

# 基于模型检测的财经舆情可信度研究

吴 鹏<sup>1,2</sup>, 肖维聪<sup>1,2</sup>, 楚榕珍<sup>1,2</sup>

(1. 南京理工大学经济管理学院, 南京 210094; 2. 江苏省社会公共安全科技协同创新中心, 南京 210094)

**摘 要** 财经舆情的可信度评估影响企业发展和投资者利益, 为了获得可信度判别标准并判断其准确性, 本文设计了一个基于模型检测技术的可信度检测框架。利用决策树算法代替传统的人工归纳过程来构建财经舆情的可信度判断规则, 并以 CTL 形式化语言描述。将财经舆情数据库表示为基于时序逻辑关系的可信度待检测模型, 并将模型以 kripke 结构表示。通过模型检测器 NuSMV 对待检测模型进行自动化的规则验证, 判断待检测模型是否符合可信度检测规则, 将不符合规则的模型中的路径输出为反例路径, 即为不可信财经舆情的检测路径。最后, 结合实证研究对提出的框架进行了有效性验证。结果表明, 本文提出的框架可以快速有效实现财经舆情可信度的自动检测, 帮助投资者分析和预测财经舆情的真实性。

**关键词** 模型检测; 财经舆情; 可信度检测; 决策树算法

## The Credibility of Business Public Opinion Based on Model Checking

Wu Peng<sup>1,2</sup>, Xiao Weicong<sup>1,2</sup> and Chu Rongzhen<sup>1,2</sup>

(1. School of Economics and Management, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094;  
2. Jiangsu Collaborative Innovation Center of Social Safety Science and Technology, Nanjing 210094)

**Abstract:** Credibility assessment of business public opinion affects the both enterprise development and investors' interests. To identify the criterion of credibility and judge its accuracy, this paper designed a credibility detection framework based on model checking technology. A decision tree algorithm was employed instead of the traditional artificial induction process to construct the rules for credibility judgment of business public opinion, and the language description was formalized with CTL. A business public opinion database is constructed as a credibility to-be-detected model based on the temporal logic relationship, represented by a Kripke structure. The model detector NuSMV performs automatic rule verification on the model to be detected, determines whether the model conforms to the credibility detection rule, and outputs the non-conforming paths as counter-examples (i.e., untrustworthy business public opinion detection paths). The proposed framework was validated in combination with empirical research, showing that the detection framework can quickly and effectively realize automatic detection of business public opinion credibility. This can help investors to analyze and predict the authenticity of business public opinion.

**Key words:** model detection; business public opinion; credibility detection; decision tree algorithm

收稿日期: 2019-07-06; 修回日期: 2019-10-24

基金项目: 国家自然科学基金项目“突发事件网民负面情感的模型检测研究”(71774084), “个体调节定向与信息瀑布演进交互作用机制研究”(71874082); 国家社会科学基金项目“基于社会网络分析的网络舆情主题发现研究”(15BTQ063)。

作者简介: 吴鹏, 男, 1976年生, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究领域为用户行为与人机交互、智能信息处理, E-mail: wupeng@njjust.edu.cn; 肖维聪, 男, 1996年生, 硕士研究生, 主要研究领域为网络用户行为研究; 楚榕珍, 女, 1993年生, 硕士研究生, 主要研究领域为网络用户行为研究。

## 1 引言

随着互联网的发展,财经新闻可通过网络传播效应演变成大众关注的财经舆情事件,影响着大众和投资者的态度与行为。财经舆情的失实将导致相关方的决策产生偏差,尤其涉及资本市场的相关报道时,如散布上市公司违规或盈利等虚假信息,一方面损害上市公司及投资者的合法权益,另一方面也加剧公众对媒体的质疑<sup>[1]</sup>。因此,对财经舆情可信度进行评估至关重要,不仅能避免因不可信舆情给资本市场带来的巨大经济损失,而且能辅助投资者判断财经舆情的真实性。

近年来,国内外学者针对信息可信度检测进行了广泛的研究,主要分为基于特征评估、数据挖掘算法和检测系统三个方面<sup>[2]</sup>。本文基于特征的可信度分析模型,发现财经舆情可信度判断的相关特征,通过检测算法实现可信度评估。信息可信度被定义为信息内容、传播途径和信息源的可信赖程度<sup>[3]</sup>。现有研究偏重对不同评估线索的静态考察,如用户特征<sup>[4]</sup>、内容线索<sup>[5]</sup>、信源线索<sup>[6]</sup>和社会线索<sup>[7]</sup>等,缺乏考虑不同时段下的外界反馈所衍生出的动态指标。研究范围大多集中于微信<sup>[7]</sup>、微博<sup>[8]</sup>和Twitter<sup>[9]</sup>等社会化媒体上的新闻或网络舆情,鲜有对财经类舆情可信度检测进行研究。财经舆情影响着企业的发展和股市的运作<sup>[10]</sup>,相比一般网络舆情,它更具特殊性和针对性,其可信度判断依据与企业、股民和股市动态等因素存在密不可分的联系。因此,本文考虑财经舆情的特点,选取股票收益率<sup>[11]</sup>、投资者情绪变化<sup>[12]</sup>等动态指标,结合企业相关数据以及一般信息可信度判断标准等静态指标作为检测财经舆情的可信度的关键变量。

关于信息可信度检测方法,目前主要分为评估分类方法<sup>[13]</sup>、特征排序算法<sup>[14]</sup>两种,但存在人工成本高昂、算法效率低效以及不佳的扩展性等方面问题。模型检测方法是一种基于模型的、自动的性质验证方式,该方法通过对状态空间的穷尽搜索来检查某个系统的行为是否满足某些性质,同时在不满足性质时提供反例来改进系统的正确性<sup>[15]</sup>。模型检测方法最早由美国学者Clarke等<sup>[16]</sup>提出,已普遍应用在软/硬件系统检测、协议验证和数据异常检测等方面。本文利用其基于模型的、自动的性质验证的特性,对财经舆情信息进行建模,通过决策树算法自动提取解释性较好的可信度检测规则,采用模型检测工具NuSMV执行财经舆情可信度的自动验证,对于不满足规则的失实财经舆情将输出其过程路径,经过反复验证和优化,将大大削减人工成本,极大

提升检测算法效率。模型及检验规则的模块化使用,提升了可信度分析的可扩展性。

本文的创新点在于将模型检测方法应用于信息可信度自动验证领域,并基于决策树算法代替人工自动构建可信度评估规则,所提出的财经舆情可信度检测框架实现了财经舆情可信度的自动、快速、有效检测,能为投资者提供可解释的决策支持。

## 2 财经舆情可信度评估指标与检测技术

### 2.1 财经舆情可信度评估指标研究

目前,国内外尚未针对财经舆情的可信度进行相关研究,但对在线信息可信度评估的研究已取得一定的进展。Fogg<sup>[17]</sup>定义可信度为对信息质量的认知程度。Castillo等<sup>[13]</sup>在研究社交网络信息可信度中,从信息来源及传播途径两个方面来评估信息的可信度。赵文军等<sup>[18]</sup>总结了近年来在线信息可信度研究成果,并提出在线信息可信度静态评估模型,涉及的静态指标包括内容线索、社会线索和信源线索。李金城<sup>[7]</sup>以微信为例,调查发现内容线索和主观感知是用户评估信息可信度的主要方法,但主观感知并不适合作为推荐的评估策略,认为信源线索与内容线索对信息可信度评估更为重要。财经舆情大多源于财经新闻报道,而现有网络新闻可信度检测研究指标主要基于创作者、新闻内容和社交背景信息三个方面展开<sup>[2]</sup>。本文研究的财经舆情涉及主体为企业和投资者,因此,本文将从一般信息可信度评估指标、财经舆情涉及的企业指标以及投资者指标三个方面进行指标选取。

#### 1) 一般信息可信度评估指标

财经舆情大多源于财经新闻报道,其承载着公司的基本面信息和影响市场参与者预期的定性信息,投资者对公司发展的预期在很大程度上取决于可获得的信息集。信息集主要由新闻内容组成,包含各种来源的定性和定量信息,如公司披露、第三方新闻文章和分析师报告<sup>[10]</sup>。Hong<sup>[19]</sup>研究表明,官方渠道的信息会比非官方渠道(民间渠道、商业渠道)的信息更加具有可信度。Gao等<sup>[8]</sup>发现信息表述的客观性会增加信息的可信度。研究发现新闻报道的情感极性与股票收益率呈正相关<sup>[10]</sup>。因此,财经舆情的来源、内容表述的客观性和内容情感极性是财经舆情可信度评估的重要指标。

#### 2) 企业指标

企业指标包括企业财务报表数据及市场层面数据。上市公司财务报表综合反映了公司财务状况、

经营能力和发展趋势,但根据行业、公司阶段的不同,判断标准难以衡量。上市公司股价、换手率、机构投资者行为、大股东行为等是企业 在证券市场上的最明显的市场型指标<sup>[20]</sup>。许多研究表明,股票价格是对新闻文本和投资者行为的短期反应<sup>[11]</sup>。Liu等<sup>[21]</sup>发现,新闻文本的情感极性与企业股价涨跌幅和舆情期间的股票成交量呈显著相关。换手率是最常见的股票流动性度量指标,当企业发生负面网络舆情、投资者存在负面情绪时,公司股票流动性将趋于降低,即换手率下降<sup>[22]</sup>。从行为金融理论中“羊群效应”可知,在信息不对称情况下,投资者的投资行为易受其他投资者行为的影响,而在证券市场中,机构投资者和大股东在信息搜集、分析、应用等方面具有优势<sup>[23]</sup>,其追求的利益往往大于其他投资者,因而其投资行为也可作为舆情可信度的参考。综上,股价变化、市场换手率、股东增减持情况等市场层面数据可作为财经舆情可信度检测的企业指标。

### 3) 投资者指标

社会化媒体的网民情绪已经成为信息可信度评估的重要手段。网民们对财经舆情的评价会相互影响,如负面评论、高转发次数会降低可信度<sup>[8]</sup>。而财经舆情反映出的是一种与投资者利益相关联的信息,会引发投资者情绪及随后相应的交易行为<sup>[24]</sup>。金雪军等<sup>[25]</sup>发现相关股评可以反映出投资者的情绪和决策,从而预测相关个股的股价波动。Sprenger等<sup>[26]</sup>通过对微博论坛内容的分析,论证了微博情绪与股票收益、交易量和波动率之间存在密切关联。朱恒等<sup>[24]</sup>发现投资者关注度越高,投资者情绪所起的作用越大,负面财经传闻对股价造成的影响也就越大。而百度搜索指数是指用户在搜索引擎上对企业的搜索程度,能够表示网民对舆情的关注度,通常作为投资者有限关注的代理量<sup>[27]</sup>。因此,股评中的网民情感、百度指数可为财经舆情可信度分析提供参考依据。

## 2.2 财经舆情可信度检测技术

### 2.2.1 可信度检测方法研究

**信息可信度检测方法**包括基于实践的方法和基于研究的方法,基于研究的方法又包含基于研究对象的类别、基于数据挖掘的类别和基于实现的类别三个角度。从数据挖掘的角度出发主要是通过机器学习模型,包括监督、半监督和无监督模型进行分析<sup>[2]</sup>。Castillo等<sup>[13]</sup>提出了Twitter话题可信度的评估

方法,通过提取热门话题下的Tweets消息特征(Tweets的长度、是否有情绪词等)、Twitter用户信息(年龄、粉丝数、关注数等)和Tweets的传播特征(Tweets传播树的深度),采用决策树分类方法来预测趋势话题是否可信。Gupta等<sup>[14]</sup>在对信息可信度特征进行抽取的基础上,采用有监督机器学习的RankSVM方法对微博信息进行可信度评分排序。Conroy等<sup>[28]</sup>结合语义分析和网络分析,制定了在线假新闻检测方法,检测准确率为91%,并发现上下文信息描述了在线假新闻的分发方式,是识别可靠的信息来源的良好指标。Hamidian等<sup>[29]</sup>加入了深层语义特征,首次利用了100维的Twitter潜在向量(TLV)的语义特征进行谣言检测,使得谣言的识别精确率提高到了97.2%。现有的可信度检测方法准确率较高,但未提供可信度评判的具体规则,难以辅助决策人员进行深度分析。

### 2.2.2 模型检测技术

模型检测(model checking)是一种应用于验证有限状态系统满足规范的形式化方法,主要针对具有逻辑性质的有限状态系统<sup>[30]</sup>。模型检测过程包括三个部分(图1)。

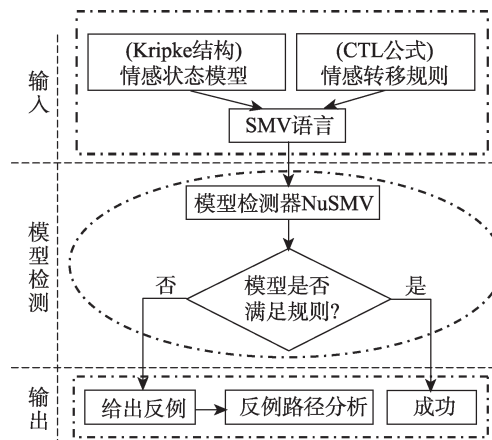


图1 模型检测基本工作流程图

(1) 系统模型生成,即根据源数据进行状态提取并生成状态转移关系模型。其中,对待检测模型描述方法主要为Kripke结构,将一个有穷状态转移系统的行为表述为模型结构<sup>[31]</sup>。

(2) 检验规则生成,根据客观规律进行规则提取和形式化表示,是检测规则是发现逻辑异常的量度。检验规则是根据已知规律和数据统计分析进行提取的,检验规则的形式化主要运用计算树逻辑<sup>[32]</sup>(computing tree logic, CTL;也称分支时序逻辑),系统状态变化的可能性被表示为树状结构。其语法



与语义定义可参考文献[33]。

(3) 模型检测, 是为了检验规则验证状态转移关系的时序逻辑合理性。符号模型检测 (symbolic model checking, SMC) 是目前应用于复杂系统和复杂数据模型的主要方法<sup>[34]</sup>。

国内外研究方向主要集中在算法的改进、创新和应用场景方面。在应用场景方面, Mezzanzanica等<sup>[35]</sup>将模型检测方法应用到数据清洗中, 对具有时序关系的数据进行建模, 依据数据应符合的规则来构建检验规则, 由此识别出异常数据。吴鹏等<sup>[36]</sup>利用模型检测方法设计了一个专利时序关系数据清洗框架, 对专利法律状态信息时序演变关系进行抽取、规则描述和检测, 将抽象的计算模型与复杂的数据清洗流程进行有机结合。Samarah等<sup>[37]</sup>通过将模型检测技术应用于验证决策树算法中根节点到每个叶子节点的可达性属性, 同时消除不必要的路径, 来构建无线传感器网络分类器。本文则是将模型检测算法应用于财经舆情的可信度检测方面, 然而, 现有数据检测规则是通过人工归纳已有的客观规律获得的, 对于财经舆情可信度检测这种具有变化性、高维性的任务, 势必需要自动化的规则构建方式。

研究表明, 决策树通过融合子树可用于描述模型检测中的模型的Kripke结构<sup>[33]</sup>, 从而可转化为检测模型正确性的规则, 即可自动推理生成模型检测中的检测规则, 节约人力成本, 提升算法效率。决策树DT (decision tree) 算法<sup>[38]</sup>是一种决策学习方法, 通过对杂乱无序的样本数据分析推理, 可建立一个用于分析判断的决策树。其优点是学习推理生成的分类规则具有较好的解释作用, 在各个领域得到广泛应用。Soeanu等<sup>[39]</sup>采用概率模型检测方法来评估运输风险和应急方案选择, 并对检测结果构建决策树以提供有效的风险评估方法。Zhou等<sup>[40]</sup>提出一种结合决策树和改进的过滤特征选择方法来预测中国上市公司上市状态的方法, 并从决策树模型中获得预测中国上市公司上市状态的规则集。Hajek等<sup>[41]</sup>通过对比多种机器学习方法, 发现结合朴素贝叶斯和决策树的算法在财务报表欺诈检测中效果最好, 并提供相应的上市公司欺诈检测的决策规则。因此, 决策树算法可用于自动构建可信度评估规则, 极大地提升模型检测的自动化效率。

### 3 研究模型设计

#### 3.1 研究框架

本文提出的财经舆情可信度检测框架旨在建立

财经舆情可信度评估模型并对模型进行自动验证, 整个过程分为数据准备、模型检测和结果分析三个阶段 (图2)。首先, 对初始数据源进行加工清洗, 通过决策树算法生成可信度检测路径, 以决策树中特征所在节点的先后顺序为基础, 按照时序关系对每类财经舆情数据进行建模, 完成财经舆情检测状态的确立及状态转移关系的归并, 建立待检测模型; 将规则与模型进行形式化表示并输入模型检测器, 执行模型检测, 输出每类舆情中不可信的舆情路径 (反例); 最后, 分析和评价检测结果。

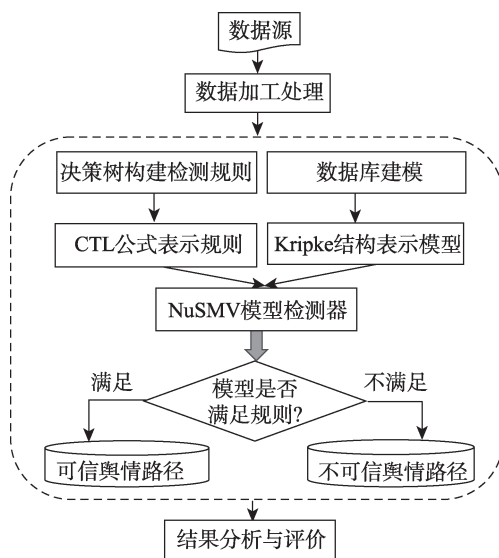


图2 财经舆情可信度检测框架

#### 3.2 模型检测

##### 3.2.1 建立检测规则

检测规则是判断财经舆情是否可信的标度, 其中包括规则设计和规则CTL公式描述两部分。规则设计, 是通过决策树自动生成检测路径, 并将其合并精简成检测规则。规则描述, 是通过CTL时序逻辑公式表示, 对系统状态的未來可能路径进行描述。

##### 1) 基于决策树构建检测规则

决策树DT分类算法, 可根据财经舆情样本的特征值, 自动识别其所属的可信度类别。其分类的核心在于确定对训练数据最有效的分类特征和特征值。研究表明, 相比于ID3、C4.5算法, CART决策树分类算法利用基尼指数选择最优特征, 同时确定该特征的最优二值切分点, 具有更好的精度, 且结构简单<sup>[42]</sup>。假设有 $n$ 个类, 样本点属于第 $k$ 个类

的概率为  $p_k$ ，则概率分布的基尼指数定义为

$$\text{Gini}(p) = \sum_{k=1}^n p_k(1 - p_k) = 1 - \sum_{k=1}^n p_k^2 \tag{1}$$

由于决策树可能会造成分类规则复杂、局部最优解以及过拟合问题，本文联系实际意义将变量的值离散化为 2~4 种，并对决策树模型进行参数调整和剪枝。图 3 为决策树分类结果示例，假设样本数据的特征为：舆情描述（Description）、舆情来源（Source）、舆情情感（Emotion），并标注已知的可信度结果（1 表示可信，0 表示不可信），通过 CHAT 算法对总舆情数据库构建决策树，得到部分检测路径为

- ①IF 舆情描述=客观，舆情来源=媒体，舆情情感=负，Then 可信；
- ②IF 舆情描述=客观，舆情来源=媒体，舆情情感=正，Then 可信；
- ③IF 舆情描述=主观，舆情来源=企业，舆情情感=负，Then 可信；
- ④IF 舆情描述=主观，舆情来源=企业，舆情情感=正，Then 不可信；
- .....

其中，路径①②③的检测结果是确定的，而路径④的检测结果存在 2 条不可信舆情，1 条可信舆情，本文将该类路径结果归属数量占比大的一类。

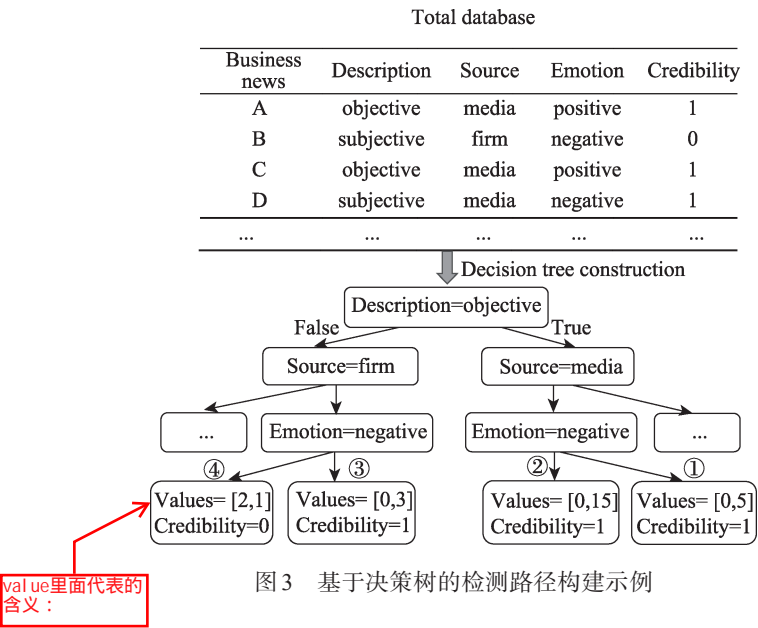


图 3 基于决策树的检测路径构建示例

归并简化决策树生成的检测路径，合并子树中分类结果相同的分支，如将图 3 中路径①和②合并，则得到简化的检测规则如下：

- ①IF 舆情描述=客观，舆情来源=媒体，Then 可信；

- ②IF 舆情描述=主观，舆情来源=企业，舆情情感=负，Then 可信；

- ③IF 舆情描述=主观，舆情来源=企业，舆情情感=正，Then 不可信。

2) 检测规则的 CTL 形式化

计算树时序逻辑 CTL<sup>[33]</sup>是一种离散、分支时间逻辑，在模型检测中应用较多。在模型检测中，CTL 是一种描述能力非常强的时序逻辑，它用来描述计算树的属性，计算树的根对应于初始状态，树上的其他节点对应于可能的状态转换（路径）序列。利用 CTL 公式对两类规则进行表示，将不可信舆情的检测规则的最后一个状态设置为 !=True，表 1 为由图 3 中检测路径转化的检测规则的 CTL 公式表示示例。

表 1 检测规则的 CTL 公式表示示例

路径	相应 CTL 公式
	$AG(State = State_0 \ \& \ Description = objective \rightarrow AX(State = State_1))$ ;
①	$AG(State = State_1 \ \& \ Source \neq media) \rightarrow AX(State = State_3)$ ; $AF(AG(State = State_3 \rightarrow State = True))$
	$AG(State = State_0 \ \& \ Description = subjective \rightarrow AX(State = State_2))$ ;
②	$AG(State = State_2 \ \& \ Source = firm) \rightarrow AX(State = State_4)$ ; $AG(State = State_4 \ \& \ Emotion = negative) \rightarrow AX(State = True)$
	$AG(State = State_2 \ \& \ Source = media) \rightarrow AX(State = State_5)$ ;
③	$AG(State = State_5 \ \& \ Emotion \neq negative) \rightarrow AX(State \neq True)$
...	...

注：路径①中第一条规则的 CTL 公式语义为从源状态 State<sub>0</sub> 开始，对于所有满足 Description=objective 条件的路径其下一个状态是 State<sub>1</sub>，余下规则以此类推；路径①中第三条规则表示以状态 State<sub>3</sub> 起始的所有路径上最终会到达状态 True。

3.2.2 构建待检测模型

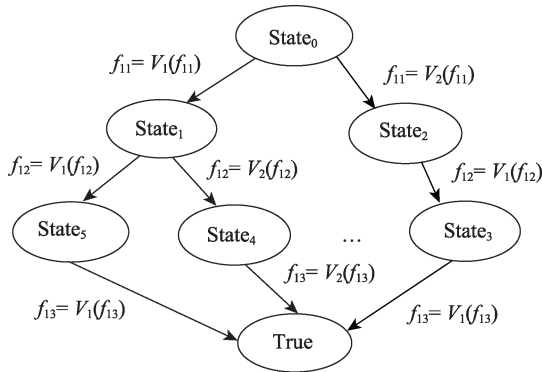
1) 数据库模型描述

建模，是指将财经舆情数据库看作待检测模型（有限状态系统），按照一定方式对数据库进行描述的过程。数据库模型描述过程如下：

- (1) 首先，对数据库进行约简，合并相同的舆情数据，得到  $c$  行  $m$  列数据， $m$  表示特征数量。将数据库根据不同舆情类别分为  $n$  个子数据集（本文  $n=2$ ），按照检测规则中的特征所在的树节点顺序对特征重要性进行降序列， $f_{ij}$  表示第  $i$  个子数据集中的第  $j$  个重要特征。

- (2) 对每个数据集  $d_i$  ( $i=1,2$ ) 进行建模，具体步骤为：以初始状态 State<sub>0</sub> 为起点，①  $j=1$ ，以第  $j$  个重要特征的不同类型的值作为转移条件，构造相

应的后续状态；②若  $j < m$ , 则  $j=j+1$ , 重复步骤①；③  $j=m$ , 构造终点状态为 True, 建模停止。最终建立的数据库模型样例如图 4 所示。



$V(f_{ij})$  表示第  $i$  个子数据集的第  $j$  个重要特征的值;  $V_k(f_{ij})$  表示第  $i$  个子数据集的第  $j$  个重要特征的值的第  $k$  个类型, 如特征 Emotion 的值有 positive、neutral 和 negative 三种类型, 则  $k=1, 2, 3$ 。State <sub>$n$</sub>  ( $n=1, 2, 3, \dots$ ) 表示第  $n$  个的检测状态, State<sub>0</sub> 表示初始状态。

图 4 可信度检测状态序列模型示例

## 2) 基于 Kripke 结构的模型表示

Kripke 结构由 Saul Kripke 提出, 目前主要被应用于模型检测方法的系统建模方面, 用于表述一个有穷状态转移系统的行为<sup>[30]</sup>。相关定义如下:

**定义 1** Kripke 结构可表示为一个三元组  $K = \langle S, R, I \rangle$ , 其中,

- $S$ : 有穷状态集;
- $R$ :  $R \subseteq S \times S$ : 是状态转移关系;
- $I$ :  $I \subseteq S$  是初始状态集合。

Kripke 结构要求其每个状态都存在至少一个到其他状态的转移。

**定义 2** Kripke 结构  $K = \langle S, R, I \rangle$  的一条迹是一个有穷状态序列  $t = \langle s_1, s_2, s_3, \dots, s_n \rangle$ , 对于  $\forall i \in [1, n-1]$ , 都有  $\langle s_i, s_{i+1} \rangle \in R$  成立。

本文将待检测模型转化为 Kripke 结构, 将图 5 示例具体描述如下:

模型表示为三元组  $K = \langle S, R, I \rangle$ , 其中,

$S: \{State_0, State_1, State_2, \dots, State_n\}$ ;

$R: \{r_0, r_1, r_2, r_3, \dots\} = \{(State_0, State_1), (State_0, State_2), (State_1, State_4), (State_1, State_5), (State_2, State_3), (State_3, True), (State_4, True), (State_5, True), \dots\}$ , 其中,  $r_0 = State_0 \xrightarrow{f_{11}=V_1(f_{11})} \{State_1, State_2\}$ ,  $r_1 = State_1 \xrightarrow{f_{12}=V_2(f_{12})} \{State_4, State_5\}$ ,  $r_2 = State_2 \xrightarrow{f_{13}=V_3(f_{13})} \{State_3\}$ ,  $r_3 = \{State_3, State_4, State_5\} \rightarrow True$ , 表达式中的  $f_{ij}=V_k(f_{ij})$  表示可信度检测状态的转移条件。

$I: \{State_0\}$ 。

一条舆情可信度的检测路径即为  $t$ , 如  $t = \langle State_0, State_1, State_4, True \rangle$ 。所有舆情的检测路径转化成 Kripke 结构, 即构成了基于 Kripke 结构的财经舆情状态转移模型。

## 3.2.3 执行模型检测

模型检测工具 NuSMV 可实现模型检测的高度自动化, 它将 Kripke 结构表示的模型以及 CTL 描述的规则转换为 SMV 语言作为输入, 自动检测规则在模型中是否成立。如果成立, 则该规则的检测结果输出为 True; 否则, 输出 False, 表示数据库模型中存在不满足某一规则的反例, 并列此反例的状态转移路径。

# 4 实证研究

## 4.1 数据采集与处理

本研究所需数据主要包括互联网财经舆情数据和上市公司相关数据。本文从和讯财经舆情专栏和和讯财经传播研究所开发的《中国上市公司舆情月报》中采集 2016 年 6 月 1 日—2019 年 4 月 30 日的三类财经舆情数据, 主要信息包括新闻发布时间、新闻标题、股票名称和新闻正文等内容。其中, 排除非上市公司舆情, 排除一天内发生多条不同舆情的公司, 排除舆情期间处于停牌的上市公司舆情, 数据清洗后最终得到 183 家公司的 429 篇财经舆情。总体数据概况如表 2 所示。可信舆情与不可信舆情比例约为 4:1。在上市公司相关数据方面, 本文从锐思数据库、东方财富网获取上市公司股价、换手率、大宗交易和股东增减持等数据, 从东方财富网股吧抓取关于舆情事件的股票评论。

表 2 互联网财经舆情数据的描述性统计

	总数	可信舆情		不可信舆情	
		数量	占比	数量	占比
总体数据	429	345	0.804	84	0.196
盈利能力类	216	173	0.801	43	0.199
违规处罚类	213	172	0.808	41	0.192

针对数据的可操作性和可解释性, 结合中国股市的一般规律, 将数据进行离散化、标准化、类型转换等处理, 各个指标的意义和计算方式如表 3 所示。

关于舆情的可信度判定, 本文主要是根据后期企业和政府的回应以及事件的结果, 如事后公布的



表3 上市公司相关指标处理汇总表

指标	计算方式	结果表示
平均股票收益率( $\bar{r}$ )	每天股票收益率 $r_i = \frac{\text{close}_i - \text{close}_{i-1}}{\text{close}_{i-1}}$ 。其中, $\text{close}_i$ 和 $\text{close}_{i-1}$ 表示第 $i$ 天的收盘价和第 $i-1$ 天的收盘价。	舆情前后各一周内的平均股票收益率 $\bar{r} > 0$ 表示这一时期的股价为涨; 否则为跌。
大宗交易	<p>舆情发生前后三个月内股票是否出现大宗交易, 出现大宗交易则计算平均折溢率。</p> <p>股票的平均折溢率 <math>\bar{y} = \frac{1}{\sum_{i=1}^n v_i} \sum_{i=1}^n y_i v_i</math>, 其中 <math>y = (p_s - p_c)/p_s</math> (<math>p_s</math> 为大宗交易成交价格, <math>p_c</math> 为大宗交易股票当天收盘价), <math>v_i</math> 表示第 <math>i</math> 次大宗交易的成交量(万股)。</p>	未出现大宗交易, 则为无; 若存在大宗交易, 且 $\bar{y} \leq -5\%$ 则为低; 否则为不低。
股东增持	是否出现股东增持或股东减持股票。	无/股东增持/股东减持
搜索指数( $s$ )	<p>舆情后一周内平均搜索指数与近一个月内的平均搜索指数的比值 <math>s = \frac{\frac{1}{5} \sum_{i=1}^5 \text{SI}_i}{\frac{1}{30} \sum_{i=1}^{30} \text{SI}_i}</math>。其中, <math>\text{SI}_i</math> 表示第 <math>i</math> 天的搜索指数。</p>	$s > 1$ , 则为高; 否则为低。
换手率值( $\text{TR}$ )	<p>舆情发生后一周内平均换手率值 <math>\text{TR} = \sum_{i=1}^5 \frac{v_i}{f_i}</math>。其中, <math>v_i</math> 和 <math>f_i</math> 分别表示第 <math>i</math> 天的股票成交量和发行总股数。</p>	$\text{TR} > 3\%$ , 则为高; 否则为低。
换手率趋势	舆情发生前后一周内的换手率变化趋势。	数据中包括4种换手率趋势: A, 突增型; B, 前降后增型; C, 前增后降型; D, 突降型。
舆情情感	根据消息文本出现正负情感词的比例判断其情感极性。	正/中/负
舆情内容表述的客观性	根据客观词和主观词出现的频率, 判断舆情依据的客观程度。	主观/客观/主观+客观
舆情来源	人工判断舆情来源属于媒体、企业自身, 还是个人渠道。	媒体/企业/个人
网民情感	基于 LSTM <sup>[44]</sup> 算法对股吧评论进行情感分析。	正/中/负

财务报告可验证事先信息披露的质量, 传闻逐渐明朗是对澄清公告的一种验证<sup>[43]</sup>。

## 4.2 可信度检测系统实现

### 1) 模型检测

首先, 将决策树构建的检测路径简化归并为检测规则(表4), 并分析规则的合理性; 再针对不同舆情类别进行数据库建模, 根据检测规则合并简化相同的转移状态从而降低模型复杂度, 得到两类待检测模型(图5为违规处罚类财经舆情待检测模型)。最后, 将规则 CTL 形式化, 以 Kripke 结构表示待检测模型, 输入模型检测器 NuSMV, 执行模型检测, 输出检测结果(表5为违规处罚类财经舆情模型检测结果), 对于不可信舆情将给出反例路径。

通过表4中的规则可以看出, 报道者表述的客观性和股市各指标的变化是网民可信度决策的重要

**参考指标**。未出现在规则中的变量(百度指数、换手率值)表明与目标变量(财经舆情可信度)之间的相关性较弱。根据文献[45], 盈利能力类新闻发布的后5日内, 股价收益率明显增加; 违规处罚类新闻发布当天及之后一段时间, 股价收益率降低。本文研究结果与其较为一致, 且存在以下新的发现: ①可信的盈利类消息存在发布前6日股价涨, 发布后4日股价跌的情况, 此时大宗交易情况、股民活跃度和网民情感可判断大股东和散户对公司的支持度; ②虚假盈利类消息也可能导致舆情后期股价涨, 而真的盈利类消息也会导致股价跌, 此时, 网民情感和换手率趋势、舆情表述的客观程度和大股东增持行为是可信度分析的重要依据; ③客观证据支持的违规处罚类舆情消息是可信的, 若存在报道者主观判断, 则网民情感和股价波动情况可辅助判断财经舆情的可信程度。

表 4 两类财经舆情检测规则

类别	规则
盈利能力类规则	①IF 舆情后期股价涨,换手率趋势为突降型,舆情表述客观,Then 可信; ②IF 舆情后期股价涨,换手率趋势为突降型,舆情表述存在主观内容,Then 不可信; ③IF 舆情后期股价涨,换手率趋势不为突降型,网民情感为负面,前期大宗交易折溢率高,Then 不可信; ④IF 舆情后期股价涨,换手率趋势不为突降型,网民情感为负面,前期无大宗交易或大宗交易折溢率低,Then 可信; ⑤IF 舆情后期股价涨,换手率趋势不为突降型,网民情感为正面或中性,Then 可信; ⑥IF 舆情后期股价跌,网民情感为中性或负面,Then 不可信; ⑦IF 舆情后期股价跌,网民情感为正面,股东减持,Then 不可信; ⑧IF 舆情后期股价跌,网民情感为正面,未有股东增减持,舆情前期股价涨,Then 可信; ⑨IF 舆情后期股价跌,网民情感为正面,未有股东增减持,舆情前期股价跌,Then 不可信; ⑩IF 舆情后期股价跌,网民情感为正面,股东增持,Then 可信
违规处罚类规则	①IF 舆情表述客观,Then 可信; ②IF 舆情表述存在主观内容,网民情感为负面,舆情后期股价跌,Then 可信; ③IF 舆情表述存在主观内容,网民情感为负面,舆情后期股价涨,Then 不可信; ④IF 舆情表述存在主观内容,网民情感为中性或正面,Then 不可信

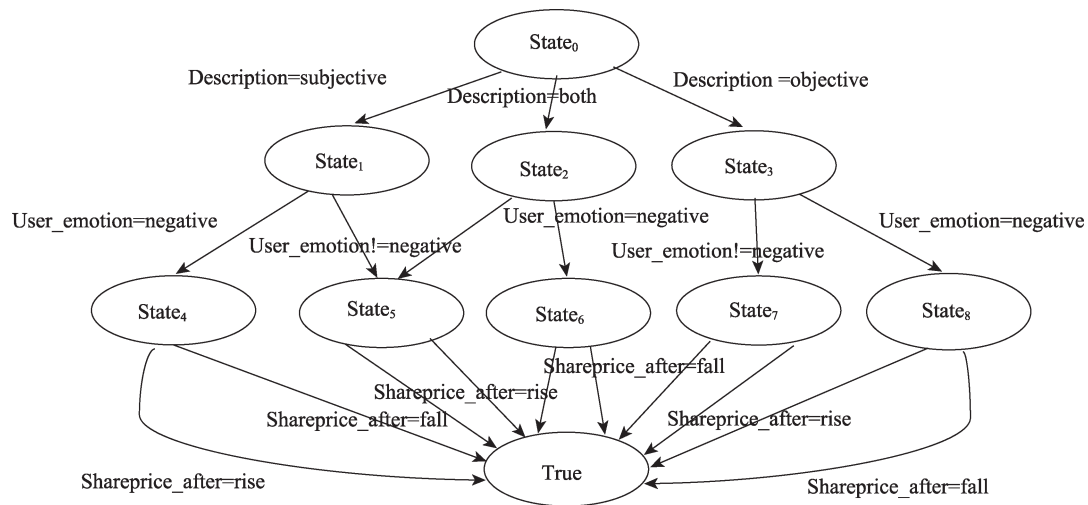


图 5 违规处罚类财经舆情的待检测模型

表 5 违规处罚类财经舆情模型规则检测结果

规则	CTL 形式化表示	模型检测结果
①	AF (AG (State=S3 -> State = True))	True
②	AG (State=S4 & Shareprice_after=fall -> AX (State=True)) AG (State=S6 & Shareprice_after=fall -> AX (State=True))	True True
③	AG (State=S4 & Shareprice_after=rise -> AX (State! =True)) AG (State=S6 & Shareprice_after=rise -> AX (State! =True))	False and Counterexample: $S_0 \xrightarrow{\text{Description = subjective}} S_1 \xrightarrow{\text{User\_emotion = negative}} S_4 \xrightarrow{\text{Shareprice\_after = rise}} \text{True}$ False and Counterexample: $S_0 \xrightarrow{\text{Description = both}} S_2 \xrightarrow{\text{User\_emotion = negative}} S_6 \xrightarrow{\text{Shareprice\_after = rise}} \text{True}$
④	AG (State=S5 & Shareprice_after=rise -> AX (State! =True)) AG (State=S5 & Shareprice_after=fall -> AX (State! =True))	False and Counterexample: $S_0 \xrightarrow{\text{Description = subjective}} S_1 \xrightarrow{\text{User\_emotion = positive}} S_5 \xrightarrow{\text{Shareprice\_after = rise}} \text{True}$ False and Counterexample: $S_0 \xrightarrow{\text{Description = subjective}} S_1 \xrightarrow{\text{User\_emotion = positive}} S_5 \xrightarrow{\text{Shareprice\_after = fall}} \text{True}$



## 2) 结果评价与分析

信息可信度测量评价方法一般分为可信度的客观评测和用户感知评测两方面<sup>[3]</sup>。本文是针对可信度的客观评测，因此选用客观评测中的精确率 (precision rate)、召回率 (recall rate) 和 F1 度量 (F1-measure) 作为财经舆情可信度评价的测量指标。以不可信舆情类别为正例，对检测结果的评价如表6所示。

表6 检测结果评价表

	精确率 (precision rate)	召回率 (recall rate)	F1度量 (F1-measure)
总体数据	0.940	0.940	0.940
盈利能力类	0.974	0.884	0.927
违规处罚类	0.911	1	0.953

在429条财经舆情中，存在10条检测错误的舆情，分析发现：①企业发布的年度业绩预盈公告可信度检测有误，深入分析发现公司的历史行为和企业规模也可能是业绩公告可信度的判断标准。有研究表明，上市公司的业绩预告在前3年内的修正行为越多，其可信度越容易受到质疑<sup>[46]</sup>。大企业更看重诚信和信誉，其发布假消息的代价和惩罚更大，而初创公司铤而走险的概率更大。后期可结合相关因素深入分析。②违规处罚类中存在误判的舆情是记者发布的上市公司曾经的某些违规消息，其对公司发展影响较小而未导致股价下跌和网民的负面情绪。因此，违规类财经舆情可信度的判断还需结合企业实际情况和当前行业环境，股民对公司的期望和认可度也是重要的考虑因素。

## 4.3 结论

本文研究得出，舆情表述的客观性、网民情感和股价变化是两类财经舆情事件可信度衡量的主要特征，且负面舆情事件可信度更加难以判断。研究指出，投资者的“损失厌恶”心理易导致对企业负面舆情的反应直接体现在股票交易上，而这种心理也通过股票评论扩大化<sup>[20]</sup>。因此，除了投资者自身因素，还应关注如何制止失实舆情的产生和传播。为了引导大众投资者正确看待财经舆情，避免股市动荡，本文提出以下建议。

(1) 投资者在价值投资中，应考虑长远利益，要充分了解目标行业或企业，估计其内在价值和他安全边际，减少投机行为，提高心理素质，理性看待股价波动，避免非理性的情绪导致羊群效应的扩

大，在追逐利益的过程中反而成为市场波动下的牺牲品<sup>[47]</sup>。

(2) 投资者要综合多方面因素分析财经舆情的可信度。财经舆情可信度评估需综合考虑多方面因素。如针对违规类舆情中企业澄清公告可信度的判断，研究发现澄清公告越及时，澄清态度越肯定，澄清内容越准确，澄清公告的可信度越高<sup>[43]</sup>。因此，投资者针对特定的财经舆情可借鉴相关的策略，全面考量内外部因素来分析信息的可信度。

(3) 政府要加大企业虚假公告的惩处力度。在数据中发现，不可信的舆情除了小道消息，大多是上市公司发布的不可信公告，包括业绩预告、澄清公告等。业绩预告作为一种事前披露的预测性信息，其内容具有一定的时效性，越早披露的信息对投资者和分析师的决策越有用，但其可信度也越难判断。对于多次业绩变脸的上市公司，投资者需更加谨慎<sup>[46]</sup>。近年来，上市公司业绩预告变脸行为频频发生的一个重要原因是这种行为基本上未被追责。监管层需持续强化依法全面从严监管，规范企业发布的信息，切实维护市场秩序，保证公告的及时性和正确性。

## 5 总结

财经舆情是公众对企业认识的一个重要来源，也是影响股价的重要因素之一。虽然政府已加大监管力度，但“业绩变脸”、“忽悠式重组”、“恶意造谣”等事件还是频频发生，为了实现自动检测不可信的财经舆情，本文利用决策树自动提取检测规则，基于模型检测方法实现可信度自动判别，为投资者分析决策提供参考依据。

本研究的理论意义是设计了一个财经舆情可信度自动检测方法，以便快速发现财经舆情的真实性及其影响因素。本文提出的财经舆情可信度自动检测框架为财经可信度研究增添新的研究成果，有助于投资者和企业有效甄别舆情真伪，为财经舆情可信度分析提供理论与实证参考。

本研究的实践意义在于开发了财经舆情可信度检测框架。模型检测算法能够对大规模数据进行自动、有效、快速的验证，但其检测规则大多依靠人工提取客观规律。本文将决策树算法嵌入模型检测技术中，能够从数据中自动学习有效的、可解释的检测规则，节省人力成本，提升算法效率。虽然生成的规则易受到数据集的大小和偏斜问题的影响而变化，但其价值更在于可在无假设条件下能够发现

变量间的因果关系<sup>[48]</sup>, 辅助人工建立合适的规则, 提供快速有效的可信度判断依据。

本文的**局限性**在于样本量较少, 指标获取及处理**依靠人工**, 耗时较长。虽然可信度判别的指标易随着金融市场的风云变幻而改变, 但本文提供的方法可适用于不同应用场景, 未来的研究活动应侧重于对动态指标的选取以及模型的优化。

## 参 考 文 献

- [1] 刘丹丹. 财经失实新闻对资本市场的负面效果研究[D]. 广州: 暨南大学, 2015.
- [2] Zhang X C, Ghorbani A A. An overview of online fake news: Characterization, detection, and discussion[J]. *Information Processing & Management*, 2019, 57(2): 102025.
- [3] 吴连伟, 饶元, 樊笑冰, 等. 网络传播信息内容的可信度研究进展[J]. *中文信息学报*, 2018, 32(2): 1-11, 21.
- [4] Hilligoss B, Rich S Y. Developing a unifying framework of credibility assessment: Construct, heuristics, and interaction in context [J]. *Information Processing & Management*, 2008, 44(4): 1467-1484.
- [5] Lucassen T, Schraagen J M. The influence of source cues and topic familiarity on credibility evaluation[J]. *Computers in Human Behavior*, 2013, 29(4): 1387-1392.
- [6] 周全, 汤书昆. 社会化媒体信息源感知可信度及其影响因素研究——一项基于微博用户方便样本调查的实证分析[J]. *新闻与传播研究*, 2015, 22(4): 18-35, 126.
- [7] 李金城. 社交媒体信息可信度的评估策略与影响因素[J]. *情报杂志*, 2017, 36(1): 181-186.
- [8] Gao Q, Tian Y, Tu M Y. Exploring factors influencing Chinese user's perceived credibility of health and safety information on Weibo[J]. *Computers in Human Behavior*, 2015, 45: 21-31.
- [9] Al-Khalifa H S, Al-Eidan R M. An experimental system for measuring the credibility of news content in Twitter[J]. *International Journal of Web Information Systems*, 2011, 7(2): 130-151.
- [10] Wu G G R, Hou T C T, Lin J L. Can economic news predict Taiwan stock market returns?[J]. *Asia Pacific Management Review*, 2019, 24(1): 54-59.
- [11] Atkins A, Niranjana M, Gerding E. Financial news predicts stock market volatility better than close price[J]. *The Journal of Finance and Data Science*, 2018, 4(2): 120-137.
- [12] Seng J L, Yang H F. The association between stock price volatility and financial news—A sentiment analysis approach[J]. *Kybernetes*, 2017, 46(8): 1341-1365.
- [13] Castillo C, Mendoza M, Poblete B. Information credibility on twitter[C]// *Proceedings of the 20th International Conference on World Wide Web*. New York: ACM Press, 2011: 675-684.
- [14] Gupta A, Kumaraguru P. Credibility ranking of tweets during high impact events[C]// *Proceedings of the 1st Workshop on Privacy and Security in Online Social Media*. New York: ACM Press, 2012: 2-8.
- [15] 侯刚, 周宽久, 勇嘉伟, 等. 模型检测中状态爆炸问题研究综述[J]. *计算机科学*, 2013, 40(S1): 77-86, 111.
- [16] Clarke E M, Emerson E A, Sistla A P. Automatic verification of finite-state concurrent systems using temporal logic specifications [J]. *ACM Transactions on Programming Languages and Systems*, 1986, 8(2): 244-263.
- [17] Fogg B J. Prominence-interpretation theory: Explaining how people assess credibility online[C]// *Proceedings of the Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*. New York: ACM Press, 2003: 722-723.
- [18] 赵文军, 陈荣元. 社会化媒体中的在线信息可信度评估模型研究[J]. *情报理论与实践*, 2015, 38(12): 68-72.
- [19] Hong T. The influence of structural and message features on Web site credibility[J]. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 2006, 57(1): 114-127.
- [20] 徐琴峰. 基于财务特征的上市公司负面网络舆情预警研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2015.
- [21] Liu P P, Xia X P, Li A T. Tweeting the financial market: Media effect in the era of Big Data[J]. *Pacific-Basin Finance Journal*, 2018, 51: 267-290.
- [22] 吴璇, 田高良, 司毅, 等. 网络舆情管理与股票流动性[J]. *管理科学*, 2017, 30(6): 51-64.
- [23] Pan N N, Zhu H Q. Block trading, information asymmetry, and the informativeness of trading[J]. *China Finance Review International*, 2015, 5(3): 215-235.
- [24] 朱恒, 姚京, 朱书尚. 传闻、澄清公告影响机制研究——基于投资者情绪和投资者关注的视角[J]. *金融学季刊*, 2019, 13(1): 176-205.
- [25] 金雪军, 祝宇, 杨晓兰. 网络媒体对股票市场的影响——以东方财富网股吧为例的实证研究[J]. *新闻与传播研究*, 2013, 20(12): 36-51, 120.
- [26] Sprenger T O, Tumasjan A, Sandner P G, et al. Tweets and trades: The information content of stock microblogs[J]. *European Financial Management*, 2014, 20(5): 926-957.
- [27] 孟雪井, 孟祥兰, 胡杨洋. 基于文本挖掘和百度指数的投资者情绪指数研究[J]. *宏观经济研究*, 2016(1): 144-153.
- [28] Conroy N K, Rubin V L, Chen Y M. Automatic deception detection: Methods for finding fake news[J]. *Proceedings of the Association for Information Science and Technology*, 2015, 52(1): 1-4.
- [29] Hamidian S, Diab M T. Rumor identification and belief investigation on Twitter[C]// *Proceedings of the 7th Workshop on Computational Approaches to Subjectivity, Sentiment and Social Media Analysis*. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2016: 3-8.
- [30] Dovier A, Quintarelli E. Applying model-checking to solve que-

- ries on semistructured data[J]. Computer Languages, Systems & Structures, 2009, 35(2): 143-172.
- [31] Wille R. Concept lattices and conceptual knowledge systems[J]. Computers & Mathematics with Applications, 1992, 23(6-9): 493-515.
- [32] Dams D, Gerth R, Grumberg O. Abstract interpretation of reactive systems[J]. ACM Transactions on Programming Languages and Systems, 1997, 19(2): 253-291.
- [33] Clarke E M, Grumberg O, Peled D A. Model checking[M]. Cambridge: The MIT Press, 1999.
- [34] Luo X Y, Wu L J, Chen Q L, et al. Symbolic model checking for discrete real-time systems[J]. Science China Information Sciences, 2018, 61(5): 052106.
- [35] Mezzananza M, Boselli R, Cesarini M, et al. A model-based evaluation of data quality activities in KDD[J]. Information Processing & Management, 2015, 51(2): 144-166.
- [36] 吴鹏, 张叙, 路霞. 基于模型检测方法的中文专利法律状态数据清洗研究[J]. 情报理论与实践, 2018, 41(3): 49-56.
- [37] Samarah S, Al Zamil M, Saifan A. Model checking based classification technique for wireless sensor networks[J]. New Review of Information Networking, 2012, 17(2): 93-107.
- [38] Suthaharan S. Decision tree learning[M]// Machine Learning Models and Algorithms for Big Data Classification. Boston: Springer US, 2016: 237-269.
- [39] Soeanu A, Debbabi M, Alhadidi D, et al. Transportation risk analysis using probabilistic model checking[J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(9): 4410-4421.
- [40] Zhou L G, Si Y W, Fujita H. Predicting the listing statuses of Chinese-listed companies using decision trees combined with an improved filter feature selection method[J]. Knowledge-Based Systems, 2017, 128: 93-101.
- [41] Hajek P, Henriques R. Mining corporate annual reports for intelligent detection of financial statement fraud—A comparative study of machine learning methods[J]. Knowledge-Based Systems, 2017, 128: 139-152.
- [42] Rutkowski L, Jaworski M, Pietruczuk L, et al. The CART decision tree for mining data streams[J]. Information Sciences, 2014, 266: 1-15.
- [43] 王雄元, 刘立红, 王珊. 澄清公告可信度的市场反应[J]. 立信会计学院学报, 2010, 24(4): 15-22.
- [44] Li D, Qian J. Text sentiment analysis based on long short-term memory[C]// Proceedings of the First IEEE International Conference on Computer Communication and the Internet. IEEE, 2016.
- [45] 刘海飞, 许金涛. 互联网异质性财经新闻对股市的影响——来自中国互联网数据与上市公司的证据[J]. 产业经济研究, 2017(1): 76-88.
- [46] 宋云玲, 宋衍衡. 上市公司业绩预告行为的“持续性”[J]. 投资研究, 2015(6): 23-33.
- [47] 卞晗. 我国股票市场投资者非理性行为研究[D]. 哈尔滨: 黑龙江大学, 2018.
- [48] Jovanović M M, Kaščelan L, Joksimović M, et al. Decision tree analysis of wine consumers' preferences: Evidence from an emerging market[J]. British Food Journal, 2017, 119(6): 1349-1361.

(责任编辑 马 兰)