

doi:10.3969/j.issn.1000-6362.2023.10.007

黄睿茜,赵俊芳,霍治国,等.深度学习技术在农业干旱监测预测及风险评估中的应用[J].中国农业气象,2023,44(10):943-952

深度学习技术在农业干旱监测预测及风险评估中的应用*

黄睿茜, 赵俊芳**, 霍治国, 彭慧文, 谢鸿飞

(中国气象科学研究院灾害天气国家重点实验室, 北京 100081)

摘要: 人工智能技术的发展,特别是深度学习的出现,推进了农业新发展,是农业现代化生产的新方向。深度学习具有学习能力强、覆盖范围广、适应力强、可移植性好等优点,其开发模拟数据集可以解决实际问题,在农业干旱的监测预测及风险评估中的应用越来越广泛。本文采用文献综述方法,归纳农业干旱监测预测评估技术的发展与应用,总结深度学习模型的原理、优势和不足,概述深度学习模型在农业干旱监测预测及风险评估方面的实际应用,探讨深度学习数据集要求大、数据预处理耗时长、预定义类别范围窄、遥感图像复杂的问题,并对未来研究方向进行展望。结果表明,近年来农业干旱监测预测及风险评估技术取得重要进展,然而由于农业系统的非线性及干旱灾害发生的复杂性,现有技术在适用地域、对象和精准性等方面仍难以满足新形势下实际农业生产的需求。深度学习方法为农业干旱研究提供了新手段,但深度学习模型无法准确表达作物生长具体过程与机理,可尝试探索通过深度学习模型和作物生长模型的耦合来确保深度学习模型的可解释性。对于修正预测序列中存在的误差,可建立基于深度学习模型与大气环流模式的耦合模型,进一步提升模型对中长期农业干旱的预测能力。针对灾害样本容量有限问题,加强基于深度学习和迁移学习的农业干旱监测与评估研究,可进一步提高农业干旱精细化监测与评估精度。针对影响农业干旱形成的因子具有数据量大、类型多样、非线性的特点,采用深度学习与信息融合相结合的方法,可进一步提高区域农业干旱监测预测及风险评估精度。因此,深度学习模型与作物生长模型的耦合、融合深度学习模型和大气环流模式的农业干旱预测、基于深度学习与迁移学习的农业干旱精细化监测与评估、深度学习与信息融合技术相结合的区域农业干旱监测预测及风险评估是未来深度学习技术在农业干旱监测预测及风险评估中应用的发展趋势。

关键词: 深度学习; 农业干旱; 监测预测; 风险评估; 精度

Application of Deep Learning Technology in Monitoring, Forecasting and Risk Assessment of Agricultural Drought

HUANG Rui-xi, ZHAO Jun-fang, HUO Zhi-guo, PENG Hui-wen, XIE Hong-fei

(State Key Laboratory of Severe Weather, Chinese Academy of Meteorological Sciences, Beijing 100081, China)

Abstract: The development of artificial intelligence technology, especially the emergence of deep learning, has promoted new developments of agriculture, and is regarded as a new direction of modern agricultural production. Deep learning has the advantages of strong learning ability, wide coverage, strong adaptability, and great portability. Considering that its development of simulated datasets can solve real-world problems, it is more and more widely used in monitoring, forecasting and risk assessment of agricultural drought. This paper used the method of literature review to summarize the development and application of monitoring, forecasting and risk assessment of agricultural drought, and summarized the principles, advantages and disadvantages of the deep learning model. The practical

* 收稿日期: 2022-11-04

基金项目: 国家重点研发计划项目 02 课题“黄淮海小麦干旱和春季冻害监测评估及预警预测研究”(2022YFD2300202)

** 通讯作者: 赵俊芳, 博士, 研究员, 主要从事全球变化与农业气象研究, E-mail: zhaojf@cma.gov.cn

第一作者联系方式: 黄睿茜, E-mail: huangruiqian22@mails.ucas.ac.cn

applications of depth learning model in monitoring, prediction and risk assessment of agricultural drought were systematically summarized. The existing problems of large dataset requirements, long data preprocessing time, narrow predefined category range, and complex remote sensing images were discussed, and the future research directions were prospected. The results showed that in recent years, the technologies of monitoring, prediction and risk assessment of agricultural drought had made important progress. However, due to the nonlinearity of agricultural system and the complexity of disasters, existing technologies were still difficult to meet the needs of actual agricultural production in the new situation in terms of applicable regions, objects and accuracies. The deep learning technology provided a new means for agricultural drought research. However, the deep learning model could not accurately express the specific process and mechanism of crop growth, so coupling of crop growth model with deep learning model could ensure the interpretability of deep learning model. For correcting the prediction sequence, coupling models based on general circulation model and depth learning model could be established to further improve the prediction ability of deep learning model for medium and long-term agricultural drought. Aiming at the problem of limited disaster sample size, strengthening the research on agricultural drought monitoring and evaluation based on migration learning could further improve the precisions in fine monitoring and evaluation of agricultural drought. In view of the fact that the factors affecting agricultural drought formation was characterized by large amount of data, diverse types and nonlinearity, the method of combining deep learning and information fusion was adopted to further improve the accuracies in regional monitoring, prediction and risk assessment of agricultural drought. Therefore, the coupling of deep learning models and crop growth models, agricultural drought prediction by integrating deep learning models and general circulation models, fine monitoring and evaluation of agricultural drought based on deep learning and migration learning, regional monitoring, prediction and risk assessment of agricultural drought based on deep learning and information fusion were considered as the development trends of applying deep learning technologies in monitoring, prediction and risk assessment of agricultural drought in the future.

Key words: Deep learning; Agricultural drought; Monitoring and prediction; Risk assessment; Accuracy

在过去的一百年里,地球气候正经历着以全球变暖为特征的重大变化。全球变暖对自然生态和人类生存环境影响显著,改变了区域降水、蒸散、土壤水分、径流等水文因子的循环过程,导致干旱等极端天气事件和重大气象灾害频繁发生^[1]。干旱具有发生频率高、时间周期长、危害范围广的特点^[2],其严重性和不可控性常造成经济和财产损失,破坏生态环境,威胁国家粮食安全和可持续发展^[3]。

农业是受气候和天气限制最大的领域。中国是农业大国,干旱是中国农业领域主要发生的自然灾害。2022 年夏季,中国多地发布了干旱预警。对 1949–2015 年自然灾害的回顾表明,各种自然灾害中旱灾位列首位,其次为洪灾、风雹、低温和台风^[4]。根据《中国水旱灾害公报》的统计,近年来中国年均农作物受灾面积呈逐年增加的趋势,从 20 世纪 50 年代的 531.7 万 hm^2 增至 90 年代的 1384.2 万 hm^2 ,每年因干旱造成的粮食损失基本保持在 300 亿 kg,

造成工业和农业直接经济损失近 1000 亿元^[5]。因此,能否对干旱等农业重大气象灾害进行准确监测预测及风险评估,减少其负面影响已成为当前迫切需要解决的重大问题,这对全面推进乡村振兴、防御和减轻农业气象灾害、提升灾害性天气监测预测准确率、健全农业气象防灾减灾体系、保障国家粮食生产安全等均具有重要的现实意义和社会价值。

近几十年来,国内外学者在深度学习技术在农业干旱中的应用方面开展了大量的科研工作,特别是在农业干旱监测预测评估指标、农业干旱监测预测技术、农业干旱风险评估技术等方面,取得了一系列研究成果。基于此,本文从农业干旱监测预测及风险评估的角度对现有研究成果进行概述,系统梳理了国内外农业干旱监测预测评估技术的发展与应用,分析传统农业干旱监测预测评估技术的优劣势,总结深度学习模型用于干旱监测预测及风险评估的优势,概述深度学习模型在农业干旱监测预

测及风险评估方面的实际应用,探讨深度学习数据集要求大、数据预处理耗时长、预定义类别范围窄、遥感图像复杂的问题,提出未来深度学习技术在农业干旱监测预测及风险评估中应用的发展趋势,以期为农业气象灾害精细化监测预测、农业气象灾害损失精准评估及农业应对气候变化等提供科学参考。

1 深度学习技术用于农业干旱监测预测及风险评估的适用性

1.1 农业干旱监测预测评估指标

干旱可分为气象、水文、农业和社会经济干旱。农业干旱是指在作物生长期,作物缺水影响作物生长发育的现象。这是一种范围最广、频率最高、灾害和影响最严重的干旱类型,也是对农业生产影响最为严重的气象灾害^[6]。据统计,中国农作物旱灾成灾面积大约占总成灾面积的 52.53%,受灾频率约为 14.25a 一遇,且周期呈逐渐缩小的趋势^[7]。

农业干旱的发生受大气、作物、土壤等有关因素的影响。因此,农业干旱的监测预测评估指标大致可分为三类,即水分指标、温度指标和综合指标。其中,水分指标常用的有降水距平百分比、标准化降水指数^[8]、连续无雨天数等降水指标,土壤有效水分贮存量、综合旱涝指标等土壤水分指标,以及叶水势、气孔开度、光合等作物水分指标。温度指标常用的是植物冠层的温度。综合指标常用的是植被指数及作物干旱指数和水分指数等^[9]。在农业干旱的监测预测评估指标中,标准化降水指数受地理、气候条件限制较小^[10-11],常用于深度学习评估农业干旱^[12]。

1.2 传统农业干旱监测预测评估技术的优劣势

农业干旱监测预测评估技术主要包括模糊综合评价、信息扩散技术、统计预报、数值预报、随机森林模型、作物生长模型等方法^[13-18]。其中,模糊综合评价法主要以模糊推理为主,结合定性和定量及精确与非精确开展综合分析^[15]。运用模糊隶属函数计算单个样本在整个论域区间上的“隶属度”分布,可克服传统概率统计法对样本数量要求高,以及对总体分布做假设所带来的误差等缺点^[19]。因此,利用模糊数学理论,如信息扩散方法^[20-21],结合干旱评价指标和干旱评价理论,可以对干旱进行更科学、合理的评价^[18]。统计预报方法是基于数理统计

理论揭示气象要素的变化规律及与预报因子、预报量等之间的关系,并利用数学模式对未来的农业干旱进行预测,如运用灰色-Markov 链模型对旱涝情况开展预测以及基于经验正交函数的农业干旱预测^[22]。数值预报方法主要是在一定初值和边界条件下,运用天气预报数值计算来开展农业干旱程度的预报,如 MOS 预报模型的运用。统计建模使用气象观测数据和作物资料,通过统计回归量化它们之间的关联,便于大规模应用^[23]。随机森林模型的高准确性是基于聚集大量决策树,已有研究表明随机森林模型在预测建模变量间复杂相互作用的能力较强,处理非线性关系、高阶相关、评估变量等方面具有高精度的预测能力^[24]。作物生长模型是利用计算机来定量表达作物生长发育过程及与环境的动态关系,从而开展作物的生长发育、干物质累积与分配、产量等的监测预测,被认为是目前定量评估气候变化对农业影响研究方面较理想的方法^[9,18,25]。

近几十年来,国内外农业干旱研究特别是干旱监测预测评估在技术的进一步更新、新方法应用和系统平台建设等方面均取得了明显进展。20 世纪 80 年代美国已领先进行了大量干旱灾害管理研究,对区域季节性干旱风险展开了深入研究,并创建了农业旱灾风险评估模型和旱灾风险指标,由此也实现了对干旱灾害危险区域的地理空间范围划分标准与灾害层次界定^[14]。澳大利亚应急管理部门和气象部门合作建立了旱灾损失系统^[12]。意大利 Todisco 等提出了干旱经济风险评估(DERA)方法,强调了一般干旱指数(量化缺水量)与无法满足需水量的经济影响之间关系的重要性。利用综合严重度—持续时间—频率(SDF)曲线,这种关系可以绘制干旱严重程度和相应影响。该程序适用于意大利中部翁布里亚地区的农业干旱(向日葵作物)^[17]。Shahid 等结合降水标准化指数与地理信息系统技术评价孟加拉西部不同时间尺度的干旱风险^[18]。中国学者建立了以人工控制和大田试验以及灾害资料为基础的农业气象灾害监测预测及灾损评价的数学模型^[18,25]。黄崇福等应用概率统计和模糊风险模型相结合的方法,定量评估了湖南省农业干旱灾害的风险,并达到了较好的成效^[15]。Zhao 等研发了基于 TIGGE 集合预报、卫星遥感和分布式水文模型 XXT 相结合的农业干旱动态监测预警技术^[26],进一步提高了复杂地形条件下农业干旱灾害的预测预警能力,并在重庆地

区的农业气象业务服务中得到验证,应用效果良好,促进了省级农业气象业务发展,但是该研究没有考虑具体的农作物种类,在实际生产中仍无法满足作物干旱预报的需求。

干旱发生过程是个非常复杂的非线性过程,干旱灾害具有动态性、复杂性、紧迫性和不确定性等特征,现有干旱监测预测评估技术在适用地域、对象和精准性等方面仍难以满足新形势下实际农业生产的需求。多因子协同作用和多尺度叠加效应引起的非线性问题一直是农业干旱监测预测评估中的“卡脖子”技术瓶颈,迫切需要引入新的技术方法来提高农业干旱灾害监测预测评估精度。

1.3 深度学习技术用于干旱监测预测及风险评估的优势

深度学习是一种利用人工智能技术来处理新型图像和分析数据的方法,与人工神经网络有类似之处^[27]。其中常见的有卷积神经网络、自编码神经网络、深度置信网络三类方法^[28]。深度学习技术是一种特征表示技术,其核心从人工设计升级为学习系统自主获得,以将原始数据从基本的非线性模型组合向更高层次转型,对于影响因子复杂但要求农业干旱精准的监测预测评估有优势^[29-30]。农业干旱的监测预测评估所需数据集巨大,深度学习可以在不损失精度的情况下,将这些模型的尺寸压缩数十倍。深度学习模型具有优良的自动特征提取功能,图像处理时特征工程的繁琐步骤被极大缩减,从而缩短了建模训练时间,使模型分析结果更加精确,运行效率也相应较高^[31];具有更好的信息效应,提供了更好的分类效果^[32];深度学习模型在分类方面优于统计计算模型方法;在影响因素方面,深度学习的性能与数据采集的多样性、数据规模和完整性有重要关系。深度学习模型通过增加模型的复杂性,并通过多个抽象层次,使用以分层方式表示数据的各种函数转换数据,扩展了经典机器学习^[33],可以快速解决更复杂的问题,且允许大规模并行化^[34-36]。在识别农业干旱图像方面,深度学习可以广泛识别并开展图像分析,提高了图像识别和目标检测的质量^[37]。深度学习的图像识别主要使用两种分类过程,即基于像素的分类(PBC)和面向对象分类(OOC)。面向对象分类是对图片上显示的对象进行分类,其主要特征可以从高分辨率卫星数据的空间光谱特征信息中提取。基于像素的分类,忽略了来自训练的

光谱响应像素数据集混合的影响,无法识别大于一个像素的对象^[38]。相比之下,面向对象分类通过使用光谱信息,如形状、纹理等,可增加对象检测精度。该方法通过非线性尺度空间滤波对图像进行分析,可提供不同种类的图片。

总体来说,深度学习技术可以将长时间序列的气象、土壤和遥感等多源、非线性数据融合为具有时空一致性的数据集,从数据中挖掘出以往未知的新信息,对于农业干旱预测的复杂函数及图像识别具有良好的效果^[39],已被广泛应用于农业领域,如农业气象灾害监测预测、风险评估、作物产量预估和农业病虫害监测等^[40-41]。

2 深度学习技术在农业干旱监测预测及风险评估中的应用

2.1 用于农业干旱监测预测

对农业气象灾害开展及时准确的监测预测可以有效降低农业气象灾害带来的损失。农业干旱形成原因涉及气候特征、作物种植结构、土壤特性、生产力水平、抗旱能力和管理水平等多方面的因素,具有数据量大、类型多样和非线性等特点^[19]。由于农业干旱形成过程中多因子协同作用和多尺度叠加效应引起的非线性等问题^[3],使目前农业干旱监测预测研究还有很大的提升空间^[11]。近年来,深度学习等人工智能技术的出现,推进了农业新发展,为农业干旱监测预测提供了新手段^[31]。

Rhee 等基于降水量、日间地表温度、夜间地表温度和归一化差异植被指数等遥感数据,利用深度学习模型预测了未来6个月农业干旱的发展趋势^[42]。Dikshit 等在澳大利亚东南部新南威尔士州进行的一项研究发现,采用深度学习模型提高了该地农业干旱的预测能力^[43]。Lee 等使用深度神经网络模型估算出的土壤湿度 RMSE 较低,表明深度学习模型可提高农业干旱监测的可靠性^[44]。Darwin 等基于机器视觉和深度学习模型,提出了虚拟分析和分类器相结合的作物产量检测技术的多种自动化方法^[26]。Feng 等使用三种机器学习模型,如 BRF、SVM 和 MLPNN(多层感知器神经网络)制作农业干旱分布图,并将土壤湿度作为植被水分胁迫的重要指标^[45]。此外,学者们分析了农业干旱和作物产量的关系及农业干旱特征,将深度学习训练平台搭建在本地 GNU/Linux 操作系统服务器中,基于 Tensorflow、keras 和 theano、python 等环境,采用卷积神经网络对作物产量进行

预测,用交叉验证和多模型比较的方法来测试模型。胡小枫等基于标准化降水、地表温度、归一化植被距平指数、土壤可用含水量 AWC 和气象干旱指数 SPEI 等多源数据,利用深度学习技术构建了京津冀地区综合干旱评估模型,并输出月尺度的综合干旱指数 CDI^[46]。

将深度学习方法与支持向量机、逻辑回归、随机森林和决策树等预测结果进行对比,结果表明深度学习模型总体表现更好^[47]。Agana 和 Homaifar 在美国西南部 Gunnison 河流域进行的一项案例研究表明,与其他模型如多层感知器(MLP)和支持向量回归(SVR)相比,基于深度信念网络(DBN)的深度学习方法在预测具有不同时间尺度的长期干旱方面优于其他模型,在预测长期干旱时误差最小^[48]。此外,深度学习方法在处理卫星遥感方面的数据是有效的,能够识别和分类目标以及探测环境和结构特征^[49]。遥感技术在作物产量预测中具有准确性和可靠性,为具有计算机视觉和深度学习模型的图像分析中的自动化提供了精确的场和产量图。随着中国卫星遥感技术与计算机人工智能技术应用的迅速发展^[50],遥感影像将更加丰富多彩,深度学习技术也越来越完善^[51]。融合遥感数据和深度学习技术在农作物灾情图像识别方面显示出巨大的潜力^[52]。

2.2 用于农业干旱风险评估

深度学习技术为农业干旱风险评估研究提供了新的视角。深度学习方法在农业干旱风险评估中的应用越来越受到关注^[53-54],常用的有决策树、随机森林和人工神经网络等深度学习算法。薄乾祯等通过对基于决策树方法的湖北水稻旱情评估,表明决策树分类法对水稻旱灾监测的总体精度为 93.1%,旱情监测效果显著^[55]。侯陈瑶等基于随机森林方法建立了多尺度标准化降水蒸散指数与小麦损失率关系模型,并对河南小麦旱灾损失进行了定量评估^[56]。刘冀等基于多源遥感数据和随机森林算法构建了农业干旱监测模型 BRFD,定量评估了 2001-2014 年淮河流域的农业干旱^[57]。冯岭等采用支持向量机和长短期记忆神经网络相结合的方法,建立了一套旱灾风险等级评估流程,即首先构建旱灾风险等级评估模型训练集,应用支持向量机算法开展旱灾风险等级评估模型训练,再运用长短期记忆神经网络算法预测未来气象因子的特征值,以此开展未来旱灾风险等级的定量评估^[58]。

3 深度学习用于农业干旱监测预测及风险评估时存在的问题

3.1 深度学习对表达复杂函数的能力有限

农业干旱是一种复杂的现象,单个因子难以描述其发生、发展过程和影响范围。复杂函数将多种影响因子综合,可对农业干旱进行监测预测评估,但深度学习对表达复杂函数的能力有限^[59]。尽管以往研究取得了令人满意的预测结果,但卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)无法处理干旱监测预测估计中气象因素随时间而变化造成的非平稳性^[60]。现有数据在训练集上表现很好,但是在遇到新的数据后,泛化能力降低,这种现象叫过拟合,时间序列数据易出现过拟合的问题。因此,在深度学习中还需引入其它方法优化过拟合,如 Dropout、数据增强、早停法和标签平滑等。此外,在自适应神经模糊推理系统(ANFIS)的情况下,使用特定输入无法优化建模^[61]。该模型在训练期间可能会过度学习,导致测试期间的性能降低、训练速度下降、易陷入局部极小值等^[62]。

3.2 深度学习对设备的存储容量要求较大

深度学习模型的瓶颈是存储空间^[63]。开展深度学习模型训练的前提是如何获得大量高精度的训练样本^[64]。但实际由于所研究的问题本身的高度复杂性要求(分类数、所需精度等)限制,需要大量内存和很高的计算能力来进行培训、测试和部署^[65]。然而,这些要求使得整个测试的任务很难在资源有限的低成本设备上完成^[66-67],需要在可运行的内存大小和存储性能要求实时进行。若数据采样集不全面,会削弱对总体数据分析结果的可靠性。此外,由于当前的国内农业气象与干旱灾害相关的公开数据集相对较少,导致研发设计人员需要花费大量的时间来获取这些数据,降低了效率。

3.3 深度学习法数据预处理耗时较长

虽然深度学习的测试时间通常比其他基于机器学习的方法快,但通常训练时间较长。由于数据存在的低辨识度、低准确度形式带来的噪音等诸多问题,所以数据必须通过归一化处理或进行离散化处理,来增强数据有效性。深度学习模型由于过度消耗而导致的功耗很多,对于连续监控中使用的设备,运行时间可能非常长。此外,在偏远地区的电源接入并不总是得到保证。因此,电池的有限能量需要深度学习模型的功耗最小化。在资源有限的情况下

开展数据处理需要压缩深度学习模型。数据预处理耗时较长可以用 CPU 并行的方法加快计算速度^[68], 或使用修剪参数的方法通过删减模型数据来减小模型的大小, 减少来自神经网络的不必要的连接。修剪有助于减少计算量、成本和存储空间, 同时保持其性能。

3.4 深度学习法预定义类别范围窄且图像处理复杂

给定一张卫星遥感图像用于对象检测时, 通常有许多预类别, 检测对象是否为来自预定义类别的对象时, 对象的空间位置和范围可以使用边界框(与对象紧密绑定的轴对齐矩形)、精确的像素分割掩码或封闭边界, 其中可能只存在范围较窄的预定义。与自然场景图像不同, 卫星遥感图像包括各种类型的物体, 如一个文件中的不同大小、颜色、旋转和位置场景, 而属于不同种类的不同场景可能在许多方面相似^[69]。虽然深度学习技术可以达到的准确率较高, 但由于图像的复杂性, 其预测效果可能很差, 很难用深度学习区分场景和物体, 需要提高深度学习的鲁棒性, 即提升控制系统在一定的参数摄动下的维稳特性^[70]。

4 未来研究方向

4.1 深度学习模型与作物生长模型的耦合

深度学习模型的本质是从数据到数据的特征提取, 却无法准确表达作物生长具体过程与机理, 也无法学习到干旱如何影响农业生产。因此, 未来可尝试探索深度学习模型和作物生长模型的耦合, 以提高对作物生长过程的理解及干旱监测预测评估精度, 从而提高深度学习模型的合理性和可解释性, 进一步加深对农业生产过程的理解和认识。作物生长模型参数往往存在不确定性, 从而导致模型输出出现误差, 基于实际观测和其他辅助数据, 通过使用深度学习模型可校准作物生长模型的输出。因此, 气候变化背景下进一步加强深度学习模型与作物生长模型的耦合研究将是未来研究的重要课题之一。

4.2 融合大气环流模式和深度学习模型的农业干旱预测

深度学习模型属于非线性统计模型, 其时序变量间的相互关系决定了时间序列数据的建模, 因此, 深度学习模型预测值可能会与实际观测值有所偏差, 随着预测天数的增加, 会使预测序列的误差积累, 从而降低了预测准确率^[71]。大气环流模式是基于基本的物理定律模拟大气环流要素变化动态, 能

较为准确地预测某些气象要素的未来变化。因此, 未来研究可以建立基于大气环流模式与深度学习模型的耦合模型, 修正预测序列中存在的误差, 进一步提升模型对中长期农业干旱的预测能力。

4.3 基于深度学习与迁移学习的农业干旱精细化监测与评估

由于农业干旱灾害的样本容量有限, 而深度学习模型创建于大样本之上才能保证其监测评估精度, 因此, 可以使用有限的样本在大型数据集上预训练的模型参数进行微调的迁移学习的方法来改善小样本的限制, 同时采用按比例分层抽样、数据增强等方法, 提高弱样本的应用能力^[63]。迁移学习是一种新型学习方法, 旨在迁移现有的知识来解决目标领域内标签样本数据量少的问题^[72]。迁移学习利用微调预学习训练模型来达到更优的学习效果, 常见的迁移学习技术是使用预训练的神经网络模型。预先培训的模型之前接受过大型数据集的培训, 可以提供相应的用于深度学习的响应结构和权重^[73]。因此, 未来的研究应该加强基于深度学习模型与预训练迁移学习的农业干旱监测与评估研究, 进一步提高农业干旱精细化监测与评估精度。

4.4 深度学习与信息融合技术相结合的区域农业干旱监测预测及风险评估

农业生产体系是一个非常复杂的非线性系统、干旱发生过程也是个非常复杂的非线性过程, 干旱灾害发生具有动态性、复杂性、紧迫性和不确定性等特征^[74]。影响农业干旱形成的因子具有数据量大、类型多样、非线性等特点。此外, 目前农业干旱监测预测及风险评估主要采用经验法、统计学方法和模式模拟法等, 但是不同方法选取的干旱视角和指标等不同, 得出的干旱监测预测评估结果也不尽相同。因此, 采用深度学习与信息融合相结合的方法, 可将长时间序列的气象、土壤、农业等多源、非线性数据融合为具有时空一致性的数据集, 从而综合性地建立干旱监测预测评估模型, 进一步提高区域农业干旱监测预测及风险评估精度, 这也是未来农业气象灾害领域最为重要的研究方向之一。

参考文献 References

- [1] Tian H R, Wang P X, Tansey K, et al. A deep learning framework under attention mechanism for wheat yield estimation using remotely sensed indices in the Guanzhong

- plain, P R China[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2021, 102: 102375.
- [2] 江懿, 陈磊, 陈娟, 等. 安徽省农业旱灾风险评估与区划[J]. 中国农学通报, 2016, 32(5): 178-183.
- Jiang Y, Chen L, Chen J, et al. Agricultural drought risk assessment and zoning in Anhui province[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2016, 32(5): 178-183. (in Chinese)
- [3] Prodhon F A, Zhang J H, Hasan S S, et al. A review of machine learning methods for drought hazard monitoring and forecasting: current research trends, challenges, and future research directions[J]. Environmental Modelling and Software, 2022, 149: 105327.
- [4] 赵映慧, 郭晶鹏, 毛克彪, 等. 1949-2015 年中国典型自然灾害及粮食灾损特征[J]. 地理学报, 2017, 72(7): 1261-1276.
- Zhao Y H, Guo J P, Mao K B, et al. Spatio-temporal distribution of typical natural disasters and grain disaster losses in China from 1949 to 2015[J]. Acta Geographica Sinica, 2017, 72(7): 1261-1276. (in Chinese)
- [5] 张珏, 郝鹏, 孙晓懿. 国内外干旱评估体系研究进展及展望[J]. 陕西水利, 2018(3): 54-57.
- Zhang J, Hao P, Sun X Y. Research progress and prospects of drought assessment systems at home and abroad[J]. Shaanxi Water Resources, 2018(3): 54-57. (in Chinese)
- [6] Dikshit A, Pradhan B, Huete A, et al. Spatial based drought assessment: where are we heading? a review on the current status and future[J]. Science of the Total Environment, 2022, 844: 157239.
- [7] 吕彦彬, 王玉斌. 我国旱灾变迁及对粮食产量的影响[J]. 河南农业科学, 2014(10): 19-22.
- Lv Y B, Wang Y B. Change of drought and its impact on grain production in China[J]. Journal of Henan Agricultural Science, 2014(10): 19-22. (in Chinese)
- [8] Vicente-Serrano S M, Begueria S, Lopez-Moreno J I. A multi-scalar drought index sensitive to global warming: the standardized precipitation evapotranspiration index[J]. Journal of Climate, 2010, 23(7): 1696-1718.
- [9] 赵俊芳, 李宁, 侯英雨, 等. 基于 APSIM 模型评估北方八省春玉米生产对气候变化的响应[J]. 中国农业气象, 2018, 39(2): 108-118.
- Zhao J F, Li N, Hou Y Y, et al. Evaluation of response of spring maize production to climate change in the eight provinces of northern China based on APSIM model[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2018, 39(2): 108-118. (in Chinese)
- [10] Ding Y B, Gong X L, Xing Z X, et al. Attribution of meteorological, hydrological and agricultural drought propagation in different climatic regions of China[J]. Agriculture Water Management, 2021, 255(1): 106996.
- [11] Hao Z, Singh V P. Drought characterization from a multivariate perspective: a review[J]. J. Hydrology, 2015, 527: 668-678.
- [12] Lan Y B, Huang Z X, Deng X L, et al. Comparison of machine learning methods for citrus greening detection on UAV multispectral images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 171: 105234.
- [13] Jaihani M, Khan F, Lee D, et al. Determining spatiotemporal distribution of macronutrients in a cornfield using remote sensing and a Deep Learning model[J]. IEEE Access, 2021(9): 30256.
- [14] 陈海涛. 农业干旱风险分析方法及应用研究[D]. 郑州: 华北水利水电大学, 2020.
- Chen H T. Research on agricultural drought risk analysis method and application[D]. Zhengzhou: North China University of Water Resources and Electric Power, 2020. (in Chinese)
- [15] 李阿龙. 河南省农业旱灾风险分析[D]. 郑州: 华北水利水电大学, 2016.
- Li A L. Risk analysis of agricultural drought in Henan province[D]. Zhengzhou: North China University of Water Resources and Electric Power, 2016. (in Chinese)
- [16] 杜栋, 刘梦雨. 基于信息融合与深度学习的区域干旱致灾预警方法研究[J]. 海河水利, 2020(1): 18.
- Du D, Liu M Y. Research on regional drought disaster early warning method based on information fusion and deep learning[J]. Haihe Water Resources, 2020(1): 18. (in Chinese)
- [17] Todisco F, Mannocchi F, Vergni L. Severity-duration-frequency curves in the mitigation of drought impact: an agricultural case study[J]. Natural Hazards, 2013, 65(3): 1863-1881.
- [18] 王连喜, 肖玮钰, 李琪, 等. 中国北方地区主要农作物气象灾害风险评估方法综述[J]. 灾害学, 2013, 28(2): 114-119.
- Wang L X, Xiao W Y, Li Q. Summary of risk assessment methods of main crops meteorological disasters in north China[J]. Journal of Catastrophology, 2013, 28(2): 114-119. (in Chinese)
- [19] 闫超君, 欧阳蔚, 金菊良, 等. 基于信息扩散和频率曲线适线的农业旱灾风险评估方法[J]. 水利水电技术, 2014, 45(7): 107-111.
- Yan C J, Ouyang W, Jin J L, et al. Agricultural drought risk assessment and zoning in Anhui province[J]. Water

- Resources and Hydropower Engineering,2014,45(7):107-111.(in Chinese)
- [20] 张冬有,张丽娟,万鲁河.基于信息扩散理论的自然灾害风险评估系统设计与实现[J].自然灾害学报,2013,22(4):234-238.
- Zhang D Y,Zhang L J,Wan L H.Design and implementation of natural disaster risk assessment system based on information diffusion theory[J].Journal of Natural Disasters,2013,22(4):234-238.(in Chinese)
- [21] 李晖,尹辉,白旸,等.基于信息扩散理论的湖南省农业水旱灾害风险损失情景分析[J].广东农业科学,2013,40(7):223-226.
- Li H,Yin H,Bai Y,et al.Scenario analysis of agricultural flood and drought disaster risk loss in Hunan province based on information diffusion theory[J].Guangdong Agricultural Sciences,2013,40(7):223-226.(in Chinese)
- [22] 崔修来,孙瑶,王东.干旱监测预报研究综述[J].南方农业,2019,13(20):151-152.
- Cui X L,Sun Y,Wang D.A summary of drought monitoring and forecasting research[J].South China Agriculture,2019,13(20):151-152.(in Chinese)
- [23] Lin T,Zhong R H,Wang Y D,et al.Deep crop net:a deep spatial-temporal learning framework for county-level corn yield estimation[J].Environmental Research Letters,2020,15(3):34016.
- [24] 施光耀,周宇,桑玉强,等.基于随机森林方法分析环境因子对空气负离子的影响[J].中国农业气象,2021,42(5):390-401.
- Shi G Y,Zhou Y,Sang Y Q,et al.Influence of environmental factors on negative air ion using random forest algorithm[J].Chinese Journal of Agrometeorology,2021,42(5):390-401.(in Chinese)
- [25] 王连喜,孟丹,耿秀华,等.基于GIS的宁夏农业干旱风险评价与区划[J].自然资源学报,2013,22(5):213-220.
- Wang L X,Meng D,Geng X H,et al.GIS based drought risk assessment and zoning in Ningxia[J].Journal of Natural Disasters,2013,22(5):213-220.(in Chinese)
- [26] Zhao J F,Xu J W,Xie X M,et al.Drought monitoring based on TIGGE and distributed hydrological model in Huaihe river basin[J].Science of the Total Environment,2016,553:358-365.
- [27] Egger J,Pepe A,Gsaxner C,et al.Deep learning a first meta survey of selected reviews across scientific disciplines,their commonalities, challenges and research impact[J].PeerJ Computer Science,2021,11(17):773.
- [28] Aya F,Ali B A,Vincent B,et al.Forecasting vegetation indices from spatio-temporal remotely sensed data using deep learning-based approaches:a systematic literature review[J].Ecological Informatics,2022,68:101552.
- [29] Liu L,Ouyang W L,Wang X G,et al.Deep learning for generic object detection:a survey[J].International Journal of Computer Vision,2020,128(2):261-318.
- [30] Anna C,Salah S,Brett W.Machine learning approaches for crop yield prediction and nitrogen status estimation in precision agriculture:a review[J].Computers and Electronics in Agriculture,2018,151:61-69.
- [31] 吕盛坪,李灯辉,冼荣亨.深度学习在我国农业中的应用研究现状[J].计算机工程与应用,2019,55(20):24-33.
- Lv S P,Li D H,Xian R H.Research status of deep learning in agriculture of China[J].Computer Engineering and Application,2019,55(20):24-33.(in Chinese)
- [32] Kuwata K,Shibasaki R.Estimating crop yields with deep learning and remotely sensed data[C].Milan,Italy: IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium,2015:858-861.
- [33] 吴运强.基于深度学习的农业遥感语义分割算法的研究[D].长春:吉林大学,2021.
- Wu Y Q.Semantic segmentation algorithm of agricultural remote sensing based on deep learning[D].Changchun:Jilin University,2021.(in Chinese)
- [34] Kim N,Ha K J,Park N W,et al.A comparison between major artificial intelligence models for crop yield prediction:case study of the midwestern United States,2006-2015[J].International Journal of Geo-information,2019,8(5):240-262.
- [35] Wan J,Wang D,Hoi C H,et al.Deep learning for content-based image retrieval comprehensive study[C]//Proceedings of the 22nd ACM International Conference on Multimedia,2014:157-166.
- [36] Lecu Y,Bengio Y,Hinton G.Deep learning[J].Nature,2015,521(7553):436.
- [37] Jawak S D,Devliyal P,Luis A J.A comprehensive review on pixel oriented and object oriented methods for information extraction from remotely sensed images with a special emphasis on cryospheric applications[J].Environmental Science,2015(4):177-195.
- [38] Corcoran P,Winstanley A,Mooney P.Segmentation performance evaluation for object based remotely sensed image analysis[J].International Journal of Remote Sensing,2010,31:617-645.

- [39] Sun J,Lai Z L,Di L P,et al.Multilevel deep learning network for county-level corn yield estimation in the US corn belt[J].IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing,2020(13): 5048-5060.
- [40] 陈文龙,杨云丽,张煜,等.基于天地协同与深度学习的灌区地下水位模拟研究[J].长江科学院院报,2022(6):18.
Chen W L,Yang Y L,Zhang Y,et al.Research on the simulation of groundwater level in irrigation area based on sky-earth cooperation and deep learning[J].Journal of Yangtze River Scientific Research Institute,2022(6):18.(in Chinese)
- [41] Shen Y F,Zhou H L,Li J T,et al.Detection of stored-grain insects using deep learning[J].Computers and Electronics in Agriculture,2018,145:319-325.
- [42] Rhee J,Im J,Park S.Drought forecasting based on machine learning of remote sensing and long-range forecast data[J].ISPRS-International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences,2016, XLI-B8:157-158.
- [43] Dikshit A,Pradhan B,Alamri A M.Long lead time drought forecasting using lagged climate variables and a stacked long short-term memory model[J].Science of the Total Environment,2021,755:142638.
- [44] Lee C S,Sohn E,Park J D,et al.Estimation of soil moisture using deep learning based on satellite data:a case study of South Korea[J].GIScience and Remote Sensing,2018, 56(1):43-67.
- [45] Feng P,Wang B,Li L D,et al.Machine learning-based integration of remotely-sensed drought factors can improve the estimation of agricultural drought in south-eastern Australia[J].Agricultural Systems,2019,173:303-316.
- [46] 胡小枫,王冬利,赵安周,等.基于深度学习算法的京津冀地区综合干旱评估模型构建[J].中国农业气象,2021,42 (9):775-787.
Hu X F,Wang D L,Zhao A Z,et al.A comprehensive drought evaluation model in Beijing-Tianjin-Hebei region based on deep learning algorithm[J].Chinese Journal of Agrometeorology, 2021,42(9):775-787.(in Chinese)
- [47] Jiang H,Hu H,Zhong R H,et al.A deep learning approach to conflating heterogeneous geospatial data for corn yield estimation:a case study of the US corn belt at the county level[J].Global Change Biology,2020,26(3):1754-1766.
- [48] Agana N A,Homaifar A.A deep learning-based approach for long-term drought prediction[J].IEEE:Southeast Con, 2017:1-8.
- [49] Johnson M D,Hsieh W,Cannon A J,et al.Crop yield forecasting on the Canadian Prairies by remotely sensed vegetation indices and machine learning methods[J].Agricultural and Forest Meteorology,2016,218-219:74-84.
- [50] 田甜,王迪,王珍,等.基于深度学习模型的种植结构复杂区农作物精细分类研究[J].中国农业资源与区划,2022,43 (12):12.
Tian T,Wang D,Wang Z,et al.Research on fine classification of crops in complex planting structure based on deep learning model[J].Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning,2022,43(12):12.(in Chinese)
- [51] Karakizi C,Oikonomou M,Karantzalosa K.Vineyard detection and vine variety discrimination from very high resolution satellite data[J].Remote Sens,2017,8(3):235.
- [52] 张劳模.基于深度学习的林地分类与动态变化模拟技术研究[D].北京:中国林业科学研究院,2022.
Zhang L M.Research on woodland classification and dynamic change simulation technology based on deep learning[D].Beijing:Chinese Academy of Forestry Research, 2022.(in Chinese)
- [53] 邓智予.基于深度学习模型的根系微生物组数据和植物产量的关联分析[D].武汉:中国科学院大学(中国科学院武汉植物园),2021.
Deng Z Y.Association analysis of root microbiome data and plant yield based on deep learning model[D]. Wuhan:University of Chinese Academy of Sciences (Wuhan Botanical Garden, Chinese Academy of Sciences), 2021.(in Chinese)
- [54] Reichstein M,Camps-Valls G,Stevens B,et al.Deep learning and process understanding for data-driven earth system science[J].Nature,2019,566(7743):195-204.
- [55] 薄乾祯,陈志杰,汪权方.基于决策树分类的水稻干旱灾损评估[J].湖北大学学报(自然科学版),2021,43(2):155-162.
Bo Q Z,Chen Z J,Wang Q F.Drought damage evaluation of rice based on decision tree classification[J].Journal of Hubei University(Natural Science),2021,43(2):155-162.(in Chinese)
- [56] 侯陈瑶,朱秀芳,孙丹一,等.基于随机森林的旱灾损失模型构建与应用:以河南省雨养小麦为例[J].灾害学,2019, 34(4):210-215.
Hou C Y,Zhu X F,Sun D Y,et al.Construction and application of drought loss model based on random forest:taking rain-fed wheat in Henan province as an

- example[J]. Journal of Catastrophology, 2019, 34(4): 210-215. (in Chinese)
- [57] 刘冀, 张特, 魏榕, 等. 基于随机森林偏差校正的农业干旱遥感监测模型研究[J]. 农业机械学报, 2020, 51(7): 170-177. Liu J, Zhang T, Wei R, et al. Development of agricultural drought monitoring model using remote sensing based on bias-correcting random forest[J]. Journal of Agricultural Machinery, 2020, 51(7): 170-177. (in Chinese)
- [58] 冯岭, 宋文辉, 陈继坤. 基于深度学习的旱灾风险评估方法[J]. 人民长江, 2022, 53(6): 111-118. Feng L, Song W H, Chen J K. Drought risk assessment method based on deep learning[J]. Yangtze River, 2022, 53(6): 111-118. (in Chinese)
- [59] Shen R, Huang A, Li B, et al. Construction of a drought monitoring model using deep learning based on multi-source remote sensing data[J]. Int J Appl Earth Obs Geoinf, 2019, 79: 48-57.
- [60] 顾成奎, 王正欧. 基于神经网络动态非线性非平稳经济系统预测[J]. 系统工程学报, 2002, 17(2): 133-136. Gu C K, Wang Z O. Prediction of dynamic nonlinear non-stationary economic system based on neural network[J]. Journal of Systems Engineering, 2002, 17(2): 133-136. (in Chinese)
- [61] Alizadeh M R, Nikoo M R. A fusion-based methodology for meteorological drought estimation using remote sensing data[J]. Remote Sens Environ, 2018, 211: 229-247.
- [62] Mokhtarzad M, Eskandari F, Vanjani N J, et al. Drought forecasting by ANN, ANFIS, and SVM and comparison of the models[J]. Environ Earth Sci, 2017, 76(21): 729.
- [63] 马玮良, 彭轩, 熊倩, 等. 深度学习中的内存管理问题研究综述[J]. 大数据, 2020, 6(4): 56-68. Ma W L, Peng X, Xiong Q, et al. Memory management in deep learning: a survey[J]. Big Data Research, 2020, 6(4): 56-68. (in Chinese)
- [64] Choubin B, Khalighi-Sigaroodi S, Malekian A, et al. Drought forecasting in a semi-arid watershed using climate signals: a neuro-fuzzy modeling approach[J]. J Mountain Sci, 2014, 11(6): 1593-1605.
- [65] 许晴, 张锦水, 张凤, 等. 深度学习农作物分类的弱样本适用性[J]. 遥感学报, 2022, 26(7): 1395-1409. Xu Q, Zhang J S, Zhang F, et al. Applicability of weak samples to deep learning crop classification[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2022, 26(7): 1395-1409. (in Chinese)
- [66] 陈希亮, 曹雷, 何明, 等. 深度逆向强化学习研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(5): 24-35. Chen X L, Cao L, He M, et al. Overview of deep inverse reinforcement learning[J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(5): 24-35. (in Chinese)
- [67] Fountsop A N, Ebongue K F J L, Atemkeng M. Deep learning models compression for agricultural plants[J]. Applied Sciences, 2020, 10(19): 6866.
- [68] 孙萍, 胡旭东, 张永军. 结合注意力机制的深度学习图像目标检测[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(17): 180-184. Sun P, Hu X D, Zhang Y J. Object detection based on deep learning and attention mechanism[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(17): 180-184. (in Chinese)
- [69] Zhang L P, Zhang L F, Du B. Deep learning for remote sensing data: a technical tutorial on the state of the art[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, 2016, 4(2): 22-40.
- [70] 张荣, 李伟平, 莫同. 深度学习研究综述[J]. 信息与控制, 2018, 47(4): 385-397. Zhang R, Li W P, Mo T. Review of deep learning[J]. Information and Control, 2018, 47(4): 385-397. (in Chinese)
- [71] 米前川, 高西宁, 李玥, 等. 深度学习方法在干旱预测中的应用[J]. 应用气象学报, 2022, 33(1): 104-114. Mi Q C, Gao X N, Li Y, et al. Application of deep learning method to drought prediction[J]. Journal of Applied Meteorological Science, 2022, 33(1): 104-114. (in Chinese)
- [72] Punithavathi R, Rani A D C, Sughashini K R, et al. Computer vision and deep learning-enabled weed detection model for precision agriculture[J]. Computer Systems Science and Engineering, 2022, 44(3): 2759-2774.
- [73] Wang K L, Chen K Y, Du H Y, et al. New image dataset and new negative sample judgment method for crop pest recognition based on deep learning models[J]. Ecological Informatics, 2022, 69(7): 101620.
- [74] Konstantinos P F. Deep learning models for plant disease detection and diagnosis[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 145: 311-318.