

深度学习技术在农业干旱监测预测及风险评估中的应用研究

杨妮

泰国格乐大学

DOI: 10.12238/jpm.v5i2.6561

[摘要] 农业干旱是一个复杂的现象，涉及到气象、土壤和植物等多个方面。近年来，随着科技的发展，农业干旱监测预测及风险评估技术也取得了重要的进展。特别是在数据分析和预测模型方面，深度学习技术以其强大的数据处理和模式识别能力，在农业干旱监测预测及风险评估中发挥了重要的作用。本文主要分析深度学习模型也存在一些挑战和限制。例如，它们需要大量的标注数据，数据预处理过程可能很耗时，且预定义的类别范围可能过窄。此外，在处理遥感图像时，深度学习模型可能会遇到一些复杂的图像处理问题，如光照变化、阴影和遮挡等。为了解决这些问题，未来的研究需要进一步发展深度学习模型。一种可能的趋势是深度学习模型与作物生长模型的耦合，这样可以更好地考虑农业系统的生物物理过程，提高预测的精准性。另一种趋势是融合深度学习模型和大气环流模式进行农业干旱预测，这样可以综合考虑气象和土壤因素，提供更全面的预测结果。此外，基于深度学习与迁移学习的农业干旱精细化监测测定与评估也是未来的一个研究方向。最后，结合深度学习与信息融合技术进行区域农业干旱监测测定预测及风险评估也是一个重要的方向。

[关键词] 深度学习；农业干旱；监测测定预测；风险评估；精度

Research on the application of deep learning technology in agricultural drought monitoring, prediction and risk assessment

Yang Ni

Gle University, Thailand

[Abstract] Agricultural drought is a complex phenomenon, involving many aspects of meteorology, soil and plants. In recent years, with the development of science and technology, agricultural drought monitoring, prediction and risk assessment technology has also made important progress. Especially in the field of data analysis and prediction models, deep learning technology plays an important role in the prediction and risk assessment with its powerful data processing and pattern recognition capabilities. This paper mainly analyzes deep learning models and also has some challenges and limitations. For example, they require large amounts of annotated data, the data preprocessing processes can be time-consuming, and the predefined category range may be too narrow. In addition, when processing remote sensing images, deep learning models may encounter some complex image processing problems, such as illumination variation, shading, and occlusion. To address these questions, future studies are needed to further develop deep learning models. One possible trend is the coupling of deep learning models to crop growth models, so that the biophysical processes of agricultural systems can be better considered to improve prediction accuracy. Another trend is to integrate deep learning models and atmospheric circulation patterns for agricultural drought prediction, so that meteorological and soil factors can be considered comprehensively to provide a more comprehensive prediction results. In addition, the refined monitoring, measurement and evaluation of agricultural drought based on deep learning and transfer learning is also a future research direction. Finally, it is also an important direction to combine regional agricultural drought monitoring, prediction and risk assessment with deep learning and information fusion technology.

[Key words] deep learning; agricultural drought; monitoring and prediction; risk assessment; precision

引言

近年来,随着全球气候变化的影响,中国各地的干旱灾害也呈现出越来越频繁的趋势。据《中国水旱灾害公报》统计,中国农作物受灾面积逐年增加,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。这些数据表明,干旱灾害已经成为影响中国农业发展的主要障碍,对国家经济的安全和稳定构成了严重威胁。因此,对干旱等农业重大气象灾害进行准确监控测定预测及风险评估,减少其负面影响已成为当前迫切需要解决的重大问题。这不仅关乎农业生产的持续性和稳定性,更关乎国家粮食安全和社会经济的健康发展。

1 深度学习用于农业干旱监控测定预测及风险评估时存在的问题

1.1 深度学习对表达复杂函数的能力有限

深度学习在处理这种复杂函数时仍然存在一定的局限性。尽管深度学习在许多领域取得了令人瞩目的成果,但在处理农业干旱这种复杂的非线性问题时,其表达能力仍然有限。这主要是因为深度学习模型,如卷积神经网络(CNN),在处理时间序列数据时容易受到非平稳性的影响。非平稳性是指气象因素随时间发生变化,导致数据分布在不同时间点上存在差异。这使得深度学习模型在训练时容易陷入过拟合的困境。过拟合是指模型在训练数据上表现良好,但在遇到新数据时性能下降的现象。这主要是因为深度学习模型在训练过程中过于拟合训练数据,而忽略了泛化能力的提高。

为了解决这个问题,我们需要在深度学习中引入其他方法来优化过拟合问题,如Dropout、数据增强、早停法和标签平滑等。这些方法可以帮助深度学习模型更好地泛化到新数据,提高其在实际应用中的性能。此外,自适应神经模糊推理系统(ANFIS)也存在一定的问题。ANFIS是一种将模糊逻辑与神经网络相结合的模型,但由于其结构的特点,该模型在使用特定输入进行建模时可能会过度学习,导致测试期间的性能降低、训练速度下降以及易陷入局部极小值等问题。为了解决这些问题,我们需要在ANFIS中引入正则化技术、优化算法和混合建模等方法,以提高其泛化能力和性能。

1.2 深度学习对应用设备的存储容量要求非常大

首先,深度学习模型的训练需要大量的数据样本作为支撑。这些数据样本的质量和数量对于模型的准确性和泛化能力至关重要。然而,在实际应用中,由于农业干旱问题的高度复杂性,需要高精度、多维度的数据来进行分类和预测。这不仅导致了数据规模的庞大,而且对内存和存储空间提出了更高的要求。在资源有限的低成本应用设备上,由于受到内存大小和存储性能的限制,深度学习模型的训练、测试和部署变得非常困难。这不仅增加了应用的成本,也可能导致无法在实时环境中进行有效的数据分析和处理。另外,数据集的全面性和可靠性也是影响深度学习模型性能的关键因素。如果数据采样集不全面,缺乏足够的代表性,会导致模型对总体数据分析结果的可靠性降低。这可能会对农业干旱的监控、预测和评估产生误

导,影响决策的准确性。

为了解决这些问题,我们需要在技术层面进行创新和优化。例如,可以采用模型压缩、知识蒸馏等技术来降低深度学习模型的存储和计算需求。同时,我们也需要加强数据集的建设和共享,提高数据的质量和可用性。通过这些措施,我们可以进一步推动深度学习在农业干旱监控测定预测评估中的应用,为农业生产提供更准确、可靠的干旱监测和预警服务。

1.3 深度学习法数据预处理耗时较长

深度学习在农业干旱监控测定预测评估中的应用面临着系列的挑战。其中,训练时间和功耗是两个关键的问题。尽管深度学习的测试时间通常比其他基于机器学习的方法要快,但其训练时间通常较长。这主要是因为深度学习模型需要大量的数据来进行训练,并且需要进行复杂的参数调整和优化。在农业干旱监控测定预测评估中,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,需要对数据进行归一化处理或离散化处理,这进一步增加了训练的时间成本。此外,深度学习模型的功耗也是一个不可忽视的问题。由于模型的复杂性和计算资源的消耗,深度学习模型通常会消耗大量的电能。这对于连续监控中使用的应用设备来说是一个挑战,因为长时间的运行可能会对设备的电池寿命产生影响。特别是在偏远地区,由于电源接入的不稳定,电池的有限能量成为了深度学习模型应用的限制因素。

为了解决这些问题,我们可以采取一系列的优化措施。

1.4 深度学习法预定义类别范围窄且图像处理复杂

当我们处理卫星遥感图像的物体检测时,我们面临着一系列独特的挑战。与常见的自然场景图像不同,卫星图像通常包含各种类型的物体,这些物体在大小、颜色、旋转和位置等方面可能存在巨大的差异。此外,这些物体可能具有非常相似的外观,使得区分它们变得困难。为了有效地检测这些物体,我们通常会使用预定义的类别。这意味着我们有一个预定义的列表,其中包含我们希望在图像中检测到的对象类型。然而,由于图像的复杂性,仅仅使用预定义的类别可能并不足够。因此,我们需要考虑如何更准确地表示物体的位置和范围。

一种常见的方法是使用边界框。这些是与对象紧密绑定的矩形框,它们可以为我们提供有关对象位置和大小有用信息。然而,仅仅使用边界框可能并不足够,因为它们不能提供关于对象的详细信息,如颜色、纹理等。为了解决这个问题,我们可以使用像素分割掩码。这些掩码可以为我们提供对象的精确像素分割,从而为我们提供有关对象形状和结构的详细信息。然而,这需要大量的计算和存储资源,特别是在处理大型卫星图像时。

由于图像的复杂性,深度学习模型可能会受到噪声和异常值的影响,导致预测结果不准确。为了解决这个问题,我们需要提高深度学习的鲁棒性。这意味着我们需要确保模型在面对参数扰动时能够保持稳定。为此,我们可以采用一系列策略,如数据增强、正则化、模型集成等。

2 未来研究的发展趋势

2.1 深度学习模型与作物生长模型的耦合

农业作为国家的基石,一直以来都受到许多因素的影响,其中最为关键的莫过于气候和天气。中国作为世界上最大的农业国家之一,其农业发展面临着一系列挑战,其中最为突出的是干旱灾害。据统计,进入2022年夏季,中国多地发布了干旱预警,这再次凸显了干旱灾害对农业的巨大威胁。回顾历史数据,我们可以看到农作物受灾面积呈逐年增加的趋势,从20世纪50年代的531.7万公顷增加到90年代的1384.2万公顷。这不仅导致了大量的粮食损失,每年基本保持在300亿公斤,而且给工业和农业带来了巨大的直接经济损失,近1000亿元。在这样的背景下,如何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,以减少其负面影响,已成为当前迫切需要解决的重大问题。这不仅关系到农业生产的稳定性和农民的生计,更是对国家粮食安全和社会经济稳定的重要保障。为了有效应对这一挑战,我们需要全面推进乡村振兴战略,加强农业气象灾害的防御和减轻工作。

2.2 融合大气环流模式和深度学习模型的农业干旱预测

在水分指标方面,常用的有降水距平百分比、标准化降水指数图、连续无雨天数等降水指标,这些指标能够反映降水的异常变化情况。此外,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也是重要的参考依据。

温度指标方面,常用的有植物冠层的温度,它能够反映植物生长环境温度的变化情况。

综合指标方面,常用的有植被指数、作物干旱指数和水分指数等,这些指标能够综合考虑水分和温度等因素,更全面地反映农业干旱的状况。在农业干旱的监测预测评估指标中,标准化降水指数(SPI)是一种常用的指标,能够将不同地区的降水数据进行标准化处理,从而消除地理和气候条件的影响,更准确地反映农业干旱的情况。随着深度学习技术的发展,我们可以通过建立基于深度学习的模型来预测评估农业干旱,进一步提高预测的准确性和可靠性。

2.3 基于深度学习与迁移学习的农业干旱精细化监测与评估

为了更全面地理解和评估农业干旱,我们需要采用综合的方法,将多种影响因子纳入考量。这可以通过复杂的函数模型来实现,它可以将各种因素整合在一起,提供更准确的监测、预测和评估。为了解决过拟合问题,研究者们提出了多种优化方法,如Dropout、数据增强、早停法和标签平滑等。这些方法可以帮助提高模型的泛化能力,使其在面对新数据时能够更好地适应。自适应神经模糊推理系统(ANFIS)在某些情况下也可能遇到类似的问题。当使用特定的输入进行训练时,该模型可能会过度学习,导致在测试期间的性能下降。为了解决这个问题,研究者们需要寻找更有效的方法来优化模型的训练过程,例如通过增加训练数据的多样性或使用更先进的优化算法。

2.4 深度学习与信息融合技术相结合的区域农业干旱监测

测定预测及风险评估

目前,农业干旱监测、测定、预测和风险评估主要依赖于经验法、统计学方法和模式模拟法等。然而,这些方法在干旱视角和指标的选取上存在差异,导致所得结果各不相同。因此,将深度学习与信息融合相结合,可以有效地整合长时间序列的气象、土壤、农业等多源、非线性数据,形成具有时空一致性的数据集。基于这样的数据集,我们可以建立更综合的干旱监测、测定、预测和风险评估模型,从而提高区域农业干旱监测、测定、预测和风险评估的精度。

3 结论

随着科技的不断发展,深度学习技术在许多领域都展现出了巨大的潜力和价值。在农业干旱监测、测定、预测及风险评估中,深度学习技术提供了一种全新的解决方案。本文通过分析深度学习与信息融合相结合的方法,对长时间序列的多源、非线性数据进行整合,建立了具有时空一致性的数据集。这为综合性地建立干旱监测测定预测评估模型提供了可能,从而提高了区域农业干旱监测测定预测及风险评估的精度。

[参考文献]

- [1]张超,张海峰,张宇等.深度学习在土壤监测中的应用及展望[J].农业展望,2023,19(12):81-86.
 - [2]王志洪,孙小红.指向深度学习的初中地理主题式课堂教学策略——以“干旱的宝地——塔里木盆地”课例改进为例[J].地理教育,2023,(12):58-62.
 - [3]刘芳军,李玥,武凌等.基于改进ResNet18的胡麻干旱胁迫识别与分类研究[J].江西农业大学学报,2023,45(06):1517-1527.
 - [4]王立兵,任予鑫,马昆等.多源数据融合智能识别煤矿场景特征AI模型[J].煤炭学报,2023,48(12):4617-4631.
 - [5]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.
 - [6]孙岩.基于多源卫星数据的地表水体提取研究[D].南京信息工程大学,2023.
 - [7]冯冬舍.未来不同情景下中国土壤湿度变化及其对总初级生产力的影响[D].南京信息工程大学,2023.
 - [8]王圆.基于无人机高光谱遥感及人工智能的荒漠化草原地物分类研究[D].内蒙古农业大学,2023.
 - [9]袁盼丽.干旱区遥感影像典型地物要素提取及变化检测算法研究与实现[D].石河子大学,2023.
 - [10]鲍舒琪.基于深度学习模拟土壤温度和水分的时空分布[D].内蒙古农业大学,2023..
 - [11]张俊.盆栽小麦图像分析和抗旱表型数字化提取技术研究[D].华中农业大学,2023.
- 作者简介:杨妮,出生年月:1990年7月,性别:女,民族:白族,籍贯:云南大理,职称:工程师,学历:本科,研究方向:工程管理。