



基于特征矩阵构造与 BP 神经网络的垃圾文本过滤模型

方 瑞¹, 于俊洋¹, 董李锋²

(1. 河南大学 软件学院, 河南 开封 475000; 2. 河南九域腾龙信息工程有限公司, 郑州 450000)

摘 要: 在网络社交平台海量的信息文本中含有许多垃圾文本, 这些文本的广泛散布影响了人们正常社交。为此, 提出一种垃圾文本过滤模型。通过 BERT 模型提取文本的句编码, 采用 B-Feature 方法对句编码进行特征构造, 并根据文本与所得特征之间的联系进一步将该特征构造为特征矩阵, 运用 BP 神经网络分类器对特征矩阵进行处理, 检测出垃圾文本并进行过滤。实验结果表明, 该模型在长、中、短文本数据集上的准确率较 TFIDF-BP 模型分别提高 7.8%、3.8% 和 11.7%, 在中、短文本数据集上的准确率较朴素贝叶斯模型分别提高 2.1% 和 13.7%, 能有效对垃圾文本进行分类和过滤。

关键词: BERT 模型; 特征构造; BP 神经网络; 垃圾文本过滤; 文本分类; 句编码

开放科学(资源服务)标志码(OSID):



中文引用格式: 方瑞, 于俊洋, 董李锋. 基于特征矩阵构造与 BP 神经网络的垃圾文本过滤模型[J]. 计算机工程, 2020, 46(8): 271-276.

英文引用格式: FANG Rui, YU Junyang, DONG Lifeng. Junk text filtering model based on feature matrix construction and BP neural network[J]. Computer Engineering, 2020, 46(8): 271-276.

Junk Text Filtering Model Based on Feature Matrix Construction and BP Neural Network

FANG Rui¹, YU Junyang¹, DONG Lifeng²

(1. School of Software, Henan University, Kaifeng, Henan 475000, China;

2. Henan Jiuyu Tenglong Information Engineering Co., Ltd., Zhengzhou 450000, China)

[Abstract] There are a lot of junk texts in the massive information of online social platforms, which hinder the normal social intercourse of people when they are widely spread. To address the problem, this paper proposes a junk text filtering model. The model uses the BERT model to extract sentence coding of the text. Then the feature of sentence coding is constructed by using the B-Feature method, and the obtained feature is further constructed as a feature matrix based on the relationship between the feature and the text. The feature matrix is processed by using a BP neural network classifier, and junk texts are detected and filtered. Experimental results show that the accuracy rate of the proposed model on text datasets of long, medium, and short length is respectively 7.8%, 3.8% and 11.7% higher than that of the TFIDF-BP model, and the accuracy of the proposed model on text datasets of medium and short length is respectively 2.1% and 13.7% higher than that of the naive Bayes model, which can effectively classify and filter junk texts.

[Key words] BERT model; feature construction; BP neural network; junk text filtering; text classification; sentence coding

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0055414

0 概述

近年来, 互联网得到快速发展并已融入人们日常生活中。网络社交逐步兴起, 各种社交平台相继

推出且文本信息形式逐渐多样化, 出现如微博、社交短信、事件评论、社交邮件和新闻简讯等多种文本信息。同时, 网络的信息开放、传播迅速等特性使色情、暴力、广告推销等垃圾文本广泛散布, 扰乱并破

基金项目: 国家自然科学基金(61602525); 河南省科技发展计划项目(182102210229)。

作者简介: 方 瑞(1995—), 男, 硕士研究生, 主研方向为自然语言处理、文本分类; 于俊洋(通信作者), 副教授、博士; 董李锋, 学士。

收稿日期: 2019-07-08 **修回日期:** 2019-08-21 **E-mail:** 1071236813@qq.com

坏了社交平台的绿色环境。如何从大量文本中对垃圾文本进行高效准确过滤,已成为当前重要的研究课题之一。

本文提出一种基于 B-Feature 特征构造和 BP 神经网络的垃圾文本过滤模型。采用 BERT 模型和 B-Feature 方法构造文本特征矩阵,使用 BP 神经网络分类器处理特征矩阵后对文本分类,进而检测出垃圾文本并进行过滤。

1 相关工作

垃圾文本过滤技术主要包括基于行为模式和基于内容的过滤技术。在基于内容的过滤技术中,文献[1]针对多样化内容数据个性化推荐系统提出基于注意力的网络模型来融合用户多源数据,以解决不同场景下的推荐问题。文献[2]利用多粒度特征和混合算法进行文档分析。文献[3]提出一种语义相似度集成方法识别软件特征与源码之间的映射关系。文献[4]采用自适应递归神经网络模型来关注特定信息,并挖掘词语和目标的特征关系。文献[5]提出分层双向 LSTM 网络模型,保存句子之间互相联系信息并提取其中的特征。在基于行为模式的过滤技术中,文献[6]采用一种错误定位的方法增强上下文以寻找程序错误位置。文献[7]提出基于时序行为的协同过滤推荐算法以提升推荐精度。

常用的垃圾文本过滤模型有朴素贝叶斯^[8]、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)^[9]、决策树^[10]和随机森林^[11]等。近年来运用较广泛的是朴素贝叶斯模型,该模型逻辑简单且易于实现^[12]。这些垃圾文本过滤模型包括文本表示和分类器分类^[13]两部分,模型框架如图 1 所示。其中,虚线箭头表示测试样本过程,实线箭头表示训练样本过程。

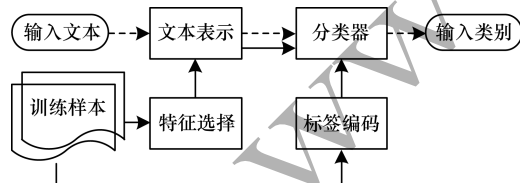


图 1 常用的垃圾文本过滤模型框架

Fig. 1 Framework of common used junk text filtering model

传统文本过滤模型在获取文本特征向量时,虽然逻辑简单,但需要对文本进行分词处理,分词的结果对文本特征获取影响很大。本文在传统文本过滤模型的基础上,提出一种基于 B-Feature 特

征构造和 BP 神经网络且不需要进行分词的垃圾文本过滤模型。该模型框架如图 2 所示。

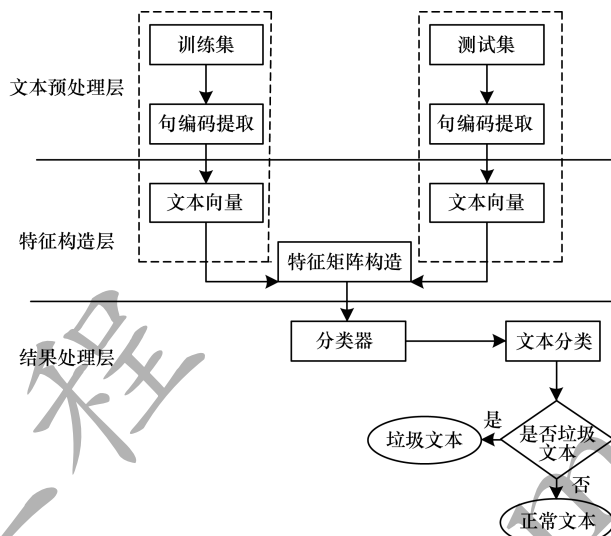


图 2 本文垃圾文本过滤模型框架

Fig. 2 Framework of the proposed junk text filtering model

2 BP 神经网络分类器

BP 神经网络主体由输入层、隐藏层和输出层组成,各层之间采用权值为 W 的连接线连接^[14]。BP 神经网络结构如图 3 所示。

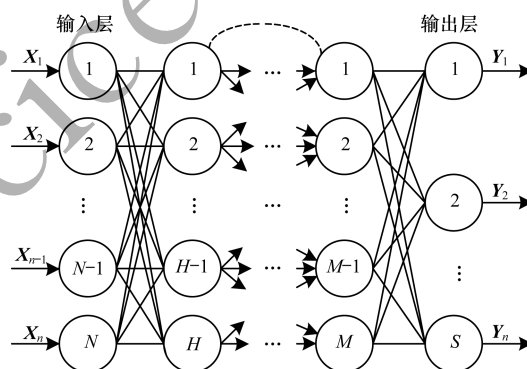


图 3 BP 神经网络结构

Fig. 3 Structure of BP neural network

BP 神经网络正向传递过程较简单,主要计算传递过程中每个节点输出值 Y 。 Y 由其上层 i 所有节点输出值、节点 j 偏置 b 、节点 j 与上层 i 全部节点之间的权值 W 及所选 Sigmoid 激活函数共同确定, Sigmoid 激活函数点输出值计算公式为:

$$Y = f(\sum W_{ij} \times X_i + b_j) \quad (1)$$

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

误差反向传递过程建立在真实值 Y 和预期值 T

之间误差的基础上。BP 神经网络通过反向传播利用误差项不断调整权值和偏置以获得最小误差函数值。本文使用的误差函数是均方差损失函数,其计算公式为:

$$\delta = \frac{1}{2} \sum_{k \in \text{outputs}} (t_k - y_k)^2 \quad (3)$$

其中, t_k 为输出层实际结果, y_k 为输出层期望结果。整个网络权值与阈值通过沿相对误差平方和最快下降方向来修正。由梯度下降法可知,隐含层权值的矢量修正与当前位置误差项梯度成正比,第 j 个输出节点权值修正为:

$$\Delta W_{ij} = -\eta \frac{\partial \delta}{\partial W_{ij}} \quad (4)$$

其中, η 为学习率,其取值范围为 $[0, 1]$ 。权值 W_{ij} 计算公式为:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \delta}{\partial W_{ij}} &= \frac{1}{\partial W_{ij}} \cdot \frac{1}{2} \sum_{k \in \text{outputs}} (t_k - y_k)^2 = (t_k - y_k) \cdot \frac{t_k}{W_{ij}} = \\ &= (t_k - y_k) \cdot \frac{Y}{W_{ij}} \cdot f'(Y) = \delta_{ij} \cdot X_i \end{aligned} \quad (5)$$

由梯度下降法得到修正权值公式为:

$$\Delta W_{ij} = -\eta \cdot \delta_{ij} \cdot X_i \quad (6)$$

$$\Delta b_j = -\eta \cdot \delta_{ij} \quad (7)$$

3 基于特征矩阵构造与 BP 神经网络的模型

本节主要介绍利用 B-Feature 处理文本构造特征矩阵并结合 BP 神经网络模型 (B-Feature-BP) 进行分类的具体过程。B-Feature-BP 模型框架如图 4 所示。采用 BERT 模型进行文本特征捕捉,利用特征构造 B-Feature 算法将捕捉的特征形成特征矩阵并传输到上层,由 BP 神经网络进行分类过滤。

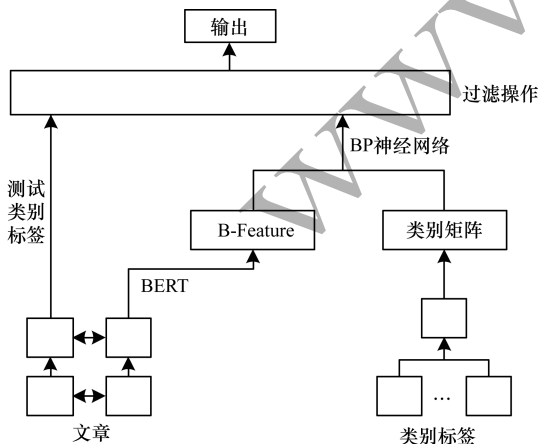


图 4 B-Feature-BP 模型框架

Fig.4 Framework of B-Feature-BP model

3.1 BERT 模型

BERT 模型是由 Google 公司开发的 NLP 模型^[15]。本文使用 BERT 模型为句编码服务,将可变长度的句子转变为固定长度的向量。句编码是许多 NLP 应用程序所需的上游任务,例如情感分析和文本分类等。在使用 BERT 模型时,先在主机上安装其服务器和客户机,然后启动架构通过本机该模型得到服务。BERT 模型在启动后,可对输入文本进行处理以获取文本句编码。BERT 模型框架如图 5 所示。

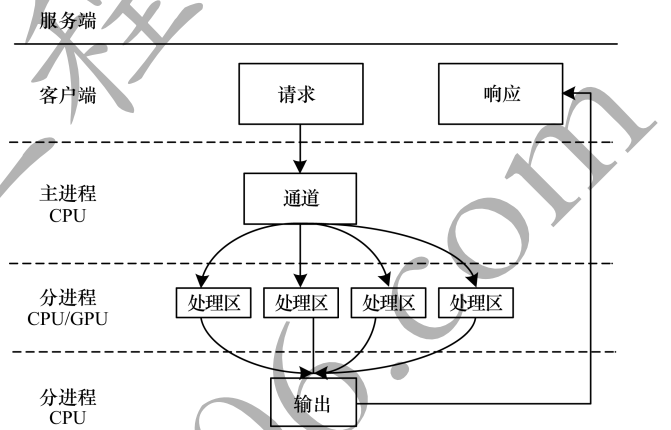


图 5 BERT 模型框架

Fig.5 Framework of BERT model

3.2 B-Feature 特征构造

传统文本分类模型^[16]在获取文本特征向量时,需要对文本进行分词,然后通过算法评估一个词语对全部文本或者语料库中某个文本的重要程度,再将重要程度高的词语转换成特征向量^[17],进而用其代表全部文本或者该语料库的特征。由于对文本进行有效分词并确定词语的重要程度较难,因此传统文本分类模型具有很大局限性。使用 BERT 模型获得文本句编码,无需对文本进行分词。利用 BERT 模型服务时,对于原始输入序列长度或词组合方式不同的序列,服务会为每个序列返回一个代表该序列维度为 768 的矩阵。采用 BERT 模型获取的部分文本句编码如表 1 所示。

与传统文本处理模型不同^[18],本文利用 BERT 模型获取句编码矩阵是用每个文本的每行作为一个矩阵,由于不同文本行数不同,从而文本矩阵大小不同,因此通过 BERT 模型得到的句编码矩阵不能直接用于神经网络输入。为此,本文提出一种用于对 BERT 所提取句编码进行特征构造的 B-Feature 方法。

表 1 采用 BERT 模型获取的部分文本句编码

Table 1 Partial text sentence coding obtained by BERT model

待处理文本	句编码
本报讯(记者郭少峰)昨天,北京学院路地区高校教学共同体门户网站及课程学习中心系统开通,较之此前学生只能在网上选课,此次的门户网站功能有所扩大,学生选课、听课甚至考试等均可在网上完成。海淀区学院路是北京高校密集地区,1999 年 6 月正式成立了“教学共同体”,成员最初为 13 所高校,目前已发展为 16 所。以前,“教学共同体”成员学校的学生,可通过网络选择其他成员学校的公共课,之后则需到所选学校听课、考试。此次,教学共同体门户网站及课程学习中心系统的开通,使其功能进一步扩大,学生可借助该网站,下载教学资料或教学视频,也可在线学习测试答疑和提交作业。	[0.606 702 566 0.339 358 032 -0.476 619 750 1 0.453 794 897...] [0.948 518 366 0.227 438 882 -0.170 973 122 -0.384 042 300...] [0.187 875 807 -0.677 083 954 -0.437 462 449 0.124 076 851...] [0.382 014 364 0.166 960 284 0.197 758 794 0.356 916 785...] [0.209 580 079 0.263 971 686 0.386 061 907 -0.233 528 733...] [-0.207 824 990 -0.295 967 981 0.119 511 373 -0.251 218 289...] [-0.626 019 342 -0.112 546 921 0.219 170 317 -0.197 376 102...] [-0.348 431 230 -0.259 970 814 -0.284 683 049 0.154 857 188...] [0.636 200 964 -0.145 737 022 0.127 250 150 -0.156 287 346...] [-0.542 374 253 -0.257 515 255 0.165 397 510 0.639 647 543...]

B-Feature 方法的具体步骤如下:

步骤 1 按行读取文本,将文本所有行向量转换成单个文本向量 Q , Q 的大小为 $M \times N$ (N 为行向量维度 (BERT 模型输出维度为 768))。

步骤 2 将文本向量 Q 构造为列数为 $M \times N$ 的一维矩阵 P 。

步骤 3 将 P 转换为维度为 1、长度为 T 的矩阵 O , 其中, 如果 $N > T$, 则将 T 后的 $N - T$ 部分舍去; 如果 $N < T$, 则补 $T - N$ 个 0 使长度等于 T ; 如果 $T = N$, 则直接转换并读取下一个文本。

设数据集总文本数为 X , 各文本行数分别为 $n_1, n_2, \dots, n_x$ 。所有文本行数平均值 L 的计算公式为:

$$L = \frac{n_1 + n_2 + \dots + n_x}{X} \quad (8)$$

矩阵长度 T 的计算公式为:

$$T = N \times L \quad (9)$$

步骤 4 回到步骤 1。

步骤 5 将所有矩阵 O 按行衔接, 融合成尺寸为 $X \times T$ 的矩阵 E (X 为文本文件的总数)。

B-Feature 方法框架如图 6 所示。

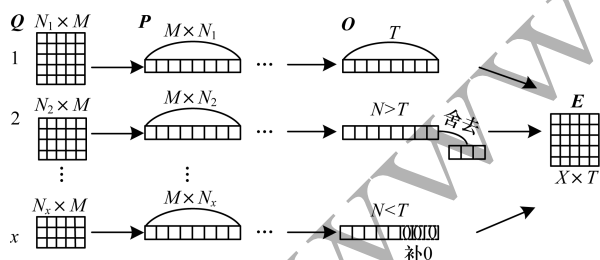


图 6 B-Feature 方法框架

Fig. 6 Framework of B-Feature method

所有文本通过 B-Feature 方法进行特征构造处理后, 需采用 BP 神经网络分类器进行分类过滤。但 BP 神经网络在传统训练与测试中的效率和相容性均不理想, 因此对 BP 神经网络节点数进行优化。增加隐层数可降低网络误差并提高精度, 但会造成网络复杂化, 导致增加网络训练时间以及出现“过拟合”倾向。在 BP 神经网络中, 激活函数采用 Sigmoid

函数, 理论上 2 个隐藏层网络就能处理所有文本分类问题^[19], 因此, 为防止出现过拟合及降低网络误差, 本文采用包含 2 个~4 个隐藏层的网络结构。

如果隐藏层节点数太少, 则网络不具备必要的学习能力和信息处理能力; 如果隐藏层节点数太多, 则会大幅增加网络复杂度并降低效率。与网络激活函数相比, 关于确定隐藏层节点数的研究较少^[20]。一般用经验公式来确定节点数:

$$l = \sqrt{a + n} + c \quad (10)$$

其中, a 为输入层节点数, n 为输出层节点数, c 为范围为 (0, 10) 的常数。采用 B-Feature 方法构造的特征矩阵与 BP 神经网络相结合, 特征矩阵作为神经网络输入, 其维度 m 决定网络输入层节点数, 因此, 根据式 (10) 确定节点数计算公式为:

$$l = \sqrt{m + n} + c \quad (11)$$

4 实验设计与结果分析

4.1 实验设计

选取长、中、短 3 种文本长度的数据集进行实验以验证本文模型的有效性。长文本数据集 (THUCNews) 是根据新浪新闻 RSS 订阅频道历史数据筛选过滤生成的新闻文本数据集, 并按照 9:1 的比例划分数据个数得到训练集和测试集。中文本数据集采用垃圾邮件数据集 (Ccert Data Sets of Chinese Emails, CDSCE), 按照 7:3 的比例划分数据个数得到训练集和测试集。短文本数据集采用中文垃圾短信数据集, 按照 8:2 的比例划分得到训练集和测试集。实验数据集具体情况如表 2 所示。

表 2 实验数据集

Table 2 Experimental data sets

数据集名称	训练集数据个数	测试集数据个数	数据集数据总数
THUCNews 数据集	9 000	1 000	10 000
CDSCE 数据集	20 750	8 600	29 350
中文垃圾短信数据集	40 000	10 000	50 000

本文采用准确率(A)、精确率(P)、召回率(R)、F1 值(F)作为文本分类方法评价指标。将正类预测结果为 True 记作 TP,将负类预测结果为 False 记作 TN,将负类预测为 True 记作 FP,将正类预测为 False 记作 FN。准确率、精确率、召回率和 F1 值计算公式分别为:

$$A = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (12)$$

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (13)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (14)$$

$$F = \frac{2 \cdot P \cdot R}{P + R} \quad (15)$$

实验分别采用传统机器学习算法中的朴素贝叶斯模型、TFIDF-BP 模型以及基于 Bert 特征构造的 BP 神经网络分类模型(以下称为 B-Feature-BP 模型)在上述 3 种数据集上进行文本分类测试。

4.2 实验结果与分析

由图 7 可以看出,B-Feature-BP 模型在 THUCNews 数据集上准确率低于朴素贝叶斯模型,但是在 CDSCE 和中文垃圾短信数据集上要优于其他两种模型;B-Feature-BP 模型在 3 个数据集上的准确率较 TFIDF-BP 模型分别提高 7.8%、3.8% 和 11.7%,在 CDSCE、中文垃圾短信数据集上的准确率较朴素贝叶斯模型分别提高 2.1% 和 13.7%,特别是在中文垃圾短信数据集上 B-Feature-BP 模型的准确率最高达到 0.961。此外,B-Feature-BP 模型在 3 种数据集上准确率都在 92% 以上,说明该模型能有效对垃圾文本进行分类过滤。

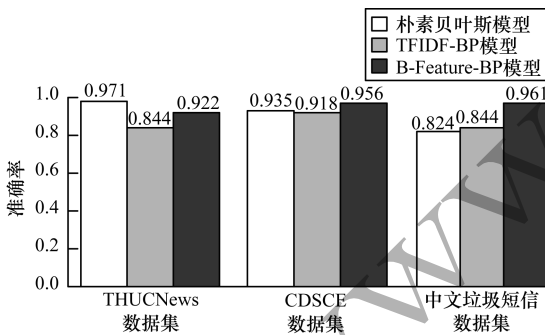


图 7 不同模型的准确率对比

Fig. 7 Comparison of accuracy of different models

由图 8 ~ 图 10 可以看出,B-Feature-BP 模型在 3 种数据集上的精确率、召回率和 F1 值均在 0.9 以上,说明其在各种长度的文本分类中都有良好且稳定的表现。朴素贝叶斯模型虽然在长文本高维度的情况下表现优异,但是当文本长度变短、维度变小的情况下,其分类效果和稳定性均不佳。TFIDF-BP 模型虽然在各种长度的文本中表现都较稳定,但是其分类精确率较其他两种方法要低。综合来看,

B-Feature-BP 模型在 3 个数据集上的表现要比其他两种模型更优。

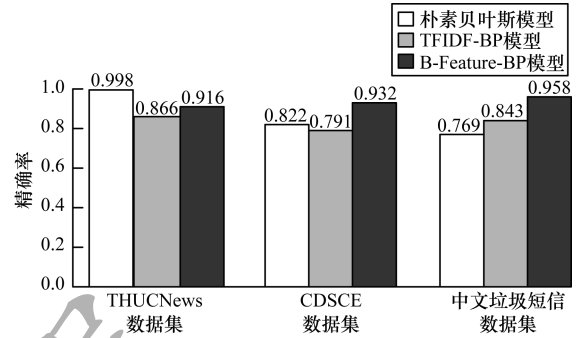


图 8 不同模型的精确率对比

Fig. 8 Comparison of precision of different models

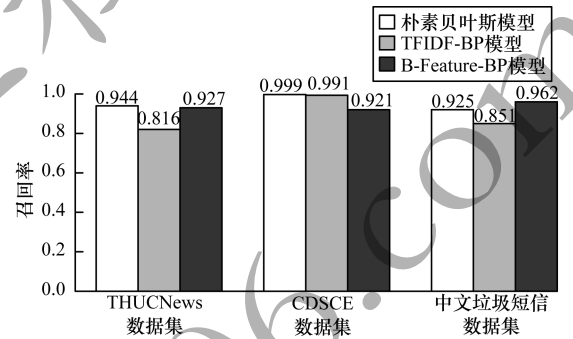


图 9 不同模型的召回率对比

Fig. 9 Comparison of recall of different models

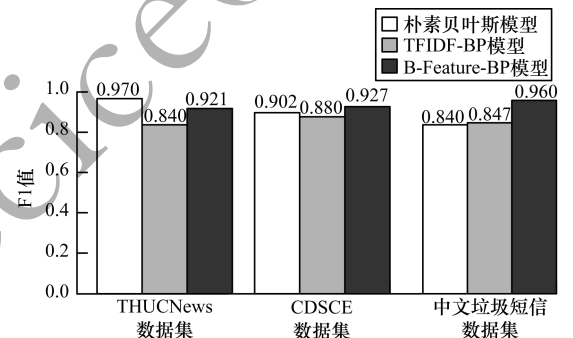


图 10 不同模型的 F1 值对比

Fig. 10 Comparison of F1 values of different models

5 结束语

本文提出一种基于 B-Feature 特征构造和 BP 神经网络的垃圾文本过滤模型。引入 BERT 模型对文本进行特征构造,采用 B-Feature 方法建立特征矩阵,使用 BP 神经网络分类器对垃圾文本进行分类和过滤。实验结果表明,本文模型较 TFIDF-BP 模型和朴素贝叶斯模型在垃圾文本分类和过滤上有更好的效果。但由于该模型提取句编码后的编码矩阵较大,时间复杂度较高,而计算资源有限,因此未对 BP 神经网络分类器进行更大规模和更长时间的训练。后续将对模型计算以及迭代速度进行优化以进一步提高文本分类准确率。

参考文献

- [1] LIAN Jianxun. Personalized recommender systems with diversified data [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2018. (in Chinese)
练建勋. 基于多样化内容数据的个性化推荐系统 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2018.
- [2] WU Dengfeng, BAI Lin, WANG Tao, et al. Document recommendation system based on multi-granularity features and hybrid algorithms [J]. Computer Systems and Applications, 2018, 27(3): 9-17. (in Chinese)
邬登峰, 白琳, 王涛, 等. 基于多粒度特征和混合算法的文档推荐系统 [J]. 计算机系统应用, 2018, 27(3): 9-17.
- [3] HE Yun, LI Tong, WANG Wei, et al. A semantic similarity integration method for software feature location problem [J]. Journal of Computer Research and Development, 2019, 56(2): 394-409. (in Chinese)
何云, 李彤, 王伟, 等. 一种面向软件特征定位问题的语义相似度集成方法 [J]. 计算机研究与发展, 2019, 56(2): 394-409.
- [4] DONG Li, WEI Furu, TAN Chuanqi, et al. Adaptive recursive neural network for target-dependent twitter sentiment classification [C]//Proceedings of the 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. New York, USA: ACM Press, 2014: 49-54.
- [5] TANG Duyu, QIN Bing, LIU Ting. Aspect level sentiment classification with deep memory network [C]//Proceedings of 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2016: 214-224.
- [6] ZHANG Zhuo, TAN Qingping, MAO Xiaoguang, et al. Effective fault localization approach based on enhanced contexts [J]. Journal of Software, 2019, 30(2): 266-281. (in Chinese)
张卓, 谭庆平, 毛晓光, 等. 增强上下文的错误定位技术 [J]. 软件学报, 2019, 30(2): 266-281.
- [7] SUN Guangfu, WU Le, LIU Qi, et al. Recommendations based on collaborative filtering by exploiting sequential behaviors [J]. Journal of Software, 2013, 24(11): 2721-2733. (in Chinese)
孙光福, 吴乐, 刘淇, 等. 基于时序行为的协同过滤推荐算法 [J]. 软件学报, 2013, 24(11): 2721-2733.
- [8] RUI Yan. "Chitty-chitty-chat bot": deep learning for conversational AI [C]//Proceedings of the 27th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2018: 5520-5526.
- [9] WANG Z G, HAMZA W, FLORIAN R. Bilateral multi-perspective matching for natural language sentences [C]//Proceedings of the 26th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2017: 4144-4150.
- [10] ZHANG Xu, ZHOU Xinzhi, ZHAO Chengping, et al. Unbalanced data classification based on hesitant fuzzy decision tree [J]. Computer Engineering, 2019, 45(8): 75-79. (in Chinese)
张旭, 周新志, 赵成萍, 等. 基于犹豫模糊决策树的非均衡数据分类 [J]. 计算机工程, 2019, 45(8): 75-79.
- [11] BOWMAN S R, VILNIS L, VINYALS O, et al. Generating sentences from a continuous space [C]//Proceedings of the 20th SIGNLL Conference on Computational Natural Language Learning. Berlin, Germany: Springer, 2016: 10-21.
- [12] ZHANG Zhuosheng, LI Jiangtong, ZHU Pengfei, et al. Modeling multi-turn conversation with deep utterance aggregation [C]//Proceedings of International Conference on Computational Linguistics. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2018: 3740-3752.
- [13] SHEN Xiaoyu, SU Hui, NIU Shuzi, et al. Language modeling [C]//Proceedings of Awakening-Sleep Change Lawton Coder International Conference on Neural Network Information Processing. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2017: 405-414.
- [14] XIANG Taoran, YE Xiaochun, LI Wenming, et al. Accelerating fully connected layers of sparse neural networks with fine-grained dataflow architectures [J]. Journal of Computer Research and Development, 2019, 56(6): 1192-1204. (in Chinese)
向陶然, 叶笑春, 李文明, 等. 基于细粒度数据流架构的稀疏神经网络全连接层加速 [J]. 计算机研究与发展, 2019, 56(6): 1192-1204.
- [15] DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. BERT: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding [EB/OL]. [2019-06-01]. <https://arxiv.org/abs/1810.04805>.
- [16] LIU Yi, CAO Jianjun, DIAO Xingchun, et al. Survey on stability of feature selection [J]. Journal of Software, 2018, 29(9): 2559-2579. (in Chinese)
刘艺, 曹建军, 刁兴春, 等. 特征选择稳定性研究综述 [J]. 软件学报, 2018, 29(9): 2559-2579.
- [17] FANG Rongqiang, WANG Jing, YAO Zhicheng, et al. Modeling computational feature of multi-layer neural network [J]. Journal of Computer Research and Development, 2019, 56(6): 1170-1181. (in Chinese)
方荣强, 王晶, 姚治成, 等. 多层神经网络算法的计算特征建模方法 [J]. 计算机研究与发展, 2019, 56(6): 1170-1181.
- [18] MOORE R C. Fast and accurate sentence alignment of bilingual corpora [EB/OL]. [2019-06-01]. https://www.researchgate.net/publication/220839671_Fast_and_Accurate_Sentence_Alignment_of_Bilingual_Corpora.
- [19] SHEN Zejun, YANG Wenyuan. BP neural network via granular computing for prediction of financial trends [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2019, 40(3): 527-532. (in Chinese)
沈泽君, 杨文元. 粒计算思维下的 BP 神经网络在金融趋势预测中的应用 [J]. 小型微型计算机系统, 2019, 40(3): 527-532.
- [20] ZHANG Shirui, LI Xinke. An estimation algorithm of BP neural network hidden layer nodes based on simulated annealing [J]. Journal of Hefei University of Technology (Natural Science Edition), 2017, 40(11): 1489-1491. (in Chinese)
张世睿, 李心科. 基于模拟退火的 BP 网络隐藏层节点估算算法 [J]. 合肥工业大学学报 (自然科学版), 2017, 40(11): 1489-1491.