

# 用户个性化边缘数据缓存策略研究

刘杰 陈虹云

(南通理工学院信息工程学院 江苏 南通 226001)

**摘要** 在移动边缘的场景中,常采用负载均衡的方法进行数据缓存,以减轻中心服务器的负载压力。但此种做法只考虑了服务器端,未能充分考虑网络边缘用户的需求。针对这一问题,文中提出了一种个性化的边缘数据缓存方法,首先基于内容流行度分析用户当前偏好,然后从用户对边缘缓存内容的历史评价数据中挖掘出用户的历史偏好,将两种偏好加权结合,把边缘缓存问题转化为线性规划问题求解,从而将用户个性化数据缓存到合适的基站。实验结果表明,该方法在准确度方面优于其它方法,是一种更优的边缘数据缓存策略。

**关键词:** 用户偏好;边缘缓存;负载均衡;线性规划

**中图法分类号** TP391

## Research on User Personalized Edge Data Caching Strategy

LIU Jie and CHEN Hongyun

(Nantong Institute of Technology, Nantong, Jiangsu 226001, China)

**Abstract** In the scenario of mobile edge, load balancing is often used to cache data to reduce the load pressure of the central server. However, this approach only considers the server side and ignores the user needs at the edge of the network. This paper proposes a user-personalized edge data caching strategy. First, the user's current preference is analyzed based on the popularity of the content. Then, the user's historical preference is mined from the user's historical evaluation data of the edge cache content. The two preferences are weighted and combined to transform the edge caching problem into a linear programming problem, so as to cache the user's personalized data to the appropriate base station. The experimental results show that the proposed method is superior to other methods in terms of accuracy, indicating that the proposed method is a better edge data caching strategy.

**Key words** User preference, Edge cache, Load balancing, Linear programming

## 0 引言

云计算环境中的数据传输较为稳定,且云端能有效处理大规模数据,即使遇到网络问题也能通过技术手段维持服务。但在移动边缘计算环境下,受用户移动、地理位置和不确定流量等因素影响,数据传输的不确定性显著增加,网络管理变得更加复杂。现阶段通常采用负载均衡的方式缓存数据,这种方法缓解了中心服务器的压力,能提高缓存的效率。但此方法忽略了两个比较重要的问题。(1)缓存的数据忽略了用户的当前偏好,以往只考虑负载的方式会根据用户流量进行数据分配,而真实的用户在选择需要缓存的数据内容时,常会有主观偏好,而不仅是流量,因此在制定边缘缓存策略时,需要考虑用户的个性化需求。(2)缓存的数据忽略了用户的历史评价,历史用户在使用完数据后会给出一些基于文本的评价,这些评价褒贬不一,代表着用户的喜好程度。本文提出的方法解决了上述两个问题。(1)基于内容流行度分析<sup>[1]</sup>出用户的偏好,缓存用户想要的内容,

得出内容流行度评分。(2)基于文本分析得出历史偏好,通过对文本内容进行数据挖掘,结合协同过滤技术<sup>[2]</sup>,能得出用户的服务分配<sup>[3]</sup>倾向及文本情感评分,从而选出用户最喜欢的数据缓存到基站。将这两者的得分加权结合,能得出最合理的缓存策略。

## 1 基于内容流行度的用户偏好分析

缓存内容的选择是一个复杂而重要的问题,盲目缓存所有用户流量数据会给基站带来极大的负担,且不是所有的用户流量数据都具备缓存的必要性。有些数据由于受到了用户的广泛关注,因此会有大量的请求,而另外一些数据则受众有限。因此,在设计缓存策略时,需充分考虑数据的受欢迎程度,以此为依据进行有选择的缓存。内容的流行度指某一特定内容在网络中被请求的频率占有内容请求总数的比例,它反映了内容在网络中的分布特征。通过利用内容流行度指标,可以优化缓存系统的性能,有效减少缓存过程中的数据冗余,提升系统的整体可用性和效率。因

**基金项目:**教育部产学合作协同育人项目:基于产学合作的物联网应用开发师资培训(230701172182020)

**作者简介:**刘杰(1994—),硕士,助教,研究方向为软件工程、边缘计算。

此,本文的缓存策略只针对那些经过流行度预测后被认为是高频访问的内容进行缓存处理。具体做法包括以下几个步骤。(1)首先,目标基站会记录和计数用户的每次数据请求,确保数据请求的准确性和时效性。(2)接下来,基站对不同类型的数据进行分类,并将每种内容的名称及其流行度计数存储在一个专门的流行度表中,以便管理。(3)当某一内容的流行度计数在本地达到预设的“流行度阈值”时,该内容将被标记为受欢迎,定义为“流行数据”,这类数据将被优先考虑缓存。(4)在进行实际缓存之前,系统还会根据本地缓存策略(如服务可用性和负载均衡)来判断是否能接收这些数据,以确保缓存的有效性和合理性。(5)由于内容的受欢迎程度是变化的,因此系统在缓存内容后会随着时间的推移重置其流行度计数,以防止同一内容过度传播至邻近节点,避免缓存资源的浪费和网络性能的下降。(6)根据流行度计数给感兴趣的数据进行打分,内容流行度评分 $r_i$ 越高,越接近用户偏好数据。

综上所述,基于内容流行度的缓存策略通过预测最可能被频繁请求的数据,来有效降低系统负载、提高缓存的效率,并保障数据的安全性和隐私性。这种策略不仅减少了不必要的冗余数据,还优化了边缘计算环境下的网络资源利用率。用 $i$ 表示不同类型的数据, $count$ 表示流行度计数, $t$ 表示阈值,内容流行度评分的计算如式(1)所示:

$$r_i = count - t \quad (1)$$

4种类型数据如表1所列,其中A和C类型的计数超过阈值,为受欢迎内容,评分分别为10和20。B和D类型为非流行内容,评分为0。

表1 流行度表示例

类型	流行度计数	阈值	评分
A	90	80	10
B	120	180	0
C	70	50	20
D	120	170	0

## 2 基于文本分析的用户历史偏好分析

文本分析是通过表示文本及特征项,并对其进行量化来揭示特征和变化的一种技术。它属于自然语言处理的范畴,目的是从文本数据中提取有效的信息和知识。该技术在诸多领域得到了广泛应用,如市场研究、舆论监控、金融风险、医疗诊断以及社交网络分析等,能帮助用户更好地理解复杂信息,提高决策的效率与准确性。关于文本情感分析,Yuxing Qi等<sup>[4]</sup>探讨了各种机器学习模型对语言文本分类的有效性,孙建旺等<sup>[5]</sup>采用SVM方法进行情感分类,钱春琳等<sup>[6]</sup>提出基于不确定理论的情感分析模型,本文使用用户进行边缘缓存的评价数据,进行了文本分析。主要步骤包含数据预处理,数据分词评价,词向量化,情感分类,分数映射,计算文本情感评分 $p_i$ 。为了提升用户评论信息

分析的准确性,首先进行数据预处理,主要包含数据清洗、数据变换和结构化这3个步骤。然后,进行数据分词和评价,结合语义网络分析获取热词,使用Jieba进行分词。接下来,进行词向量化,运用Word2Vec算法提取关键词,使用卷积神经网络,将之前处理好的情感数据进行训练。然后进行情感分类,使用不同的情感标签,放入训练好的分类器中分类。

## 3 用户个性化边缘数据缓存策略

本文以分析用户在某网约车打车软件的评论数据为例,介绍具体的基于文本分析的用户历史偏好算法的实现过程。开始的用户流量数据是根据距离分配的,将网约车的单子按照就近的原则分配给各个车主。但这种做法忽略了用户的主观评价,历史用户在使用完软件后可能会对网约车司机进行评价,其中会有各种情感倾向。本文使用数据挖掘的方法分析出这种情感取向,构建评分矩阵进行打分,最后得出数据在进行分配时的倾向,主要步骤如下。(1)数据分词评价。本文利用用户体验打车服务后的评论数据,从中分析出积极或消息的情感倾向,使用Jieba进行分词。评价 $s_i$ 表示为 $s_i = \{w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{im}\}$ 。(2)词向量化。使用Word2Vec将分词后的用户评价数据进行词向量化,表示为 $s_i = \{\vec{w}_1, \vec{w}_2, \dots, \vec{w}_k\}$ 。同时,用神经网络训练,训练之前标注好情感数据,文本训练采用word2vec模型。(3)情感分类。将上一步的训练数据放入分类器中,分成预定义的多个类别。将评价分类成 $E\{e_1, e_2, \dots, e_m\}$ 的形式,其中每一个 $e_i$ 表示一个情感类别,如表2所列。(4)分数映射。对分类好的情感进行映射得出分数。(5)总得分。将分类映射后的得分与内容流行度的评分分别乘以系数,最终分数如式(2)所示:

$$score_i = \lambda r_i + \eta p_i \quad (2)$$

(6)评分矩阵。通过以上步骤,对每个用户流量数据的服务分配的分数进行处理,得出评价矩阵N。

综合上文提到的两个算法步骤,把情感分类进行映射得出的分数,和之前的内容流行度得分进行加权求和计算出总得分,其中 $\lambda + \eta = 1$ ,最后把得出的结果用评分矩阵表示出来,得出最终的服务分配倾向。

表2 情感分类与分数对应表

$e_1$	$e_2$	$e_3$	⋯⋯	$e_m$
$p_1$	$p_2$	$p_3$	⋯⋯	$p_m$

## 4 仿真实验结果

本文利用滴滴数据开发平台的公开数据集进行训练。训练完成后,将本文方法与其它两种方法进行比较。(1)随机负载均衡方法。把用户的流量随机分配给缓存基站,交由不同的处理单元进行处理,采用平均分配任务,忽略了用户的个性化特征。(2)最少连接负载均衡方法。将用户数据缓存

请求分配给连接数最少的缓存基站,未考虑用户需求。(3)用户个性化缓存方法。一方面考虑内容的流行程度,即用户对内容的访问频率。另一方面,通过文本分析得出用户的情感倾向,综合将两者的评分加权结合,确保将用户最感兴趣的数据分配给最合适的基站。准确度是衡量精确性的一个最直观的指标。本文使用准确度来验证本方法的实验结果。影响因子 $\lambda$ 和 $\eta$ 以及数据量级会影响本文方法在实验中的准确率表现。为了保证实验的公平性并提升性能,且由于

$\lambda + \eta = 1$ ,因此本文选择了不同的 $\lambda$ 值(0.1,0.5),并在这些条件下观察3种方法在不同数据量级下的表现。实验结果显示,在 $\lambda=0.1$ 及0.5的条件下,随着数据规模的扩大,3种方法的准确度也随之变化,如图1所示。可以看到,随着数据量的增长,3种方法的准确率逐步上升,但当数据量超过15万时,前两种方法的准确度基本趋于稳定,未再提升。而用户个性化缓存方法准确率依旧提升,当 $\lambda=0.5$ 且在数据量级达到20万时,最高可达91%,因此本文提出的方法效果较好。

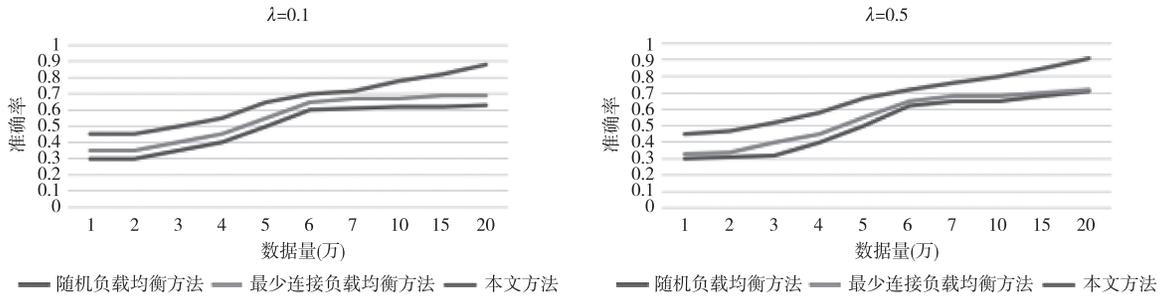


图1 不同数量级准确率对比图

### 5 结语

本文研究了在移动边缘环境下缓存用户个性化数据的策略,并为用户选择了最合适的缓存基站,主要内容如下。(1)从边缘服务器中缓存高流行度的数据到缓存基站,并根据打分优先级进行缓存。(2)利用用户在边缘缓存中的历史评价数据进行文本分析,包括数据预处理、分词、词向量化、情感分类、分数映射和得分计算等步骤。(3)将前两步得到的评分加权结合,生成最终的评分矩阵,从而确定用户个性化数据。本文采用了内容流行度计算和文本情感分析等大数据技术,构建了多指标有效性评价体系。未来,将基于现有研究进一步优化情感和主题挖掘,提升准确度。

#### 参考文献

[1] Yasir M, uz Zaman S K, Maqsood T, et al. CoPUP: Content

popularity and user preferences aware content caching framework in mobile edge computing[J].Cluster Computing, 2023, 26(1): 267-281.

[2] 吕锋,李念,冯壮壮,等.面向用户的个性化产品服务系统协同过滤推介方法[J].吉林大学学报(工学版),2023,53(7): 1935-1942.

[3] Gao Y, Zhao W, Hou X. Sentiment Analysis Based on Micro Blog Hot Topics. Advanced Materials Research, 2013 (753-755): 3056-3059.

[4] Das R K, Islam M, Hasan M M, et al. Sentiment analysis in multilingual context: Comparative analysis of machine learning and hybrid deep learning models[J].Heliyon, 2023, 9(9).

[5] 孙建旺,吕学强,张雷瀚.基于词典与机器学习的中文微博情感分析研究[J].计算机应用与软件,2014,31(7):177-181.

[6] 钱春琳,张兴芳,孙丽华.基于在线评论情感分析的改进协同过滤推荐模型[J].山东大学学报:工学版,2019,49(1):47-54.