·农林智能装备与技术 Intelligent Equipment and Technology for Agriculture and Forestry·

基于增量学习的森林地表细小死可燃物含水率预测方法

张佳薇，吕岩竹，韩哲，刘强，梁晨，查伯文，黄建平*
（东北林业大学 控制与信息工程学院 哈尔滨 150040）

摘　要：针对现有含水率预测模型在时间和跨树种预测条件下预测精度下降的问题，提出一种基于增量学习的长短期记忆网络（long short-term memory，LSTM）预测方法。以黑龙江省哈尔滨市东北林业大学实验林场的蒙古栎、胡桃楸和白桦3种典型林分为研究对象，基于2024年秋季高火险期采集20 min间隔的气象与含水率数据构建时序数据集，并从时间和林分类型2个维度对模型外推性能进行验证。结果表明，与传统LSTM模型相比，该方法在时间外推和跨树种预测条件下预测精度分别提高46.54%和47.47%，平均绝对误差（mean absolute error，MAE）分别为3.61%和3.97%。同时，补充设置的随机森林（random forest，RF）基线模型对比结果进一步支持了上述结论。该方法能够提高模型对环境变化的适应能力及跨林分预测能力。

关键词：森林防火；地表细小死可燃物；含水率预测；时空异质性；时间外推；跨树种迁移适配；长短期记忆网络；增量学习
中图分类号：S762.2　　**文献标识码：**AA　　**DOI：**10.7525/j.issn.1006-8023.2026.05.016

An Incremental Learning Approach for Predicting the Moisture Content of Forest Dead Fine Fuel

ZHANG Jiawei, LYU Yanzhu, HAN Zhe, LIU Qiang, LIANG Chen, ZHA Bowen, HUANG Jianping*
(College of Computer and Artificial Intelligence, Northeast Forestry University, Harbin 150040, China)

Abstract: To address the decline in predictive accuracy of existing fuel moisture content models under temporal and cross-species prediction scenarios, an incremental learning-based long short-term memory (LSTM) model is proposed. Taking three typical forest stands—*Quercus mongolica*, *Juglans mandshurica*, and *Betula platyphylla*—at the experimental forest of Northeast Forestry University in Harbin, Heilongjiang Province as study objects, a time-series dataset was constructed using meteorological and moisture content data collected at 20-minute intervals during the high fire-risk period in autumn 2024. The extrapolation performance of the model was evaluated from both temporal and stand-type perspectives. The results showed that, compared with the conventional LSTM model, the proposed method improved prediction accuracy by 46.54% and 47.47% under time extrapolation and cross-species prediction scenarios, respectively, with mean absolute errors (MAE) of 3.61% and 3.97%. In addition, comparisons with a supplementary random forest (RF) baseline model further supported the effectiveness of the proposed approach. The method demonstrates improved adaptability to environmental changes and enhanced predictive capability across different forest stands.

Keywords: Forest fire prevention; surface fine dead fuel; moisture content prediction; spatiotemporal heterogeneity; time extrapolation; cross-species adaptation; long short-term memory; incremental learning

0　引言

森林地表可燃物含水率(fuel moisture content, FMC)是影响火灾发生概率、蔓延速率及能量释放的重要指标，是森林火险等级评估的关键参数[1-2]。其中，地表细小死可燃物是引发森林火灾的主要可燃物类型[3-5]。

收稿日期：2026-05-06
基金项目：中央财政林业科技推广示范项目(黑〔2023〕TG25号)。
第一作者简介：张佳薇，博士，教授，博士生导师。研究方向为林业物联网和智能检测。E-mail：zjw@nefu.edu.cn
***通信作者：**黄建平，博士，副教授，博士生导师。研究方向为光电检测、视觉检测。E-mail：jphuang@nefu.edu.cn
引文格式：张佳薇，吕岩竹，韩哲，等. 基于增量学习的森林地表细小死可燃物含水率预测方法[J]. 森林工程，2026，42(5)：1056-1067.
Zhang Jiawei, Lyu Yanzhu, Han Zhe, et al. An Incremental learning approach for predicting the moisture content of forest dead fine fuel[J]. Forest Engineering, 2026, 42(5): 1056-1067.

近年来,含水率预测方法由传统气象回归逐步发展为基于机器学习的方法,以气象因子为输入构建预测模型[6-7]。随机森林、支持向量机等方法较传统回归模型具有更高预测精度[8-9]。在此基础上,神经网络因能处理非线性关系,在含水率预测中表现更优。其中,长短期记忆网络(long short-term memory,LSTM)在时间序列建模方面具有明显优势,多项研究表明其预测效果优于传统方法[10-12]。

然而,实际森林火险预报需面向不同区域、季节及林分条件,要求模型在数据分布变化时仍具稳定预测性能[13]。但目前基于机器学习的含水率预测多采用离线建模方式,当气象条件或树种变化时,预测精度往往显著下降[14]。若针对新数据重新建模,则需大量样本和计算成本,难以满足实际需求[15]。

现有研究中,针对含水率预测模型外推能力的研究较少。部分研究虽建立了预测模型,但其外推性与普适性尚未得到验证[2]。同时,由于不同森林类型、地形及气候条件对含水率影响存在差异,通常需分别建模,增加了数据采集与建模成本[16]。此外,森林地表死可燃物含水率在不同林分结构下呈现明显时空差异,相关研究仍相对不足[13]。已有研究表明,传统回归方法在不同区域的外推精度较低,难以满足实际火险预测需求[17-18]。

为解决传统离线模型在时空及树种变化条件下外推性能不足的问题,本研究提出一种基于在线增量学习的森林地表细小死可燃物含水率预测方法。以黑龙江省哈尔滨市东北林业大学实验林场的蒙古栎(*Quercus mongolica*)、胡桃楸(*Juglans mandshurica*)和白桦(*Betula platyphylla*)3种典型林分为研究对象,采集秋季防火期含水率及气象数据,构建并验证预测模型。希望该方法在保证预测精度的同时,能有效提升模型在外推条件下的预测能力,为森林火险精准预报提供技术支持。

1　材料和方法

1.1　数据采集与处理

本研究于2024年10月1日至11月10日(黑龙江省秋季森林高火险期)开展数据采集,见图1。以蒙古栎、胡桃楸和白桦3种林分地表凋落物为研究对象,采用由单片机、拉力传感器及气象传感器组成的自动检测装置对样品进行连续监测,通过拉力传感器获取样品湿质量,并同步采集温度、湿度和气压等气象数据,采样间隔为20 min。本研究采用由拉力传感器和HX711称重芯片组成的自动监测装置,通过样品质量变化间接计算细小死可燃物含水率。其中,拉力传感器综合误差为±0.05%,能够满足野外连续监测需求。在试验前,采用标准砝码加载方式对传感器输出信号与实际质量之间的对应关系进行标定,并据此修正采集程序中的质量转换系数,以降低系统误差、保证测量精度。



图1　林内采集试验现场

Fig. 1　Photograph of the field sampling site in the forest

采集的蒙古栎、胡桃楸和白桦凋落物样品采用电热鼓风干燥箱在105 ℃条件下烘干24 h至恒质量,测得样品干质量,计算地表可燃物含水率。通过样品湿质量(m_w)与干质量(m_d)计算相对含水率(M),其公式为

$$M = \frac{m_w - m_d}{m_d} \times 100\%。\tag{1}$$

在数据预处理阶段,依照时间序列确保各数据点的时间和测量值的匹配准确无误。随后通过时间序列图和箱型图等可视化方法初步检验数据集质量,识别出局部显著偏离整体趋势的极端异常值,通过均值替换的局部平滑方法,在保证时间序列完整性的前提下,有效降低了数据中的噪声与突变效应,同时保持了整体趋势的连续性,完整数据见图2。

研究期间气温变化范围为 -8.0~25.9 ℃,湿度变化范围为29.0%~99.9%,平均湿度为72.95%,气压变化较小,平均值为1 006 hPa。东北林业大学实验林场在10月和11月地表凋落物处于易燃状态,为森林火灾高发期,符合本研究的研究背景。

1.2　模型

1.2.1　LSTM模型

长短期记忆网络(LSTM)是一种适用于时间序列数据建模的循环神经网络,能够通过记忆单元和门控机制学习序列中的长期依赖关系,在地表可燃物含水率的预测中具有较好的应用效果[19-20]。因此,本研究选取LSTM作为基础模型开展含水率预测。

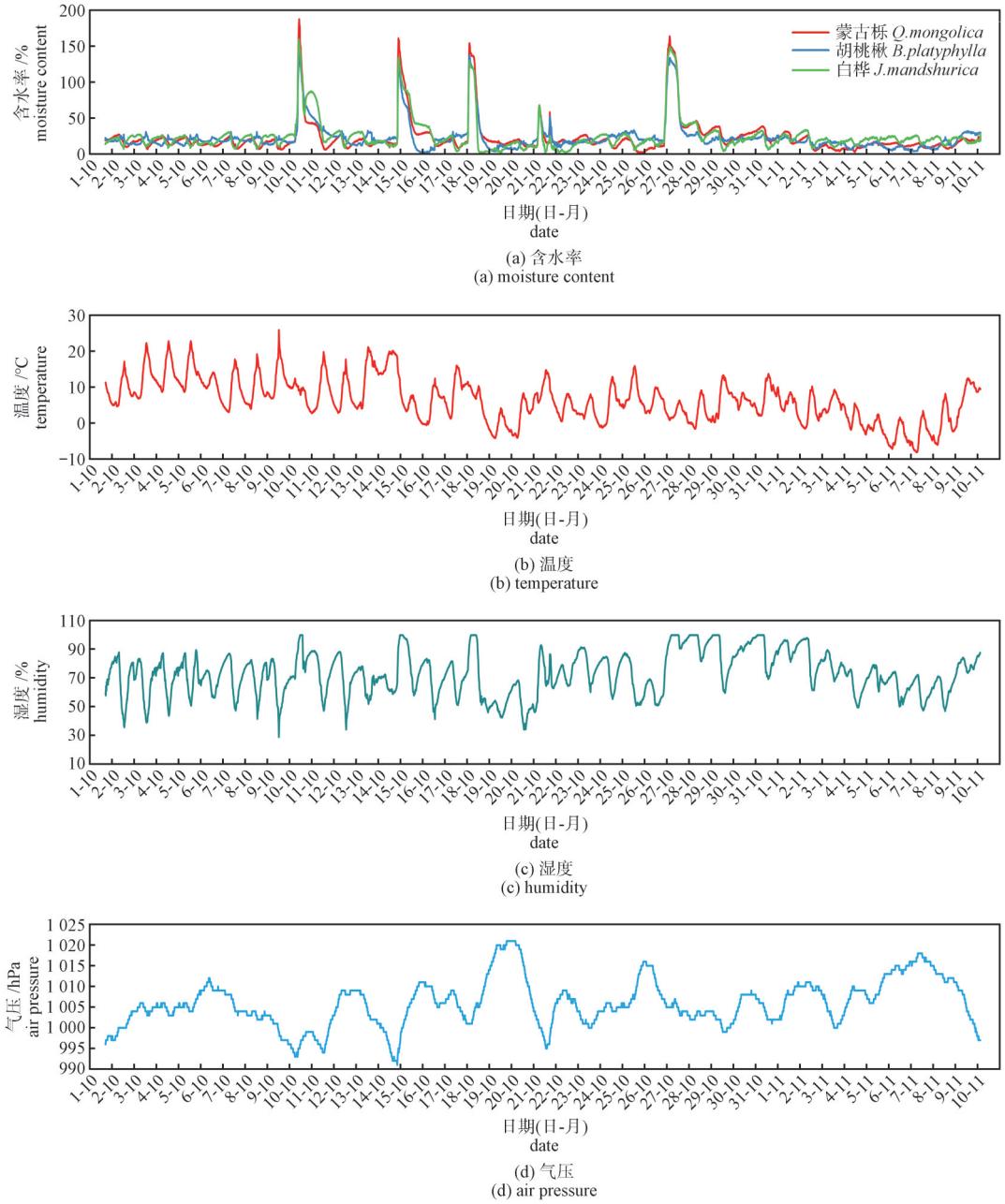


图 2 含水率与气象数据采集结果

Fig. 2 Moisture content and meteorological data collection results

传统 LSTM 多采用离线学习方式，将全部数据一次性输入模型进行批量训练，见图 3。该方法在数据量较大时训练效率较低，且难以适应数据分布随时间变化的情况。当新数据不断产生时，模型无法及时更新参数，从而影响其预测性能与适应能力。

1.2.2 在线增量学习

气象数据具有连续时间序列特征，针对传统批量学习方法难以适应数据分布变化的问题，本研究引入在线增量学习方法，实现模型参数的动态更新[21-22]。

在线增量模型见图 4，其中，$\boldsymbol{x}_{t+1}, \boldsymbol{x}_{t+2}, \cdots, \boldsymbol{x}_n$ 为气象数据流，$\boldsymbol{y}_{t+1}, \boldsymbol{y}_{t+2}, \cdots, \boldsymbol{y}_n$ 为对应的含水率预测值，t 为时间。模型的预测函数可表示为

$$\boldsymbol{y}_t = f_{\boldsymbol{\theta}_t}(\boldsymbol{x}_t)。 \tag{2}$$

在增量训练过程中，数据以流式形式输入模型，参数随数据更新逐步优化，其更新过程表示为

$$\boldsymbol{\theta}_{t+1} = \boldsymbol{\theta}_t - \eta \nabla L(\boldsymbol{\theta}_t;\ \boldsymbol{x}_t, \boldsymbol{y}_t)。 \tag{3}$$

式中：$\boldsymbol{x}_t$ 为气象特征向量；$\boldsymbol{y}_t$ 为预测值；$\boldsymbol{\theta}_t$ 为模型参数；η 为学习率；$L(\cdot)$ 为损失函数。

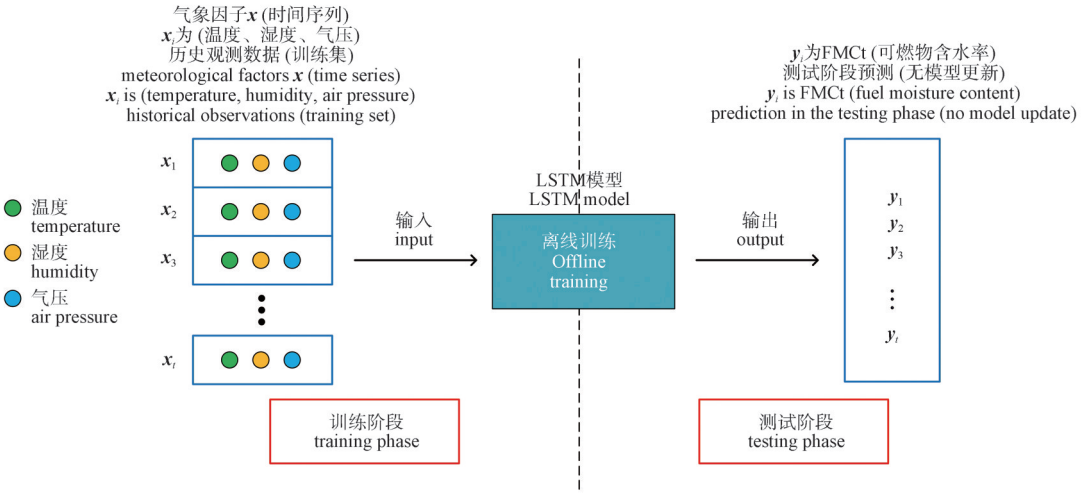


图 3　离线学习过程

Fig. 3　Offline learning process schematic

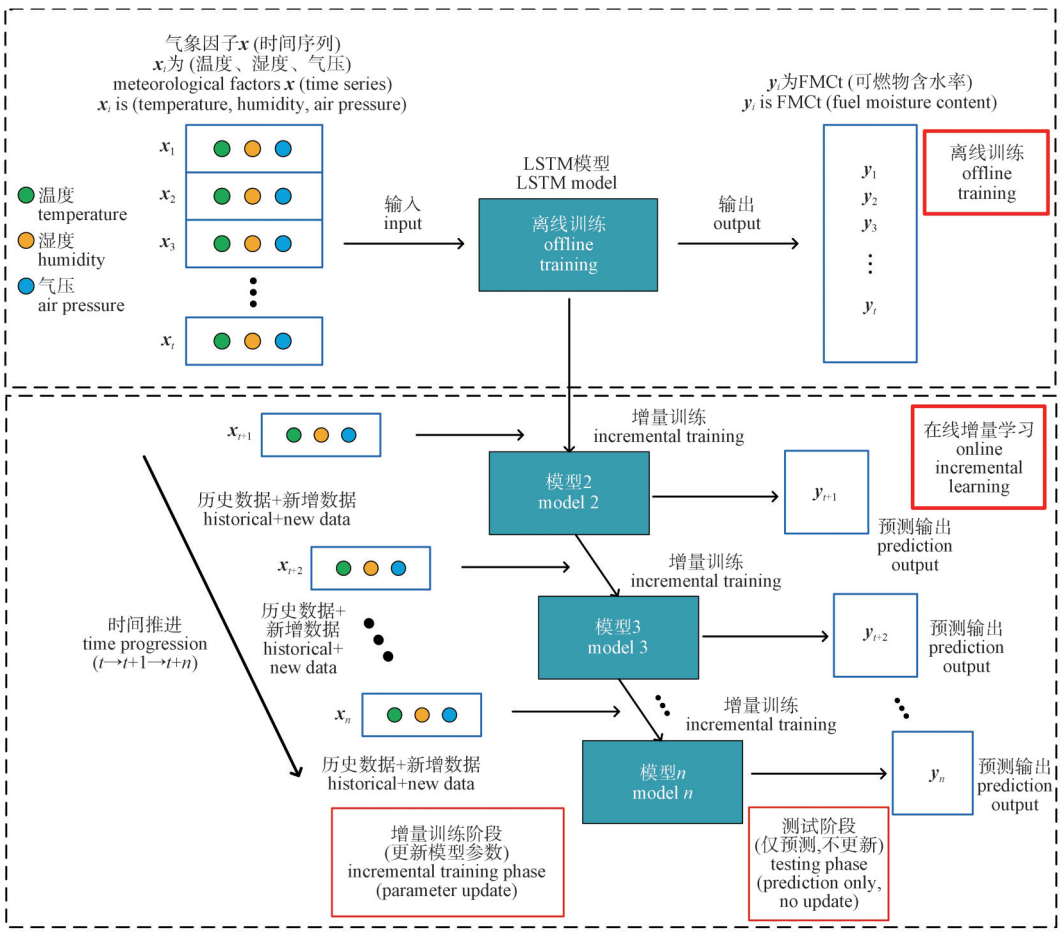


图 4　在线增量学习过程

Fig. 4　Online incremental learning process schematic

本研究在线增量学习采用逐批次更新方式,而非逐样本更新。在离线训练模型基础上,将新到达的增量数据按时间顺序以小批次形式输入模型进行参数更新。增量更新过程中保留预训练模型参数,不重新随机初始化;同时保留历史样本训练得到的模型知识,新增数据仅用于对原模型参数进行连续优化。模型参数

更新仅在增量训练集上进行，测试阶段仅用于前向预测与性能评估，未使用测试样本参与参数更新。

1.3 试验设置

为比较在线增量学习与传统离线模型在含水率预测中的性能差异，以LSTM离线模型为基线，通过引入在线增量学习机制改进模型，并设计时间外推和跨树种预测两类试验。

1)时间外推试验。选取11月2日至11月9日的数据作为增量数据集，共约500个数据样本，按时间顺序划分为60%训练集和40%测试集。

2)跨树种迁移适配试验。选取10月份不同树种数据作为增量数据集，其中10月22日至10月26日为训练集，10月28日至10月31日为测试集，训练集与测试集共约500个数据样本，训练集与测试集比例为6∶4。

在林内自动采集数据的过程中，受降雨影响，部分时段数据存在干扰。在无降雨条件下，细小死可燃物含水率主要受温度和相对湿度等环境因子控制，并趋于平衡含水率。已有研究表明，死可燃物含水率在常规条件下通常处于较低范围，多低于30%[23]。据此，本研究将35%作为识别降雨干扰样本的保守阈值，在LSTM模型中，将含水率超过35%的样本数据权重设为0.01，其余样本权重为1，并通过加权均方误差(mean squared error，MSE)损失函数降低降雨干扰样本对参数更新的影响[24]。在随机森林(random forest，RF)模型训练中，将含水率超过35%的训练样本视为降雨干扰数据并剔除，以减弱异常高湿样本对模型拟合的影响。

建立RF基线模型并进行外推试验，作为LSTM增量模型的补充对比。在RF模型中，以温度、湿度和气压为输入变量，以细小死可燃物含水率为输出变量，采用10月份数据进行训练，并按时间顺序划分为训练集和测试集(训练集占约90%)。模型采用随机森林回归器，基于网格搜索确定关键参数范围，决策树数量为100~300，最大深度为8~20层，最小样本分裂数为2~10个，最小叶节点样本数为1~5个。训练过程使用全部训练窗口样本(剔除干扰样本后)，并通过时间顺序生成输入序列以保证外推测试的真实性。

在LSTM离线模型中，以温度、湿度和气压为输入变量，以含水率为输出变量，采用10月份数据进行训练，并按时间顺序划分为90%训练集和10%测试集。模型采用两层LSTM结构，引入Dropout和早停机制以防止过拟合，采用Adam优化器进行参数更新。通过随机搜索确定模型参数范围：窗口大小24~72，隐藏层单元数为90~120个(第1层)和59~95个(第2层)，Dropout为0.33~0.53，学习率为0.000 45~0.004 89，训练轮次为12~28次，批次大小为16~64个。

在线增量学习模型在离线LSTM预训练模型的基础上进行参数更新。对增量训练数据采用滑动时间窗构造输入序列，窗口大小与对应的基线LSTM窗口大小保持一致，增量训练更新阶段序列步长设为6，按时间顺序分批输入模型进行参数更新，批次间不打乱顺序。测试阶段采用步长为1的滑动窗口生成测试序列，以获得连续预测结果。模型参数通过随机搜索确定，其范围为学习率9×10^{-6}~7×10^{-4}，训练轮次为3~5次，批次为5~18个。模型更新过程中保留离线训练所得参数，不再回放原始训练样本，新增数据用于在历史模型基础上进行连续优化。

1.4 评价指标

为评估模型预测精度，选取平均绝对误差(mean absolute error，MAE，式中记为M_{AE})和均方根误差(root mean square error，RMSE，式中记为R_{MSE})作为评价指标，其计算公式分别为

$$M_{AE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|M_i-\hat{M}_i\right|。\tag{4}$$

$$R_{MSE}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(M_i-\hat{M}_i\right)^2}。\tag{5}$$

式中：M_i为真实值；$\hat{M}_i$为预测值；n为样本数。

MAE反映预测值与真实值之间的平均偏差，RMSE对较大误差更为敏感。MAE和RMSE值越小，说明模型预测精度越高。

在LSTM增量外推试验中，进行5次重复试验，对结果取均值与标准差。评价指标表格中的增量提升定义为：离线外推误差与增量外推误差之差，表格中的计算数据使用增量外推结果的均值来计算。

2 结果与分析

2.1 时间外推试验结果

LSTM离线模型在训练数据上具有较好的拟合能力，MAE为2.12%~2.88%，RMSE为2.81%~3.57%。在时间外推条件下，其预测精度明显下降，MAE增大至5.73%~8.73%，RMSE增大至6.18%~9.37%，表明离线LSTM模型外推能力较弱。为进一步验证所提方法的有效性，本研究补充RF模型作为基线对比。结果表明，RF模型在时间外推条件下的MAE为3.67%~6.83%，RMSE为4.93%~7.19%。

引入在线增量学习后，模型预测精度进一步提升，MAE降至(3.06%±0.43%)~(4.25%±0.49%)，RMSE

为(3. 49%±0. 46%)~(4. 77%±0. 42%);其平均 MAE 和 RMSE 分别为3. 61%和4. 13%,较 LSTM 离线外推结果分别降低46. 54%和44. 21%。说明增量学习方法在时间外推条件下具有更优的预测性能和较好的稳定性。不同模型的预测结果见图 5—图 7,评价指标见表 1 和表2。

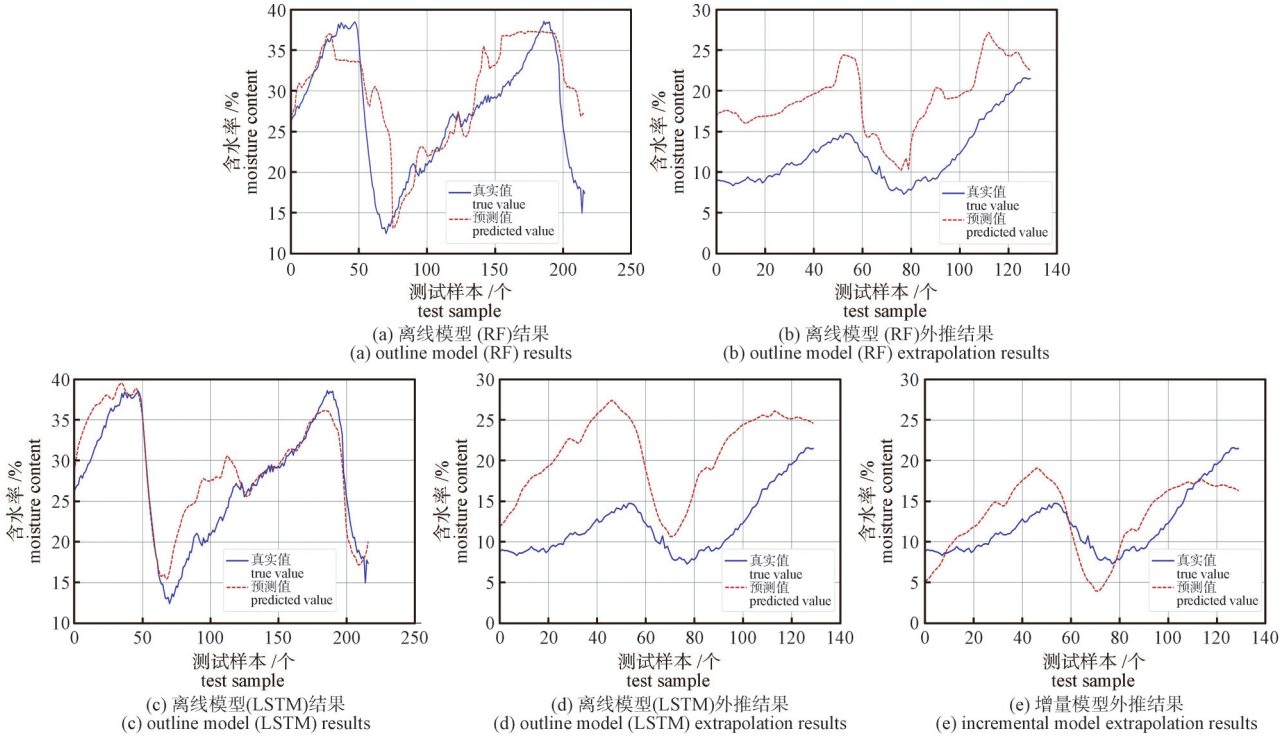


图5　蒙古栎时间外推结果对比

Fig. 5　Comparison of time extrapolation results of *Q. mongolica*

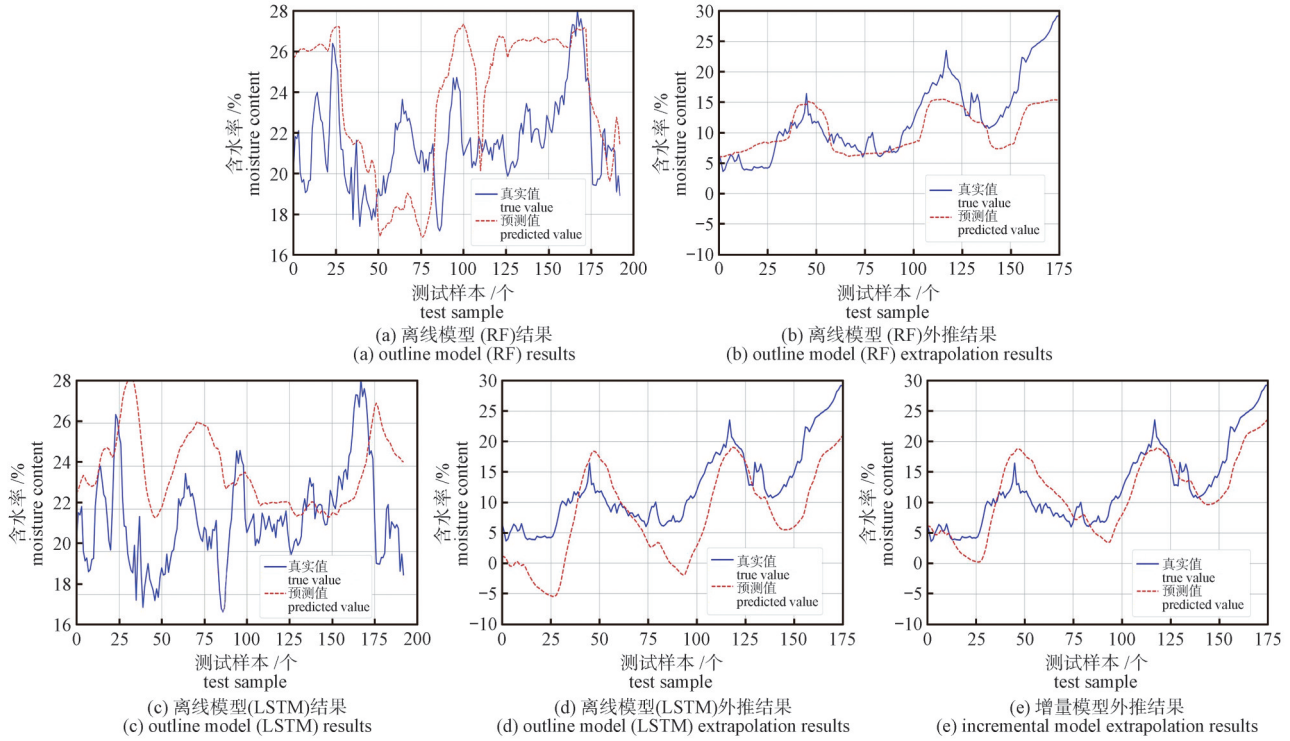


图6　胡桃楸时间外推结果对比

Fig. 6　Comparison of time extrapolation results of *J. mandshurica*

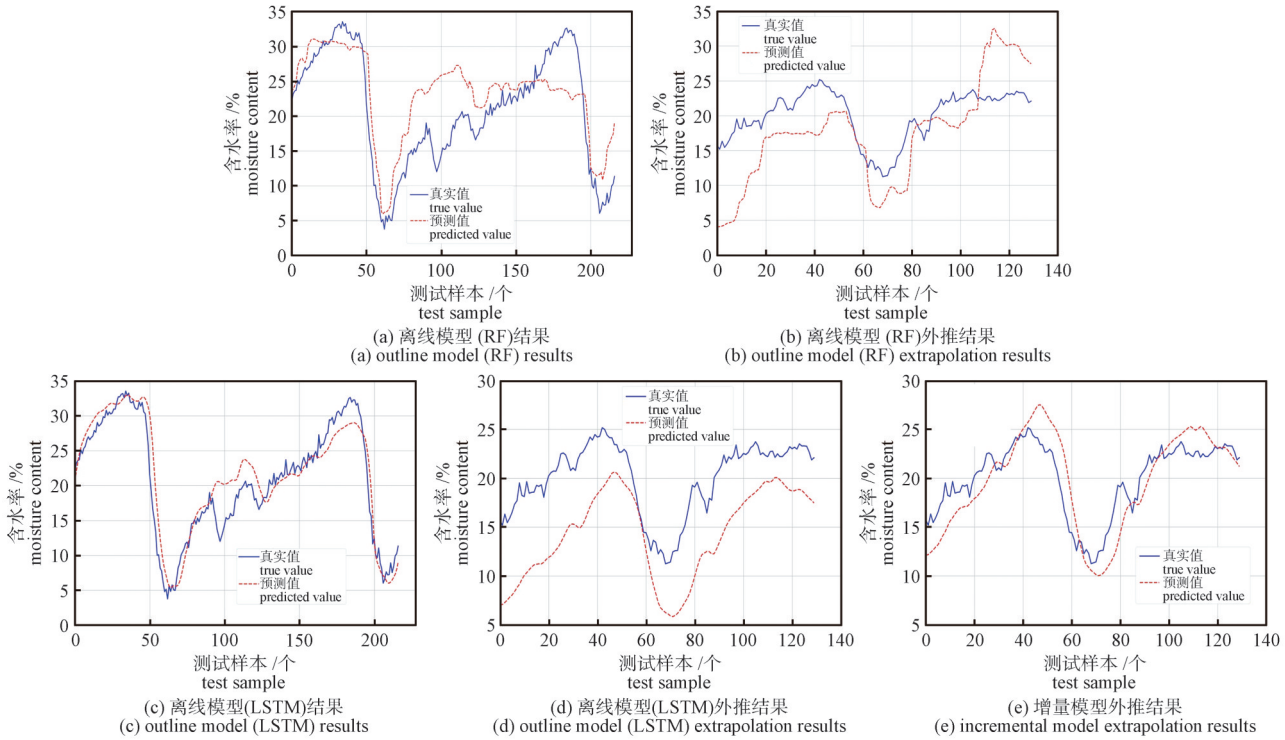


图7 白桦时间外推结果对比

Fig. 7 Comparison of time extrapolation results of *B. platyphylla*

表1 时间外推试验LSTM模型评价指标

Tab. 1 Evaluation metrics of the LSTM model in the time extrapolation experiment

树种类别 tree species	评价指标 evaluation metric	离线模型/% offline model	离线模型外推/% offline model extrapolation	增量提升/% incremental improvement	增量模型外推/% incremental model extrapolation	提升幅度/% improvement
蒙古栎 *Q. mongolica*	MAE	2.54	8.73	5.67	3.06 ± 0.43	64.95
	RMSE	3.45	9.37	5.88	3.49 ± 0.46	62.75
胡桃楸 *J. mandshurica*	MAE	2.88	5.78	2.27	3.51 ± 0.25	39.27
	RMSE	3.57	6.64	2.52	4.12 ± 0.26	37.95
白桦 *B. platyphylla*	MAE	2.12	5.73	1.48	4.25 ± 0.49	25.83
	RMSE	2.81	6.18	1.41	4.77 ± 0.42	22.82
均值 Mean	MAE	2.51	6.75	3.14	3.61	46.54
	RMSE	3.28	7.40	3.27	4.13	44.21

注:增量提升=离线外推误差-增量外推误差;提升幅度基于增量外推结果均值计算。

Note: Incremental improvement=offline extrapolation error − incremental extrapolation error; improvement rate was calculated based on the mean value of the incremental extrapolation results.

2.2 跨树种预测试验结果

在跨树种预测条件下,离线模型预测精度明显下降,MAE增大至5.00%~9.71%,RMSE增加至5.81%~10.18%,且下降幅度大于时间外推试验结果,表明离线模型在跨树种条件下适应能力较弱。为进一步验证所提方法的有效性,本研究补充了RF模型作为基线对比。结果表明,RF模型在跨树种预测条件下的MAE为5.00%~9.67%,RMSE为6.28%~11.80%。

引入在线增量学习后,模型预测精度显著提高,MAE降至(3.25%±0.43%)~(5.06%±0.08%),RMSE为(3.81%±0.36%)~(5.98%±0.10%);其平均MAE和RMSE分别为3.97%和4.76%,较LSTM离线外推结果分别降低47.47%和45.12%。说明增量学习方法在跨树种迁移适配任务中具有更优的预测性能和较好的稳定性。不同模型的预测结果见图8—图13,评价指标见表3和表4。

表 2　3 种不同模型的时间外推预测结果

Tab. 2　Prediction results of three models for time extrapolation

树种类别 tree species	评价指标 evaluation metric	RF 离线模型/% RF offline model	RF 离线外推/% RF offline extrapolation	LSTM 离线外推/% LSTM offline extrapolation	增量模型外推/% incremental model extrapolation
蒙古栎 *Q. mongolica*	MAE	3.77	6.83	8.73	3.06 ± 0.43
	RMSE	5.26	7.19	9.37	3.49 ± 0.46
胡桃楸 *J. mandshurica*	MAE	3.34	3.67	5.78	3.51 ± 0.25
	RMSE	3.77	4.93	6.64	4.12 ± 0.26
白桦 *B. platyphylla*	MAE	4.24	5.10	5.73	4.25 ± 0.49
	RMSE	5.24	5.99	6.18	4.77 ± 0.42
均值 Mean	MAE	3.78	5.20	6.75	3.61
	RMSE	4.76	6.04	7.40	4.13

表 3　跨树种迁移适配试验 LSTM 模型评价指标

Tab. 3　Evaluation metrics of the LSTM model for cross-species adaptation

树种类别 tree species	外推树种 extrapolated tree species	评价指标 metric	离线模型/% offline model	离线外推/% offline extrapolation	增量提升/% incremental improvement	增量外推/% incremental extrapolation	提升幅度/% improvement
蒙古栎 *Q. mongolica*	胡桃楸	MAE	2.54	8.71	5.46	3.25 ± 0.43	62.69
		RMSE	3.45	10.18	6.37	3.81 ± 0.36	62.57
	白桦	MAE	2.54	9.71	4.65	5.06 ± 0.08	47.89
		RMSE	3.45	10.08	4.10	5.98 ± 0.10	40.67
胡桃楸 *J. mandshurica*	蒙古栎	MAE	2.88	7.89	3.85	4.04 ± 1.34	48.80
		RMSE	3.57	8.88	4.15	4.73 ± 1.36	46.73
	白桦	MAE	2.88	8.28	3.69	4.59 ± 0.20	44.57
		RMSE	3.57	9.88	4.24	5.64 ± 0.29	42.91
白桦 *B. platyphylla*	蒙古栎	MAE	2.12	5.00	1.42	3.58 ± 0.73	28.40
		RMSE	2.81	5.81	1.43	4.38 ± 0.66	24.61
	胡桃楸	MAE	2.12	5.79	2.47	3.32 ± 0.43	42.66
		RMSE	2.81	7.19	3.18	4.01 ± 0.39	44.23
均值 Mean		MAE	2.51	7.56	3.59	3.97	47.47
		RMSE	3.28	8.67	3.91	4.76	45.12

注:增量提升=离线外推误差−增量外推误差;提升幅度基于增量外推结果均值计算。

Note: Incremental improvement=offline extrapolation error−incremental extrapolation error; improvement rate was calculated based on the mean value of the incremental extrapolation results.

2.3　在线增量学习效果分析

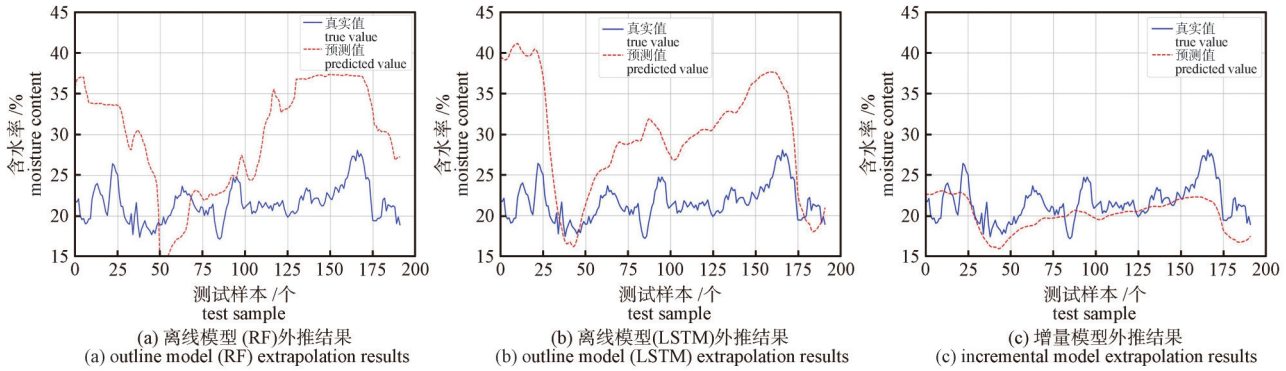
试验结果表明,在时间变化和跨树种迁移适配 2 种情形下,增量学习 LSTM 模型的预测精度整体优于传统离线 LSTM 模型;在引入 RF 模型作为基线后,增量 LSTM 模型仍表现出较好的预测性能。这表明,当气象条件或树种类型发生变化、数据分布产生偏移时,仅依赖固定训练样本建立的离线模型难以保持较好的适应性,而通过引入新增数据进行参数更新,有助于提高模型对新环境条件的响应能力。

在时间外推试验中,训练阶段与预测阶段之间存在明显的时间分布差异,气温、湿度等气象因子变化会进一步影响可燃物含水率与环境因子之间的对应关

表 4 3 种不同模型的跨树种迁移适配预测结果

Tab. 4 Prediction results of three models for cross-species adaptation

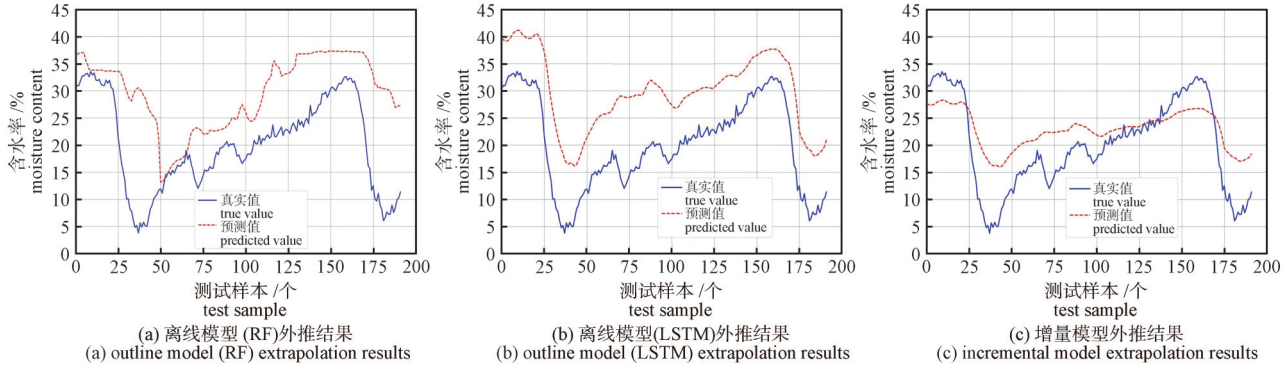
树种类别 tree species	外推树种 extrapolated tree species	评价指标 metric	RF 离线外推/% RF offline extrapolation	LSTM 离线外推/% LSTM offline extrapolation	增量外推/% incremental extrapolation
蒙古栎 *Q. mongolica*	胡桃楸	MAE	9.11	8.71	3.25 ± 0.43
		RMSE	10.20	10.18	3.81 ± 0.36
	白桦	MAE	9.67	9.71	5.06 ± 0.08
		RMSE	11.80	10.08	5.98 ± 0.10
胡桃楸 *J. mandshurica*	蒙古栎	MAE	5.00	7.89	4.04 ± 1.34
		RMSE	6.28	8.88	4.73 ± 1.36
	白桦	MAE	5.98	8.28	4.59 ± 0.20
		RMSE	7.31	9.88	5.64 ± 0.29
白桦 *B. platyphylla*	蒙古栎	MAE	6.44	5.00	3.58 ± 0.73
		RMSE	7.47	5.81	4.38 ± 0.66
	胡桃楸	MAE	5.09	5.79	3.32 ± 0.43
		RMSE	6.43	7.19	4.01 ± 0.39
均值 Mean		MAE	6.88	7.56	3.97
		RMSE	8.25	8.67	4.76



(a) 离线模型 (RF)外推结果 (a) outline model (RF) extrapolation results
(b) 离线模型(LSTM)外推结果 (b) outline model (LSTM) extrapolation results
(c) 增量模型外推结果 (c) incremental model extrapolation results

图 8 蒙古栎外推胡桃楸结果对比

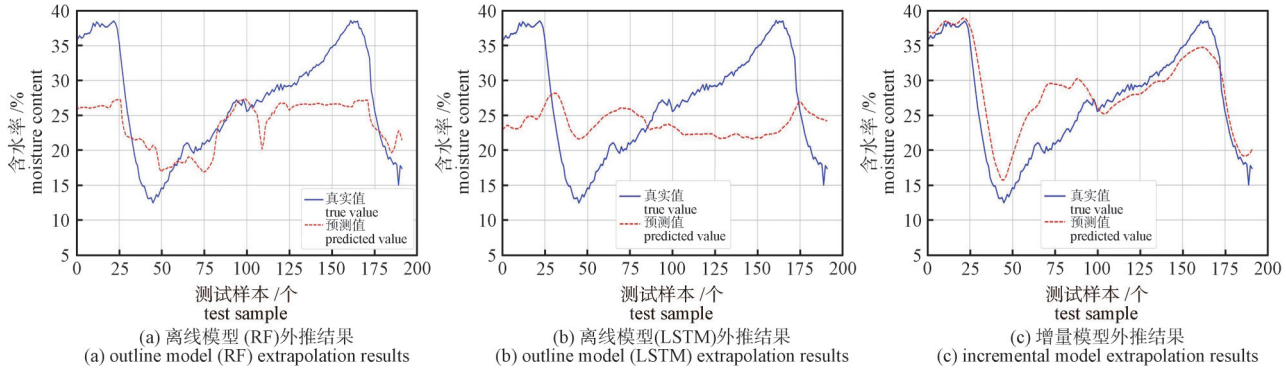
Fig. 8 Comparison of the extrapolation results of *J. mandshurica* based on *Q. mongolica*



(a) 离线模型 (RF)外推结果 (a) outline model (RF) extrapolation results
(b) 离线模型(LSTM)外推结果 (b) outline model (LSTM) extrapolation results
(c) 增量模型外推结果 (c) incremental model extrapolation results

图 9 蒙古栎外推白桦结果对比

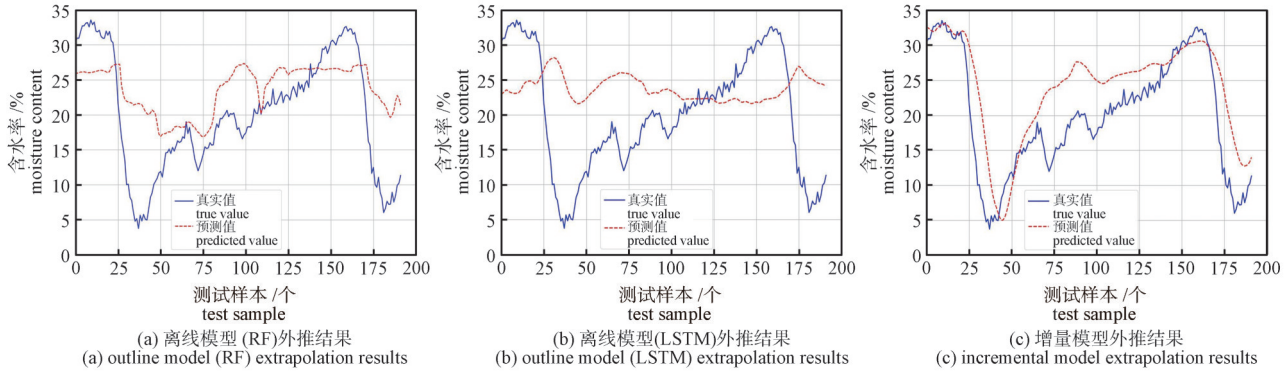
Fig. 9 Comparison of the extrapolation results of *B. platyphylla* based on *Q. mongolica*



(a) 离线模型 (RF)外推结果 (a) outline model (RF) extrapolation results　(b) 离线模型(LSTM)外推结果 (b) outline model (LSTM) extrapolation results　(c) 增量模型外推结果 (c) incremental model extrapolation results

图 10　胡桃楸外推蒙古栎结果对比

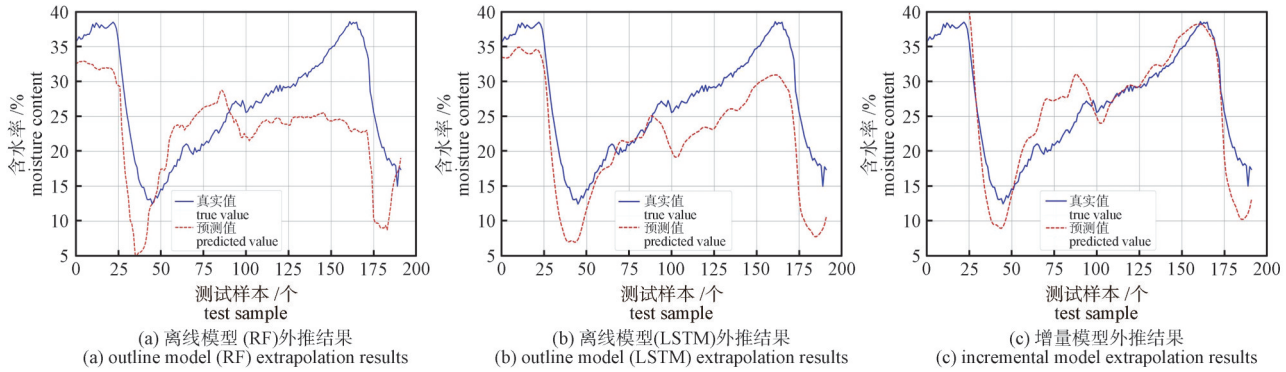
Fig. 10 Comparison of the extrapolation results of *Q. mongolica* based on *J. mandshurica*



(a) 离线模型 (RF)外推结果 (a) outline model (RF) extrapolation results　(b) 离线模型(LSTM)外推结果 (b) outline model (LSTM) extrapolation results　(c) 增量模型外推结果 (c) incremental model extrapolation results

图 11　胡桃楸外推白桦结果对比

Fig. 11 Comparison of the extrapolation results of *B. platyphylla* based on *J. mandshurica*



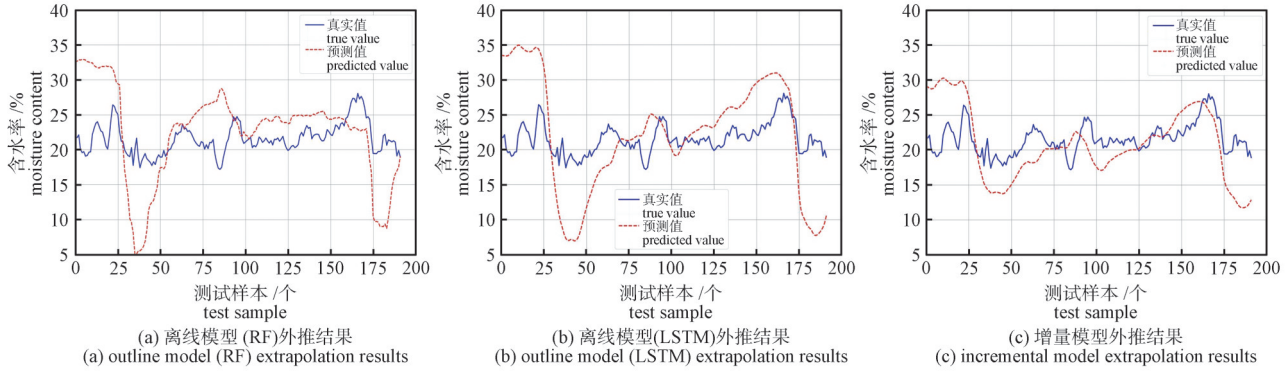
(a) 离线模型 (RF)外推结果 (a) outline model (RF) extrapolation results　(b) 离线模型(LSTM)外推结果 (b) outline model (LSTM) extrapolation results　(c) 增量模型外推结果 (c) incremental model extrapolation results

图 12　白桦外推蒙古栎结果对比

Fig. 12 Comparison of the extrapolation results of *Q. mongolica* based on *B. platyphylla*

系,因此离线LSTM模型在新时段上的预测误差明显增大。相比之下,增量学习模型能够利用测试时段之前的新增数据对参数进行持续更新,从而在一定程度上缓解时间分布漂移带来的影响,提高模型在后续时段中的预测精度。结合RF模型结果可以看出,传统机器学习方法在一定程度上也能够反映含水率变化趋势,但在动态适应新时段数据方面仍不及增量LSTM模型。

在跨树种迁移适配试验中,不同树种凋落物在结构特征、水分交换过程及其对气象因子的响应方式上存在差异,导致同一组气象输入在不同树种条件下对应的含水率变化规律并不完全一致。因此,基于单一树种样本训练的离线LSTM模型在迁移到其他树种时误差明显增大,而增量学习通过引入目标树种的部分新数据进行参数调整,提高了模型对目标树种特征的适应能力。蒙古栎迁移适配至胡桃楸、胡桃楸迁移适配至蒙古栎等组合的提升幅度相对较大,而蒙古栎迁移适配至白桦、胡桃楸迁移适配至白桦等组合在增量



(a) 离线模型 (RF)外推结果 (a) outline model (RF) extrapolation results
(b) 离线模型(LSTM)外推结果 (b) outline model (LSTM) extrapolation results
(c) 增量模型外推结果 (c) incremental model extrapolation results

图13 白桦外推胡桃楸结果对比

Fig. 13 Comparison of the extrapolation results of *J. mandshurica* based on *B. platyphylla*

学习后误差仍相对较高,说明不同树种之间的迁移适配效果存在差异。从不同树种组合的结果来看,模型提升幅度仍存在差异,说明跨树种迁移适配效果仍受到树种间差异的影响,这也表明目标树种的结构特征及其与气象因子的耦合关系会影响模型适配效果。由于本研究未进一步开展机理层面的定量分析,相关原因仍需在后续研究中结合更多树种和环境变量进一步验证。

总体来看,增量学习策略能够在不重新训练全量历史数据的条件下实现模型参数更新,在保持较好预测精度的同时提高模型对数据分布变化的适应能力,具有一定应用潜力。

3 结论

本研究针对传统离线模型在时间变化和树种变化条件下预测精度下降的问题,提出了一种基于在线增量学习的森林地表细小死可燃物含水率LSTM预测方法,并基于哈尔滨地区东北林业大学实验林场3种典型林分开展了时间外推和跨树种迁移适配试验。

结果表明,与传统离线LSTM模型相比,所提方法在两类试验中均取得了更好的预测效果;在引入RF模型作为基线后,增量LSTM模型仍表现出较好的预测精度,说明通过持续引入新增数据进行参数更新,能够在一定程度上提高模型对数据分布变化的适应能力。在LSTM模型的时间外推和跨树种迁移适配试验中,模型预测精度分别提高46.54%和47.47%。研究结果表明,增量学习策略在森林地表细小死可燃物含水率动态预测中具有一定应用潜力。

需要指出的是,本研究数据仅覆盖黑龙江省哈尔滨市2024年秋季高火险期的3种典型林分,研究区域、季节和树种范围较为有限,因此本研究结论主要适用于相近条件下的森林地表细小死可燃物含水率预测。未来仍需在更大空间范围、不同季节及复杂气象条件下进一步验证模型性能,并结合更多树种类型和环境因子,进一步完善模型的适用性分析与泛化能力评估。

参 考 文 献

[1] Yang X G, Yu Y, Hu H Q, et al. Moisture content estimation of forest litter based on remote sensing data[J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2018, 190: 1-10.

[2] 胡海清, 陆昕, 孙龙, 等. 大兴安岭典型林分地表死可燃物含水率动态变化及预测模型[J]. 应用生态学报, 2016, 27(7): 2212-2224.
Hu Haiqing, Lu Xin, Sun Long, et al. Dynamics and prediction models of ground surface dead fuel moisture content for typical stands in Great Xing'an Mountains, Northeast China [J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2016, 27(7): 2212-2224.

[3] Slijepcevic A, Anderson W R, Matthews S, et al. An analysis of the effect of aspect and vegetation type on fine fuel moisture content in eucalypt forest [J]. International Journal of Wildland Fire, 2018, 27(3): 190-202.

[4] Pausas J G, Keeley J E. A burning story: The role of fire in the history of life [J]. BioScience, 2009, 59 (7): 593-601.

[5] 宋雨, 胡海清, 孙龙, 等. 大兴安岭不同坡位地表可燃物含水率的动态变化与建模[J]. 森林工程, 2017, 33(5): 1-7.
Song Yu, Hu Haiqing, Sun Long, et al. Dynamic change and modeling of moisture content of surface fuel in different slope positions of Daxing'anling[J]. Forest Engineering, 2017, 33(5): 1-7.

[6] Wu X, Zhang G, Yang Z G, et al. Machine learning for predicting forest fire occurrence in Changsha: An innovative investigation into the introduction of a forest fuel factor [J]. Remote Sensing, 2023, 15(17): 4208.

[7] Shmuel A, Ziv Y, Heifetz E. Machine-learning-based evaluation of the time-lagged effect of meteorological factors on 10-hour dead fuel moisture content [J]. Forest Ecology and Management, 2022, 505: 119897.

[8] 李保中, 刘鑫源, 于淙, 等. 哈尔滨城市林业示范基地5种典型人工林地表死可燃物含水率的预测[J]. 东北林业大学学报, 2022, 50(11): 65-71.
Li Baozhong, Liu Xinyuan, Yu Cong, et al. Prediction on moisture content of surface dead fuels in five typical artificial forests in Harbin Urban Forestry Demonstration Base [J]. Journal of Northeast Forestry University, 2022, 50(11): 65-71.

[9] Hou X, Wu Z W, Zhu S H, et al. Comparative analysis of machine learning-based predictive models for fine dead fuel moisture of subtropical forest in China [J]. Forests, 2024, 15(5): 736.

[10] Omar N, Al-Zebari A, Sengur A. Deep learning approach to predict forest fires using meteorological measurements [C]//2021 International Informatics and Software Engineering Conference (IISEC). IEEE: Ankara, Turkey, 2021: 1-4.

[11] 张佳薇, 张颂, 彭博, 等. 哈尔滨典型林分地表凋落物含水率预测模型[J]. 森林工程, 2023, 39(4): 110-117.
Zhang Jiawei, Zhang Song, Peng Bo, et al. Prediction model of surface litter moisture content in typical forest in Harbin[J]. Forest Engineering, 2023, 39(4): 110-117.

[12] 彭博. 基于气象—光谱数据融合的森林地表细小死可燃物含水率预测方法研究[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2024.
Peng Bo. Study on the prediction method of moisture content of fine dead fuels on forest surface based on meteorological-spectral data fusion [D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2024.

[13] 刘祺. 帽儿山典型林分地表死可燃物含水率测预模型研究[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2021.
Liu Qi. Study on the prediction model of surface dead fuel moisture content of typical forest stands in Maoershan [D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2021.

[14] 毛卫星, 童德海, 张程, 等. 落叶松林地表死可燃物含水率的空间异质性和取样方法[J]. 东北林业大学学报, 2012, 40(5): 29-33.
Mao Weixing, Tong Dehai, Zhang Cheng, et al. Spatial heterogeneity of moisture content of land surface dead fuel in larch stand and effects of sampling methods on moisture estimation [J]. Journal of Northeast Forestry University, 2012, 40(5): 29-33.

[15] 李海洋, 胡海清, 孙龙. 我国森林死可燃物含水率与气象和土壤因子关系模型研究[J]. 森林工程, 2016, 32(3): 1-6.
Li Haiyang, Hu Haiqing, Sun Long. Research on relational models of moisture content of dead forest fuel with meteorological factors and soil factors in China [J]. Forest Engineering, 2016, 32(3): 1-6.

[16] 满子源. 江西南昌森林可燃物含水率动态变化及湿度码适用性研究[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2020.
Man Ziyuan. Study on the fuel moisture code and dynamic of forest fuel moisture content in Nanchang City, Jiangxi Province [D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2020.

[17] Zhang Y L, Tian L L. Dynamic changes in moisture content and applicability analysis of a typical litter prediction model in Yunnan Province[J]. PeerJ, 2021, 9: e12206.

[18] 张佐忠. 森林可燃物含水率预测模型研究[D]. 南京: 南京林业大学, 2024.
Zhang Zuozhong. Research on forest combustibles moisture content prediction models [D]. Nanjing: Nanjing Forestry University, 2024.

[19] Liu S H, Wu Y D, Huang R. Prediction of drilling plug operation parameters based on incremental learning and CNN-LSTM [J]. Geoenergy Science and Engineering, 2024, 234: 212631.

[20] Kang Z Y, Jiao M, Zhou Z J. Fuel moisture content forecasting using long short-term memory (LSTM) model [C]//IGARSS 2022 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE: Kuala Lumpur, Malaysia, 2022: 5672-5675.

[21] Lu J, Shi Y, Ren Z, et al. Research on flight training prediction based on incremental online learning [J]. Applied Intelligence, 2023, 53(21):25662-25677.

[22] Losing V, Hammer B, Wersing H. Incremental on-line learning: A review and comparison of state of the art algorithms[J]. Neurocomputing, 2018, 275: 1261-1274.

[23] NWCG Fire Danger Working Team. Gaining an understanding of the national fire danger rating system[R]. National Interagency Fire Center, NFES 2665, 2002.

[24] You J, Cela A, Natowicz R, et al. Robust time series forecasting with non-heavy-tailed Gaussian loss-weighted sampler[J]. arXiv, 2024: arXiv:2406. 13871.