

基于循环神经网络的微博转发行为预测^①



穆圣坤, 张路桥, 滕彩峰

(成都信息工程大学 网络空间安全学院, 成都 610225)

通讯作者: 穆圣坤, E-mail: 240711686@qq.com

摘要: 随着网络的飞速发展, 微博逐渐成为社交网络中信息传播及信息收集的重要平台, 微博转发是微博信息传播的重要途径, 研究微博转发问题对微博信息传播、微博营销、舆情监控有着极其重要的意义. 影响微博转发的主要因素有: 粉丝兴趣与微博文本的相似度, 微博营销策略及用户粉丝数量的变化. 以往的预测模型没有综合考虑这两方面因素, 基于此, 提出了一种基于循环神经网络的方法来对微博转发量级进行预测, 首先利用 SIM-LSTM 模型构建微博转发趋势度, 然后再利用 TF-IDF 构建粉丝兴趣和微博文本的相似度, 最后通过神经网络模型来预测粉丝是否会转发该微博. 实验结果表明本文提出的算法相对于其他预测算法 $F1$ 评估值提高了近 5%.

关键词: 循环神经网络; 微博转发行为; 文本相似度; 粉丝兴趣; 转发趋势度

引用格式: 穆圣坤, 张路桥, 滕彩峰. 基于循环神经网络的微博转发行为预测. 计算机系统应用, 2019, 28(8): 155-161. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/7019.html>

Weibo Forwarding Behavior Prediction by Deep Recurrent Neural Network

MU Sheng-Kun, ZHANG Lu-Qiao, TENG Cai-Feng

(College of Cyberspace Security, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China)

Abstract: With the rapid development of the Internet, the Weibo has gradually become an important way of information dissemination and information collection in social communication, and Weibo retweeting is an important way to spread information on Weibo. The study of the Weibo retweeting problem has a very important significance to Weibo communication, Weibo marketing, and public opinion monitoring. The main factors affecting the retweeting of Weibo are similarity between followers' interest and Weibo text, and changes in Weibo marketing strategy and number of user followers. The previous forecasting models did not consider these two factors comprehensively. To solve the above mentioned problem, this study proposes a method based on recurrent neural network to predict magnitude of Weibo retweeting. First, the SIM-LSTM model is used to build the trend of Weibo retweeting. Then, TF-IDF is used to build the similarity between followers' interest and Weibo text. And finally, neural network model is used to predict whether followers will forward the Weibo. the experiments show that the $F1$ evaluation value using the proposed algorithm is increased by 5% comparing with other traditional prediction methods.

Key words: recurrent neural networks; Weibo retweeting behavior; text similarity; followers' interest; trend of Weibo retweeting

① 基金项目: 教育部创新促教基金项目 (2018B03005); 四川省科技厅应用基础研究项目 (2018JY0510); 成都市科技局技术创新研发项目 (2018-YF05-01206-SN)

Foundation item: MOE Fund for Innovation Promoting Education (2018B03005); Applied Basic Research Project of Science and Technology Bureau, Sichuan Province (2018JY0510); Technological Innovation Research Project of Science and Technology Bureau, Chengdu Municipality (2018-YF05-01206-SN)

收稿时间: 2019-02-16; 修改时间: 2019-03-01; 采用时间: 2019-03-08; csa 在线出版时间: 2019-08-08

近年来,随着微博活跃用户持续稳步增长,微博逐渐成为社交网络中信息传播及信息收集的重要平台,截至2017年9月,微博月活跃人数共3.76亿,较去年同期增长27%,日活跃用户达到1.65亿,较去年同期增长25%。如此庞大的用户规模使得微博已经成为社交网络中重要的媒体之一。

微博转发是微博信息传播的重要途径,是微博信息传播^[1,2]、微博营销、舆情监控^[3]等问题的研究关键,研究微博转发问题可以更好地跟踪微博信息的传播路径,更好地研究微博传播的特点,方便进行深层次的研究;同时还可以通过挖掘用户粉丝的兴趣特点,进行粉丝分类,从而达到微博营销、微博推荐^[4,5]等目的。因此,研究微博转发问题有着重要的意义。

1 相关工作

再对微博转发的研究上,主要的研究方向有影响微博转发因素的分析^[6,7]和微博转发预测^[8-10]。在影响微博转发因素的分析方面,Rudat^[11]等研究了用户引导、微博主题以及信息量3个方面因素对微博转发行为的影响。徐晓璇^[12]主要是根据信息的传播特点、微博群体转发规律、微博用户信息转发行为的心理三方面因素,分别从传播学、信息学、社会学的角度对影响用户转发微博的因素进行了研究。赖胜强^[13]等人利用多元回归法在微博信息内容特性、传播者特性以及受众特性这三个方面对影响用户转发微博的因素进行了研究。吴凯^[14]利用兴趣相似程度、社会关系影响、文本特征与用户属性影响、用户受激活次数的影响四种指标构建了一种行为预测的信息传播模型。文献^[15]在微博数据中发现影响用户是否会转发的一个重要因素是用户的社会关系结构,并利用逻辑回归构建转发预测模型。在微博预测方面,S Petrovic^[16]提出了基于passive-aggressive算法的人工实验方法来预测微博。Suh^[17]等人首先研究了对微博转发率影响较大的因素,然后又提出了预测转发率的广义线性模型。邓青^[18]从微博文本内容和发帖人两方面对影响微博转发的因素进行了分析研究,并利用BP神经网络对突发事件下的微博转发量进行了预测。张效尉^[19]等借助集成学习的思想提出了一种的预测微博用户转发行为的算法。Nesi P^[20]等从Twitter数据中提取出若干特征,然后利用递归划分过程构建了用于预测的分类树。李志清^[21]通过LDA主题生成模型提取并构建了微博的主题特

征,同时再与微博特征和用户特征相结合,最终提出了基于主题特征的微博预测模型。李英乐^[22]等利用用户影响力、兴趣相似度、用户活跃度、微博文本内容的重要性和用户亲密程度五类特征通过支持向量机算法构建模型进行转发行为预测。

综上所述,以往模型存在的问题是:(1)没有考虑到网络的飞速发展、微博营销策略的改变对微博转发的影响。(2)在通过用户历史微博来预测当前微博转发量的研究上,没有考虑到历史微博和预测微博的文本相关性。(3)在兴趣相似度的问题上,没有通过微博文本和粉丝兴趣的相似度来预测单个粉丝是否会转发。这样必然会导致最终的结果不准确。基于以上的分析,本文结合LSTM^[23,24]和DNN神经网络^[25]的优势,提出一种基于LSTM的模型来预测用户微博的转发量级。

1.1 模型架构

随着微博用户数量和微博平均浏览时长的不断增长,微博用户营销策略的不断变化,微博转发量也会呈现不同的变化趋势,故本文定义这种变化趋势为转发趋势度。当然微博主题的不同、用户知名度变化、微博用户营销策略的不同都对这不同的转发趋势度,转发趋势度越高的用户其发布微博后,该微博被转发几率越大,传播的范围和影响也会变大,所以转发趋势度也是影响微博转发的关键因素之一。此外,用户转发微博主要有两类原因:①内容:即用户对微博的内容感兴趣,②用户本身:用户对微博发布者感兴趣。

基于以上三点,本文通过微博特征、用户特征、微博文本与粉丝兴趣的相似度、转发趋势度与LSTM和DNN神经网络的优势相结合来建立预测模型。模型架构如图1。

2 数据采集及特征选择

2.1 数据采集

由于微博API的限制,本文采用网络爬虫获取新浪微博数据。详细数据如表1。

2.2 特征选择

本文选取用户特征和微博特征共计17种。详见表2。以“汽车之家”微博为例,其中活跃粉丝数是在“汽车之家”一年之内发布的所有微博中存在评论或转发行为的用户。平均微博转发数是用户所有微博的转发数之和与发布微博总数量的比值。

微博文本特征词向量: 将微博文本提取出来, 利用jieba分词获取文本的特征词向量。

粉丝兴趣特征词向量: 获取每个粉丝近期的微博文本, 同样通过分词得到该粉丝的特征词向量。

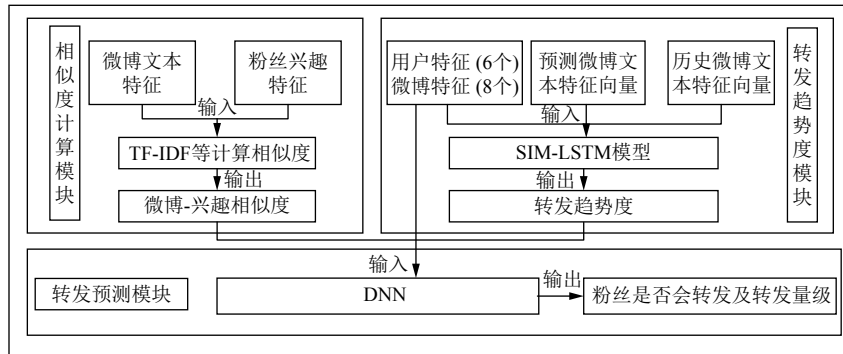


图1 模型框架图

利用微博文本特征词向量和粉丝的特征词向量构建的语料库, 然后通过 TF-IDF 分别建立微博文本特征向量和粉丝微博特征向量

微博文本兴趣相似度: 计算微博文本特征向量和粉丝微博特征向量的余弦相似度。

如图2所示, 是用户微博文本示例。

表1 数据表

主体用户	微博数量(条)	活跃粉丝(个)	粉丝微博(条)
汽车之家	39 629	79 465	1 264 201
新浪读书	17 453	36 748	785 354
NBA	75 381	128 647	2 678 452
动漫基地	44 782	86 745	963 743
四川发布	42 947	16 473	239 138

表2 特征表

特征类别	特征名称	类型	简介
预测特征	微博转发数	整型	预测微博的转发数
用户特征	活跃粉丝数	整型	存在评论行为的粉丝数
用户特征	微博数	整型	发布微博总数
用户特征	关注用户数	整型	关注用户总数
用户特征	微博等级	整型	用户的经验等级
用户特征	会员等级	整型	用户的会员等级
用户特征	是否为认证用户	布尔型	是否是官方认证用户
微博特征	微博发布时间	时间戳	微博发布的具体时间
微博特征	图片的个数	整型	包含图片的个数
微博特征	是否有视频	布尔型	是否有视频
微博特征	是否有外部链接	布尔型	是否有外部链接
微博特征	是否包含主题符:#	布尔型	是否包含主题符:#
微博特征	平均微博点赞数	整型	微博总点赞数/微博总数
微博特征	平均微博评论数	整型	微博总评论数/微博总数
计算特征	微博文本特征向量	向量	计算得到特征向量
计算特征	粉丝兴趣特征向量	向量	计算得到特征向量
计算特征	微博文本兴趣相似度	浮点型	余弦相似度计算得到

```
In [7]: pre_content = '''
【补贴后或20万起 比亚迪秦Pro设计图曝光】·近日, 我们获得了一组比亚迪全新车型的设计图, 该车型官方命名为秦Pro。新车采用了全新的外观设计, 根据之前的申报信息显示, 该车为一款插电式混合动力车, 据悉有望在2019年初上市。
```

图2 预测微博文本示例

图3是不同小时发布微博数累计分布曲线, 可知用户在晚上22时至8时, 活跃次数较少, 发布微博的

数量也相对较低。图4为微博VIP等级与用户微博转发数的分布图, 微博针对VIP级别越高的会员, 会有更多的特权, 其微博更易扩散, 转发量也会多一些。此外, 从前人的研究中也可以看出微博包含图片数、是否有视频、是否有外部链接、是否包含主题符都对微博转发有着一定的影响。

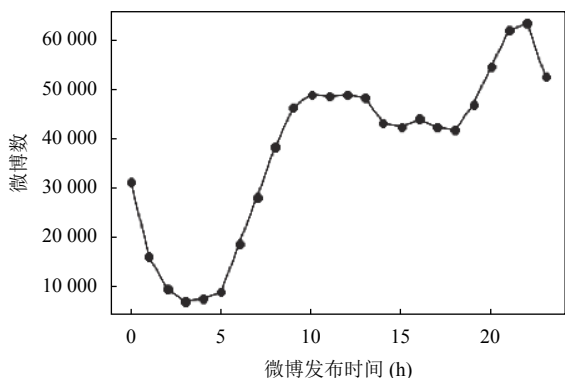


图3 不同小时发布微博数累计分布曲线

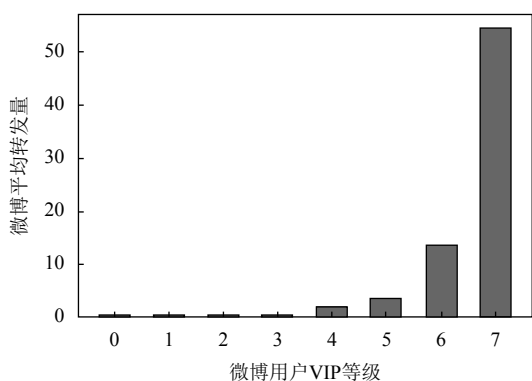


图4 微博用户VIP等级与平均转发量分布图

3 转发行为预测

3.1 SIM-LSTM 神经网络模型: 构建转发趋势度

目的: 预测出某条微博的转发趋势度.

输入: 活跃粉丝数、关注用户数、微博数、是否为认证用户、微博等级、会员等级、平均微博转发数、微博发布时间、图片的个数、是否有视频、是否有外部链接、是否有包含主题符: #、平均微博点赞数、平均微博评论数、微博文本特征向量、预测微博文本特征向量.

输出: 微博转发趋势度对应该条微博转发量, 根据本文所使用的数据集, 将微博最终转发量对应为 10 个数量级 (0-9). 如表 3 所示.

相较于传统的 LSTM, 本文新加入了一个控制门 *sim*. *sim* 门功能: 前一节点的细胞状态 $C^{(t-1)}$ 和输出的隐藏层 $h^{(t-1)}$ 进入当前节点时会先进入 *sim* 门, *sim* 门是微博相似度的余弦函数, *sim* 值大于 0 时: 进入遗忘门、输入门依次更新细胞状态最后得到 $C^{(t)}$ 和 $h^{(t)}$; 当 *sim* 值小于 0 时: 细胞状态直接输出上一时刻的细胞状态和上一时刻的隐藏层状态即 $C^{(t)} = C^{(t-1)}$, $h^{(t)} = h^{(t-1)}$.

表 3 微博转发趋势与微博转发数对照表

微博转发数	微博转发趋势
0	0
[1, 5)	1
[5, 20)	2
[20, 50)	3
[50, 300)	4
[300, 800)	5
[800, 1500)	6
[1500, 2000)	7
[2000, 5000)	8
[5000, +∞)	9

SIM-LSTM 网络模型可以根据历史微博文本内容和预测微博文本内容的相似度来选取相关性大的微博作为训练集, 使得训练数据之间的关系更加紧密, 故采用此结构可以有效的使弱相关的训练数据权重变小, 从而得到更加准确的预测效果.

改进 LSTM 模型图如图 5 所示.

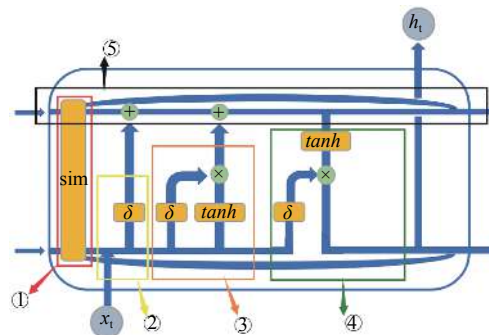


图5 SIM-LSTM 结构图

图 5 中①号框中是 *sim* 判断门; 是改进的判断控制函数 *sim*:

$$\begin{aligned}
 \text{sim}(\theta) &= \cos(\theta) = \frac{WCV + PCV}{\|WCV\| \cdot \|PCV\|} \\
 &= \frac{\sum_{i=1}^m WCV_i * PCV_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^m (WCV_i)^2} * \sqrt{\sum_{i=1}^m (PCV_i)^2}} \quad (1)
 \end{aligned}$$

当判断的 *sim* 值大于 0 时: 按照原来 LSTM 依次更新细胞状态; 当 *sim* 值小于 0 时: 细胞状态直接输出上一时刻的细胞状态和上一时刻的隐藏层状态.

图 5 中②号框中是遗忘门: 输入是前一时刻的隐藏状态 $h^{(t-1)}$ 和本序列数据 $X^{(t)}$, 此处通过的激活函数是本文提出的 Sigmoid 函数, 得到遗忘门输出:

$$f^{(t)} = \delta(W_f h^{(t-1)} + U_f X^{(t)} + b_f) \quad (2)$$

其中, W_f 、 U_f 、 b_f 是线性关系的系数和偏倚, $X^{(t)}$ 是本文上面提到的 16 种特征。

图 5 中③号框中是输入门: 它的输入是包括两部分是 $i^{(t)}$ 和 $a^{(t)}$:

$$i^{(t)} = \delta(W_i h^{(t-1)} + U_i X^{(t)} + b_i) \quad (3)$$

$$a^{(t)} = \delta(W_a h^{(t-1)} + U_a X^{(t)} + b_a) \quad (4)$$

同理 W_i 、 U_i 、 b_i 、 W_a 、 U_a 、 b_a 是线性关系的系数和偏倚。

图 5 中④号框中是输出门:

$$o^{(t)} = \text{sim}(\theta) * \delta(W_o h^{(t-1)} + U_o X^{(t)} + b_o) \quad (5)$$

$$h^{(t)} = o^{(t)} \cdot \tanh(C^{(t)}) \quad (6)$$

图 5 中⑤号框中是细胞状态更新: 细胞状态更新 $C^{(t)}$ 有两部分组成: 遗忘门输出 $f^{(t)}$ 和 $C^{(t-1)}$ 的乘积、输入门 $i^{(t)}$ 和 $a^{(t)}$ 的乘积。

$$C^{(t)} = C^{(t-1)} \bullet f^{(t)} + i^{(t)} \bullet a^{(t)} \quad (7)$$

其中, \bullet 是 Hadamard 积。

4 建模分析与结果

4.1 SIM-LSTM 预测模型分析

SIM-LSTM 模型中 sim 门是通过粉丝兴趣和微博文本的相似度来对输入数据进行权重控制, 使相关性小的微博数据权重降低甚至为 0, 所以我们训练集中的数据会与预测微博相关性更大, 结果必然会更好。为此, 我们将 SIM-LSTM 模型和传统的 LSTM 模型进行对比试验, 分别将各自的转发趋势度作为特征训练最后的神经网络模型, 实验结果表明 SIM-LSTM 的提出是有效的。

图 6 上图是 SIM-LSTM 结果混淆矩阵, 下图是 LSTM 的混淆矩阵, 我们可以看出, SIM-LSTM 得到结果会更好, 同时我们计算得 SIM-LSTM 的准确率为 89.55%, LSTM 的准确率为 75.53%。

4.2 深度神经网络预测转发量级

目的: 预测微博的转发量级。

本文是在用户活跃粉丝集中预测单个粉丝是否会转发微博, 最后统计预测会转发微博的粉丝数来得到微博的转发量。

因为要预测粉丝是否会转发, 所以输入包含用户、微博、粉丝 3 类特征再加兴趣相似度和转发趋势度共计 20 种。

用户特征有: 活跃粉丝数、关注数、微博数、是否认证、微博等级、VIP 等级、平均转发量、平均点赞量、平均评论量; 微博特征有图片数、是否有视频、外部链接、主题符、发布时间; 粉丝特征有微博数、关注数、VIP 等级、是否认证。

输出: 0 和 1, 0 代表该粉丝不会转发, 1 代表该粉丝会转发。

为了深入探究不同模型对最后转发预测结果的影响, 我们使用 LR、SVM、BP、RF 算法进行建模预测。

此外我们在实验后, 又利用随机森林预测模型给出的特征权重 (如图 7(a)、(b) 和图 8 所示为训练特征中微博类特征、粉丝类特征、微博用户类特征的权重条形图) 进行特征筛选, 剔除权重在 0.5 以下的特征, 然后再次通过 DNN 进行建模预测, 得到了更高的准确率。

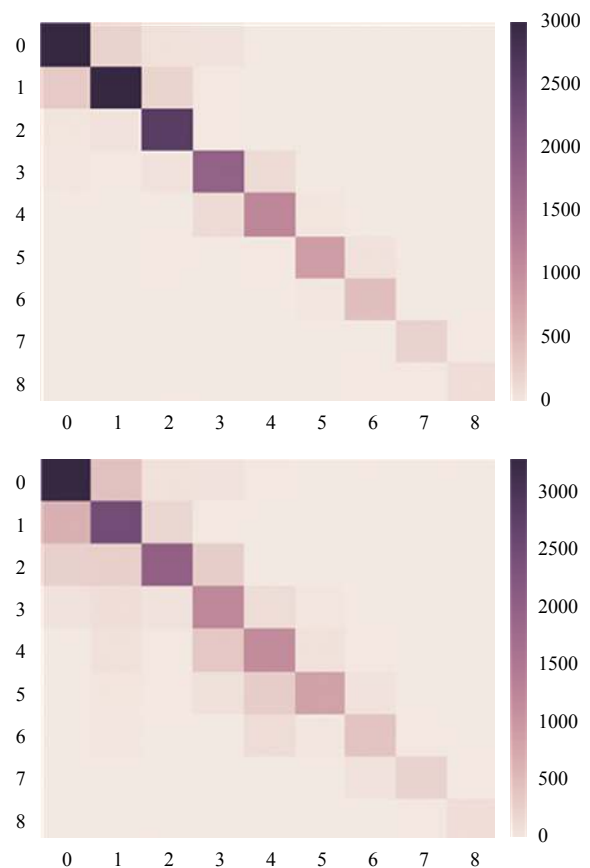


图 6 SIM-LSTM 和 LSTM 预测结果混淆矩阵

DNN 的一些关键参数如下:

损失函数: 对数似然损失函数。

激活函数: Softmax 函数。

参数设置: 本文最终采用隐藏层为 8 层, 节点数目

为 32 的神经网络模型. 利用指数衰减法来动态的设置学习率, 设置初始学习率为 0.1, 衰减系数为 0.95. 滑动平均模型的衰减率为: 0.999, dropout 率为 0.5.

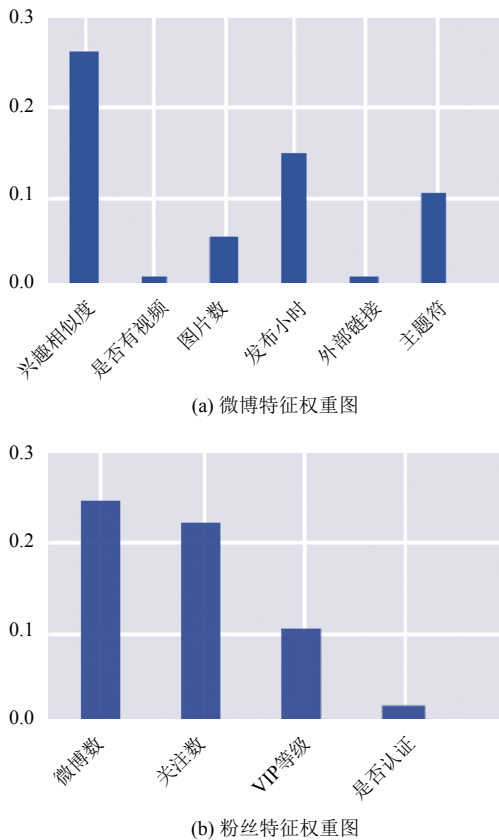


图 7 微博类、粉丝类特征的权重条形图

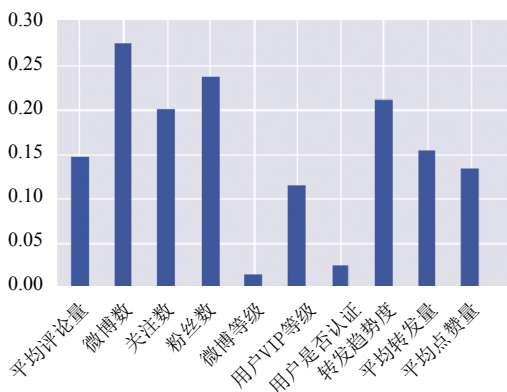


图 8 微博用户类特征的权重条形图

在 DNN 模型训练中, 我们将图 9 是微博兴趣相似度与转发率的关系图, 可以看出, 相似程度高的粉丝转发用户微博的可能性更高.

预测用户转发量级: 为了获得理想的预测结果, 本

文选择了多种预测模型并通过交叉验证来对转发行为进行预测, 通过准确率、召回率、F1 值来对结果进行度量, 准确率用于检验模型的准确性, 召回率用于检验模型的完备性, 准确率和召回率相互制约, 因此用 F1 值作为模型效果的综合评价指标. 经实验得: 本文提出的方法较其他的方法而言有着近 5% 的提高, 提出的转发趋势度和微博兴趣相似度对微博转发的研究也有着重要的影响. 如表 4 所示.

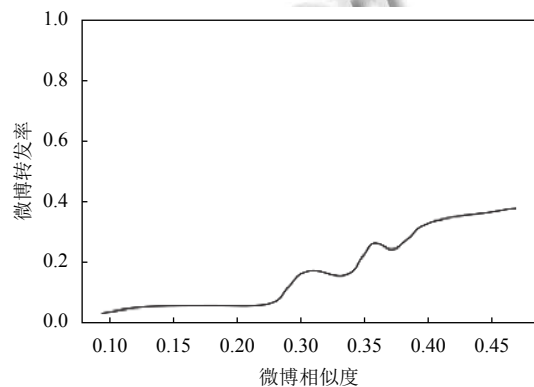


图 9 微博兴趣相似度与转发率的关系图

表 4 微博转发量级预测结果

Model	Recall(%)	F-measure(%)	Accuracy(%)
LR	75.9	75.5	76.8
SVM	75.7	78.0	78.2
RF	79.3	80.6	80.5
SIM-LSTM DNN	82.4	83.8	84.4
SIM-LSTM DNN+筛选特征	84.2	85.1	85.9

5 结语

本文主要是针对社交网络平台 (以微博为例) 用户微博的转发量级的预测, 社交平台的消息传播是通过千千万万个用户转发而实现的, 本文首先考虑到近几年我国网络发展迅速, 人们的生活水平不断提高, 上网浏览微博信息的时长不断增加, 使得微博的转发量呈递增趋势, 所以提出微博转发趋势度, 同时又针对性的利用用户活跃粉丝兴趣与用户微博文本内容的相似度来把微博转发量的预测针对到每一个粉丝的身上. 经试验分析, 并取得较好的结果, 准确率达 85.6%. 此外, 本文只是利用微博的特征来对微博的转发量级进行预测, 如果可以将微博发布后的一天内的转发数据利用起来, 再进行微博最终转发量的预测, 那么应该会有更大的提高. 这也为微博预测提供一种新的思路.

参考文献

- 1 陈慧娟, 郑啸, 陈欣. 微博网络信息传播研究综述. 计算机应用研究, 2014, 31(2): 333–338. [doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2014.02.003]
- 2 崔金栋, 郑鹤, 孙硕. 微博信息传播模型及其演化研究综述. 图书馆论坛, 2018, 38(1): 68–77. [doi: 10.3772/j.issn.1673-2286.2018.01.011]
- 3 徐旖旎. 基于微博的媒体奇观网络舆情热度趋势分析. 情报科学, 2017, 35(2): 92–97, 125.
- 4 陈克寒, 韩盼盼, 吴健. 基于用户聚类的异构社交网络推荐算法. 计算机学报, 2013, 36(2): 349–359.
- 5 王嵘冰, 安维凯, 冯勇, 等. 基于标签和 PageRank 的重要微博用户推荐算法. 计算机科学, 2018, 45(2): 276–279. [doi: 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.02.047]
- 6 王林, 潘陈益, 朱文静, 等. 机构微博传播力影响因素研究. 现代情报, 2018, 38(4): 35–41. [doi: 10.3969/j.issn.1008-0821.2018.04.005]
- 7 Zhang J, Tang J, Li JZ, *et al.* Who influenced you? Predicting retweet via social influence locality. ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data, 2015, 9(3): 25.
- 8 郭亚, 宫叶云, 张奇, 等. 基于主题模型的微博转发行为预测. 中文信息学报, 2018, 32(4): 130–136. [doi: 10.3969/j.issn.1003-0077.2018.04.016]
- 9 Tang X, Miao QG, Quan YN, *et al.* Predicting individual retweet behavior by user similarity: A multi-task learning approach. Knowledge-Based Systems, 2015, 89: 681–688.
- 10 Wang ZF, Chen EH, Liu Q, *et al.* Maximizing the coverage of information propagation in social networks. Proceedings of the 24th International Conference on Artificial Intelligence. Buenos Aires, Argentina, 2015: 2104–2110.
- 11 Rudat A, Buder J, Hesse F W. Audience design in Twitter: Retweeting behavior between informational value and followers' interests. Computers in Human Behavior, 2014, 35: 132–139. [doi: 10.1016/j.chb.2014.03.006]
- 12 徐晓璇. 微博用户转发行为的影响因素研究. 现代商业, 2014, (12): 40–41. [doi: 10.3969/j.issn.1673-5889.2014.12.023]
- 13 赖胜强. 影响用户微博信息转发的因素研究. 图书馆工作与研究, 2015, (8): 31–37. [doi: 10.3969/j.issn.1005-6610.2015.08.008]
- 14 吴凯, 季新生, 刘彩霞. 基于行为预测的微博网络信息传播建模. 计算机应用研究, 2013, 30(6): 1809–1812. [doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2013.06.054]
- 15 Zhang J, Liu B, Tang J, *et al.* Social influence locality for modeling retweeting behaviors. Proceedings of the 23rd International Joint Conference on Artificial Intelligence. Beijing. 2013. 2761–2767.
- 16 Petrovic S, Osborne M, Lavrenko V. RT to win! Predicting message propagation in Twitter. Proceedings of the 5th International Conference on Weblogs and Social Media, Barcelona. Catalonia, Spain. 2011.
- 17 Suh B, Hong L C, Pirolli P, *et al.* Want to be retweeted? Large scale analytics on factors impacting retweet in Twitter network. Proceedings of 2010 IEEE Second International Conference on Social Computing. Minneapolis, MN, USA. 2010. 177–184.
- 18 邓青, 马晔风, 刘艺, 等. 基于 BP 神经网络的微博转发量的预测. 清华大学学报 (自然科学版), 2015, 55(12): 1342–1347.
- 19 张效尉, 王伟, 秦东霞. 基于集成学习的微博用户转发行为预测. 河南师范大学学报 (自然科学版), 2018, 46(2): 111–116.
- 20 Nesi P, Pantaleo G, Paoli I, *et al.* Assessing the reTweet proneness of tweets: Predictive models for retweeting. Multimedia Tools and Applications, 2018, 77(20): 26371–26396. [doi: 10.1007/s11042-018-5865-0]
- 21 李志清. 基于 LDA 主题特征的微博转发预测. 情报杂志, 2015, 34(9): 158–162. [doi: 10.3969/j.issn.1002-1965.2015.09.030]
- 22 李英乐, 于洪涛, 刘力雄. 基于 SVM 的微博转发规模预测方法. 计算机应用研究, 2013, 30(9): 2594–2597. [doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2013.09.008]
- 23 Zhou CT, Sun CL, Liu ZY, *et al.* A C-LSTM neural network for text classification. arXiv:1511.08630, 2015.
- 24 Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735–1780. [doi: 10.1162/neco.1997.9.8.1735]
- 25 Wang ZL, Li YC, Shen RF. Correction of soil parameters in calculation of embankment settlement using a BP network back-analysis model. Engineering Geology, 2007, 91(2-4): 168–177. [doi: 10.1016/j.enggeo.2007.01.007]