

基于深度多视图网络的政务事件分拨方法

李子琛, 易修文, 陈顺, 张钧波, 李天瑞

引用本文

李子琛, 易修文, 陈顺, 张钧波, 李天瑞. [基于深度多视图网络的政务事件分拨方法](#)[J]. 计算机科学, 2024, 51(5): 216-222.

LI Zichen, YI Xiuwen, CHEN Shun, ZHANG Junbo, LI Tianrui. [Government Event Dispatch Approach Based on Deep Multi-view Network](#) [J]. Computer Science, 2024, 51(5): 216-222.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于云边协同子类蒸馏的卷积神经网络模型压缩方法](#)

Convolutional Neural Network Model Compression Method Based on Cloud Edge Collaborative Subclass Distillation

计算机科学, 2024, 51(5): 313-320. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240100038>

[基于多尺度FCN和GRU的雷达有源干扰识别](#)

Radar Active Jamming Recognition Based on Multiscale Fully Convolutional Neural Network and GRU

计算机科学, 2024, 51(5): 306-312. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230300062>

[面向前提选择的新型图约简表示与图神经网络模型](#)

New Graph Reduction Representation and Graph Neural Network Model for Premise Selection

计算机科学, 2024, 51(5): 193-199. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230300193>

[基于文本及历史数据的多标签专利分类算法研究](#)

Multi-label Patent Classification Based on Text and Historical Data

计算机科学, 2024, 51(5): 172-178. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230200199>

[基于多尺度注意力的遥感影像建筑物提取研究](#)

Study on Building Extraction from Remote Sensing Image Based on Multi-scale Attention

计算机科学, 2024, 51(5): 134-142. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230200134>

基于深度多视图网络的政务事件分拨方法

李子琛¹ 易修文^{2,3} 陈顺^{1,2,3} 张钧波^{1,2,3} 李天瑞¹

1 西南交通大学计算机与人工智能学院 成都 611756

2 北京京东智能城市大数据研究院 北京 100176

3 京东商城(北京)数字科技有限公司 北京 100176

(zichen_li@126.com)

摘要 12345 政务服务便民热线是由各地市政府设立的专门受理热线事项的公共服务平台。随着政府信息化进程的推进,12345 热线作为市民与政府交流纽带的重要性大大提高,并对事件处置的效率提出了更高的要求。针对传统事件分拨方法主要依赖于分拨人员人工操作、速度较慢、准确率不高,且需要消耗大量人力资源的问题,文中提出了一种基于深度多视图网络的政务事件分拨方法。首先,通过自监督学习训练带权重的图卷积神经网络,从历史记录中抽取事件归口-分拨部门的分拨行为特征作为事件的归口视图。其次,使用经过政务领域语料微调的 BERT 模型,提取事件描述与事件标题的语义特征,得到事件的语义视图。然后,使用基于交叉注意力机制的残差网络,将事件的两种视图融合,得到事件的融合表征。最后,将融合表征输入分类器,得到事件分拨的结果。在南通市 12345 热线的数据集上进行实验,结果表明,所提方法在各项指标上均优于其他基线方法,能够有效提高事件分拨的效率。

关键词: 12345 热线;事件分拨;文本分类;多视图学习;深度学习;城市计算

中图分类号 TP399

Government Event Dispatch Approach Based on Deep Multi-view Network

LI Zichen¹, YI Xiuwen^{2,3}, CHEN Shun^{1,2,3}, ZHANG Junbo^{1,2,3} and LI Tianrui¹

1 School of Computing and Artificial Intelligence, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China

2 JD Intelligent Cities Research, Beijing 100176, China

3 JD Intelligent Cities Technology Co., Ltd, Beijing 100176, China

Abstract The 12345 Government Affairs Service Convenience Hotline is a public service platform set up by local governments to handle hotline events. In recent years, with the advancement of government digitization, the significance of the 12345 hotline as a communication link between citizens and government has greatly increased, and there are higher and higher requirements for the efficiency of event handling. Aiming at the problems that the traditional event dispatch method mainly relies on the manual operation of the dispatcher, which is slow in speed, low in accuracy, and consumes a lot of human resources, a government event dispatch method based on deep multi-view network is proposed. Firstly, we train the graph convolutional neural network with weights by self-supervised learning and extract the behavioral representations of event category-dispatched departments from the historical assignment records. After that, the BERT model fine-tuned by the government domain corpus is used to extract the semantic representation of the event description and event title. Then, the residual network based on the attention mechanism is used to fuse multiple views of the event to obtain the fusion representation of the event. Finally, the fusion representation is fed into the classifier to obtain the result of event dispatch. Experiments on the dataset of Nantong 12345 hotline show that the proposed method is superior to other baseline methods in terms of various metrics and can improve the efficiency of event dispatch.

Keywords 12345 hotline, Event dispatch, Text classification, Multi-view learning, Deep learning, Urban computing

1 引言

为及时解决城市中发生的各类事件,满足市民需求,化解社会矛盾,中国各地的地方政府均设立了 12345 政务服务

便民热线。近年来,随着城市现代化的推进,12345 热线作为老百姓和政府的主要沟通渠道之一,在政府数字化转型中扮演着越来越重要的角色。在事件处置的流程中,政府相关业务人员需要及时分析老百姓的具体诉求,并将该事件分配至

到稿日期:2023-03-05 返修日期:2023-06-13

基金项目:国家重点研发计划(2019YFB2103205);北京市科技新星(Z211100002121119)

This work was supported by the National Key R & D Program of China(2019YFB2103205) and Beijing Nova program (Z211100002121119).

通信作者:易修文(xiuwenyi@foxmail.com)

有关政府部门。有关部门会检查该事件是否在其职责范围之内;若与部门职责不符,市民上报的事件会被相关政府部门拒收,导致重新分配,使得事件处置效率大打折扣。图1给出了上报事件处置的核心流程。

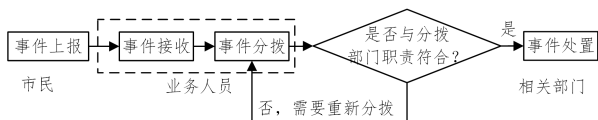


图1 事件处置的核心流程

Fig.1 Core process of event disposal

当前,事件分拨主要依赖于业务人员手工分派。然而,相比12345热线每天收到的海量事件而言,负责分拨的业务人员数量是很有限的。数量众多的上报事件给业务人员造成了沉重的负担,且人工分派的速度较慢,准确度不高,容易出现误判的情况,导致重新分拨。此外,人工分拨的完成情况十分依赖业务人员的业务能力以及分拨经验,即对公众诉求的快速判断能力以及对政府各部门相关职能的了解程度,这使得培养一个合格的业务人员往往需要很长时间,成本很高,且业务人员的不可替代性强。鉴于此,研发一种由数据驱动的事件分拨方法,对提高政务事件处置的效率和稳定性来说是十分有必要的。

事件分拨,即将事件分类派发至权责相符的部门,可以看作是一个文本分类问题。然而,在事件分拨的任务场景中,还面临着两个主要的难点:1)市民对事件的描述不规范,常有句子元素的省略,而且同一事件可能有不同的表述方式,这给理解和学习事件诉求带来了困难;2)政府部门之间存在权责交叉的情况,这可能会造成事件被错误地分派,影响分拨的准确率。

为了解决这些难点,我们需要一种能够有效处理文本信息的方法,近年来广为流行的深度学习是一种符合该需求的方法。在文本分类任务中,深度学习能够利用其强大的表征能力抽取文本的上下文信息,适应复杂多样的任务场景。此外,基于大规模预训练模型的文本分类方法,如BERT^[1],XLNET^[2],ROBERTA^[3]等,在多个任务上都取得了优异的效果。这类方法既能够从大规模数据集中学到通用语言表示,减少重复训练模型的开销,又能够提供更优的初始化参数,加速模型在下游任务上训练时的收敛速度。

针对12345事件在分拨任务中的难点,本文提出了一种基于深度多视图网络的政务事件分拨方法。主要贡献包括:1)通过图卷积神经网络,对历史数据中事件归口与分拨部门之间的关系进行建模编码,抽取历史分拨记录中的行为特征;2)使用经政务相关预料微调过的BERT预训练模型,抽取事件描述的语义表征,同时抽取事件标题的语义表征,以加强事件描述的核心语义;3)通过交叉注意力机制融合事件的历史分拨视图与文本语义视图,得到多视图融合特征,并将其输入分类器中得到事件分拨结果。在南通市12345事件数据集上的实验结果显示,本文方法在各项评估指标中均优于基线模型,证明了本文方法可以较为高效地完成事件分拨任务,提高事件分拨的效率和准确率。

2 相关工作

2.1 12345 热线

随着政府数字化的推进,近年来对12345热线的相关研究逐渐增多。Zheng等^[4]通过研究广州12345政务热线建设,探讨了通过政务热线推动智慧政务的建设。Zhao等^[5]通过分析北京市12345政务热线的数据,探究了市民诉求与政府反馈之间的特征与关系。Pu等^[6]采用了短文本聚类的方法来预处理政务事件。Luo等^[7]使用Word2vec的方法对政务热线数据进行文本处理。Peng等^[8]创造了一个城市事件管理系统。Liu^[9]提出了一种政务热线事件的多标签分类框架。Chen等^[10]利用事件抽取和外部知识来实现政府热线工单的自动分派。

2.2 文本分类

文本分类是一种将文本按照预定义的类别进行分类的任务,其建模方法主要包括传统机器学习方法、深度学习等方法。传统机器学习方法主要分为特征提取和分类器构建两个步骤,常用方法包括向量空间模型^[11]、朴素贝叶斯^[12]、支持向量机^[13]等。深度学习方法则通过构建多层神经网络对文本进行建模,常用的模型包括卷积神经网络^[14]、循环神经网络^[15]和变换器(Transformer)^[16]等。近年来,基于预训练模型的文本分类方法逐渐兴起,而基于BERT的方法是其中最流行的方法之一,在多个自然语言处理任务上取得了最先进的效果。BERT是一种基于Transformer的双向语言表征模型,它通过两种预训练任务来学习深层的语义信息,并通过在预训练模型上添加一个额外的输出层来微调各种下游任务,如文本分类、问答、序列标注等。

2.3 多视图分类

多视图分类指利用多种不同的特征视图来对数据进行分类的方法^[17]。在学术界中,多视图分类已经得到广泛的应用,包括图像识别、自然语言处理、数据挖掘等领域。传统的分类方法通常只基于单一的特征视图,无法利用数据的所有信息,从而导致分类精度较低。相比之下,多视图分类方法可以融合多种特征视图的信息,从而提高分类的准确性和鲁棒性^[18]。近年来,研究人员已经提出许多基于多视图分类的算法。其中,一些算法通过联合多个特征视图进行分类,如多核学习^[19]、联合学习^[20]等;另一些算法通过将多个特征视图进行融合来实现分类,如深度多视图学习^[21]等。

2.4 图网络编码

图网络编码是一种处理图数据的神经网络技术,近年来受到了广泛的关注和研究。目前常用的图网络编码模型有基于图卷积网络^[22](GCN)、基于图注意力网络^[23](GAT)、基于图自编码器^[24](GAE)等。社交网络分析、推荐系统、图像处理、自然语言处理等都是图网络编码的应用领域。例如,在社交网络分析中^[25],可以利用图网络编码模型对用户和关系进行编码,实现社群发现、用户推荐等功能;在推荐系统中^[26],可以利用图网络编码模型对用户和物品之间的关系进行编码,实现更精准的推荐。在实际应用中,图网络编码模型具有能处理大规模图数据、有较好鲁棒性和可扩展性等优点。近年来,在各个领域都取得了显著的成果。

3 问题定义

一个事件可被定义为 $e = \{t, l, h, d, c\}$, 其中 t 为事件上报时间, l 为事件发生地点, h 为事件标题, d 为事件描述, c 为事件的归口。表 1 列出了事件分拨记录的实例。

一个事件分拨的记录可以被定义为 $r = \{e, d\}$, 其中 e 为如上定义的事件, d 为根据权责匹配的分拨部门。

事件分拨任务指根据事件分拨记录, 将新事件分派到最有可能处理它的部门。

表 1 事件分拨记录示例

Table 1 Sample of event dispatch records

时间	地点	标题	归口	部门	事件描述
2020-01-01 17:34:23	南大街	关于流动 摊贩的问题	占道 经营	城管局	1月1日 17:30 八佰伴门口的南大街路上有很多流动摊贩占道经营, 阻碍交通。
2020-01-02 09:56:29	星城路	关于停车位 的问题	交通 设施	公安局	因星城路上的菜市场周边未划汽车停车位, 导致市民买菜时, 将汽车停在路边时, 经常被贴罚单。

4 整体框架

图 2 给出了本文提出的事件分拨方法的框架, 主要由 3 部分组成。1) 分拨记录行为学习。通过图卷积网络, 从分拨记录中, 学习事件归口与分拨部门之间蕴含的潜在关系, 得到事件的归口视图。2) 融合上下文的语义表征提取。引入事件标题作为上下文信息, 通过预训练模型 BERT 对事件描述和标题进行编码, 得到事件的语义视图。3) 深度多视图融合网络。通过注意力机制融合事件的归口视图与语义视图, 将融合视图输入分类器得到事件分拨结果。该方法能够从多个角度刻画事件分拨的特征, 从而得到更准确的事件分拨结果。

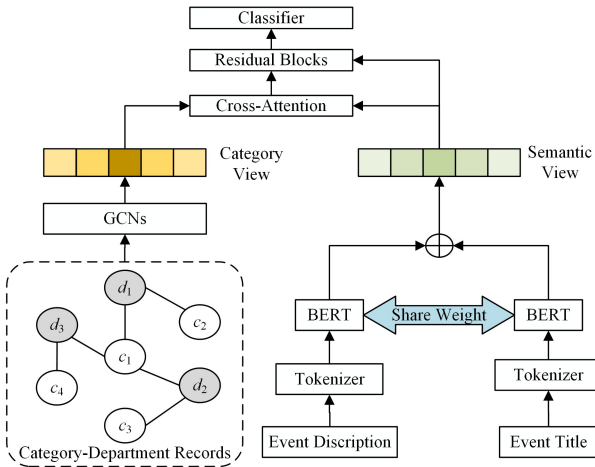


图 2 本文方法的整体框架

Fig. 2 Framework of the proposed approach

5 基于深度多视图网络的政务事件分拨方法

5.1 基于图卷积的记录分拨行为学习

事件分拨, 即将上报事件分派至权责相符的相关部门, 其结果与事件自身的归口和政府部门的职责范围密切相关。

由于政府部门的职责范围通常是固定的, 因此归口相同的事件往往会被分拨到同一部门。但部分事件的类型所属比较模糊, 较难界定, 而且不同部门的权责之间也存在少量交叉, 因此同一类归口的事件可能被分派到不同的部门。图 3 给出了事件归口与分派部门之间的关系。

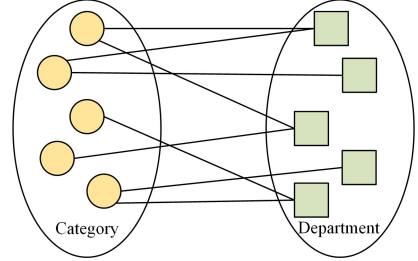


图 3 事件归口与分派部门的关系

Fig. 3 Relationship between categories and departments

事件归口与分拨部门之间有着一定的对应关系, 为抽取该隐藏关系, 我们在事件归口与部门之间建立了带权重的无向图, 从历史分拨记录中学习事件的行为特征。使用图卷积的方式从图中抽取特征, 得到了归口与部门的嵌入空间表示。定义归口与部门之间的图为 $G = (V, N, E, W)$ 。其中, N 为节点集合, 包含事件归口与部门两类节点; E 表示归口与部门之间的联系, 为图的边集; W 为边的权重集合, 表示归口与部门之间的分拨事件数量。

图网络的学习经过图卷积操作多次迭代完成。在每次迭代过程中, 每个节点 n 会依据权重 w 对其临近节点进行采样与聚合, 并通过全连接层和激活函数得到本次迭代的嵌入结果。该步骤可描述为式(1)、式(2):

$$h_{N(v)}^k \leftarrow \text{AGGREGATE}_k(\{h_u^{k-1}, \forall u \in N(v)\}) \quad (1)$$

$$h_v^k \leftarrow \sigma(W^k \cdot \text{CONCAT}(h_v^{k-1}, h_{N(v)}^k)) \quad (2)$$

其中, Aggregate 方式为平均聚合器, h_u^k 表示 u 节点在第 k 次迭代中的嵌入表示, W^k 表示权重矩阵, σ 为非线性激活函数。

在训练时, 采用无监督学习的方法, 即利用节点之间的相邻关系, 使得相邻节点的嵌入表示尽可能相近, 不相邻的节点的嵌入表示尽可能相距较远。损失函数如下:

$$J(z_u) = -\log(z_u^T z_v) - Q \cdot \mathbb{E}_{v_n \sim P_n(v)} \log(\sigma(-z_u^T z_{v_n})) \quad (3)$$

其中, z_u 是要预测的节点 u 的嵌入表示; z_v 是节点 u 的邻居的嵌入表示; P_n 是负采样分布, 采样目标节点较远的点即为负采样; V_n 表示不是节点 u 的邻居; Q 表示负采样的样本数量; σ 是 sigmoid 函数。

通过上述方法, 我们从记录中得到了事件归口与部门之间的分拨行为特征, 并将其作为事件的归口视图。

5.2 融合上下文的语义表征提取方法

事件描述是刻画一个事件最主要的特征, 其文本中含有丰富的信息, 对判断事件与政府部门之间的匹配程度起着决定性的作用。本文通过经政务事件领域预料微调过的 BERT 模型来提取事件的语义特征。然而, 事件描述中常常含有一些与事件的核心语义无关的内容, 这会对提取事件的语义特征产生一定程度的干扰。本研究发现事件的标题形式通常为“关于 XX 的 XX 问题”, 是对一个事件语义的高度概括。因此, 我们引入事件标题作为事件描述的上下文补充信息, 以增强事件语义中的核心特征, 进一步提高事件分拨的效果。

本文方法的流程如图 4 所示。

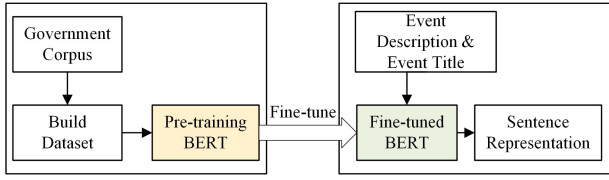


图 4 融合上下文的语义表征提取方法的流程图

Fig. 4 Flowchart of semantic representation extraction method based on context fusion

首先对数据进行预处理。根据预设的最大长度对事件描述和标题进行截断和填充操作,并在句子的开头和结尾填入 [CLS]和[SEP]标识符。之后对事件描述和事件标题的文本进行分词,去除停用词,并通过查询词向量表得到词的向量表示。为满足 BERT 的输入要求,我们还得到了位置向量和文本向量。

使用政府相关领域知识语料对 BERT 预训练模型进行微调,使其能更好地适应任务场景,并将预处理后的事件描述与事件标题向量分别输入微调后的 BERT 进行编码,通过 first-last average 池化法得到事件描述和事件标题的句表征向量,该过程可通过式(4)一式(6)表示。最后,将事件标题作为事件描述的补充,拼接事件的描述向量与标题向量,得到融合后的事件的语义特征向量,将其作为事件的语义特征视图。该过程可用式(7)表示:

$$\mathbf{h}_{\text{first}} = \sum_i^n \mathbf{w}_i^1 / n \quad (4)$$

$$\mathbf{h}_{\text{last}} = \sum_i^n \mathbf{w}_i^{-1} / n \quad (5)$$

$$\mathbf{V} = (\mathbf{h}_{\text{first}} + \mathbf{h}_{\text{last}}) / 2 \quad (6)$$

$$\mathbf{V}_{\text{sem}} = \mathbf{V}_{\text{des}} \cdot \mathbf{V}_{\text{tit}} \quad (7)$$

其中, \mathbf{w}_i 为词向量, n 为序列长度, $\mathbf{h}_{\text{first}}$ 表示隐藏层第一层, \mathbf{h}_{last} 表示隐藏层最后一层, \mathbf{V}_{des} 为事件描述向量, \mathbf{V}_{tit} 为事件标题向量, \mathbf{V}_{sem} 为融合后的事件语义特征向量。

5.3 基于注意力机制的多视图融合网络

传统文本分类方法在分类时通常只使用文本特征,即单一视图进行分类。而在事件分拨任务中,只使用单一视图可能导致对事件的特征捕捉存在缺失,不能很好地刻画事件。为进一步提高事件分拨的准确性,我们将事件的语义视图作为主要视图,将事件的归口视图作为辅助视图,通过交叉注意力机制,构建多视图融合网络。

在对事件的多个视图进行融合时,如果直接将事件的语义特征和行为特征两种不同属性的特征拼接在一起,并应用到事件分拨中,则会失去原有的物理特性。一个事件的语义视图与归口视图之间存在一定的内在联系,它们不是两个独立的个体,因此我们通过交叉注意力机制融合视图。

图 5 给出了本节所提方法的框架。我们将事件的归口视图作为交叉注意力机制中的 Q -Query,将语义视图作为交叉注意力机制中的 K -Key 和 V -Value,通过放缩点积注意力得到初步融合特征。之后将该特征与事件的语义特征视图输入残差模块中^[27],得到事件的多视图融合特征。残差模块由残差连接和层归一化构成,通过跳跃连接或快捷连接来跳过一些层,从而构建更深的网络结构。其目的是解决深度神经

网络训练时的退化问题和梯度消失问题,提高模型的优化能力和泛化能力。最后将融合特征输入到由全连接层构成的分类器中,得到事件分拨的结果。分类器由 3 个全连接层组成,前两个全连接层使用 ReLU 作为激活函数,第三层为输出层,使用 softmax 作为激活函数。分类器的计算过程如下:

$$\mathbf{V}_{\text{attn}}(\mathbf{Q}, \mathbf{K}, \mathbf{V}) = \text{softmax}\left(\frac{\mathbf{Q}\mathbf{K}^T}{\sqrt{d_k}}\right)\mathbf{V} \quad (8)$$

$$\mathbf{V}_{\text{fuse}} = \text{ReLU}(\mathbf{V}_{\text{attn}} + \mathbf{V}_{\text{sem}}) \quad (9)$$

$$\text{Classifier} = \text{Softmax}(\mathbf{V}_{\text{fuse}} \cdot \mathbf{W} + b) \quad (10)$$

其中, d_k 为 \mathbf{Q} 和 \mathbf{V} 的维数, \mathbf{V}_{sem} 为上节获得的事件语义特征向量, \mathbf{W} 是待学习的参数矩阵, b 为偏置项, \mathbf{V}_{fuse} 为多视图融合特征。

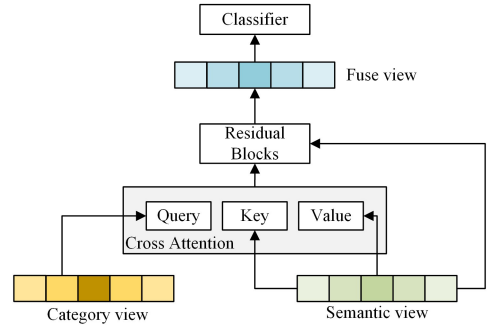


图 5 多视图融合网络框架

Fig. 5 Multi-view fuse network framework

在训练网络时,使用交叉熵(cross-entropy loss)作为损失函数,如式(8)所示:

$$L = -\sum_i y_i \log(\hat{y}_i) + \lambda \|\Theta\|_2 \quad (11)$$

其中, y_i 为真实类别, Θ 为模型参数, λ 为正则项。

6 实验设计

6.1 数据集

本文使用 2019 年南通市 12345 政府服务热线的真实事件分拨数据构建了实验数据集,共有 36500 条事件分拨数据。这些事件分类在 316 个归口中,被分拨到如税务局、卫健委、公安局等 50 个政府部门中。我们按时间统计了事件发生的情况,并将数据集分为上半年和下半年两部分。数据集描述如表 2 所列。

表 2 数据集描述

Table 2 Dataset description

时间范围	记录数	归口数	部门数	训练集/测试集
上半年(H1)	18634	316	50	14907/3457
下半年(H2)	17866	316	50	14292/3574

6.2 实验设置

本文以哈工大讯飞联合实验室(HFL)开源的 MiniRBT 的默认参数为基础,使用政务领域语料库对 MiniRBT 进行微调。通过微调后的 MiniRBT 抽取事件描述与事件标题的语义表征。经统计,数据集中 90% 的事件描述文本长度在 120 字以内,事件标题长度在 12 字以内,因此在进行分词处理时,分别设定最大长度为 128 和 16,超出部分会被截断,输出的特征维度为 256。在抽取事件的行为特征时,图卷积层数为 2 层,节点嵌入维度为 50。分类器由 3 层全连接网络

组成,使用 ReLU 作为非线性的激活函数,mini-batch 大小设置为 128,选择学习率为 1×10^{-3} 的 AdamW 优化器作为模型的优化方法。

6.3 评估指标

本文实验使用文本分类问题中常用的准确率 (Accuracy)、召回率 (Recall) 以及 F1 分数作为评估模型性能的指标。

6.4 实验环境

本文使用基于 CUDA11.6 的深度学习框架 Pytorch 1.13.1 搭建网络模型。实验环境如下:CPU 为 Intel(R) Xeon(R) CPU @ 2.20 GHz, GPU 为 NVIDIA TESLA T4 16GB,内存大小为 12GB,操作系统为 Ubuntu 20.04.5 LTS。

6.5 实验结果

6.5.1 对比实验

为了验证本文提出的多视图融合事件分拨方法的有效性,我们选择多种文本分类方法作为基线方法,在上半年和下半年两个政务事件数据集上进行了实验,其中包括:

1) FastText^[28]:一种文本分类的线性模型,使用 n 阶词袋的平均值作为文本表示。

2) DAN^[29]:一种前馈神经网络模型,求词嵌入的平均值,再通过多层全连接网络进行分类。

3) TextCNN:一种基于 CNN 的文本分类模型,对词嵌入进行一维卷积运算和最大池化方法得到文本表示。

4) TextRNN:一种基于 RNN 的文本分类模型,使用最后的隐藏状态作为文本表示。

5) HAN^[30]:分层注意力模型,每层使用双向 GRU 编码。

6) BERT:一种基于双向 Transformer 编码器实现的预训练模型,使用 MiniRBT 版参数。

7) GBMN^[9]:一种通过记忆网络融合 GCN 和 BERT 的中文政务事件多标签分类方法。

8) WOC-FE^[31]:一种融合 RoBERTa 和特征提取的政务热线工单分类方法。

对比实验的结果为多次实验的平均值,如表 3 所列。

表 3 对比实验结果

Table 3 Comparative experiments results

Model	H1			H2		
	Accuracy	Recall	F1	Accuracy	Recall	F1
FastText	0.845	0.786	0.823	0.824	0.765	0.811
DAN	0.852	0.814	0.836	0.843	0.802	0.826
TextCNN	0.861	0.832	0.855	0.854	0.821	0.846
TextRNN	0.859	0.841	0.851	0.857	0.834	0.842
HAN	0.871	0.853	0.863	0.862	0.845	0.858
BERT	0.876	0.862	0.871	0.871	0.858	0.866
GBMN	0.878	0.860	0.872	0.872	0.859	0.869
WOC-FE	0.881	0.865	0.878	0.876	0.863	0.873
Ours	0.885	0.873	0.889	0.881	0.869	0.884

从结果中可以看出,本文方法在各项指标上都取得了最佳效果。具体而言,相比模型结构较为简单的 FastText 和 DAN, TextCNN 和 TextRNN 在各项指标上都有所提升,而 TextCNN 与 TextRNN 的结果之间相差不大,互有胜负。使用了注意力机制的 HAN 模型相比 TextCNN 和 TextRNN 在各项指标上的结果进一步提升。而使用了预训练参数的 BERT, GBMN, WOC-FE 和本文方法,相比 HAN 的性能

进一步提高,符合预期。GBMN 和 WOC-FE 为专门针对政务事件处理的方法,其实验结果在多项指标上都优于 BERT 模型。而本文方法相比其他基线方法,在准确度上提高了 4%~9%,在 F1 分数上提高了 3%~7%,提升幅度明显。实验结果表明,通过交叉注意力机制,在事件语义视图的基础上融合事件的行为视图,能够提升事件分拨的整体效果,体现了多视图信息的作用。

6.5.2 消融实验

为了验证本文提出的多视图融合事件分拨方法中各模块的有效性,我们在上半年和下半年的南通政务事件数据集上进行了如下消融实验,并取平均值。

1) 归口视图模块 (without-graph): 移除多视图中的归口视图模块,只使用单一的语义视图完成事件分拨任务,其余部分不变。

2) 标题特征模块 (without-title): 移除语义视图中的标题特征模块,其余部分不变。

3) 注意力模块 (directly-concatenate): 移除多视图融合中的注意力模块,改为将归口视图和语义视图的特征直接拼接,其余部分不变。

消融实验的结果如表 4 所列。可以看出,移除归口视图后,实验效果在各项指标上均低于原有方法,这说明归口视图可以补充语义视图缺少的事件特征,对提高事件分拨的效果有较大帮助;去掉语义视图中的标题特征后,实验效果均略低于原有方法,这说明标题特征模块能够增强事件描述的核心语义,可以提高事件分拨的效果;而移除注意力模块改为直接拼接特征后,在各项指标上的实验效果都明显降低,且低于只使用单一语义视图进行事件分拨的效果,说明将位于不同向量空间的两种视图强行拼接在一起,会降低事件分拨的效果,这证明了通过交叉注意力机制的融合不同视图的有效性。

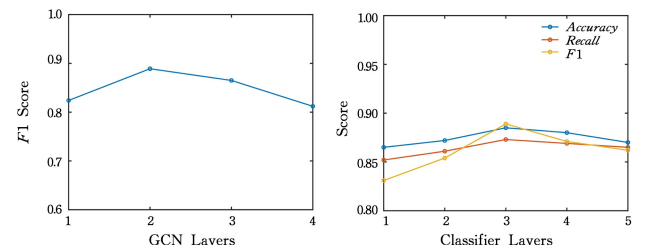
表 4 消融实验结果

Table 4 Ablation experiments results

Module	Accuracy	Recall	F1
Without_graph	0.879	0.865	0.878
Without_title	0.881	0.869	0.885
Directly_concatenate	0.827	0.781	0.813
Ours	0.885	0.873	0.889

6.5.3 参数设置影响分析

由于超参数会影响模型的表现,因此本小节将对实验相关的超参数设置进行实验对比,其中包括图卷积的网络层数、分类器的全连接网络层数。



(a) Performance of different GCN layers (b) Performance of different classifier layers

图 6 图卷积网络层数探究实验结果

Fig. 6 Experiments results of GCN layer number exploration

由图 6(a)可知,随着图卷积网络层数的增加,实验效果随之提升;当图卷积网络层数为 2 时,实验效果最好;当图卷积网络层数超过 2 后,实验效果逐渐降低。这说明图卷积网络过深,会使得节点之间的嵌入表示较为相近,难以区分,出现过平滑等问题。

由图 6(b)可知,随着分类器的全连接层数增加,分类效果逐渐提升,并在层数为 3 层时达到最佳效果。随着层数进一步增加,分类效果降低,这表明过多的全连接层容易出现过拟合,使得模型泛化能力变差,这也在一定程度上反映了应根据实际情况对深度学习模型的深度进行设置。

结束语 本文提出了一种基于深度多视图的政务事件分拨方法。该方法由 3 部分组成:基于图卷积的历史分拨行为学习、融合上下文的语义表征提取方法、基于注意力机制的深度多视图融合网络。本文方法通过融合事件的归口视图与语义视图,得到了能够更全面刻画事件的融合事件表征。在南通市 12345 热线数据集上的实验结果证明了本文方法的有效性。本文方法可以提高政务事件分拨和处置的效率,降低用人成本,也能够提高市民对政府工作的满意度。在后续工作中,我们将考虑加入事件的时间视图与空间视图,进一步提高事件分拨的准确率;还将推进该方法在项目中落地,在真实场景中发现问题并改进方法。

参 考 文 献

- [1] DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. Bert: Pre-training of deepbidirectional transformers for language understanding[C]// Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics. Human Language Technologies, 2019: 4171-4186.
- [2] YANG Z, DAI Z, YANG Y, et al. Xlnet: Generalized autoregressive pretraining for language understanding[C]// Proceedings of the 33rd International Conference on Neural Information Processing Systems. 2019: 5753-5763.
- [3] LIU Y, OTT M, GOYAL N, et al. Roberta: A robustly optimized bert pretraining approach[C]// Proceedings of the 20th Chinese National Conference on Computational Linguistics. 2021: 1218-1227.
- [4] ZHENG Y P, MA X L. Using Government Hotline Data to Promote Smart Governance—The Case of Guangzhou Government Hotline[J]. E-Government, 2018(12): 18-26.
- [5] ZHAO J X, WANG N, MENG T G. Linking Citizens and Cities: Hotlines and Government Responses in Mega-City Governance: An Analysis of Big Data Based on Beijing 12345 Government Hotline[J]. E-Government, 2021(2): 2-14.
- [6] PU X, LONG K, CHEN K, et al. A semantic-based short-text fast clustering method on hotline records in Chengdu[C]// 2019 IEEE Intl Conf on Dependable, Autonomic and Secure Computing, Intl Conf on Pervasive Intelligence and Computing, Intl Conf on Cloud and Big Data Computing, Intl Conf on Cyber Science and Technology Congress. 2019: 516-521.
- [7] LUO J Y, QIU Z, XIE G Q, et al. Research on civic hotline complaint text classification model based on word2vec[C]// 2018 International Conference on Cyber-Enabled Distributed Computing and Knowledge Discovery. IEEE, 2018.
- [8] PENG X, LI Y, SI Y, et al. A social sensing approach for everyday urban problem-handling with the 12345-complaint hotline data[J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2022, 94: 101790.
- [9] LIU B. GCN-BERT and Memory Network Based Multi-Label Classification for Event Text of the Chinese Government Hotline[J]. IEEE Access, 2022, 10: 109267-109276.
- [10] CHEN G, SHE X, CHEN J, et al. Automatic work-order assignment method for Chinese government hotline[J]. Engineering Reports, 2023, 5(3): e12580.
- [11] SALTON G, WONG A, YANG C S. A vector space model for automatic indexing[J]. Communications of the ACM, 1975, 18(11): 613-620.
- [12] LEWIS D D. Naive(Bayes) at forty: The independence assumption in information retrieval[C]// Proceedings of the 10th European Conference on Machine Learning. 1998: 4-15.
- [13] JOACHIMS T. Text categorization with support vector machines: Learning with many relevant features[C]// Proceedings of the 10th European Conference on Machine Learning. 1998: 137-142.
- [14] JOHNSON R, ZHANG T. Deep pyramid convolutional neural networks for text categorization[C]// Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. 2017: 562-570.
- [15] LIU P, QIU X, HUANG X. Recurrent neural network for text classification with multi-task learning[C]// Proceedings of the Twenty-Fifth International Joint Conference on Artificial Intelligence. 2016: 2873-2879.
- [16] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]// Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. 2017: 6000-6010.
- [17] SUN S. A survey of multi-view machine learning [J]. Neural Computing and Applications, 2013, 23: 2031-2038.
- [18] WU Z Q, ZHANG Y W, SHANG L. Multi-view sentiment classification of microblogs based on semantic features[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2017, 12(5): 745-751.
- [19] GÖNEN M, ALPAYDIN E. Multiple kernel learning algorithms [J]. The Journal of Machine Learning Research, 2011, 12: 2211-2268.
- [20] ZHANG M, LI T, LI Y, et al. Multi-view joint graph representation learning for urban region embedding[C]// Proceedings of the Twenty-Ninth International Conference on International Joint Conferences on Artificial Intelligence. 2021: 4431-4437.
- [21] YAN J D, JIA C Y. Text Classification Method Based on Information Fusion of Dual-graph Neural Network [J]. Computer Science, 2022, 49(8): 230-236.
- [22] KIPF T N, WELING M. Semi-supervised classification with graph convolutional networks[C]// Proceedings of the 5th International Conference on Learning Representations. 2017.
- [23] VELIČKOVIĆ P, CUCURULL G, CASANOVA A, et al. Graph attention networks[C]// Proceedings of the 6th International Conference on Learning Representations. 2018.

- [24] SCHULMAN J, MORITZ P, LEVINE S, et al. High-dimensional continuous control using generalized advantage estimation [C]//Proceedings of the 4th International Conference on Learning Representations. 2016.
- [25] FAN W, MA Y, LI Q, et al. Graph neural networks for social recommendation[C]// The World Wide WebConference. 2019: 417-426.
- [26] WU S, SUN F, ZHANG W, et al. Graph neural networks in recommender systems: a survey[J]. ACM Computing Surveys, 2022, 55(5): 1-37.
- [27] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2016:770-778.
- [28] JOULIN A, GRAVE É, BOJANOWSKI P, et al. Bag of Tricks for Efficient Text Classification[C]// Proceedings of the 15th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics. 2017:427-431.
- [29] IYYER M, MANJUNATHA V, BOYD-GRABER J, et al. Deep unordered composition rivals syntactic methods for text classification[C]//Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing. 2015: 1681-1691.
- [30] YANG Z, YANG D, DYER C, et al. Hierarchical attention networks for document classification[C]//Proceedings of the 2016 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics; Human Language Technologies. 2016:1480-1489.
- [31] CHEN G. Government Hotline Work-order Classification Fusing RoBERTa and Feature Extraction[J]. Computer and Modernization, 2022(6): 21-26.



LI Zichen, born in 1997, postgraduate. His main research interests include urban computing and deep learning.



YI Xiuwen, born in 1991, Ph.D, data scientist, researcher, is a member of CCF(No. 45025M). His main research interests include spatio-temporal data mining and deep learning.

(责任编辑:喻藜)