

doi:10.3969/j.issn.1001-4616.2025.01.013

# 基于双粒度的小麦问句分类模型研究

赵新玥<sup>1</sup>, 陈美凤<sup>1</sup>, 张 静<sup>1</sup>, 王静茹<sup>1</sup>, 宋云胜<sup>1,2</sup>

(1. 山东农业大学信息科学与工程学院, 山东 泰安 271018)

(2. 农业农村部黄淮海智慧农业技术重点实验室, 山东 泰安 271018)

[摘要] 针对现阶段小麦问答社区的问句文本存在噪声、特征稀疏以及专业性强等问题,从词和字双粒度特征出发,提出了一种基于双粒度的小麦问句分类模型。为有效缓解农业问句语义特征稀疏的问题,采用基于字粒度和词粒度的双分支架构,并引入交互注意力机制获取词粒度和字粒度交互特征信息以实现不同粒度信息表达文本语义的一致性,最后融合双粒度特征及其交互特征构建分类模型。同时,在输入层添加农业字典和加载停用词表进行分词和分字,有效解决小麦社区问句文本专业性强和数据噪声问题。与现有六种主流农业社区问句分类模型相比,该模型在整体分类性能上表现最优,且在各类别上综合性能优于其他模型。本研究有助于提高小麦种植社区问答系统的性能,并积极推动智能农业推广进程、助力乡村振兴。

[关键词] 小麦社区问答,多尺度卷积,注意力机制,问句分类

[中图分类号] TP391 [文献标志码] A [文章编号] 1001-4616(2025)01-0100-09

## Research on Wheat Question Classification Model Based on Dual-Granularity

Zhao Xinyue<sup>1</sup>, Chen Meifeng<sup>1</sup>, Zhang Jing<sup>1</sup>, Wang Jingru<sup>1</sup>, Song Yunsheng<sup>1,2</sup>

(1. School of Information Science and Engineering, Shandong Agricultural University, Taian 271018, China)

(2. Huang Huaihai Key Laboratory of Intelligent Agriculture Technology Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Taian 271018, China)

**Abstract:** In response to the issues of noise, feature sparsity, and strong agricultural expertise in the question texts of the current wheat Q&A community, a wheat question classification model based on dual-granularity features is proposed. To effectively alleviate the problem of semantic feature sparsity in agricultural questions, a dual-branch architecture is employed, extracting both character-level and word-level features in separate branches. An interactive attention mechanism is introduced to capture the interaction between word-level and character-level features, ensuring the consistency of semantic representation across different granularities. Finally, the model integrates character-level, word-level, and their interactive features to construct a robust classification framework. Additionally, an agricultural dictionary and a stop words list are incorporated at the input layer to enhance word segmentation and character splitting, addressing the challenges of high domain specificity and data noise in wheat community question texts. Compared to six existing mainstream agricultural community question classification models, this model demonstrates superior overall classification performance and improved comprehensive performance across various categories. This research contributes to enhancing the performance of question-and-answer systems in wheat farming communities and actively promotes the advancement of smart agriculture, support rural revitalization efforts.

**Key words:** wheat community Q&A, multi-scale CNN, attention mechanism, question classification

随着全球人口的不断增长和社会经济的快速发展,农业作为我国的支柱产业,其地位愈发重要。小麦作为世界上最主要的农业作物之一,发挥着不可替代的关键作用<sup>[1]</sup>。农业信息化成为有效应对当前社会对小麦需求量持续增长,促进农业可持续发展的重要战略方向之一。农业文本数据作为农业信息化的重要组成部分<sup>[2]</sup>,包含了大量有价值的小麦种植信息。然而,由于本领域专家的研究成果主要集中在学术界和科研机构,与农田实际生产存在一定的信息交流障碍,限制了农业实践的效率和科学性。因此,构建一个小麦智能问答系统至关重要,而小麦问句分类是小麦问答的首要技术之一<sup>[3]</sup>,其作用体现在:当用户提出一个问题时,系统

收稿日期:2024-06-07.

基金项目:山东省自然科学基金面上项目(ZR2020MF146).

通讯作者:宋云胜,博士,讲师,研究方向:大规模机器学习,智能数据分析与处理,农业大数据. E-mail:sys\_sd@126.com

会将其分类到相应的类别中,后续只需在这个类别中检索相关信息,而不必对整个知识库进行搜索.分类机制减少了不必要的搜索时间,使用户能够更快地获取准确答案,大大提高系统的效率.

鉴于深度学习方法能够模仿人的学习思路,通过计算机自动提取特征,使得模型能够全面捕捉文本深层次的特征,因此在农业短文本分类领域得到了广泛应用.在基于深度学习的农业短文本分类研究中,主要利用卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)<sup>[4]</sup>和循环神经网络(recurrent neural network, RNN)<sup>[5]</sup>等模型.尽管深度学习文本分类算法为该领域的研究提供了有效的研究方法,但现有研究大部分基于词粒度特征,导致模型特征提取受限于农业短文本的长度,使模型所提取到的特征存在稀疏问题.此外,农业社区问句文本中还存在噪声、农业专业性强等问题.

为此,本文利用双粒度特征提取技术和多尺度卷积方法,设计了一种小麦种植问句分类算法.主要贡献如下:

(1)为缓解小麦问句文本噪声和领域专业性强问题,在数据预处理阶段加载中文停用词典并利用农业专业词典辅助分词.

(2)模型采用双分支结构,基于词和字双粒度提取特征,缓解特征稀疏、未登录词和语言歧义问题.并在两个分支之间引入交互注意力机制,实现不同粒度信息表达文本语义的一致性.

(3)引入自注意力机制,使模型能够动态地调整对输入序列中不同部分的关注程度,更有效地捕捉到问题中的重要信息.

(4)采用多尺度 CNN 进行卷积.设置不同尺寸大小的卷积核,以提取不同层次的特征信息,缓解小麦问句特征稀疏问题,进而提高模型对于输入数据的表达能力.

## 1 研究现状

小麦社区问句作为复杂的农业短文本,现主流研究集中于深度学习领域.相较于传统的机器学习,深度学习模型能够学习更高层次、更抽象的语言特征,摆脱了对人工设计特征的依赖.经典的 CNN、RNN 及其组合在农业文本分类中展现强大潜力,得到广泛应用.

鲍彤等<sup>[6]</sup>采用 BERT 对农业问句进行字符编码,使用 TextCNN 提取问句高维度特征对农业问句进行分类.在细分试验中,BERT-TextCNN 在不同类别中的分类 F1 值表现出色,优于其他深度学习模型.王郝日钦等<sup>[7]</sup>提出了一种基于 Attention-DenseCNN 的水稻文本分类方法,通过密集连接的 CNN 提取特征,采用不同宽度的卷积核来获取文本特征,并引入注意力机制,使分类器更具包容性,缓解了分类器对数据的敏感性.唐詹等<sup>[8]</sup>提出了一种新型神经网络模型 AP-LSTM,该模型基于注意力池化策略和堆叠式双向长短期记忆网络(bi-directional long short-term memory, BiLSTM).以病虫害相关文献摘要为研究对象,AP-LSTM 采用了堆叠式的长短期记忆结构,增强了对语义特征的学习能力,并通过堆叠操作进一步加强了语义信息的表征.陈鹏等<sup>[9]</sup>提出了一种基于 BiLSTM-Attention 的农业文本分类模型,通过引入 BiLSTM 缓解模型捕获句子上下文信息不足的问题,并通过注意力机制使分类器具有一定的包容性.李林等<sup>[10]</sup>针对传统方法在文本特征提取方面方法较为单一,或是统计方法对文本进行特征扩充,无法有效地运用一个单独的深度学习模型处理的问题,提出 BERT-Stacked LSTM 农业问句分类模型.该模型使用 BERT 预训练模型进行微调得到每个问句中单个字符的隐藏向量,然后使用 Stacked LSTM 层提取问句隐藏语义信息.金宁等<sup>[11]</sup>针对农业文本问句特点,提出了一种基于 BiGRU\_MulCNN 的农业问答句分类模型.该模型采用 TF-IDF 算法对文本进行特征词扩充,并结合 MulCNN 算法以提取多尺度局部特征,从而提升分类性能.杨森淇等<sup>[12]</sup>针对农业领域新闻存在针对性差、分类不明确等问题,提出基于 ERNIE+DPCNN+BiGRU 的农业新闻文本分类模型.该模型相比于其他领域标题较短问题,将 DPCNN 卷积层减少 2 个,以保留更多的文本特征.

尽管基于深度学习算法的分类研究已相对成熟,但农业问答社区农业短文本固有的噪声、特征稀疏以及农业专业性强等特点,为特征提取带来了巨大的挑战.目前农业短文本分词技术仍存在局限性,导致部分农业专用词汇或未登录词无法被正确提取,影响分类性能.

## 2 模型构建

本文提出的基于双粒度特征和多尺度卷积的小麦问句分类模型(DGF-MSCNN)架构如图 1 所示.该模

型主要由输入层、嵌入层、BiLSTM 层、注意力层、多尺度 CNN 层、拼接层和输出层构成. 与传统的分类模型相比,DGF-MsCNN 采用双分支结构进行特征提取,其中一个分支基于词粒度提取特征,首先使用 Word2Vec 生成特征向量,然后经过 BiLSTM 层进行特征提取,随后进入注意力层对特征向量进行加权,最后将初始词向量与注意力层的输出进行拼接输入到多尺度 CNN 层进一步进行特征提取. 另一个分支提取步骤与上述分支相同,但不同的是该分支基于字粒度进行特征提取. 此外,根据同一个句子原始嵌入词矩阵和字矩阵计算交互注意力,将其与上述两个分支得到的两个特征向量进行拼接后输入到输出层.

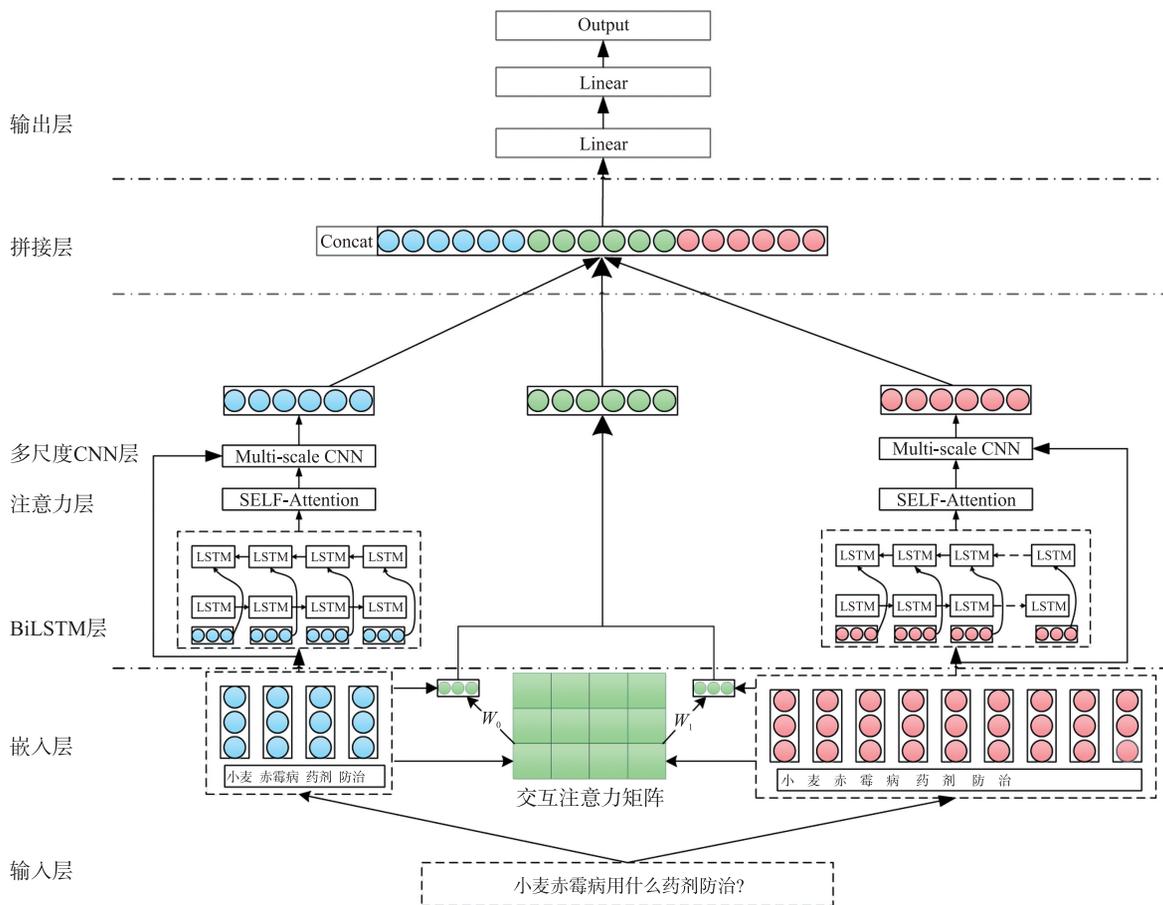


图 1 DGF-MsCNN 模型架构图

Fig. 1 DGF-MsCNN model architecture diagram

2.1 输入层和嵌入层

输入层负责将输入文本  $P$  进行分词和分字处理. 由于小麦种植问句文本大部分来源于社区问答网站,文本噪声较大. 为此,在输入层进行以下优化:(1)加载百度停用词表,过滤掉标点符号、特殊符号以及通常在多个文本中频繁出现但携带有限实际信息等的字词,提高文本的信息密度. (2)利用 jieba 分词工具<sup>[13]</sup>进行分词时,考虑到农业领域文本融入大量专业术语,引入百度和搜狗输入法的农业分词词典,缓解农业文本存在大量农业专业词汇的问题,提高分词的准确性.

在嵌入层使用 Word2Vec<sup>[14]</sup>分别将词序列  $N$  和字序列  $M$  转化为固定长度和维度的词嵌入矩阵  $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$  和字嵌入矩阵  $C = [c_1, c_2, \dots, c_m]$ ,其中  $n$  和  $m$  分别是文本  $P$  词序列长度和字序列长度.

2.2 交互注意力层

由于词嵌入和字嵌入矩阵在信息表达上存在差异,直接将二者拼接可能会造成信息损失. 为缓解上述问题,研究引入交互注意力机制,旨在实现词嵌入矩阵  $X$  与字嵌入矩阵  $C$  语义层面的对齐,实现不同粒度信息表达文本语义的一致性. 具体计算步骤如下:

$$X_{\text{norm}} = \text{Normalize}(X), \tag{1}$$

$$C_{\text{norm}} = \text{Normalize}(C), \tag{2}$$

$$M = X_{\text{norm}} \cdot C_{\text{norm}}^T, \tag{3}$$

$$C_{\text{aligned}} = M \cdot C, \quad (4)$$

$$X_{\text{aligned}} = M \cdot X, \quad (5)$$

$$\text{out} = X_{\text{aligned}} \oplus C_{\text{aligned}}, \quad (6)$$

其中,  $X$  是词嵌入矩阵,  $C$  是字嵌入矩阵,  $\text{Normalize}()$  是数组归一化运算,  $M$  是交互注意力的权重,  $C_{\text{aligned}}$  是对齐后的字矩阵,  $X_{\text{aligned}}$  是对齐后的字矩阵,  $\oplus$  是拼接操作。

### 2.3 自注意力层

为了进一步提高模型性能,将模型架构进行以下改进:添加自注意力机制对特征向量进行加权. 自注意力机制可以根据输入序列中不同位置的重要性权重,动态地调整每个位置的表示<sup>[15]</sup>. 其核心工作原理是计算序列中每个元素与其他所有元素之间的相关性,进而得出相应的权重. 随后,对于每个元素,根据计算得到的权重对其他元素的向量进行加权求和。

### 2.4 多尺度卷积层

综合考虑农业问句分类文献中关于卷积核尺寸选择的实验结果<sup>[11]</sup>,本模型采用卷积核尺度大小分别为 1,2,3,4,5 的 CNN 提取不同范围的特征向量. CNN 的核心是卷积层和池化层,它们通过学习特征的层次表示,使得网络能够有效地处理具有空间结构的输入数据. 自注意力层的输出  $O_x$  进入多尺度卷积层后的计算步骤如下:

(1) 卷积操作

$$C_i = \text{relu}(\text{Conv}_i(O_x)), i = 1, 2, 3, 4, 5, \quad (7)$$

其中  $C_1, C_2, C_3, C_4, C_5$  为卷积后得到的矩阵,  $\text{relu}$  为激活函数,  $\text{Conv}_1, \text{Conv}_2, \text{Conv}_3, \text{Conv}_4, \text{Conv}_5$  分别表示卷积核大小为 1,2,3,4,5 的卷积操作。

(2) 池化操作

$$P_i = \text{max\_pool1d}(C_i, i), i = 1, 2, 3, 4, 5, \quad (8)$$

其中  $P_1, P_2, P_3, P_4, P_5$  为池化后的得到的矩阵,  $\text{max\_pool1d}$  表示一维最大池化操作。

(3) 向量拼接

$$C_x = P_1 \oplus P_2 \oplus P_3 \oplus P_4 \oplus P_5, \quad (9)$$

同理,  $O_c$  经过卷积层处理后得到输出  $C_c$ 。

### 2.5 拼接层和输出层

拼接层将两个分支提取到的特征向量  $C_x, C_c$  以及交互注意力层的输出  $\text{out}$  进行拼接,得到最终特征  $C$ 。

输出层首先使用全连接层将卷积输出的特征空间映射到标签空间,然后使用  $\text{softmax}$  函数将模型全连接层的输出向量  $L$  转换成概率分布,即将  $L$  中每个元素转换成一个介于 0 和 1 之间的值,同时保证所有元素之和为 1。

## 3 实验与结果分析

为验证所提出的模型处理实际问题的有效性及其扩展到其他农业数据集上的表现,在小麦种植社区问句数据集和其他五个农业短文本数据集上与典型农业短文本分类方法进行了大量对比实验。

### 3.1 实验设置

在与行业专家沟通和调研的基础上,通过爬虫技术从中国农业技术推广信息网、农业科技网络书屋等网站获取数据,清洗后构建了 7 个类别的小麦种植知识问句文本语料,如表 1 所示。

表 1 问句类别分布

Table 1 Question category distribution

类别	品种管理	栽培管理	气候管理	生产管理	农机管理	病虫害管理	其他
数量	2 638	12 448	1 966	2 198	452	12 068	605

以下所有实验中农业问句文本的最大长度设定为 32,每个词语的词向量维度设为 300. 在训练神经网络过程中,设置学习率大小为 0.000 1,模型训练轮次设为 40,  $\text{batch\_size}$  大小设为 256,  $\text{dropout}$  设为 0.5,并选用多分类交叉熵损失函数计算损失. 为验证本模型在小麦种植社区问句分类任务中的有效性,选择近

年来农业短文本分类领域应用较为广泛的 6 种主流模型作比较,分别为 FastText<sup>[16]</sup>, TextCNN<sup>[17]</sup>, BiLSTM<sup>[18]</sup>, BiLSTM-CNN<sup>[19]</sup>, BiLSTM\_Att<sup>[20]</sup> 和 Transformer<sup>[21]</sup>. 同时,以正确率(Accuracy)、精确率(Precision)、召回率(Recall)和 F1 值作为性能评价指标<sup>[22]</sup>.

### 3.2 对比实验分析

为全面评估各模型在小麦问句数据集上的性能表现,依次对模型的整体性能和各类别上性能进行对比分析.

#### 3.2.1 整体性能对比分析

在不考虑各类别差异的情况下,从模型的训练损失和预测精度上对模型整体性能进行对比分析. 图 2 显示了 7 种模型的训练损失变化曲线,其中横纵坐标分别表示迭代次数和训练损失.

由图 2 可知,DGF-MsCNN 问句分类模型在 10 个轮次训练之后,损失基本保持收敛,不再大幅度变化,且收敛后 DGF-MsCNN 损失值小于其他 6 种农业短文本分类模型. 7 种模型中 FastText 模型表现最差,损失波动幅度大且损失值稳定在 0.4 附近;DGF-MsCNN 模型表现最好,损失波动幅度较小,损失值稳定在 0.12 左右. 实验结果显示了 DGF-MsCNN 模型在训练过程中更稳定,能够更快地收敛到较小的损失值,并且波动较小,反映了模型对训练数据的适应性更强.

表 2 展示了 7 个模型在所构建的小麦种植问句数据集上 Accuracy、Precision、Recall、F1 数值比较情况,其中加粗的数值为该列最大值. 由表 2 可知,在本次对比试验中,DGF-MsCNN 模型相比于其他 6 个农业短文本分类模型 Accuracy、Precision、Recall、F1 均有不同程度的提高,分别达到 96.76%、95.76%、96.46%、95.95%. 这是由于 DGF-MsCNN 模型采用了基于字和词双粒度的双分支结构,能在有限的农业短文本中尽可能多的提取文本特征,减少特征损失,有利于分类性能的提高. 具体来说,DGF-MsCNN 模型在召回率方面表现突出,能够更好地识别真实正例,其次在精确率和 F1 值上也表现出色,综合性能稳定;DGF-MsCNN 模型在正确率方面也取得了最佳结果,为农业问句分类任务提供了可靠的解决方案. 因此,可以认为 DGF-MsCNN 模型是一种有效且可靠的农业问句分类模型,具有很高的应用前景和推广价值.

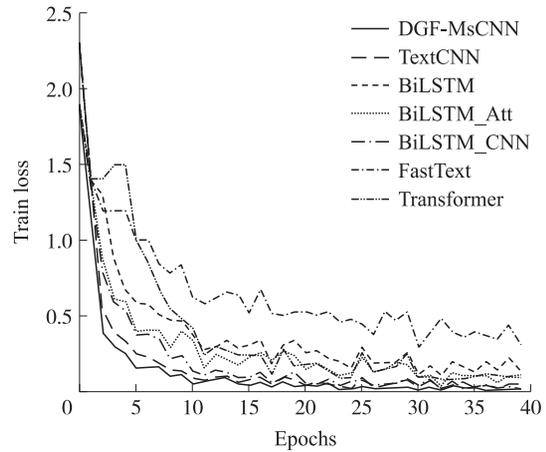


图 2 各模型训练损失值对比图

Fig. 2 Comparison graph of training loss among different models

表 2 不同模型评估指标对比

Models	Accuracy	Precision	Recall	F1
DGF-MsCNN	<b>0.967 6</b>	<b>0.957 6</b>	<b>0.964 6</b>	<b>0.959 5</b>
TextCNN	0.942 6	0.871 5	0.897 1	0.882 9
BiLSTM	0.866 8	0.637 0	0.643 0	0.638 3
BiLSTM-CNN	0.935 6	0.895 5	0.837 3	0.842 4
BiLSTM_Att	0.900 8	0.847 6	0.766 1	0.740 7
FastText	0.786 3	0.687 8	0.570 8	0.622 6
Transformer	0.848 6	0.698 0	0.701 5	0.698 7

#### 3.2.2 各类别表现对比分析

相比整体表现,针对每个类别上的分类性能同样重要. 为更细致地探究 7 个模型在不同类别上的分类性能,对比分析了每个模型在不同类别上的 Precision、Recall 以及 F1 值,如图 3-图 5 所示.

图 3-图 5 直观地展示了 7 种分类模型在小麦种植管理的六个关键类别中的性能表现. 为更直观地对比各个模型在不同类别上的性能,对三幅图进行总结归纳至表 3,其中用“√”来标记各个模型在相应类别上性能表现最好的情况.

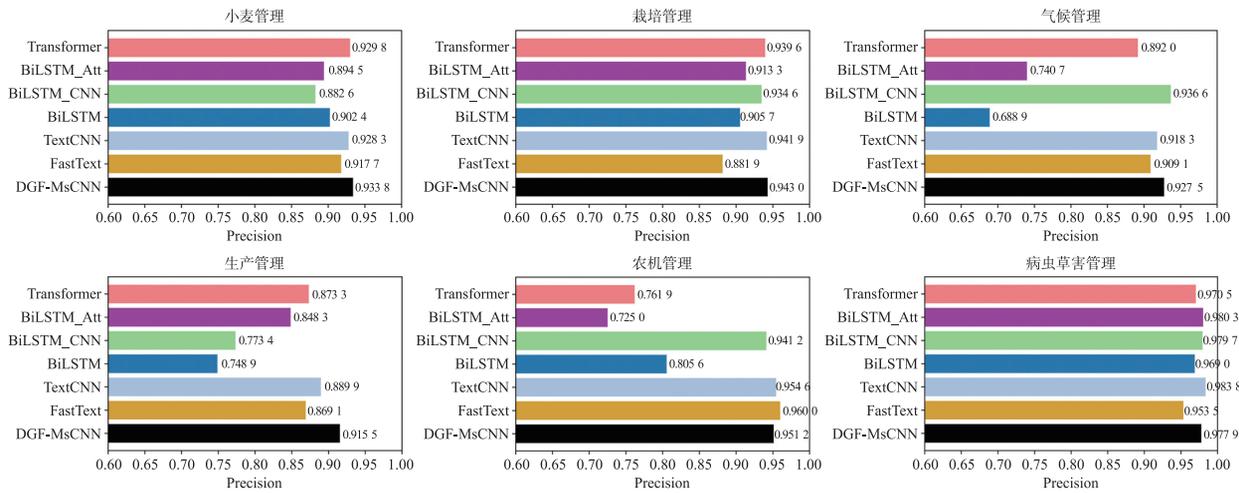


图 3 各模型 6 个类别 Precision 对比图

Fig. 3 Comparison graph of Precision across six categories among different models

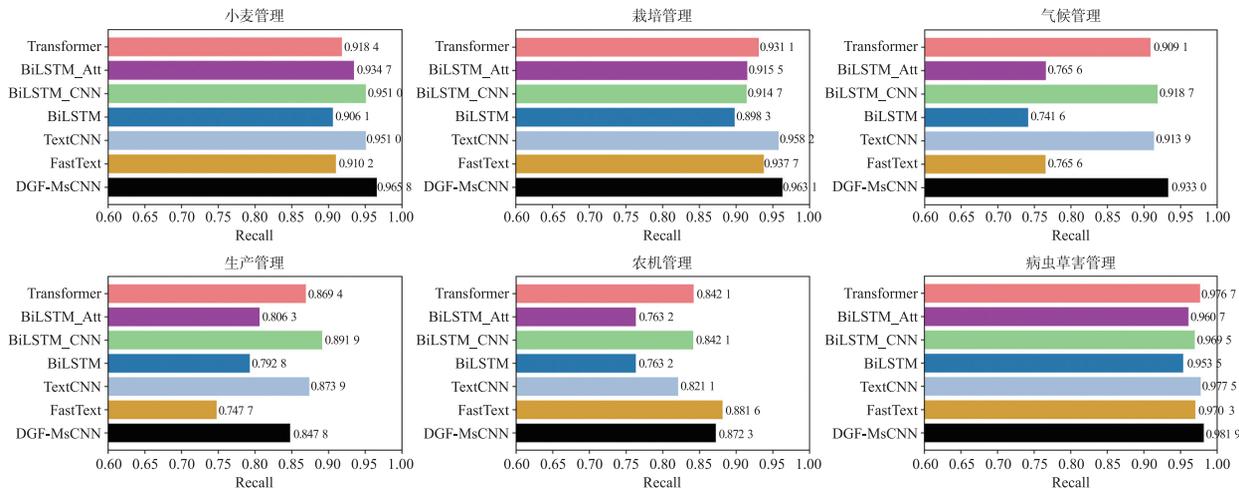


图 4 各模型 6 个类别 Recall 对比图

Fig. 4 Comparison graph of Recall across six categories among different models

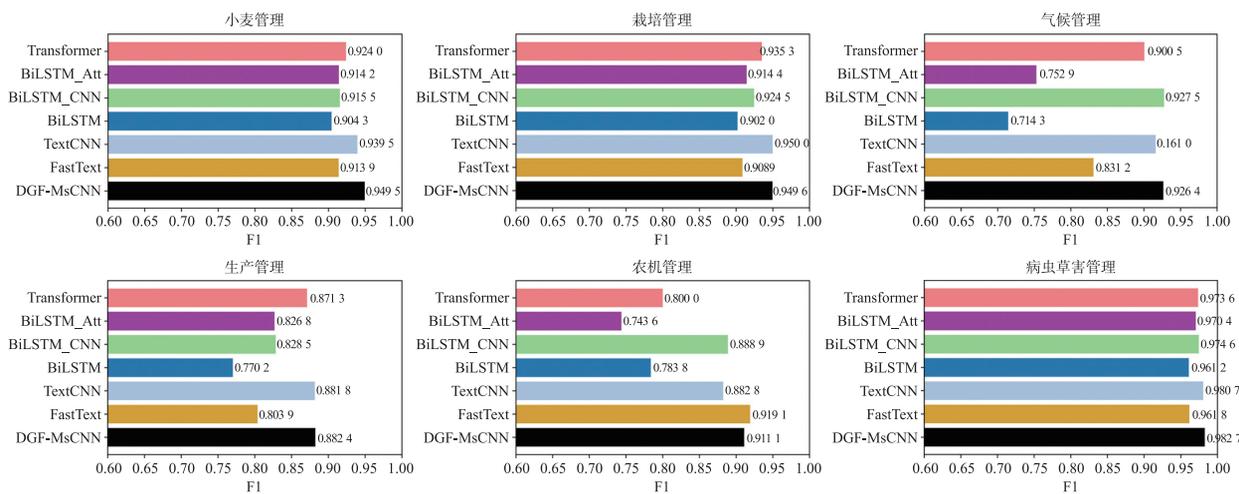


图 5 各模型 6 个类别 F1 对比图

Fig. 5 Comparison graph of F1 across six categories among different models

表 3 各类别模型性能统计分析

Table 3 Statistical analysis of performance across various category models

类别	DGF-MsCNN	FastText	TextCNN	BiLSTM	BiLSTM-CNN	BiLSTM_Att	Transformer
小麦管理	✓						
栽培管理	✓						
气候管理					✓		
生产管理	✓						
农机管理		✓					
病虫草害			✓				
统计(✓)	3	1	1	0	1	0	0

由表 3 可知,不同模型在各类别管理任务上的性能表现有所差异. 在所有算法中,本文所提出的 DGF-MsCNN 模型表现最为出色,获得 3 个“✓”,分别是小麦管理、栽培管理和生产管理. 其优异的表现一方面是因为该模型融合了双粒度与多尺度卷积特征提取技术,使模型多角度提取种植问句短文本特征信息,并通过交互注意力机制实现两个粒度信息语义层面上的一致,缓解了短文本特征稀疏问题. 另一方面是因为该模型引入农业分词字典以及其两种粒度语义之间的互补作用,不仅减少了分词错误的发生,还有效降低了分词错误对分类结果的负面影响. 其他模型仅有少数有 1 个“✓”,各类别表现相对于 DGF-MsCNN 模型较差.

### 3.3 农业领域扩展分析

为验证所提出算法扩展到农业短文本数据集中的表现,构建了 5 个农业短文本数据集并进行了大量对比实验,以进一步验证其有效性.

#### 3.3.1 数据集构建

通过网络爬虫构建了五个农业短文本数据集(ZJZX、DYNJ、TJD、NZW、NZZS),其中 ZJZX 共有 36 051 条数据,分为 4 个类别;DYNJ 共有 25 174 条数据,分为 3 个类别;TJD 共有 12 320 条数据,分为 5 个类别;NZW 共有 35 308 条数据,分为 8 个类别;NZZS 共有 34 400 条数据,分为 7 个类别. 将所构建的数据集 80%的比例划分为训练集,用于模型的训练;10%作为验证集,用于调整模型参数;剩余的 10%作为测试集,用于评估最终模型性能.

#### 3.3.2 实验对比分析

模型的泛化性能是衡量其有效性的关键指标,为衡量所提出模型泛化性能的优劣,在五个不同的农业短文本数据集上,对 DGF-MsCNN 与 TextCNN, BiLSTM-CNN, BiLSTM\_Att, Transformer 模型(鉴于 FastText 和 BiLSTM 模型在小麦种植数据集上表现较差,因此在泛化性能实验部分不再考虑上述两个模型)进行泛化性能评估实验. 经过 40 轮次训练后得到各模型在各个数据集上的表现如图 6 所示.

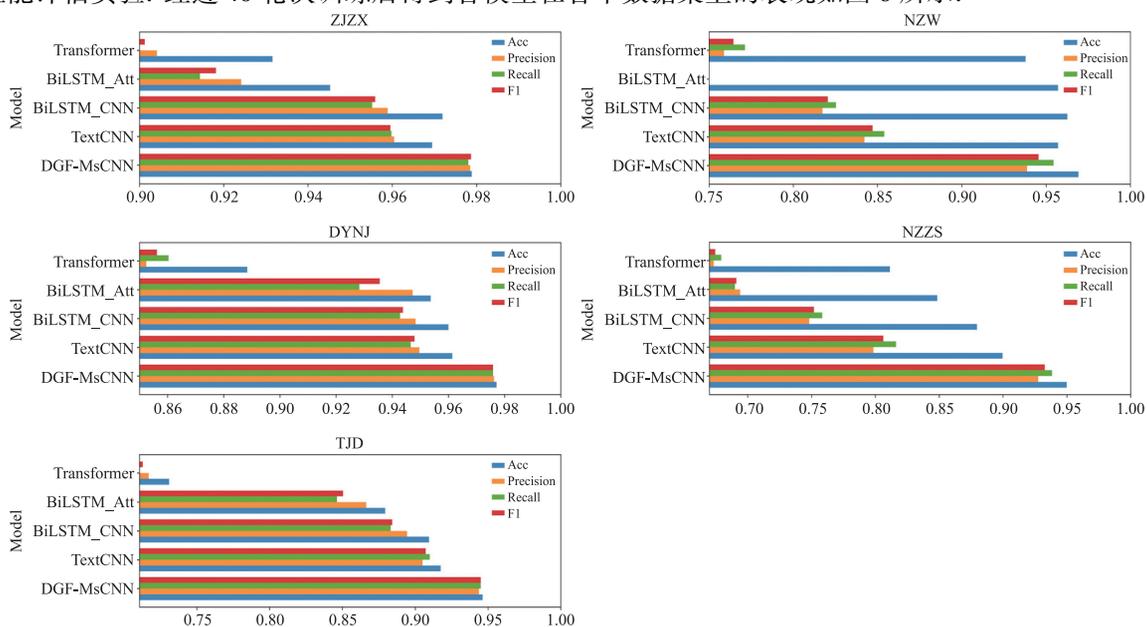


图 6 各模型在农业数据集上性能对比图

Fig. 6 Performance comparison of various models on the agriculture dataset

从实验结果可知,不同模型在不同数据集上表现出不同的泛化性能. 总体而言,所提出的 DGF-MsCNN 模型在五个数据集上的性能表现稳定且优越. 在 Accuracy、Precision、Recall 以及 F1 值指标上, DGF-MsCNN 模型均取得了较高的分数,证明该模型具有较好的泛化能力和适应性.

具体到每个数据集而言,不同数据集对模型性能的影响具有差异性. 在 ZJZX 数据集上, DGF-MsCNN 模型在四个评估指标上均取得了最大值,且与其他模型差距较大,具有较好的分类性能. 在 DYNJ 数据集上, DGF-MsCNN 模型表现同样优秀,但和 TextCNN 模型之间的差距不如在 ZJZX 数据集上大. 在 TJD, NZW 和 NZS 数据集上,所有模型的性能表现均相对较差,这可能与数据集的特征分布和分类难度相关. 在这三个数据集上, DGF-MsCNN 模型性能仍是所有模型性能表现最优的,证明该模型在面对较难的分类任务时仍能保持一定的稳定性.

## 4 结论

针对小麦问句分类数据存在噪声、特征稀疏以及农业专业性强等特点,提出了一种基于双粒度特征和交互机制的小麦问句分类模型. 该模型使用双分支结构同时基于词粒度和字粒度提取文本特征,并利用多尺度卷积进一步提取文本特征,能有效处理专业词汇,缓解噪声和特征稀疏问题. 不论是模型整体性能,还是各个类别性能都有较好的表现. 该研究能够帮助农民、专家以及决策者更迅速、准确的获取和处理农业信息,助力农业信息化的发展. 未来考虑结合其他先进的技术,如迁移学习、强化学习等,进一步优化模型性能,使其在实际应用中取得更好的效果,促进农业信息化和智能化水平的提升.

### [参考文献]

- [1] 赵凯. 小麦种植过程中的施肥技术应用要点[J]. 农家参谋,2022(19):34-36.
- [2] 韩家琪,毛克彪,夏浪,等. 基于空间数据仓库的农业大数据研究[J]. 中国农业科技导报,2016,18(5):17-24.
- [3] 刘合兵,张德梦,熊蜀峰,等. 融合 ALBERT 与规则的小麦病虫害命名实体识别[J]. 计算机科学与探索,2023,17(6):1395-1404.
- [4] ARKIN E, YADIKAR N, XU X, et al. A survey: object detection methods from CNN to transformer[J]. Multimedia tools and applications, 2023, 82(14):21353-21383.
- [5] ZHU J J, JIANG Q S, SHEN Y H, et al. Application of recurrent neural network to mechanical fault diagnosis: a review[J]. Journal of mechanical science and technology, 2022, 36(2):527-542.
- [6] 鲍彤,罗瑞,郭婷,等. 基于 BERT 字向量和 TextCNN 的农业问句分类模型分析[J]. 南方农业学报,2022,53(7):2068-2076.
- [7] 王郝日钦,王晓敏,缪祎晟,等. 基于 BERT-Attention-DenseBiGRU 的农业问答社区问句相似度匹配[J]. 农业机械学报,2022,53(1):244-252.
- [8] 唐詹,柏召,刁磊,等. 基于注意力池化和堆叠式结构的病虫害文献识别模型[J]. 农业机械学报,2021,52(S1):178-184.
- [9] 陈鹏,郭小燕. 基于 Adaboost 与朴素贝叶斯的农业短文本信息分类[J]. 软件,2020,41(9):13-18.
- [10] 李林,刁磊,唐詹,等. 基于 BERT\_Stacked LSTM 的农业病虫害问句分类方法[J]. 农业机械学报,2021,52(S1):172-177.
- [11] 金宁,赵春江,吴华瑞,等. 基于 BiGRU\_MulCNN 的农业问答问句分类技术研究[J]. 农业机械学报,2020,51(5):199-206.
- [12] 杨森淇,段旭良,肖展,等. 基于 ERNIE+DPCNN+BiGRU 的农业新闻文本分类[J]. 计算机应用,2023,43(5):1461-1466.
- [13] ZHANG X W, WU P, CAI J M, et al. A contrastive study of Chinese text segmentation tools in marketing notification texts [C]//Journal of Physics:Conference Series. The United Kingdom:IOP Publishing,2019,1302(2):022010.
- [14] CHURCH K W. Word2Vec[J]. Natural language engineering, 2017, 23(1):155-162.
- [15] 刘建伟,刘俊文,罗雄麟. 深度学习中注意力机制研究进展[J]. 工程科学学报,2021,43(11):1499-1511.
- [16] JOULIN A, GRAVE E, BOJANOWSKI P, et al. Bag of tricks for efficient text classification[J/OL]. arXiv Preprint arXiv:1607.01759,2016.
- [17] LIU P, QIU X, HUANG X. Recurrent neural network for text classification with multi-task learning[J/OL]. arXiv Preprint arXiv:1605.05101,2016.
- [18] KIM Y. Convolutional neural networks for sentence classification[J/OL]. arXiv Preprint arXiv:1408.5882,2014.

- 
- [19] LAI S, XU L, LIU K, et al. Recurrent convolutional neural networks for text classification [C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. New York: Association Computational Linguistics, 2015, 29(1): 2267-2273.
- [20] ZHOU P, SHI W, TIAN J, et al. Attention-based bidirectional long short-term memory networks for relation classification [C]//Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Berlin, Germany: Association Computational Linguistics, 2016, 2: 207-212.
- [21] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need [J]. Advances in neural information processing systems, 2017, 30: 1-11.
- [22] 朱郁筱, 吕琳媛. 推荐系统评价指标综述 [J]. 电子科技大学学报, 2012, 41(2): 163-175.

[责任编辑: 杜忆忱]