

一种微博预警算法

刘功申 孟 魁 谢 婧

(上海交通大学电子信息与电气工程学院 上海 200240)

摘 要 以新浪微博为研究对象,基于用户特征将用户对微博转发量的影响力进行量化,提出了一种微博预警算法。首先,分别研究了大转发量与小转发量的微博作者的用户基本特征,获得其中对关键用户与非关键用户具有良好区分度的特征,并基于信息增益的特征选择法获得用户特征对用户关键性的区分度。随后,基于特征加权模型,提出了一种用户对微博转发量的影响力的量化算法。最后,提出了一种微博预警算法,该算法对给定的新发布的微博,以其作者及已有转发用户的特征就用户对该微博转发量的影响力进行量化,当影响力超过一定阈值时,输出预警信息。该算法可以有效控制敏感微博在网络上的传播及扩散。

关键词 微博,关键用户,特征加权

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.12.008

Early Warning Method for Microblog

LIU Gong-shen MENG Kui XIE Jing

(School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

Abstract The paper used user's characteristics on Sina Weibo to measure a user's influence on the propagation of microblog, and then proposed an early warning method for microblog. Firstly, we studied the basic characteristics of users whose microblog leads to a large or a small amount of reposts. Then we found the characteristics that can best discriminate between critical users and non-critical users, and used the feature selection method based on information gain to quantify the discrimination for each user characteristic on user critical. Secondly, based on the feature weighting model, a quantization method for user's influence on the spread of microblog was proposed. Thirdly, a warning method for microblog was proposed. For a given newly released microblog, it sums up the influence value of the author and all other users who have already reposts the microblog. When the value exceeds a certain threshold, it outputs an warning. The microblog warning method can effectively control the propagation and spread for sensitive microblogs.

Keywords Microblog, Critical users, Feature weighting

1 引言

1.1 研究背景

随着移动互联网技术的发展,微博作为一种新兴网络媒体迅速兴起。微博是微型博客的简称,它是一种信息共享与交换的平台,用户通过发表 140 字以内的文字可以进行状态更新或信息交流。同时,由于微博提供了方便的转发功能,微博传播具有病毒式爆发的特点,信息以微博为载体通过若干用户的转发可以得到迅速的传播及扩散,因此,微博是社会舆情传播的重要载体,而对微博上的舆论监管及预警则变得至关重要。本文以新浪微博为研究对象,提出了一种微博预警算法,该算法可以及时预测出可能引起大转发量的微博,通过对这些微博的适时预防及干预,可以有效地控制信息在网络上的传播及扩散。

1.2 国内外研究现状

目前,对微博的舆情研究大多集中在热点话题或突发事

件发现及追踪等方面。文献[1]通过分析微博内容,对微博进行分类,从而挖掘微博社区内的热点话题和用户倾向性。文献[2]研究了 Twitter 中的突发新闻的特点,并提出了一种 Twitter 中的突发新闻检测、排列及跟踪算法。文献[3]提出了一种基于动态滑动窗口的微博突发话题检测算法。但是这些研究都只是从已发生爆发性传播的微博中发现热点话题,无法针对那些还未引起大转发量但是可能引发大转发量的微博进行提前发现及预防。文献[4]则对微博的信息转发传播进行研究,作者指出微博中的信息传播及扩散主要依靠用户的转发,研究发现:一条微博的转发链长度有限,且随着转发链长度增加,用户转发最初的微博的概率会减小。文献[5]研究了影响微博转发率的不同因素,作者指出微博中是否包含 URL 以及是否包含话题标记对微博的转发率有直接影响,而微博作者的粉丝数、关注数以及注册时间对微博的转发率有间接影响;另一方面,微博作者的微博数与微博的转发率基本无关。但是,该文献只预测了一条微博是否会被转发,并没有

到稿日期:2013-12-19 返修日期:2014-01-28 本文受面向网络舆论的定主题情感分析技术研究(61272441),海量网络舆情信息获取、分析及表达关键技术研究(61171173),973 计划项目社交网络分析与网络信息传播的基础研究(2013CB329603)资助。

刘功申(1974—),男,博士,副教授,主要研究方向为自然语言理解、内容安全,E-mail:lgshen@sjtu.edu.cn;孟 魁(1973—),女,博士,讲师,主要研究方向为内容安全;谢 婧(1988—),女,硕士,主要研究方向为内容安全。

给出是否会引发大量转发行为的预测。

本文认为,一条微博是否会引发大转发量,取决于微博内容本身的价值以及包括微博作者在内的微博转发者的用户影响力,故本文针对用户对微博转发量的影响力进行分析,提出了一种微博预警算法,该算法通过对微博作者及已对微博发生转发行为的用户的特征进行分析来预测一条微博是否会引发大转发量,从而可以对可能引发大转发量的微博进行提前预警。

2 用户特征分析

2.1 用户群的分类

微博的主要传播模型包括单链条传播、互动传播、中心式传播、关键点传播以及蒲公英式传播^[6]。对大转发量的微博而言,它的传播模型一般为中心式传播、关键点传播或蒲公英式传播,其中,蒲公英式传播模型最为复杂,它是一种结合了中心式传播和关键点传播的传播模型:微博经作者发布后形成中心式传播,且在转发过程中得到多个关键点的帮助,又出现了以多个关键点为中心的传播,最后形成了类似蒲公英的多层次、多中心的传播模型。

不难发现,无论中心式传播、关键点传播还是蒲公英式传播,微博转发链上的中心点及关键点都是微博爆发性传播的关键。由此可见,一条微博是否会引发大量转发,主要取决于该微博作者以及转发链上的其他用户的影响力,如果微博作者或转发链上的用户对微博转发量的影响力较大,则相对而言更可能引起微博的爆发性增长。

因此,本文首先将用户分为两类,一类为关键用户,一类为非关键用户。微博传播模型中的关键点所代表的用户即为关键用户,也即指能引发大转发量的用户,显然,关键用户比非关键用户对微博的转发量有更大的影响力。通过研究这两类用户之间的特征差异,可以分析出用户的各个特征就用户对微博转发量影响力的区分度。

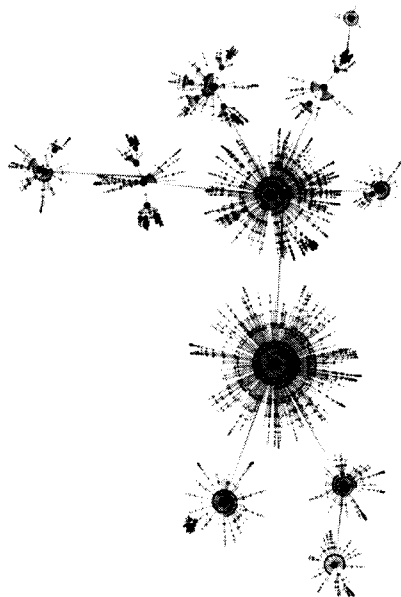


图1 蒲公英式传播模型图(数据源: <http://weibo.com/1777988984/y8bp1wU35>)

本文通过新浪微博提供的开放API及爬虫技术从新浪微博上任意抓取了发布于2013年6月前的27005条微博,由

于微博传播的时效性,如无特殊情况,这些微博在未来一般都不会再引发新的转发量,因此我们可以对这些微博的数据进行简单的分析比较。这些微博的转发量在0~116442之间。其中转发量超过100(包括100)的微博共1635条。以这些微博的作者作为研究对象,若一条微博转发数超过100,则设该微博作者为关键用户,否则为非关键用户。

2.2 用户基本特征分析

为了研究哪些特征对用户关键性的判断起到较主要的区分作用,首先对用户的基本特征进行分析。本文选取了用户的粉丝数、关注数、微博数及平均微博被评论数、平均微博被转发数作为研究对象,其中,平均微博被评论数及平均微博被转发数指的是该用户的最近20条微博的被评论数或被转发数的截尾平均值,即先将用户的微博评论数(转发数)中的最大值与最小值排除后再计算得到的平均值,这样可以排除一些用户的偶发性微博传播量较大或较小的情况。分别作出关键用户与非关键用户的上述特征的CDF(累积分布函数)曲线图,如图2所示。

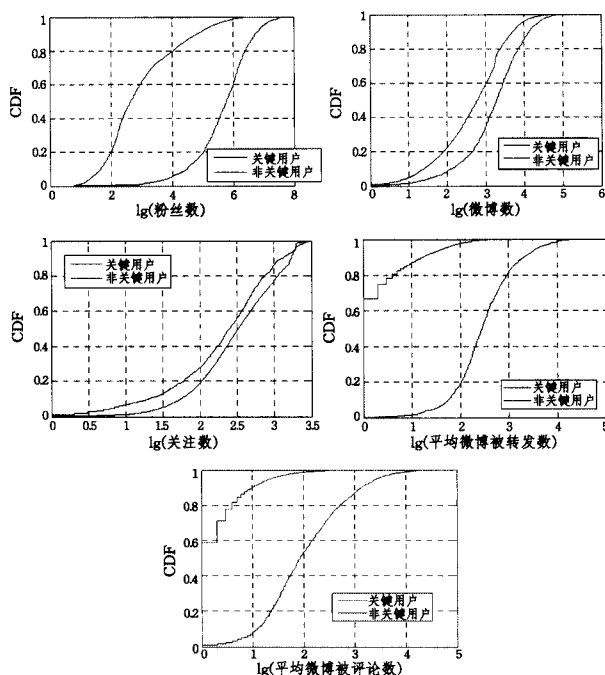


图2 各特征累积分布图

从图2可以发现,粉丝数在104以下的用户中,绝大部分都是非关键用户,粉丝数在106以上的用户中,绝大部分是关键用户,而粉丝数在104~106之间的用户中,关键用户所占比例较高;微博数与关注数对用户关键性的区分度并不明显;另一方面,平均微博被转发数及被评论数对用户关键性的区分作用也较明显,且它们的累计分布曲线图也较为相似,若用户的平均微博被转发数低于10,则他为关键用户的可能性非常低,若平均微博被转发数高于100,则他为非关键用户的可能性非常低,而平均微博被转发数在10~100之间时,关键用户所占比例稍高,但差别并不明显;同理,平均微博被评论数对用户关键性的区分度也类似,由图2可知,关键用户的被评论数一般在10以上,且分布较为平均,而若平均微博被评论数小于10,则绝大部分为非关键用户。

综上所述,用户的粉丝数、平均微博被转发数、平均微博被评论数对用户关键性的区分度较强。显然,用户粉丝数量

越大表明用户所发布或转发的微博的受众面越广,该微博被传播的概率及范围也会越广;另一方面,用户的影响力是靠日常对各类话题的参与度来积累的,并不会突然获得^[7],因此通过用户平均微博评论量及转发量可以推算出用户新发布或转发微博可能获得的传播力度。显然,若用户的平均微博评论量或转发量越大,则该用户新发布或转发的微博也越可能获得大的转发量。

3 微博预警算法

3.1 用户对微博转发量影响力的度量

3.1.1 基于用户特征的度量算法

由上节可知,用户关键性与用户的粉丝数量、平均微博评论量及平均微博转发量的关系最大。因此,可以简单地根据用户的粉丝数量、平均微博评论量、平均微博转发量这3个基本特征就用户对微博转发量的影响力进行量化。设某用户为 u , u 的粉丝数为 fc ,平均微博被评论数为 cc ,平均微博被转发数为 rc ,对上述数值取对数和,可以将 u 对微博转发量的影响力量化为 $KeyValue(u)$,计算公式如式(1)所示:

$$KeyValue(u) = \log(fc+1) + \log(cc+1) + \log(rc+1) \quad (1)$$

显然,用户的粉丝数、微博评论数、微博转发数越大,他对微博转发量的影响力也越大,该度量算法非常简单且符合上节中得出的结论。

3.1.2 基于特征加权的度量算法改进

3.1.1节只是简单地度量用户对微博转发量的影响力,但显然,每个用户特征对用户关键性的区分度是不同的,为了定量分析每个特征的重要性,本文将结合信息增益算法就每个特征对用户关键性的区分度进行分析。信息增益^[8](Information Gain, IG)是一种基于熵的评估方法,信息熵是信息的量化度量,是衡量一个随机变量取值的不确定性程度。

对某个用户特征 t_i ,设它的可能取值为 $x_0, x_1, \dots, x_n$,则该特征的信息增益计算公式为:

$$IG(t_i) = \sum_{k=1}^n (p(t_i = x_k) \sum_{j=1}^m p(C_j | t_i = x_k) \log \frac{p(C_j | t_i = x_k)}{p(C_j)}) \quad (2)$$

其中, C_j 代表类别,本文中即指关键用户以及非关键用户两类, m 为类别数,本文中 m 取值为2。对某个用户特征值而言,它的信息增益值越大,代表它的贡献度越大,重要性也越大。

基于信息增益算法,可以定量分析出用户的粉丝数、平均微博被评论数及平均微博被转发数对用户关键性的区分度。

对某用户 u ,不妨将该用户描述为 $u = \{t_1, t_2, t_3\}$,其中, t_1, t_2, t_3 分别代表用户粉丝数、平均微博被评论数、平均微博被转发数这3个特征。设某用户的粉丝数为 fc ,平均微博被评论数为 cc ,平均微博被转发数为 rc ,则基于图2所示的各特征的累计分布曲线,可定义 t_1, t_2, t_3 具体取值的依据如下:

$$t_1 = \begin{cases} 1, & fc \in [0, 10^2) \\ 2, & fc \in [10^2, 10^4) \\ 3, & fc \in [10^4, 10^6) \\ 4, & fc \in [10^6, \infty) \end{cases} \quad t_2 = \begin{cases} 1, & cc \in [0, 10) \\ 2, & cc \in [10, 100) \\ 3, & cc \in [100, \infty) \end{cases} \quad t_3 = \begin{cases} 1, & rc \in [0, 10) \\ 2, & rc \in [10, 100) \\ 3, & rc \in [100, \infty) \end{cases} \quad (3)$$

经过统计计算可以得到每个用户特征 t_i 对用户关键性分类的信息增益,如表1所列。

表1 用户各特征的信息增益

用户特征	信息增益
粉丝数	0.3965
平均微博被评论数	0.054
平均微博被转发数	0.062

由表1可以得出结论,用户的粉丝数量对用户关键性的区分度最大,其次为平均微博被转发数,最后为平均微博被评论数。对不同的特征,需要采用不同的权重,以更好地区分用户关键性,本文采用的权重计算公式如式(4)所示^[9]:

$$w(t_i) = \sqrt{IG(t_i)/IG_{MEAN}} \quad (4)$$

其中, IG_{MEAN} 为所有特征的平均增益值。

综上,进行特征加权后,可以将 u 对微博转发量的影响力量度算法改进为:

$$KeyValue(u) = w(t_1) \times \log(fc+1) + w(t_2) \times \log(cc+1) + w(t_3) \times \log(rc+1) \quad (5)$$

3.2 微博预警算法

3.2.1 无加权模型

基于用户影响力分析算法,本节提出了一种微博的预警算法。

算法1 微博预警算法

输入:某微博 T

输出:是否预警

- (1)初始化微博影响力参数 $\text{Inf}(T)$ 为0
- (2)获取 T 的作者 au 的特征值,计算 au 的关键度 $KeyValue(au)$
- (3) $\text{Inf}(T) < -KeyValue(au)$
- (4)采集已对 T 发生了转发行为的用户群 $RU = \{u | u \text{ has retweeted } T\}$
- (5)FOR EACH $u \in RU$
- (6) 计算 u 对微博转发量的影响力 $\text{Inf}(u)$
- (7) $\text{Inf}(T) < -\text{Inf}(T) + \text{Inf}(u)$
- (8)IF $\text{Inf}(T)$ 大于给定阈值 Z
- (9) THEN 输出预警
- (10)ELSE 不输出预警,忽略

在无加权模型中, $\text{Inf}(u) = KeyValue(u)$ 。

该算法主要预测给定微博是否会引发大转发量,设定合适的阈值,如果预测出可能引发大量转发,则输出预警信号。算法从微博作者及已转发用户出发,根据这些用户对微博转发量的影响力之和来对微博的传播力进行量化。显然,已转发用户越多,用户对微博转发量的影响力越大,则量化得到的微博传播力的数值也越大,说明引起大量传播的可能性也越大。

3.2.2 时间加权模型

在3.1.1节中,本文提出的微博预警算法并没有将微博的时效性特点考虑在内,即假如有两条微博被相同的用户所转发,但两条微博的发布时间相差很久,那么按照3.1.1节中的无加权模型的预警算法计算得到的微博传播影响力是相等的,这显然不符合逻辑,事实上,距离当前时间较远的微博很难再引起新的转发。本文随机选择了一条微博,并作出了该条微博发布后的转发数变化曲线,如图3所示,其中横轴表示距离微博发布时间的小时数,纵轴表示该小时数时间段内该微博被转发的次数。

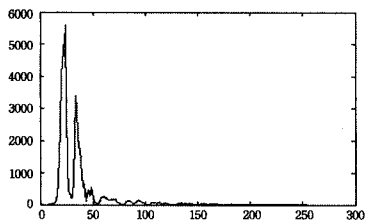


图3 微博转发量随时间走势图

从图3中可以发现,在微博发布后的两天,转发量达到两个小高峰,随后的几天,微博的转发量迅速下滑,随着时间的推移,该微博的热度也迅速衰减。即随着离微博发布的时间越来越久,微博的传播影响力也应该是逐渐减小,最后趋于0。

因此,基于微博较强的时效性,离当前时间最久的用户对微博传播的影响力会比离当前时间较近的用户对微博传播的影响力小。

在实际计算微博传播力过程中,本节将引入时间加权模型来对微博预警算法进行改进。引入时间权重后,用户对微博传播的影响力的计算公式改进如下:

$$Inf(u) = KeyValue(u) \times e^{-t} \quad (6)$$

其中, t 为 u 转发该微博的时间距离当前时间的时间差。随着 t 的增长, $Inf(u)$ 的值递减,最后趋于0。

4 实验与结果

4.1 实验数据

利用新浪微博提供的开放API接口从新浪微博中获取实验数据。本文随机选择了3228条微博作为实验对象,它们的被转发数范围在0到2743180之间。具体的微博被转发数范围及对应的微博数量如表2所列。

表2 微博被转发数范围及对应数量

被转发数	微博数
0	368
0-100	1287
100-1000	695
1000-10000	561
>10000	317

同时,我们还获得了测试集中的微博的作者信息以及每条微博3小时之内的被转发记录,共计484943条,来自438377名不同用户。

实验时,我们仅输入微博作者的用户信息以及微博发布后3小时之内的被转发记录,我们希望根据微博的作者信息及已有的被转发信息预测该条微博是否会在接下来的时间内引发大转发量,若预测结果为该条微博会引发爆发性传播,则输出预警信息。

4.2 评测标准

本文采用常用的分类算法的度量标准,通过计算精确度、准确率、召回率的方法来对预测的结果进行度量。输入待测微博集,设算法预测出需要预警的微博集为 PT ,预测出不需要预警的微博集为 $\neg PT$;设实际引发大转发量的微博集为 T ,而实际没有引发大转发量的微博集为 $\neg T$ 。那么精确度、准确率和召回率的计算公式分别如下所示:

$$\text{精确度 (precision)} = \frac{|T \cap PT|}{|PT|} \quad (7)$$

$$\text{准确率 (Accuracy)} = \frac{|T \cap PT| + |\neg T \cap \neg PT|}{|PT| + |\neg PT|} \quad (8)$$

$$\text{召回率 (recall)} = \frac{|T \cap PT|}{|T|} \quad (9)$$

精确度标示着在所有预测需要预警的微博中真正需要预警的微博所占比例;准确率反映了整体预测算法的判定能力;而召回率标示着在所有需预警微博中被正确判断为需预警的微博所占比例。通过精确度、准确率和召回率,可以从不同的角度来度量预测算法。另外,还可以通过F1测试值来对准确率和召回率进行综合的考虑,其数学公式为:

$$\text{F1 测试值} = \frac{\text{准确率} \times \text{召回率} \times 2}{\text{准确率} + \text{召回率}} \quad (10)$$

4.3 实验结果

我们认为转发数超过1000的微博为大转发量微博,即需要被预警的微博。

实验时,根据本文提出的微博预警算法,对测试集中的微博的传播影响力进行量化,设置合适的阈值,根据计算获得的传播影响力及阈值来判断是否可能引发大量转发传播。

为了说明微博传播影响力的计算对预测微博转发量具有良好的度量作用,以两条微博为例,微博A是来自“关注好创意”的微博,微博ID为3511281372148882,微博B是来自“水瓶座-心理学”的微博,微博ID为3558934231190848,虽然这两条微博在发布3小时之内的被转发数相等(均为510条),但是通过上文提到的算法,分别计算微博A的传播力为681.50,而微博B的传播力为1077.19,因此可以预测出微博B的最终转发数应比微博A的最终转发数大,事实上,微博A的最终转发数为1425,而微博B的最终转发数为2517,符合预测结果。

但本次实验并不对微博的具体转发量排名进行预测,而只是预测微博转发量是否可能超过1000,根据4.2节中的评测标准,可以得到最终的实验结果(见表3)。

表3 微博预警算法的实验结果

阈值 Z	精确度 (%)	准确率 (%)	召回率 (%)	F1 值 (%)
80	70.15	84.73	76.53	80.42
120	72.30	85.44	75.51	80.20
150	73.70	85.78	74.37	79.67
200	75.42	86.03	72.32	78.58
380	80.81	86.89	68.11	76.36
500	83.72	87.02	65.03	74.44
1000	94.45	86.77	54.67	67.01

从表3可以发现,该预测算法的准确率基本保持在85%左右,而通过选择更高的阈值,可以使算法的精确度提升到90%以上,但这是以牺牲召回率为代价的。同理,若召回率上升,则算法的精确度会有所下降。而在选取了适当的阈值的条件下,算法的精确度及召回率均可以保持在75%左右。

在实际应用过程中,可以根据需要及不同的情况,选取更为适合的阈值,从而使算法的准确率、精确度、召回率符合要求。

结束语 本文将用户群分为两类,一类为关键用户,一类为非关键用户,通过分析用户的基本特征,发现用户的粉丝数、平均微博被转发数、平均微博被评论数对用户关键性的区分作用最明显。同时,结合信息增益算法,本文对这3个特征赋予不同的权重,提出了用户对微博转发量的影响力的量化算法。最后,对给定的微博,基于微博作者及已转发用户的特征,提出了一种基于时间加权模型的微博预警算法,它可以实时预测出可能引发大转发量的微博。实验表明,该算法的准

确率可以达到 80% 以上,而精确度及召回率可以达到 75% 左右。微博预警算法对研究网络舆情的传播具有重要意义。

参考文献

- [1] 徐晓东. 微博社区谣言传播和舆情挖掘研究[D]. 南京: 江苏大学, 2011
- [2] Phuvipadawat S, Murata T. Breaking News Detection and Tracking in Twitter[C]//2010 IEEE/WIC/ACM International conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology. Toronto, Canada; Orland Hoerber, 2010; 120-123
- [3] 邱云飞, 程亮. 微博突发话题检测方法研究[J]. 计算机工程, 2012, 38(9): 288-290
- [4] Webberley W, Allen S, Whitaker R. Retweeting: A Study of Message-Forwarding in Twitter[C]//2011 Workshop on Mobile and Online Social Networks. Milan, Italy, 2011; 13-18

- [5] Suh B, Hong Li-chan, Pirolli P, et al. Want to be Retweeted? Large Scale Analytics on Factors Impacting Retweet in Twitter Network[C]//2010 IEEE Second International Conference on Social Computing. Minneapolis, USA; Justin Zhan, 2010: 177-184
- [6] 郭海霞. 新型社交网络信息传播特点和模型分析[J]. 现代情报, 2012, 32(1): 56-59
- [7] Cha, Meeyoung H, Benevenuto F, et al. Measuring User Influence in Twitter: The million follower fallacy[C]//Proceedings of the 4th International AAAI Conference on Weblogs and Social Media. Washington; William Coben, 2010; 10-17
- [8] 刘庆和, 梁正友. 一种基于信息增益的特征优化选择方法[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(12): 130-132
- [9] 张旒, 路荣, 杨青. 微博客中转发行为的预测研究[J]. 中文信息学报, 2012, 26(4): 109-114

(上接第 10 页)

之间的差距非常明显,而且在 HRM 中,有些情况下服务器端已经达到了零负载,这是因为将缓存通知给邻居节点的条件下所有的成功请求都能够直接从网络节点的缓存中获取请求数据。由此,HRM 能够有效地降低内容服务器端负载,实现缓存的高效利用。

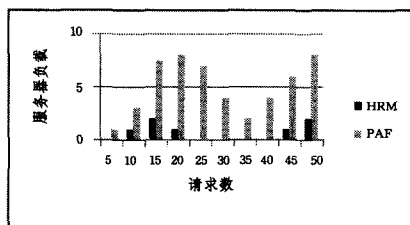


图7 内容服务器负载对比图

(4) CS 命中率

图8中横轴代表请求的个数,纵轴代表CS命中率,即在发出一定数目的请求之后成功请求中从网络节点直接获取请求内容的请求数与请求成功数的比值。相比 PAF 而言,HRM 将缓存消息通知邻居的同时,基于流行度进行缓存替换,这有效地提高了 CS 的命中率。

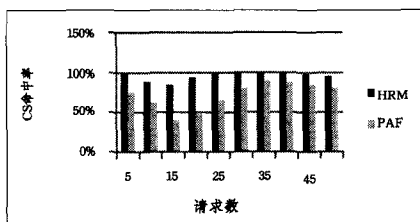


图8 CS命中率对比图

结束语 针对当前 ICN 路由存在的不足之处,本文提出了一种 ICN 中的启发式路由机制,给出了回溯路由、缓存路由的方法和基于流行度的缓存替换策略。本文基于 INTER-NET2 拓扑对该机制进行了仿真实验。仿真结果表明,与基于概率的自适应转发 PAF 相比,启发式路由在平均时延、阻塞率、内容服务器负载以及 CS 命中率 4 个方面均表现出了更好的网络性能。

参考文献

- [1] Pan Jian-li, Paul S, Jain R. A Survey of the Research on Future

- Internet Architectures [J]. IEEE Communications Magazine, 2011, 49(7): 26-36
- [2] 夏春梅, 徐明伟. 信息中心网络研究综述[J]. 计算机科学与探索, 2013, 7(6): 481-493
- [3] Zhang L, Estrin D, Burke J, et al. Named Data Networking (NDN) Project[R]. Relatório Técnico NDN-0001, Xerox Palo Alto Research Center-PARC, 2010
- [4] Carofiglio G, Gallo M, Muscariello L, et al. Modeling data transfer in content-centric networking[C]//Proceedings of the 23rd International Teletraffic Congress. Piscataway, NJ, USA; IEEE, 2011: 111-118
- [5] 谢小民, 王兴伟, 温占考. 一种面向认知网络的 QoS 路由协议[J]. 计算机学报, 2013, 36(9): 1807-1815
- [6] Wang X, Cheng H, Huang M. Multi-robot navigation based QoS routing in self-organizing networks[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2013, 26(1): 262-272
- [7] Wang X, Cheng H, Li K, et al. A cross-layer optimization based integrated routing and grooming algorithm for green multi-granularity transport networks[J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 2013, 73(6): 807-822
- [8] 曲大鹏, 王兴伟, 黄敏. 移动对等网络中的感知蚁群路由算法[J]. 计算机学报, 2013, 36(7): 1456-1464
- [9] Cheng Yi, Afanasyev A, Wang Lan, et al. Adaptive forwarding in named data networking[J]. Computer Communication Review, 2012, 42(3): 62-67
- [10] 叶润生, 徐明伟. 命名数据网络中的邻居缓存路由策略[J]. 计算机科学与探索, 2012, 6(7): 593-601
- [11] Qian H, Ravindran R, Wang G Q, et al. Probability-based adaptive forwarding strategy in named data networking[C]//2013 IFIP/IEEE International Symposium on Integrated Network Management (IM 2013). IEEE, 2013: 1094-1101
- [12] Wang X, Sun J, Li H, et al. A Reverse Auction Based Allocation Mechanism in the Cloud Computing Environment[J]. Applied Mathematics & Information Sciences, 2013, 7(11): 75-84
- [13] Ahlgren B, Dannewitz C, Imbrenda C, et al. A survey of information-centric networking[J]. IEEE Communications Magazine, 2012, 50(7): 26-36
- [14] Van Jacobson, Smetters D K, Thornton J D, et al. Networking named content[J]. Communications of the ACM, 2012, 55(1): 117-124