Hurst 指数;个体死亡率;拟合;预测

中图分类号: F840.323

文献标志码: A

文章编号: 1671-8798(2023)01-0081-08

Research on mortality model based on long memory characteristic

WANG Yingying, JI Yanting, MIN Yingxiao, FANG Qiquan

(School of Science, Zhejiang University of Science and Technology, Hangzhou 310023, Zhejiang, China)

Abstract: [Objective] In order to accurately estimate mortality in practical applications, mortality model based on long memory characteristic was proposed. [Method] The individual mortality data were selected to construct a long-memory mortality model to carry out the research. First, the Hurst index of mortality cohort was estimated by means of R/S analysis (rescaled range analysis); then, the long-memory Milevsky-Promislow mortality model and the Milevsky-Promislow mortality model were employed to fit and compare the individual mortality data; finally, the long-memory mortality model was used to predict the individual mortality and was applied to the experience life table of China life insurance industry. [Result] The mortality model capable of capturing the long memory has a better fitting effect on the individual mortality, and the initial age and gender of the cohort have a certain influence on the fitting effect, and the model has a relatively accurate prediction of mortality. [Conclusion] This study

收稿日期: 2022-03-23

基金项目: 国家自然科学基金项目(11701513)

通信作者: 房启全(1982—),男,安徽省阜阳人,副教授,博士,主要从事调和分析及其应用与金融数学研究。

E-mail: 111018@zust.edu.cn。

can provide relevant theoretical methods for improving mortality fitting prediction by constructing the long-memory mortality model.

Keywords: long memory; mortality model; Hurst index; individual mortality; fitting; prediction

随着全球经济的发展、医疗水平的提高及生活条件的改善,各国人口死亡率逐渐降低,老龄化问题日益严重。在全球人口老龄化的背景下,死亡率的动态演变对人寿保险、养老基金、公共政策和财政规划等领域提出了巨大的挑战,特别是对于保险公司,养老金计划和人寿保险产品的定价需要准确预测未来死亡率。为此,研究者们提出了一系列的死亡率模型来拟合和预测死亡率。一般而言,死亡率模型分为确定型死亡率模型和随机死亡率模型^[1-2]。但确定型死亡率模型只考虑了死亡率随年龄的变化规律,没有反映未来死亡率的不确定性,难以用于死亡率的准确预测。因此,随机死亡率模型在国内外得到了广泛研究,最为流行的是 Lee-Carter 系^[3-5]模型和 Carins-Blake-Dowd 系^[6-7]模型, Lee-Carter 系模型形式简单、易于运用, Carins-Blake-Dowd 系模型适用于高年龄人群。但这些离散随机死亡率模型通常需要对变量之间进行额外的假设,在长寿风险的情况下,直接对死亡强度建模更简单,故连续随机死亡率模型得到发展。Milevsky 等^[8]于 2001 年首次提出了一个连续随机死亡率模型,该模型是 Gompertz 生存函数的随机演化形式,被称为 Milevsky-Promislow 模型。Biffis^[9]则提出利用仿射跳跃扩散过程对死亡强度进行建模,这种模型的形式更为简单且易于推导。Giacometti 等^[10]基于 Milevsky-Promislow 模型进行拓展,根据意大利死亡率数据说明拓展模型的拟合效果优于 Milevsky-Promislow 模型。国内这方面的研究文献尚不多,其中,尚勤等^[11]使用带跳的 Feller 过程对死亡强度进行建模,发现该模型能够较好地模拟中国人口生存概率的变化趋势。孙荣^[12]则在该模型的基础上,提出使用离散化方法估计模型参数,从而对死亡率进行预测,发现该方法具有较高的预测精度。

近几年,一些研究者给出了死亡率数据中存在长记忆性的经验证据,并基于已有的死亡率模型构建了长记忆性死亡率模型。长记忆性指一个随机过程在长时间内表现出持久行为的性质。在离散随机死亡率模型方面, Yan 等^[13]根据 16 个国家的死亡率数据,证实了不同年龄、性别和国家的数据中都存在长记忆性,并提出了基于 Lee-Carter 模型的长记忆性死亡率模型,实证结果表明忽略长记忆性的死亡率模型往往会低估预期寿命。在连续随机死亡率模型方面, Delgado-Vences 等^[14]用几何型分数 Ornstein-Uhlenbeck 过程对死亡率数据建模,并比较了估计 Hurst 指数的 R/S 分析(rescaled range analysis, 重标极差分析)法、改进 R/S 分析法和 Whittle 法,结果显示 R/S 分析法估计的参数更加稳定。

这些研究表明,长记忆性的存在提高了对死亡率特征的理解,考虑长记忆性的死亡率模型能提高死亡率的拟合预测效果。另外,已有的长记忆性死亡率模型都只分析了年龄组死亡率的变化趋势,但死亡率模型的实际应用将涉及个体死亡率^[15]的动态演变。因此,本研究基于长记忆特性拓展了 Milevsky-Promislow 死亡率模型,并称其为长记忆性 Milevsky-Promislow 模型;然后利用死亡强度与死亡率的关系,通过对模型参数进行估计,探讨该模型对个体死亡率的拟合预测效果,并将其应用到中国寿险业经验生命表,为相关政策的制定提供参考。

1 死亡率模型介绍

设 $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbf{P})$ 是一个概率空间,具有一个非降的 σ -代数族 $\{\mathcal{F}_t: 0 \leq t \leq T\}$ 。年龄为 x 的个体在 $[t, T]$ 时期的生存概率定义为

$$S(t, T) := E[\exp(-\int_t^T h_x(u) du) | \mathcal{F}_t]. \quad (1)$$

式(1)中: $h_x(u)$ 为危险率函数,又称为死亡强度。所以对死亡强度进行建模,可以帮助解决寿险精算中的一些计算和理论研究问题。

1.1 Milevsky-Promislow 模型

假设 x 岁生存者的死亡强度过程是连续的均值回归布朗 Gompertz 过程,令 $h_x(t) = h(t)$, 那么死亡

强度可以表示为

$$\begin{cases} h(t) = h_0 \exp(gt + \sigma Y_t); \\ dY_t = -bY_t dt + dW_t. \end{cases} \quad (2)$$

式(2)中: h_0, g, σ 为正常数; Y_t 为 Ornstein-Uhlenbeck 过程; $Y_0 = 0$; b 为非负常数; W_t 为标准布朗运动。

1.2 长记忆性 Milevsky-Promislow 模型

Milevsky-Promislow 模型是基于标准布朗运动的随机过程来描述死亡强度,但间隔较久的死亡强度变化之间可能存在相关性,即时间序列具有长记忆性。最流行的长记忆建模方法是分数布朗运动,它已经被证实能较好地描述某些时间序列的长记忆性。因此,为了考虑长记忆性,自然可以利用分数布朗运动来代替 Ornstein-Uhlenbeck 过程中的布朗运动,此时死亡强度可表示为

$$\begin{cases} h(t) = h_0 \exp(gt + \sigma Y_t^H); \\ dY_t^H = -bY_t^H dt + dW_t^H. \end{cases} \quad (3)$$

式(3)中: Y_t^H 为分数 Ornstein-Uhlenbeck 过程; W_t^H 为 Hurst 指数 H ($\frac{1}{2} < H < 1$) 的分数布朗运动。

2 参数估计

对于 Milevsky-Promislow 模型的参数估计研究直接使用序列二次规划法^{[10]221}。而对于长记忆性 Milevsky-Promislow 模型的参数估计,本研究采用 R/S 分析法估计分数布朗运动中的 Hurst 指数,利用最小二乘法估计参数 g ,再使用 Xiao 等^[16]的结论估计离散时间条件下分数 Ornstein-Uhlenbeck 过程的参数,具体做法如下。

令 $X_t = \sigma Y_t^H$, 则长记忆性 Milevsky-Promislow 模型可以写成

$$\begin{cases} h(t) = h_0 \exp(gt + X_t); \\ dX_t = -bX_t dt + \sigma dW_t^H. \end{cases}$$

那么死亡强度方程就可以表示为

$$\ln h(t) = \ln h_0 + gt + X_t.$$

利用最小二乘法,参数 g 的估计量为

$$\hat{g} = \frac{\sum_{t_0}^T t \ln h(t) - \ln h_0 \sum_{t_0}^T t}{\sum_{t_0}^T t^2}. \quad (4)$$

式(4)中: t_0 为观测起始年份; T 为观测终止年份。

设 n 为样本量, $h = 1/n$, $t_k = kh$, $k = 1, 2, \dots, n$, 在离散时刻 (t_1, t_2, \dots, t_n) 观察到分数 Ornstein-Uhlenbeck 过程,为了简化符号,使用 (X_1, X_2, \dots, X_n) 代替 $(X_{t_1}, X_{t_2}, \dots, X_{t_n})$ 表示观测到的时间序列样本。

那么当假设 Hurst 指数已知,且 $\frac{1}{2} < H < 1$ 时,参数 σ 的平方的估计量为

$$\hat{\sigma}_n^2 = \frac{\Gamma(3-2H)}{2H\Gamma^3\left(\frac{3}{2}-H\right)\Gamma\left(H+\frac{1}{2}\right)(nh)^{2-2H}} \times \sum_{j=1}^n \left(\sum_{i=1}^j (ih)^{\frac{1}{2}-H} [(jh+h-ih)^{\frac{1}{2}-H} - (jh-ih)^{\frac{1}{2}-H}] (X_i - X_{i-1}) \right)^2. \quad (5)$$

式(5)中: $\Gamma(x) = \int_0^{+\infty} t^{x-1} e^{-t} dt$ ($x > 0$); 当 $n \rightarrow \infty$ 时, $\hat{\sigma}_n^2 \xrightarrow{a.s.} \sigma^2$ 。

类似地,当 $\frac{1}{2} < H < \frac{3}{4}$ 时,参数 b 的估计量为

$$\hat{b}_n = \left(\frac{1}{\sigma^2 H \Gamma(2H) n} \sum_{i=0}^n X_i^2 \right)^{-\frac{1}{2H}}. \quad (6)$$

式(6)中:当 $n \rightarrow \infty$ 时, $\hat{\delta}_n \xrightarrow{a.s.} b$ 。

3 实证分析

3.1 数据选取

考虑到中国人口死亡率数据量较少且有缺失,而 Milevsky-Promislow 模型多采用意大利数据进行说明,故本研究选取意大利 1950 年至 2018 年不同年龄和性别的死亡率,数据来源于 <http://www.mortality.org>。为了研究个体死亡率的随机演化,分别将总人口、男性人口、女性人口的死亡率数据构造 3 个 $M \times N$ 维的矩阵 $\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{C}$, 其中 M 表示年龄 x ($0 \leq x \leq 91$), N 表示年份 t ($1950 \leq t \leq 2018$), 研究中使用矩阵的对角线数据。矩阵中的每个元素 $m_{x,t}$ 为在年份 t 时年龄为 x 的个体死亡率。对于年龄为 x 的个体, 死亡强度 $h_t = -\ln(1 - m_{x,t})$, 利用一阶泰勒近似, 则 $\ln h_t \approx \ln m_{x,t}$ 。根据矩阵 \mathbf{A} 数据绘制 1950—2018 年意大利总人口死亡率曲面图(图 1)。由图 1 可知, 1950—2018 年, 死亡率整体呈下降的趋势, 这反映了随着意大利生活水平和医疗条件的改善, 人口寿命越来越长。另外, 如果给定个体的初始年龄为 x , 数据将沿着对角线收集, 死亡率会随着时间的推移而增加, 因此长记忆性 Milevsky-Promislow 模型符合个体死亡率的演变趋势。

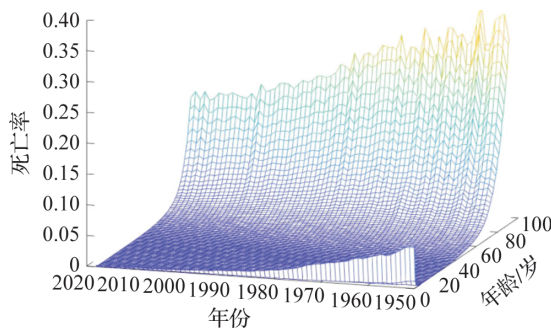


图 1 1950—2018 年意大利总人口死亡率曲面图

Fig. 1 Surface plot of total Italian mortality rate, 1950—2018

3.2 长记忆性的存在

在上述数据矩阵 \mathbf{A} 中选取 $t = 1953$ 和 $t = 1960$ 时观察到的不同初始年龄 x ($x = 0, 1, \dots, 50$) 的个体死亡率队列来估计 Hurst 指数。不同队列的 Hurst 指数估计值如图 2 所示。不同年份不同初始年龄的个体的死亡率时间序列中都存在长记忆性。因此, 在分析死亡率的随机演化时, 考虑长记忆性的死亡率模型更具有现实意义。

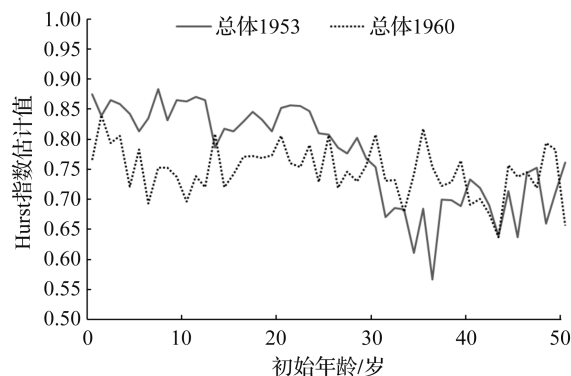


图 2 不同队列的 Hurst 指数估计值 \hat{H}

Fig. 2 Estimates of the Hurst exponent \hat{H} for different cohorts

3.3 模型拟合效果分析

3.3.1 模型比较

考虑到长记忆性的存在可能对模型的参数估计有所影响, 在比较长记忆性 Milevsky-Promislow 模型和 Milevsky-Promislow 模型的拟合效果时, 分别采用了不同的参数估计方法, 并在 1953—2004 年的总人口死亡率数据中, 选取了 $\hat{H} \in (0.5, 0.75)$ 的 1953 年和 1960 年 40 岁的个体队列进行比较。模型参数的估计值见表 1。

表 1 模型参数的估计值

Table 1 Estimates of model parameters

年份	模型	\hat{g}	\hat{b}	$\hat{\sigma}$	\hat{H}
1953	长记忆性 Milevsky-Promislow	0.080 3	0.329 5	0.031 4	0.733 0
	Milevsky-Promislow	0.075 9	0.173 6	0.037 1	0.500 0
1960	长记忆性 Milevsky-Promislow	0.079 5	0.175 3	0.027 2	0.690 7
	Milevsky-Promislow	0.076 0	0.170 2	0.029 2	0.500 0

为了评估模型的拟合效果, 采用 3 种误差标准: 平均绝对误差 (mean absolute error, MAE)、均方根误差 (root mean square error, RMSE) 和平均绝对百分误差 (mean absolute percentage error, MAPE), 模

型拟合误差见表 2。

表 2 模型拟合误差
Table 2 Model fitting error

年份	模型	MAE	RMSE	MAPE
1953	长记忆性 Milevsky-Promislow	0.002 33	0.005 34	4.562 59
	Milevsky-Promislow	0.009 26	0.017 33	15.537 04
1960	长记忆性 Milevsky-Promislow	0.003 29	0.007 56	5.308 68
	Milevsky-Promislow	0.008 04	0.016 74	11.992 18

根据表 2,相对于 Milevsky-Promislow 模型,长记忆性 Milevsky-Promislow 模型中 1953 年队列的 MAE、RMSE 和 MAPE 分别降低了 74.84%、69.19% 和 70.63%;1960 年队列的 MAE、RMSE 和 MAPE 则分别降低了 59.08%、54.84% 和 55.73%。

为了更加直观地比较两个模型的拟合效果,绘制了模型拟合效果比较图(图 3)。由图 3 可知:Milevsky-Promislow 模型仅仅反映了个体死亡率的总体趋势,没有捕捉到时间序列的长记忆性;而考虑长记忆性的死亡率模型,不仅反映了总体趋势,且拟合值比原模型更接近真实值,误差非常小。这意味着考虑死亡率时间序列中长记忆性的存在是非常有必要的。

3.3.2 模型的适用性

为研究长记忆性 Milevsky-Promislow 模型在不同性别和不同初始年龄的个体队列中的适用性,选择意大利人口男性和女性的死亡率数据矩阵,选取 1953 年和 1960 年初始年龄为 40、50 岁的男女队列进行分析。采用上述参数估计方法估计参数值,通过模拟分数布朗运动,进而模拟 10 000 条样本路径,得到每个个体队列的死亡率均值和 95%置信区间。根据意大利女性和男性个体死亡率队列的历史死亡率、模拟平均值和 95%置信区间绘制的拟合效果如图 4 和图 5 所示。

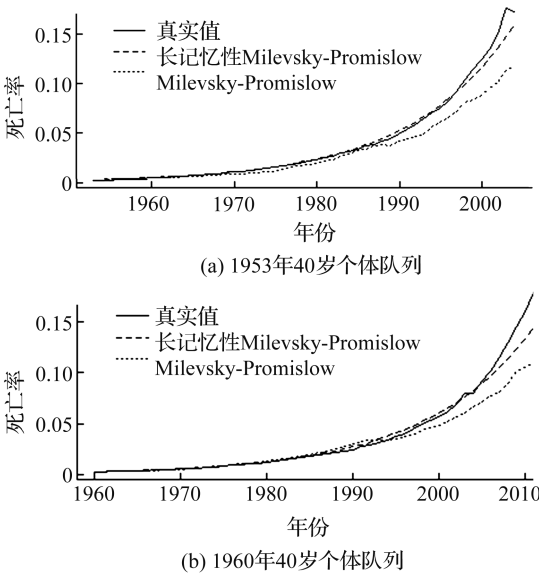


图 3 模型拟合效果比较
Fig. 3 Comparison of model fitting effect

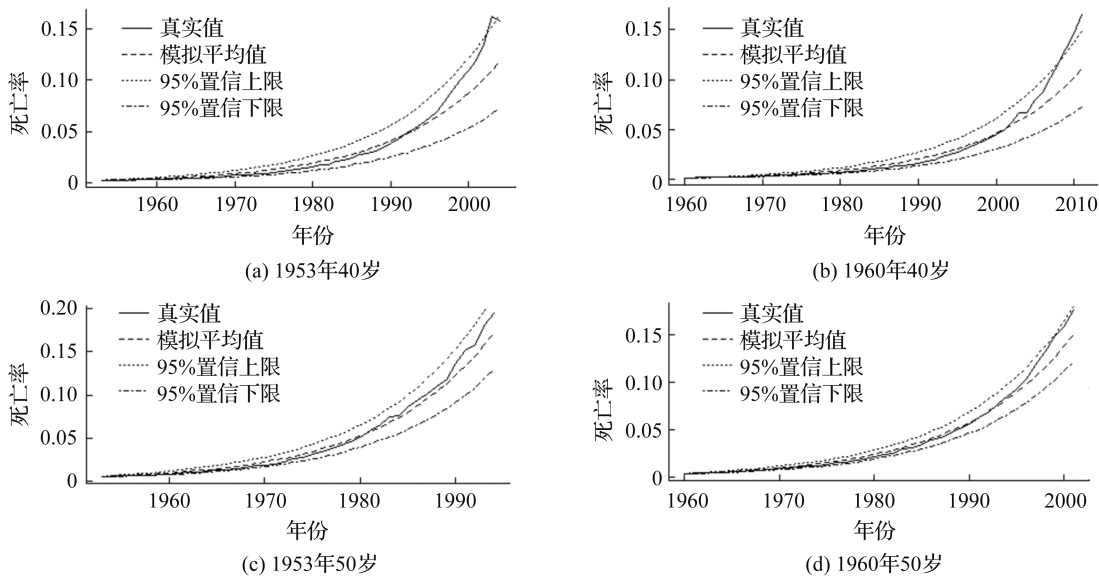


图 4 女性个体死亡率队列的拟合效果
Fig. 4 Fitting effect of female individual mortality cohorts

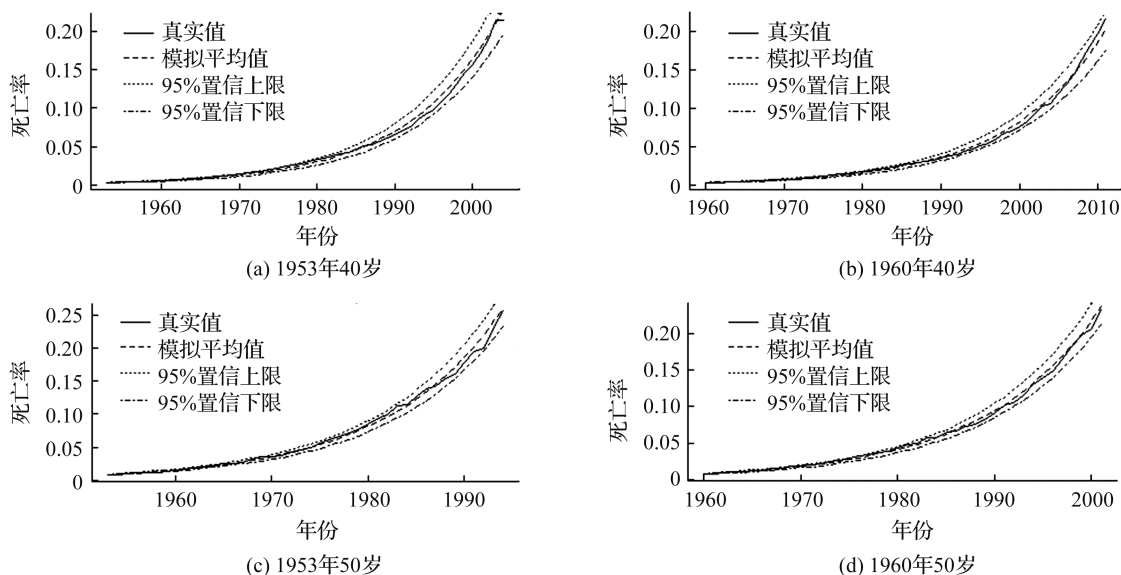


图 5 男性个体死亡率队列的拟合效果

Fig. 5 Fitting effect of male individual mortality cohorts

显而易见,长记忆性 Milevsky-Promislow 模型适用于图中所有队列,但男性队列的拟合效果总体优于女性队列。对 1953 年和 1960 年初始年龄为 40 岁的女性个体而言,死亡率被低估了,不过历史死亡率基本上保持在 95% 的置信区间内,这说明了拟合结果的可靠性。由于参数估计方法要求 Hurst 指数的范围为 $(0.5, 0.75)$,该限制可能会导致对死亡率的低估。

同时,序列长度相同,初始年龄相同,但出生年份不同的队列,拟合效果相似,如 1953 年和 1960 年初始年龄为 40 岁的队列;但初始年龄不同的队列,拟合效果有所差异。总体而言,长记忆性 Milevsky-Promislow 模型对死亡率总体趋势有着较为准确的估计,无论是男性个体还是女性个体,该模型都捕捉到了死亡率数据中的长记忆性,并显示了个体死亡率的变化趋势。

3.4 模型预测效果分析

为了检验长记忆性 Milevsky-Promislow 模型的预测效果,选取意大利男性人口 1960 年初始年龄为 40 岁的个体死亡率数据,使用前 46 年(1960—2005 年)数据进行参数估计,后 7 年(2006—2012 年)数据进行回溯测试^[17];选取男性 1960 年初始年龄为 50 岁的个体死亡率数据,使用前 36 年(1960—1995 年)数据进行参数估计,后 7 年(1996—2002 年)数据进行回溯测试,得到长记忆性 Milevsky-Promislow 模型的预测效果如图 6 所示。

图 6 显示了长记忆性 Milevsky-Promislow 模型预测值在回溯时间段内与真实值的对比,可以看出预测值在前几年非常接近真实数据,后几年误差渐大。这种静态预测使得预测后期误差加大,采用动态预测或将可以提高预测精度。总体而言,对于拟合效果较好的队列,长记忆性 Milevsky-Promislow 模型对其个体死亡率的预测也比较准确。该结果说明了长记忆性死亡率模型对死亡率预测有着较好的效果。

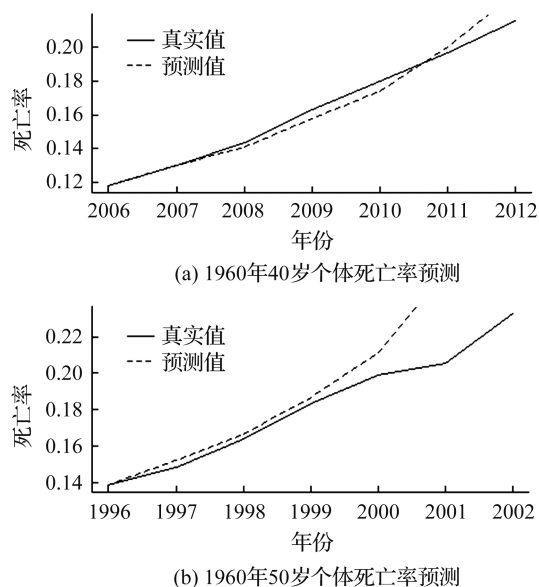


图 6 长记忆性 Milevsky-Promislow 模型的预测效果

Fig. 6 Prediction effect of the long-memory Milevsky-Promislow model

3.5 模型应用研究

生命表是反映一批人从出生后陆续死亡的全部过程的一种统计表,与个体死亡率含义相同,在寿险精算中是研究死亡率变化的重要工具。为了对未来死亡率的变化趋势进行研究,分别利用《中国人寿保险业经验生命表(2000—2003)》中的养老金业务男表 CL3(2000—2003)和《中国人寿保险业经验生命表(2010—2013)》中的养老金业务男表 CL5(2010—2013)数据估计长记忆性 Milevsky-Promislow 模型的相关参数,对中国 40 岁男性各年生存率(生存率 $=1$ -死亡率)进行预测,将预测结果与实际各年生存率进行比较。预测精度评价指标采用 MAE 和平均相对误差(mean relative error, MRE),模型估计误差见表 3。

表 3 模型估计误差

Table 3 Model estimation error

类别	MAE	MRE
CL3(2000—2003)	0.004 95	0.095 55
CL5(2010—2013)	0.008 61	0.151 10

从表 3 可以看出,模型对 CL3(2000—2003)的估计效果比 CL5(2010—2013)要好,不过都能够达到一定的精度。因此,利用长记忆性死亡率模型可以预测未来的死亡率,进而能够对长寿风险进行分析,为相关部门对养老保险制度的改革提供理论参考,以便更好地应对老龄化背景下的风险与挑战。

4 结 语

本研究以意大利个体死亡率为基础,应用长记忆性 Milevsky-Promislow 模型拟合和预测死亡率。首先利用 R/S 分析法求出 Hurst 指数,并对模型的参数进行估计;通过与 Milevsky-Promislow 模型对比,得出考虑长记忆性的死亡率模型的拟合效果优于原死亡率模型。因此,进一步使用长记忆性死亡率模型分析其拟合预测效果,并将本模型应用到中国寿险业经验生命表,实证结果表明本模型具有较为准确的估计结果。本研究为死亡率的估计方法和相关模型的发展提供了一定的理论支持。另外,虽然国内死亡率数据不足,但通过一定的数据处理方法,或能将长记忆性死亡率模型用于分析中国人口死亡率。

参考文献:

- [1] 王耀中,樊毅,张宁.长寿风险模型与管理研究新进展[J].湖南财政经济学院学报,2016,32(1):87.
- [2] 王晓军,路倩.动态死亡率模型的研究进展[J].应用概率统计,2020,36(4):415.
- [3] LEE R D, CARTER L R. Modeling and forecasting U. S. mortality [J]. Journal of the American Statistical Association, 1992, 87(419): 659.
- [4] 肖鸿民,马海飞,康彦玲.两种死亡率预测方法的比较[J].统计与决策,2020,36(23):5.
- [5] 胡月,陈岚岚,章迪平.基于 Copula 方法的 Lee-Carter 模型的长寿互换风险定价研究[J].浙江科技学院学报,2020,32(6):509.
- [6] CAIRNS A J G, BLACK D P, DOWD K. A two-factor model for stochastic mortality with parameter uncertainty: theory and calibration[J]. Journal of Risk and Insurance, 2006, 73(4): 687.
- [7] 吴晓坤,雒水裸,苏雯,等.中国人口 CBD 死亡率模型的参数再调整[J].统计与决策,2021,37(23):41.
- [8] MILEVSKY M A, PROMISLOW S D. Mortality derivatives and the option to annuitise[J]. Insurance: Mathematics and Economics, 2001, 29(3): 299.
- [9] BIFFIS E. Affine processes for dynamic mortality and actuarial valuations [J]. Insurance: Mathematics and Economics, 2005, 37(3): 443.
- [10] GIACOMETTI R, ORTOBELLI S, BERTOCCHI M. A stochastic model for mortality rate on Italian data[J]. Journal of Optimization Theory and Applications, 2011, 149(1): 216.
- [11] 尚勤,秦学志.随机死亡率和利率下退休年金的长寿风险分析[J].系统工程,2009,27(11):56.
- [12] 孙荣.运用带跳过程的死亡强度对死亡率的估计[J].系统工程,2021,39(1):43.
- [13] YAN H, PETERS G W, CHAN J. Mortality models incorporating long memory for life table estimation: a comprehensive analysis[J]. Annals of Actuarial Science, 2021, 15(3): 567.

- [14] DELGADO-VENCES F, ORNELAS A. Modelling Italian mortality rates with a geometric-type fractional Ornstein-Uhlenbeck process[DB/OL]. (2019-01-03)[2021-10-01]. <https://arxiv.org/abs/1901.00795>.
- [15] APICELLA G, DACOROGNA M, DI LORENZO E, et al. Improving the forecast of longevity by combining models[J]. North American Actuarial Journal, 2019, 23(2): 298.
- [16] XIAO W, ZHANG W, XU W. Parameter estimation for fractional Ornstein-Uhlenbeck processes at discrete observation[J]. Applied Mathematical Modelling, 2011, 35(9): 4196.
- [17] 肖鸿民, 白爱琴, 赵弘宇. 基于 CIR 特性的高龄死亡率预测方法[J]. 西北师范大学学报(自然科学版), 2021, 57(6): 7.

(上接第 54 页)

- [6] TOYODA K, MACHI K. Function-level bottleneck analysis of private proof-of-authority ethereum blockchain[J]. IEEE Access, 2020(8): 141611.
- [7] BATAINEH A S, BENTAHER J. Specifying and verifying contract-driven service compositions using commitments and model checking[J]. Expert Systems with Applications, 2017(74): 151.
- [8] LI Y, WANG Z, FAN J. An extensible consensus algorithm based on PBFT[C]//International Conference on Cyber-Enabled Distributed Computing and Knowledge Discovery. Guilin: IEEE, 2019: 17.
- [9] 涂园超, 陈玉玲, 李涛, 等. 基于信誉投票的 PBFT 改进方案[J]. 应用科学学报, 2021, 39(1): 79.
- [10] 唐宏, 刘双, 酒英豪, 等. 实用拜占庭容错算法的改进研究[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(9): 144.
- [11] 张逸飞. GCPS 连锁故障预警模型及决策支持平台设计研究[D]. 北京: 华北电力大学(北京), 2019.
- [12] YUAN X, LUO F, HAIDER M Z, et al. Efficient Byzantine consensus mechanism based on reputation in IoT blockchain[J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2021(6): 8.
- [13] FENG L B, ZHANG H, CHEN Y. Scalable dynamic multi-agent practical Byzantine fault-tolerant consensus in permissioned blockchain[J]. Applied Sciences, 2018, 8(10): 1929.

启 事

为适应我国信息化建设的需要,扩大作者学术交流渠道,本刊已加入《中国学术期刊(光盘版)》《中国期刊网》全文数据库和《万方数据——数字化期刊群》《中文科技期刊数据库》《中国科技论文在线》《超星期刊域出版平台》《国家哲学社会科学学术期刊数据库》《台湾华艺 CEPS 中文电子期刊》等,并被俄罗斯《文摘杂志》(AJ)、美国《化学文摘》(CA)、美国《剑桥科学文摘》(CSA)、美国《乌利希国际期刊指南》(UPD)收录,是人大《复印报刊资料》和《电子科技文摘》转载源刊,作者著作权使用费随本刊稿酬一次性给付。如果作者不同意将文章编入有关数据库,请在来稿时声明,本刊将作适当处理。