

我国信用风险违约概率计量模型的实证比较研究

陈守东 李晓纯 刘兵
(吉林大学, 长春 130012)

〔摘要〕 基于我国上市公司数据, 本文通过建立因子得分、多元典型判别、贝叶斯判别、Logit回归和神经网络多个信用风险违约概率计量模型, 实证比较各模型的功效。发现神经网络模型能够比较准确地反映样本内信用风险违约情况, 是上述模型中最优的信用风险违约概率计量模型。

〔关键词〕 信用风险 违约概率 计量模型 实证比较

〔中图分类号〕 F830.5 〔文献标识码〕 A

引言

信用风险的研究一直是金融与风险研究领域中的难点, 即便是在西方发达的国家, 信用风险的准确度和有效的管理依然是最具有挑战性的课题之一, 同时也是有丰厚回报的, 尤其是对于以信贷为主要业务的商业银行和银行监管结构来说, 更是如此。从60年代起, 美欧等国的学者就已经对信用风险进行了大量有价值的研究, 许多研究成果已经广为银行业、金融机构和政府监管所采纳。虽然Crouhy(2000)指出对信用风险的度量一直是艺术性大于科学性, 但是信用风险的定量研究仍然十分重要, 并且信用风险度量的艺术性成分依赖于信用风险度量的科学性成分, 即信用风险的计量。具体的, 信用风险的计量主要包括4个要素: 违约概率、违约损失率、违约风险暴露和有效期限, 其中, 违约概率的计量研究处于基础地位。

国外信用风险违约概率的计量模型研究众多, 影响较大的有Altman(1968)利用多元判别分析模型建立的Z计分模型, Ohlson(1980)建立的Logit二元选择模型, Merton(1974)基于Black-Scholes的期权定价原理建立的结构式模型, Jarrow和Turnbull(1995)基于违约事件是随机发生假设下建立的简化式模型。考虑到信用风险违约概率与财务变量之间的非线性关系特征, 利用神经网络模型对信用风险违约概率进行计量得到了重视, Tam和Kiang(1992)和Altman、Marco和Varetto(1995)采用神经网络模型对公司的违约风险进行计量研究。Desai、Crook和Overstreet(1996)建立了神经网络信用评分模型, 并发现该模型在一些国家的实证研究中取得了较好的效果。

国内学者对于信用风险违约概率的计量模型在我国的适用性方面进行了大量的研究^①。卢世春和欧阳植(1999)运用聚类分析和判别分析方法对1992~1995年我国296家上市公司数据进行分析, 建立了一个银行单项

贷款的违约率模型。方洪全和曾勇(2004)建立了信用风险4个风险等级水平的线性判别函数模型和Logit回归函数模型。石晓军、肖远文和任若恩(2005)通过实证比较15种典型的样本配比——临界点的情景, 发现1:3的样本配比与临界点为0.647的Logit回归违约率模型比较适合我国的情况。林杰新、罗伟其和庞素琳(2005)建立了Bayes判别违约率模型。石晓军、肖远文和任若恩(2006)建立了边界Logit回归违约率模型。王春峰、万海晖和张维(1999)实证研究发现神经网络违约率模型比判别分析违约率模型具有更高的预测精度和更强的鲁棒性。于立勇(2003)也建立了基于神经网络的信用风险违约率模型。上述研究对我国信用风险违约概率的计量起到了巨大的推进作用, 但是由于样本公司选择的不同, 对于不同研究所选择的不同计量模型的功效缺乏一个可靠的比较和评价。

因此, 本文通过分别建立信用风险违约概率计量的因子得分模型、多元典型判别模型、贝叶斯判别模型、Logit回归模型和神经网络模型, 对这些模型的样本内外预测功效进行比较和评价, 这对于我国信用风险违约概率计量模型的研究具有一定的现实意义。

1 公司样本与财务指标选择

通过查询我国沪深两市所有上市公司年报, 可得到每年被ST或*ST的上市公司名称, 其中有些公司是摘帽后又被ST或*ST的, 同时可获得从未被ST或*ST的上市公司933家。本文所用数据均来自于锐思数据库。以2006年披露的(即2005年报)新被ST或*ST的63家上市公司为例(见表1), 其中, 深市有32家, 沪市有31家, 有“-”的为第二次被ST或*ST; ST东北高(600003)因管理层纠纷而被ST, ST中农(600313)、S*ST天发(000670)、ST宇航(000738)因摘帽不足2年又被ST或*ST, ST科龙(000921)、*ST天华(600745)因摘帽不足3年又被ST或*ST, *ST三元(600645)和

收稿日期: 2008-11-12

基金项目: 本文得到“吉林大学‘985工程’项目”、吉林大学经济分析与预测创新基地、2005年教育部重大项目(项目编号: 05JJD790005)、2007年教育部重大项目(项目编号: 07JJD790131)资助。

* ST中房(600890)因财务指标数据不全,以上8家公司被剔除,剩余55家上市公司构成非健康公司组。这些非健康公司所属的行业分布如下:农、林、牧、渔业公司6家,采掘业公司1家,制造业公司24家,交通运输、仓储业公司1家,信息技术业公司10家,批发和零售贸易公司5家,房地产业公司1家,传播与文化产业公司1家,综合类公司6家。

表1 2006年ST或*ST的上市公司代码、名称及行业分布表

代码	股票名称	行业	代码	股票名称	行业
000509	SST华塑	A	600656	*ST华药	C
000918	*ST亚华	A	600703	*ST天颐	C
600093	*ST禾嘉	A	600800	*ST磁卡	C
600225	*ST天香	A	000004	ST国农	F
600242	*ST华龙	A	000038	S*ST大通	G
600248	*ST秦丰	A	000517	S*ST成功	G
000780	*ST兴发	B	000688	S*ST朝华	G
000408	ST玉源	C	000748	*ST信息	G
000506	S*ST东泰	C	000787	*ST创智	G
000655	*ST华陶	C	000892	ST星美	G
000732	S*ST三农	C	600076	*ST华光	G
000750	SST集琦	C	600657	*ST天桥	G
000757	*ST方向	C	600728	*ST新太	G
000779	ST派神	C	600734	*ST实达	G
000789	*ST江泥	C	000010	SST华新	H

续表

代码	股票名称	行业	代码	股票名称	行业
000820	*ST金城	C	000578	ST盐湖	H
000922	*ST阿继	C	000672	*ST铜城	H
000925	*ST海纳	C	600721	*ST百花	H
000928	*ST吉炭	C	600773	*ST金珠	H
000967	*ST上风	C	600052	*ST广厦	J
600173	*ST丹江	C	000693	S*ST聚友	L
600259	*ST聚酯	C	000632	ST三木	M
600419	*ST天宏	C	000633	SST合金	M
600429	*ST海龙	C	600136	*ST道博	M
600516	*ST庆丰	C	600209	*ST罗顿	M
600576	*ST金杯	C	600705	*ST北亚	M
600609	*ST发展	C	600711	*ST雄震	M
600614	*ST春花	C			

从未被ST或*ST的933家健康上市公司,进行分行业随机抽样,行业内抽取的健康公司数目是非健康公司的5倍,由于制造业中健康公司数目较多,多抽取了19家公司,最后,得到健康公司组265家公司,非健康公司组55家公司,总样本320家公司。

因为非健康公司组在2006年被ST或*ST,表示了这些公司2003~2005年很差的公司财务状况,所以,为了避免虚假的判别能力,不能选取这些年度的财务指标作为分析对象。我们选取2003年公布的(即2002年年报披露)样本公司七大类28个财务指标作为分析指标(见表2)。

表2 财务指标说明表

流动比率	流动比率 = 流动资产/流动负债。
速动比率	速动比率 = (流动资产 - 存货)/流动负债。
利息保障倍数	利息保障倍数 = 息税前利润/利息费用。
偿债能力	偿债倍数 = EBIT/[利息 + 本金偿还/(1 - 所得税税率)]。
资产负债率	资产负债率 = 负债总额/资产总额。
产权比率	产权比率 = 负债总额/股东权益
有形净值债务率	有形净值债务率 = 负债总额/(股东权益 - 无形资产)。
EBIT/资产总额	EBIT = 利润总额 + 利息费用。
销售净利率	销售净利率 = 净利润/主营业务收入。
销售毛利率	销售毛利率 = (主营业务收入 - 主营业务成本)/主营业务收入。
资产净利率	资产净利率 = 净利润/平均资产总额, 平均资产总额 = (期初资产总额 + 期末资产总额)/2。
盈利能力	资本收益率 = 息税前利润/(平均长期负债 + 平均股东权益), 平均长期负债 = (期初长期负债 + 期末长期负债)/2, 平均股东权益 = (期初股东权益 + 期末股东权益)/2。
净资产收益率	净资产收益率(摊薄) = 净利润/期末股东权益。
主营业务利润率	主营业务利润率 = 主营业务利润/主营业务收入。
营业利润率	营业利润率 = 营业利润/主营业务收入。

续 表

现金流量分析	销售现金比率	销售现金比率 = 经营现金流量净额/主营业务收入。
	总资产现金回收率	总资产现金回收率 = 经营现金流量净额/平均资产总额。
	主营业务收入现金含量	主营业务收入现金含量 = 销售商品、提供劳务收到的现金/主营业务收入。
	强制性现金支付比率	强制性现金支付比率 = 现金流入总额/(经营现金流出量 + 偿还债务本息付现), 现金流入总额 = 经营活动现金流入小计 + 投资活动现金流入小计 + 筹资活动现金流入小计, 偿还债务本息付现 = 偿还债务所支付的现金 + 偿还利息所支付的现金。
资本结构分析	股东权益比率	股东权益比率 = 股东权益/资产总额。
	营运资金/借款	指标中的借款包括短期借款和长期借款。
经营发展能力	净利润增长率	净利润增长率 = 本期净利润/去年同期净利润 - 1。
	利润总额增长率	利润总额增长率 = 本期利润总额/去年同期利润总额 - 1。
资产管理能力	存货周转率	存货周转率 = 主营业务成本/平均存货, 平均存货 = (期初存货 + 期末存货)/2。
	应收账款周转率	应收账款周转率 = 主营业务收入/平均应收账款。
	商业债权周转率	商业债权周转率 = 主营业务收入/平均商业债权, 商业债权 = 应收账款 + 应收票据。
市价比率	EV/EBITDA	该指标只计算年度值。
	股票市值/总负债	在该指标中, 股票市值计算如下: (1) 只有 A 股, A 股价格 × 流通 A 股 + 每股净资产 × 非流通股; (2) 只有 B 股, B 股价格 × B 股 × 汇率 + 每股净资产 × 非流通股; (3) 既有 A 股, 也有 B 股, A 股价格 × 流通 A 股 + B 股价格 × B 股 × 汇率 + 每股净资产 × 非流通股

对于 28 个财务指标, 我们先进行初步的筛选。(1) 用柯尔莫哥诺夫——斯米尔诺夫统计量分别判断非健康公司组和健康公司组的财务指标是否服从正态分布。结果发现非健康公司组中, 流动比率、速动比率、资产负债率、产权比率、销售毛利率、主营业务利润率、总资产现金回收率、主营业务收入现金含量、股东权益比率、存货周转率、总负债/总资产市值 12 个指标服从正态分布, 健康公司组中, 资产负债率、总资产现金回收率、股东权益比率 3 个指标服从正态分布。(2) 对于满足正态分布假设的资产负债率、总资产现金回收率、股东权益比率 3 个指标采用独立样本 t 检验, 对其他指标采用柯尔莫哥诺夫——斯米尔诺夫 Z 统计量, 来检验两组公司财务指标的均值相等性, 检验结果发现除流动比率、速动比率、销售毛利率、资本收益率、主营业务利润率、强制性现金支付比率 6 个指标外, 剩余 22 个指标的均值均显著不同。

对剩余的 22 个指标进行相关性分析, 发现 EBIT/资产总额、销售净利率、资产净利率、净资产收益率、营业利润率、销售现金比率、总资产现金回收率、净利润增长率、利润总额增长率、存货周转率指标之间相关性较强。资产净利率、净资产收益率和 EBIT/资产总额之

间几乎完全正相关, 资产负债率和股东权益比率几乎完全负相关。因此, 再剔除资产净利率、净资产收益率和股东权益比率 3 个指标后, 得到用于建模分析的 19 个财务指标。

2 信用风险违约概率计量模型的实证比较

2.1 因子得分违约率计量模型

主成分分析通过提取自变量的信息, 可剔除多重共线性影响。因子分析可以看作是对主成份分析的推广和扩展, 它把具有错综复杂关系的变量综合为数量较少的几个因子, 根据不同因子可以对变量进行分类, 还可以由不同个体的因子得分来对样本进行分类。变量相关性检验表明适合进行因子分析。经计算, 得到初始相关矩阵特征值和正交旋转后相关矩阵特征值, 以及可以累计解释矩阵方差的比重, 当提取 7 个公因子后, 方差累计解释程度达到了 75.76%, 提供了较多的信息量。为了使因子得分更加显著的表现出和原始变量相关关系, 对初始因子载荷进行方差最大正交旋转, 得到正交旋转后的因子载荷矩阵 (见表 3)。7 个公因子分别反映了企业的盈利能力、短期偿债能力、长期偿债能力、现金流入能力 (流动性水平)、未来经营发展能力、管理效率 (经营水平) 和投资者对企业的市场价值认知程度。

表3 正交旋转后因子载荷矩阵表

公因子	变量指标	因子载荷
1	营业利润率	0.907
	销售净利率	0.903
	EBIT/资产总额	0.773
2	偿债倍数	0.933
	利息保障倍数	0.890
	营运资金/借款	0.862
3	产权比率	0.933
	资产负债率	0.890
	有形净值债务率	0.862
	总资产现金回收率	0.835
4	销售现金比率	0.823
	主营业务收入现金含量	0.592
5	净利润增长率	0.903
	利润总额增长率	0.887
	应收账款周转率	0.928
6	商业债权周转率	0.925
	存货周转率	0.796
7	股票市值/总负债	0.768
	EV/EBITDA 比率	0.943

根据上述7个公因子，计算出每个个体以各因子方差贡献为权重的加权因子总得分，即为因子得分违约率模型。但是健康组和非健康组公司的因子得分序列描述性统计量表明二者没有显著的区别，存在着很大的重叠性，因此该模型不具备区分健康公司和非健康公司的能力。

2.2 典型判别和贝叶斯判别违约率计量模型

判别分析最初是由 Fisher 于 1936 年提出的，20 世纪 50 年代出现了贝叶斯判别，证明了费希尔判别的合理性，一般把这两种判别分析合称为 Fisher 判别分析。其中，判别分析的因变量是定类或定序变量，以此把样本划分为不同的组类。判别分析的目的在于建立一种线性组合使得用最优化的模型来概括分类之间的差异，可以根据已知样本的分类情况来判断未知待判样本的归属问题，具体的按判别准则不同可以分为典型判别分析和贝叶斯判别分析。

由于财务指标间较强的相关性，这里采取逐步进入剔除的方法，其中进入判别函数的最小 F 值为 3.84，剔除判别函数的最大 F 值为 2.71，结果表明总资产现金回收率、产权比率、股票市值/总负债、主营业务收入现金含量、营业利润率和利润总额增长率 6 个变量进入判别

函数。经过计算，得到非标准化典型判别函数如下：

$$F = 1.853 + 0.729 * \text{产权比率} - 2.535 * \text{营业利润率} - 4.571 * \text{总资产现金回收率} - 2.33 * \text{主营业务收入现金含量} + 0.093 * \text{利润总额增长率} + 0.17 * \text{股票市值/总负债} \quad (1)$$

典型判别函数下，健康公司组和非健康公司组的重心值分别是 -0.213 和 1.029，那么临界值为 0.408，若公司的判别函数值小于 0.408，该公司属于健康公司，否则为非健康公司。对样本内 320 家公司应用典型判别函数进行判别分析，这里假定待检验公司健康或非健康的先验概率相等，得到错判和判对结果见表 4^②。

表4 典型判别函数错判和判对结果表

	正确数	错误数	正确率	误判率
健康组	209	56	78.87%	21.13%
非健康组	34	21	61.82%	38.18%

建立贝叶斯判别违约率计量模型。贝叶斯的基本思想就是利用已知的先验概率去推证将要发生的后验概率（试验结果概率），贝叶斯法则如下： $P(q_i)$ 表示个体 x 属于组 i 的概率， $f(x|q_i)$ 表示组 i 中出现个体 x 的条件概率，那么贝叶斯概率法则可知，后验概率为 $f(q_i|x) = \frac{f(x|q_i)P(q_i)}{\sum_{i=1}^k f(x|q_i)P(q_i)}$ ，若 $f(q_k|x) = \max_i f(q_i|x)$ ，那么 x 属于 k 组。

贝叶斯判别函数就是计算每个样本的后验概率和错判率，用最大后验概率来划分样本的分类使得期望损失最小，即期望损失最小原则或期望错判率最小原则，不同于典型判别分析，贝叶斯判别不考虑样本的具体分布。

待检验样本中个体是健康公司和非健康公司的先验概率是不相等，等价于样本中各组的频率数，二者比率为 265:55。由 Cox M 统计量知两组的协方差矩阵不相等，所以采用各自的协方差矩阵。计算得到公司健康组和非健康组的贝叶斯判别函数如下：

$$F = -23.331 + 2.134 * \text{产权比率} + 12.397 * \text{营业利润率} - 5.754 * \text{总资产现金回收率} + 39.073 * \text{主营业务收入现金含量} - 0.352 * \text{利润总额增长率} + 0.535 * \text{股票市值/总负债} \quad (3)$$

$$F = -23.108 + 3.04 * \text{产权比率} + 9.249 * \text{营业利润率} - 11.432 * \text{总资产现金回收率} + 36.179 * \text{主营业务收入现金含量} - 0.236 * \text{利润总额增长率} + 0.746 * \text{股票市值/总负债} \quad (4)$$

计算每个公司的判别函数值，值大的组即为公司类

别。应用贝叶斯判别函数对样本内 320 家公司进行检验，得到错判和判对结果见表 5。

表 5 贝叶斯判别分析的错判和判对结果表

	正确数	错误数	正确率	误判率
健康组	258	7	97.36%	2.64%
非健康组	41	14	74.55%	25.45%

与典型判别分析相比，在先验已知母体中健康公司和非健康公司出现概率的情况下，贝叶斯判别分析可以在一定程度上提高判别的准确效果，但是现实中这一先验信息是无法获得的，我们并不能够从本文的研究样本

$$y = 1 - \frac{1}{1 + \exp(-0.078 + 0.601x_1 - 1.631x_2 - 5.326x_3 - 2.266x_4 + 0.169x_5)} + \epsilon \quad (5)$$

由参数估计结果可知，营业利润率、总资产现金回收率、主营业务收入现金含量越大，公司被判为非健康公司的可能性越小，有形净值债务率和股票市值/总负债越大，公司被判为非健康公司的可能性越大。应用 Hosmer-Lemeshow 方法进行拟合优度检验，该方法根据模型预测概率大小将所有观测单位 10 等分，然后根据每一组中因变量各种取值的实测值与理论值计算 Pearson χ^2 (8) 统计量，其值为 6.883，概率水平为 0.549，表明模型拟合较好。对样本内 320 家公司应用 Logit 回归进行判别分析，如果选择临界值为 0.5，那么得到错判和判对结果见表 6。

表 6 Logit 回归判别分析错判和判对结果表

	正确数	错误数	正确率	误判率
健康组	260	5	98.11%	1.89%
非健康组	9	46	16.36%	83.64%

表 6 表明对于健康公司组的判对率较高，而对于非健康组公司的判对率较低，这和我们选取的临界值有一定的关系。根据 Theofanis (1987) 给出的最优临界分数值计算公式 $P = \ln(q_1 c_2 / 2q_2 c_1)$ ， q_1 和 q_2 分别是个体是非健康公司和健康公司的先验概率， c_1 和 c_2 分别是犯第一类错误和第二类错误的成本，即分别指判错一个健康公司和判错一个非健康公司的成本， q_1 和 q_2 可由上市公司中实际情况求得，由总样本数据可知其大致为 5:95，这里我们这里认为第二类错误是第一类错误成本的 50 倍，那么我们得到临界值概率约为 0.3。以 0.3 为临界值，那么可得到新的错判和判对结果见表 7。

来推断我国公司总体的情况。

2.3 Logit 回归违约率计量模型

Logit 回归模型能够较好的考察因变量是二元分类变量情况下和多个自变量之间关系。我们把个体属于非健康公司组的概率定义为 $P(y_i = 1) = p$ ，属于健康公司组的概率为 $P(y_i = 0) = 1 - p$ 。由于所选变量指标间存在着多重共线性问题，采用基于极大似然估计的向前逐步回归法进行估计，选入变量基于 Score 检验统计量，剔除变量基于最大似然估计的似然比估计结果。结果显示有形净值债务率、营业利润率、总资产现金回收率、主营业务收入现金含量和股票市值/总负债 5 个变量进入方程。经计算，得到的 Logit 回归违约率计量模型如下：

表 7 临界值为 0.3 时的 Logit 回归判别分析错判和判对结果表

	正确数	错误数	正确率	误判率
健康组	245	20	92.45%	7.55%
非健康组	24	31	43.64%	56.36%

由表 7 可知，预测准确率得到了明显的提高，尤其是对非健康公司预测的准确率得到了明显的提高。

2.4 神经网络违约率计量模型

20 世纪 90 年代，神经网络开始用于信用风险识别和预测。神经网络对数据的分布要求不严格，也不需要详细描述自变量与因变量之间的函数关系，这使神经网络模型成为一种有效的信用分析方法。我们利用神经网络中使用最广泛的 BP 神经网络，也称误差逆传播网络来建模。典型的 BP 神经网络结构是由输入层、隐含层和输出层三层前馈网络构成，各层间有非线性输入输出关系，一般可选 Sigmoid 函数^③。这里，我们建立神经网络违约率计量模型的输入节点数为 5，隐含层节点数为 6，输出节点数为 1。所选取的 5 个变量指标为产权比率、营业利润率、总资产现金回收率、利润总额增长率、股票市值/总负债。对样本全部个体进行 10 万次模拟训练，得到学习过的 BP 神经网络，并对样本内 320 家公司进行检验，若分别以 0.5 和 0.3 作为非健康和健康公司的判别临界值，得到错判和判对结果表 8 和表 9。

表 8 临界值为 0.5 时的 ANN 判别分析错判和判对结果表

	正确数	错误数	正确率	误判率
健康组	250	12	94.34%	5.66%
非健康组	43	12	78.18%	21.82%

表 9 临界值为 0.3 时的 ANN 判别分析错判和判对结果表

	正确数	错误数	正确率	误判率
健康组	239	21	90.19%	9.81%
非健康组	49	6	89.09%	10.91%

由表 8 和表 9 可知,应用 BP 神经网络构建的违约率计量模型要显著优于前面所构建的其他模型,具有较好的预警能力。

3 结 论

本文基于我国上市公司数据,通过对建立的因子得分、多元典型判别、贝叶斯判别、Logit 回归和神经网络多个信用风险违约概率计量模型进行实证比较分析,得到如下结论:因子得分模型不适合信用风险违约概率的计量,多元判别函数和 Logit 回归模型虽然能够一定程度上反映样本内信用风险违约情况,但是由于其线性模型特征,其反映的效果不如神经网络模型,神经网络模型能够比较准确地反映样本内信用风险违约情况,因此神经网络模型是上述模型中最优的信用风险违约概率计量模型。

注释:

①考虑到我国公司信用借款偿还与违约数据统计的缺失和难获得性,国内的研究一般以上市公司为研究对象,以上市公司被 ST 或 *ST 表示该上市公司发生信用违约,否则表示该上市公司是正常履约的健康公司,那么通过上市公司的财务指标数据建立的上市公司是否被 ST 或 *ST 的预警模型,也就是上市公司的信用风险违约概率的计量模型。

②这里我们把不能偿还债务的企业误判为能够偿还,称为第一类错误,为 38.18%,相反,把能偿还债务的企业误判为不能够偿还,称为第二类错误,为 21.13%,显然第一类错误的比第二类错误成本要大得多。

③BP 神经网络的学习是一种有导师的学习,其学习算法是对简单的 δ 规则推广和发展。 δ 规则实质是利用梯度最小下降法使权值沿误差函数的负梯度方向改变。

参 考 文 献

- Altman E.I., Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy, Journal of Finance, 1968, 23: 589 ~ 609
- Altman E.I., G.Marco, F.Varetto, Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks, Journal of Banking and Finance, 1995, 18: 505 ~ 529

- Crouhy M., Dan Galai, Robert Mark. A comparative analysis of current credit risk models, Journal of Banking & Finance, 2000, 24 (1): 59 ~ 117

- Desai V S, Crook J N, Overstreet G A. A comparison of neural networks and linear scoring models in the credit union environment. European Journal of Operational Research, 1996, 95: 24 ~ 37

- Jarrow R., Turnbull S. Pricing options on financial securities subject to default risk, Journal of Finance, 1995, 50: 53 ~ 86

- Merton, Robert C. On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates. Journal of Finance, 1974, 29: 449 ~ 470

- Ohlson J.A., Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy, Journal of Accounting Research, 1980, 18 (1): 109 ~ 131

- Tam K.Y., Kiang M.Y., Managerial applications of neural networks: the case of bank failure predictions, Management Science, 1992, 38 (7): 926 ~ 947

- Theofanis, T.P.. Corporate Failure Prediction Models for the U.S. Manufacturing and Retailing Sector, Ph. D. dissertation of University of New York, 1987

- 方洪全,曾勇. 银行信用风险评估方法实证研究及比较分析 [J]. 金融研究, 2004, (1)

- 卢世春, 欧阳植. 商业银行信用风险跟踪预警监测模型 [J]. 数量经济技术经济研究, 1999, (1)

- 林杰新, 罗伟其, 庞素琳. Bayes 判别信用评价模型及其应用研究 [J]. 统计与决策, 2005, (2)

- 石晓军, 肖远文, 任若恩. Logistic 违约率模型加最优柱本配比与分界点研究 [J]. 财经研究, 2005, (9)

- 石晓军, 肖远文, 任若恩. 边界 Logistic 违约率模型 Bayes 分析及实证研究 [J]. 中国管理科学, 2006, (8)

- 王春峰, 万海晖, 张维. 基于神经网络技术的商业银行信用风险评估 [J]. 系统工程理论与实践, 1999, (9): 24 ~ 32

- 于立勇. 商业银行信用风险评估预测模型研究 [J]. 管理科学学报, 2003, (5): 46 ~ 52

作者简介 陈守东, 吉林大学商学院数量经济研究中心教授, 博士生导师。李晓纯, 刘兵, 吉林大学商学院数量经济学博士研究生。