

基于评论者关系的垃圾评论者识别研究

徐小婷^{1,2}, 魏晶晶³, 廖祥文^{1,2}, 刘月¹, 陈水利⁴

- (1. 福州大学数学与计算机科学学院, 福建 福州 350108;
2. 福建省网络计算与智能信息处理重点实验室, 福建 福州 350108;
3. 福建江夏学院, 福建 福州 350108; 4. 集美大学诚毅学院, 福建 厦门 361021)

[摘要] 垃圾评论者在很大程度上误导潜在消费者和观点挖掘系统。目前检测垃圾评论者的方法主要是基于评论、评论者和商店之间的关系, 忽略了评论者之间的关系。针对上述问题, 提出了基于评论者多边图的产品垃圾评论者检测方法。首先, 以每个评论者为节点, 评论者之间的关系为边, 构建评论者之间的关系图模型; 其次, 根据多边图模型, 提出了一种基于 PageRank 的评论者互评估可信度模型来检测垃圾评论者; 最后, 采用卓越亚马逊和 Resellerrating.com 平台上的数据进行验证。结果表明: 该模型能够更有效地识别出垃圾评论者, 在一定程度上解决了难识别仅发表一条评论的评论者的可信度问题。

[关键词] 互评估; 可信度; 多边图模型; 评论关系; 垃圾评论者

[中图分类号] TP 391

Research on Review Spammer Detection via Reviewer Relationship

XU Xiao-ting^{1,2}, WEI Jing-jing³, LIAO Xiang-wen^{1,2}, LIU Yue¹, CHEN Shui-li⁴

- (1. College of Mathematics and Computer Science, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China;
2. Fujian Provincial Key Laboratory of Network Computing and Intelligence Processing, Fuzhou 350108, China;
3. Fujian Jiangxia University, Fuzhou 350108, China; 4. Chengyi College, Jimei University, Xiamen 361021, China)

Abstract: The review spammer greatly misleads the consumers and opinion mining system. Presently, the research of review spammer detection mainly is based on relationships among reviewers, reviews and stores, which doesn't take the relationships among reviewers into consideration. This paper proposes a multi-edge graph model to identify review spammer. Firstly, in the multi-edge graph model, the nodes represent reviewers and the edges represent the relationships among reviewers. Secondly, according to multi-edge graph model, reviewers' inter-assess trustiness model is based on PageRank algorithm to identify review spammer. And lastly, the datasets are crawled from JOYO Amazon website and Resellerrating.com. Experimental results show that the model can achieve better performance on the accuracy of review spammer detection and the identification of review spammer who had only one review can be solved in some extent.

Keywords: inter-assess; trustiness; multi-edge graph model; review relationship; review spammer

[收稿日期] 2015-07-20

[修回日期] 2015-09-17

[基金项目] 国家自然科学基金青年项目(61300105); 教育部博士点基金联合资助项目(2012351410010); 福建省科技重大专项(2013H6012); 福州市科技计划资助项目(2012-G-113, 2013-PT-45)

[作者简介] 徐小婷(1990—), 女, 硕士生, 从事文本倾向性检索与挖掘方向研究。通信作者: 廖祥文(1980—), 男, 副教授, 从事网络文本倾向性分析方向研究, E-mail: liaoxw@fzu.edu.cn。

0 引言

随着互联网的日益开放及移动通信技术的快速发展,购物者可以在互联网上随意发表自己的购物意见。通常,与仅有小部分正面评论的产品相比,拥有绝大部分正面评论的产品更受消费者的欢迎。因此,部分商店为提高自己的信誉或贬低竞争对手的产品,通过雇佣评论者写虚假评论来误导潜在消费者。这些评论者通常给予正面评论来夸大产品的品质,给予负面评论来诋毁产品的声誉,这类发表不真实、具有欺骗性评论的评论者被称为垃圾评论者^[1]。

垃圾评论者的存在,严重干扰了文本挖掘的真实性以及推荐系统的准确性,因此,垃圾评论的检测具有重要研究意义。目前,国内外研究学者针对这一问题做了大量的研究工作,主要是基于评论者、评论和商店这三者之间的关系展开的,有异常检测方法^[1-2]、基于用户行为挖掘的检测方法^[3-4]、基于评论关系图的检测方法^[5]等。在这些方法中,评论者的可信度是利用用户自身的信息计算得到的,本文称之为自评估可信度。该自评估模型仅利用用户自身的信息而忽略了评论者之间的关系,无法有效地识别自身信息匮乏的垃圾评论者,例如只写一条评论的垃圾评论者。在 web 网络中,PageRank 算法被运用于计算网页的重要性,根据网页之间互相链接的贡献值对网页进行排名,该算法是基于有越多的优质网页指向的网页必定是优质网页的假设下进行的。目前,PageRank 算法已被广泛运用于垃圾网页的检测,但尚未被运用于评论者关系图模型的垃圾评论者检测中。

目前,针对垃圾评论者的检测,学者们已经做了大量的工作。检测垃圾评论的任务最早是由 Jindal^[6]提出的,在此基础上,国内外研究学者展开了更深入的研究^[7-9],并取得了有效的成果。Jindal 等人^[1]用异常规则检测垃圾评论者,由于该模型对重复评论的依赖性较强,所以只适用于特殊的垃圾评论者的检测。Lim 等人^[3]提出了基于用户行为的检测方法,该方法利用评论者的行为模式建模,但该模型主要依赖评论者的评分,因此在评分相同的情况下,较难识别垃圾评论者。Arjun 等^[9-10]认为垃圾评论者不是单独的个体,通常是几个垃圾评论者相互协作,因此提出了垃圾评论组的检测模型。该模型先通过频繁项集挖掘可疑垃圾评论者候选组,再根据垃圾评论组 8 种可能的行为模式建模并检测。Xie 等^[11]认为大多数的垃圾评论者都仅发表一条评论,因此以仅发表一条评论的评论者比例、平均评分以及评论者的总数作为三维特征,建立时间序列突发的异常检测。文献 [6-11] 的工作主要利用评论的相似性和评论者的行为特征这两个因素来检测垃圾评论者,但这类方法通常只能识别出写重复或相似评论的垃圾评论者。为了解决这一问题,Wang 等^[5]首次考虑用评论关系图检测垃圾评论者的模型。该模型利用评论者、评论和商店之间的关系检测垃圾评论者,避免用评论者行为及评论相似性建模,因此解决了先前工作中只能识别相似评论或重复评论的垃圾评论者这一问题。Peng 等^[12]在文献 [5] 的基础上对商店的可靠性进行改进,提出利用商店鲁棒性模型计算评论者的可疑垃圾度。该方法通过商店的评论数和评分的标准差建立商店鲁棒性模型,利用评论者的评分偏差及商店的鲁棒性得分来计算评论者的可疑垃圾度,但以上方法均难以识别只写一条评论的垃圾评论者。

针对上述问题,本文认为建立评论者之间的关系对垃圾评论者的检测有重要的作用,因此提出了互评估可信度模型,该模型通过评论者的相似行为建立评论者之间的联系,利用 PageRank 的迭代计算方式计算评论者的可信度,弥补了由于匮乏评论者自身信息所导致的难以识别其评论可信度的不足,从而提升垃圾评论检测的准确度,具有一定的研究价值。

1 基于评论关系图模型的垃圾评论者检测模型

1.1 问题描述

本文的主要任务是计算评论者的总体可信度,并利用总体可信度进行垃圾评论者识别。为了方便研究,本文把垃圾评论者形式化描述为:已知评论者集合 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$, 评论集合 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_k\}$, 商店集合 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_t\}$, 产品集合 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$, 评论对应评分集合 $E = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$ 。本文先通过挖掘商店、评论和评论者之间的关系,计算用户的自评估可信度;然后针对

商店的每个产品，根据评分构建评论者之间的多边图模型，并在该模型中，以自评估可信度为初值，使用 PageRank 算法进行迭代计算，从而获得评论者的互评估可信度；最后，利用评论者的互评估可信度计算评论者的总体可信度，并根据总体可信度识别垃圾评论者。

1.2 基于评论者关系的多边图模型构建

在电子商务购物网站上，根据评论者、评论、商店以及评论者之间的联系建立评论者关系多边图，如图 1 所示。

在图 1 中，双层图模型可以表示为图 $G = \langle R, P, \Theta, \Phi \rangle$ 。上层表示以评论者为点构成的评论者集合 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$ 。在同一商店中，当评论者 r_i 和 r_j 对同一产品给予相似的评论意见时，两者之间具有支持（sup）的关系，由于这种支持关系是相互的，因此评论者 r_i 和 r_j 之间具有双向的连接边，用 $\Theta = \{e_{ij} | r_i, r_j \in R, r_i \leftrightarrow r_j\}$ 表示评论者间的支持关系。下层表示以商店中产品为点构成的产品集合 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$ 。当评论者 r_i 在商店 s_j 中购买产品 p_k 并写下评论意见 v_i 时，评论者和产品建立联系，评论者 r_i 和产品 p_k 之间便有一条边连接，并由 r_i 链向 p_k ，用 $\Phi = \{a_{ij} | r_i \in R, p_j \in P\}$ 表示连接产品和评论者的边集。

1.3 评论者自评估模型

图 $G = \langle R, P, \Theta, \Phi \rangle$ 中，WANG 等^{[5]12}将连接评论者与产品的边的权重 $a_{ij} \in \Phi$ 定义为每条评论 v 的真实度 $H(v)$ ，即评论真实性的程度。其对评论者 r 的自评估可信度假设如下：评论者的可信度和与之相连的边的权重总和 H_r 相关，当 $H_r > 0$ 时， H_r 越小，评论者的可信度变大得越快，反之，则越慢；当 $H_r < 0$ 时， H_r 越小，评论者的可信度变小得越慢，反之，则越快。评论者 r 的自评估模型为：

$$T_s(r) = 2 / (1 + e^{-H_r}) - 1。$$

(1)

WANG 等^{[5]10}认为评论的真实度（即连接边权重）受商店的可靠性 $R(s)$ 影响，因此定义每条评论 v 的真实度 $H(v)$ 为：

$$H(v) = |R(s)| * C_v，$$

(2)

其中： C_v 为评论的一致性得分；商店可靠性 $R(s)$ 即为商店 s 被信赖的程度。由图 1，商店可靠性与评论者的自评估可信度相关。WANG 等^{[5]12}假设商店的可靠性由写正面评论的可信评论者来决定，因此商店 s 的可靠性表示为：

$$R(s) = 2 / (1 + e^{-\theta}) - 1，$$

(3)

其中 θ 为商店 s 内所有可信评论者 ($T_s(r) > 0$) 对该商店的满意度总和。

式 (1) 中，评论者的可信度仅依赖于其评论的真实度，而评论的真实度可以看成是评论者的固有属性。若仅用评论的真实度量评论者的可信度，当某些评论者发表较少的评论，且评论具有较强的主观偏差时，其可信度将被大大降低，甚至被错误地归为垃圾信息评论者。另外，仅通过评论者的自评估模型较难识别仅发表一条评论的垃圾评论者。

WANG 等^{[5]10}在评估评论者可信度时，仅考虑评论者、评论和商店间的关系，尚未结合评论者内部之间的关系。因此，本文在文献 [5] 的基础上再结合评论者间的关系 Θ 来计算评论者的可信度。通过挖掘评论者之间的关系，建立多边图，利用 PageRank 算法计算每个评论者的互评估可信度，并以式 (1) 计算的值作为迭代计算的初值。

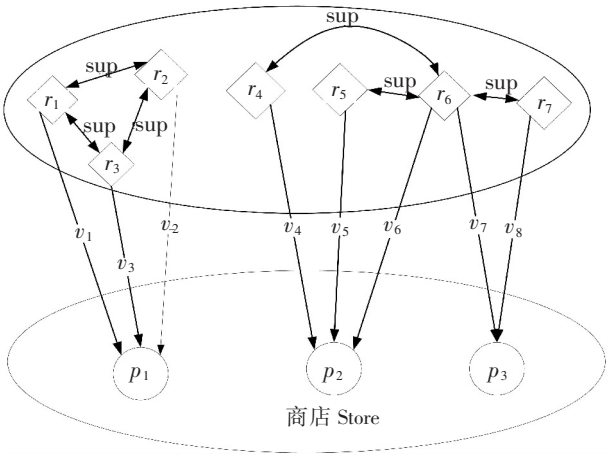


图 1 多边图模型
Fig.1 Multi-edge graph model

1.4 基于 PageRank 的评论者互评估可信度模型

一个评论者的不同评论可能反映不同的可信度,仅通过一条评论计算评论者的可信度可能会引起偏差,例如一个可信的评论者也可能发表与实际有偏差的评论。因此本文通过求平均的方式,适当降低由主观偏差等因素造成的影响。评论者 r 的可信度模型表示为:

$$T(r) = \sum_{i=1}^{N_r} T_M(r_i) / N_r, \quad (4)$$

其中 N_r 为评论者 r 的评论总数, $T_M(r_i)$ 为评论者的互评估可信度模型。

1.4.1 评论者互评估可信度 $T_M(r)$ 的估计

本文利用 Θ 代表评论者 r_i 和 r_j 间的支持关系,参照 PageRank 模型,在图模型 G 上层进行随机游走,从而计算每个评论者 r 的互评估可信度,模型为:

$$T_M(r) = (1-f)/N + f \cdot \sum_{r_j \in W(r)} T_M(r_j) / |\Theta(r_j)|, \quad (5)$$

其中 $W(r)$ 表示与评论者 r 具有一致意见的评论者集合; f 为阻尼系数 (通常取 0.85); N 为评论者 r 所在商店的评论者个数; $|\Theta(r_j)|$ 表示评论关系图中评论者 r_j 的链出数。由于连接边是双向的,因此 $|\Theta(r_j)|$ 也是与评论者 r_j 相连的边的条数:

$$\Theta(r_j) = \{e_{ij} | r_i \in W(r_j), r_j \leftrightarrow r_i, K_{r_i} = K_{r_j}, i = 1, \dots, n\}, \quad (6)$$

其中 K_{r_i} 为评论者 r_i 所对应的产品的 ID。

式 (5) 的矩阵形式为:

$$\mathbf{p} = f \cdot \mathbf{M} \cdot \mathbf{p} + (1-f)\mathbf{I}_N, \quad (7)$$

其中: \mathbf{p} 为全部节点的互评估可信度的向量; \mathbf{M} 为转移矩阵; \mathbf{I}_N 为均一向量,代表向量中所有元素均为 $1/N$ 。

1.4.2 评论者一致性集合 $W(r)$ 的构建

由于观点挖掘代价大,而评分与评论者对该产品的满意程度具有相对的一致性,因此,本文借鉴基准方法^{[5]12},用评分代表评论要表达的观点。当评分 u_{v_l} 和 u_{v_n} 差值在一定的阈值内,则认为评分对应的评论 v_l 和 v_n 具有一致的观点^{[5]12}。与评论者 r 具有一致性的评论者集合为:

$$W(r) = \{r_t | \Gamma_{r-v_l} = \Gamma_{r-v_n}, |u_{v_l} - u_{v_n}| \leq \delta, |t_{v_l} - t_{v_n}| \leq \Delta t, u_{v_l}, u_{v_n} \in E\}, \quad (8)$$

其中: u_{v_l} 为评论 v_l 对应的评分; δ 为评分阈值 (本文数据使用 5 分评论系统,因此 δ 取 1); Γ_{r-v_l} 为评论 v_l 对应的作者所在商店的 ID; u_{v_i} 为评论 v_i 对应的评分; t_{v_i} 为评论 v_i 发表的时间; Δt 为时间差阈值。

如图 2 所示,4 个节点表示同一商店同一产品中的 4 个评论者,节点旁的数值为评论者给予该产品的评分,根据前面评论者一致性集合的定义,评论者 r_1 具有一致评论的评论者集合为 $W(r_1) = \{r_2, r_3, r_4\}$, 与评论者 r_2 具有一致评论的评论者集合为 $W(r_2) = \{r_1, r_3\}$ 。类似地,可以得到其他评论者的一致评论者集合。评论者间的关系可用如图 2 右侧的转移矩阵表示。

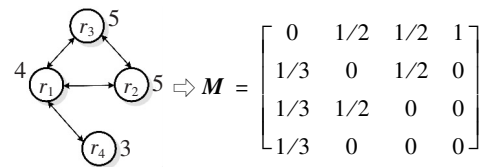


图 2 示例图

Fig. 2 Sample graph

为了方便计算,假设由式 (1) 提供的互评估可信度初值 $\mathbf{p} = (1/2, 1/2, 1/2, 1/2)'$, 根据式 (7), 即可得到一步迭代的互评估可信度 $\mathbf{p} = (0.8875, 0.3916, 0.3916, 0.1772)'$ 。重复上述计算步骤,直至互评估可信度得分稳定为止。

1.4.3 垃圾评论者检测算法

本文首先根据模型计算每个评论者的互评估可信度,进而得到评论者的可信度排名,排名越低的评论者则越有可能为垃圾评论者。评论者互评估可信度算法流程如下:

输入: 已知评论者集合 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$, 评论集合 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_k\}$, 商店集合 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_t\}$, 评论对应评分集合 $E = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$, 产品集合 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$, 时间阈值 Δt 为 90

d, $\delta = 1$ 。

输出：每个评论者的可信度 $T(r_i)$ 。

- 1：根据式（1），计算每个评论者的自评估可信度 $\mathbf{X}_0 = [T_s(r_1), T_s(r_2), \cdots, T_s(r_n)]'$ ；
- 2：将初值 \mathbf{X}_0 代入式（5），根据式（5）—式（7）计算每个评论者的互评估可信度；
- 3：令 $\mathbf{X}_i = [T_M(r_1), T_M(r_2), \cdots, T_M(r_n)]'$ ，计算连续两次迭代的误差 ε ；
- 4：若 $\|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_{i+1}\|_2 < \varepsilon$ ，则迭代结束；
- 5：根据式（4）和最终结果 $\mathbf{X}_{00} = [T_M(r_1), T_M(r_2), \cdots, T_M(r_n)]'$ ，计算评论者的可信度 $T(r_i)$ 。

2 实验结果及分析

2.1 实验设置

数据来源于邱云飞^[13]提供的亚马逊数据集，以及 Peng^[12]提供的 Resellerrating.com 平台上的数据，移除只有一个评论的商店以及重复评论，数据集具体信息如表 1 所示。

为了与基准实验的准确率进行对比，本文使用基准方法中的人工检测^[5,12]方法确定检测出的可疑评论者是否为垃圾评论者，即：降序排列评论者的可信度，选取后 100 名高度可疑评论者作为垃圾评论候选者。本实验聘请了 3 名有在线购物经验且从事过 COAE 等国内权威数据集评测的同学进行独立标注，根据多数投票原则，若有 2 名或 2 名以上的评估员标记该可疑评论者为垃圾评论者，则本文认为该可疑评论者为垃圾评论者。

2.2 评价指标

本文采用准确率^{[5]17,[12]2157}来评估实验结果的准确性，并用 kappa^[14]指标评价人工评估的一致性。准确率 R 和 Kappa 指标 K 的定义为：

$$R = (a \times 100\%) / (a + b), k = (p_o - p_e) / (1 - p_e),$$

(9)

其中： a 表示模型识别出的正确垃圾评论者的个数； b 表示模型识别出的错误垃圾评论者的个数； p_o 和 p_e 分别表示评估员之间的观测一致率和期望一致率。

2.3 实验结果分析

本文通过采用中文数据和英文数据来分别验证模型的有效性。由于篇幅限制，这里只列出了本文方法的人工标记结果。基于 Resellerrating.com 平台的英文数据和亚马逊平台的中文数据得到的人工标记结果如表 2 和表 3 所示，本文方法和基准方法的比较结果如图 3 所示。

表 2 Resellerrating.com 人工检测结果

Tab.2 Human evaluation result of Resellerrating.com

Evaluator	评估员 1 Evaluator 1	评估员 2 Evaluator 2	评估员 3 Evaluator 3
评估员 1 Evaluator 1	50	61	58
评估员 2 Evaluator 2	—	55	56
评估员 3 Evaluator 3	—	—	58

表 3 亚马逊人工检测结果

Tab.3 Human evaluation result of Amazon

Evaluator	评估员 1 Evaluator 1	评估员 2 Evaluator 2	评估员 3 Evaluator 3
评估员 1 Evaluator 1	59	52	64
评估员 2 Evaluator 2	—	58	56
评估员 3 Evaluator 3	—	—	61

表 2、表 3 分别展示了 Resellerrating.com 和亚马逊数据集上评测人员之间的标记结果，主对角线为每个评估员标记的垃圾评论者个数，次对角线为两个评论者间共同标记的垃圾评论者个数。同时，为了说明人工评估结果的准确性，本文引入 Kappa 指标加以说明，其中各评估员在 Resellerrating.com

数据集和亚马逊数据集的一致性分别为 64.04% 和 61.12%, 由文献 [14] 可知评论者之间具有较高的一致性。

基于人工标记的数据集, 采用准确率和 Kappa 作为评价指标, 根据公式 (9)、(10) 进行计算, 结果如图 3 所示, 在 Resellerrating.com 数据集上, wang^[5] 和 peng^[12] 两种基准方法的准确率分别为 50% 和 58%, 而本文方法为 64%, 比两种基准方法分别提升 14% 和 6%; 在亚马逊数据集上, 两种基准方法, Wang^[5] 和 Peng^[12] 的准确率分别为 49% 和 57%, 而本文方法为 62%, 比两种基准方法分别提升 13% 和 5%。该结果说明了本文提出的互评估可信度模型能够更准确地识别出垃圾评论者。

本文以亚马逊数据集为例, 对模型结果的准确性进行说明。在亚马逊购物网站上, 消费者可对未购买的产品做出评价, 为了给潜在消费者提供比较正确的向导, 针对有购买记录的评论, 该网站会给出亚马逊购买认证标签 (Amazon Verified Purchase)。同时, 评论者的主页还显示了该评论者的总有用数投票占比信息, 即总评论数和总有用投票数之间的比值。通常情况下, 若一个评论者是可信评论者, 其购买认证比 (已认证购买数/总评论数) 和有用数投票占比理应相对于不可信评论者更大。因此, 本文选取由算法得到的排名前 10 的评论者以及排名后 10 的评论者, 分析评论者的上述两个属性, 分别如表 4、表 5 所示。在表 4 中, 排名前 10 的评论者普遍具有较高的有用数投票占比以及亚马逊购买认证比 (除 “alec727” 之外)。而在表 5 中, 有用数投票占比和亚马逊购买认证比相对不稳定 (除 “lim_555_com” 之外)。虽然评论者 “coni_0430” 具有较高的有用数投票占比, 但亚马逊购买认证比相对较低, 与之相类似的评论者 “sixteen” 具有较高的亚马逊购买认证比, 但其有用数投票占比相对较低, 故综合认定 “coni_0430” 和 “sixteen” 是相对不可信的评论者。而 “L. W. longwu” 和 “jiangtao” 的有用数投票占比虽然比较高, 但这两个评论者的总评论较少, 仍视为可疑的垃圾评论者。综上分析, 本文提出的评论者互评估可信度的方法是相对有效的。

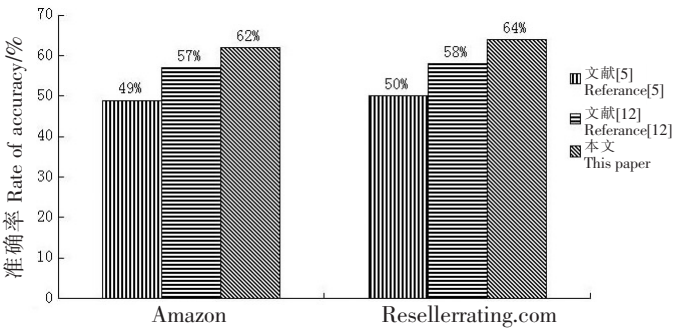


图 3 实验结果比较图

Fig.3 Comparison graph of experimental result

表 4 前 10 名评论者信息

Tab.4 Information of top 10 reviewers

评论者 Reviewer	有用数投票占比 Ratio of helpful votes/%	亚马逊购买认证比 Ratio of Amazon verified purchase
258726027`	81	8/9
DarthRobert	89	52/56
alec727	73	11/20
东海一粟	87	80/87
Mincho	89	32/33
陈寅昆	95	6/8
ecsun	85	23/26
Ida 烨	79	11/13
立勇	91	57/64
wanglkuy	82	41/44

表 5 后 10 名评论者信息

Tab.5 Information of bottom 10 reviewers

评论者 Reviewer	有用数投票占比 Ratio of helpful votes/%	亚马逊购买认证比 Ratio of Amazon verified purchase
绝●show`	67	2/7
coni_0430	100	16/22
语笑嫣然	88	91/127
L. W. longwu	100	2/3
timmywu1990	73	2/6
miao	69	0/3
獨特∴シヰル	71	2/2
sixteen	67	53/54
lim_555_com	88	17/20
jiangtao	87	1/2

4 结语

本文针对现有评论者自评估模型的不足, 提出了一种基于 PageRank 算法的互评估模型, 用来检

测垃圾评论者。该模型不仅利用评论者、评论和商店之间的关系,而且还融合了评论者之间的关系来构建评论者关系多边图。而后基于该多边图采用随机游走的算法计算每个评论者的互评估可信度,根据评论者的可信度排名,排名越低的评论者则越有可能为垃圾评论者。在 2 个真实数据集上的实验结果表明,与基准方法相比,本文提出的方法在一定程度上提升了垃圾评论者检测的准确率。

[参 考 文 献]

- [1] JINDAL N, LIU B, LIM E P. Finding unusual review patterns using unexpected rules//Proceedings of the 19th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. Toronto, Ontario, Canada: ACM, 2010: 1549-1552. DOI: 10.1145/1871437.1871669.
- [2] FEI G, MUKHERJEE A, LIU B, et al. Exploiting burstiness in reviews for review spammer detection. ICWSM, 2013, 13: 175-184.
- [3] LIM E P, NGUYEN V A, JINDAL N, et al. Detecting product review spammers using rating behaviors// Proceedings of the 19th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. New York, USA: ACM, 2010: 939-948. DOI: 10.1145/1871437.1871557.
- [4] LIANG D, LIU X, SHEN H. Detecting spam reviewers by combing reviewer feature and relationship//Informative and Cybernetics for Computational Social Systems (ICCS), 2014 International Conference on IEEE, 2014: 102-107. DOI: 10.1109/ICCS.2014.6961824.
- [5] WANG G, XIE S, LIU B, et al. Identify online store review spammers via social review graph. Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST), ACM, 2012, 3(4): 61: 1-21. DOI: 10.1145/2337542.2337546.
- [6] JINDAL N, LIU B. Review Spam Detection//Proceedings of the 16th International Conference on World Wide Web. Banff, Alber-ta, Canada: ACM, 2007: 1189-1190. DOI: 10.1145/1242572.1242759.
- [7] JINDAL N, LIU B. Analyzing and Detecting Review Spam//Proceeding of the 7th IEEE International Conference on Data Mining (ICDM07). Omaha, Nebrask, USA: IEEE Computer Society, 2007: 547-552. DOI: 10.1109/ICDM.2007.68.
- [8] JINDAL N, LIU B. Opinion spam and analysis//Proceedings of the International Conference on Web Search and Web Data Mining. Palo Alto, California, USA: ACM, 2008: 219-230. DOI: 10.1145/13415311341560.
- [9] MUKHERJEE A, LIU B, WANG J, et al. Detecting Group Review Spam//Proceedings of the 20th International Conference Companion on World Wide Web. Hyderabad, India: ACM, 2011: 93-94. DOI: 10.1145/1963192.1963240.
- [10] MUKHERJEE A, LIU B, GLANCE N. Spotting fake reviewer groups in consumer reviews//International World Wide Web Conference Committee. Lyon, France: ACM, 2012: 191-200. DOI: 10.1145/2187836.2187863.
- [11] XIE S, WANG G, LIN S, et al. Review spam detection via time series pattern discovery// Proceedings of the 21th International Conference Companion on World Wide Web. Lyon, France: ACM, 2012: 635-636. DOI: 10.1145/2187980.2188164.
- [12] PENG Q X, CHEN J W. Detecting store review spammer via review relationship. Advanced Materials Research, 2013, 718/719/720: 2153-2158. DOI: 10.4028/www.scientific.net/AMR.718-720.2153.
- [13] 邱云飞, 王建坤, 稍良杉, 等. 基于用户行为的产品垃圾评论者检测研究. 计算机工程, 2012, 38(11): 254-257. DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.
- [14] FLEISS J L, COHEN J. The equivalence of weighted kappa and the intraclass correlation coefficient as measures of reliability. Educational and Psychological Measurement, 1973, 33(3): 613-619. [2015-01-06]. [http://dx. doi. org/110. 1177/001316447303300309](http://dx.doi.org/10.1177/001316447303300309).

(责任编辑 朱雪莲 英文审校 黄振坤)