

# 基于 VDCNN 和 BiGRU 混合的文本分类研究

颜 亮<sup>1,2</sup>, 姬少培<sup>1</sup>, 陈月华<sup>4</sup>, 杨 辉<sup>2,3</sup>

(1. 中国电子科技集团公司第三十研究所, 四川 成都 610041;

2. 中电科大数据研究院有限公司, 贵州 贵阳 550022;

3. 提升政府治理能力大数据应用技术国家工程实验室, 贵州 贵阳 550022;

4. 国家信息中心信息与网络安全部, 北京 100045)

**摘要:** 卷积神经网络(CNN)及循环神经网络(RNN)在自然语言方面存在着广泛的应用,但仅依靠CNN无法有效的处理自然语言中的上下文信息,RNN则在应用过程中常会出现梯度消失、梯度爆炸的现象,从而限制了文本分类的准确率。基于此,构建了基于超深卷积神经网络(VDCNN)和双向门控循环(BiGRU)神经网络的混合模型。模型首先利用VDCNN的进行文本向量局部特征的提取,利用BiGRU提取与上下文信息相关的全局特征;然后将提取到的局部特征与全局特征进行融合;最后将融合后的特征信息放入softmax函数实现对于文本内容的分类。利用20Newsgroups和MR数据集对VDCNN-BiGRU模型进行验证,通过与VDCNN、GRU、BiGRU三个模型的对比,结果表明VDCNN-BiGRU模型能够有效提升文本分类的精度。

**关键词:** 文本分类; 卷积神经网络; 双向门控循环神经网络; 特征融合

**中图分类号:** TP391.9      **文献标识码:** B

## Research on Text Classification Based on Hybrid Model of VDCNN and BiGRU

YAN Liang<sup>1,2</sup>, JI Shao-pe<sup>1</sup>, CHEN Yue-hua<sup>4</sup>, YANG Hui<sup>2,3</sup>

(1. No. 30 Institute of CETC, Chengdu Sichuan 610041, China;

2. CETC Data Research Institute Co., Ltd., General Technical Department, Guiyang Guizhou 550022, China;

3. National Engineering Laboratory for Improving the Government's Governance Capability Big Data Application Technology, General Technology Research Center, Guiyang Guizhou 550022, China;

4. Information and Network Security Department, State Information Center, Beijing 100045, China)

**ABSTRACT:** Convolutional neural network (CNN) and recurrent neural network (RNN) are widely used in natural language. However, they cannot effectively process the context information in natural language only depending on CNN. In the application process, the phenomenon of gradient disappearance and gradient explosion often appears in RNN, which limits the accuracy of text classification. Based on this, a hybrid model based on VDCNN and bidirectional gated loop (BiGRU) neural network was constructed in this paper. We firstly extracted local features of text vectors by using VDCNN and global features related to context information by using BiGRU. Then the extracted local features were fused with global features. Finally, the merged feature information was put into softmax function to realize the classification of text content. This experiment was mainly run on the 20Newsgroups and MR data set verified the VDCNN-BiGRU model. Compared with VDCNN, GRU and BiGRU, the results show that the vdcnn-bigr model can effectively improve the accuracy of text classification.

基金项目: 四川省重大科技项目(2017GZDZX0002); 提升政府治理能  
力大数据应用技术国家工程实验室 2018-2019 年开放基金项目(w  
-2019010)

收稿日期: 2019-10-21

**KEYWORDS:** Text classification; Convolution neural network; BiGRU neural network; Feature fusion

## 1 引言

随着网络覆盖率的提升及互联网在信息传播方面的快速应用,使得文本信息实现了数量上的激增。这些信息背后所蕴藏的价值巨大,但其存在着杂乱无序问题,缺乏有效的信息组织和管理,从而造成无法对其进行充分挖掘的问题。文本分类作为解决这一问题的关键,当前也受到越来越多研究者的关注。

常用的文本分类方法有朴素贝叶斯、K 最近邻(K-Nearest Neighbor, KNN)<sup>[1]</sup>、隐马尔科夫模型(Hidden Markov Model, HMM)<sup>[2]</sup>、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)<sup>[3]</sup>等。目前,随着深度学习研究兴起,越来越多的研究人员利用神经网络进行文本分类研究<sup>[4]</sup>,当下使用较多的神经网络有 BP 神经网络、卷积神经网络(Convolution Neural Network, CNN)、循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)等。

Alexis Conneau 等人<sup>[5]</sup>提出了一种用于文本处理的新架构(VDCNN),它直接在字符级别操作,并且仅使用小卷积和池化操作,结果证明该模型的性能随着深度的增加而增加。李丽霞等人<sup>[6]</sup>提出了一种基于 LDA 表示及 CNN-GRU 的文本情感研究模型,该模型首先通过对文本进行预处理;然后基于 LDA 主题模型和文本主题分布进行特征向量表示的构建;最后将具有门控单元(GRU)的 CNN 作为分类器。王淑阳等<sup>[7]</sup>提出了一种以混合注意 GRU 神经网络为基础的投诉文本分类模型。该模型在字符级别构造文本向量,它能够提取投诉文本中的情感特征;然后提出了一种混合注意机制来了解每个角色和情感特征的重要性,以便模型可以专注于对文本分类贡献更多的特征。白静等<sup>[8]</sup>将双向 LSTM 与 CNN-Attention 结合起来,提出了基于 BiLSTM-CNN-Attention 的文本特征提取方法;梁斌等<sup>[9]</sup>则将 Attention 机制和 CNN 结合起来构建新的混合模型,成功减少了模型的训练时间,提升了模型分类的精确性;赵勤鲁等<sup>[10]</sup>则通过构建 LSTM-Attention 模型来提取文本语义结构更深层次的信息;杨东等<sup>[11]</sup>则将 CNN、GRU 及 Attention 进行有效融合,提出 CNN-GRU-Attention 混合模型,实现对于文本特征的深层次提取;李晓等<sup>[12]</sup>利用双向门控循环网络实现了对于网络数据输入序列特定信息的精确获取;黄兆玮等<sup>[13]</sup>将 GRU 神经网络及 Attention 机制结合起来,实现了对于远程监督关系的有效提取;张玉环等<sup>[14]</sup>将 LSTM 神经网络和 GRU 神经网络结合在一起构建新的情感分类模型,在降低训练时间的同时,提升了分类的精确性。

本文的主要贡献如下:

1) GRU 神经网络存在不能考虑词之后信息的缺点,由此导致文本分类时不能对上下文信息进行有效的特征提取,利用双向 GRU 神经网络有效的解决了这一问题。

2) 有效融合 VDCNN 与双向 GRU 的优势,使用 VDCNN 来获取文本内容更精确的局部特征,使用双向 GRU 来实现对文本全局特征的有效提取,有效解决单 VDCNN 模型忽略词的上下文含义的问题,提升了文本分类的精确性。

## 2 相关技术

### 2.1 卷积神经网络

在整体深度学习领域中, CNN 是第一个能够实现对于多层网络结构进行监督学习的模型,其依据空间相对关系降低了整个神经网络模型参数的个数,从而提升了模型训练的性能。它的核心在于多层的卷积运算。CNN 就是将卷积层、池化层及全连接输出层三者结合起来构建而成的一个模型。它最主要是借助于输入层实施卷积,可以看作局部连接,每一局部的输入区域对应自身的输出神经元,然后对 CNN 中的每层采用不同的滤波器,滤波器的权重可通过神经网络的自主学习得到,与此同时利用池化层获得最终的输出结果,从而实现通过多层网络来仿效人脑感应视觉信息的处理机制。卷积神经网络起初主要应用于图像识别,因为起擅长获取局部特征,所以一直是人们进行实验的首选。近年来,它逐渐在文本分类及其它领域也取得了很好的成效。

### 2.2 GRU 神经网络

GRU 神经网络作为 LSTM 神经网络的变形,其具体结构如图 1 所示。

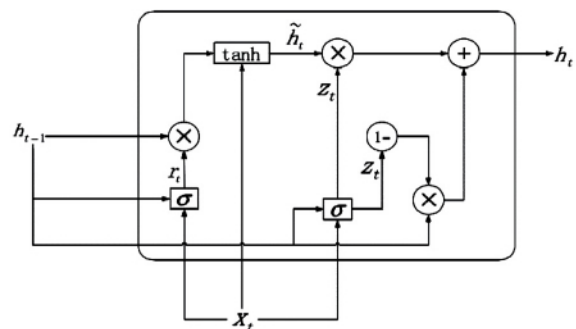


图 1 GRU 模型结构图

图 1 中  $z_t$  主要负责历史信息的整合  $r_t$  主要负责进入模型中的上一步状态信息的比例。由于门的数量从 LSTM 中的三个降低成了两个,所以其中的参数数量也降低了,使得模型的训练速度相对于 LSTM 得到了提升。

GRU 神经网络的训练公式如下

$$\tilde{s}_t = \phi_{\tanh}(W_s(r_t \odot s_{t-1}) + U_s x_t + b_s) \quad (1)$$

$$s_t = (1 - z_t) \odot s_{t-1} + z_t \odot \tilde{s}_t \quad (2)$$

$$z_t = \sigma_{\text{sig}}(W_z s_{t-1} + U_z x_t + b_z) \quad (3)$$

$$r_t = \sigma_{\text{sig}}(W_r s_{t-1} + U_r x_t + b_r) \quad (4)$$

其中,  $\odot$  代表元素乘积公式;  $W_z$  和  $W_r$  分别为  $z_t$  门和  $r_t$  门的

权重矩阵;  $W_s$  是输出状态的权重矩阵;  $x_t$  为  $t$  时刻的输入数据;  $\tilde{s}_t$  和  $s_t$  是  $t$  时刻的候选状态和输出状态;  $b_s$ 、 $b_z$  和  $b_r$  是常数。  $\sigma_{sig}$  和  $\phi_{tanh}$  分别代表激活函数 sigmoid 和 tanh。sigmoid 和 tanh 函数的表达式为

$$\text{sig}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (5)$$

$$\text{tanh}(x) = 2 \times \text{sig}(x) - 1 \quad (6)$$

从式(1)~(4)可以看出:当所有的  $r_t$  都设置为 1 时并且  $z_t$  设置为 0 时,GRU 就退化成一个简单的 RNN 模型了。

### 2.3 BiGRU

对于单向的神经网络来说,其状态大都是自前到后进行输出的。但是在文本分类中,当前时刻的输出和其前后两个时刻的状态均有一定联系,着就要借助于 BiGRU 来建立这种联系。在任何时刻,BiGRU 的输入总是会对 2 个方向相反的 GRU,同时输出也受到这个 GRU 的影响。BiGRU 的具体结构如图 2 所示。

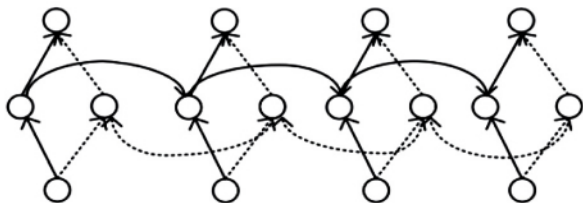


图 2 双向 GRU 模型结构图

从图 2 中可知,双向 GRU 现在的隐层状态主要取决于现在输入  $x_t$ 、 $(t-1)$  时对应的隐层状态的输出  $\overrightarrow{h_{t-1}}$  及不同方向的隐层状态的输出  $\overleftarrow{h_{t-1}}$ 。因为双向 GRU 可以被为两个具有相反方向的 GRU,因此它在某一时刻的隐层状态可以借助于前向隐层状态  $\overrightarrow{h_{t-1}}$  及后向隐层状态  $\overleftarrow{h_{t-1}}$  得到

$$\overrightarrow{h_t} = \text{GRU}(x_t, \overrightarrow{h_{t-1}}) \quad (7)$$

$$\overleftarrow{h_t} = \text{GRU}(x_t, \overleftarrow{h_{t-1}}) \quad (8)$$

$$h_t = w_t \overrightarrow{h_t} + v_t \overleftarrow{h_t} + b_t \quad (9)$$

其中,  $\text{GRU}()$  代表对输入的词向量进行非线性变换,将词向量转化为对应的 GRU 隐层状态。  $w_t$ 、 $v_t$  为 BiGRU 的前向隐层状态  $\overrightarrow{h_t}$  及后向隐层状态  $\overleftarrow{h_t}$  所对应的权重,  $b_t$  则是隐层状态的偏置。

## 3 VDCNN 与 BiGRU 混合模型

为提高文本分类的准确率,论文构建了一种基于 VDCNN 与 BiGRU 混合的文本分类模型(VDCNN-BiGRU)。该模型结构如图 3 所示。在模型中,  $\text{FC}(I, O)$  代表全连接层,  $I$  为输入长度,  $O$  为输出长度。

通过图 3 可知,VDCNN 由词嵌入层、八层卷积层、两层全连接层构建而成,BiGRU 和 VDCNN 通过融合的方式构建为一个新的混合的模型。

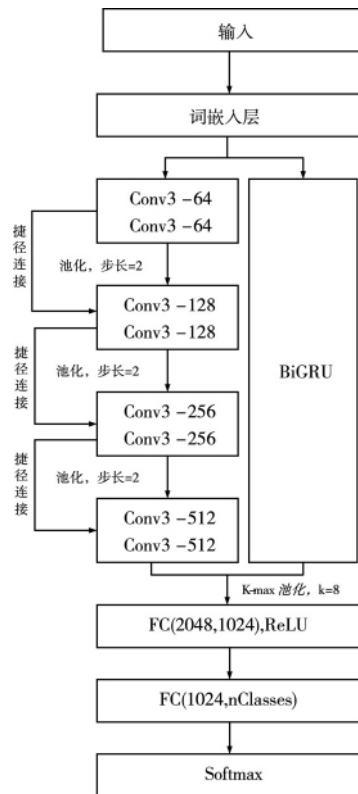


图 3 VDCNN-BiGRU 模型架构图

VDCNN-BiGRU 混合模型总计 11 层,第一层为词嵌入层,主要功能是把输入的文本序列展开为词向量序列,从而作为卷积层的输入。词嵌入层之后的 VDCNN 网络结构为:

- 1) 前两个卷积层为 64 个大小为 3 的卷积核。
- 2) 对卷积结果进行池化操作,并连接 2 个卷积层,设置其卷积核大小为 3、数量为 128 个。
- 3) 实施二次池化,每次操作均可把两个卷积层连接起来。
- 4) 再次实施池化处理,将两个全连接层连接起来得到最终分类。

从图 3 可以看出,VDCNN-BiGRU 模型总共需要经历四次池化处理,前面三次为对输出实施平均值池化,最后一次是进行最大值池化处理。在此将每两次池化处理之间的卷积层称做卷积块。在 VDCNN 中第 2 卷积块的结构如图 4 所示。

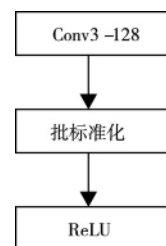


图 4 第 2 个卷积块

在第四个卷积块后实施  $k - \max$  池化操作,每次在其中选择  $k$  个局部最合适的特征,在确保能够生成特定维度特征向量的同时删除冗余特征。

然后通过 2 个全连接层的运算,利用 Softmax 函数得到分类结果  $\hat{y}^{(j)}$ ,将其与原始标签  $\log y^{(j)}$  进行对比,目标函数设置为

$$\text{loss} = - \sum \hat{y}^{(j)} \log y^{(j)} \quad (10)$$

VDCNN 由于存在标准化操作及捷径连接,因此能够很好的避免其它神经网络由于深度增加而出现的精准度降低的现象;而 VDCNN 则会随着网络深度的增加能够更加有效的进行文本特征提取。但由于自然语言的上下文间存在极强的上下文依赖关系,因此在进行文本的训练时,需参考历史信息,但超深卷积神经网络并没有保存历史信息能力。正因如此,论文将 VDCNN 与双向 GRU 结合起来。VDCNN 可以十分精准的获得文本向量的局部特征,而双向 GRU 则可以有效的解决文本和上下文之间的关联性,两者之间能够实现有效互补。

通过图 2 可知,在全连接层 FC(2048,1024)之前,论文利用 Keras 框架中的 Merge 融合层将 VDCNN 与 LSTM 联系起来。然后将两个全连接层连接起来,利用 Softmax 得到最终分类结果。

## 4 实验与仿真结果证明

### 4.1 实验数据

为验证 VDCNN - BiGRU 模型的有效性,选取 20Newsgroups、MR 数据集作为实验数据。其中 20Newsgroups 数据集共有文件 18846 份,训练集文件 11314 份,测试集文件 7532 份;MR 为电影评论数据集,分类任务是对其句子进行主客观的划分。

### 4.2 实验设置及评价标准

本实验采用 keras 深度学习框架,底层为 TensorFlow,使用 Python 语言编程实现;实验运行环境为 Spyder 软件、Win10 系统、内存 4GB 等,实验设置迭代次数为 10。

采用准确率和损失率作为实验的评价指标。设样本总数为 Total,被正确分类的样本数为  $t$ ,则正确率 (Accuracy) 为

$$\text{Accuracy} = \frac{t}{\text{Total}} \quad (11)$$

损失函数是在每一次训练的过程中,按照式(10)的批量样本的相乘累加和取反得到。

### 4.3 对比实验

将 VDCNN - BiGRU 模型与以下常见的 3 模型进行对比。

1) VDCNN。Conneau A 等人<sup>[15]</sup>提出了一种用于文本处理的新架构(VDCNN),使用多达 29 个卷积层进行文本分类,模型的性能随着深度的增加而增加。

2) GRU。它主要是 Cho 等人<sup>[16]</sup>发明的,可以看作对于

RNN 的改进,其参数比之 LSTM 要少,同时具有更好的收敛效果。

3) BiGRU。它主要是由玄振峰等<sup>[17]</sup>提出,玄振峰等人借助于双向 GRU 网络的全局特征获取能力,实现了特定文本信息的快速抽取。

### 4.4 实验结果与分析

#### 4.4.1 与 VDCNN、GRU、BiGRU 模型的对比实验

本实验选用在 10 次迭代过程中,在 20Newsgroups 测试集上最高的准确率作为该模型的准确率,测试集最高准确率的损失率即为该模型的损失率,具体如表 1 所示。

本次实验选用 20Newsgroups 测试集作为实验数据,选择 10 次迭代循环过程中准确率和损失率的平均值作为模型的准确率和损失率,详情展示如下。

表 3 不同模型的分类结果

模型	准确率	损失率
VDCNN	85.92%	0.3149
GRU	87.19%	0.2865
BiGRU	88.57%	0.2672
VDCNN - BiGRU	91.06%	0.2541

从表 1 中的分类结果可以看出,比之其它模型,VDCNN - BiGRU 在保证准确率的同时也将损失率降到了最低。在 20Newsgroups 数据集上,VDCNN - BiGRU 模型要优于 VDCNN、GRU、BiGRU,主要是因为 BiGRU 相对于 GRU 能够提取更多的上下文特征信息,在提高准确率的同时降低损失率。

#### 4.4.2 迭代次数

在 10 次的迭代实验过程中,模型的准确率和损失率是在持续变动的。为了反映这种动态变化,下面分别对 10 次迭代实验中不同方法的准确率与损失率进行对比。

a) 将四种模型进行比对,分别获取它们在测试集上在不同循环次数下的分类准确率,具体的对应关系如图 5 所示。

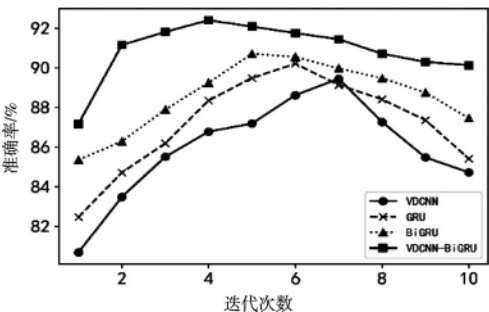


图 5 四种模型分类准确率演变趋势图

从上图中可以看出,在每次迭代过程中,VDCNN - BiGRU 模型分类准确率均为最高的。四种模型在迭代过程中,分类准确率均呈现出先上升后下降的趋势,但是每个模型分类准确率最高的次数有所不同,VDCNN - BiGRU 在第 4

次循环的时候分类准确率达到最有,相对于其它模型更早,且随着迭代次数的增加,分类准确率的下降程度较低。总体来说,VDCNN-BiGRU可以在降低循环次数的同时实现更好的精准度。

b) 将四种模型进行对比,分别获取它们在测试集上在不同循环次数下的损失率,具体的对应关系如图6所示。

从图6可以看出,四种模型的损失率并不相同,在迭代循环过程中,损失率均呈现出先下降后上升的趋势。VDCNN-BiGRU模型在第4次循环时损失率降到最低,VDCNN模型的损失率在第6次时降到了最低,在10次迭代循环后,VDCNN-BiGRU模型的损失率依然是最低的,表明VDCNN-BiGRU模型在数据集上具有相对于其它三种模型更好的。

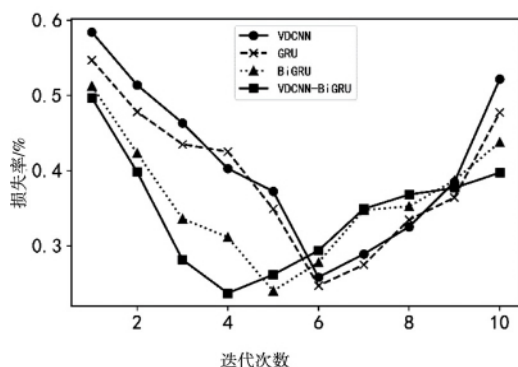


图6 四种模型损失率变化曲线

#### 4.4.3 句子长度对模型的影响

一般来说,为了便于对分类模型进行训练,在实验中需预先指定句子的最大长度值。下面选取MR数据集作为实验数据,对最大句子长度值与文本分类准确率之间的关系进行研究。在不同句子长度下文本分类的准确率如图7所示。

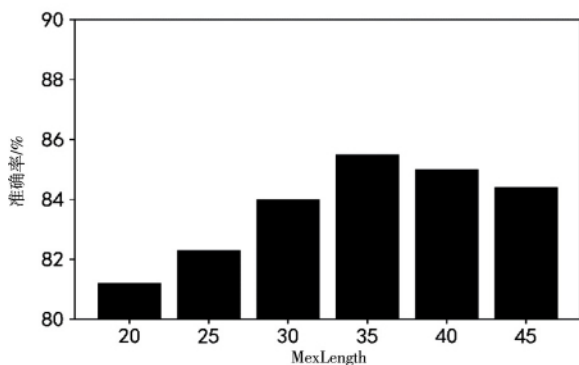


图7 句子的最大长度对准确率的影响

从图7可以看出,在MR数据集的分类中,当句子最大长度选取为35时,VDCNN-BiGRU模型的分类准确率是最高的。句子过长或者过短均会造成准确率的降低。

#### 4.4.4 BiGRU 隐含层节点数对模型影响

在VDCNN-BiGRU模型中,BiGRU网络的隐含层节点数对其分类性能也具有一定的影响能力。在实验过程中,在20Newsgroups数据集上,将VDCNN-BiGRU模型其余参数保持不变,通过设置不同的节点数进行对比实验。实验结果如图8所示。

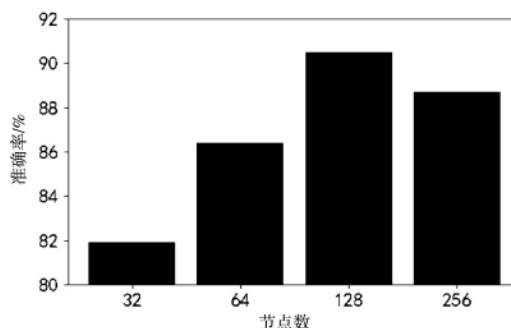


图8 不同节点数对准确率的影响

从图8中可以看出,当节点数分别设置为32、64时,VDCNN-BiGRU模型的分类准确率是逐渐提高的,当节点数设置为128时的分类准确率达到最高的,但是当设置为256时,准确率降低了,这说明节点个数的设定对VDCNN-BiGRU模型的分类性能具有一定的影响,通过设置合适的节点数才能充分发挥出模型在文本分类中的性能。

## 5 结束语

论文提出一种基于VDCNN与双向GRU网络的混合模型用于文本分类,该模型利用VDCNN进行文本局部特征的提取,利用双向GRU来达成了对于文本全局特征的提取,从而实现了对于文本特征信息的充分提取。在实验过程中,论文将VDCNN-BiGRU模型与VDCNN模型、GRU、双向GRU模型进行系统比对,最终结果表明VDCNN-BiGRU模型在文本分类的精准度提升及损失率的降低方面均具有很好的效果。在后续的研究中,将进一步引入注意力机制,以此来进一步提升模型性能。

#### 参考文献:

- [1] Jodha R, Chowdhary K R. Text Classification using KNN with different Feature Selection Methods [J]. Text Classification using KNN with different Feature Selection Methods, 2018, 9(1): 8-8.
- [2] Vieira A S, Borrajo L, Iglesias E L. Improving the text classification using clustering and a novel HMM to reduce the dimensionality [J]. Computer methods and programs in biomedicine, 2016, 136: 119-130.
- [3] Fanjin M, Ling H, Jing T, et al. The Research of Semantic Kernel in SVM for Chinese Text Classification [C]. Proceedings of the 2nd International Conference on Intelligent Information Processing.



- ACM, 2017: 8.
- [4] Partalas I, Kosmopoulos A, Baskiotis N, et al. Lshte: A benchmark for large-scale text classification[J]. arXiv preprint arXiv: 1503.08581, 2015.
- [5] Conneau A, Schwenk H, Barrault L, et al. Very deep convolutional networks for text classification[J]. arXiv preprint arXiv: 1606.01781, 2016.
- [6] Luo L. Network text sentiment analysis method combining LDA text representation and GRU-CNN[J]. Personal and Ubiquitous Computing, 2018: 1-8.
- [7] Wang S, Wu B, Wang B, et al. Complaint Classification Using Hybrid-Attention GRU Neural Network[C]. Pacific-Asia Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Springer, Cham, 2019: 251-262.
- [8] 白静, 李霏, 姬东鸿. 基于注意力的 BiLSTM-CNN 中文微博立场检测模型[J]. 计算机应用与软件, 2018, 33(3): 266-274.
- [9] 梁斌, 刘全, 徐进, 等. 基于多注意力卷积神经网络的特定目标情感分析[J]. 计算机研究与发展, 2017, 54(8): 1724-1735.
- [10] 赵勤鲁, 蔡晓东, 李波, et al. 基于 LSTM-Attention 神经网络的文本特征提取方法[J]. 现代电子技术, 2018, 41(8): 167-170.
- [11] 杨东, 王移芝. 基于 Attention-based C-GRU 神经网络的文本分类[J]. 计算机与现代化, 2018, 4(2).
- [12] 李骁, 黄征. 基于 GRU 网络的互联网信息挖掘[J]. 信息技术, 2018(3): 1-5, 9.

- [13] 黄兆玮, 常亮, 宾辰忠, 等. 基于 GRU 和注意力机制的远程监督关系抽取[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(10).
- [14] 张玉环, 钱江. 基于两种 LSTM 结构的文本情感分析[J]. 软件, 2018, 39(1): 116-120.
- [15] Conneau A, Schwenk H, Barrault L, et al. Very deep convolutional networks for text classification[J]. arXiv preprint arXiv: 1606.01781, 2016.
- [16] Collobert R, Weston J, Bottou L, et al. Natural language processing (almost) from scratch[J]. Journal of machine learning research, 2011, 12(Aug): 2493-2537.
- [17] Feng X, Liu X. Sentiment Classification of Reviews Based on BiGRU Neural Network and Fine-grained Attention[C]. Journal of Physics: Conference Series. IOP Publishing, 2019, 1229(1).



#### [作者简介]

颜 亮(1980-), 男(汉族), 四川省成都市人, 高级工程师, 主要研究方向为信息安全技术、计算机网络及通信技术。

姬少培(1992-), 男(汉族), 硕士, 河南省平顶山市人, 主要研究方向为信息安全、深度学习等。

陈月华(1983-), 女(蒙古族), 内蒙古乌兰浩特人, 博士, 高级工程师, 主要研究方向为网络安全政策、标准、产业。

杨 辉(1969-), 男(汉族), 四川人, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为大数据应用。

(上接第 444 页)

- [2] 毛天祺, 刘伟, 黄洁, 赵拥军. 二进小波增强与边缘局部信息 FCM 的 SAR 图像变化检测[J]. 信号处理, 2018, 34(1): 54-61.
- [3] 林洋, 兰蓉. 核空间自适应抑制式直觉模糊图像分割算法[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(8): 2353-2360.
- [4] 孙俊锋, 徐玉华, 赵晓枫, 谢良, 张小虎. 基于运动散斑的物体三维形貌测量方法[J]. 实验力学, 2018, 33(5): 751-756.
- [5] 张佰林, 姜广辉, 曲衍波. 经济发达地区农村居民点生产居住空间权衡关系解析[J]. 农业工程学报, 2019, 35(13): 253-261.
- [6] 房明星, 毕大平, 沈爱国. 多通道 SAR-GMTI 二维余弦调相散射波干扰[J]. 上海交通大学学报, 2018, 52(3): 356-364.
- [7] 刘应乾, 严壮志. 图像处理中的格子玻尔兹曼方法研究综述[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(12): 1623-1639.
- [8] 李超越, 冯诗愚, 邵垒, 等. 数字全息法测量 CO<sub>2</sub> 在 RP-3 燃油中的扩散系数[J]. 航空学报, 2017, 38(12): 126-132.

- [9] 李强, 方一鸣, 李建雄, 等. 连铸结晶器振动位移系统中非线性处理[J]. 中国机械工程, 2019, 30(12): 1433-1440.

- [10] 王清, 龚晓峰, 雒瑞森. 基于自适应标量-矢量量化的 IQ 数据压缩算法[J]. 计算机仿真, 2017, 34(12): 264-268.



#### [作者简介]

武 尧(1995-), 男(汉族), 山西大同人, 硕士, 研究方向: 机器视觉与图像处理。

刘振宇(1974-), 男(汉族), 山西汾阳市人, 教授, 硕士生导师, 主要从事畜牧信息化和农业物料方面的研究。

谷亚宁(1996-), 男(汉族), 山西长治人, 硕士, 研究方向: 农业信息化。