

考虑 Web 金融信息的上市企业财务危机预测模型研究

边海容 万常选 刘德喜 江腾蛟

(江西财经大学信息管理学院 南昌 330013)

(江西财经大学数据与知识工程江西省高校重点实验室 南昌 330013)

摘要 以往财务危机预测研究主要基于财务指标,而随着研究的深入,财务指标本身的局限性也日益凸显,如财务报表的滞后性及财务数据易于被操纵等,这影响了财务危机预测模型的性能。鉴于此,通过情感倾向值的计算,将 Web 金融信息文本有效地数值化,并将其作为预测指标变量用于财务危机预测,使用 LIBSVM 分别构建纯财务指标预测模型和引入 Web 金融信息指标变量后的混合指标预测模型,并对模型的预测结果进行了比较分析。混合指标预测模型在预测的有效性、稳定性和超前性上均好于纯财务指标预测模型。

关键词 情感分析,预测模型,Web 金融信息,财务危机

中图法分类号 TP391 **文献标识码** A

Study on Financial Crisis Prediction Model with Web Financial Information for Listed Companies

BIAN Hai-rong WAN Chang-xuan LIU De-xi JIANG Teng-jiao

(School of Information Technology, Jiangxi University of Finance & Economics, Nanchang 330013, China)

(Jiangxi Key Lab of Data & Knowledge Engineering, Jiangxi University of Finance & Economics, Nanchang 330013, China)

Abstract Previous studies on corporate financial crisis prediction are mainly based on financial measures. With further research, limitations of financial indicators have become increasingly prominent. Characteristics of financial indicators have affected the performance of the financial crisis prediction model, such as hysteresis quality and easy to be manipulated. In view of this, this paper transformed the text of Web financial information into numerical by calculating sentiment tendencies value, then took the sentiment tendencies value as indicator variables of financial crisis prediction model. Two prediction models of pure financial indicators and mixed indicators with the sentiment tendencies value of Web financial information were constructed. The prediction results of prediction models were examined. The model of pure financial indicators is better than the model of mixed indicators in the validity, stability and advancing of prediction.

Keywords Sentiment analysis, Prediction model, Web financial information, Financial crisis

1 研究背景

对财务危机预测的定量研究,一直是实务界与学术界共同关注的热点。国外关于财务危机预测的研究起始于 20 世纪中期,在随后 40 几年的发展中,众多学者在该领域进行了积极的探索和研究。国内的工作自 1999 年兴起,随着我国资本市场的蓬勃发展,许多学者在该领域进行了研究。

在财务危机预测领域中,一个重要的问题就是关于预测变量的选择。纵观现有研究成果我们可以发现,由于财务指标的直观性和数据易得性,大多数的研究者在进行财务危机预测研究时选择财务指标作为预测变量。但是由于财务指标本身的局限性,如财务报表的滞后性和财务数据易于被操纵的特点,使得企业发展中的某些变化无法迅速地通过财务指标表示出来,因此也导致了单纯基于财务指标的预测模型无

法有效反映企业运作情况,难以进行远期预测。

许多学者在预测变量选择上进行了积极的探索,在传统的财务指标的基础上引入了许多非财务指标,如宏观经济变量、公司治理变量、产业变量等等。但非财务指标类型众多、数据不易获取、有些指标难以量化等问题,为在财务危机预测系统中引入非财务变量造成了障碍。

随着 Internet 技术的发展,Web 上金融信息对资本市场的影响已经越来越不容忽视,信息的数量与内容在很大程度上左右着资本市场实践者的行为,同时进一步影响着市场的走势和企业的发展。对于金融领域的研究者来说,Web 金融信息既具有实时性和易获取的特点,同时由于 Web 金融信息涉及宏观经济政策环境、行业发展状况、证券市场信息和企业相关报道等等,因此,Web 金融信息还具有全面性和覆盖性的特点,已经成为与财务报表和市场交易数据等同样重要的

到稿日期:2013-02-20 返修日期:2013-05-22 本文受国家自然科学基金项目(61173146),国家社会科学基金项目(12CTQ042),江西省自然科学基金项目(2010GZS0067)资助。

边海容(1974—),女,博士生,主要研究方向为金融数据挖掘、金融信息处理,E-mail:haiyun_b@163.com;万常选(1962—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为 Web 数据管理、金融数据挖掘、信息检索、商务智能,E-mail:wanchangxuan@263.net(通信作者);刘德喜(1975—),博士,副教授,主要研究方向为 Web 数据管理、信息检索、自然语言处理;江腾蛟(1976—),女,博士生,主要研究方向为 Web 数据管理、情感分析。

数据来源。

能否将 Web 金融信息纳入企业财务危机预测的指标体系?引入 Web 金融信息指标后的预测模型在预测的超前性、稳定性和有效性方面是否有较大程度的改善?我们希望通过进一步的研究可以对以上问题给出定性甚至定量的回答。

2 相关工作

由于利用财务指标预测财务危机所存在的局限性,许多国外学者在预测变量的选择上进行了积极的探索,在财务指标的基础上引入各种非财务指标变量,Ohlson^[1]将国民生产总值、价格指数引入到预测模型中。Elloumi 等^[2]在对 92 家加拿大公司的研究中发现,除财务指标以外,企业董事会的构成与结构也可以用于解释企业财务危机的发生。Campbell 等^[3]将证券市场交易数据用于财务危机预测研究,发现低股票收益率和高股票波动率将使企业陷入财务危机的概率加大。LuYang-Cheng 等^[4]在对台湾上市公司公司的研究中发现将宏观经济变量和公司治理变量加入财务变量中可以提高财务危机的预测能力,加入公司治理变量预测效果要比加入宏观经济变量更好。

随着我国证券市场的不断发展和财务危机预测研究的不断深入,学者们在财务危机预测模型的指标选择上也在不断探索。李秉祥等^[5]在总结前人财务危机预测研究成果的基础上,指出了如果只选择财务指标作为预测指标变量,会导致预测信息存在较长的时期和预警的滞后性,难以满足相关信息使用者的动态需要。因此他们利用公司资产的市场价值、负债账面价值、股票价格建立期望违约率(Expected Default Frequency, EDF)模型,并应用于公司财务危机的动态预测。王克敏等^[6]针对相同的样本不同的观测年份分别引入财务指标和公司治理指标进行模型构造,模型证明了财务指标和非财务指标对样本的观测年份有不同的影响力。刘国光等^[7]应用 Merton 期权模型,将根据股票价格等变量计算出的公司违约距离和财务指标结合起来,建立危机预测模型。结果发现,引入违约距离能明显提高模型的预测正确率。曹德芳等^[8]将股权结构变量和财务指标结合起来,进行财务危机预测,结果发现法人股比例、流通股比例、控股模式和前 10 位大股东持股比例的平方和等 4 个股权结构变量对财务危机有着显著的影响。柏丙林等^[9]分别建立了基于财务指标、基于非财务指标和基于混合指标的 3 种危机预测模型,并对模型的预测结果进行了对比分析。结果发现,财务指标模型在训练样本预测精度上好于非财务指标模型,但稳定性不如非财务指标模型,混合指标模型则兼具了单指标类型模型的优点。

从已有的研究成果可以发现,国内外学者都在预测变量的拓展上进行了积极的探索,在财务指标的基础上引入了各种非财务指标。由于非财务指标种类繁多,因此在选取上就有较大的主观性;又由于导致企业财务危机的因素是多方面的,因此不管选取哪些具体非财务指标,都不可避免地令预测结果具有人为主观操纵性。Web 金融信息尤其是各金融门户网站的新闻、评论、公告等,涉及企业发展、经济政策、市场表现、人力资源等等各个方面,具有覆盖性与全面性的特点,如果能将其纳入财务危机预测指标体系,则可避免非财务指标选择上的主观性。由于 Web 金融信息对于资本市场具有

重要影响,如何将海量的非结构化的文本类型的 Web 金融信息数值化,将其有效地应用于金融领域的研究,也正成为当今一大研究热点。

Zhi Da 等^[10]研究发现,如果一家公司在 google 中的搜索量急剧增大,意味着在未来的两周里会有较高的股票价格,但是会在一年里发生价格的反转。Nan Li 等^[11]开展了 Web 新闻信息量与股票波动率的关系研究;王超等^[12]又进一步研究了金融文本信息的倾向性与金融市场公司的股价波动率的关系。以上研究对 Web 金融信息的量化以及在金融研究中的应用做了很好的尝试。

本文从语言学的角度进行 Web 金融信息情感分析,以此实现 Web 金融信息的数值化,将其作为预测指标变量用于财务危机预测,并使用 LIBSVM 分别构建纯财务指标预测模型和引入 Web 金融信息指标变量后的混合指标预测模型,比较两类模型的预测结果,探索 Web 金融信息指标对于预测模型在预测的超前性、稳定性和有效性上的影响。

3 研究设计

3.1 技术路线

Web 金融信息绝大多数为非结构化的文本信息,要将其纳入企业财务危机预测的指标体系,就必须对其进行数值化处理。我们从文本组成结构入手,计算每篇 Web 金融信息文档的情感倾向值,对其进行数值化。

本文将企业被 *ST(因财务状况异常而受退市风险警示特别处理)的当年作为 T 年,由于企业财务数据发布的滞后性,一般 $T-1$ 年的财务数据要在 T 年 3、4 月份才会发布,因此, $T-1$ 年数据对于构建预测模型没有任何使用价值。由于危机企业被 *ST 的依据是连续两年亏损,如果单独采用 $T-2$ 年数据,则模型中包含了财务危机发生时企业的主要表现特征,但是无法体现危机发生前企业的特征,因此,也不能有效地提前预警财务危机的来临;而如果单独采用 $T-3$ 年的数据,尽管可以有效预警财务危机的发生,但是当危机真正降临的时候,由于缺乏企业财务危机发生时的特征信息,模型无法识别危机的严重程度。因此为了建立一个更加全面的财务危机预警模型,我们将 $T-2$ 年和 $T-3$ 年的数据结合起来作为建模的样本数据。

为了检验危机预测模型的稳定性,将样本总体划分为建模样本和测试样本。建模样本包括 12 家危机企业和 24 家正常企业 $T-2$ 和 $T-3$ 期数据,共 72 个建模样本,其余 30 家企业作为测试样本。

3.2 样本的选取

关于财务危机的界定,不同学者有不同的观点,国内的大多数学者在其研究中将 *ST 作为企业陷入财务危机的标志。由于该界定标准既符合我国实际情况,又便于与不同学者的研究之间相互比较,因此本文对于财务危机的界定也采用这一标准。

由于不同行业的企业的财务特征不同,制造业在上市企业中所占比例最大,正常企业的数量要大于危机企业,因此为了提高模型的有效性和代表性,把样本企业限定为制造业。由于两市的危机企业数量要远小于正常企业,因此危机企业和正常企业按 1:2 的方式配对,共收集 66 家企业数据,其中危机企业 22 家,正常企业 44 家。

危机企业样本来源于 2008 年、2009 年被沪深两市特别处理的工业制造企业,筛选条件为:上市以来首次被特别处理,上市超过 5 年,被特别处理的原因是连续两年亏损。

正常企业样本从沪深两市随机抽取,并且进行了行业匹配和规模匹配(即企业规模要和危机企业处于同一数量级),上市超过 5 年,上市以来从未被特别处理过。

样本企业的财务指标采集自 RESSET 瑞斯金融研究数据库,Web 金融信息来自中证网。

3.3 预测变量的选择

1) 财务指标变量的选择

由于对财务危机预警中财务指标的选择缺乏系统的经济理论的支持,没有形成一套标准的建模指标体系,因此现有的研究成果均是在借鉴前人研究的基础上,从实际数据出发,以提高预测准确率为准则,筛选出判别能力最强的财务指标。考虑到中外企业财务特点的差别,我们在参考近年来国内财务危机预警的大量研究成果的基础上,选出 32 个财务指标作为备选变量,如表 1 所列。

表 1 备选财务指标

编号	财务指标名称	编号	财务指标名称	编号	财务指标名称
X ₁	流动比率	X ₁₂	主营业务利润率	X ₂₃	主营业务利润增长率
X ₂	速动比率	X ₁₃	总资产现金回收率	X ₂₄	每股经营活动现金流量增长率
X ₃	营运资金/资产总额	X ₁₄	销售现金比率	X ₂₅	每股净资产增长率
X ₄	资产负债率	X ₁₅	固定资产比率	X ₂₆	每股收益增长率
X ₅	现金比率	X ₁₆	无形资产比率	X ₂₇	资本保值增值率
X ₆	EBIT/资产总额	X ₁₇	净资产增长率	X ₂₈	留存收益/资产总额
X ₇	销售净利率	X ₁₈	净利润增长率	X ₂₉	存货周转率(次)
X ₈	资产净利率	X ₁₉	主营业务收入增长率	X ₃₀	应收账款周转率
X ₉	资本收益率	X ₂₀	营业利润增长率	X ₃₁	流动资产周转率
X ₁₀	净资产收益率	X ₂₁	利润总额增长率	X ₃₂	总资产周转率
X ₁₁	营业利润率	X ₂₂	总资产增长率		

其中 X₁—X₅ 为偿债能力指标; X₆—X₁₂ 为盈利能力指标; X₁₃—X₁₄ 为现金流量指标; X₁₅—X₁₆ 为资本结构指标; X₁₇—X₂₈ 为成长能力指标; X₂₉—X₃₂ 为营运能力指标。

2) Web 金融信息情感指标

Web 金融信息数值化的关键是给每篇文档求一个确定的实数,其符号代表文档的情感倾向,其绝对值表示情感倾向程度。Web 信息内容情感指标 S 通过计算每一篇 Web 信息文档的情感倾向值获取。

假设文本的整体情感倾向值是其各组成部分情感倾向值的函数。在此假设基础上,提出了一种基于语素的文档情感倾向值计算方法。

首先,采用 HowNet 已标注的正负情感词典,通过哈尔滨工业大学的同义词词林进行扩充,再加上手工添加领域情感词,构建正负情感词典。然后,为了衡量一个语素 c_i 的正负倾向程度,分别给其赋予正负两个权重:

$$WeightP_{c_i} = \frac{fp_{c_i} / \sum_{i=1}^n fp_{c_i}}{fp_{c_i} / \sum_{i=1}^n fp_{c_i} + fn_{c_i} / \sum_{i=1}^m fn_{c_i}} \quad (1)$$

$$WeightN_{c_i} = \frac{fn_{c_i} / \sum_{i=1}^m fn_{c_i}}{fn_{c_i} / \sum_{i=1}^m fn_{c_i} + fp_{c_i} / \sum_{i=1}^n fp_{c_i}} \quad (2)$$

式中, n, m 分别表示正、负情感词典中总的语素数; fp_{c_i} 和 fn_{c_i} 分别表示语素 c_i 在正、负情感词典中出现的次数; $WeightP_{c_i}$ 和 $WeightN_{c_i}$ 分别是语素 c_i 在正、负情感词典中占有的权值。将 $WeightP_{c_i}$ 与 $WeightN_{c_i}$ 之间的差值作为语素 c_i 的情感倾向值:

$$S_{c_i} = WeightP_{c_i} - WeightN_{c_i} \quad (3)$$

式中, S_{c_i} 的符号作为语素 c_i 的倾向,绝对值是语素 c_i 的倾向强度。

词的情感值的计算公式如下:

$$S_w = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k S_{c_j} \quad (4)$$

式中, S_w 表示词 w 的情感倾向值,词 w 由 k 个语素 $c_1, c_2, \dots, c_k$ 组成。如果 S_w 的值大于零,说明词 w 是正向的,否则是负向的。如果 S_w 的值越接近于零,说明词 w 越是中性的。

文本句子的情感倾向值的计算公式如下:

$$S_p = \frac{1}{n_1 + n_2} (\sum_{i=1}^{n_1} S_{w_i} + \sum_{j=1}^{n_2} S_{w_j}) \quad (5)$$

式中, S_p 是句子 p 的情感值; n_1, n_2 分别是句子 p 中包含的形容词、动词个数; S_{w_i}, S_{w_j} 分别是形容词 w_i 、动词 w_j 的情感值。

由于在一篇文档中,不同位置的句子在文档中的重要性是不同的,一般如标题、文档的第一句和最后一句均为对整篇文档的概括或总结,因此在计算文档的情感倾向值的时候,给不同位置的句子赋予不同的权重 $position$ 。最后,文档的权重可由下式计算得到:

$$S_d = \sum_{j=1}^m (S_{p_j} * position_{p_j}), \sum_{j=1}^m position_{p_j} = 1 \quad (6)$$

式中, m 是文档 d 中包含的句子数量; S_d 和 S_{p_j} 分别是文档 d 、文档第 j 个句子 p_j 的情感值; $position_{p_j}$ 是文档第 j 个句子 p_j 的位置权重。

上市公司的年度情感值 S 则可由下式计算获取:

$$S = (\sum_{i=1}^N S_{d_i}) / N \quad (7)$$

式中, N 为年度文档总数, S_{d_i} 为第 i 篇文档的情感值。具体算法请参考文献[15]。

3.4 预测模型设计思路

1) 财务指标的筛选。如果将上述所有的备选指标都入选,则样本数据的某些描述维度显得过于冗余。因此为了提高模型的预测准确率,筛选在两类样本(危机企业和正常企业)中具有显著差异的财务指标。

首先对这 32 个备选指标做正态性检验、T 检验和 Mann-Whitney 非参数检验;再进行多重共线性检验和相关性分析,其流程如图 1 所示;最后确定 $X_2, X_4, X_6, X_{10}, X_{12}, X_{17}, X_{18}, X_{21}, X_{22}, X_{23}$ 和 X_{32} 共 11 个财务指标。

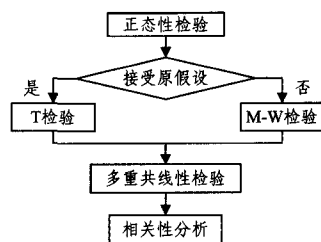


图 1 财务指标筛选流程图

2) SVM 工具的选择。本文选择由台湾大学林智仁 (Linchi-Jen) 教授等开发设计的 LIBSVM^[13,14], 这是目前使用比较广泛, 且简单、快速、有效的一个 SVM 实现版本。核函数的选择以及核函数参数和惩罚因子 C 的确定是 SVM 分类器构造的主要工作, 常用的核函数有多项式核函数、径向基 (RBF) 核函数和 Sigmoid 核函数等。从已有的研究可知^[16], 这 3 种核函数的性能相差不大, 本文选择 RBF 核函数来把输入空间中的向量映射到高维特征空间中:

$$k_{\text{rbf}}(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2), \gamma > 0 \quad (8)$$

式中, γ 为影响高维空间中的特征向量的坐标, 即 RBF 核函数参数。LIBSVM 运用指数序列搜索方法确定最优的 C 和 γ 的取值。

4 实证研究与结果分析

将建模样本输入 LIBSVM, 得到的结果如表 2 所列。从表 2 可以看出, 48 个正常企业样本在财务指标模型和混合模型中均无一错判, 判定率为 100%, 24 个财务危机样本在财务指标模型中有 5 个被误判, 判定率为 79.2%; 在混合模型中有 4 个被误判, 判定率为 83.3%。

表 2 建模样本判别表

模型		财务指标模型			混合指标模型		
分类		预测类别		判正率	预测类别		判正率
		正常企业	危机企业		正常企业	危机企业	
原始类别	正常企业	48	0	100%	48	0	100%
	危机企业	5	19	79.2%	4	20	83.3%

将建模样本数据还原到各期, 再用训练所得模型进行检验, 得到的结果如表 3 所列。可以发现两种模型均对于 $T-2$ 期的判别效果最好, 判定率都达到 97.2%; 而对于 $T-3$ 和 $T-4$ 期的样本, 混合指标模型的正确判定率分别为 88.9% 和 72.2%, 均高于财务指标模型 2.8 个百分点。由于建模样本选取的是 $T-2$ 和 $T-3$ 期的数据, 因此模型中所包含的信息是这两年样本中能够进行识别的因素, 这样, 模型无疑会受到这两个年度一些特有因素的影响, 因此对于参与建模的样本总体有较其他时间段更好的判别能力。由此也导致了 $T-1$ 期的正确判定率反而低于 $T-2$ 和 $T-3$ 期的。

表 3 建模样本分期检验判别表

模型	财务指标模型		混合指标模型		
	实际个数	正确判别个数	实际个数	正确判别个数	
T-1	危机企业	12	8	12	11
	正常企业	24	20	24	20
	正确判定率	77.8%		86.1%	
T-2	危机企业	12	11	12	11
	正常企业	24	24	24	24
	正确判定率	97.2%		97.2%	
T-3	危机企业	12	7	12	8
	正常企业	24	24	24	24
	正确判定率	86.1%		88.9%	
T-4	危机企业	12	5	12	5
	正常企业	24	20	24	21
	正确判定率	69.4%		72.2%	

将测试数据集中的数据分期输入模型进行检验, 具体结果如表 4 所列。

表 4 测试样本分期检验判别表

模型	财务指标模型		混合指标模型		
	实际个数	正确判别个数	实际个数	正确判别个数	
T-1	危机企业	10	5	10	6
	正常企业	20	20	20	20
正确判定率		83.3%	86.7%		
T-2	危机企业	10	2	10	6
	正常企业	20	20	20	20
正确判定率		73.3%	86.7%		
T-3	危机企业	10	1	10	3
	正常企业	20	17	20	18
正确判定率		60.0%	70.0%		
T-4	危机企业	10	1	10	2
	正常企业	20	17	20	17
正确判定率		60.0%	63.3%		

从表 3 和表 4 可以发现:

(1) 混合指标模型在有效性上有很程度的提高, 尤其是在测试样本中 $T-2$ 和 $T-3$ 期的判定率均比财务指标模型高出 10 个百分点以上。而财务指标模型 $T-3$ 和 $T-4$ 期的判定率都只有 60%, $T-2$ 期的判定率也仅为 73.3%。

(2) 财务指标模型对于建模样本 $T-2$ 和 $T-3$ 期的判定率较高, 都高于 85%, 但对于 $T-4$ 期的判定率就急剧下降到 70% 以下, 对于测试样本的 $T-3$ 和 $T-4$ 期的判定率更是仅为 60%。而混合指标模型对于建模样本 $T-4$ 期的判定率为 72.2%, 对于测试样本的 $T-3$ 期的判定率也达到 70%, 因此混合指标模型的稳定性要超过财务指标模型。

(3) 两类模型随着时间往前推移, 判别精度都有所下降, 但是混合指标模型的下降幅度要远小于财务指标模型, 这说明混合指标模型的中长期预测能力(即超前性)要高于财务指标模型。

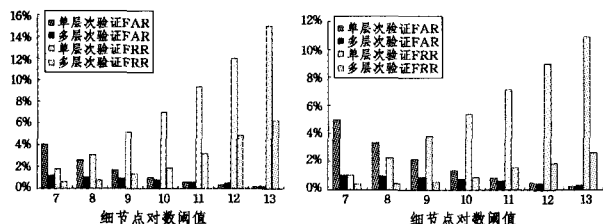
结束语 本文从语言学的角度对 Web 金融信息文档进行情感倾向性分析, 并将 Web 金融信息情感值用于企业财务危机预测。利用 LIBSVM 分别建立了纯财务指标预测模型和加入 Web 金融信息情感值的混合指标预测模型。通过实证研究发现, 混合指标模型的预测精度要高于财务指标模型, 更为难得的是混合指标模型在测试样本上的预测精度不仅要远高于财务指标模型, 而且预测能力并没有出现财务指标模型似的随着时间往前推移而迅速地下降, 而是呈现出比较平稳的态势, 说明了 Web 金融信息指标的引入对于提高财务危机预测模型的性能具有十分重要的意义。在未来的工作中, 我们还将进一步研究 Web 金融信息指标对财务危机动态预测能力的影响。

参考文献

- [1] Ohlson J A. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy[J]. Journal of Accounting Research, 1980, 18(1): 109-131
- [2] Elloumi F, Gueyie J P. Financial Distress and Corporate Governance: An Empirical Analysis[J]. Corporate Governance, 2001 (5): 15-23
- [3] Compbell J Y, Hilscher J, Szilagyi J. In Search of Distress Risk [J]. The Journal of Finance, 2008, 63(6): 2899-2939
- [4] Lu Y C, Lee C J, Chang S L. Corporate Governance, Quality of Financial Information, and Macroeconomic Variables on the Prediction Power of Financial Distress of Listed Companies in Taiwan[R]. Working Paper. http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1137046, 2008

(下转第 315 页)

点对集合中,产生部分负面作用。



(a) DB1 对比实验结果

(b) DB2 对比实验结果

图4 多层次验证与单层次验证^[16]在FVC2002 DBA DB1、DB2的对比实验结果

基于实验结果的观察和整体分析可知:基于多层次验证的指纹细节点对获取算法与文献[16]提出的单层次验证相比,对初始细节点对集去伪存真的正确率更高。但是,多层次验证的时间复杂度也会比单层次验证更高,实验结果表明,前者约为后者的2倍。

结束语 已有的相关工作主要是通过构造鉴别力强的指纹细节点局部特征,然后直接计算细节点局部特征相似度来获取细节点对。文献[16]在此基础上,通过构造基于已获取细节点对的局部拓扑结构来进行进一步验证,提高了细节点对的正确率。针对文献[16]的单层次验证对错误细节点对的负面影响鲁棒性较弱的缺点,提出了一种基于多层次验证的指纹细节点对获取算法,并通过实验验证了该工作的有效性。

参考文献

- [1] Wahab A, Chin S H, Tan E C. Novel approach to automated fingerprint recognition[J]. IEE Proc. Vis Image Signal Process, 1998, 14(3): 160-166
- [2] Jea T-Y, Govindaraju V. A minutia-based partial fingerprint recognition system[J]. Pattern Recognition, 2005, 38(10): 1672-1684
- [3] Kovács-Vajna M Z. A fingerprint verification system based on triangular matching and dynamic time warping[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1266-1276
- [4] Chen Xin-jian, Tian Jie, Yang Xin, et al. An Algorithm for Distorted Fingerprint Matching Based on Local Triangle Feature

- Set[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2006, 1(2): 169-177
- [5] Bebis G, Deaconu T, Georgiopoulos M. Fingerprint identification using Delaunay triangulation[C]//Proc. of IEEE International Conference on Information Intelligence and Systems. 1999: 452-459
- [6] Cappelli R, Ferrara M, Maltoni D. Minutia Cylinder-Code: A New Representation and Matching Technique for Fingerprint Recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(12): 2128-2141
- [7] Cappelli R, Ferrara M, Maltoni D. Fingerprint Indexing Based on Minutia Cylinder-Code[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(5): 1051-1057
- [8] 罗希平, 田捷. 自动指纹识别中的图像增强和细节点匹配算法[J]. 软件学报, 2002, 13(5): 946-956
- [9] Tong Xi-feng, Huang Jian-hua, Tang Xiang-long, et al. Fingerprint minutiae matching using the adjacent feature vector[J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26: 1337-1345
- [10] Zhu En, Yin Jian-ping, Zhang Guo-min. Fingerprint matching based on global alignment of multiple reference minutiae[J]. Pattern Recognition, 2005, 38(10): 1685-1694
- [11] Choi H, Choi K, Kim J. Fingerprint Matching Incorporating Ridge Features With Minutiae[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2011, 6(2): 338-345
- [12] Cao Kai, Yang Xin, Chen Xin-jian, et al. Minutia handedness: A novel global feature for minutiae-based fingerprint matching[J]. Pattern Recognition Letters, 2012, 33: 1411-1421
- [13] Jiang Xiu-bao, You Xin-ge, Yuan Yuan, et al. A method using long digital straight segments for fingerprint recognition[J]. Neurocomputing, 2012, 77: 28-35
- [14] Tico M, Kuosmanen P. Fingerprint Matching Using an Orientation-Based Minutia Descriptor[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(8): 1009-1014
- [15] 梅园, 曹国, 孙怀江, 等. 基于改进的 Orientation-based Minutia Descriptor 指纹检索算法[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(2): 274-279
- [16] Kisel A, Kochetkov A, Kranauskas J. Fingerprint Minutiae Matching without Global Alignment Using Local Structures[J]. Informatica, 2008, 19(1): 31-44

(上接第298页)

- [5] 李秉祥, 扈文秀. 基于期权理论的上市公司财务危机动态预测方法研究[J]. 管理评论, 2004, 16(4): 54-58
- [6] 王克敏, 姬关光. 基于财务与非财务指标的亏损公司财务预警研究[J]. 财经研究, 2006, 32(7): 63-72
- [7] 刘国光, 王慧敏, 张兵. 考虑违约距离的上市公司危机预警模型研究[J]. 财经研究, 2005, 31(11): 59-67
- [8] 曹德芳, 夏好琴. 股权结构变量对企业财务危机影响的实证研究[J]. 东北大学学报, 2006, 8(1): 31-34
- [9] 柏丙林, 吕峻. 基于不同指标类型的财务危机预测模型比较[J]. 开放导报, 2008(2): 96-101
- [10] Da Z, Engelberg J, Gao P. In Search of Attention[J]. The Journal of Finance, 2011, 66(5): 1461-1499
- [11] Li N, Wang C. Financial Volatility Forecasting Based on Inter-company Connections and Support Vector Machine[C]//Pro-

- ceedings of 2007 Journal Publication Meeting, Pre-Conference Meeting on Risk Management and Engineering Management. Toronto, Canada, 2007: 112-118
- [12] 王超, 李楠, 李欣丽, 等. 倾向性分析用于金融市场波动率的研究[J]. 中文信息学报, 2009, 23(1): 95-99
- [13] <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>
- [14] Thanh-Nghi D, Fekete J D. Large Scale Classification with Support Vector Machine Algorithms[C]//Sixth International Conference on Machine Learning and Applications, ICMLA2007. Dec. 2007
- [15] Bian H R, Wan C X, Li G L, et al. Chinese Morpheme-based Emotion Detection on Financial Securities Information[J]. Journal of Convergence Information Technology, 2012, 7(20): 406-418
- [16] Vapnik V N. 统计学习理论的本质[M]. 张学工, 译. 北京: 清华大学出版社, 1999: 177-198