

管理层语调与上市公司信用风险预警

——基于公司年报文本内容分析的研究

刘逸爽 陈艺云

华南理工大学 经济与贸易学院, 广东 广州 510006

摘要: 选取2011~2015年139家ST的上市公司作为研究样本,以财务困境公司和正常公司年报的文本内容为基础,经过中文分词处理,利用国内外常用的情感词典来衡量文本内容所传递的管理层语调,然后与传统财务比率变量相结合,采用Logistic回归、决策树和支持向量机三种方法来构建信用风险预警模型,对语调变量加入前后模型的预测能力进行实证检验,结果表明,文本内容传递的管理层语调确实提高了信用风险预警模型的效力,描述性内容提供了定量财务数据所不能反映的增量信息。因此,为了防范信用和债务危机,有必要构建嵌入管理层语调文本分析的信用风险预警系统和风险评估模型。

关键词: 管理层语调;信用风险预警;文本分析;情感分析;机器学习

中图分类号: F832.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 1674-1625(2018)04-0046-9

一、引言

次贷危机以来的一系列债务危机表明现有信用风险管理技术和方法存在着严重缺陷,而中国经济增长速度的放缓导致部分公司企业经营业绩下滑,债务偿还能力下降,诸如“11超日债”违约的信用违约事件不断增多,信用风险对中国金融市场和宏观经济的发展提出了严峻挑战,强化对公司企业信用风险预警的研究无疑具有重要的理论与现实意义。

公司企业信用风险预警方法主要有两大类:一是传统的统计分析方法,如线性判别分析、概率模型、生存分析等;二是人工智能和机器学习方法,如决策树、神经网络、支持向量机、粗糙集分析等。这些方法在国内上市公司信用风险预警的研究中都有广泛应用,不过这些研究存在一个共同的缺陷,即以定量数据为基础,忽视了对定性文本信息的分析,实际上标准普尔2003年就指出,“定性信息中包含着区分信用风险的重要信息”(Standard and Poor's,

收稿日期:2018-05-17

基金项目:国家社会科学基金一般项目(15BJY149)、广东省自然科学基金博士启动项目(2015A030310156)、广东省软科学研究计划项目(2016A070705013)和广东省哲学社会科学“十二五”规划学科共建项目(GD14XYJ05)。

作者简介:刘逸爽(1994—),女,四川人,华南理工大学经济与贸易学院研究生,研究方向为电子商务、数据挖掘;陈艺云(1978—),男,湖南茶陵人,华南理工大学经济与贸易学院、金融工程研究中心副教授,金融学博士,研究方向为金融创新与金融风险、管理科学与工程,通讯作者。

2003^[1]) ,因而不少学者开始在信用风险预警研究中引入文本分析 ,将定性文本信息量化 ,再加入到信用风险预警模型中。

一些学者侧重于对新闻报道、在线舆论等外部文本信息的分析 ,如 Lu et al. (2012)^[2]、Lu et al. (2013)^[3]、边海容等 (2013)^[4]、边海容、万常选和万建香 (2013)^[5] 以及宋彪、朱建明和李煦 (2015)^[6] ,研究结果表明舆情信息的分析确实有用 ,但由于这些信息来自于公司企业外部 ,包含大量的噪音信息 ,其价值相对有限。从公司信息披露的角度来看 ,大量的文本内容是公司对目前状况和未来预期的具体说明和分析 ,管理层可由此吸引读者注意 ,促使投资者购买更多的股票或将更多资金放贷给企业 ,抑制其出售公司股票和债权的冲动 (Tennyson et al. ,1990^[7])。根据 Bloomfield (2002)^[8] 的“不完全反应假设” ,对正面信息 ,公司倾向于以更直接清晰的方式表达 ,使其得到充分及时的反应 ,而对负面信息 ,以复杂模糊的方式来表达 ,从而提高投资者的分析成本来弱化市场反应。由此可见 ,信息披露的文本内容会提供公司真实状况以及经理人对未来预期的有用信息。

年报是上市公司信息披露的重要组成部分 ,有学者通过对年报文本特征的分析来研究其在信用风险预警中的信息价值 ,如 Tennyson et al. (1990) 基于董事长致辞和管理层分析中部分描述性内容进行涉及主题的分析、Cecchine et al. (2010)^[9] 对管理层讨论分析部分文本本体的分析等 ,但这些研究难以推广到大样本条件下分析。近年来 ,不少研究以正、负面的情感表达来衡量公司信息披露文本内容所传递的管理层语调 ,并从实证角度检验了管理层语调的信息价值 ,此方法易推广到对大量信息披露文本内容的分析。如林乐和谢德仁 (2016)^[10] 利用文本分析和“词袋”方法 ,证明了管理层语调能反映经理人的话外之音 ,中国投资者确实会受其影响。谢德仁和林乐 (2015)^[11] 验证了年度业绩说明会中文本的管理层语调具有良好可信度 ,对公司信息披露具有重要意义。杨扬、周一懋和周宗放 (2017)^[12] 对中国上市公司的年度财务报表和企业关联交易的独立董事意见以及网民评论的文本进行分析 ,实证表明这些文本均含有与企业信用风险有关的信息增量。

为此本文在上市公司的信用风险预警模型中引入管理层语调 ,试图通过实证分析来检验公司年报文本内容所传递的管理层语调能否为信用风险预警提供有价值的信息 ,以及能否提高预警的准确性。国外对公司年报文本内容的分析主要集中在管理层讨论与分析部分 ,尽管中国大部分上市公司从 2016 年才开始在发布的年报中专门设置管理层讨论与分析部分 ,但在之前的年报中一般都包括在董事会报告中 ,因而选取了年报董事会报告部分的文本内容作为研究对象 ,在进行中文分词处理后 ,采用词袋方法来衡量管理层语调 ,在此基础上采用不同方法对管理层语调在上市公司信用风险预警中的作用进行实证检验。

本文研究贡献主要有两个方面 ,一是将公司年报文本内容反映的管理层语调加入到公司企业信用风险预警研究中 ,拓展了信用风险预警信息基础 ,为信用风险评价和预警提供了新的技术和工具 ;二是研究结果表明管理层语调确实在信用风险预警中发挥了重要作用 ,意味着上市公司信息披露的文本内容会有定量数据所难反映的信息 ,有助于拓展对公司信息披露的研究。

二、实证研究设计

(一) 实证方法的选择

1. Logistic 回归。信用风险预警使用的方法中 ,Logistic 回归是很常用的多元统计学习

方法,可解决非线性分类问题,对变量的分布没有具体要求,判断准确率高,其一般形式如下。

$$\ln\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) = \alpha + \sum_{i=1}^n \beta_i X_i \quad (1)$$

其中 p_i 表示事件发生的概率, X_i 表示解释变量。考虑变量间的多重共线性,本文采用逐步回归法对所有变量逐步进行筛选并剔除引起共线性的变量,从没有任何变量开始,逐步引入当前对因变量贡献最大的一个变量,没有通过显著性检验的变量便不再考虑加入模型,同时每次都会对当前的模型进行检验,剔除已加入模型但是不符合条件的变量,直到没有变量通过检验加入模型为止。通过使用逐步回归法能够找出所有变量中最重要的变量,同时也能避免多重共线性对结果造成的影响。

2. 决策树。决策树常用于信用风险预警中对违约和非违约公司进行分类。先将所有的样本看作一个节点,遍历所有变量,以信息增益作为准则选择变量作为最佳分割点,将样本分为两个分支,再分别对两组数据寻找最佳分割变量,进行分割,直至每个节点都足够“纯”为止。信息增益表示决策树在进行属性选择,判别划分前和划分后的信息差值,每次都选取信息增益最大的属性作为分割变量对数据集进行划分。数据集 D 的信息增益值为:

$$\text{InfoGain}(D) = \text{Info}_{\text{beforeSplit}}(D) - \text{Info}_{\text{afterSplit}}(D) \quad (2)$$

其中, $\text{Info}_{\text{beforeSplit}}(D)$ 表示数据集 D 划分前的信息熵, $\text{Info}_{\text{afterSplit}}(D)$ 表示数据集 D 划分为 m 个子数据集后所有节点的信息熵的比例和。

3. 支持向量机。支持向量机(SVM)是一种建立在结构风险最小化和 VC 维理论基础上的模型,它作为一种专门针对有限样本量的分类算法被引入到信用风险预警模型当中,它通过建立一个超平面来划分样本,将该超平面作为决策曲面,从而最大化正样本与负样本彼此之间的边缘距离。

在给定的样本空间中,需要求解的超平面可以通过线性方程 $W^T X + b = 0$ 来进行描述,其中, W 表示由特征属性所构成的法向量, b 是位移量,而在样本空间中任意的一个样本点 X 到该超平面的距离 r 可表示为:

$$r = |W^T X + b| / \|W\| \quad (3)$$

最大间隔超平面的求解即要找到能满足约束条件的参数 W 和 b ,使得距离 r 的值最大。

$$\max \frac{2}{\|W\|} \quad \text{s. t. } W^T X + b \geq 1 \text{ 或 } W^T X + b \leq -1 \quad (4)$$

采用拉格朗日乘子法进一步求解,对每个约束条件添加一个拉格朗日乘子 α_i 从而得到:

$$L(W, b, \alpha) = \frac{1}{2} \cdot 2 \|W\|^2 - \sum_{i=1}^N \alpha_i [y_i (W^T X + b) - 1] \quad (5)$$

分别对 W , b 以及 α_i 求偏导,偏导值为零时可以得到:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial W} = 0 \Rightarrow W = \sum \alpha_i y_i x_i \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \Rightarrow \sum \alpha_i y_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 \Rightarrow \alpha_i [y_i (W^T x + b) - 1] = 0 \end{cases} \quad (6)$$

将对原始问题的求解转化为对其对偶问题的求解。求出 α , W , b 后,得到分类函数式(8)。

$$\max_{\alpha} \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j \quad \text{s. t.} \quad \sum \alpha_i y_i = 0 \quad (7)$$

$$f(x) = f(x) = W^T x + b = \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i x_i^T x + b \quad (8)$$

对非线性分类问题,可将给定的样本从原始空间映射到高维空间,使得样本在高维空间中线性可分。其中在建立 SVM 模型之前,必须先对数据进行预处理,将其归一化。

(二) 财务比率的选择

参照一般做法,本文从偿债、运营、盈利能力和每股指标等几个方面选取上市公司信用风险预警的财务比率,包括净资产收益率(ROE)、总资产利润率(ROA)、销售净利率(NPM)、营业利润率(OPR)、成本费用利润率(RPCE)、速动比率(QR)、流动比率(CR)、经营活动产生现金流量净额/流动负债(CFCL)、活动产生现金流量净额/总负债(CFTL)、资产负债率(DAR)、每股收益(EPS)、每股留存收益(ERP)、存货周转率(ITR)、应收账款周转率(RTR)、总资产周转率(TAT)、息税折旧摊销前利润(EBITDA)和净利润同比增长率(NPGR)共 17 个变量。

(三) 文本分析与管理层语调的计算

Loughran and McDonald(2016)^[13]指出对于金融文本情感或语调的分析主要有两种方法,一是词袋方法,根据特定词典对特征词正面、负面、不确定等特征的划分来对文本分类;二是机器学习方法,在选定训练集的基础上采用朴素贝叶斯、支持向量机、决策树等特定算法训练,确定文本分类的规则,再应用于全部文本。由于机器学习方法训练集的选择具有一定主观性,训练规则很多,而词袋方法在确定词典或词表后可避免研究者自身主观性,因而本文参照谢德仁和林乐(2015)的研究,采用词袋方法来衡量管理层语调。词典方面,考虑到金融领域词语特殊性,与谢德仁和林乐(2015)采用相同方法,以 Loughran and McDonald(2011)^[14]和 Henry(2008)词表^[15]为基础,结合汉语和中文年报用词特点进行翻译,构建 LM 词表作为管理层语调衡量基础,同时以知网 HowNet 和台大 NTUSD 与学生褒贬义词典的情感词语为基础,去重后构建情感词典(后文简称为综合情感词典)作为稳健性检验。

在分词方法上,与谢德仁和林乐(2015)一样,采用 Python 结巴中文分词模块对处理后的公司年报董事会报告进行自动分词,然后进行词频统计,采用简单比例权重加总的方法,分别利用 LM 词表以及综合情感词典来计算管理层语调 TONE。

$$\text{TONE} = \frac{\text{POS} - \text{NEG}}{\text{POS} + \text{NEG}} \quad (9)$$

其中,POS 和 NEG 分别表示正面和负面情感语调词语的词频。考虑到不少研究都表明负面情感语调的影响会更大,本文还采用以下方法计算了文本的负面语调:

$$\text{NTONE} = \frac{\text{NEG}}{\text{POS} + \text{NEG}} \quad (10)$$

这样一来,本文共构建了四个管理层语调的衡量指标:JLMNTONE、JLMTONE、JNTONE、JTONE,其中前两个依据 LM 词表计算,后两个依据综合情感词典来计算。

三、样本和数据

(一) 样本

国内对上市公司信用风险的研究通常以因财务状况异常而被特别处理(ST)作为出现信用风险的标志,在样本选取时一般采用配比原则来选择财务健康的非 ST 公司作为配对

样本。为确保实证结果的稳健性,参照一般方法,选择与ST公司行业相同、资产规模相近的非ST公司作配对样本。配比比例分别为1:1和1:2。由于上市公司的年报是在年度终了4个月内编制发布,因而 $t-1$ 年年报的发布与其在 t 年是否被特别处理是同时发生的,为此本文参照石晓军、任若恩和肖远文(2006)^[16]的做法,采用上市公司 $t-2$ 年数据建模预测其是否会在 t 年出现信用风险。选取2011~2015年139家被ST的上市公司作为研究样本,相应选取2009~2013年行业相近、规模相近的278家健康公司作为配对样本。

(二)数据

表1给出了各主要变量描述性统计分析结果,本文采用非参数Wilcoxon Mann-Whitney检验对财务困境公司和正常公司样本之间是否存在显著差异进行了统计检验。由表1可见,首先,在本文选取的17个财务比率中,除营业利润率(OPR)、成本费用利润率(RPCE)的非参数检验不显著外,其余15个财务比率都可以显著的区分财务困境公司和正常公司;其次,从语调变量来看,财务困境公司的负面语调变量JNTONE和JLMNTONE明显高于正常公司,正常公司的净语调变量JTONE和JLMTONE则显著高于财务困境公司,且都通过检验,即财务困境公司年报文本内容传递的管理层语调与正常公司之间存在着显著差异。

表1 主要变量的描述性统计分析与非参数检验

变量	最小值	最大值	均值	标准差	非ST 均值	ST 均值	非参数 Mann - Whitney 检验 Z 值
ROE	0.144	29.060	2.3601	3.334	169.450	109.550	-6.211***
ROA	0.049	26.345	1.841	3.037	168.990	110.010	-6.116***
NPM	-1.410	2.558	0.112	0.445	169.780	109.220	-6.280***
OPR	0	32908.255	156.245	1974.835	140.970	138.030	-0.306
RPCE	0	45256.387	171.325	2714.053	143.130	135.870	-0.753
QP	2.945	147.317	50.786	27.151	104.030	174.970	-7.356***
CR	-29.800	260.250	1.978	16.865	159.570	119.430	-4.162***
CFCL	-1.990	2.060	0.037	0.519	189.320	89.680	-10.333***
CFTL	-3553850029	15497000000	228851929.500	1140324616	178.510	100.490	-8.091***
DAR	-160775.242	1910.080	-1421.346	10438.918	188.780	90.220	-10.220***
EPS	-614.460	234	-12.233	60.207	191.220	87.780	-10.727***
ERP	-19936.170	5519.810	-91.419	1250.525	187.690	91.310	-9.994***
ITR	-3939.834	94.318	-32.099	285.002	196.790	82.210	-11.881***
RTR	-1254.136	45.206	-12.632	80.050	197.540	81.460	-12.038***
TAT	-53.817	29.224	0.826	8.659	197.090	81.910	-11.944***
EBITDA	-5.308	5.738	0.412	1.339	179.040	99.960	-8.200***
NPGR	-1.200	3.677	0.107	0.460	171.230	107.770	-6.581***
JNTONE	0.010	0.182	0.075	0.065	0.040	0.092	-5.517***
JTONE	0.372	0.843	0.693	0.069	0.703	0.672	-5.440***
JLMNTONE	0.154	0.762	0.375	0.092	0.351	0.423	-7.573***
JLMTONE	-0.524	0.691	0.250	0.184	0.298	0.153	-7.573***

注:***、**、* 分别表示1%、5%和10%水平下显著

四、实证结果和分析

为明确管理层语调在信用风险预警中的作用,本文实证分析主要采用样本外预测的方

法进行检验,即选取 2011~2014 年间被 ST 公司和相对应的配对样本作为训练集,采用 Logistic 回归、决策树和支持向量机构建预警模型,以 2015 年 41 家 ST 公司和与之对应的配对样本作为测试集进行检验。根据 AUC、第一类错误、第二类错误和预测准确率四个指标进行判断。实证分析分两步,首先仅以财务比率变量为基础进行建模预测,其次分别加入不同的负面、净语调变量进行建模预测,通过对语调变量加入前后以及不同语调变量加入带来模型预测能力变化的比较分析来判断语调变量以及不同语调变量在信用风险预警中的作用。

(一) 基于 Logistic 回归的分析

表 2 给出了采用 Logistic 回归方法来构建信用风险预警模型后样本外的预测结果。首先,在加入语调变量后,样本比例为 1:1 时的预测准确率都有所提高,减少了第一类错误,而 AUC 则有显著提升;样本比例为 1:2 时,JNTONE 的加入提高了分类准确率和 AUC,减少了第一类错误,JLMNTONE 的加入则显著减少了第一类错误,但第二类错误略有增加,整体准确率和 AUC 略有提升。由此可见,在采用 Logistic 回归建模时,语调变量可提供一定的增量信息而提高预警模型的拟合度和预测能力,不过样本比例扩大后效果不太明显。其次,在四个语调变量中,样本比例为 1:1 时,JTONE 和 JLMNTONE 这两个净语调变量对 AUC 的提升要略好于负面语调变量 JNTONE 和 JLMNTONE,而在样本比例为 1:2 时加入四个语调变量后的预测结果差异不太显著,可见在采用 Logistic 回归法构建信用风险预警模型时,四个语调变量之间的差异不太明显,即计算语调变量所依据的词典带来的差异很小。

表 2 Logistic 回归的预测结果 单位: %

样本比例	变量	AUC	第一类错误	第二类错误	准确率
1:1	财务比率	90.244	14.634	14.634	85.366
	财务比率 + JNTONE	91.255	12.195	14.634	87.805
	财务比率 + JTONE	92.980	12.1951	14.634	87.805
	财务比率 + JLMNTONE	92.683	12.195	14.634	87.805
	财务比率 + JLMNTONE	92.980	12.195	14.634	87.805
1:2	财务比率	92.594	24.390	8.537	86.179
	财务比率 + JNTONE	92.802	21.951	8.537	86.992
	财务比率 + JTONE	92.594	24.390	8.537	86.179
	财务比率 + JLMNTONE	92.564	24.390	8.537	86.179
	财务比率 + JLMNTONE	92.713	19.512	9.756	86.9920

(二) 基于决策树的分析

表 3 给出了采用决策树构建信用风险预警模型后样本外的预测结果。首先,在加入语调变量后,样本比例为 1:1 时,整体准确率有所提升,JNTONE、JTONE 和 JLMNTONE 的加入显著减少了第一类错误,JLMNTONE 和 JLMNTONE 的加入显著减少了第二类错误,AUC 也有一定提高;样本比例为 1:2 时,整体的准确率同样有显著提升,第一类错误明显减少,除了 JLMNTONE,其他三个语调变量的加入都显著减少了第二类错误,AUC 显著提高。其次,在四个语调变量中,JNTONE 对模型预测准确率的提升最为明显,而 JLMNTONE 在样本比例为 1:1 时的效果仅次于 JNTONE,在样本比例为 1:2 时对于第一类错误减少的效果非常显著,可见负语调的加入对信用风险预警模型的改进效果更好一些;而从计算语调的词表基础来看,综合情感词典与 LM 词表得到的语调在对预警模型效力的改进方面差异不太明显。

表3 决策树的预测结果

单位: %

样本比例	变量	AUC	第一类错误	第二类错误	准确率
1:1	财务比率	88.192	19.512	17.073	81.707
	财务比率 + JNTONE	90.571	12.195	17.073	85.366
	财务比率 + JTONE	90.065	17.073	17.073	82.927
	财务比率 + JLMNTONE	90.274	17.073	14.634	84.146
	财务比率 + JLMTONE	90.184	19.512	14.634	82.927
1:2	财务比率	91.315	19.512	19.512	80.488
	财务比率 + JNTONE	94.646	12.195	4.878	92.683
	财务比率 + JTONE	92.623	13.415	17.073	86.179
	财务比率 + JLMNTONE	92.475	9.756	29.268	83.781
	财务比率 + JLMTONE	92.460	14.634	14.634	85.366

(三) 基于支持向量机的分析

表4给出了采用支持向量机构建信用风险预警模型后样本外预测的结果。首先,在加入语调变量后,样本比例为1:1时,整体准确率都有一定的提升,其中JTONE和JLMTONE的加入显著减少了第一类错误,而JNTONE、JLMNTONE和JLMTONE的加入显著减少了第二类错误,AUC有一定提升;样本比例1:2时,JNTONE和JTONE的加入提高了整体准确率,显著减少了第一类错误,前者对第二类错误没有影响,后者导致第二类错误有所增加,而JLMNTONE和JLMTONE对整体准确率、第一类错误和第二类错误都没有影响,不过AUC都有一定的提升。其次,在四个语调变量中,JLMNTONE在样本比例为1:1时的效果最好,而从整体来看,JNTONE和JTONE这两个以综合情感词典为基础的负面语调和净语调变量加入后对模型预测能力的改进要好于以LM词表为基础的语调变量;相对而言,负面语调JNTONE和JLMNTONE对预警模型效力的改进要略差于净语调变量JTONE和JLMTONE。

表4 支持向量机的预测结果

单位: %

样本比例	变量	AUC	第一类错误	第二类错误	准确率
1:1	财务比率	91.017	17.073	17.073	82.927
	财务比率 + JNTONE	92.802	17.073	14.634	85.366
	财务比率 + JTONE	92.910	12.195	17.073	85.366
	财务比率 + JLMNTONE	92.564	17.073	14.634	84.146
	财务比率 + JLMTONE	93.694	14.634	12.195	87.805
1:2	财务比率	90.482	19.512	12.195	84.146
	财务比率 + JNTONE	93.337	15.854	12.195	86.992
	财务比率 + JTONE	93.337	10.976	17.073	86.992
	财务比率 + JLMNTONE	91.761	19.512	12.195	84.146
	财务比率 + JLMTONE	91.672	19.512	12.195	84.146

五、研究结论与启示

描述性文本内容是上市公司信息披露的重要组成部分,通过对这些文本内容的挖掘和分析可更好的预警信用风险。本文以财务困境公司和正常公司年报文本为研究对象,中文

分词后,选取国内常用情感词典以及国外以年报文本为基础构建的 LM 词表来衡量其所传递的管理层语调,再将语调变量与财务比率变量相结合,采用 Logistic 回归、决策树和支持向量机构建信用风险预警模型,对模型加入语调变量前后的预测能力进行实证检验,主要结论如下。

首先,加入文本内容传递的管理层语调确实可提高信用风险预警模型的效力,该结论对本文选取的两种比例的配对样本都成立,且在三种建模方法下都成立,表明公司年报文本内容确实存在评价上市公司信用风险的增量信息,定性文本内容是对定量财务数据的有效补充。

其次,在衡量管理层语调时,本文选取的基于国内常用情感词典构建的综合情感词典以及国外以年报文本内容为基础的 LM 词表在提升信用风险预警模型预测能力时差异不大,只是在支持向量机方法下综合情感词典的效果相对更好一些,这与两个特征词词典都有一定缺陷有关。综合情感词典在金融领域应用不多,对财务金融领域词语的特殊性考虑不足;而 LM 词表以国外学者对美国上市公司年报分析为基础,与国内上市公司年报的撰写存在一些差异。由此可见,要更准确衡量国内上市公司信息披露文本内容的语调,最好是以大量国内上市公司信息披露的文本为基础来构建相应的特征词词典,从而更好地来衡量管理层语调。

再次,对于管理层语调的衡量方法,本文选取的净、负语调变量在实证检验中对信用风险预警模型预测能力的提升没有得到一致的结论,负语调和净语调在不同的模型方法预测时结果不同,这与国外文献中负语调的价值要明显强于净语调存在一些出入,可能是缺乏基于国内财务金融领域文本的特征词词典导致的。模型选择方面,由于负语调对公司信用违约贡献度大于净语调的贡献度,决策树更倾向于识别出违约样本,因此在决策树模型中负语调的作用优于净语调。而 logistic 回归和支持向量机,是特征组合后共同预测的效果,导致净语调和其他特征组合后的效果会强于负语调与其他特征组合的效果,因此净语调效果更好。

本文的研究可拓展到公司信息披露的全部文本内容,并推广到其他的公开文本信息,如专业媒体的新闻报道和评论、社交媒体与在线论坛的交互信息等,这对构建大数据时代的信用风险预警和评价模型,以更有效的管理信用风险,防范信用和债务危机有着重要借鉴价值。

参考文献:

- [1] Standard and Poor's 2003. Ratings and Ratios: Corporate Ratings Criteria. Standard & Poor's Report.
- [2] Lu H., Tsai F., Chen H., and Hung M. Li S. 2012. Credit Rating Change Modeling Using News and Financial Ratios, ACM Transactions on Management Information System, Vol. 3, No. 3:1-30.
- [3] Lu Y. C., Shen C. H., and Wei Y. C. 2013. Revisiting Early Warning Signals of Corporate Credit Default Using Linguistic Analysis, Pacific-Basin Finance Journal, Vol. 24:1-21.
- [4] 边海容,万常选,刘德喜,江腾蛟.考虑 Web 金融信息的上市企业财务危机预测模型研究[J]. 计算机科学, 2013a(11).
- [5] 边海容,万常选,万建香.网络金融信息与上市公司财务状况的关系研究[J]. 江西财经大学学报, 2013b(3).
- [6] 宋彪,朱建明,李煦.基于大数据的企业财务预警研究[J]. 中央财经大学学报, 2015(6).

- [7] Tennyson B. M., Ingram R. W., and Dugan M. T., 1990. Assessing the Information Content of Narrative Disclosures in Explaining Bankruptcy, *Journal of Business Finance & Accounting*, Vol. 17, No. 3:391-410.
- [8] Bloomfield R. J., 2002. The 'Incomplete Revelation Hypothesis' and Financial Reporting, *Accounting Horizons*, Vol. 16, No. 3:233-243.
- [9] Cecchini M., H. Aytug, Koehler G. J., and Pathak P., 2010. Making Words Work: Using Financial Text as a Predictor of Financial Events, *Decision Support Systems*, Vol. 50, No. 7:164-175.
- [10] 林乐, 谢德仁. 投资者会听话听音吗? ——基于管理层语调视角的实证研究[J]. 财经研究 2016(7).
- [11] 谢德仁, 林乐. 管理层语调能预示公司未来业绩吗? ——基于我国上市公司年度业绩说明会的文本分析[J]. 会计研究 2015(2).
- [12] 杨扬, 周一懋, 周宗放. 基于文本大数据的企业信用风险评估[J]. 大数据 2017(1).
- [13] Loughran T., and McDonald B., 2016. Textual Analysis in Accounting and Finance: A Survey, *Journal of Accounting Research*, Vol. 54, No. 4:1187-1230.
- [14] Loughran T., and McDonald B., 2011. When is a Liability Not a Liability? Textual Analysis, Dictionaries, and 10-Ks, *Journal of Finance*, Vol. 66, No. 1:35-65.
- [15] Henry E., 2008. Are Investors Influenced by how Earnings Press Releases are Written? *Journal of Business Communication*, Vol. 45, No. 4:363-407.
- [16] 石晓军, 任若恩, 肖远文. 边界 Logistic 违约率模型 Bayes 分析及实证研究[J]. 中国管理科学 2006(4).

(责任编辑 刘心怡)

Tone at the Top and Credit Risk Warning for Listed Companies: Textual Analysis of Company Annual Reports

Liu Yishuang, Chen Yiyun

(School of Economics and Commerce, South China University of Technology,
Guangzhou, Guangdong 510006, China)

Abstract: Based on a sample of 139 ST-listed companies from 2011 to 2015, this study applied Chinese word segmentation to the textual content of annual reports issued by companies in financial distress and those who are not. A sentiment dictionary commonly used in China and abroad was used to measure the management's tone at the top conveyed by textual content. Traditional financial ratio variables were also incorporated to construct a credit risk early warning model using logistic regression, decision trees, and a support vector machine. Empirical tests were performed on the predictive ability of the model before and after the inclusion of tone variables. The results indicate that the management's tone at the top, conveyed by textual content, actually improves the effectiveness of the credit risk early warning model, and the descriptive text provides additional information not otherwise reflected by quantitative financial data. Therefore, to prevent credit and debt crises, it is necessary to construct a credit risk early warning system and a risk assessment model that analyzes the management's tone at the top.

Keywords: tone at the top, credit risk warning, textual analysis, emotion analysis, machine learning