

基于 BP 算法的信用评估模型的应用研究

胥振兴, 陈启安, 郑仁毅

(厦门大学 福建 厦门 361005)

【摘要】 本文分析了银行信用评估及其评估模型, 介绍了常规 BP 神经网络, 指出它在银行信用评估中的优势; 并且设计实现了一个基于改进的 BP 神经网络的银行个人信用评估模型。基于此模型对已有个人信用数据, 尤其是国内数据进行分析表明此模型有较强的实用性。

【关键字】 信用评估, BP 神经网络, 个人信用, 评估模型

1. 信用评估与信用评估模型概况

中国作为发展中国家, 迄今为止银行业对信贷风险评估和管理的整体水平较低、不同银行管理机构对信贷风险评估和管理的差异较大。国际银行业先进的信贷风险评估和管理方法对中国银行业很有学习和借鉴意义; 在银行信贷登记咨询系统中也可以使用传统和先进信贷风险评估管理方法建立模型。其中信用评估是银行业面临的最首要的问题, 是运用科学的指标体系、定量分析和定性分析相结合的方法, 通过对企业、个人等参与主体的信用记录、素质、经营水平、外部环境、财务状况、发展前景以及可能出现的各种风险等进行客观、科学、公正的分析研究之后, 就其信用能力 (主要是偿还债务的能力及其可偿债程度) 所做的综合评价, 并用特定的等级符号标定其信用等级的一种制度。

作为银行一个最重要的任务, 评估用户信用的目标是保持信用损失的低风险并且最小化在风险组上失败的费用[1]。为此美国不同行业使用了不同的信用评估模型: 消费者信贷行业使用 Fair Isaac (FICO) 公司的模型(使用了 logit 模型); 制造业使用 Z-Score 模型; 工业使用 Zeta score 模型; 普通企业使用私有企业模型, 如 Moody 的 Risk Calc 方法, Z-Score 模型; 新兴市场的企业使用 EM Score 模型[2]。对于个人, 典型的方法是要求申请人填一张表格, 每一项根据预先确定的评分表被赋予了适当的分值。总分将指示银行来决定是否接受申请人。在评分表中的每一项的分值由专家给定, 作为经验性的东西, 它是主观的, 正确性也是未知的。随着时间的推移如果条件改变, 评分表将调整困难。

2. BP 神经网络及其优点

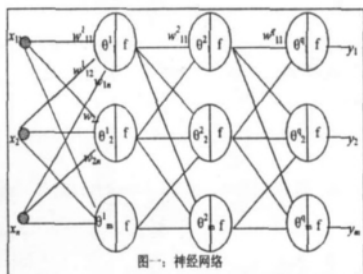
神经网络最简单的形式类似线性回归: 用一系列解释变量 x 对被解释变量 y 进行线性拟合。实践中神经网络要复杂得多: 变量 x 作为输入解释了变量 y , 而 y 将同时作为其它变量的解释变量, 经这样一个网络的传导, 最终得到输出结果。该过程与生物神经的机理相似, 因此被称为神经网络。应用神经网络分析方法, 通过训练, 神经网络可以将输入数据与已知的或通过学习获得的数据比较, 发挥信贷风险的预测作用。神经网络分析方法在美国信贷登记信息系统即信贷局已经得到广泛应用, 特别是应用于消费信贷的个人信贷系统。

2.1 BP 神经网络及其原理

神经网络有多种方法, 其中重要的是反向传播算法即 BP (back propagation) 算法。BP 算法是为了解决多层前向神经网络的权系数优化而提出来的。

BP 算法可以对网络中各层的参数进行修正, 故适用于多层网络的学习。

每个从输入到输出的过程称为神经元即节点, 连接节点的激励函数为连接弧。不同数量的连接弧与神经元组成网络层, 不同的网



络层平行排列成神经网络系统框架, 而接受数据输入的网络层称为输入层, 网络计算结果输出的接口为输出层, 负责网络内部计算的网路层为隐藏层。如下图一所示。应用一个 BP 神经网络之前必须进行训练, 即确定其参数: 权值和阈值。具体的算法步骤为:

- (1) 初始化权值和阈值;
- (2) 从前向后计算各层输出;
- (3) 根据输出计算与样本的误差;
- (4) 反向计算各层权值阈值修正量;
- (5) 修正权值和阈值, 再转(2)。

以上算法是对样本整体计算总误差后修正权值和阈值, 也可以对每个样本计算后修正。停止神经网络学习的方法有多种, 可以规定一定的调整次数; 也可以当样本通过神经网络得到的输出值与实际值的误差小于某个数值时, 停止学习。

2.2 BP 神经网络在信用评估中的优点

BP 神经网络应用于数据预测及分类有关问题方面证实有极理想表现, 对接受非线性数据、数据本身含有杂质或收集数据过程当中遇到遗失的问题容许相当弹性, 所以神经网络系统对于不同预测范畴有相当广泛应用, 相对传统统计学分析比较注重数据本身完整及一致性, 如果分析数据本身含有杂质或部份变量之数据个别遗失, 这样会对回归分析及预测结果的误差有很明显影响, 相反神经网络系统针对上述数据问题有较优的分析及预测表现。同时, BP 神经网络对于信用评估模拟方便简洁, 能容忍数据的缺失, 其评估结果表现优良。

3. 改进的 BP 神经网络在个人信用评估中的应用

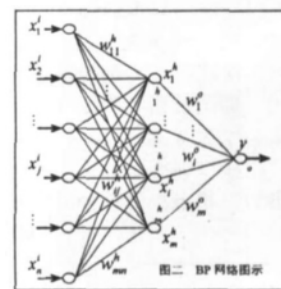
BP 网络的改进算法包括: 基于标准梯度下降的和基于标准

数值优化的改进方法。前者有附加动量的 BP 算法, 学习速率可变的 BP 算法和弹性 BP 算法等。后者有高斯-牛顿法, Levenberg-Marquardt 算法和共轭梯度法等[3]。通常用不同的初始值进行多次训练, 还可加入模拟退火法和遗传算法等来解决局部极小问题。此外网络框架上, 三层 BP 神经网络可以仿真、分析及解决绝大部分的复杂问题, 故它是目前最通用也最具效率的框架。本文中采用了三层网络[4]。具体的改进应用及其结果分析如下。

3.1 改进的 BP 神经网络

如图二所示, 网络的结构包括三层: 输入层、隐藏层和输出层, 分别用上标 i, h, o 表示, 节点个数分别为 $n, m, 1$ 。 x 表示输入层输入和隐藏层输出; y 表示输出层输出。下标为神经元节点序号; w 表示权值 (下标 ij 表示输入层神经元 j 到隐藏层神经元 i 的连接权值), θ 表示阈值。向前计算采用的激励函数为: $F(x) = 1 / (1 + \exp(-x))$ 。隐藏层节点个数确定方式多样, 如 $m = \log_2(n) + 1$ 。[5]

鉴于实际的信用评估应用, 虽然 BP 神经网络对于输入数据的缺失等不敏感, 为了减小样本的依赖性, 提高 BP 神经网络



的泛化应用能力,对于 BP 神经网络基于标准梯度下降算法的学习率和误差精度自适应的改进。描述如下:选定一个区间,使误差逐步变化,在每一步中自动调整学习率进行训练,最后选择对于测试数据表现最优的误差作为网络停止判别标准。

其中自适应学习率调整为:(1)当误差缩小比例大于某值时,网络收敛良好,不改变学习率;(2)当误差缩小比例小于某值时,网络收敛较慢,增大学习率;(3)当误差增大时,网络不收敛,减缓学习率;(4)当误差出现抖动,误差过大,误差恒定不变化,网络空转次数过大,则重新设置学习率初值。其中误差比例为前后两次误差之比。

3.2 基于改进的 BP 神经网络的个人信用评估模型

按照上述改进,采用面向对象的设计方法设计实现此信用评估模型。主要包括如下功能方法:初始化网络的权值与阈值;向前计算输出;计算当前误差;向后调整权值与阈值;训练神经网络;测试或评估;参数自适应训练;保存/载入训练结果;保存评估结果。

此模型对三个数据样本进行了训练和测试。这三个样本规模都不大,其中包括此领域常用于分析对比的两个国外测试数据样本:来自德国和澳大利亚的早年的银行个人信用数据,样本大小分别为 1000 和 690,样本被分为好与坏两个信用等级。采用它们的主要目的是对本文的评估模型与传统线性回归模型进行横向比较。

第三个样本为国内某银行的近期个人信用数据。此数据是本文所设计模型的主要应用对象。它用来对国内信贷行业,尤其是个人信用评估提供研究原型参考。数据共有 599 个数据,每条数据包括 17 个用户属性和一个决策属性:性别,年龄,理财卡等级,上次客户等级,上次理财卡等级,客户类型,最高学历,婚姻状况,月收入,有无住址,有无电话,职业,金融资产合计,存款总余额,流动资产,金融负债合计,年日均余额;决策属性为认定等级,分 4 类。其中年龄和后面六个属性为数值类型;其他属性均为分类属性,此类属性数据缺失比较大。

为了使评估结果符合样本的分类等级,要对输入数据进行预处理。处理过程包括补齐缺失数据,归一化处理等。除此之外,神经网络的输出也要使结果具有可解释性则必须对其进行分类映射,即将 BP 神经网络输出的 0 到 1 之间的值映射成个人信用评估的等级。

3.3 模型应用分析与讨论

考虑到尽量充分利用样本的信息,同时为了降低 BP 神经网络的样本依赖性,避免过分拟合而失去泛化能力,采用多次随机抽样进行训练和测试。训练数据和测试数据的比率为 7 比 3,经过 BP 神经网络评估模型训练后测试。测试结果为新一轮多次随机分配中最好

测试次数	德国数据		澳大利亚数据	
	BP 模型	LR 模型	BP 模型	LR 模型
1	79.67%	78.33%	92.00%	85.00%
2	80.00%	75.67%	92.33%	85.67%
3	81.67%	81.00%	89.67%	87.00%
4	77.00%	75.33%	90.00%	88.33%
5	74.00%	71.00%	91.00%	86.33%
均值	78.47%	76.27%	91.00%	86.47%

(上接第 74 页)

前提下既要保证用户本身的安全,同时还要确保用户接入的企业网络的安全。在 EAD 平台的基础上,可轻松构建让企业管理者、网络用户和网络管理员均放心的安全网络。通过对网络接入终端的检查、隔离、修复、管理和监控,有效管理网络安全,使整个网络变被动防御为主动防御、变单点防御为全面防御、变分散管理为集中策略管理,让网络拥有“自动免疫”的安全机能。

参考文献:

的测试数据正确率。然后再重复 5 次测试,最后取平均值。对于两个国外数据样本,从下表中看,BP 神经网络要优于线性回归模型。

本文模型的测试过程中并无关于 BP 神经网络训练速度慢和训练样本要求大的缺陷。本文模型研究接触的现实的 market 环境下,两个样本的大小都只有 1000 以下,均为较小的样本。对于存在于当前各银行的上万的大样本而言,此种规模的样本的获取较为简单便捷。而此模型对于小样本的良好表现,反映出大样本的需求不是必须的。此外模型训练速度情况是:每次训练网络都能在一分钟内收敛。训练主要时间消耗在于参数的自适应,即选取合适的误差值来平衡 BP 神经网络的泛化能力和过拟合。此过程将需要数十分钟。而在模型完成训练后,测试则在毫秒级别。

对于另外一份国内样本,按上述方式测试得正确率为 92.22%, 95.00%, 92.78%, 91.11%和 92.22%均值为 92.67%。在对此份样本的分析中,发现其训练误差缩小的同时会带来测试正确率的提高,直到某一临界值时正确率可高达 95%以上。可见对于国内现实数据而言,BP 神经网络适应性也较为理想。同时可以看出此样本即使部分数据缺失严重,BP 神经网络依然表现良好。结论中给出更多关于样本分析的讨论。

4. 结论

在信用评估方面,BP 神经网络要比传统的线性回归模型要表现更好。对于 BP 神经网络的参数自适应改进有助于提高 BP 神经网络模型的适用范围,同时更好的平衡 BP 神经网络的泛化能力和过拟合。对于国内现实数据的测试,此 BP 神经网络模型性能表现良好。此点对于国内正在发展的个人信用体系而言无疑是十分有参考价值的。而 3 个样本的测试正确率水平不一致,可以看出即对于在整体样本中含有不具代表性样本数据时单一的 BP 神经网络模型表现则有待提高。这也看出今后有必要结合数据挖掘领域的技术对于样本进行更具体的分析,来进一步提高 BP 神经网络的适用性。

参考文献:

1. FEI LI etc. "Data mining- based credit evaluation for users of credit card" proceedings of the Third International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Shanghai, 26- 29 August 2004
2. 《银行个人信用评估方法研究》杜志刚《华南金融电脑》2004 年第 8 期
3. 索胜军,孙光伟,王岩. 几种改进 BP 算法的性能比较. 哈尔滨建筑大学学报, 2002, 33(1)
4. 曹均阔,舒远仲,叶水生. 一种结构自组织的改进 BP 网络.《计算机工程》第 31 卷,第 17 期
4. 李晓峰,刘光中. 人工神经网络 BP 算法的改进及其应用. 四川大学学报(工程科学报), 2000, 32(2)
5. Kung S Y. An Algebraic Projection Analysis for Optimal Hidden Units Size and Learning Rates in Back- propagation Learning. USA: International Conference on Neural Network, 1998: 363- 370

1. 李卫. 计算机网络安全与管理[M].北京:清华大学出版社,2004.1- 2.
2. 华为 3Com 技术有限公司.EAD 解决方案介绍[M].杭州:华为 3Com 技术有限公司,2006.3.
3. 华为 3Com 技术有限公司.EAD 解决方案巡讲胶片 [M]. 杭州: 华为 3Com 技术有限公司,2006.9.
4. (美)拉斯特.网络安全基础[M].北京:人民邮电出版社,2004.112- 202
5. 戚文静,刘学.网络安全原理与应用[M].北京:中国水利水电出版社, 2004.
6. 程代伟等.网络安全完全手册[M].北京:电子工业出版社,2005.