

耦合因果推理与深度学习模型的根区土壤水分时空预报

吴庭涛、许磊、陈能成

中国地质大学（武汉）国家地理信息系统工程技术研究中心

摘要：土壤湿度是调节陆地与大气之间水和能量通量交换的关键因素，对植被生长、水循环和气候变化有着深远的影响。相对于说明地表变化的地表土壤水分（SSM），根区土壤水分（RZSM）在农业用水管理、水文过程模拟和干旱监测中的作用更为突出。因此，准确预测 RZSM 对于为作物生产和干旱预警等关键领域提供参考信息至关重要。土壤湿度主-被动遥感卫星（SMAP）卫星为大范围 RZSM 估计提供可靠的数据源，并为 RZSM 时空预测模型的构建提供数据支持。然而，目前的时空土壤湿度预测方法通常缺乏因果关系等先验知识，难以获得泛化的高精度预测。本研究提出了一种将因果推断与卷积长短期记忆（ConvLSTM）网络相结合的预测 RZSM 的模型，即为 Causal-ConvLSTM 模型，并对长江流域的 RZSM 进行提前 1-14 天的时空预测。Causal-ConvLSTM 模型引入了因果特征和强度，通过使用因果权重单元，综合考虑了时空序列中的因果关系。具体而言，首先，利用因果推理方法捕捉了子流域尺度上环境因素与 RZSM 之间的因果关系。然后，将所提出的因果-ConvLSTM 模型在 YRB 中提前 1-14 天的预测结果与四个替代模型进行了对比，并评估了因果-ConvLSTM 模型在干燥期的性能。最后，测试了因果-ConvLSTM 模型在不同驱动条件下的鲁棒性。实验结果表明，在 YRB 的提前 1-14 天的时空预测中，Causal-ConvLSTM 模型的时空预测精度优于 LSTM、ConvLSTM、PredRNN 和基于特征选择的 ConvLSTM 模型。具体而言，相对于 ConvLSTM 模型，Causal-ConvLSTM 提前 1、7 和 14 天的 R² 提升分别为 10.17%、18.40% 和 25.65%。消融实验也显示了 Causal-ConvLSTM 模型相对于特征选择的 ConvLSTM 模型的性能改进。此外，在严重干燥期间，Causal-ConvLSTM 模型仍然能够准确预测的 RZSM 空间格局。这一因果深度学习模型有望改进 RZSM 预测精度，并为耦合因果和深度学习模型的时空预测模型探索提供参考。

关键词：根区土壤湿度；深度学习；因果关系；时空预测