

# 基于深度学习的干旱预测模型研究进展与挑战

杨扬<sup>1</sup>, 王舟<sup>1</sup>, 陈明宇<sup>2</sup>

1. 湖南省水利水电科学研究院, 湖南 长沙 410007

2. 长沙理工大学水利与海洋工程学院, 湖南 长沙 410114

DOI:10.61369/WCEST.2025100001

**摘要：** 干旱是全球最大的自然灾害之一，准确预测干旱发生的时间和强度对于农业生产、水资源管理和生态环境的保护具有重要意义。近年来，利用深度学习技术在干旱预测方面有了新的发展，为干旱预测开辟了新的途径。本课题将在梳理已有的深度学习模型基础上，重点关注循环神经网络、卷积神经网络以及混合型深度学习等核心算法，对比分析它们的特点及适用范围，总结当前在数据质量、模型可解释性、以及实际应用性上存在的问题，并提出未来的发展趋势。前期研究表明，采用深度神经网络的干旱预测模型在预测精度和时空分辨率方面具有显著优势，但仍缺乏多源信息融合、模型解译能力和实际运用能力。

**关键词：** 深度学习；干旱预测；神经网络；机器学习；水文模型

## Research Progress and Challenges of Drought Prediction Models Based on Deep Learning

Yang Yang<sup>1</sup>, Wang Zhou<sup>1</sup>, Chen Mingyu<sup>2</sup>

1. Hunan Provincial Research Institute of Water Resources and Hydropower, Changsha, Hunan 410007

2. College of Water Resources and Ocean Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha, Hunan 410114

**Abstract：** Drought is one of the world's largest natural disasters, and accurately predicting the timing and intensity of drought is of great significance for agricultural production, water resource management, and ecological environmental protection. In recent years, new developments have been made in drought prediction using deep learning techniques, opening up new avenues for drought prediction. This project will focus on core algorithms such as recurrent neural networks, convolutional neural networks, and hybrid deep learning models, based on a review of existing deep learning models. It will comparatively analyze their characteristics and applicability, summarize current issues in data quality, model interpretability, and practical applicability, and propose future development trends. Previous studies have shown that drought prediction models using deep neural networks have significant advantages in prediction accuracy and spatiotemporal resolution, but still lack multi-source information fusion, model interpretation capabilities, and practical application capabilities.

**Keywords：** deep learning; drought prediction; neural networks; machine learning; hydrological models

## 引言

干旱是全球范围内的一种缓慢的自然灾难，它对全球的农业生产、水资源安全以及生态环境都产生了巨大的影响。在全球变暖背景下，干旱频发、严重程度不断升高，对其进行精确预报是当前水文学与气象学研究的热点问题之一<sup>[1]</sup>。现有的干旱预报手段以数理模式为主，尽管可以从某种意义上揭示干旱发生发展过程，但对其内部的非线性联系及多时间空间变异等问题仍有较大的限制<sup>[2]</sup>。所以，对已有的研究成果进行全面的综述，并对其所面临的问题进行剖析，并对其未来的发展进行预测，对于促进我国的科技发展是十分必要的。

## 一、主要深度学习模型及其应用

神经网络因其在时间序列数据处理方面的天然优势，成为干旱预测研究的重要工具<sup>[9]</sup>。该类模型通过记忆机制能够有效捕捉干旱演变的时间依赖关系，特别适用于处理具有长期记忆特征的气候数据。

在传统 LSTM 模型基础上，研究者们不断改进和优化算法性能。LSTM 采用对历史天气资料进行时序特征学习，有效克服了常规递归神经网络的梯度消失问题，在 30 天内的长期预报中表现突出<sup>[4]</sup>。这一研究证明了 LSTM 在捕捉长时间尺度干旱发展趋势方面的有效性，为农田旱情的早期预报奠定了技术基础。

相比于 LSTM 的复杂结构，GRU 作为其简化版本在保持长时间存储功能的同时显著降低了计算复杂度。通过将变分模式分解与混沌量子粒子群优化相结合的 VMD-CQPSO-GRU 模型，实现了对 GRU 参数的智能优化，使标准化降雨指数的预报精度较传统方法提升约 20%<sup>[9]</sup>。这一创新表明，通过合理的参数优化策略，相对简单的网络结构同样能够实现优异的预测性能。

卷积神经网络凭借其强大的空间特征提取能力，在处理干旱的空间分布模式和变化特征方面发挥着重要作用。CNN 的层次化特征学习机制使其能够从遥感影像和空间数据中自动提取与干旱相关的关键信息<sup>[6]</sup>。

在农业干旱监测领域，CNN 展现出了突出的图像识别能力。基于深度卷积神经网络的小麦旱情诊断算法，通过分析农作物叶片图像特征，实现了 92% 的旱情自动识别准确率<sup>[7]</sup>。这一成果为农业生产中干旱的快速、无损检测提供了新的技术手段，体现了 CNN 在精准农业应用中的巨大潜力。

从区域尺度的应用来看，CNN 同样表现出色。以玛纳斯流域为研究区域，运用深度卷积神经网络分析流域尺度的干旱空间分布特征，有效刻画了干旱的空间异质性规律<sup>[8]</sup>。这类研究拓展了 CNN 在区域干旱监测和预测中的应用范围，为流域水资源管理提供了科学依据。

随着研究的深入，单一模型的局限性逐渐显现，混合模型通过融合不同网络结构的优势，在干旱预测精度和稳定性方面实现了显著提升<sup>[9]</sup>。这类模型能够同时处理时间序列的演变规律和空间分布的复杂模式，更全面地反映干旱的时空演变特征<sup>[10]</sup>。

CNN-LSTM 混合模型将卷积神经网络的空间特征提取能力与长短时记忆网络的时序建模优势相结合，实现了对干旱时空相关性的同步考虑，使预测精度较单一模型提升 25-30%<sup>[11]</sup>。这一突破性进展证明了模型融合在提高预测性能方面的有效性。

在区域应用层面，多模型集成方法显示出更强的适应性。以黄河流域为研究对象，构建了融合多种深度学习网络的综合预测体系，建立了适应黄河流域特殊地形和气候特征的预测模型<sup>[12]</sup>。该研究进一步提出基于多子模型融合的集成预报方法，在保证预测精度的基础上提升了模型的泛化能力，为大尺度区域干旱预测提供了技术支撑。

除主流模型外，研究者们还积极探索其他深度学习技术在干旱预测中的应用潜力<sup>[13]</sup>。这些创新性研究为解决特定区域的干旱预测问题提供了新的思路和方法。针对中国东北地区的气候特点，研究了基于深度学习的区域性干旱预测技术，通过融合不同深度网络架构，显著提升了预测的稳定性和可靠性<sup>[14]</sup>。这一研究

强调了区域化模型开发的重要性，为因地制宜的干旱预测模型构建提供了参考。

## 二、模型性能对比分析

现有研究表明，不同深度学习模型在干旱预测精度方面存在显著差异，其中混合模型普遍表现出更优的预测性能。CNN-LSTM 混合模型的平均预测误差较传统单一神经网络模型减少 30-40%<sup>[15]</sup>。VMD-CQPSO-GRU 模型在标准化降雨指数预测中的精度提升超过 25%<sup>[16]</sup>。这些结果表明，通过合理的模型设计和参数优化，深度学习方法在干旱预测精度方面具有明显优势。

计算效率是评估模型实用性的重要指标。卷积神经网络在处理高分辨率遥感数据时训练时间较长，计算资源需求较高<sup>[17]</sup>。相比之下，LSTM 和 GRU 的训练时间相对较短，但随着序列长度增加，计算复杂度显著上升。混合模型虽然提升了预测精度，但同时增加了计算负担，需要更多的硬件资源支持<sup>[18]</sup>。

各类深度学习模型的适用性与具体应用场景密切相关。GRU 模型更适用于长期气候变化预测，对标准化降雨指数具有较强的预测能力<sup>[19]</sup>。CNN 模型更适合基于遥感影像的干旱监测和预测应用<sup>[20]</sup>。混合模型具有良好的综合适应性，但对数据质量和计算资源要求较高。

区域适应性也是重要考量因素。在东北地区的研究发现，基于特定区域训练的模型在其他区域的预测效果显著下降。针对黄河流域气候特征设计的专门网络结构，强调了区域化模型开发的重要性<sup>[21]</sup>。

## 三、存在的主要问题与挑战

深度神经网络在海量、高品质的训练样本上有着更高的需求，然而，在干旱预报中，却存在着大量的数据匮乏与信息不均匀等问题<sup>[22]</sup>。我国气候变化的历史资料具有一定的时空跨度，并且具有非一致性，并且还具缺失和离群等问题。多源数据融合时，不同数据源的时空分辨率、测量精度和更新频率存在差异，增加了数据预处理的复杂性。

深度神经网络一般被看作黑箱模型，缺少具有清晰物理含义的可解释性，无论在科研还是商业实践上，都存在严重的不足<sup>[23]</sup>。对我国农田干旱的监控与预报研究表明，尽管基于深度学习的方法已有较好的应用前景，但其内在机理尚不明确<sup>[24]</sup>。由于大气-陆面之间的复杂交互作用，现有的深度学习模式很难准确地反映出其中的内在联系。由于缺乏合理的建模方法，既会降低预报的可靠性，又会制约其对科学认知与辅助决策的作用。由于其黑箱性质，研究人员很难了解其决定进程并对其进行改善与最佳化<sup>[25]</sup>。

干旱是一种显著的空间分布特征，对其进行多空间、多尺度的预报，对模式框架与参数设定提出了更高的要求。在研究我国东北干旱时，发现基于某一地域的模式在其它地域的预报效率显著降低，而区域之间的气候差别也是导致该模式推广性能降低的一个主要原因<sup>[26]</sup>。模型在不同地理环境下的适应性存在差异。

虽然基于深度学习的旱情预报方法已经取得了很好的效果，但是距离实际的实际应用还有很大的距离。利用深度学习进行干

旱预报仍存在着运算量大、模型部署复杂等问题。模型稳定性，实时性，自动化水平有待提高。

四、发展趋势与展望

多源大数据的深度融合代表了未来干旱预测技术的重要发展方向。在黄河流域开展的多源信息联合应用研究，整合了气象观测、卫星遥感、地面监测和模型模拟等多类数据源，验证了多源信息融合的技术可行性和应用价值<sup>[27]</sup>。集成学习方法正成为提高预测精度和稳定性的重要途径。同时，大数据技术的快速发展为深度学习模型提供了更丰富的训练数据，有望缓解数据稀缺问题。

提升模型可解释性是解决深度学习黑箱问题的关键途径。运用可解释人工智能技术（XAI）改进干旱预测模型，通过注意力机制、特征重要性分析等方法揭示模型决策过程，增强模型的可信度和科学价值<sup>[28]</sup>。进一步提出在深度学习模型中融入物理约束，如基于物理信息的神经网络（PINN），既能提高模型的可解释性，又能保证预测精度<sup>[29]</sup>。物理机理与数据驱动方法的融合代表了未来研究的重要发展趋势。

物联网和5G技术的发展为实时数据获取提供了强有力的技术支撑，推动了实时干旱预测技术的进步。研究展示了实时土壤湿度监测在农业干旱预测中的应用潜力。未来的干旱预测系统将更加注重实时性和自动化水平，结合决策支持系统，在水资源管理、农业生产和防灾减灾等领域发挥重要作用<sup>[30]</sup>。这种集预测、

监测、预警和决策支持于一体的智能化系统，将显著提升干旱旱害的应对能力和管理水平。

五、结论

(1) 深度学习技术在干旱预测方面展现出显著优势，循环神经网络、卷积神经网络及其混合模型在处理时空序列数据和提取复杂特征方面表现突出，相比传统统计方法在预测精度和适应性上有明显提升。

(2) 当前深度学习干旱预测模型仍面临诸多挑战，主要包括：数据质量参差不齐和高质量历史数据稀缺限制了模型性能；模型内部机制的“黑盒”特性使其可解释性不足，制约了在实际业务中的应用推广；模型在不同地理尺度和气候条件下模型的泛化能力有待提高；从研究原型向业务化应用的转化仍存在技术和制度障碍。

(3) 未来应重点从以下方向推动该领域发展：加强多源异构数据的有效融合与集成学习框架构建；研发可解释性人工智能技术，提升模型透明度和可信度；建设实时预测系统并强化与决策支持系统的耦合；建立标准化的模型评估体系，促进产学研协同创新，以推动深度学习干旱预测技术向更高精度、更强适用性、更好可解释性的方向发展。

总体而言，深度学习为干旱预测研究开辟了新的技术路径，但仍需在理论创新、技术突破和应用推广等方面持续发力，从而为干旱防控与水资源管理提供更可靠的科学支撑。

参考文献

[1] 贾子良. 基于深度学习的土壤湿度与农业干旱预测研究 [D]. 北京信息科技大学, 2024.

[2] 刘雪梅, 宋文辉, 钱峰, 等. 基于 VMD-CQPSO-GRU 模型的气象干旱预测方法 [J]. 华北水利水电大学学报: 自然科学版, 2021, 42(4): 10.

[3] 安江勇, 李茂松. 基于图像深度学习的小麦干旱识别方法: 201810883530[P].

[4] 王妍娇, 尹小君, 刘陈南, 等. 基于深度学习的玛纳斯土地利用时空格局变化与预测 [J]. 干旱区研究, 2023, 40(1): 9.

[5] 苏涛, 刘丹, 崔杏园, 等. 一种深度学习混合模型的干旱指数预测方法: 202410820987[P].

[6] 李增. 东北地区干旱特征及预测模型研究 [D]. 沈阳农业大学, 2021.

[7] 陈颖, 吴焕萍, 谢能付, 等. 基于深度学习的干旱预测方法研究进展 [J]. 中国农业资源与区划, 2025(2).

[8] 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): 11.

[9] 黄睿茜, 赵俊芳, 霍治国, et al. 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.

[10] 李艳玲, 黄春艳, 王炳禹, 等. 基于深度学习的黄河流域干旱预测方法及系统: 202410225525[P].

[11] 王彤形, 何东坡, 李志燕, 等. 贵州省两次气象干旱对比分析及基于机器学习的干旱预测模型建立 [J]. 干旱气象, 2024, 42(5): 671-682.

[12] 杜娟, 董世杰, 贺云. 基于 BO-CNN-LSTM 的锡林郭勒草原干旱预测模型 [J]. 草原与草坪, 2024, 44(4): 64-75.

[13] 韦余鑫, 李巧, 卢春雷, et al. 基于 ICEEMDAN 分解的多维时间序列干旱预测模型性能评估 [J]. Journal of Irrigation&Drainage, 2025, 44(3).

[14] 李子阳, 王肖鑫, 张恩典, 等. 基于 VMD-GRU 的大型灌区干旱预测模型研究 [J]. 中国农村水利水电, 2023(3): 8.DOI: 10.12396/znsd.220987.

[15] 赵紫竹, 张宝林, 包聪聪. 基于 SPEI 的内蒙古东部气象干旱预测模型对比分析 [C]// 中国环境科学学会 2023 年科学技术年会 .1. 内蒙古师范大学化学与环境科学学院2. 内蒙古节水农业工程研究中心, 2023.

[16] 牛文娟. K-fold 输入方式下的渝东北地区 SPI 指数干旱预测模型 [J]. 2021.DOI: 10.3969/j.issn.1008-1305.2021.12.039.

[17] 崔盛杰, 赵水霞, 王文君, 等. 神经网络模型在气象干旱预测中的应用 [J]. 内蒙古水利, 2024(S01): 64-66.

[18] 吴冠楠, 张爱玲, 王成玉, 等. 基于 G(1, 1) 灰色预测模型的昌乐干旱特征分析及预测 [J]. 农业科学, 2020, 3(3): 62-64.

[19] 杨帆. 龙川江流域气象、水文和农业干旱传播规律及其预测模型 [D]. 云南大学, 2021.

[20] 张建海, 张棋, 许德合, 等. ARIMA-LSTM 组合模型在基于 SPI 干旱预测中的应用 —— 以青海省为例 [J]. Arid Land Geography, 2020, 000(4): 10.

[21] 李文华, 李生字, 徐新文, 等. 基于 MaxEnt 模型预测气候变化下准噶尔沙蒿 (Artemisia songarica) 在新疆的潜在分布 [J]. 干旱区地理, 2025, 48(9): 1578-1588.

[22] 韦余鑫, 李巧, 卢春雷, 等. 基于 ICEEMDAN 分解的多维时间序列干旱预测模型性能评估 [J]. 灌溉排水学报, 2025(3).

[23] 李艳玲, 巩雅杰. 基于驱动分析的 LSTM 干旱预测模型研究 [J]. 数学的实践与认识, 2022, 52(5): 11.

[24] 李子阳, 王肖鑫, 张恩典, et al. 基于 VMD-GRU 的大型灌区干旱预测模型研究 [J]. China Rural Water&Hydropower, 2023(3).

[25] 丁严, 许德合, 曹连海, 等. 基于 CEEMD 的 LSTM 和 ARIMA 模型干旱预测适用性研究 —— 以新疆为例 [J]. 干旱区研究, 2022, 39(3): 11.

[26] 刘绿柳, 肖璐, 许红梅, 等. 基于气候水文模型耦合的水文干旱集合预测方法及设备: CN202510598491.2[P]. CN120524126A.

[27] 张建海, 张棋, 许德合, 等. ARIMA-LSTM 组合模型在基于 SPI 干旱预测中的应用 —— 以青海省为例 [J]. 干旱区地理, 2020, 43(4): 10.

[28] Yoshino K, Tanaka R, Yoshida S, et al. Biomarker genes for model-based prediction of drought-stress perception levels in rice[J]. BMC Plant Biology, 2025, 25(1): 1-16.

[29] Rose M A J, Chithra N R. Tree-based ensemble model prediction for hydrological drought in a tropical river basin of India[J]. International Journal of Environmental Science&Technology(IJEST), 2023, 20(5).

[30] Ikegwuoha D, Dinka M. Drought prediction in the Lepelle River basin, South Africa under general circulation model simulations[J]. 2021(1): 1-16.