

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)02-0183-06

融合自然语言处理与机器学习的工单自动归类模型研究

李娟, 马勤冬, 卢娜, 徐诗甜, 孙璞玉

(国网上海松江供电公司, 上海 201600)

摘要: 客户诉求工单是企业收集客户反馈的重要途径,对工单进行自动归类能够提升工作人员的办事效率。目前工单自动归类模型存在难以准确提取全局信息和读取速度较慢的问题。为了解决这些问题,研究结合了自然语言处理和机器学习技术,分别设计了结合注意力机制-双向长短时记忆网络双通道和卷积神经网络的归类模型和结合改进后自注意力机制-跳转门控循环单元和卷积神经网络的归类模型。结果显示,第一个模型准确率的最大值为93.81%,第二个模型的均方误差平均值为1.37。研究设计归类模型的性能较好,能够为工单的自动归类提供技术上的支持。

关键词: 归类模型;自然语言处理;机器学习;神经网络;文本分类

中图分类号: TP18

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2026)02-0183-06

Research on a work order automatic classification model integrating natural language processing and machine learning

LI Juan, MA Qindong, LU Na, XU Shitian, SUN Puyu

(State Grid Shanghai Songjiang Power Supply Company, Shanghai 201600, China)

Abstract: Customer demand work orders are an important way for enterprises to collect customer feedback, and automatic classification of work orders can improve the efficiency of staff. At present, there are problems with the automatic classification model of work orders, such as difficulty in accurately extracting global information and slow reading speed. In order to address these issues, research combines natural language processing and machine learning techniques, and designs classification models that combine attention mechanisms-bidirectional long short-term memory network dual channel and convolutional neural network, as well as improves self attention mechanisms-jump gated loop unit and convolutional neural network classification models. The results show that the maximum accuracy of the first model is 93.81%, and the average mean square error of the second model is 1.37. The research and design of classification models have good performance and can provide technical support for automatic classification of work orders.

Keywords: classification model; natural language processing; machine learning; neural networks; text classification

通信网络基础设施的快速发展促进了中国通信业的快速扩张。此外,移动通信技术的进步也极大地丰富了人民群众的日常生活。然而,通信服务运营商在为人们的生活带来便利的同时也带来一些问题,如套餐频繁涨价、服务质量下降等^[1-2]。为了对这些问题进行针对性的解决,需要对记录这些问题的客户诉求工单进行及时的处理,提升客户的满意度。客户诉求工单自动归类模型有助于提升运营商员工的办事效率^[3]。对工单进行自动归类也是对文本进行分类。文本分类作为自然语言处理的任务之一,其常用的方法有支持向量机、决策树、卷积神经网络和注意力机制等^[4]。宋勇等研究人员为了对客服投诉工单进行归类,设计了一种基于矩阵分解和注意力的多任务学习的方法,对客服单位时间的处理效率提升了22.1%^[5]。Gasmi K专家为了对文本进行分类,设计了一种结合自适应粒子群

优化和机器学习模型的方法,实现了检索准确性的提升^[6]。然而,支持向量机等传统机器学习方法存在使用繁琐、时间消费较多的不足,而深度学习技术则为机器学习带来了新的生机^[7]。为了解决目前工单自动归类模型存在的问题,研究设计了一种结合注意力机制-双向长短时记忆网络双通道(attention mechanism-bidirectional long short term memory network dual channel, Att-BiLSTM)和卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的工单自动归类模型 Att-BiLSTM-CNN,也设计了结合改进后自注意力机制(improved Self-Attention mechanism, SAtt)-跳转门控循环单元(skip gated recurrent unit, SGRU)和 CNN 的归类模型 SAtt-SGRU-CNN。研究旨在提升工单自动归类模型在全局信息获取上的能力和读取速度,增强归类模型的性能,促进运营商员工办事效率的提升。研究的创新性

收稿日期:2024-05-27;录用日期:2024-06-13

基金项目:国网上海供电项目(B30935230001)

作者简介:李娟(1990—),女,工程师,硕士研究生,研究方向:客户服务、营销稽查。

引用本文:李娟,马勤冬,卢娜,等.融合自然语言处理与机器学习的工单自动归类模型研究[J].自动化技术与应用,2026,45(2):183-188.(LI Juan, MA Qindong, LU Na, et al. Research on a work order automatic classification model integrating natural language processing and machine learning[J].

Techniques of Automation and Applications, 2026,45(2):183-188.)

体现在结合了自然语言处理和机器学习,实现了归类模型性能的提升。

1 模型构建

1.1 模型设计

客户诉求工单是记录和跟踪客户问题和需求的文档或电子表格。为了对客户诉求工单进行归类,提升工作人员的办事效率,研究结合了自然语言处理和机器学习技术,构建了对应的工单自动归类模型。文本分类作为自然语言处理的核心任务之一,需要凭借分类器来对其归类规则进行整合^[8]。机器学习中以神经网络为基础的深度学习方法被广泛用于自然语言处理领域,然而这些方法在全局信息获取和读取速度上还存在一些不足^[9]。为了解决这两个问题,研究分别构建了对应的工单自动归类模型。针对全局信息获取的问题,研究设计了一种结合 Att-BiLSTM 和 CNN 的 Att-BiLSTM-CNN 工单自动归类模型。该模型的具体结构如图 1 所示。

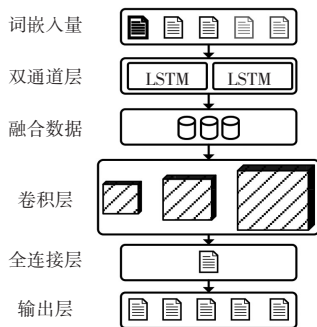


图 1 Att-BiLSTM-CNN 工单自动归类模型的具体结构
Fig. 1 Specific structure of the Att-BiLSTM-CNN work order automatic classification model

从图 1 可以看出,该归类模型主要包含了六个部分,分别为词嵌入层、双通道层、融合数据、卷积层、全连接层和输出层。词嵌入层的作用是把文本信息转换为词嵌入向量形式。研究采用的转换方法为 Skip-gram 模型,该模型的优势是语义信息表达的精确度高。使用 Skip-gram 模型进行转换的流程可以分为三步,其中第一步是获取隐层因素,第二步是对神经网络进行训练,第三步是输出概率分布^[10]。转换结果的计算公式为

$$Z = \sum_{x \in X} \log R(\text{Text} | G_{x_i}) \quad (1)$$

式中, $X = x_1, x_2, \dots, x_H$ 代表输入层的词组, H 表示词的总数。 x_i 为中心词, i 代表中心词的序号, G_{x_i} 代表 x_i 向量, $R(\text{Text} | G_{x_i})$ 表示周围词取值的概率。Att-BiLSTM-CNN 模型凭借 Att-BiLSTM 双通道来对工单全局的文本信息进行获取。LSTM 的优势是能够保留长期的状态信息,并避免梯度消失或梯度爆炸^[11-12]。常规的 LSTM 是单向的,为了获取更全面的信息,研究采用了 BiLSTM,并在其中引入了注意力机制,以对文本信息进行权重系数的配置。Att-BiLSTM 模型的具体结构如图 2 所示。

从图 2 可以看出,Att-BiLSTM 模型主要由 7 个部分组成,分别为词向量输入、前向 LSTM、后向 LSTM、初步输出、注意力机制、分类器和输出。为了对局部核心信息进行获取,研究引入了 CNN,并使用了三种不同尺寸的卷积核,分别为 2、3 和 4。CNN 的优势是局部感知能力更强、参数共享、参数优化、能够进行多层次特征提取等^[13]。CNN 模块中的输入是上一层的输出,且其需要在池化层进行最大池化操作。在获取到更全面的信息后,Att-BiLSTM-CNN 模型中的全连接层会对这些信息进行处理,并获取最终的综合信息。最后,通过 Softmax 分类器来获取到的综合信息进行归类。

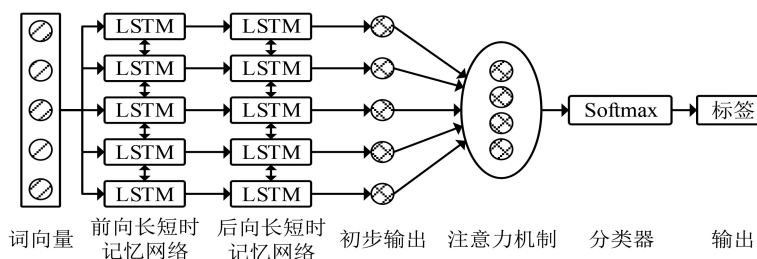


图 2 Att-BiLSTM 模型的具体结构

Fig. 2 Specific structure of the Att-BiLSTM model

1.2 SAtt-SGRU-CNN 工单自动归类模型设计

针对目前工单自动归类模型中难以对全局信息进行准确获取的问题,研究已经设计了 Att-BiLSTM-CNN 归类模型。然而,现阶段工单自动归类模型还存在读取速度较慢的问题。因此,为了解决这个问题,研究采用了 SAtt,并引入了 CNN 和 SGRU 网络,形成了最终的工单自动归类模型 SAtt-SGRU-CNN。该模型的结构如图 3 所示。

从图 3 可以看出,该归类模型包含了六个部分,分别为文本、词向量、SGRU 网络和 CNN、特征融合、Softmax 分

类器、分类输出。在该模型中,研究也结合了 SAtt 和 SGRU,形成了 SAtt-SGRU 模块,之后再使用 CNN 来获取局部特征。研究通过 SAtt-SGRU 模块来对全局信息进行抓取,并对这些信息重新配置权重。GRU 的优势是能够解决长期依赖问题,且训练时间短、收敛速度快、抗噪声能力强。SGRU 网络的优势是能够跳过无关信息,提升分类的精度^[14]。SGRU 网络模型包含了三个组成,其中第一是跳转网络。跳转网络包含了输入序列、GRU 网络和多层感知机。跳转网络的主要作用是求解跳跃概率。跳跃概

率 J_p 的求解公式为^[15]

$$J_p = \text{softmax}(\varphi_2 K_p + \beta_2) \quad (2)$$

式中, β_2 和 φ_2 分别表示第二层感知机的偏置和权值, p 代表位置。 K_p 代表隐藏层的状态。 SGRU 网络模型的第二个组成为 GRU 网络, 该网络中的单词输入是由 J_p 决定的。 当 $J_p > 0.5$ 时, 则将对应的词输入到 GRU 网络中, 否则便跳过。 通过控制输入到 GRU 网络中单词的数量, 可以改进 GRU 网络一直读取完整文本内容而导致的效率较低问

题。 之后, 再对 GRU 网络进行状态刷新。 SGRU 网络模型的第三个组成为 SAtt。 自注意力机制具有并行计算的优势, 能够提高模型的训练速度和推理速度^[16]。 SAtt 能够基于词的重要程度来配置权重, 并对核心信息进行强调。 然而, 文本归类中文本向量的位置会影响权重的配置。 为了对这个情况进行改善, 研究采用了位置权重参数来对 SAtt 进行改进, 对权重值进行重新配置。 此外, 位置权重参数的初始值为 1。

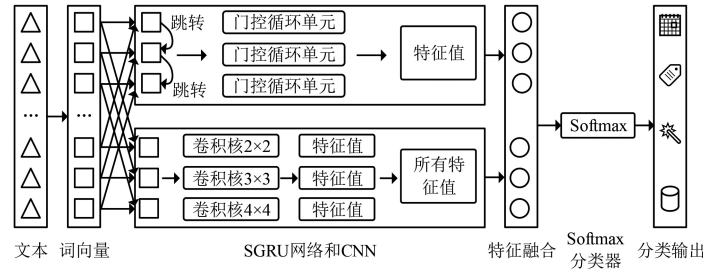


图3 SAtt-SGRU-CNN 工单自动归类模型的结构

Fig. 3 Structure of the SAtt-SGRU-CNN work order automatic categorization model

在 SAtt-SGRU-CNN 归类模型中, CNN 模块会通过卷积运算来生成局部重点信息特征。 为了提取到类别更完整的特征, 研究设置了不同尺寸的卷积核, 分别为 2、3 和 4, 且滤波器个数被设定为 256。 CNN 模块的运行流程可以分六步来看, 其中第一步是输入, 第二步是生成词向量。 第三步是进行卷积操作, 第四步是进行最大池化。 第五步是完全连接, 第六步是输出。 在 CNN 模块之后, SAtt-SGRU-CNN 归类模型便会通过 Softmax 分类器来进行重新排序, 并输出文本归于某类的概率。

息。 这些工单信息涉及了服务诉求、质量诉求、营业诉求和营业厅建设诉求, 其对应的工单数量分别为 9 012 条、7 282 条、13 967 条和 5 480 条。 其中, 服务诉求主要是客服的态度问题, 营业诉求主要包含了业务超时、没对业务进行处理和处理办理。 研究对该数据集进行了划分, 训练集和测试集的划分比例为 7 : 3。 在模型的参数设置上, 词向量的维度被设定为 300, 学习率为 $1e-4$, 丢弃率为 0.3。 实验选取了其他同类方法进行了对比, 有结合 CNN 和自注意力机制的混合模型、朴素贝叶斯分类器和支持向量机。 实验采用的操作系统为 Windows 11(64 位), 处理器为英特尔酷睿 i5-12600K, 最大加速功耗为 130 W, 加速频率为 4.9 GHz, 最大内存为 128 GB。 BiLSTM 的隐层值和 CNN 模块卷积核的大小对 Att-BiLSTM-CNN 模型性能影响的结果如图 4 所示。

2 模型性能验证

2.1 Att-BiLSTM-CNN 模型性能验证

为了对 Att-BiLSTM-CNN 工单自动归类模型的性能进行验证, 研究选取了某移动通信分公司的客户诉求工单信

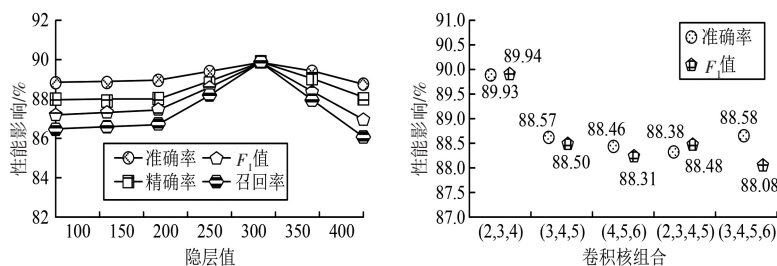


图4 BiLSTM 隐层值和 CNN 卷积核大小对归类模型性能影响结果

Fig. 4 Results of the impact of BiLSTM hidden layer values and CNN convolutional kernel size on classification model performance

通过图 4(a) 可以得知, 随着隐层值的增加, 归类模型的准确率、精确率、召回率和 F_1 都呈现出先逐渐上升再逐渐下降的趋势。 此外, 上升下降变动点对应的隐层值为 300, 其对应的准确率、精确率、召回率和 F_1 值皆为最大值, 且数值都是 89.97%。 由图 4(b) 可知, 在不同卷积核大小的组合下, 准确率和 F_1 值最大的是 (2, 3, 4) 这个组合, 其对应的值分别为 89.93% 和 89.94%。 其余四组对

应的准确率分别为 88.57%、88.46%、88.38% 和 85.58%, F_1 值分别为 88.50%、88.31%、88.48% 和 88.08%。 可以看出, (2, 3, 4) 组合下模型的准确率和 F_1 值是明显优于其他组合的。 综上, 研究设置的隐层值和卷积核的大小对 Att-BiLSTM-CNN 模型是有益的。 Att-BiLSTM-CNN 模型在不同类别诉求工单上的归类效果及不同模型对比结果如图 5 所示。

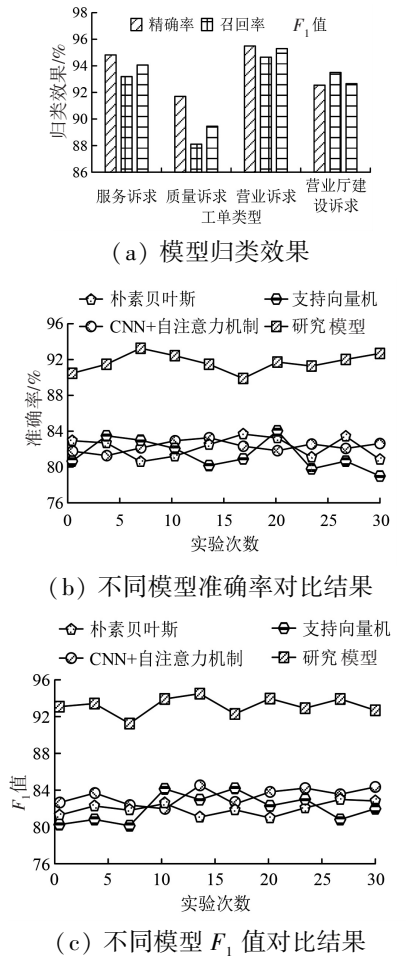


图5 模型归类效果及不同模型对比结果

Fig. 5 Classification effect of models and comparison results of different models

通过图 5(a)可以看出,研究设计归类模型在服务诉求类工单上的精确率、召回率和 F_1 值分别为 94.8%、93.2% 和 94.01%。该归类模型在质量诉求、营业诉求和营业厅建设诉求工单上对应的精确率分别为 91.8%、95.5% 和 92.5%。可以看出,该归类模型在不同类别工单上的精确率都是大于 90%,这说明研究设计的归类模型具有良好的归类效果,能够很好地对客户诉求工单进行分类,提升客户诉求工单的处理效率。由图 5(b)可知,在和其他模型的对比中,研究设计归类模型准确率的最大值为 93.81%,最小值为 90.98%。结合 CNN 和自注意力机制混合模型的准确率是最为接近研究设计的归类模型,其最大值为 83.12%。朴素贝叶斯分类器和支持向量机的归类效果是较为接近的,其对应准确率的平均值分别为 82.94% 和 82.65%。由图 5(c)可知,研究设计归类模型准确率 F_1 值的最大值和最小值分别为 94.57% 和 91.23%。朴素贝叶斯分类器和支持向量机 F_1 值的平均值分别为 82.47% 和 82.51%。由此可知,研究设计归类模型的归类效果更好。工单接收、归类和分配的显示页面如图 6 所示。

从图 6 可以看出,工单的处理流程是先接收,之后是分配。其中,工单接收包含了工单的编号、类型、投诉人姓名、联系方式和投诉内容。基于投诉的内容,Att-BiLSTM-CNN 模型会对工单进行自动归类。研究设计归类模型在服务诉求、质量诉求、营业诉求和营业厅建设诉求工单上的精确率分别为 94.8%、91.8%、95.5% 和 92.5%。之后,基于工单的归类结果,会对不同的工单进行处理方式的分配。工单的分配包含了优化交换中心处理、交换中心处理和区(县)网络处理。

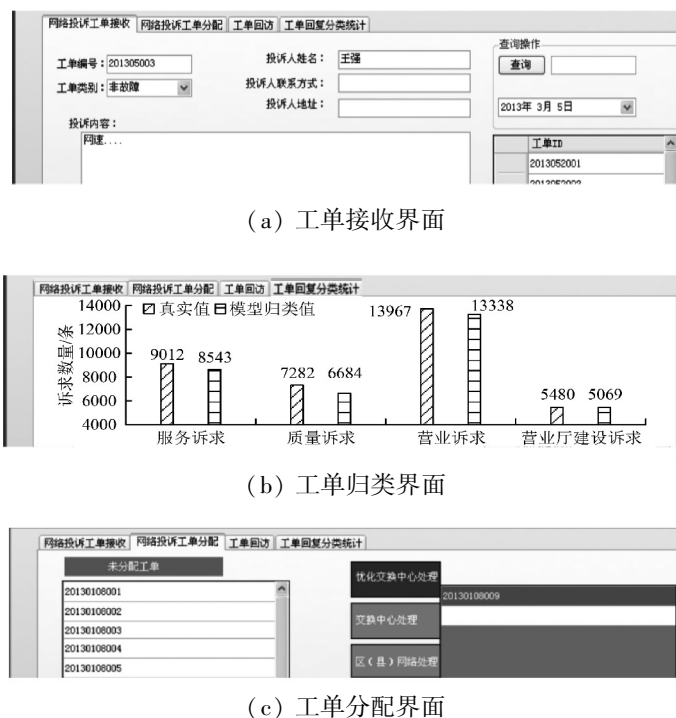


图6 工单接收、归类和分配的显示页面

Fig. 6 Displaypage for accepting, categorizing, and allocating work orders

2.2 SAtt-SGRU-CNN 模型性能验证

针对 SAtt-SGRU-CNN 工单自动归类模型的性能验证,研究采用的数据集和实验环境与 Att-BiLSTM-CNN 归类模型性能验证的一致,此处便不再重复。实验采用的对

比模型有文本卷积神经网络、结合 LSTM 和 CNN 的混合模型与基于注意力机制的 LSTM。研究也进行了消融实验,分析了模型中不同模块的性能。不同模型的分​​类准确率和均方误差(mean squared error,MSE)对比如图 7 所示。

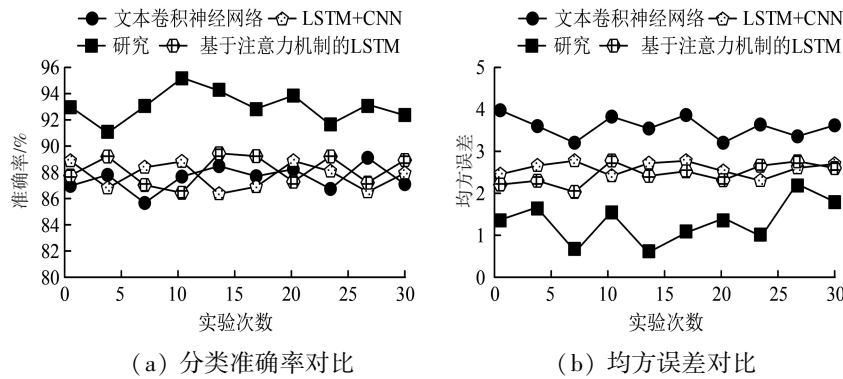


图 7 不同模型的分​​类准确率和均方误差对比

Fig. 7 Comparison of classification accuracy and mean square error of different models

由图 7(a)可知,研究设计归类模型的分​​类准确率是一直高于对比模型的,其最大值和最小值分别为 95.68% 和 91.33%。文本卷积神经网络、结合 LSTM 和 CNN 的混合模型与基于注意力机制的 LSTM 的准确率最大值分别为 89.19%、89.10%和 89.33%,分别比研究设计归类模型准确率的最大值低了 6.49%、6.58%和 6.35%。通过图

7(b)可以看出,MSE 平均值最小的是研究设计的归类模型,值为 1.37;其次才是结合 LSTM 和 CNN 的混合模型与基于注意力机制的 LSTM,值分别为 2.56 和 2.31;最大的是文本卷积神经网络,值为 3.58。可以看出,研究设计归类模型的分​​类误差更小,准确率更高,能够对客户诉求工单进行更准确地归类。消融实验的结果如图 8 所示。

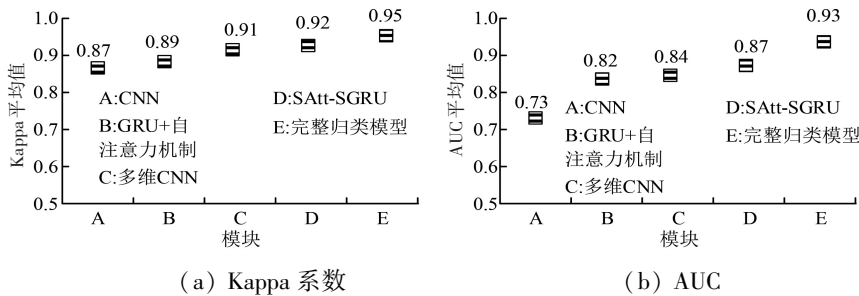


图 8 消融实验的结果

Fig. 8 Results of ablation experiment

通过图 8(a)可知,CNN、GRU 网络+自注意力机制、多维 CNN、SAtt-SGRU 和完整归类模型 Kappa 系数的平均值分别为 0.87、0.89、0.91、0.92 和 0.95。可以看出,多维 CNN 的效果优于 CNN,SAtt-SGRU 的效果也是优于 GRU 网络+自注意力机制。综上,研究对自注意力机制的改进是有效的,采用的具有多个卷积核的 CNN 和 SGRU 也是有效的。由图 8(b)可知,在曲线下面积(area under curve,AUC)指标下,CNN、GRU 网络+自注意力机制、多维 CNN、SAtt-SGRU 和完整归类模型的平均值分别为 0.73、0.82、0.84、0.87 和 0.93。由此可知,研究设计归类模型中不同组成部分的性能都是较好的。

合为(2,3,4)时,Att-BiLSTM-CNN 模型的准确率和 F_1 值最佳。此外,该归类模型在服务诉求、质量诉求、营业诉求和营业厅建设诉求工单上对应的精确率分别为 94.8%、91.8%、95.5%和 92.5%,皆大于 90%。在和其他模型的对比中,该归类模型的准确率和 F_1 值的最大值分别为 93.81%和 94.57%,最小值分别为 90.98%和 91.23%。SAtt-SGRU-CNN 归类模型准确率的最大值为 95.68%,对比模型的最大值分别高了 6.49%、6.58%和 6.35%。此外,该模型 MSE 的平均值为 1.37,对比模型的分别低了 1.19、0.94 和 2.21。CNN、GRU 网络+自注意力机制、多维 CNN、SAtt-SGRU 和完整归类模型 Kappa 系数的平均值分别为 0.87、0.89、0.91、0.92 和 0.95,AUC 平均值分别为 0.73、0.82、0.84、0.87 和 0.93。研究设计的两个工单自动归类模型都有良好的归类性能。然而,研究采用的数据集主要是中文数据集,未来研究可以扩大数据集的语言类型,更好地验证模型的性能。

3 结论

为了解决目前工单自动归类模型存在的问题,研究设计了 Att-BiLSTM-CNN 归类模型和 SAtt-SGRU-CNN 归类模型。结果显示,当隐层值为 300 或 CNN 卷积核大小组

参考文献

- [1] 丁珣, 张俊笛, 何丹萍, 等. 面向新一代铁路移动通信的网络规划技术研究[J]. 电波科学学报, 2023, 38(1):71-78.
- [2] 马晓亮, 刘英, 杜德泉, 等. 运营商智能客服的关键技术和发展趋势[J]. 电信科学, 2023, 39(5):76-89.
- [3] 莫志强, 曹斌, 范菁, 等. 基于文本挖掘的在线客服服务流程一致性检测研究[J]. 小型微型计算机系统, 2022, 43(2):293-299.
- [4] 李全鑫, 庞俊, 朱峰冉. 结合 Bert 与超图卷积网络的文本分类模型[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(17):107-115.
- [5] 宋勇, 严志伟, 秦玉坤, 等. 基于矩阵分解和注意力多任务学习的客服投诉工单分类[J]. 电信科学, 2022, 38(2):103-110.
- [6] GASMI K. Medical text classification based on an optimized machine learning and external semantic resource[J]. Journal of circuits, systems and computers, 2022, 31(16):375-390.
- [7] 徐逸舟, 林晓, 陆黎明. 基于分层式 CNN 的长文本情感分类模型[J]. 计算机工程与设计, 2022, 43(4):1121-1126.
- [8] 汪伟. 基于标签路径特征融合的电子档案自动分类鉴定系统[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(11):209-212, 216.
- [9] 唐焕玲, 卫红敏, 王育林, 等. 结合 LDA 与 Word2vec 的文本语义增强方法[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(13):135-145.
- [10] 陈俊, 席宁丽, 李佳敏, 等. 融合 Skip-gram 与 R-SOPMI 的教育领域情感词典构建[J]. 应用科学学报, 2023, 41(5):870-880.
- [11] 张超, 李祖强, 王志银. 基于机器学习的电网调度防误方案研究[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(7):174-177.
- [12] 肖婕, 莫岫, 赵峻. 基于机器学习的工单诉求自适应分派模型[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(12):43-46, 74.
- [13] 郑承宇, 王新, 王婷, 等. 基于 ALBERT-TextCNN 模型的多标签医疗文本分类方法[J]. 山东大学学报:理学版, 2022, 57(4):21-29.
- [14] 杨海涛, 王华朋, 牛瑾琳, 等. 融合 LSTMGRU 网络的语音逻辑访问攻击检测[J]. 数据采集与处理, 2022, 37(2):396-404.
- [15] 吴峰, 谢聪, 姬少培. 基于跨领域迁移的 AM-AdpGRU 金融文本分类[J]. 应用科学学报, 2022, 40(5):828-837.
- [16] 陈立潮, 秦杰, 陆望东, 等. 自注意力机制的短文本分类方法[J]. 计算机工程与设计, 2022, 43(3):728-734.

(上接第 77 页)

果,该课程的设计思路与实践作用获得了 97.8% 的同学认同,对新型电力系统人才培养具有重要意义。

参考文献

- [1] 杨勇, 李红斌, 文劲宇, 等. 新工科电气工程实践教学体系重构与实践[J]. 电工技术学报, 2022, 37(19):5074-5080.
- [2] 卢孔宝. 以创新人才培养为核心的实验室开放模式研究与探索[J]. 实验技术与管理, 2020, 37(1):257-259.
- [3] 万敏, 郑剑锋, 刘志陆. 基于数字孪生技术的中压配网多源异构数据关联性分析[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(6):171-174.
- [4] 余春华, 邓郁旭. 基于虚拟技术的实验在线教学仿真平台构建[J]. 现代电子技术, 2020, 43(21):156-159, 164.
- [5] 吴崛起, 安凤栓, 王全康. 发电厂设备运行状态的在线数字孪生仿真系统[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(1):148-152.
- [6] 李江成, 刘建戈, 张鹏宇. 变电站数字孪生技术研究与应用[J]. 电气应用, 2022, 41(7):29-36.
- [7] 郭克锋, 代守乐, 李耀辉. 考虑时序特性的大型变电站无感知双电源快速切换技术[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(10):62-65.
- [8] 高赛. 数字孪生的变电站巡检系统数字化模型[D]. 北京:华北电力大学, 2021.
- [9] 于永进, 吴娜, 李长云. 基于虚拟仿真交互技术的变电站实训教学研究[J]. 教育教学论坛, 2023(28):131-134.
- [10] 邹敏. 变电站综合运行虚拟仿真实验教学系统构建[J]. 中国电力教育, 2023(7):68-69.
- [11] 郑雪娜, 陶家元, 王瑞雪, 等. 基于智能可视化管理的变电站智能监控系统设计[J]. 现代电子技术, 2020, 43(16):30-33.
- [12] 周静. 新工科背景下地方高校工科人才培养改革与实践[J]. 实验室研究与探索, 2022, 41(7):256-263.
- [13] 金雍奥, 崔静. 数字孪生:用虚拟改变现实[J]. 华北电业, 2020(4):78-80.
- [14] 吴学正, 李树荣. 基于数字孪生的 GIS 智能变电站健康评估及故障诊断模型[J]. 河北电力技术, 2021, 40(3):15-18, 48.

(上接第 169 页)

- [9] 马驰, 李江涛. 基于改进 Hilbert-Huang 变换的交叉互联电缆在线故障定位策略研究[J]. 电机与控制学报, 2022, 26(12):10-18.
- [10] 张智伟, 范新桥, 张利, 等. 基于动态模式分解的三端多段式架空线-电缆混合输电线路故障定位新方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2022, 34(10):129-137.
- [11] MU H B, ZHANG H T, ZOU X Y, et al. Sensitivity improvement in cable faults location by using broadband impedance spectroscopy with Dolph-Chebyshev window [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2021, 37(5):3846-3854.
- [12] 宋柯, 王乐宁, 唐诗, 等. 基于行波互相关法的电力电缆故障定位技术及应用[J]. 水电能源科学, 2023, 41(7):213-217.
- [13] 彭维馨, 李泽文, 夏翊翔, 等. 基于改进象群算法的配电网混合线路故障定位方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2022, 34(11):1-11.
- [14] 林师玄, 刘晓, 张迎晓, 等. 配电网电缆故障行波衰减特性及定位方法研究[J]. 电子器件, 2022, 45(1):167-171.
- [15] 刘鹏程, 田立斌, 高磊, 等. 基于反射系数谱相关系数的电缆故障检测方法[J]. 绝缘材料, 2023, 56(5):95-102.