

基于层级多标签的农业病虫害问句分类方法

韦婷婷 葛晓月 熊俊涛

(华南农业大学数学与信息学院, 广州 510642)

摘要: 随着信息化技术的快速发展,农户通过线上智能农业问答系统解决线下农业病虫害问题已成为趋势。问句分类在问答系统中发挥着至关重要的作用,其准确性直接决定了最终返回答案的正确性。传统的单标签文本分类模型难以直接准确捕捉到农业病虫害问句的确切意图,而且由于缺乏大规模公开的农业病虫害问句语料,使得现有研究具有一定的难度。为此,本文基于树状结构构建了一个农业病虫害问句层级分类体系,由问句模糊性向精确性逐层细化分类,旨在克服农业问句的语义复杂性;此外,引入对抗训练方法,通过构建对抗样本并将其与原始样本一同用于大规模语言模型的训练,以提高模型泛化能力,同时缓解了因语料不足而产生的问题。通过对真实问答语料库的实验验证,本文提出的方法能够提升农业病虫害问句的分类性能,可为农业病虫害自动问答系统提供有效的问句意图识别。

关键词: 农业病虫害; 问句分类; 层级多标签分类; 对抗训练; 语言模型

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2024)01-0263-07

OSID:



Hierarchical Multi-label Classification of Agricultural Pest and Disease Interrogative Questions

WEI Tingting GE Xiaoyue XIONG Juntao

(College of Mathematical Sciences and Information, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China)

Abstract: With the rapid advancement of information technology, it has become a trend for farmers to address offline agricultural issues through online intelligent question-and-answer systems. Question classification plays a crucial role in question-and-answer systems, as its accuracy directly determines the correctness of the final answers. Traditional single-label text classification models often struggle to accurately capture the precise intent of agricultural queries. Moreover, the lack of large-scale publicly available query datasets about agricultural pest and disease poses a significant challenge to existing research methods. To address these challenges, a hierarchical classification framework for queries about agricultural pest and disease was established based on a tree-like structure. This framework progressively refined the classification from the ambiguity of queries towards precision, aiming to overcome the semantic complexity of agricultural queries. Additionally, adversarial training method was introduced. By constructing adversarial samples and incorporating them into the training of large-scale language models, the model's generalization capabilities were enhanced, while mitigating issues arising from limited training data. Experimental validation conducted on real question-and-answer corpora demonstrated that the proposed method significantly enhanced the classification performance of queries about agricultural pest and disease. The research result can provide an effective means of identifying the intent behind agricultural queries, thereby offering support for advancing agricultural informatization.

Key words: agricultural pest and disease; queries classification; hierarchical multi-label classification; adversarial training; language model

收稿日期: 2023-09-19 修回日期: 2023-11-02

基金项目: 广州市基础与应用基础研究项目(202201010184)、国家自然科学基金项目(72101091)和教育部人文社会科学研究一般项目(20YJC740067)

作者简介: 韦婷婷(1986—),女,讲师,博士,主要从事自然语言处理研究,E-mail: weitingting@scau.edu.cn

通信作者: 熊俊涛(1981—),男,教授,博士,主要从事大数据分析 & 决策及智能机器人研究,E-mail: xiongjt2340@163.com

0 引言

农业科技是现在与未来中国农业发展的主要动力之一,可以提高农业资源利用率,降低农业生产成本。研究表明,虽然智慧农业热潮已经到来,但农民的生产耕作从“靠经验”到“靠数据”的转型仍较缓慢^[1],中国农业技术推广体系未能为农民提供有效的技术服务^[2]。农民在日常生产中解决问题的方法往往缺少及时性、专业性与针对性。针对这一问题,很多学者开始研究农业领域的病虫害知识图谱构建^[3]与病虫害自动问答系统^[4]。随着信息化技术的快速发展,农户通过线上智能问答解决线下农业病虫害问题已成为趋势。

问句分类作为问答系统所要处理的第一步,在问答系统中起着至关重要的作用,其准确性直接影响最终返回答案的正确性^[5]。传统的问句分类任务中,每条样本数据往往只对应一个标签,每个标签独立存在,标签之间没有关联性,即单标签分类模型。然而,农业病虫害问句往往表述不够明确,例如一个问句可能涉及症状解释和防治方法等,这使得传统的单标签分类模型难以直接处理这种模糊性问句,并准确地理解问句的意图。此外,相对于一些其它领域,农业领域的公开病虫害问句数据集相对较少,这使得研究者通常需要创建自己的数据集。然而,自建数据集往往难以获取到兼具大规模和多样性的样本数据,这导致构建高效的农业问答系统极具难度。由于样本数量的不足可能会导致模型的训练不充分,从而影响系统的性能和准确性。为了缓解上述问题,以层级多标签分类为研究思路,由问句的模糊性向精确性逐层细化分类,旨在克服农业病虫害问句分类的语义复杂性;同时增加数据扰动构建对抗样本,联合对抗样本与原始样本进行模型训练,提高模型的泛化能力,缓解语料不足带来的问题。

近年来,深度学习方法在层级多标签文本分类中取得了丰富的研究成果。文献[6]在 TextCNN 模型的基础上做改进,提出一种利用标签共现初始化全连接层网络权重的多标签文本分类方法,随后文献[7]提出该模型在应用于标签量少的数据集时不适用,反而对具有层级结构的标签分类效果更好,实验通过传递修正、撤回修正两种标签校正方法对模型进行优化,在化学风险评估文本数据集上平均准确率最高达 86.7%。TextCNN 模型结构简单,在处理标签较多时较为乏力。文献[8]提出了基于 CNN 微调的 HFT-CNN 模型来解决层级标签的数据稀疏性、较大规模的层级多标签文本分类问题,实验在

嵌入层和卷积层进行微调,将上层标签信息微调的方式传到下层标签的学习中。实验证明微调后的模型比原模型取得了更好的效果,在 Amazon670K 数据集上 F1 值增加 1.10%~9.26%。然而,该方法虽然捕捉了不同层级的相同特征,但却忽视了各层级间的差异性。文献[9]提出基于 BERT 预训练^[10]的 SGM 模型,首次将 BERT 模型用于层级多标签文本分类任务中,相比于单独的 SGM 模型速度更快、效率更高。文献[11]提出一种层次感知的标签语义匹配网络 HiMatch,较好地捕捉了文本和标签之间的语义关系,较为全面分析了文本的层次信息,在 RCV1-V2 数据集上 F1 值达到 86.7%。文献[12]针对标签间的差异性与多样性提出 MSML-BERT 层级多标签分类模型,设计了多尺度特征抽取模块用于捕捉不同尺度和粒度的特征,设计多层次信息传播模块用于充分建模层级依赖关系。解决了各层级标签尤其是下层长尾标签的预测性能差,且导致标签不一致性问题。实验在 WOS 数据集上 F1 值最高为 85.5%。同样是解决标签不一致的问题,文献[13]将层级多标签文本分类定义为一个序列生成任务,引入 Seq2Tree 框架来建模分层标签结构,并设计了带有动态词汇表的约束解码策略,以保证标签一致性。实验与 HiMatch 方法相比,F1 值在 BGC 数据集上最高提高 3.15%。总体而言,现有的层级多标签文本分类方法容易忽略层次之间以及标签之间的相互作用、实体信息和上下文语义之间的关联性、粗粒度标签和细粒度标签之间的相关性,难以直接应用于农业领域的问句分类;并且由于复杂的层级关系导致语义信息不能被完全理解等原因导致模型学习较为困难。

为了克服现有研究的不足,本文基于树状结构构建层级多标签分类体系,充分利用层次之间和标签之间的相互作用关系,以及粗粒度和细粒度标签之间的相关性,以解决农业问句的意图模糊性;同时采用预训练语言模型生成问题的表示向量,以更好捕捉实体信息;利用双向循环神经网络提取问题的语义特征,获取上下文的依赖关系与双向的语义依赖。

1 分类体系构建

1.1 数据获取

选取中国农业信息网(<http://www.agri.cn/>)中用户提出的病虫害相关问句作为实证与对比评估实验的研究数据。数据集共包含数据记录 3 570 条,作物类型包含黄瓜、四季豆、茄子、丝瓜、苹果、葡萄、西瓜、草莓等常见的 30 余种农产品。

1.2 层级多标签分类体系

根据现有农业问答数据的分类体系^[14],本文对所采集的数据集进行主题的总览分析,设计基于树状结构的层级多标签分类体系,共包括 3 个层级,其中第 1 层级标签包含 2 类,第 2 层级标签包含 5 类,第 3 层级标签包含 4 类,总计 11 种标签。如图 1 所示,第 1 层分类含有 2 种标签:T、F,分别表示有效问题与无效问题;第 2 层分类含有 5 种标签:A1、B1、C1、D1、E,分别表示谓词型问题、对错型问题、方法型问题、解释型问题与其他问题;第 3 层含有 4 种标签:A2、B2、C2、D2,分别表示农药肥料及其配比问题、症状描述问题、病虫害治疗问题与其他问题^[15]。每个层级的人工标注示例如表 1 所示。

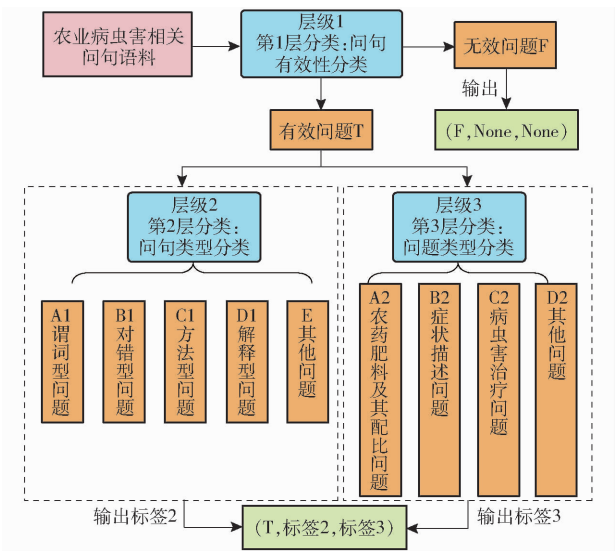


图 1 农业问句层级分类体系

Fig. 1 Classification system of agricultural questions

表 1 样本与标注样例

Tab. 1 Sample and labeled sample

问句样本	层级 1 标签	层级 2 标签	层级 3 标签
这草莓怎么样? 需不需要打点什 么???	F	None	None
菜心顶端发霉是不是灰霉病怎治	T	B1, C1	B2, C2
黄色粘虫板和蓝色粮虫板哪里买 得到	T	E	D2
种植菜花底肥用什么, 怎么管理, 中间用冲肥不。	T	A1, B1, C1	A2

2 农业病虫害问句分类方法

基于层级多标签的农业病虫害问句分类模型技术路线图如图 2 所示,模型整体架构如图 3 所示。

选用 ERNIE 模型^[16]作为基础架构,利用掩码策略对实体信息进行表示学习,随后将实体关系嵌入到双向 Transformer 中。通过动态词向量的训练,

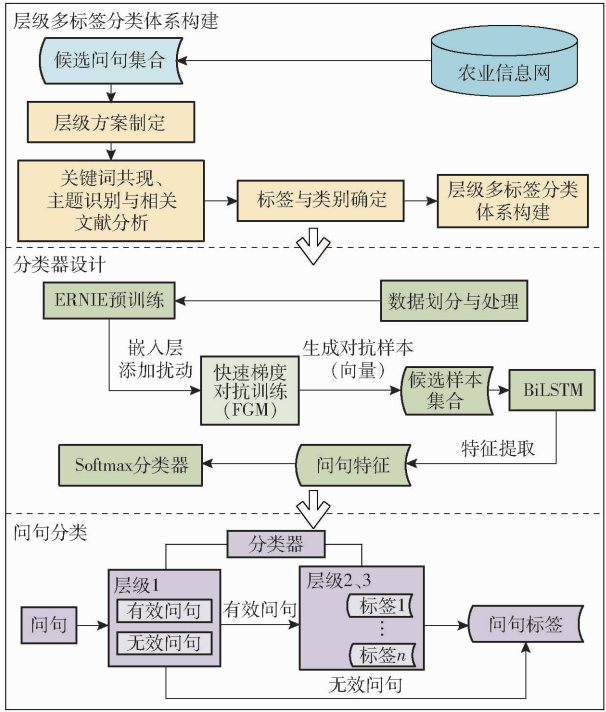


图 2 技术路线图

Fig. 2 Technology roadmap

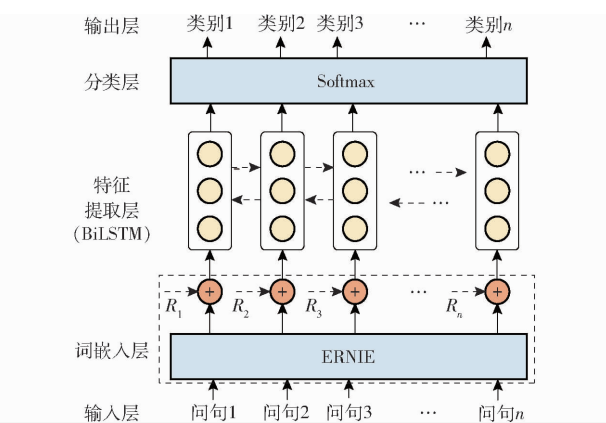


图 3 模型架构

Fig. 3 Model architecture

进一步输入到双向长短时记忆网络 (Bi-directional long short-term memory, BiLSTM) 中,用于提取语义特征。在表示学习模型中,采用快速梯度对抗训练方法,通过添加扰动来构建对抗样本。这些对抗样本与原始输入向量一同作为隐藏层的输入,以获得问句的语义表示。

2.1 基于 ERNIE 的词向量预训练

ERNIE 是基于 BERT 的改进模型,其基础架构是 Transformer。BERT 模型将单个的字或词进行随机遮挡 (mask) 标记后预测被遮挡的值。这一掩码方式使得 BERT 在取得良好性能的同时也将句子的字或词之间的关系拆散。在农业病虫害问句分类任务中,如将问句的单个字或词随机 mask 时,很容易拆散专有名词的语义,从而影响掩码语言模型预测的准确性。如图 4 所示,如果将“乙蒜素”的“乙”字

mask 后,则扰乱原始词语的内部关系。因此,本文选择 ERNIE 模型作为词向量预训练模型,其掩码为完整的词语、短语、命名实体,可以更好地捕捉实体信息与全局信息,有效缓解农业问句语义模糊性的问题。ERNIE 模型的 mask 策略如图 5 所示。ERNIE 模型能够更准确地预测句子中各个部分的语义关系,为农业病虫害问句分类提供更精确的语义表示。

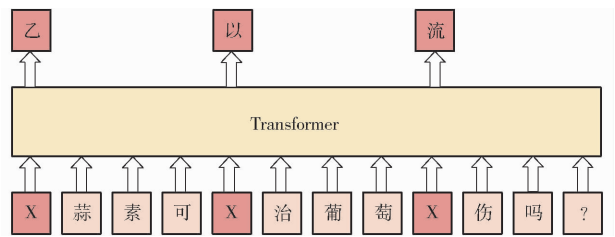


图 4 BERT 模型的 mask 策略

Fig. 4 Mask strategy of BERT model

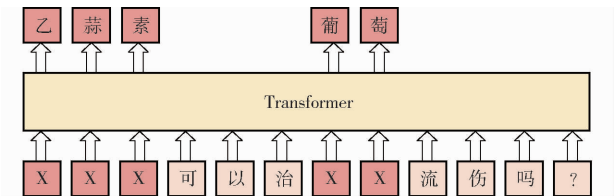


图 5 ERNIE 模型的 mask 策略

Fig. 5 Mask strategy of ERNIE model

2.2 基于对抗训练的样本生成

由于现有深度学习模型都需要大量标注数据进行训练,以达到较优的分类性能,但是在训练样本较少或难以获取的情况下,将会导致模型的性能较差。为了弥补农业病虫害问句语料匮乏的问题,本文引入了对抗训练,旨在生成对抗样本从而扩充原始样本的数量。对抗训练(Adversarial training)主要用于样本生成领域,通过添加鉴别器或者根据梯度回传生成新样本,对原始输入样本施加扰动,获取到对抗样本后用其进行训练。对抗训练是一种引入噪声的训练方式,通过正则化手段提升模型鲁棒性和泛化能力。在文本处理中,训练模型的输入本质上是文本的独热(one-hot)编码,而该编码之间的欧氏距离是恒定的,因此无法进行微小扰动;又由于对抗样本依旧能与原始输入对应,如果在嵌入向量上加上扰动可能导致找不到与之对应的词,产生的便不是真正意义上的对抗样本。快速梯度对抗训练(Fast gradient method,FGM)可以对嵌入层添加扰动,使其产生更具鲁棒性的向量。本文在 ERNIE-BiLSTM-Softmax 的模型架构基础上使用 FGM,在原模型的基础上增加了以下改动:针对嵌入层添加干扰并备份参数,计算添加干扰后的损失,梯度回传从而累积添加干扰后的梯度,恢复原来的嵌入层参数。

对抗样本构建问题定义为一个 Min-Max 的公式^[17],即

min_{\theta} \mathbb{E}_{(x,y) \sim P} \left[\max_{\Delta x \in \Omega} L(x + \Delta x, y; \theta) \right] \tag{1}

式中 x ——原始数据 y ——对应标签
 P ——数据分布
 $L(x,y;\theta)$ ——单个样本 loss
 Ω ——扰动的范围空间
 Δx ——对抗扰动 θ ——模型参数

快速梯度对抗训练^[18]采用的是 L2 归一化,即将梯度的每个维度的值除以梯度的 L2 范数^[19]。假设输入文本序列的嵌入向量($v_1, v_2, \dots, v_T$)为 v ,嵌入层扰动为

r_{adv} = \varepsilon (g / \|g\|_2) \tag{2}

其中 $g = \nabla_v L(\theta, v, y)$ \tag{3}

式中 ε 为扰动预算,用于限制对抗扰动, $\|g\|_2$ 是对 x 的梯度 g 的后面两维计算得出的向量, ∇_v 是关于输入样本 v 在目标网络的梯度。

2.3 基于 BiLSTM 的语义特征提取

农业病虫害问句中含有很多长尾词及专有名词,有部分农作物名称字数达 7 个及以上的中文字符,例如“温室维多利亚葡萄”、“糖心红富士苹果”;病虫害字数 7 个及以上中文字符,例如“桃细菌性穿孔病”、“水稻显纹纵卷叶螟”等;农药肥料字数为 7 个及以上中文字符,例如“苯迷甲环唑乳油”、“磷酸二铵钾叶面肥”等。因此,农业病虫害问句的关键词具有较大的上下文长距离依赖性^[20],本文利用 BiLSTM 提取问题的语义特征,捕捉上下文的依赖关系与双向的语义依赖。

BiLSTM 模型结构如图 6 所示,由 2 个独立的 LSTM 组成,输入序列分别以正序和逆序输入至 2 个 LSTM 神经网络进行特征提取,将 2 个提取后的特征向量行拼接后形成的词向量作为该词的最终特征表达。针对 LSTM 对句子建模无法编码从后到前的信息的问题,BiLSTM 可以更好地捕捉双向的语义依赖,经过双向编码后充分提取农业问句上下文语义的重要信息,保证长距离文本特征不丢失。同时,处理意图模糊或意图不明确的问题时,模型可以参考上下文的信息作出判断。

3 实验结果与分析

3.1 环境配置与参数设置

实验采用 Keras 深度学习框架。实验模型的训练参数设置如表 2 所示。优化器使用 optimizer,采用分批训练的方法,每批训练 32 条样本数据,全部数据集共训练 15 次。

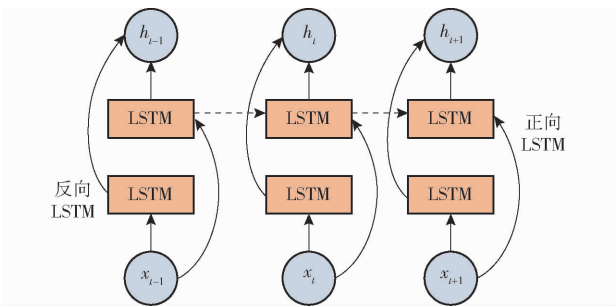


图6 BiLSTM模型结构图

Fig.6 Model structure of BiLSTM

表2 模型参数设置

Tab.2 Model parameter settings

参数	数值	释义
Instance	3 570	实例数量
Epochs	15	全部样本训练次数
Max_length	128	保留特征最长长度
Batch_sizes	4	一轮处理多少个样本
Hidden_dim	128	隐藏层的节点数
Warmup_steps	0.1	热身步数
N_Layers	2	堆叠 LSTM 层数
Hierarchical levels	3	分层级别

3.2 评价指标

评价指标采用精确率 (Precision)、召回率 (Recall)和 F1 值。根据分类结果可建立混合矩阵如表 3 所示。

表3 分类结果混合矩阵

Tab.3 Mixing matrix of classification results

	实际属于该类别	实际不属于该类别
系统判断属于该类别	a	b
系统判断不属于该类别	c	d

3.3 基准方法对比实验

实验选取基线模型及近年来主流模型进行对比,包括基于深度神经网络的基线模型 LSTM – Softmax^[21]和近年主流的模型 BERT – TextCNN^[22]与 BiLSTM – TextCNN^[23]。表 4 展示了 3 个模型在本文构建数据集上的性能。

表4 不同模型的精确率、召回率和 F1 值

Tab.4 Results of precision,recall and F1 value of different models

模型	精确率	召回率	F1 值
LSTM – Softmax	85.47	79.27	80.97
BERT – TextCNN	86.96	84.93	85.56
BiLSTM – TextCNN	87.44	71.06	77.31
ERNIE – BiLSTM – FGM – Softmax (本文)	91.30	93.08	93.80

从表 4 中可以看出,本文提出的模型 ERNIE – BiLSTM – FGM – Softmax 在 3 个性能指标中比其它

模型取得更好的效果。常用的 3 个基线模型精确率表现由差到好依次为 LSTM – Softmax、BERT – TextCNN、BiLSTM – TextCNN。其中,使用 LSTM – Softmax 模型可以更好地捕捉到较长距离的依赖关系,但无法编码从后向前的信息;BERT – TextCNN 模型对 BERT 生成的字向量进行空间维度的特征提取,可有效解决短文本语料特征稀疏的问题,但对于长文本缺乏一定的依赖信息^[24];而 BiLSTM – TextCNN 模型中同时捕捉了上下文的依赖关系与双向的语义依赖,因此取得了较好的分类效果,但由于样本数量与学习到的特征较少,导致召回率与 F1 值降低。与基线模型相比,ERNIE – BiLSTM – FGM – Softmax 模型取得了显著的性能提升。

3.4 消融实验

为了评估模型中不同对抗训练 FGM 组件的有效性,本文还进行了消融实验。基于相同的数据集,分别使用本文所提模型与不包含对抗训练的基础分类器 ERNIE – BiLSTM – Softmax 模型对各层级标签进行训练,通过对比二者在 3 个层级标签上的精确率、召回率和 F1 值来验证对抗训练对本文模型的提升效果。实验结果如图 7~9 所示。

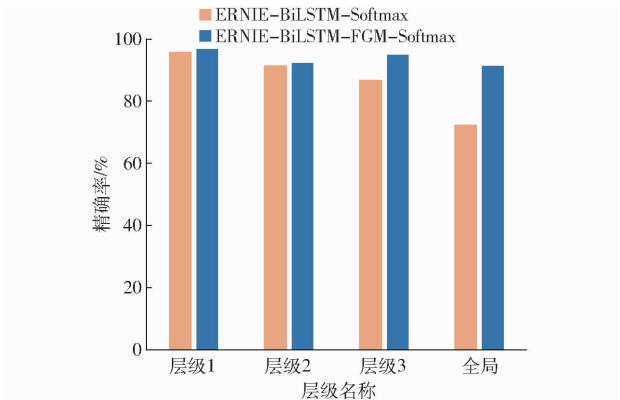


图7 加入 FGM 对抗训练前后模型精确率对比

Fig.7 Comparison of model precision before and after adding FGM

由图 7~9 可知,相比于基础分类器 ERNIE – BiLSTM – Softmax 各级别的分类效果,本模型在加入对抗训练后在精确率、召回率和 F1 值 3 个指标上均有所提升,尤其是整体分类精确率增幅最大,提升 18.97 个百分点。说明加入对抗训练后模型的样本更加充分,从而可以捕获更多的语义信息,提升问句分类的性能。

3.5 不同数据集上对比实验

为了进一步检验本文模型在农业问句分类方面的适用性与有效性,本文还选取其它农业病虫害相关问句语料数据集进行对比验证。“中国农技推广”作为服务于农技人员的专业平台,用户每天在

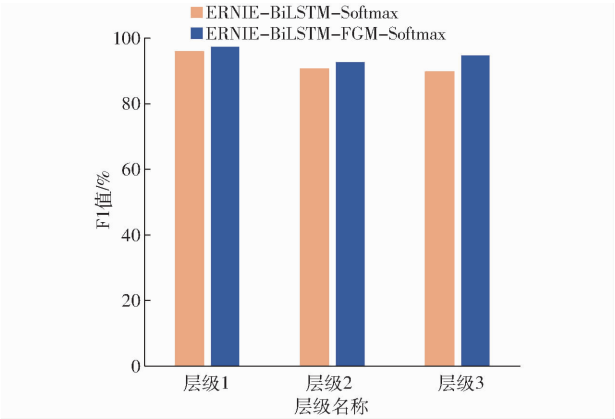


图 8 加入 FGM 对抗训练前后模型 F1 值对比

Fig.8 Comparison of model F1 before and after adding FGM

农技问答模块发布的病虫害相关问题有上万余条^[25]。实验数据集由 2023 年 4 月 19 日在中国农技推广官方网站 (<http://njtg.nercita.org.cn>) 农技

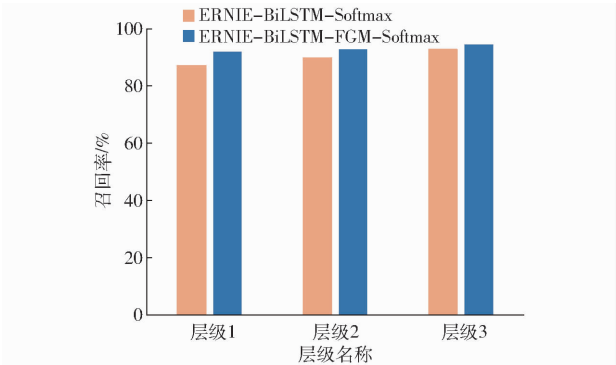


图 9 加入 FGM 对抗训练前后模型召回率对比

Fig.9 Comparison of model recall rate before and after adding FGM

问答板块中爬取获得的 1 000 条问句构成,为了保持与原实验中相同测试集样本数量,从爬取的语料中随机抽取出 714 条样本作为对比实验测试集,表 5 为实验结果。

表 5 不同数据集上各层级与整体分类性能对比										
Tab.5 Comparison of classification performance between each level and whole on different datasets										
数据集	精确率				召回率			F1 值		
	层级 1	层级 2	层级 3	全局	层级 1	层级 2	层级 3	层级 1	层级 2	层级 3
中国农业信息网	96.81	92.34	94.84	91.30	91.94	92.79	94.51	94.18	92.57	94.67
中国农技推广	94.03	92.97	93.29	84.93	89.96	95.79	93.86	93.96	94.00	93.32

由表 5 可得,对于不同的数据集,本模型在性能指标上的表现相差不大。在第 1、3 层分类中,“中国农业信息网”数据集有着更好的表现,而在第 2 层分类中,“中国农技推广”数据集有着更好的性能。

通过分析发现,“中国农业信息网”与“中国农技推广”2 个网站中的用户问句在长度、内容、规范性等方面差别较大。通过 2 个数据集的数据描述性统计得出,“中国农业信息网”数据集样本平均长度比“中国农技推广”数据集样本多 13 个字符,并且前者的样本长尾关键词较多,语料涉及的知识范围较小,所有样本基本只和农作物病虫害有关;后者语料较为规范,语料涉及的领域较多,除了农作物病虫害以外还涉及到畜牧渔业常见病症问题等。而实验的训练集均来自“中国农业信息网”,因此导致模型在“中国农技推广”数据集的测试效果较差。另外,“中国农技推广”数据集样本描述更加具有逻辑性,问句中的关键词明确,问句类型较为明显,比如对错型问题中会出现“对吗”、“可不可以”等关键词;谓词型问题中会出现“用什么肥”、“用哪种药”等关键词;方法型问题会出现“怎么做”、“怎么解决”等关键词;解释型问题会出现“为什么”、“怎么导致的”等关键词。其他问题的内容与前 4 种问题关联性非常小,较易判断。而相比之下“中国农业信息网”的

样本语言不够规范与清晰,错别字较多,问句关键词不够明确,导致在第 2 层分类中“中国农技推广”数据集的效果更好。因此可以得出,本模型对噪声较大、长尾词较多的数据集可以取得一定的优异表现,而对样本较短的数据集性能相对较差。

4 讨论

随着智慧农业的不断发展,农业信息化决策服务需要更具体、更快捷^[26]。然而,本文仍存在一定局限性。一方面,尽管实验数据来自真实用户的农业网站语料数据,但基础类别划分仍主要依赖人工标注,这导致了一定的效率问题。另外,在层级多标签分类算法方面,尽管本文所提模型已经取得了一定的性能提升,但在短文本的问句分类方面仍有进一步的改进空间。因此,未来的研究将探索自动标注和文本编码表示算法的设计与应用,以提高数据集的标注效率,并提高模型的鲁棒性。此外,还将继续完善现有的层级分类体系,尝试更具普适性的划分方法。通过上述的改进以满足不断发展的智慧农业需求,从而为农业问答系统和相关应用提供更多的技术支持和参考价值。

5 结束语

构建了一个农业病虫害问句层级分类体系,并

结合预训练语言模型和对抗训练方法,基于“中国农业信息网”真实的语料库进行实验对比验证,表明本文方法能够有效提升农业病虫害问句的意图识别性能。同时,在其它相关语料集上的测试结果也验证了本文所构建的分类体系及分类器在农业用户信息服务领域的适用性与扩展性。

参 考 文 献

[1] 中国农村网(来源). 大数据思维:“测天测地测市场”[J]. 农村科学实验, 2018(6):2.

[2] 孙生阳,孙艺夺,胡瑞法,等. 中国农技推广体系的现状、问题及政策研究[J]. 中国软科学,2018(6):25-34.
SUN Shengyang,SUN Yiduo,HU Ruifa,et al. Current situation, problems and policy of agricultural extension system in China [J]. China Soft Science,2018(6):25-34. (in Chinese)

[3] 吴赛赛,周爱莲,谢能付,等. 基于深度学习的作物病虫害可视化知识图谱构建[J]. 农业工程学报,2020,36(24):177-185.
WU Saisai,ZHOU Ailian,XIE Nengfu,et al. Construction of visualization domain-specific knowledge graph of crop diseases and pests based on deep learning[J]. Transactions of the CSAE,2020,36(24):177-185. (in Chinese)

[4] 张宁,朱礼军. 中文问答系统问句分析研究综述[J]. 情报工程,2016,2(1):32-42.
ZHANG Ning,ZHU Lijun. A survey of Chinese QA system's question analysis[J]. Technology Intelligence Engineering,2016,2(1):32-42. (in Chinese)

[5] 镇丽华,王小林,杨思春. 自动问答系统中问句分类研究综述[J]. 安徽工业大学学报(自然科学版),2015,32(1):48-54,66.
ZHEN Lihua,WANG Xiaolin,YANG Sichun. Overview on question classification in question-answering system[J]. Journal of Anhui University of Technology(Natural Science),2015,32(1):48-54,66. (in Chinese)

[6] KURATA G, XIANG B, ZHOU B. Improved neural network-based multi-label classification with better initialization leveraging label co-occurrence [C] // Proceedings of the 2016 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, 2016: 521-526.

[7] BAKERBAKER S, KORHONEN A. Initializing neural networks for hierarchical multi-label text classification [C] // BioNLP 2017, 2017: 307-315.

[8] SHIMURA K, LI J, FUKUMOTO F. HFT-CNN: learning hierarchical category structure for multi-label short text categorization [C]//Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 2018: 811-816.

[9] YARILLIN R, SERDYUKOV P. BERT for sequence-to-sequence multi-label text classification [C] // Analysis of Images, Social Networks and Texts: 9th International Conference, AIST2020, Skolkovo, Moscow, Russia,2020.

[10] DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. BERT: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding [C]//Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Minneapolis, Minnesota,2019: 4171-4186.

[11] CHEN H, MA Q, LIN Z, et al. Hierarchy-aware label semantics matching network for hierarchical text classification [C] // Proceedings of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing (Volume 1: Long Papers), 2021: 4370-4379.

[12] 黄伟,刘贵全. MSML-BERT 模型的层级多标签文本分类方法研究[J]. 计算机工程与应用,2022,58(15):191-201.
HUANG Wei,LIU Guiquan. Study on hierarchical multi-label text classification method of MSML-BERT model[J]. Computer Engineering and Applications,2022,58(15):191-201. (in Chinese)

[13] YU C, SHEN Y, MAO Y. Constrained sequence-to-tree generation for hierarchical text classification [C] // Proceedings of the 45th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, 2022: 1865-1869.

[14] 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.
WANG Haoriqin,WANG Xiaomin,MIAO Yisheng,et al. Densely connected BiGRU neural network based on BERT and attention mechanism for Chinese agriculture-related question similarity matching[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(1):244-252. (in Chinese)

[15] 冯帅,许童羽,周云成,等. 基于深度卷积神经网络的水稻知识文本分类方法[J]. 农业机械学报,2021,52(3):257-264.
FENG Shuai,XU Tongyu,ZHOU Yuncheng,et al. Rice knowledge text classification based on deep convolution neural network [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(3):257-264. (in Chinese)

[16] SUN Y, WANG S, LI Y, et al. Ernie: enhanced representation through knowledge integration [EB/OL]. (2019-04-09) [2022-06-29]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1904.09223>.

[17] ALEKSANDER M,ALEKSANDAR M,LUDWIG S, et al. Towards deep learning models resistant to adversarial attacks[J]. arXiv Preprint,arXiv:1706.06083,2017.

[18] GOODFELLOW I J, SHLENS J, SZEGEDY C. Explaining and harnessing adversarial examples[J]. arXiv Preprint,arXiv:1412.6572, 2014.

[19] 虞先锋. 基于 BERT-BiLSTM 对抗训练的情感分析研究[D]. 武汉:武汉轻工大学,2022.