

基于优化BP神经网络模型的 上市公司财务危机预警

周喜 刘胜辉

(湖南商学院会计学院 长沙 410205)

【摘要】利用粗糙集的约简技术对上市公司的预警指标进行约简,降低神经网络的复杂性和提高网络预测速度及精度,采用遗传算法作为神经网络模型的前置装置,对网络输入端的初始值和阈值进行最优化,缩短网络训练时间,提高了网络的预测精度。实证研究显示,优化模型的财务危机预测精度高于传统BP神经网络模型的预测精度。

【关键词】上市公司 财务危机预警 粗糙集 遗传算法 神经网络

财务危机预警是上市公司及时发现隐患和危机并加以防范,保护利益相关者的投资风险,协助证券部门及政府管理部门管理及监控的主要手段与机制。因此,通过现代信息技术构建有效的财务预警体系,进行上市公司财务危机预警的实证研究具有重要的应用价值和现实意义。参考大量国内外相关文献可看出,采用多元判别方式预测财务危机的准确率高于一元判别方式,特别是逻辑回归多元判别方式更有优势,而采用神经网络方式预测财务危机的准确率远远高于逻辑回归多元线性方式,而BP神经网络模型的预测精度更高。本文将采用粗糙集和遗传算法对BP神经网络模型进行优化研究,包括混合神经网络的理论研究、模型构建和实证检验。

一、理论基础

1. BP神经网络应用于财务预警。人工神经网络(ANN)是人工模仿人脑神经网络而建立的处理系统,它的建构理念是基于生物大脑神经运作的某种抽象与简化。神经网络的主要学习包括指导式、非指导式和强化学习等三个算法,其特点是分布信息存储、大规模并行处理、自学习、自组织和自适应性和较强的容错性,其中最重要也最令人瞩目的特点是自我学习的能力。

人工神经网络将已知的财务指标与非财务指标作为训练样本,再通过训练网络模型得到不同的输入向量,这些输入向量将对应不同输入值。神经网络不断训练,不断修正连接权值,通过这样的自我学习过程,最终保证输入值与目标值间误差最小,这个值就是网络学习所得到的权值。BP神经网络是一种误差反向传播算法的学习过程,它由信息的正传播过程和误差反传播过程组成。神经网络应用到财务危机预警中时,并不需要明确自变量与因变量之间的关系,只需将这种关系隐含及分布在神经网络各神经元的内部。同时,神经网络的学习过程也是其自身结构不断调整及优化的过程。因此,训练好的BP神经网络模型可以作为一种有效工具,预测企业未来是否会发生财务危机。

2. 粗糙集简约技术与神经网络的结合。粗糙集理论(RS)

用于处理不确定、不完全和不精确数据的数学计算理论,能有效地处理各种不确定信息,并从中发现隐含知识,揭示事物和实践的内在规律。

粗糙集与神经网络的结合主要有以下几种方式:将粗糙集作为神经网络的前置装置;用粗糙集的分析决策表得出初始规则,再用神经网络去精化;将一个粗神经元加在传统BP神经网络中的输入层和隐层间,可抑制输入层数据的波动;利用粗糙集直接优化神经网络的内部结构等等。粗糙集在简约处理过程时,虽然筛选出多余的属性,但并没有损失包括在原数据集的敏感及重要的信息。整个简约操作输出的数据具有代表性,减少了噪声的干扰,提高了BP神经网络训练效率。在BP神经网络中,其结构复杂,自身难以科学地完成降低网络维数的操作,而选择粗糙集则是较好的前端处理手段。两类技术的结合,既能利用粗糙集约简数据,降低BP神经网络训练时间,又能利用BP神经网络降低噪声的影响。

3. 遗传算法优化神经网络的基本理论。遗传算法(GA)是模拟生物进化的自然选择和遗传机制的一种寻优算法,简单遗传算法的遗传操作主要有选择、交叉和变异等三种,改进的遗传算法大量扩充了遗传操作,以达到更高的效率。

遗传算法与BP神经网络的结合指的是通过运用遗传算法的优越的计算处理能力,特别是对于结构复杂的非线性问题的处理能力来弥补BP神经网络的不足。目前该方法普遍应用于不依赖模型、输入输出相对复杂的非线性映射问题。常用的结合方式有以下三种:进化网络权值;进化网络结构;进化学习规则。其中,进化网络权值的方法应用最为广泛,其次是进化网络结构的方法,而进化学习规则的方法应用很少。本文采用的也是进化网络权值的方法。

遗传算法优化神经网络权值的方法在实际运用时需对权值进行预处理以及参数的设置。遗传算法虽然不依赖模式,可以随机地映射关系,但在进行遗传算法运算之前必须要生成初始化群体,然后才能对该群体进行遗传进化,选取优良基因,生成最终误差值最小的优化个体权值。具体操作时应注意

的事项有:输入输出样本集的确定、初始化种群的生成、适应度函数及目标函数的确定、遗传操作运算方法的选取等,只有在将以上参数合理设置后,才能开始运算,每运算一次就会得到一代种群,经过多次的运算迭代后,当输出值与理想预期值的误差小于误差设置参数时,则认为系统已经正解,输出权值即为最优的网络权值。

二、优化方法在财务危机预警中的应用

1. 样本选择及指标筛选。财务预警研究样本的选择涉及到样本公司的行业的确定、样本公司规模、样本资料完整性、样本年份的确定、两个样本组数量分配、两个样本组间个体数量的分配等。由于我国上市公司数量较多,一旦企业陷入财务危机将对众多的利益相关者产生较大的社会影响,且上市公司公开披露的信息较全面,便于预警系统的信息收集。因此,本文将上市公司作为研究对象具有合理性和科学性。

(1)样本公司的选取。本文选择在沪深交易所上市的A股制造业上市公司为研究对象并选取t-3年的年度财务数据来预测第t年是否会成为ST公司,即以2006年及2007年的财务数据分别预测公司2009年及2010年是否被ST。

本文选择120家上市公司和30家被ST的公司,它们均来自沪深上市公司A股制造行业。选取被ST的上市公司30家,包括2007年被ST的12家,2008年被ST的8家,2009年被ST的10家;再选取了没有被特别处理的90家,包括2007年被ST的35家,2008年被ST的25家,2009年被ST的30家。研究总样本分估计样本组和检验样本组,两组样本分别包括15家被ST公司和45家上市公司,两组样本分组时没有年份的限制,分组完全可以随机处理。估计样本组的数据是用于构建预警模型,检验样本用于检测模型实际运用的有效性。

(2)筛选预警指标。在进行财务指标初选时应全面了解企业各方面的综合情况,保证所选指标能全面揭示企业的财务状况和发展趋势。本文在借鉴国内外学者研究成果的基础上,选取企业偿债能力、成长能力、盈利能力、营运能力和现金能力等方面的财务指标,此外,还选择了审计报告类型、独立董事比例等方面的非财务指标,这样能有效地结合了审计及宏观经济指标等信息构建了综合的指标体系,共选取43个指标作为研究初始变量来构建上市公司财务危机预警的指标体系。其中,财务指标29个: X_1 (每股收益)、 X_2 (留存收益率)、 X_3 (资产报酬率)、 X_4 (总资产净利润率)、 X_5 (销售净利率)、 X_6 (销售毛利率)、 X_7 (股东权益净利润率)、 X_8 (流动比率)、 X_9 (速动比率)、 X_{10} (资产负债率)、 X_{11} (利息保障倍数)、 X_{12} (存货周转率)、 X_{13} (应收账款周转率)、 X_{14} (总资产周转率)、 X_{15} (流动资产周转率)、 X_{16} (主营业务收入增长率)、 X_{17} (总资产增长率)、 X_{18} (净利润增长率)、 X_{19} (资产积累率)、 X_{20} (固定资产增长率)、 X_{21} (现金流量对流动债务比率)、 X_{22} (现金流量对债务总额比率)、 X_{23} (现金流量对资产总额比率)、 X_{24} (主营业务收入现金流量)、 X_{25} (每股经营现金流量)、 X_{26} (现金获利指数)、 X_{27} (财务杠杆系数)、 X_{28} (经营杠杆系数)、 X_{29} (综合杠杆)。

非财务指标包括14个: K_1 (实际控制人类型)、 K_2 (第一大

股东持股比例)、 K_3 (CR_5指数)、 K_4 (第一大股东持股比率/第二大股东持股比率)、 K_5 (前五大股东持股比率平方之和)、 K_6 (董事长与总经理的两职设置状况)、 K_7 (年度股东大会出席率)、 K_8 (董事会规模)、 K_9 (前三名高管报酬总额)、 K_{10} (独立董事比例)、 K_{11} (持股董事比例)、 K_{12} (高管持股比例)、 K_{13} (审计意见类型)和 K_{14} (公告日是否延迟)。

本文采用统计学中的显著性检验对预警指标进行初步筛选。显著性检验是一种可根据样本数据推断样本总体特征的统计方法,是用来反映差异的产生是真实的差异还是偶然的波动。显著性检验包括参数检验和非参数检验,参数检验的方法是在总体分布已知的情况,推断总体特征以及对两个或多个总体参数进行比较分析,而非参数检验的方法可在总体分布未知的情况,根据样本数据对总体的分布形式或特征进行推断。

首先,通过K-S检验对样本指标总体分布状态进行推断,根据所选样本指标是否为正态分布,分别再采用参数及非参数检验方法对43个预警指标进行初步筛选,剔除显著性较差的指标。最终,根据T检验和非参数U检验的结果可以得出被确定的预警指标为 X_1 (每股收益)、 X_3 (资产报酬率)、 X_5 (销售净利率)、 X_{10} (资产负债率)、 X_{14} (总资产周转率)、 X_{17} (总资产增长率)、 X_{18} (净利润增长率)、 X_{21} (现金流量对流动债务比率)、 X_{22} (现金流量对债务总额比率)、 X_{25} (每股经营现金流量)、 K_{13} (审计意见类型)等11个预警指标。

2. BP神经网络模型构建。BP神经网络的基本三层组织结构可得,BP神经网络财务危机预警模型构建需考虑和解决的技术难点主要包括:输入层的参数确定、隐含层数量的确定、输出层的确定以及传递与训练参数的确定。

(1)输入层的参数确定:根据BP神经网络输入层的定义,结合本案财务危机预警的实际案例需求,我们将样本企业各个财务指标数据作为BP神经网络的输入层。在实际样本企业的财务指标参数选取时,所选取的财务指标参数的个数决定了BP神经网络输入层的空间维度,即实际选取的财务指标参数决定了BP神经网络输入层的空间维度。合理确定输入维度对提高系统预测精度与预测效率,降低预测复杂度都颇有好处。既不能盲目地增大输入层的空间维度,也不能随意地减少输入维度。盲目增大输入维度,不仅不能达到提高神经网络危机预测的准确度的效果,反而会适得其反地增加神经网络预测数据的冗余,增大预测系统的开销,进而影响到整个神经网络的样本训练时间与训练效果。同样,随意地减少输入层的空间维度,又有可能错误地删除关键属性,势必会影响并降低神经网络危机预测的准确度。BP神经网络的每一层又包含了若干个神经元节点,输入层的空间维度决定了本层神经元节点的个数。本文的输入层维度经过一系列地优化约简,最终确定为11个输入变量,则输入层的神经元节点也为11个。这11个变量所涵盖的就是可能影响整个网络的11个财务与非财务指标,同时也代表了整个数据集的关键属性。

(2)隐含层数量的确定:神经网络的隐含层是BP神经网络的核心处理层,它就像一台PC机的CPU,整个神经网络的

关键计算处理功能都由隐含层来完成。BP神经网络的每一次训练以及误差的反向传送及调整都不能离开隐含层,增加隐含层的数量自然可以提升整个BP神经网络的计算能力与运行处理能力。本文在处理上市公司财务危机预警的问题时,考虑到实际处理过程是将所有上市公司财务报表中的各类指标参数进行比较、统计与分类,最终将所有上市公司分为有财务危机与没有财务危机两类。因此,我们在选取隐含层数量时只采用了包含一层隐含层的网络来处理问题。实验证明,一层隐含层也能较好地完成任务,同时效率最高。多数实例应用都是采用经验判断的方法来确定隐含层的数量与隐含层神经元节点的数量。根据上文对隐含层数量的确定方法,本课题中隐含层神经元节点的个数也为11个。

(3)输出层的设计:输出层是BP神经网络的最高层模块,负责传送BP神经网络的最终判决处理结果。在本文的应用中,输出层负责输出神经网络的分类结果,告知上市公司是存在财务危机还是财务状况良好。因此,本文通过采用单节点的输出层来鉴定上市公司是否存在财务危机。针对此类简单判别的应用,选用单节点的输出层即能够有效地对数据进行分类、判别;同时因为结构较简单,输出效率较多节点,输出层亦较高。

(4)对于神经网络的训练函数,我们直接选取Matlab7.0工具箱中为用户提供的标准算法训练函数。在Matlab7.0工具箱中,对于BP神经网络的算法所提供的标准训练函数是Trainlm。测试中的训练参数,本文选取如下参数:目标误差=0.03;学习率=0.02;动态系数=0.6。测试用例样本总数为60的数据进行仿真,为了对测试结果进行有效判别,在选用的60个样本中包含了15个ST公司的样本和45个非ST公司的样本。并通过Matlab工具箱中的Trainlm标准训练函数对网络进行训练,又以训练所得的权值矩阵与阈值对测试样本仿真,所得BP神经网络财务危机预警模型精确度与判别度结果是:样本数为15的ST公司,本网络的误判数为6,准确率为60%;对于样本数为45的非ST公司,本网络的误判数为12,准确率为73%。由此可得,本网络对于ST公司和非ST公司都具有较好的判别率,但仍有待改进。

3. 粗糙集优化神经网络的财务危机预警模型构建。通过对标准BP神经网络财务危机预警技术的分析论证,并由最终的仿真结果可知,标准BP神经网络财务危机预警模型对于上市公司的财务危机预警能起到一定的判别作用,但判别率仍有待提高。因此,我们有必要对标准BP神经网络财务危机预警模型进行技术改进。

粗糙集知识约简技术与BP神经网络技术相结合的方法是采用粗糙集知识约简技术先对训练样本参数进行知识提炼与约简,再通过BP神经网络技术进行数据判别与分类。该方法的改进之处在于,它将粗糙集知识约简技术对于数据冗余处理的优势与BP神经网络技术对于数据判决能力的优势相结合,以求取长补短。改进后的预警模型既减少了数据冗余,提高了系统训练效率,又减少了噪声影响,提高了系统判别的精确度,从而达到了对整个财务危机预警模型的优化。由粗糙

集优化神经网络财务危机预警模型的原理得出,粗糙集优化模型的数据判别过程主要包含以下步骤:

(1)样本数据的知识约简处理。在实际训练样本中包含若干属性,这些属性并非都会对系统的判别与分类处理有影响,对于那些不会影响分类结果的属性,则视其为冗余属性,可以通过粗糙集的知识约简技术对其进行约简处理,以提高系统的效率。因此,粗糙集优化神经网络财务危机预警模型处理的第一步是对样本数据进行知识约简处理。即将粗糙集的属性约简作为整个模型的前置装置,负责对训练样本的属性进行冗余消减的预处理。具体约简步骤又分为离散化处理与冗余属性的约简两步。离散化处理:为了使样本属性符合粗糙集约简技术的要求,我们需要对样本属性进行离散化处理。具体操作为:先采用Matlab的竞争性学习网络工具箱中提供的函数对样本属性进行聚类操作;然后将决策表中的每个属性的各个连续数值组成的略量作为网络的输入;最后设置相应的参数,Numberofneurons(神经网络神经元的个数)为3、Kohonen Learning Rate(Kohonen学习率)取默认数值0.01、Conscience Learning Rate(阈值学习率)取默认值0.001。通过以上操作,我们可以得到训练样本属性的离散结果。

(2)冗余属性的约简,通过对训练样本属性的离散化处理,我们得到了所有样本属性的离散结果,将离散结果作为粗糙集约简的输入,即可对样本属性进行冗余消减处理。在对冗余属性的约简处理时,本文采用的是粗糙集工程软件Rosetta的RSES Genetic Reducer遗传运算规则对离散样本属性进行冗余消减。标准BP神经网络财务危机预警模型的输入属性为11个,粗糙集优化神经网络模型属性约简后的输入属性为6个。

(3)约简后数据的训练判决。粗糙集优化神经网络模型的前置装置已经对训练样本属性进行了冗余消减,消减后的样本属性确定为6个。BP神经网络作为粗糙集优化神经网络模型的训练判决模块,将约简的6个样本属性作为输入层的神经元节点数。神经网络的模型结构仍采用原有的三层基本结构,隐含层的神经元节点数为16个,输出层神经元节点数为1个。

在对粗糙集优化神经网络财务危机预警技术的应用仿真时,我们针对测试用例样本总数为60的数据进行仿真,为了对测试结果进行有效判别,在选用的60个样本中包含了15个ST公司的样本和45个非ST公司的样本。选取基于快速BP算法的前向反馈型神经网络的训练函数,通过Matlab对网络进行训练,又以训练所得的权值矩阵与阈值对测试样本仿真,选取动量因子算法规则的学习规则与自适应学习速率。参数设置也以标准设置与经验设置为依据,其中,目标误差=0.000 1、动量因子=0.95、自适应学习速率的增加率与减少比分别为1.05和0.7。所得粗糙集优化神经网络财务危机预警模型精确度与判别度结果是:样本数为15的ST公司,本网络的误判数为3,准确率为80%;对于样本数为45的非ST公司,本网络的误判数为6,准确率为87%。由此可见,粗糙集优化神经网络财务危机预警模型较标准BP神经网络财务危机预警模型在样本的判别率上有较好的改进。

4. 遗传优化神经网络的财务危机预警模型构建。遗传算

法的关键优势在于算法的随机优化,对于处理结构混乱、复杂的非线性问题有较强的适应性,而这也正是BP神经网络算法所不能及的。因此,对于传统的BP神经网络财务预警技术在处理结构复杂的非线性问题时的低效率及处理缺陷,我们可以采用遗传算法对其进行有效的优化与改进。较常用的遗传算法与BP神经网络相结合的方法有三种:进化网络权值、进化网络结构、进化学习规则。本文采用进化网络权值的方法来改进BP神经网络,具体操作及参数选取如下:

(1)网络结构设计。由于本文所采用的是进化网络权值的结合方法,因此,在对神经网络的结构设计上基本保持系统原有BP神经网络三层结构不变。三层神经网络结构中各层神经元节点数也仍采用原有参数设置,即11个输入层神经元节点、11个隐含层神经元节点、1个输出层神经元节点。

(2)遗传算法优化BP网络权值。遗传算法优化BP网络权值的首要问题就是初始化种群的生成,要生成初始化种群先要对神经网络中所有神经元的连接权值进行编码。常用的编码方式有两种:二进制编码或实数编码。二进制编码方式多用于遗传算法应用初期,以及一些较简单的处理中。其优点是编码与计算方法简单、易处理;缺点是不能用于多维、复杂问题的处理,对于较复杂的多维数据,二进制编码的字串过长,计算量反而会增大。实数编码则多用于解决多维多参数的复杂问题,是对二进制编码的一种改进,也是现在较为常用的遗传算法编码方式。对于遗传操作的其他参数及工具的选取也应以实际应用为基础,选取最适合的参数或工具为宜。

本例的训练函数采用调用Matlab7.0工具箱中的Trainlm。训练函数Trainlm可使用Levenberg-Marquardt算法对网络进行训练。为了避免输入变量因数量级的差异而对运行效果产生较大影响,在模型训练前应对数据做归一化处理,其作用就是归纳同一样本的统计分布性。其中,训练参数设置如下:目标误差为0.001;学习率:0.001;动态系数:0.4;训练次数:600;学习目标:0.001;学习速率:0.001。将训练样本数据作为遗传优化后的神经网络的输入并进行完整的训练。

训练后得到的网络具有较好的识别能力,再将归一化后的测试样本来检验网络的训练精度:对于样本数为15的ST公司,本网络的误判数为2,准确率为86.7%;对于样本数为45的非ST公司,本网络的误判数为3,准确率达到了93.3%。由此可得,遗传优化神经网络财务危机预警模型对于ST公司和非ST公司较粗糙集优化神经网络财务危机预警模型与标准BP神经网络财务危机预警网络在样本的判别率上均有较好的改进。

5. 优化后的模型与传BP模型实证对比分析。将训练样本数据作为遗传优化后的神经网络的输入并进行完整的训练。训练后得到的网络是具有较好的识别能力,再将归一化后的测试样本来检验网络的训练精度,仿真结果如下:对于样本数为15的ST公司,本网络的误判数为2,准确率为86.7%;对于样本数为45的非ST公司,本网络的误判数为3,准确率达到了93.3%。由此可得,遗传优化神经网络财务危机预警模型对于ST公司和非ST公司较粗糙集优化神经网络财务危机预警模

型与标准BP神经网络财务危机预警网络在样本的判别率上均有较好的改进。

三、总结及展望

本文对数据挖掘技术在上市公司财务危预警中的应用进行了初步尝试。在分析了数据挖掘的发展趋势与证券市场特别是上市公司的发展现状后,将数据挖掘应用到企业财务危机预警中,为企业管理者、投资者和债权人等利益相关者提供相应的参考意见。通过查阅国内外大量的书籍、期刊、优秀毕业生论文,对新出现的挖掘工具和方法进行学习和借鉴,同时大胆尝试使用新的手段和思路,对数据挖掘在企业财务预警中的应用做了论证与研究。通过理论联系实际的方法,对各种数据挖掘及优化方法,如神经网络、粗糙集优化神经网络、遗传算法优化神经网络等及其在企业财务危机预警中的应用均做了实例论证与说明,为企业管理者、投资者和债权人等利益相关者对企业财务危机状态进行动态预警提供技术支持,与传统的统计分析方法相比,具有较高的预测准确率和实际应用价值。

但本文由于研究时间和科研水平问题,也存在众多不足及缺陷:①粗糙集与神经网络结合及遗传算法与神经网络的结合,其方式是单一的,仅仅是对输入端属性进行约简或是优化输入端的初始权值和阈值。现实研究中,如粗糙集、遗传算法与神经网络的结合是有多种方式的,如优化网络结构、同步优化网络结构和权值等方式。因研究时间及复杂程度等原因,上述结合方式本文并没有进行进一步的探讨。②本课题所研究的是上市公司是具有一定影响力与规模的公司,综合实力及抗危机能力都好于一般的中小企业。而在我国,中小企业占企业总数的98%以上,如何将数据挖掘技术应用到中小企业财务危机预警中是课题未来研究的重点和难点。③由于研究时间及数据收集等原因,本文并没有使用ST前一年中期财务报告的数据来综合构建财务危机预警模型,未来课题研究可采用ST前一年中期财务报告的数据构建模型,可大大提高财务预警的及时性与准确性。④混合神经网络技术在财务危机预警中的应用是未来发展趋势,除粗糙集与遗传算法可作为神经网络前置装置来优化预警模型外,未来课题还可研究其他数据挖掘技术混合组合在财务危机预警模型中的应用,需要进一步的深入研究及实证的检验。

【注】本文受国家自然科学基金(项目编号:71103060)、湖南省教育科学“十二五”规划项目(项目编号:KJX011CGD026)、湖南省教育厅科学研究项目(项目编号:11C0735)资助。

主要参考文献

1. E. Altman. Corporate Financial Distress and Bankruptcy. John Wiley & Logitsons, 2000; 6
2. Li Longfu, Cheng Huixia, Lu Bingyuan. Study on data reduction and rules discovery based on convex rough set. Journal of Southeast University, 2002; 6
3. Malhotra R, Malhotra D.K. Differentiating between good credits and bad credits using neuro fuzzy system. Computing Artificial Intelligence and Information Teehnology, 2002; 5