

doi: 10.7690/bgzd.2025.10.020

结合多尺度特征提取和注意力机制的 NLP 数据处理模型

杜家兵¹, 王 晶¹, 刘胜强¹, 冯程浩², 袁树森²

(1. 广东电网有限责任公司佛山供电局, 广东 佛山 528000;

2. 南京南瑞信息通信科技有限公司, 南京 211100)

摘要: 为解决自然语言数据处理模型进行数据处理时存在效果差、资源消耗大等问题, 提出一种基于多尺度特征提取和注意力机制的融合算法。通过不同尺度的特征数据提取, 并在特征图上应用加权算法, 从而增强对某些特定尺度特征的关注, 并基于该融合算法对自然语言数据处理模型进行优化。仿真实验的结果表明: 该融合算法特征提取效果较好, 显著提升了计算机进行数据处理的各项能力。将优化后的自然语言处理 (natural language processing, NLP) 数据处理模型与 CSAMT 数据处理模型、BETG 数据处理模型和优化前的 NLP 数据处理模型的性能进行对比可知: 经过 CBAM-MS-CNN 优化的 NLP 数据处理模型的各项性能均优于其他模型。研究结果表明: 该融合算法可以满足电子化移交流程中非结构化数据管理领域中的高可靠性、智能处理等业务需求, 能提升数据处理效率和数据质量, 减少人工录入数据和人工复核数据的工作量。

关键词: 多尺度特征提取; 注意力机制; NLP; 数据处理模型

中图分类号: TP18 **文献标志码:** A

NLP Data Processing Model Combining Multi-scale Feature Extraction and Attention Mechanism

Du Jiabing¹, Wang Jing¹, Liu Shengqiang¹, Feng Chenghao², Yuan Shusen²

(1. Foshan Power Supply Bureau of Guangdong Power Grid Co., Ltd., Foshan 528000, China;

2. Nanjing NARI Information and Communication Technology Co., Ltd., Nanjing 211100, China)

Abstract: In order to solve the problems of poor data processing effect and large resource consumption in natural language data processing model, a fusion algorithm based on multi-scale feature extraction and attention mechanism is proposed. Through the feature data extraction of different scales and the application of weighting algorithm on the feature map, the attention to some specific scale features is enhanced, and the natural language data processing model is optimized based on the fusion algorithm. The results of simulation experiments show that the feature extraction effect of the fusion algorithm is better, and the ability of computer data processing is significantly improved. Comparing the performance of the optimized natural language processing (NLP) data processing model with CSAMT data processing model, BETG data processing model and NLP data processing model before optimization, it can be seen that the performance of the NLP data processing model optimized by CBAM-MS-CNN is better than other models. The research results show that the fusion algorithm can meet the business requirements of high reliability and intelligent processing in the field of unstructured data management in the electronic transfer process, improve data processing efficiency and data quality, and reduce the workload of manual input data and manual review data.

Keywords: multi-scale feature extraction; attention mechanism; NLP; data processing model

0 引言

在人工智能领域, 由于自然语言处理 (NLP) 具有良好的泛化性, 常被用来实现人机沟通、人机语言相互转化等任务^[1]。随着时间的推移, NLP 已经从刚开始只能缓慢处理简单文本发展到能对文本进行全面的理解分析, 甚至重新编码转译^[2]。NLP 近些年的迅猛发展已经使得其进入了各个领域。凌爱凡等^[3]利用 NLP 技术从新闻报道、公司报表等各种渠道的文本材料中提取出涉及金融领域的重要信

息, 大大提高了在处理资产管控、金融定价等过程中的信息处理效率。顾彬彬^[4]将 NLP 技术成功应用于合同管理, 以 NLP 技术作为工具能使合同管理更加智能化、自动化, 显著减少合同管理过程中的时间成本和误差风险。胡州明等^[5]为解决电站电力调度过程中语音交流频率较低、语音识别准确度低的问题, 提出了基于 NLP 的虚拟电力调度方法。在后续验证中, 该方法明显优于传统的隐马尔科夫方法。由于 NLP 技术本身带有多义性、复杂性、解释性差的缺点, 导致数据依赖性大、资源需求量大

收稿日期: 2024-10-05; 修回日期: 2024-11-15

基金项目: 南方电网公司科技项目 (GDKJXM20230480)

第一作者: 杜家兵 (1972—), 男, 江苏人。

等，特别是在人工智能领域开发出 ChatGPT 等大型语言模型的情况下，NLP 技术的适用性将受到很大的冲击^[6-7]。

多尺度特征提取能从不同尺度提取图形的特征信息，并将其转换为高维数据，具有能适应不同的尺度变化、获得信息全面等优点，其中，多尺度卷积神经网络 (multi-scale convolutional neural network, MS-CNN) 是多尺度特征提取中一种常见的方法，在图像分析中被广泛应用。陈智等^[8]为解决红外图像分辨率低而带来的多目标分割不准确问题，提出基于 MS-CNN 算法的红外图像多目标分割方法，新方法能够准确有效地分割红外图像中的多个目标物。为及时发现和预防独居老人家发生紧急情况和社会犯罪，Jeon 等^[9]利用 MS-CNN 建立了时间数据流异常检测模型，模型能对各类异常情况进行及时有效的标注，并且准确度优于传统模型。卷积注意力机制 (convolutional block attention module, CBAM) 具有过滤重要信息、聚焦关键信息的特点^[10]。在一些领域中，CBAM 由于具有独特优点已经被广泛应用，冯国富等^[11]为了精确预测养殖过程中的水体溶解氧含量的动态变化，将 CBAM 注意力机制应用在水产养殖水体溶解氧预测模型中，相比于以往的模型，该模型在不同的环境中表现出更好的适用性，并且有更高的准确度。杨东儒等^[12]将 CBAM 注意力机制应用于已有的深度学习模拟电路故障诊断中，显著提高了模拟电路故障诊断的精确度，在多次诊断测试中平均准确率达到 93.1%，最高准确率达到 98.1%。在很多研究中，研究者采用 MS-CNN 和 CBAM 注意力机制结合的方法进行深度学习模型开发，在不同尺度上提取特征数据的同时过滤出重要信息，使得数据处理效率大大提高。种法亭等^[13]结合多尺度特征提取和注意力机制来对合成孔径雷达图像与多光谱图像进行融合，该方法得到的融合图像相比于传统方法有更好的光谱平衡和图像细节。

综上所述，目前，NLP 数据处理技术中依旧存在数据依赖性大、资源需求量大的问题。为提高 NLP 对数据处理的效率，节省数据处理资源，笔者提出结合多尺度特征提取和注意力机制的 NLP 数据处理模型，以便于 NLP 在未来能更好地通过人工智能为人类社会服务。研究的创新之处为：通过 MS-CNN 的多尺度特征提取对数据中的特征信息进行全方位提取，并利用 CBAM 注意力机制关注特

定的特征信息，可以降低资源消耗，提高数据处理效率。

1 基于 CBAM-MS-CNN 的 NLP 数据模型

1.1 结合注意力机制的多尺度特征提取方法

目前，很多项目使用计算机来对非结构化数据进行管理，以满足业务需求，提高非结构化数据的管理效率和数据质量。NLP 数据处理模型就是常用于对各种纸版文件影像、电子表单、电子文件中的内容进行数据处理的模型。该模型可用于影像智能分类、表单内容和文件内容智能对比等应用场景，减少人工录入和复核的工作量，并提升数据准确性^[14-15]。NLP 数据处理模型对很多文件进行信息识别时，会存在信息识别错误和识别速度慢的问题，还需要对其进行优化^[16-17]。MS-CNN 算法是一种用于优化物体特征信息识别和提取的深度学习方法，利用 CNN 算法的层级特性，对不同尺度的物体进行全面检测^[18]。MS-CNN 算法的基本流程如图 1 所示。

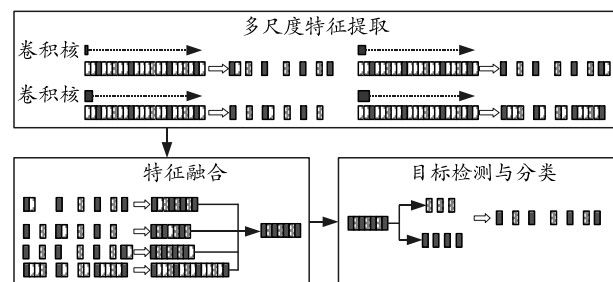


图 1 MS-CNN 算法基本流程

由图 1 可知：MS-CNN 算法的主要由多尺度特征提取、特征融合以及目标检测与分类 3 个步骤。其中在多尺度特征提取中，与标准的 CNN 相比，MS-CNN 算法在卷积层中引入了多个不同大小的卷积核，通过不同大小的卷积核对某一时刻的数据进行多方位的特征提取，增强特征提取的准确率。再通过多尺度池化层，使用不同大小的池化核对数据信息的特征进行进一步提取。在特征融合中将不同尺度提取出的特征进行融合，融合方式一般采用直接拼接、加权求和对特征信息进行融合。目标检测与分类是指通过全连接层将特征信息进行分类和回归操作，分类操作用于识别数据的类型，回归操作用于定位数据的位置。该过程中，卷积操作的表达：

$$(f * g)(x, y) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n f(i, j)g(x-i, y-j) \quad (1)$$

式中： f 和 g 分别为输入图像和卷积核； m 和 n 分别

为卷积核的宽度和高度；\$(x, y)\$ 为输出特征映射中某个像素点的坐标；\$i, j\$ 为输出特征中的某个像素值。池化层中平均池化和最大池化的表达式为：

$$\left. \begin{aligned} X_{i,j} &= \frac{1}{k^2} \sum_{p=i}^{i+k-1} \sum_{q=j}^{j+k-1} Z_{p,q} \\ X'_{i,j} &= \max_{p=i}^{i+k-1} \max_{q=j}^{j+k-1} Z_{p,q} \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中：\$Z\$ 为输入特征映射；\$k\$ 为池化窗口的大小；\$X\$ 为平均池化输出特征映射；\$X'\$ 为最大池化输出特征映射。对特征信息进行融合时的加权求和计算公式为：

$$Y = x_1\omega_1 + x_2\omega_2 + \dots + x_n\omega_n \quad (3)$$

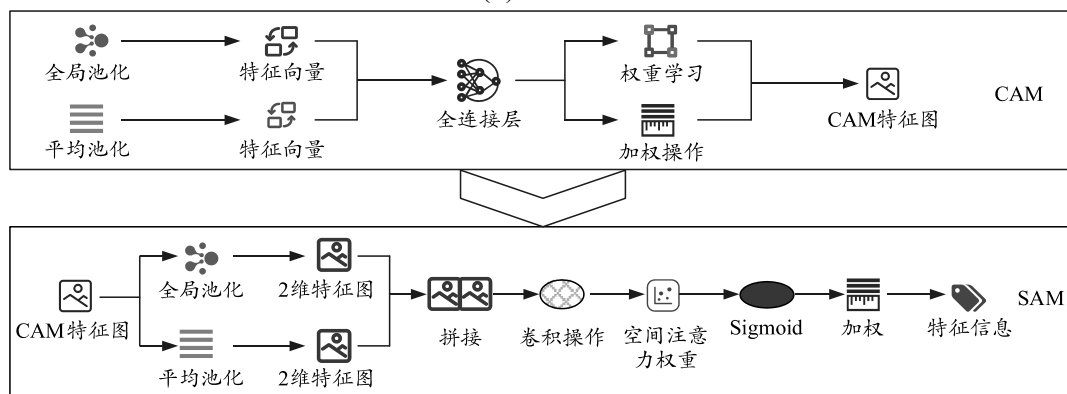


图 2 CBAM 基本流程

由图 2 可知：CBAM 注意力机制由 CAM 模块和 SAM 模块串联构成。在 CAM 模块中，先通过全局池化对输入的特征信息的每个通道进行全局平均池化和全局最大池化操作，生成 2 个包含通道数的向量，以此表示每个通道的全局平均特征和全局最大特征。再将每个通道的全局平均池化和最大池化特征向量输入到一个全连接层中，通过全连接层来学习每个通道的注意力权重，通过 Sigmoid 激活函数对权重进行限制，生成最终的注意力权重向量，将生成的通道注意力权重向量与原始特征数据的每个通道相乘，得到加权后的通道特征图。再将 CAM 中得到的特征信息输入到 SAM 模块中，在空间维度上对特征信息进行平均池化和最大池化操作，生成 2 个 2 维特征图，将特征图沿通道维度进行拼接得到新的特征图，再利用卷积操作处理拼接后的图像，生成空间注意力权重张量，利用 Sigmoid 激活函数对权重进行限制，最后进行加权操作，得到特定的特征信息。在 CBAM 模块中最后输出特征图的计算为：

$$F'' = Ms(F') \otimes F' \quad (4)$$

式中：\$F'\$ 为经过 CAM 模块的特征图；\$F''\$ 为经过 CAM 和 SAM 后的特征图，即最终需要的特征图；\$Ms\$ 为

式中：\$x_1, x_2\$ 和 \$x_n\$ 为数值；\$\omega_1, \omega_2\$ 和 \$\omega_n\$ 为数值对应的权重。通过式(1)~(3)计算得到多尺度卷积特征提取后的特征信息。MS-CNN 算法虽然能够对物体的特征信息进行识别，但该算法对物体或者数据的各项特征均在提取，没有侧重点，会将一些对数据分析无关的信息提取出来，所以还需要对该算法进行改进^[19]。CBAM 注意力机制可以通过其通道注意力模块(channel attention module, CAM)和空间注意力模块(spatial attention module, SAM)针对性地对特征信息进行提取，节省分析时间^[20]。CBAM 注意力机制的基本流程如图 2 所示。

SAM 模块的计算方法。\$F'\$ 的计算为：

$$F' = Mc(F) \otimes F \quad (5)$$

式中：\$F\$ 为原始图像；\$Mc\$ 为 CAM 模块中的计算公式。\$Mc\$ 的计算为：

$$Mc(F) = \sigma(\text{MLP}(\text{AvgPool}(F)) + \text{MLP}(\text{MaxPool}(F))) \quad (6)$$

式中：\$\sigma\$ 为 Sigmoid 激活函数；AvgPool 和 MaxPool 分别为平均池化和最大池化操作。SAM 模块中的计算为：

$$Ms(F) = \sigma(f^{7 \times 7}([\text{AvgPool}(F); \text{MaxPool}(F)])) \quad (7)$$

Sigmoid 激活函数的表达为：

$$\sigma = 1 / (1 + e^{-x}) \quad (8)$$

通过上述计算得到针对特定特征提取后的数据信息，以便于后续对数据进行分析 and 处理。将 CBAM 与 MS-CNN 算法进行结合，先通过 MS-CNN 算法对数据的特征信息进行提取，再利用 CBAM 算法对提取后的特征信息进行筛选。通过 MS-CNN 算法中的多尺度卷积对数据中的特征信息进行全面提取，通过 CBAM 注意力机制中的 CAM 模块和 SAM 模块对提取后的特征进行加权操作，对冗余特征和不相关特征进行抑制，对需要的特征的表达能力进行增强。上述过程的具体实现步骤如图 3 所示。

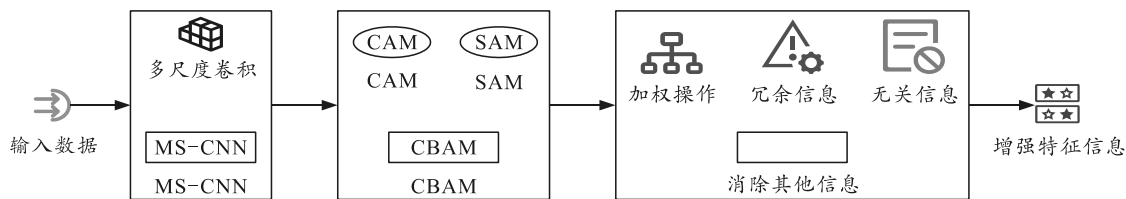


图 3 CBAM-MS-CNN 算法基本流程

1.2 基于 CBAM-MS-CNN 算法的 NLP 数据处理

为了解决目前的 NLP 数据处理模型存在的信息识别效果差而导致数据处理效率低、数据分类不合理的缺点，笔者利用 CBAM-MS-CNN 算法对目前的 NLP 数据处理模型的信息识别效果进行优化，以期通过该方式降低人工录入和复核的工作量，提升数据处理准确性。基于 CBAM-MS-CNN 优化后的 NLP 数据处理模型的基本结构如图 4 所示。

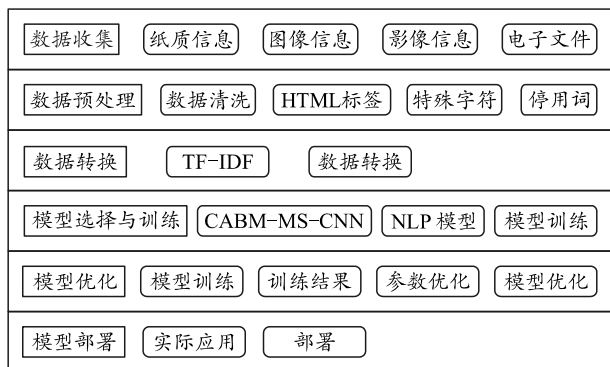


图 4 CBAM-MS-CNN 优化后的 NLP 数据处理模型

由图 4 可知：基于 CBAM-MS-CNN 的 NLP 数据处理模型由数据收集、数据预处理、数据转换、模型选择与训练、模型优化以及模型应用组成。在数据收集中，收集各种项目中的纸质信息、图像信息、影像信息、电子文件以及表单等信息，将收集到的信息作为输入数据。在数据预处理模块中，对收集到的文本信息进行清洗，去除 HTML 标签、特殊字符以及停用词等。然后在数据转换模块将文本数据转换为机器学习可以处理的数值，一般使用词频-逆文档 (term frequency-inverse document frequency, TF-IDF) 对文本数据进行数字化转换，将其转换为单词频率的向量，便于后续对数据进行处理。在模型选择与训练中，选择 CBAM-MS-CNN 模型作为 NLP 数据处理模型中的特征提取算法，利用输入数据对 CBAM-MS-CNN 模型进行训练。并通过训练结果对模型的参数不断优化，以提高模型的数据处理能力。最后再将优化后的模型部署到实际应用中。CBAM-MS-CNN 的 NLP 数据处理模型中数据预处理的基本流程如图 5 所示。

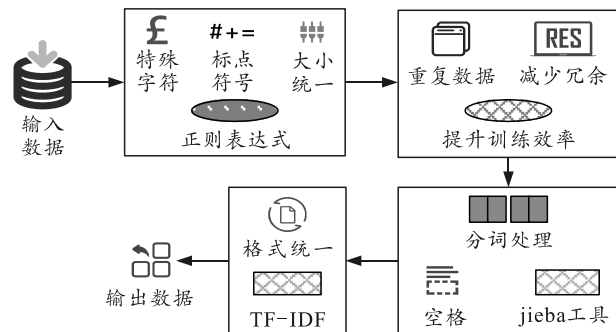


图 5 NLP 数据预处理流程

由图 5 可知：NLP 数据处理模型进行数据预处理时，将收集到的数据利用正则表达式等工具清除数据中的特殊字符和标点符号，并将文本的大小写统一，避免因大小写不一致影响模型性能。识别并删除重复的数据，降低数据冗余，提升训练效率。对文本信息进行分词处理，将文本数据转化为机器可理解的基本单位，对于英文等语言，可以按照空格进行分词处理，对于中文等其他没有分隔符的语言，需要利用 Python 中的 jieba 工具进行分词处理。通过 TF-IDF 将数据转换为统一的格式，以便后续进行数据分析。在该过程中，文本信息中的特殊字符可以使用正则表达式去除，数据转换中 TF-IDF 为：

$$TF-IDF(t, d, D) = TF(t, d) \times IDF(t, D). \quad (9)$$

式中：TF(t, d) 为词语 t 在文档 d 中出现的频率；IDF(t, D) 为词语 t 在文档集 D 中的常见程度。IDF(t, D) 的计算为：

$$IDF(t, D) = \log \frac{N}{1 + |\{d \in D : t \in d\}|}. \quad (10)$$

式中 $|\{d \in D : t \in d\}|$ 为包含词语 t 的文档数量。将数据格式统一后，利用线性判别分析方法对数据进行降维，以此降低后续计算复杂度，其表达为：

$$f(w) = \frac{\|w^T u_0 - w^T u_1\|^2}{w^T \sum_0 w + w^T \sum_1 w}. \quad (11)$$

式中： w 为投影直线向量； u_0 和 u_1 为随机 2 个类别的中心点， $w^T u_0$ 和 $w^T u_1$ 分别为 u_0 和 u_1 在投影直线向量 w 中的投影。通过以上过程对输入数据进行预处理，再将其输入到 CBAM-MS-CNN 中进行模型

训练和特征提取。NLP 模型进行数据处理时 CBAM-MS-CNN 算法的训练流程和数据特征提取流程如图 6 所示。

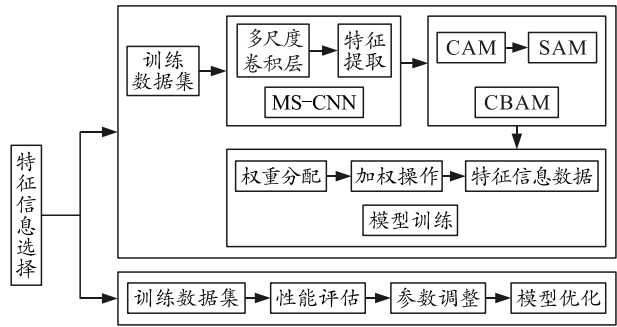


图 6 CBAM-MS-CNN 数据传输流程

由图 6 可知：确定数据信息中需要的特征信息，用 CBAM-MS-CNN 算法接收预处理数据，将预处理数据分为训练数据集、测试数据集 2 组。先将训练数据集输入到 MS-CNN 模块中，通过该算法卷积层中不同大小卷积核对数据进行全方位的特征信息提取，再将提取到的特征信息通过 CAM 和 SAM 模块对特征信息进行再次筛选。得到最后的特征信息数据。NLP 数据处理模型利用训练数据集学习数据集中的特征和规律，从而建立数据处理模型。利用测试数据集对建立的 NLP 数据处理模型的性能进行评估，对模型参数进行优化和调整。

2 基于 CBAM-MS-CNN 的模型效果分析

2.1 CBAM-MS-CNN 算法的性能仿真分析

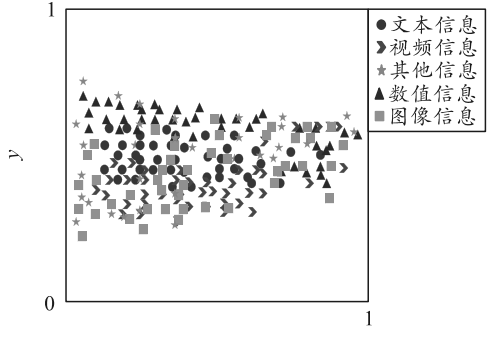
为了对笔者提出的优化算法的特征提取能力进行验证，对 CBAM-MS-CNN 算法进行了仿真实验分析。实验时选择项目中的各项文本信息、数值信息、视频信息以及图像信息作为实验数据集。实验时的环境配置和数据信息内容如表 1 所示。

表 1 实验环境配置

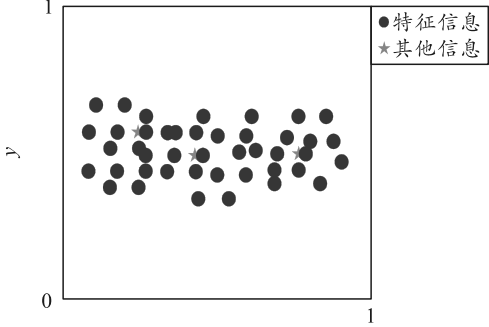
实验环境	项目	类型
硬件	操作系统	Windows10
	CPU	Intel Core i5-8400 CPU @ 2.80 GHz
	GPU	NVIDIA A100
	系统内存	8 GB
软件	数据处理软件	Python
	仿真平台	Matlab

在进行实验时，在训练阶段采用 Adam 优化器，学习率设定为 $5e^{-5}$ ，批量大小设置为 32，训练轮次为 50 轮。为确保模型的泛化性能，收集项目中文本信息、数值信息、视频信息以及图像信息各收集 500 份，并将不同数据集划分为训练集、验证集和测试集，比例为 7:2:1。通过上述实验参数设置、实验配

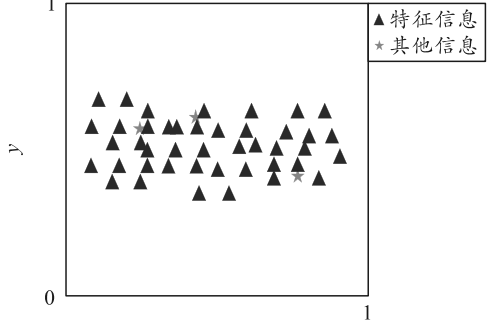
置以及实验数据集对 CBAM-MS-CNN 算法的性能进行分析。首先对算法的特征识别准确率进行分析，结果如图 7 所示。图 7(a)表示算法接收到的所有数据信息，包括 4 种不同类型的数据特征信息和其他无关信息。图 7(b)—(e)分别表示 CBAM-MS-CNN 算法对不同数据信息的识别效果。



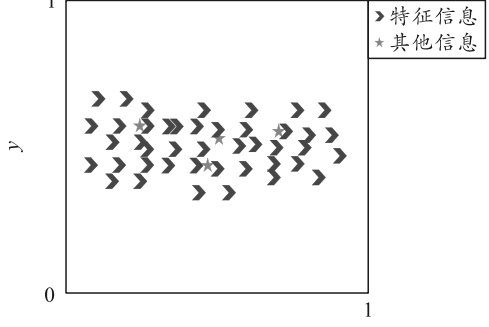
(a) 所有数据信息



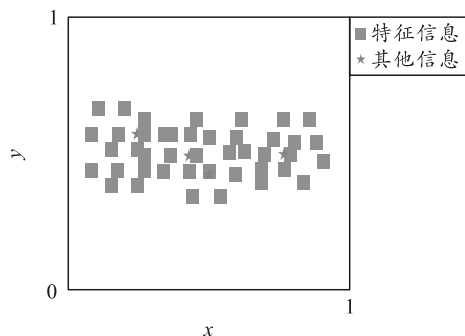
(b) 文本信息特征识别效果



(c) 数值信息特征识别效果



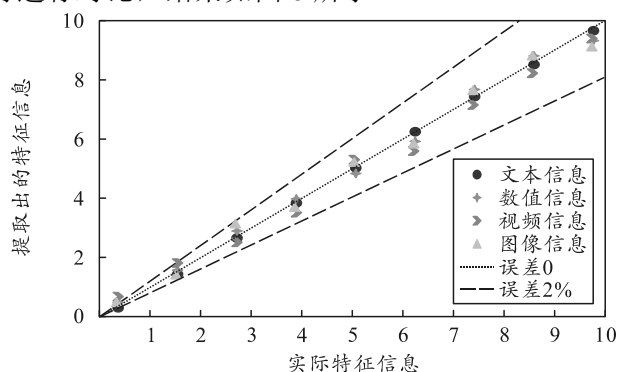
(d) 视频信息特征识别效果



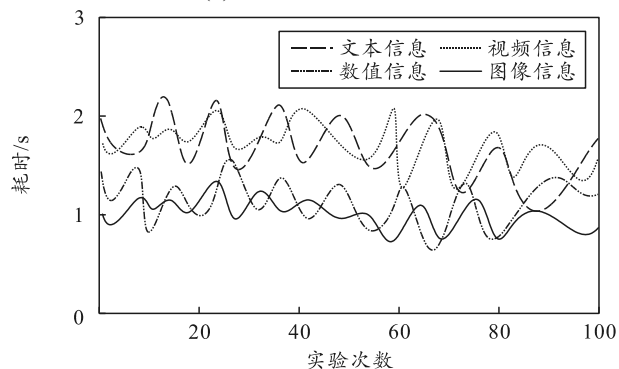
(c) 图像信息特征识别效果

图 7 识别准确率对比

由图 7 可知：CBAM-MS-CNN 算法对文本信息、数值信息、视频信息以及图像信息的特征识别效果较好，对输入信息进行识别后，4 种类型数据中均只有极少数无关信息被错误识别。再对 CBAM-MS-CNN 算法的特征提取误差率和提取耗时进行对比，结果如图 8 所示。



(a) 特征提取误差率



(b) 特征提取耗时

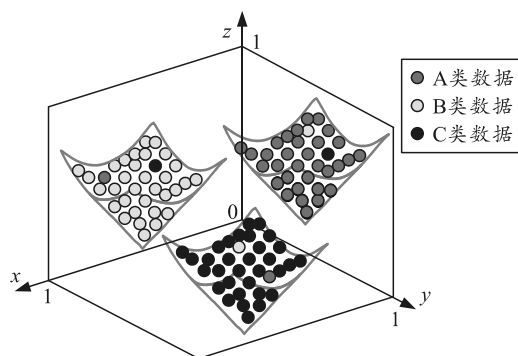
图 8 特征提取误差率和提取耗时

由图 8(a)可知：CBAM-MS-CNN 算法在对输入信息进行特征提取时，特征信息提取误差率均较低，均小于 2%。其中，文本信息的特征提取误差率仅有 0.6%，而数值信息、视频信息和图像信息的特征提取误差率也较低，平均分别为 0.8%、1.0%和 0.9%。由图 8(b)可知：CBAM-MS-CNN 算法对不同类型数据进行特征提取时耗时也较短，对文本信

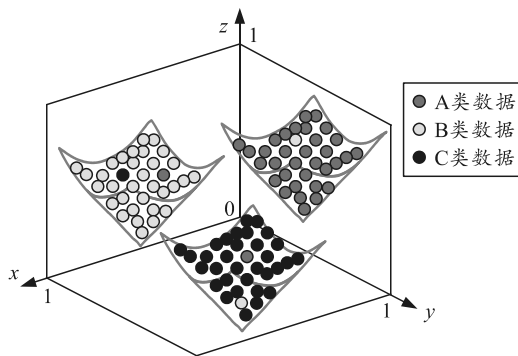
息、视频信息、图像信息以及数值信息的特征提取耗时平均分别为 1.9、1.7、1.3 和 1.1 s。由上述仿真实验分析结果可知，笔者提出的 CBAM-MS-CNN 算法能够对计算机收集到的各类数据的特征进行准确识别和提取，为后续数据处理提供良好的基础。

2.2 数据处理模型的仿真分析

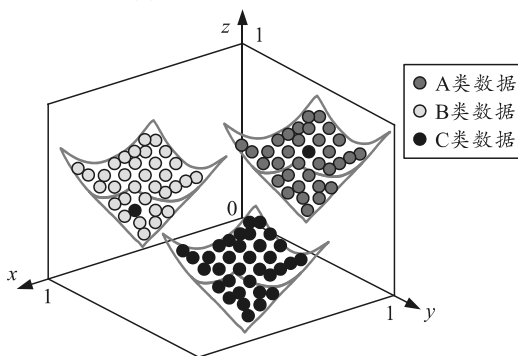
对 CBAM-MS-CNN 算法对各种类型数据的特征提取效果的优越性进行分析后，再对基于该算法的 NLP 数据处理模型的性能进行仿真实验分析。仿真分析时的数据集与上节相同，均利用某公司的项目中的各项数据集。数据处理软件选择 Python，数据仿真平台选择 Matlab。利用优化后的数据处理模型对不同类型的数据信息进行处理，分析其数据处理的准确性。对利用该处理模型后，数据信息分类的准确率进行对比，结果如图 9 所示。



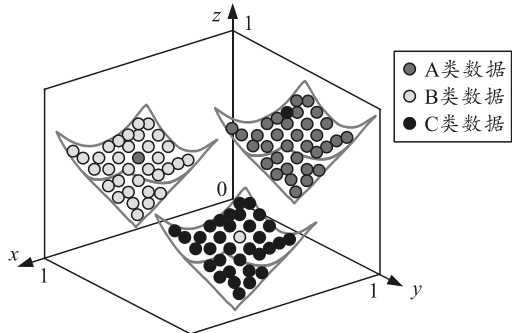
(a) 文本信息分类准确率



(b) 数值信息分类准确率



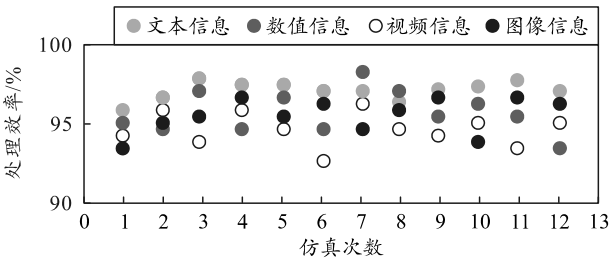
(c) 视频信息分类准确率



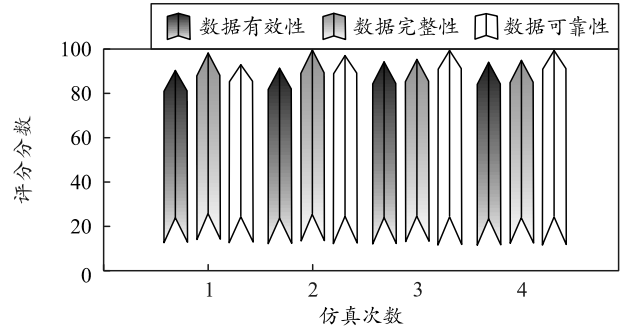
(d) 图像信息分类准确率

图 9 数据分类效果对比

由图 9(a)可知：使用优化后的 NLP 数据处理模型计算机中的文本信息类数据进行处理时，在对文本信息中不同数据进行分类时，其分类效果较好，仅有极少数的数据被错误分类。由图 9(b)—(d)可知：基于 CBAM-MS-CNN 优化后的 NLP 数据处理模型对数值信息、视频信息和图像信息中不同数据的分类效果也较好，均只有极少部分的数据被错误分类。再对利用该数据处理模型后，计算机数据处理效率和处理后数据整体质量进行对比，结果如图 10 所示。



(a) 数据处理效率



(b) 数据质量

图 10 数据处理效率和数据质量

由图 10(a)可知：计算机使用优化后的 NLP 数据处理模型对各种数据进行处理时，其数据处理效率均比较优秀，其数据处理效率均大于 90%。数据整体质量是指经过数据处理模型处理后，数据的有效性、数据完整性和数据可靠性的总体评价。由图 10(b)可知：通过 CBAM-MS-CNN 的 NLP 数据处理模型进行数据处理后，其数据质量均比较高，其中数据有效性评分达到了 96.3 分，数据完整性评分为 97.2 分，数据可靠性评分为 98.1 分，数据处理后的质量较高。为了验证笔者提出基于 CBAM-MS-CNN 算法的 NLP 数据处理模型与其他数据处理模型相比的优越性。选择较新颖的可控源音频大地电磁法 (controlled source audio-frequency magneto tellurics, CSAMT) 数据处理模型，使用较为广泛的数据库任务组 (data base task group, BETG) 数据处理模型以及未优化前的 NPL 数据处理模型进行仿真实验分析。结果如表 2 所示。

表 2 各种数据处理模型性能对比

数据处理模型	分类准确率/%	数据处理效率/%	数据处理分数	处理耗时/s
CBAM-MS-CNN NLP	97.5 ± 0.5	96.4 ± 1.2	96.7 ± 0.8	1.4 ± 0.1
CSAMT	90.2 ± 0.1	86.2 ± 0.8	91.2 ± 1.2	1.8 ± 0.2
BETG	84.6 ± 0.2	80.7 ± 1.1	89.4 ± 1.7	2.1 ± 0.5
未优化的 NLP	76.2 ± 1.2	72.4 ± 0.7	78.2 ± 1.2	3.7 ± 0.3
预期要求	>90	>87	>92	<2

由表 2 可知：对比其他数据处理模型，笔者提出的基于 CBA-MS-CNN 算法优化后的 NLP 数据处理模型的各项性能均能够呈现显著的优越性。优化后的 NLP 数据处理模型对数据进行处理时，其分类准确率能够达到 $(97.5 \pm 0.5)\%$ ，数据处理效率相较于优化前提高了 24%，并且数据处理后，数据的质量也能够达到 (96.7 ± 0.8) 分，均能够达到预期要求。而 CSAMT 数据处理模型对数据进行处理时，仅能够将数据分类准确率和数据处理耗时达到预期要求，其他性能还有所欠缺。BETG 数据处理模型和

未优化前的 NLP 数据处理模型对数据进行处理时，各项性能均不能够达到预期指标，数据处理能力较弱。由上述分析结果可知：笔者提出的基于 CBAM-MS-CNN 算法的 NLP 数据处理模型的各项性能均优于其他模型，且在实际使用过程中能够有效降低人工数据录入和复核的工作量。

3 结束语

针对目前 NLP 数据处理模型中存在的分类效果差、数据处理耗时长、处理后数据质量不理

想的问题,笔者将 CBAM 注意力机制和 MS-CNN 算法进行结合,并基于结合后的算法对现在的 NLP 数据处理模型进行优化,以改善 NLP 数据处理模型的数据处理效果。对 CBAM-MS-CNN 算法的特征提取效果进行仿真实验分析的结果显示:CBAM-MS-CNN 算法对文本信息、数值信息、视频信息以及图像信息的特征提取误差率分别为 0.6%、0.8%、1.0%和 0.9%,特征提取效果较好。对基于算法优化后的 NLP 数据处理模型进行仿真实验分析的结果显示,优化后 NLP 数据处理模型对不同类型信息数据处理效率均高于 90%。将优化后的 NLP 数据处理模型与目前的 CSAMT 数据处理模型、BETG 数据处理模型和优化前的 NLP 数据处理模型的性能进行对比可知:经过 CBAM-MS-CNN 优化的 NLP 数据处理模型的各项性能均优于其他模型。综上可知,笔者提出的基于多尺度特征提取和注意力机制的 NLP 数据处理模型应用场景繁多,能够提升不同场景下计算机进行数据处理的效率,降低工作人员的工作量并提升数据准确性。该模型适用于战场态势报告的结构化处理和装备维护日志关键参数的精准提取等军事场景,为国防领域非结构化文本的智能化处理提供新的技术路径。CBAM-MS-CNN 算法在进行多尺度特征提取时,对不同尺度下的特征信息进行融合还存在困难,未来可以利用更精确的对齐算法以及特征融合方法来提高融合后的特征表示效果。

参考文献:

- [1] ZAREMBA A, DEMIR E. ChatGPT: Unlocking the future of NLP in finance[J]. *Modern Finance*, 2023, 1(1): 93-98.
- [2] PATIL R, BOIT S, GUDIVADA V. A survey of text representation and embedding techniques in nlp[J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 36120-36146.
- [3] 凌爱凡, 彭伟, 王千千. 金融研究中自然语言处理技术的应用进展[J]. *系统工程理论与实践*, 2024, 44(1): 387-406.
- [4] 顾彬彬. 自然语言处理技术在合同管理中的运用[J]. *电气自动化*, 2024, 46(4): 116-118.
- [5] 胡州明, 唐冬来, 李玉. 基于自然语言处理的电力调度语音识别方法[J]. *微型电脑应用*, 2023, 39(6): 171-174.
- [6] CHEN J A, TAM D, RAFFEL C. An empirical survey of data augmentation for limited data learning in nlp[J]. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, 2023, 11: 191-211.
- [7] 车万翔, 窦志成, 冯岩松, 等. 大模型时代的自然语言处理: 挑战, 机遇与发展[J]. *中国科学: 信息科学*, 2023, 53(9): 1645-1687.
- [8] 陈智, 李明. 基于多尺度特征提取的红外图像多目标分割研究[J]. *激光杂志*, 2023, 44(9): 130-134.
- [9] JEON B U, CHUNG K. CutPaste-based anomaly detection model using multi scale feature extraction in time series streaming data[J]. *KSII Transactions on Internet and Information Systems(TIIS)*, 2022, 16(8): 2787-2800.
- [10] 宋文博, 高璐, 苗壮. 基于 CBAM-DSC 网络的表情识别方法[J]. *哈尔滨理工大学学报*, 2023, 28(6): 103-110.
- [11] 冯国富, 卢胜涛, 陈明. 基于自注意力机制和改进的 K-BiLSTM 的水产养殖水体溶解氧含量预测模型[J]. *江苏农业学报*, 2024, 40(3): 490-499.
- [12] 杨东儒, 魏建文, 林雄威. 基于自注意力机制的深度学习模拟电路故障诊断[J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(3): 128-136.
- [13] 种法亭, 董张玉, 杨学志. 基于双通道多尺度特征提取和注意力的 SAR 与多光谱图像融合[J]. *红外技术*, 2024, 46(1): 61-73.
- [14] 乔宝榆. 基于 NLP 的辅助审稿系统设计与开发实践[J]. *中国科技期刊研究*, 2024, 35(6): 798-804.
- [15] 钟雪妍, 钟波涛, 沈罗昕. 基于 NLP 技术的建筑工程质量隐患信息抽取[J]. *土木工程与管理学报*, 2023, 40(5): 113-120.
- [16] 肖子安, 张静, 苑馨方. 基于多尺度特征提取和坐标注意力的光学遥感图像超分辨率重建[J]. *计算机系统应用*, 2023, 32(7): 105-112.
- [17] 魏娜娣, 段再超. 基于 NLP 的虚拟人自动对话系统关键技术研究[J]. *计算机仿真*, 2023, 40(7): 229-232.
- [18] 张丽丽, 陈子坤, 潘天鹏. 融合多尺度特征卷积神经网络的多光谱图像压缩方法[J]. *光学精密工程*, 2024, 32(4): 622-634.
- [19] 范兵兵, 葛利跃, 张聪炫. 基于多尺度变形卷积的特征金字塔光流计算方法[J]. *自动化学报*, 2023, 49(1): 197-209.
- [20] MAGACHO G, ESPAGNE E, GODIN A. Impacts of the CBAM on EU trade partners: consequences for developing countries[J]. *Climate Policy*, 2024, 24(2): 243-259.