

深度学习改变保险精算定价模式

张 宁

(中央财经大学中国精算研究院 北京 100081)

摘 要 介绍了一种基于生理年龄的精算定价新方式,该方式基于手背纹理照片,利用深度学习技术获得可靠的生理年龄评价结果,从而将其应用于保险上以获得更能反映投保人风险的定价。该技术和框架是深度学习在保险公司应用上的尝试,变革了数百年来保险公司基于日历年龄定价的传统模式。

关键词 深度学习,精算定价,生理年龄

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.03.001

New Pattern of Actuarial Pricing Based on Deep Learning

ZHANG Ning

(China Institute for Actuarial Science, Central University of Finance and Economics, Beijing 100081, China)

Abstract The research introduced an actuarial pricing model based on biological age. And the deep learning technique was applied to get the robust biological age when a hand-back photo was provided. The new pricing model can show more accurate risk of policyholder and change the old way based on calendar age.

Keywords Deep learning, Actuarial pricing, Biological age

1 研究介绍

本文研究尝试采用深度学习结合大数据技术来改变保险行业延续数百年的寿险精算定价方式。从技术实现、随机测试、结果比较等方面发现,传统的保险业面临着变革,作为经营风险的行业,保险公司在引入深度学习技术后可以真正做到个性化风险度量,这从本质上改变了“保险依赖大数定律”的根基。

通常,寿险精算定价基于生命表,通过计算精算现值获得精算纯保费,而所使用的年龄是其日历年龄,但同样日历年龄的人由于生活方式、运动习惯、工作性质等原因,其健康风险以及“死亡风险”有所不同,因此基于日历年龄的生命表并不能很好地反映该个体的真实风险,这导致保险人测算的保费和其承保的风险分离。

通过研究发现,生理年龄能够更好地反映个体的风险,25岁以上的人群更能体现该结论,由此提出将定价从日历年龄转移到“生理年龄”。

为了使生理年龄概念可以简单高效地融合到保险既有体系中,提出基于“手背纹理”照片的生理年龄测定方法,该方法所选用的手背纹理除了具有生理学基础外,还是经过 30 多项特征多次实践比较后选择的结果¹⁾。

该方法具有如下特点:

(1)所需信息简单、容易获取。具体来说,所需信息是一张相对清晰的完整手背照片,分辨率在 1200 * 1200 像素(含)以上即可,当前智能手机普及,拍照像素普遍为 800 万像素,该要求容易满足。具体应用时,只需要通过软件将照片传输到云端即可进行处理(例如微信等软件)。

(2)评价过程快捷。在实验中,该识别过程用时不超过 3.5s。实验笔记本配置为:i5 四代 CPU,4GB 内存,Matlab2015a+Deeplearningtoolbox。

(3)通过随机检验表明,该方法结果可靠,误差率低。并且发现,不同年龄的个体的生理年龄评价结果的误差是不同的,但整体上都在 1 岁左右,最大的偏差出现在 24 岁,其偏差达到了 2 岁,综合来看尽管没有达到生化方法所实现的 0.8 岁²⁾,但是考虑到简单易行,该结果是令人满意的。当然该方法在具体行业应用中,还需要通过大数据进行偏差判断,并在以后的研究中就理论基础进行探讨。

(4)研究不涉及敏感隐私问题。手背纹不同于指纹,很难找出其识别特征,从后面的研究可以看到,手背纹的特征分析非常好地反映了年龄特征和性别特征,但是并没有明显的个体识别特征。

(5)研究结果稳健。对于短时间内的多张手背纹照片,其

¹⁾ 我们测试过类似面部特征、血管特征、心率特征等,根据保险行业应用的要求以及可靠性原则,最终选择了手背纹。

²⁾ 这里的生化方法是美国所使用的标准型,即 $BA = [0.382 + 0.451(CRP) + 0.230(HbA1c) - 0.746(Albumin) + 0.175(CMV) + 0.008(Alkaline\ phosphare) - 0.0004(FEV) + 0.014(SBP)] * 14.18 + 47.15$,但是因为生活习惯和饮食方式的不同,在中国应用中对该标准型进行了调整。

到稿日期:2016-11-24 返修日期:2016-12-30 本文受教育部人文社科项目(16YJCZH148),教育部人文社会科学重点研究基地重大项目(16JJD790060),北京市哲学社会科学基金项目(15JGC153),中央财经大学科研创新团队和数据灯塔(Data Lighthouse)计划资助。

张 宁(1978—),博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为大数据技术/深度学习在金融和健康量化中的应用、金融风险管理等,E-mail:nzhang@amss.ac.cn。

评价结果差距很小,不超过 1 岁,这个结果有望通过改进算法获得进一步提升;同时对于通过微信随机获取的 3029 张手背纹照片,能够获得结果的手背纹照片为 2973 张,几乎达到 99%,它具备可以行业应用的潜力。

需要注意的是,所提方法是人工智能改变寿险定价的全新尝试,主旨是由此推动生理年龄用于精算的研究,推动人工智能和大数据技术在保险金融领域的应用,因此并没有在技术层面进行更好的优化,这也意味着今后可使相关的结果更好、更有效以及更具应用性。

通过多次调整和实践,给出的基于卷积神经网络的深度学习框架为 6 层结构,与生理年龄有关的特征在 C3 层被提取(见图 1)。

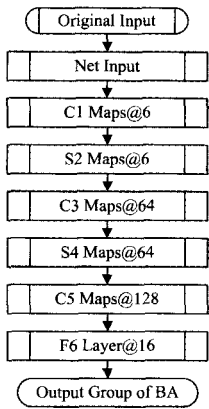


图 1 框架结构

注意:手背纹照片不是直接输入到网络中学习,它需要通过一些特定的转换,使得对应结果可以更好地反应生理年龄。基于原始照片,利用灰度信息重新定义纹理结构曲面(Texture Structure Surface, TSS),该曲面本质上是将灰度信息看作 Z 轴坐标,而图像 X 轴与 Y 轴坐标不变,形成了一个曲面: $z=f(x,y)$,使用灰度信息是基于多次尝试获得的结果,因为颜色信息会干扰最后的学习结果,且拍照以及日常化妆都会影响结果的获取,但在灰度信息下,能够过滤掉一部分干扰。

将以上曲面转化为微分几何结构,即以流型方式表示,记为 Σ_s , $P(s)$ 为曲面任一点的切平面,而 $T(s)$ 是平面上的切方向, $N(s)$ 为其正交方向, $NC_T(s)$ 与 $NC_N(s)$ 是沿着这两个方向的法曲率。

新的输入仍然是与原始图片像素一一对应的矩阵形式,每个点的灰度值 $NC(s)$ 定义如下:

$$NC(s)=\int_a^b|NC_T(s)-NC_N(s)|ds$$

该定义实际上对方向差异进行了提取,以满足生理研究结果应用的条件。尽管单纯从皮肤上很难判断年龄,但选取手背纹作为生理年龄评价的输入却是有可能的,这是因为:真皮层与人的生理年龄的相关性很高,其对纹理变化起到支撑

作用,这也要求对纹理的处理需要避免表皮层的干扰,通过微分几何的“曲率”概念来达到目的;手背纹的信息还包含了骨骼和关节的信息,骨骼的密度和关节软骨的厚度会直接使特定区域手背纹理发生横切截面上切线方向的变化;同时循环系统的信息会通过纹理的密度和连接层次得到反映¹⁾。

由此构造的转换实际利用了如下两个信息²⁾:

- (1)真皮的细胞生长方向的差异能够凸显生理年龄;
- (2)骨密度及软骨变化更多地体现在纵向的拉伸上。

本文使用的数据库是数据灯塔(Data Lighthouse)计划健康因素库(Health Factor Measurement, HFM)³⁾,其包含 370000 张手背纹图片,涵盖的日历年龄为 15~53 岁,其中带有标签的数据 371 份。更大规模的数据获取有利于结果更加稳定,但针对日历年龄在 21~52 岁范围内的判断,其已经达到可以应用水平,我们期望在具体应用中通过更大规模样本更精确地进行评价。

平均来看,生理年龄的结果要比日历年龄老,这意味着整体人群健康风险要比日历年龄衡量的结果大。基于这样的结果,可以变革传统的寿险定价模式:以 30 岁的人为例,随机抽取一个样本,其生理年龄评估为 32.7 岁,以 1 元作为保额,其终身人寿保险的纯保费对比如表 1 所列⁴⁾。

表 1 终身寿险纯保费对比

	男性	女性
日历年龄定价	0.1186	0.0956
生理年龄定价	0.1320	0.1075
变化比率	0.11298500	0.12447699
百分比/%	11.30	12.40

从表 1 可以看出,两者差异大于 10%,这意味着原来通过日历年龄定价的纯保费不足以反映投保人所面临的风险,或者说投保人用低的价格购买到了一份保障,从某种程度上看这是一种逆向选择。保险公司如果有大量保单,其聚集的风险是不足以通过保费来平衡的,将会给公司带来很大的经营风险。

一个日历年龄为 30 岁的人,其生理年龄的分布情况可以统计出来,其分布区间为 25~43 岁,同时可以计算各种情况下的生理年龄保费,具体情况如图 2 所示。

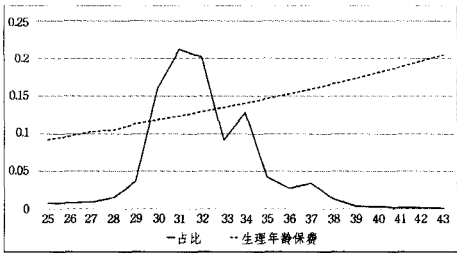


图 2 生理年龄的分布情况及保费情况(以 30 岁男性为例)

(下转第 9 页)

¹⁾ Levine M E, Modeling the Rate of Senescence; Can Estimated Biological Age Predict Mortality More Accurately Than Chronological Age? Journal of Gerontology: Biological Science, 2012.

²⁾ Gleit D A, Predicting Survival from Telomere Length versus Conventional Predictors: A Multinational Population-Based Cohort Study, PLOS ONE, 2016. 4, 2016.

³⁾ 该数据库主要搜集与健康有关的因素信息,包含图片、声音和量化生理数据等,本文使用 2014 年 7 月到 2016 年 3 月的数据。

⁴⁾ 这里使用 00—03 生命表,同时分数年龄采用 UDD 假设。

- [52] FABIO B, CORRADI A, FOSCHINI L. Database security management for healthcare SaaS in the Amazon AWS Cloud[C]// 2012 IEEE Symposium on Computers and Communications (ISCC). IEEE, 2012; 000812-000819.

- [53] PARK N. Secure data access control scheme using type-based re-encryption in cloud environment[M]// Semantic Methods for Knowledge Management and Communication. Springer Berlin Heidelberg, 2011; 319-327.

(上接第2页)

从图2可以看到,其生理年龄分布明显偏向右方,即整个群体的健康风险要比日历年龄30岁大一些。如果以各群体测算的生理年龄对应百分比作为权重,测算保费的均值为0.1302,也明显要比日历年龄30岁的纯保费更大。

如果考虑日历年龄为21~47岁的群体,计算每个日历年龄所对应的群体在生理年龄下测算的终身寿险纯保费(1元保额),并计算其均值,得到该均值随日历年龄变化的关系,如图3所示。

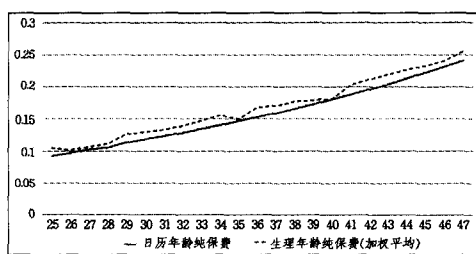


图3 日历年龄定价结果与生理年龄定价结果的比较¹⁾

从图3可以看出,整体上,生理年龄定价结果要普遍高于日历年龄定价结果,这反映了整个群体面临的风险要超过传统模式测算的保费,从另外一个角度说明利用生理年龄定价更加公平合理,让保险公司避免“死差风险”,也减小了投保人逆向选择的可能。

考虑到深度学习技术的特征,生理年龄应用于保险领域并不局限于测算保费。事实上,保险公司里的许多业务可以直接引入深度学习,例如核保核赔、保单审核、过程管理等。希望通过此研究让保险公司意识到深度学习的作用,真正建立起自己的“智能大脑”。此外,因为保险公司自身拥有更多数据,这会进一步发挥深度学习技术的潜力。

2 研究背景

众所周知,金融和保险行业积累了大量数据,但是在与大数据及人工智能技术结合上的发展动力还不足,这一方面是因为金融和互联网存在一定的跨界性,复合的人才较少,创新思维缺乏;另外,金融业自身的既有模式也起到了一定的阻碍作用。

这种阻碍在许多细分领域得到了体现。本文以寿险定价为突破口来展示深度学习对传统模式的挑战,后续还将就此进行大量试验和研究,力图从多角度变革金融模式。具体来说,传统模式的寿险定价的核心在于获得寿命的分布函数(或者是生存函数),然后通过计算精算现值获得精算纯保费。从保险诞生之初持续到现在²⁾,该模式一直未曾改变。但是常说的年龄真的反映了个体的死亡风险或者健康风险了吗?答案是否定的,它恰好和保险人所要承保的“风险”相关性不大,

正因如此,保险公司必须承保大量个体来实现风险的分担,这反映了当前保险业的一个现实,即保险人不能更好地“把握”投保的个体所面临的风险。

限于多方因素,该矛盾在过去不可能得到实质性解决,但是在基因、互联网、医疗技术、穿戴设备、人体量化、大数据等技术高速发展的背景下,我们认为解决的时机已经显现。本文就是沿着该思路,将这种可能归结为生理年龄(Biological Age),从而引入将深度学习作为代表的人工智能技术,基于大数据样本的积累,重新变革定价模式以反映个性化的风险程度。

参考文献

- [1] GLEI D A, GOLDMAN N, RISQUES R A, et al. Predicting Survival from Telomere Length versus Conventional Predictors; A Multinational Population-Based Cohort Study [J]. Plos One, 2016, 11(4): e0152486.
- [2] LEVINE M E. Modeling the rate of senescence; can estimated biological age predict mortality more accurately than chronological age? [J]. The journals of gerontology. Series A, Biological sciences and medical sciences, 2013, 68(6): 667-674.
- [3] HILTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the Dimensionality of Data with Neural Network [J]. Science, 2006, 313: 504-507.
- [4] LECUN Y, BENGIO Y, HILTON G. Deep Learning [J]. Nature, 2015, 521: 436-444.
- [5] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [C]// Proc. Advances in Neural Information Processing Systems. 2012, 25: 1090-1098.
- [6] TOMPSON J, JAIN A, LECUN Y, et al. Joint training of a convolutional network and a graphical model for human pose estimation [C]// Proc. Advances in Neural Information Processing Systems. 2014, 27: 1799-1807.
- [7] MIKOLOV T, DEORAS A, POVEY D, et al. Strategies for training large scale neural network language models [C]// Proc. Automatic Speech Recognition and Understanding. 2011: 196-201.
- [8] MA J, SHERIDAN R P, LIAW A, et al. Deep neural nets as a method for quantitative structure-activity relationships [J]. Journal of Chemical Information & Modeling, 2015, 55(2): 263-274.
- [9] WESTON J, BORDES A, CHOPRA S, et al. Towards AI-complete question answering; a set of prerequisite toy tasks [OL]. <http://arxiv.org/abs/1502.05698>.
- [10] MNH V, et al. Human-level control through deep reinforcement learning [J]. Nature, 2015, 518: 529-533.

¹⁾ 其样本数据截至2016年10月1日,后期我们将进一步引入新数据以调整模型和提升结果。

²⁾ 最早在1693年,哈雷就编制了德国布勒斯劳市的生命表。