邓建伟,马 龙,吴佰靖,等.多特征动态加权融合的水漂垃圾轨迹预测模型 [J]. 中国环境科学, 2025,45(11):6250-6261.
Deng J W, Ma L, Wu B J, et al. Multi feature dynamic weighted fusion model for predicting the trajectory of water-floating garbage [J]. China Environmental Science, 2025,45(11):6250-6261.

# 多特征动态加权融合的水漂垃圾轨迹预测模型

邓建伟[1],马 龙[2*],吴佰靖[2],闫光辉[2] (1.甘肃省水利科学研究院,甘肃 兰州 730070；2.兰州交通大学电子与信息工程学院,甘肃 兰州 730000)

**摘要:** 在水漂垃圾轨迹预测过程中,针对多重影响因素导致漂移轨迹不确定性加剧的问题,本文提出一种多特征动态加权融合的水漂垃圾轨迹预测模型.首先,设计了多因素特征动态加权融合层,深入解析各因素间复杂的映射关系;其次,提出了一种双向时空加权注意力网络,对 BiLSTM 提取的特征进行加权融合,获得了更加丰富的漂移轨迹时序特征;最后,为充分整合不同输入因素与轨迹数据信息,提出了可学习非线性输出层,增强了模型的泛化能力和可靠性.鹦鹉嘴水库漂移轨迹数据集上的结果表明,较于基准模型,本文所提方法的 $R^2$ 指标提升了 0.1085,MAE、MAPE 和 MBE 指标减少了 0.0112、3.715 和 0.000624,该方法能够充分融合多因素数据,实现较高精度的水漂垃圾轨迹预测,为水漂垃圾的打捞治理提供了一种较为可靠的模型.

**关键词：** 水漂垃圾；轨迹预测；BiLSTM；注意力机制；特征动态加权
**中图分类号：** X83 **文献标识码：** A **文章编号：** 1000-6923(2025)11-6250-12

**Multi feature dynamic weighted fusion model for predicting the trajectory of water-floating garbage.** DENG Jian-wei[1], MA Long[2*], WU Bai-jing[2], YAN Guang-hui[2] (1.Gansu Provincial Institute of Water Resources, Lanzhou 733070, China；2.School of Electronic and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 733000, China) *China Environmental Science,* 2025,45(11)：6250~6261

**Abstract**：To address the challenge of heightened uncertainty in water-floating garbage trajectory prediction caused by multiple influencing factors, a multi-feature dynamic weighted fusion model for water-floating garbage trajectory prediction was proposed. Firstly, a multi-factor feature dynamic weighted fusion layer was designed to thoroughly analyze the complex mapping relationships among various influencing factors. Secondly, a bidirectional spatial-temporal weighted attention network was introduced to perform weighted fusion of features extracted by BiLSTM, thereby capturing richer temporal-spatial characteristics of drift trajectories. Finally, a learnable nonlinear output layer was proposed to fully integrate information from diverse input factors and trajectory data, significantly enhancing the model's generalization capability and prediction reliability. Experimental results on the Yinggezui Reservoir trajectory dataset show that compared with baseline model, the $R^2$ index of the proposed method has improved by 0.1085, and the MAE, MAPE, and MBE indices have decreased by 0.0112, 3.715, and 0.000624. This method can fully integrate multiple factor data and achieve high-precision prediction of the trajectory of water-floating garbage, providing a reliable model for the salvage and management of water-floating garbage.

**Key words**：water-floating garbage；trajectory prediction；BiLSTM；attention mechanism；feature dynamic weighting

随着科技和人类生产生活的飞速发展,水漂垃圾造成的污染问题受到了社会各界的广泛关注,水漂垃圾不仅污染环境,且堆叠的垃圾会形成堰塞湖,加剧洪水灾害.其次,水漂垃圾未及时清理,分解产生的微塑料渗透至整个生态链,对水生物及人类健康构成严重威胁.因此,研究更加数智化的水漂垃圾监测和治理方法,及时打捞处理水漂垃圾,避免水漂垃圾的过度分解,对水生态保护和水环境安全意义重大[1].

目前,依靠人工定期打捞的监测手段不能实时治理水漂垃圾,其效率低下,加剧了水漂垃圾的分解污染范围.近年来,国家对水环境治理提出了新要求:强调以生态文明建设为引领,充分利用人工智能和数字化等治理手段,推动水环境质量绿色持续发展,确保水资源得到有效保护和合理利用.数智化水漂垃圾的监测治理过程复杂,首先需使用监控设备从复杂水域环境中准确识别并跟踪水漂垃圾,然后对水漂垃圾的积累量进行动态统计,根据统计结果对

**收稿日期：** 2025-03-31
**基金项目：** 国家自然科学基金资助项目(62366028);甘肃省水利科学研究院资助项目(LZJT524289)
* 责任作者, 高级工程师, 49186533@qq.com

水漂垃圾进行实时预警,指导相关部门及时掌握垃圾动向.最后准确预测水漂垃圾的未来运动轨迹和空间分布信息,指导水漂垃圾的实时精准打捞.水漂垃圾轨迹预测是整个监测过程的核心步骤,该方法不仅能实时追踪垃圾的动态演化路径,又能为精准打捞作业提供准确的空间位置信息支撑[2-3].

现有水面轨迹预测方法主要集中在船舶轨迹预测[4]、水域救援轨迹预测[5]和海洋浮标轨迹预测[6]等领域.船舶轨迹预测主要是利用船舶自动识别系统 AIS 提供的船舶海上航行数据,对船舶未来运动轨迹进行预测,更好地管理水上船舶交通,避免船舶相撞事故[7].徐海祥等[8]提出一种基于稀疏图卷积 SGCN 的多目标船舶轨迹预测算法,利用交互式多模型 IMM 状态估计算法提高了船舶轨迹的预测精度.崔志远等[9]提出了多船舶轨迹预测模型 Vessel-GAN,实现了高拟合的船舶航行轨迹预测.Li 等[10]提出一种船舶轨迹预测方法 ACoAtt–LSTM,动态捕捉船舶属性间的复杂关系,增强了模型对数据隐藏时序关系的表达.水域救援则根据搜救目标的历史轨迹,通过分析海洋大气环境动力对目标漂移轨迹的响应规律来确定搜寻区域,进而快速找寻搜救目标[11].Kim 等[12]提出一个基于蒙特卡洛的拉格朗日轨迹预测框架,实现了高精度的轨迹预测.Wu 等[13]通过融合背风系数和摆动频率,结合不同海洋环境下的正侧风速度,提出了一种海域尺度漂移建模方法.海洋浮标(ocean buoy)是以锚定在海上的观测浮标为主体组成的海洋水文水质气象自动观测站,能够实时采集多种海洋环境数据,如 Argo 计划为海洋和大气研究提供了宝贵的数据,在天气预报和气候预测中起到了重要作用[14].Ning 等[15]构建了一种基于注意力机制的时空特征融合方法,解决了长短期记忆 LSTM 网络耗时且难以训练的缺点.Liu 等[16]深入研究短期浮标运动的高频非平稳性和波动性对浮标轨迹运动的影响,提出了一种基于多模态分解的浮标运动轨迹预测方法,增强了模型对数据时空特征的提取能力.

然而,较于上述轨迹预测领域,水漂垃圾的运动轨迹受多环境因素的影响更加显著,这些因素复杂多变且相互作用,使得垃圾的漂移轨迹具有更大的不确定性和非线性.此外,水漂垃圾的初始位置、速度、形态等参数难以精确获取,加剧了轨迹预测的难度.现有水漂垃圾轨迹预测方法主要有基于统计学、物理模拟、混合模型和机器学习等的方法[17-18].基于统计学的方法依赖于数据中的模式和关系进行预测,但这种方法在处理复杂的水漂垃圾轨迹时,无法获取到多因素间的非线性关系,预测精度较低,无法满足该领域的需求.物理模拟的方法依据物理学原理和海洋动力学方程建立预测模型,根据不同影响因素建立动态物理数学模型,设计复杂的数学运算和数值模拟方法,其适用性和泛化性较弱.混合模型结合了物理模拟和机器学习方法的优点,使用物理模型来模拟轨迹的基本物理过程(如水流、风力等),利用机器学习方法来捕捉数据中的非线性关系,这种方法能够更全面考虑影响水漂垃圾轨迹的各种因素,但混合模型的构建和训练相对复杂,需具备较全面的动力学知识.较于上述三种方法,利用机器学习特别是深度学习算法,能够充分融合多影响因素,学习到多因素间更复杂的非线性关系,在水漂垃圾轨迹预测领域中受到了广泛应用.深度学习模型如循环神经网络 RNN[19]、长短时记忆网络 LSTM[20]等,通过捕捉水漂垃圾轨迹中的长短时时空依赖关系,对大量历史数据进行学习,提高了不同水域环境中轨迹预测的准确性.综上,深度学习的预测算法在水漂垃圾轨迹预测领域展现出了良好的应用前景,但仍需针对不同水域特性和多种环境因素的复杂影响,设计更精细和高精度的预测网络,确保轨迹预测的精度和可靠性,更好助力水漂垃圾的科学、高效治理.

综上而言,针对现有方法在水漂垃圾轨迹预测场景中的挑战和不足,本文提出一种水漂垃圾轨迹预测方法 MBL-LSTM.该方法设计了多因素特征动态加权融合层 MFF,充分融合了各因素间更深入、全面的因果关系.并针对 BiLSTM 双向结构设计未考虑中间过程对预测结果的影响,导致多因素预测轨迹出现较大偏差的问题,提出一种双向时空加权注意力 BSA,利用加权思想对 BiLSTM 的前向和后向特征进行相似度计算,使用静态滑窗机制捕捉滑窗间的长时间依赖关系,同时使用动态滑窗机制捕捉滑窗内的数据变化趋势,提取到了更丰富的水漂垃圾轨迹特征.最后,针对全连接层无法充分捕捉运动轨迹和多因素间的复杂依赖关系,设计了一种可学习非线性输出层 LN,代替原有预测模型的全连接层,

强化了多因素数据的交互,提高了水漂垃圾的轨迹预测精度.

## 1 MBL-LSTM 方法

MBL-LSTM 总体方法框架如图 1 所示,该方法主要由 MFF、BSAB-LSTM(BiLSTM for BSA attention)和 LN 组成.首先将获取到的水漂垃圾轨迹数据输入到 MFF 层中,利用卷积和因果卷积建立起多因素之间复杂的非线性映射关系.然后,将包含因果关系的数据输入到BSAB-LSTM模块中,利用其双向结构,获取到轨迹序列数据中的长短时依赖关系,并使用BSA注意力将长短时依赖特征进行相似度加权计算,使用静态和动态卷积来捕捉滑窗间和滑窗内的长距离依赖关系和变化趋势,丰富了水漂垃圾轨迹特征.最后,利用可学习非线性输出层 LN,深化多因素数据间的特征表达,输出最终的轨迹预测结果.

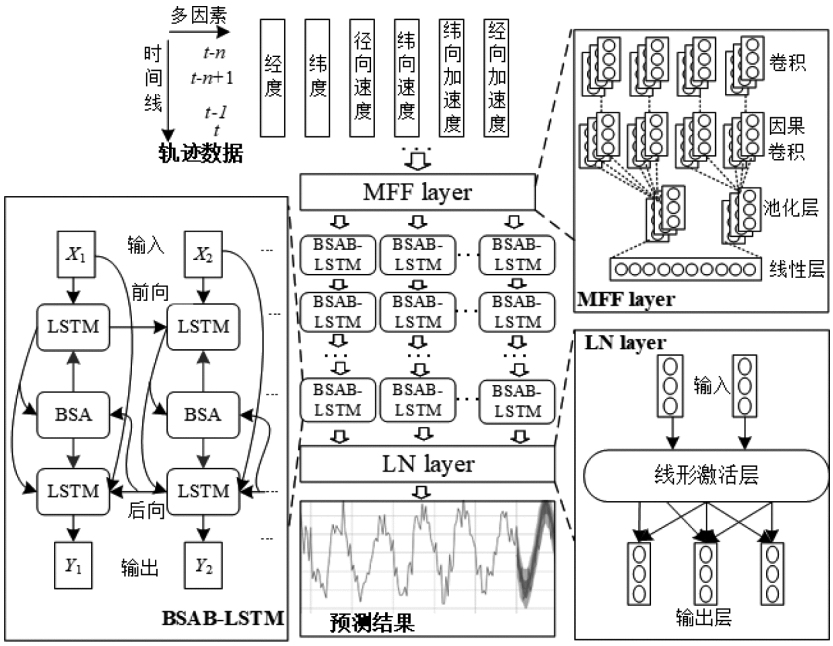



图 1 MBL-LSTM 方法总体框架

Fig.1 Overall framework diagram of the MBL-LSTM method

### 1.1 BiLSTM 基准模型介绍

LSTM 利用“门控”思想有效解决了传统 RNN 在处理长序列数据时面临的梯度消失和梯度爆炸问题.LSTM 网络由多个 LSTM 单元组成,单个 LSTM 单元如图 2(a)所示,由遗忘门、输入门和输出门组成,计算如下:

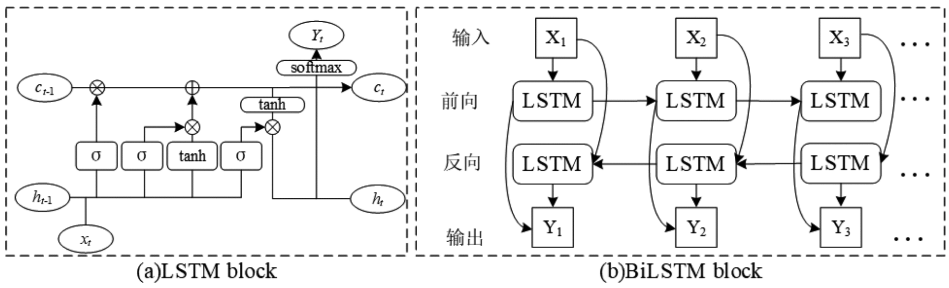



图 2 LSTM 和 BiLSTM 模型

Fig.2 LSTM and BiLSTM models

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (1)$$

$$I_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

$$\overline{C_t} = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C) \quad (3)$$

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + I_t \overline{C_t} \quad (4)$$

$$O_t = \sigma(W_{\mathrm{O}} \cdot [h_{t\text{-}1}, x_t] + b_{\mathrm{O}}) \tag{5}$$

式中:$f_t$、$I_t$和 $O_t$分别为遗忘门、输入门和输出门;$W_{\mathrm{f}}$、$W_{\mathrm{i}}$和 $W_{\mathrm{o}}$为 3 个门根据输入得到的 3 个不同的权重;$t$-1 为上一个轨迹状态;$h$ 为 LSTM 单元的隐藏层状态;$x_t$ 当前状态输入;$b_{\mathrm{f}}$、$b_{\mathrm{i}}$和 $b_{\mathrm{o}}$为对应 3 个门的偏差;$\overline{C_t}$ 遗忘状态;tanh 为激活函数;隐藏层的状态 $h$ 受 $C_t$和 $O_t$动态调整.

BiLSTM 模型[21]通过双向信息传递机制,结合前向和后向 LSTM 层,全面利用时序数据.前向和后向两层独立处理数据互补信息的处理方式,提升了复杂环境下水漂垃圾轨迹预测的准确性和稳定性.BiLSTM 包括输入、前向传播、后向传播和输出层,如图 2(b)所示,将整个计算过程描述为:

$$\overrightarrow{h_t} = \mathrm{LSTM}(x_t, \overrightarrow{h_{t-1}}) \tag{6}$$

$$\overleftarrow{h_t} = \mathrm{LSTM}(x_t, \overleftarrow{h_{t-1}}) \tag{7}$$

$$h_t = w_t \overrightarrow{h_t} + v_t \overleftarrow{h_t} + b_t \tag{8}$$

式中:$\overrightarrow{h_t}$ 和 $\overleftarrow{h_t}$ 为前向 LSTM 和后向 LSTM 的隐藏层状态;$w_t$ 和 $v_t$ 为前向和后向计算的权重;$b_t$ 为隐藏状态的偏移量.

尽管 BiLSTM 在水漂垃圾轨迹预测中展现出了较高的时序数据处理能力和对复杂关系的理解能力,但仍存在以下挑战.多因素特征融合:水漂垃圾的轨迹数据受到多因素(水流速度、风向、垃圾形状和重量等)影响,需要充分融合多因素,才能避免预测的轨迹出现误差较大的问题.泛化能力:水漂垃圾的轨迹受各种不可预测因素的影响,如突发的水流变化或天气条件变化,这些因素会导致模型的泛化性能受限.因此,在实际应用中,需综合考虑这些因素来优化 BiLSTM 模型,进一步提升水漂垃圾轨迹预测的准确性.

### 1.2　多因素特征动态加权融合层 MFF

水漂垃圾的运动轨迹受多因素作用,为提取到更深入、更全面的因果关系,提高轨迹预测的准确性,引入因果卷积[22],设计了多因素特征动态加权融合层,该融合层具有时序依赖建模能力强、参数数量和计算量少等的优点.MFF 在处理水漂垃圾轨迹预测任务时,可以灵活处理不同长度的输入序列,有效建立时序数据间的依赖关系,降低了模型的复杂度和过拟合风险.

MFF layer 结构如图 3 所示,首先将水漂垃圾多因素轨迹数据输入,包含经度 lo(longitude)、纬度 la(latitude)、径向速度 los(longitude speed)、纬向速度 las(latitude speed)、径向加速度 loas(longitude acceleration)和纬向加速度 lass(latitude acceleration) 6 列数据,经过一层 CNN 卷积,进行不同特征间的权重共享,然后使用一层因果卷积 Causal Conv 来获取多因素之间的因果关系,感知到当前时间点与历史数据间的动态数据变化关系.然后,使用 Max pool 来整合特征,并经过线性层输出经过 MFF 融合的特征,以增加模型的非线性表达能力.

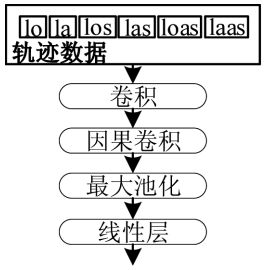



图 3　MFF layer 结构

Fig.3　MFF layer structure diagram

MFF layer 对输入多因素数据 $F$ 计算为:

$$F_{\mathrm{Conv}} = F \cdot k \tag{9}$$

$$F_{\mathrm{Cau}} = \sum_{k=0}^{K-1} F_{\mathrm{Conv}}[l-k] w_k \tag{10}$$

$$F_{\mathrm{Out}} = \delta(M_{\mathrm{axpool}}(F_{\mathrm{Cau}})) \tag{11}$$

式中:$F_{\mathrm{Cow}}$ 为常规卷积的输出特征;$k$ 为卷积核;$w_k$ 为因果卷积计算后的权重;$l$ 为时序数据的长度;$\delta$为线性层的激活函数;$M_{\mathrm{axpool}}$ 为最大池化操作.经过 MFF layer 特征提取之后,从水漂垃圾的多影响因素之间获取到丰富的因果关系变化,确保了网络对时序特征提取的高效性及对输入数据微小变化捕捉的鲁棒性,为 LSTM 提供了有效的输入信息.

### 1.3　双向时空加权注意力 BSA

水漂垃圾轨迹数据之间有很强的时序逻辑关系,BiLSTM 模型在进行轨迹预测时,双向结构设计忽略了中间过程对前向和后向的数据时序关系影响,导致多因素影响下的预测轨迹出现较大偏差.受双向注意力 BDA[23](Bi−Directional attention)和时空注意力单元 TAU(Temporal attention unit)[24]启发,提出一种双向时空加权注意力 BSA(Bidirectional spatiotemporal weighted attention),利用加权思想将 BiLSTM 的前向和后向特征进行相似度加权计算,使用静态和动态滑窗机制,获取到滑窗间的长距离

依赖关系和滑窗内的数据变化趋势,细化了水漂垃圾轨迹预测数据.

如图 4,BSA 注意力机制首先输入两个前向和后向 LSTM 单元输出的特征图,经过 TAU 单元建立滑动窗口之间数据的长距离依赖关系和滑动窗口内数据的变化趋势,然后经线性层计算出当前两个输入特征的权矩阵 $\boldsymbol{Q}$、键矩阵 $\boldsymbol{K}$ 和值矩阵 $\boldsymbol{V}$,并将两个输入的 $\boldsymbol{Q}$、$\boldsymbol{K}$ 和 $\boldsymbol{V}$ 矩阵进行交互相乘融合计算,将融合后的特征使用 SoftMax 函数计算出融合特征的权重值,与值矩阵 $\boldsymbol{V}$ 加权求和,得到表示不同位置关系与依赖的输出特征.TAU 单元将输入特征分为两个分支:第一个分支为 Statical 分支,通过使用大核卷积,捕获时序数据空间上的长距离依赖关系,第二个分支为 Dynamical 分支,给各个通道动态分配权重,用以捕获数据间的变化趋势.其 BAS 计算为:

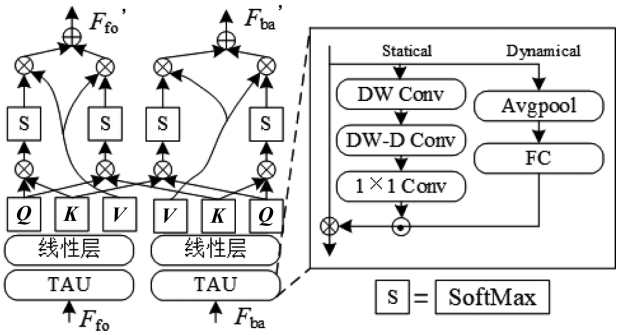



图 4 BSA 注意力结构

Fig.4 BSA attention structure diagram

$$f_{fo} = F_{fo} \odot (F_{fo} \bullet K_{DW}) \bullet K \odot f_C(A_{vgpool}(F_{fo})) \quad (12)$$

$$f_{ba} = F_{ba} \odot (F_{ba} \bullet K_{DW}) \bullet K \odot f_C(A_{vgpool}(F_{ba})) \quad (13)$$

式中:$F_{fo}$ 和 $F_{ba}$ 分别为输入的前向和后向特征;$f_{fo}$ 和 $f_{ba}$ 分别为经过 TAU 输出的前向和后向特征;$\odot$ 为哈达玛积;$\bullet$ 为卷积操作;$K_{DW}$ 和 $K$ 分别为 DWConv 和 Conv 卷积的卷积核大小;$f_C$ 为全连接层;$A_{vgpool}$ 为平均池化层.经 TAU 输出后,计算的 $\boldsymbol{Q}$、$\boldsymbol{K}$ 和 $\boldsymbol{V}$ 矩阵分别表示为:

$$\boldsymbol{Q}^{fo}, \boldsymbol{K}^{fo}, \boldsymbol{V}^{fo} = L_P(N_{orm}(f_{fo})) \quad (14)$$

$$\boldsymbol{Q}^{ba}, \boldsymbol{K}^{ba}, \boldsymbol{V}^{ba} = L_P(N_{orm}(f_{ba})) \quad (15)$$

式中:$L_p$ 为线性投影;$N_{orm}$ 为归一化层;经过加权融合后再与 $\boldsymbol{V}$ 相乘;通过 $\boldsymbol{Q}$、$\boldsymbol{K}$ 和值 $\boldsymbol{V}$ 3 个矩阵,计算出注意力的权重.

$$F_{fo}' = S_{oftMax}\left(\frac{\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^T}{\sqrt{d_k}}\right) \quad (16)$$

$$F_{ba}' = S_{oftMax}\left(\frac{\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^T}{\sqrt{d_k}}\right) \quad (17)$$

式中:$\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^T$ 是一个经 BAS 注意力计算后的得分矩阵,用以表示其中每个元素 $\boldsymbol{Q}$ 和 $\boldsymbol{K}$ 之间的相似程度,进而确定最终的权重分配;$d_k$ 为键向量的维度,将得分矩阵通过除以 $\sqrt{d_k}$ 进行缩放,避免了梯度爆炸或梯度消失的问题;使用 SoftMax 函数计算各个矩阵的权重值,将其与 $\boldsymbol{V}$ 加权求和,得到经 BAS 注意力计算后的输出向量.

### 1.4 可学习非线性输出层设计 LN

BiLSTM 采用全连接层 FC(Fully connected layer)输出预测结果,在水漂垃圾轨迹预测过程中,全连接层在整合多因素信息时易造成特征选择的局限性,无法充分捕捉到运动轨迹与影响因素间复杂的依赖关系和动态作用,降低了预测的准确性.此外,全连接层无法充分考虑到水漂垃圾的长期依赖关系,对多因素之间复杂的长期非线性依赖关系难以理解,造成特征表达不够全面,降低了整个模型的泛化能力和可靠性.KAN(Kolmogorov arnold networks)[25]利用其高效的非线性关系捕捉能力,结合可学习的激活函数,可以计算出不同输入数据间的权重,并使用 B−splines 对其进行参数化,能够灵活捕捉数据中的非线性关系,提高了数据间的特征表达能力.受 KAN 启发,设计了可学习非线性输出层 LN(Learnable nonlinear output layer)代替原来的全连接层,提高了多因素特征的数据交互.

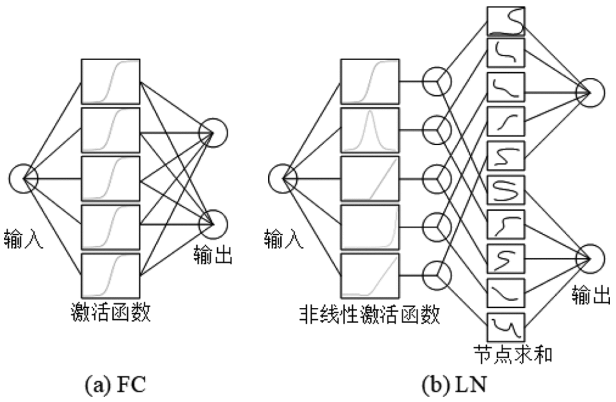



图 5 全连接层和可学习非线性输出层

Fig.5 Fully connected layer and learnable non−linear output layer

如图 5(a),全连接层使用固定的激活函数,图 5(b)LN 使用可学习激活函数,使得每个权重参数都

由一种可学习的一维样条函数替代,充分映射出多特征间的非线性关系,且LN仅对输入特征进行求和,不进行任何非线性处理,保留了输入特征的较多原始信息[26].FC的计算过程表示为:

$$f(x)=\sum_{i=1}^{N(c)}a_i\sigma(w_i\cdot x+b_i) \tag{18}$$

LN计算为:

$$f(x)=\sum_{q=1}^{2n+1}\phi_q\left(\sum_{p=1}^{n}\phi_{q,p}(x_p)\right) \tag{19}$$

式中:$f(x)$为经过FC层或LN层的输出特征;$a_i$为经过全连接层计算的权重;$x$ 为输入;$w_i$ 为卷积核大小;$b_i$为偏置项;$\phi_{q,p}$ 表示将映射输入的函数;$\phi_{q,p}(x_p)$为不同可训练的激活函数.

## 2　结果分析

### 2.1　数据集简介

本实验依托甘肃省水利厅项目,在甘肃省试点鹦鸽嘴水库进行数据的采集和实验.鹦鸽嘴水库位于张掖市肃南县的梨园河中游,距离临泽县城41km,是一座中型峡谷水库.鹦鸽嘴水库在灌溉方面发挥着关键作用,有效灌溉着新华、倪家营、鸭暖3个乡镇约2.1万$hm^2$农田,提升当地农业生产水平并带来经济效益.此外,它还承担着防洪、抗旱和生态补水等多重任务,在洪水季节拦截蓄存洪水,减轻下游防洪压力,在干旱季节释放水量维护河流生态平衡.然而,水库在长期运行中面临着内部冲洪积物积累与水漂垃圾的严峻挑战,这些淤泥和垃圾减小了有效库容,降低了防洪和调蓄能力,还威胁到坝基安全,对水质和生态环境构成严重威胁.水漂垃圾在入水口、弯道、浅滩等特定区域形成了垃圾堆积,进一步加剧了水库的负担,影响到下游地区的灌溉和生态补水.

因此,对鹦鸽嘴水库中的水漂垃圾进行轨迹预测研究,进而指导水漂垃圾的精准打捞和高效治理,具有一定的经济和社会效益.鹦鸽嘴水库中的水漂垃圾具有成分多样、分布规律复杂、对水库环境影响较大和清理难度大等特点,尤其在秋冬季时,由于水库入水量的减少,上游河流携带的漂浮塑料和因风雨等自然因素落入水库的树枝、落叶等易在入水口、弯道、浅滩等或地形阻碍的区域形成垃圾堆积点,在来年开春的水库垃圾清理中,加剧了水漂垃圾对水环境的污染和打捞清理难度,因此,该数据采集环境具有本文所要解决问题的典型特征,适合于本实验.

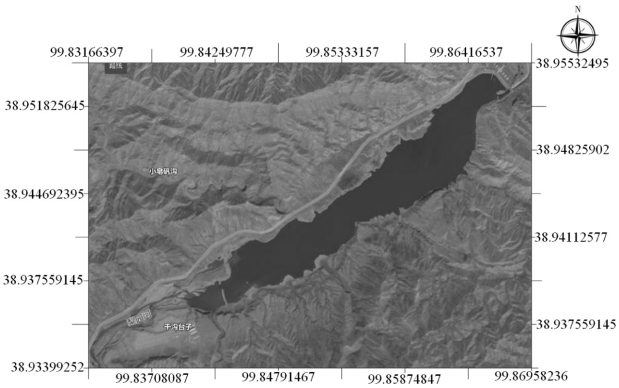



图6　研究区域鹦鸽嘴水库卫星图像

Fig.6　Satellite imagery of the Yinggezui Reservoir research area

鹦鸽嘴水库如图 6 所示,为精确获取到水漂垃圾的漂移轨迹,本文利用经纬度定位设备来获取水漂垃圾的经纬度坐标.经纬度定位器通过接收来自全球卫星定位系统的信号,精确解算出目标的地理位置信息,提供水漂垃圾的精确轨迹数据.定位器选择 P8,所使用的定位器主芯片为 ML307A,网络频段为 LTE-FDD B1/B3/B5/B8,LTE-TDD 为 B34/B38/B39/B40/B41,使用 SIM 卡实现经纬度的定位.

**表1　水漂垃圾轨迹数据集示例**

Table 1　Example of water-floating garbage trajectory dataset

| 日期 | 经度(°E) | 纬度(°N) | 经向速度(cm/s) | 纬向速度(cm/s) | 经向加速度(cm/s) | 纬向加速度(cm/s) |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 2024-11-30 | 99.83304233 | 38.93600883 | 3.2356439 | 3.3788991 | 0.3235644 | 0.3378899 |
| 2024-11-30 | 99.83304597 | 38.93601376 | 4.2607749 | 3.1473701 | 0.4260775 | 0.314737 |
| 2024-11-30 | 99.83305425 | 38.93602121 | 6.4473228 | 7.1617205 | 0.6447323 | 0.716172 |
| | | | … | | | |
| 2024/11/30 | 99.85033296 | 38.94252375 | 2.12064785 | 5.23016815 | 2.1206478 | 5.2301681 |

经过数据采集与整理,筛选出典型的从 2024 年 10 月 1 日至 2025 年 1 月 30 日在冬季获取的 50 条

不同类别水漂垃圾的轨迹数据进行实验,其个体轨迹数据量在 5000 个以上,将数据按照 NOAA 美国国家海洋和大气管理局大西洋海洋与气象实验室的全球漂流器数据集的制作标准[27],根据经纬度定位器的打点频率,分别计算其经度和纬度方向上的分解速度和加速度.任选一条水漂垃圾数据集展示如表 1 所示:

### 2.2 实验环境及评价指标

采用深度学习框架 Pytorch1.12.1,Python 版本为 3.7.6,CUDA 版本为 10.0,GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 3060,优化器为 Adam,初始学习率为 0.001,批次处理大小 batch size 为 64,迭代次数为 200.选择 $R^2$、MAE、MAPE 和 MBE 四个评价指标对实验结果进行衡量.

决定系数 $R^2$ 是衡量预测模型拟合度的统计量,表示预测模型对真实值的拟合程度.$R^2$ 的值在 0 到 1 之间,值越大表示模型拟合越好.

平均绝对误差 MAE 是绝对误差的平均值,可以更好地反映预测值误差的实际情况,值越低表示模型预测结果越好.

平均绝对百分比误差 MAPE 是相对误差度量值,使用绝对值来

避免正误差和负误差相互抵消,以相对误差的方式来比较模型预测的准确性.MAPE 值越小,预测模型预测效果越好.

平均偏差误差 MBE 是测量过程高估或低估参数值的趋势.偏差既为正,也可为负,正偏差意味着预测结果的误差被高估,负偏差意味着预测结果的误差被低估,该评估指标量化了总体偏差并捕获了轨迹预测中的平均偏差.

### 2.3 消融实验分析

为证明各个方法和改进策略的有效性和优越性,任选 5 条水漂垃圾的轨迹,分别命名为 1,2,3,4 和 5,在同一个实验环境和实验参数下进行消融实验,结果如表 2 所示.

从表 2 可知,各个改进算法在 $R^2$、MAE、MAPE 和 MBE 四个指标上均有不同程度的提升,较于基准 BiLSTM,MBL-LSTM 对五条轨迹的预测精度具有一定的优越性.在 1 号轨迹上 $R^2$ 提升了 0.1122,MAE、MAPE 和 MBE 分别降低了 0.0188、4.7342 和 0.005698,在 2 号轨迹上 $R^2$ 提升了 0.0362,MAE、MAPE 和 MBE 分别降低了 0.016、3.0359 和 0.001304,在 3 号轨迹上 $R^2$ 提升了 0.061,MAE、MAPE 和 MBE 分别降低了 0.0043、3.1362 和 0.014119,在 4 号轨迹上 $R^2$ 提升了 0.0675,MAE、MAPE 和 MBE 分别降低了 0.0081、2.4832 和 0.005724,在 5 号轨迹上 $R^2$ 提升了 0.0863,MAE、MAPE 和 MBE 分别降低了 0.0127、2.8676 和 0.005691,提升效果较为明显.

**表 2 消融实验结果**

Table 2 Results of ablation experiment

| 轨迹 | BiLSTM | | | | BiLSTM+MFF | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | $R^2$ | MAE | MAPE | MBE | $R^2$ | MAE | MAPE | MBE |
| 1 | 0.8716 | 0.0207 | 5.6562 | 0.005941 | 0.9207 | 0.0073 | 4.1725 | 0.002218 |
| 2 | 0.9165 | 0.0174 | 4.0650 | −0.000912 | 0.9252 | 0.0064 | 3.7353 | −0.000431 |
| 3 | 0.8542 | 0.0123 | 4.9049 | 0.007804 | 0.9067 | 0.0098 | 2.2657 | −0.007289 |
| 4 | 0.8837 | 0.0098 | 3.6633 | −0.005281 | 0.9212 | 0.0074 | 3.6385 | −0.001786 |
| 5 | 0.8959 | 0.0142 | 3.5929 | 0.006067 | 0.9382 | 0.0069 | 2.2901 | 0.0037334 |
| 轨迹 | BiLSTM+MFF+LN | | | | BiLSTM+MFF+BSA+LN(MBL-LSTM) | | | |
| | $R^2$ | MAE | MAPE | MBE | $R^2$ | MAE | MAPE | MBE |
| 1 | 0.9349 | 0.0035 | 1.0895 | 0.000981 | **0.9838** | **0.0019** | **0.9220** | **0.000243** |
| 2 | 0.9395 | 0.0028 | 1.9426 | 0.000419 | **0.9527** | **0.0014** | **1.0291** | **0.000392** |
| 3 | 0.9122 | 0.0087 | 1.8952 | −0.007099 | **0.9152** | **0.0080** | **1.7687** | **−0.006315** |
| 4 | 0.9258 | 0.0027 | 1.5604 | 0.000532 | **0.9512** | **0.0017** | **1.1801** | **0.000443** |
| 5 | 0.9680 | 0.0023 | 1.0291 | −0.002552 | **0.9822** | **0.0015** | **0.7253** | **0.000376** |

**表 3 在五条轨迹上的平均评价指标**

Table 3 Average evaluation indicators on five trajectories

| Average Index | BiLSTM | BiLSTM+MFF | BiLSTM+MFF+LN | BiLSTM+MFF+BSA+LN |
|---|---|---|---|---|
| $R^2$ | 0.8844 | 0.9224 | 0.9361 | **0.9570** |
| MAE | 0.0149 | 0.0076 | 0.0031 | **0.0029** |
| MAPE | 4.3765 | 3.2204 | 1.5034 | **1.1250** |
| \|MBE\| | 0.005201 | 0.003091 | 0.002317 | **0.001554** |

五条轨迹上的平均评价指标的计算结果如表 3 和图 7 所示,在表 2 中 MBE 指标有正负之分,为严谨计算平均 MBE 指标,避免正负指标产生相互抵消的情况,在表 3 中使用 MBE 的绝对平均值|MBE|来衡量预测模型的稳定性.

表 3 可以看出,较于基准 BiLSTM,MBL-LSTM 的平均 $R^2$ 指标提升了 0.1085,分别提升 12.27%,平均 MAE、MAPE 和 MBE 指标减少了 0.0112、3.715 和 0.000624,分别减少 75.17%、84.89%和 11.20%.表明本文所提 MBL-LSTM 方法对水漂垃圾轨迹的预测精度较高,MFF 多因素特征加权融合层能够更好融

合多因素数据间的特征,双向时空加权注意力能够充分根据 BiLSTM 提取的前向和后向特征,进行注意力的加权分配,使得网络能够更好地学习和捕捉到水漂垃圾时空数据间的因果关系,提升了整体水漂垃圾轨迹的预测精度.最后,设计的可学习 LN 层进一步加快了模型的训练收敛过程,提高了数据间的特征表达能力,提升了算法的整体性能的同时减少了轨迹预测的伪迹产生,平滑了整个预测结果.

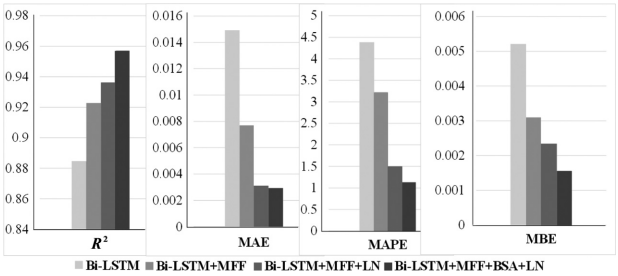



图 7　在五条轨迹上的平均评价指标

Fig.7　Bar chart of average evaluation metrics across five trajectories

四种方法在五条轨迹上的四个指标表现与表 3 对应

为清晰直观表示消融实验过程中不同优化策略对网络整体性能的提升,设计了图 7 的不同指标的柱状图,可以看出在四个指标上不同策略对预测结果的影响程度,其中MBE指标表示平均偏差误差,在计算平均误差时,计算了绝对值的平均值,该指标衡量在预测过程中对预测结果的高估或低估参数值的趋势,可以看出优化策略使得该指标在“0”水平线上的“震荡”越来越小,表明预测算法较为稳定.综上,通过消融实验的对比,表明了使用 MFF、BSA 和 LN 的优化改进策略对水漂垃圾轨迹的整体预测效果均有不同程度的提升,其柱状图更加清晰表示了改进策略在五条轨迹上平均指标的提升.

### 2.4　对比实验分析

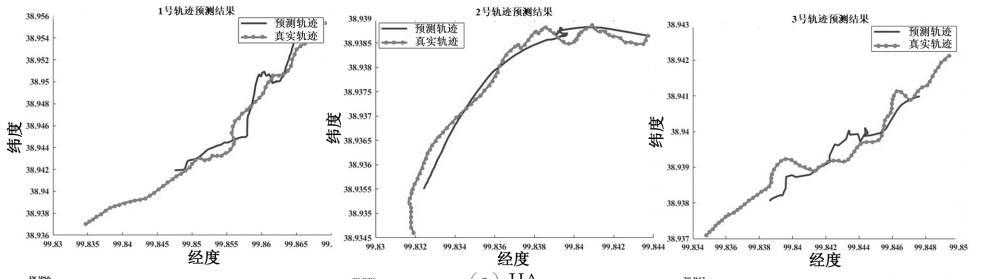
为验证本文所提 MBL−LSTM 方法对水漂垃圾的轨迹预测性能,选取基于统计学的方法 HA[28](Historical average)、基于机器学习的方法 SVM[29](Support vector machine)和基于深度学习的方法 LSTM[20],CNN−LSTM(Convolutional neural network LSTM)[30],BiLSTM[31],TCN(Temporal convolution al network)[32],Transformer[33] 和 ASTGCN(Attention based spatial temporal GCN)[34],选取消融实验中的 1、2 和 3 号轨迹,在同一个数据集和实验环境下进行对比实验,结果如表 4 所示.

**表 4　对比实验结果**

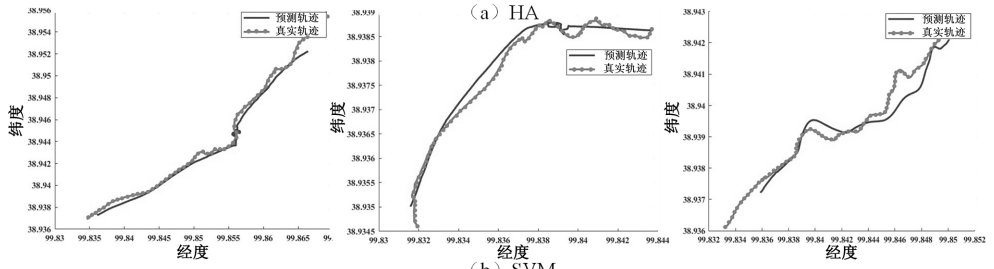
Table 4　Comparative experimental results

| 数据集 | 评价指标 | HA | SVM | LSTM | CNN−LSTM | BiLSTM | TCN | Transformer | ASTGCN | MBL−LSTM |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | $R^2$↑ | 0.5171 | 0.6494 | 0.8440 | 0.8676 | 0.8716 | 0.9142 | 0.9821 | 0.9273 | **0.9838** |
| | MAE↓ | 0.1019 | 0.0811 | 0.0407 | 0.0281 | 0.0207 | 0.0075 | 0.0038 | 0.0041 | **0.0019** |
| | MAPE↓ | 26.9841 | 18.0713 | 12.4543 | 8.2588 | 5.6562 | 1.0473 | 0.9441 | 0.9872 | **0.9220** |
| | MBE↓ | 0.018405 | 0.007433 | 0.003004 | 0.003420 | 0.005941 | 0.001710 | 0.000384 | 0.000492 | **0.000243** |
| 2 | $R^2$↑ | 0.4759 | 0.6017 | 0.7561 | 0.8517 | 0.9165 | 0.7891 | 0.9154 | 0.8973 | **0.9527** |
| | MAE↓ | 0.1471 | 0.0975 | 0.0607 | 0.0334 | 0.0174 | 0.0519 | 0.0095 | 0.0197 | **0.0014** |
| | MAPE↓ | 27.3129 | 14.0954 | 10.4772 | 8.1750 | 4.0650 | 15.247 | 4.1572 | 5.843 | **1.0291** |
| | MBE↓ | 0.096217 | 0.071622 | 0.027572 | −0.008710 | −0.000912 | 0.010820 | 0.000547 | 0.002380 | **0.000392** |
| 3 | $R^2$↑ | 0.3918 | 0.5840 | 0.7441 | 0.7921 | 0.8542 | **0.9412** | 0.9084 | 0.8243 | 0.9152 |
| | MAE↓ | 0.4826 | 0.2946 | 0.1492 | 0.0894 | 0.0123 | **0.0047** | 0.0092 | 0.0384 | 0.0080 |
| | MAPE↓ | 30.0147 | 21.0953 | 18.8912 | 8.7421 | 4.9049 | **1.4230** | 1.8047 | 5.9410 | 1.7687 |
| | MBE↓ | 0.146810 | 0.095270 | 0.053411 | 0.012812 | 0.007804 | **0.002741** | −0.006591 | 0.009420 | −0.006315 |

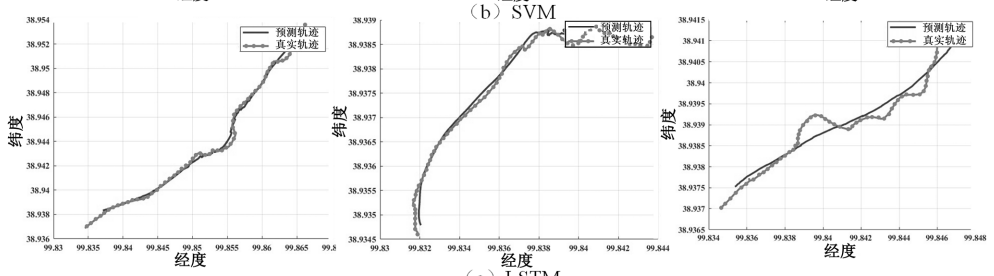
表 4 的定量结果表明:统计学的轨迹预测方法 HA 并不适用于非线性的水漂垃圾轨迹预测任务,传统机器学习的轨迹预测方法 SVM 对水漂垃圾的时空特性捕捉不够充分,其预测精度较低.较于对比的基于深度学习轨迹预测方法,本文所提 MBL−LSTM 方法在轨迹 1 和轨迹 2 上的预测结果最优,其 $R^2$ 指标分别为 0.9838 和 0.9527、MAE 指标分别为 0.0019 和 0.0014、MAPE 指标分别为 0.9220 和 1.0291、MBE 指标分别为 0.000243 和 0.000392.在 3 号水漂垃圾上 TCN 的方法最优,这是由于 TCN 采用因果卷积,能够获取到波动较为明显的多因素轨迹数据间更深层次的因果关系,因此 TCN 的预测效果最优,本文 MBL−LSTM 方法排名第二,$R^2$ 指标为 0.9152、MAE 指标为 0.0080、MAPE 指标为 1.7687 和 MBE 指标为−0.006315,表明本文方法准确预测到了 3 号水漂垃圾轨迹的运动趋势,且较于其他对比算法有一定的可比性和优越性.



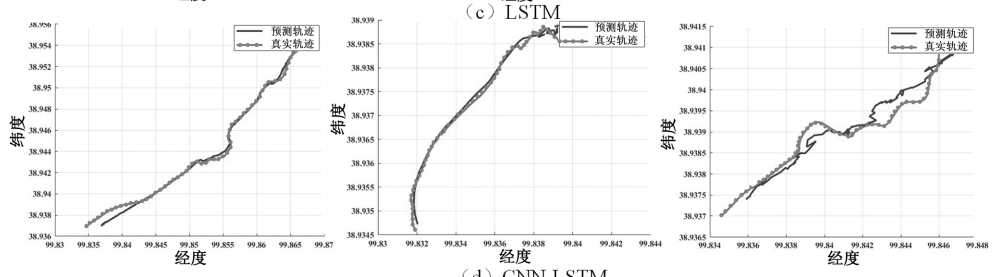

（a）HA



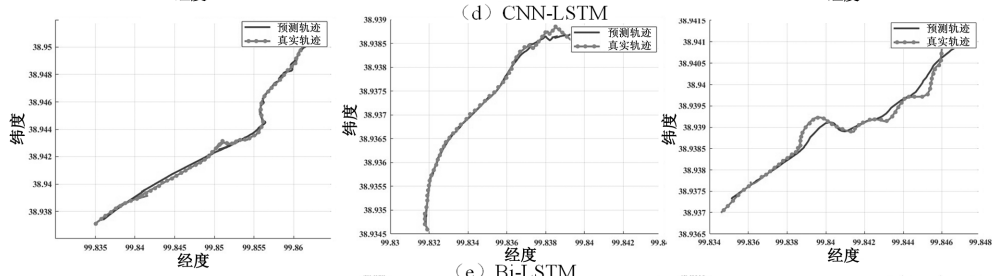

（b）SVM



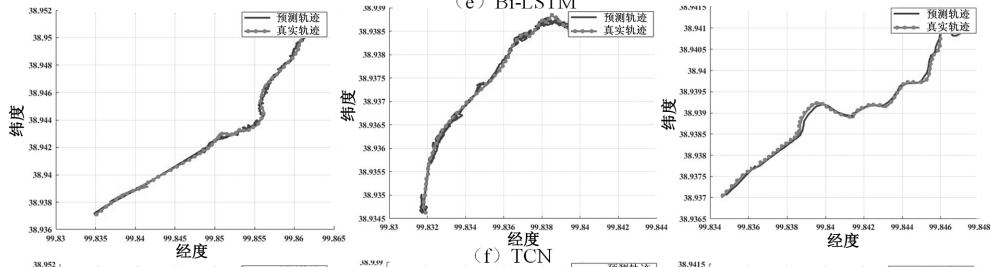

（c）LSTM



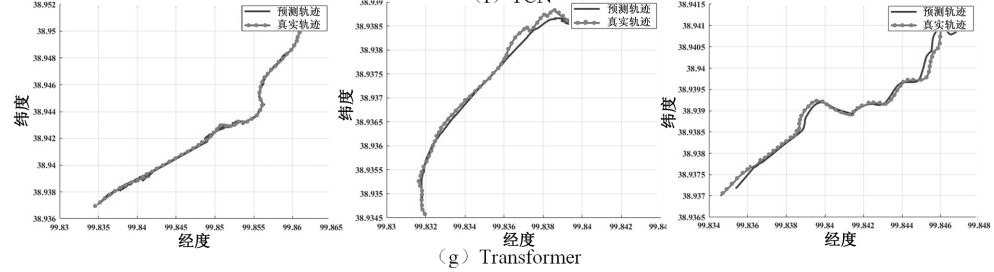

（d）CNN-LSTM




（e）Bi-LSTM




（f）TCN




（g）Transformer

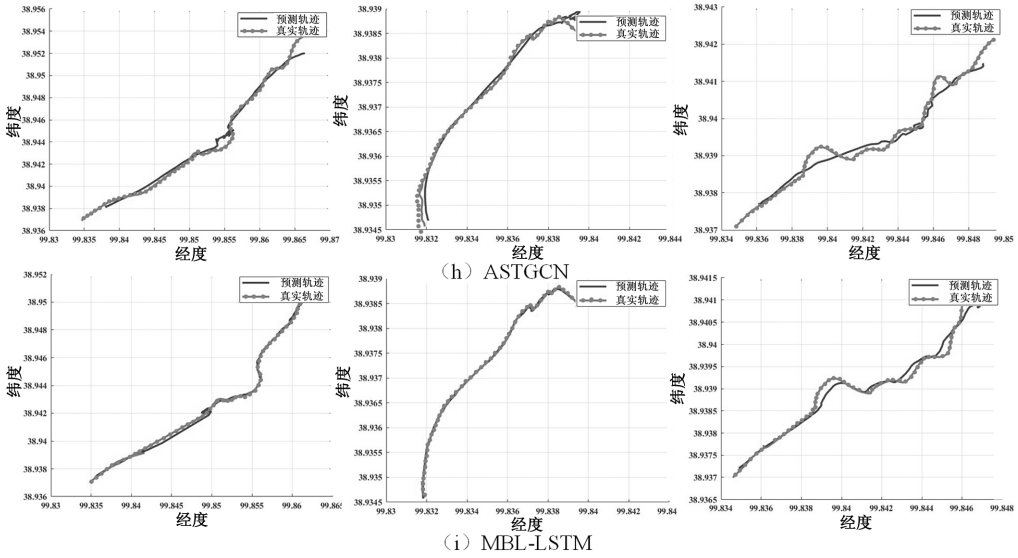



图 8　不同算法对轨迹 1、2 和 3 的预测结果

Fig.8　Prediction results of different algorithms on trajectories 1, 2, and 3

图 8 的可视化结果表明 HA 和 SVM 的轨迹预测方法存在误差累计的现象,导致预测结果与真实轨迹出现较为明显的偏差.在第 1 条水漂垃圾轨迹中,本文方法的预测轨迹和真实轨迹重叠最高,ASTGCN 和 TCN 方法的预测结果出现了较为明显的伪迹,预测结果波动较大,LSTM、BiLSTM、CNN−LSTM 和 ASTGCN 都出现了不同程度的预测滞后性.第 2 条水漂垃圾轨迹中本文方法成功预测出了垃圾轨迹,LSTM、BiLSTM、CNN−LSTM、TCN 和 ASTGCN 都存在明显伪迹,表明在预测波动较大的水漂垃圾轨迹时,上述算法还有待改进和优化.第 3 条水漂垃圾轨迹预测结果中,TCN 的拟合程度较高,MBL−LSTM、Transformer 和 BiLSTM 的预测方法成功预测出了水漂垃圾的轨迹运动趋势,但 LSTM、CNN−LSTM 和 ASTGCN 的方法预测结果较差,只能预测大体的轨迹运动趋势.

综上,从定性和定量两个角度的对比实验表明,本文所提 MBL−LSTM 方法能够实现较高精度的水漂垃圾轨迹预测任务,在对比算法中具有一定的优越性.证明了 MBL−LSTM 方法能够满足复杂场景中水漂垃圾的轨迹预测任务,更好地助力水漂垃圾的高效监测治理.

## 2.5　黄河兰州段轨迹预测结果分析

为证明 MBL−LSTM 方法在不同轨迹预测场景中的泛化能力,在黄河兰州段水漂垃圾轨迹数据上对该模型进行了泛化实验的验证,如图 9 所示.图 9 表明,MBL−LSTM 方法对黄河兰州段水漂垃圾轨迹的预测结果较为准确,对不同类别的垃圾也能够准确预测其未来轨迹,证明了 MBL−LSTM 方法的有效性和泛化能力.

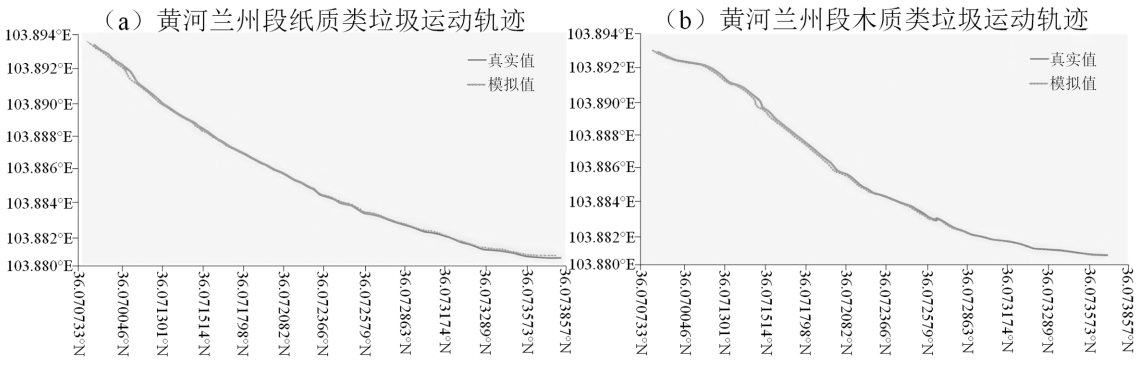



图 9　黄河兰州段水漂垃圾轨迹预测结果

Fig.9　Prediction results of floating garbage trajectories in the Lanzhou section of the Yellow River

## 3 结论

3.1 提出了一种多特征动态加权融合的水漂垃圾轨迹预测模型 MBL-LSTM.该方法利用因果卷积在轨迹预测中具有时序依赖建模能力强、参数数量和计算量较少等优点,设计了多因素特征动态加权融合层 MFF layer,有效建立了多因素时序数据间的长短期依赖关系,降低了模型的复杂度和过拟合风险.

3.2 设计了一种双向时空加权注意力 BSA,将 BiLSTM 的前向和后向特征进行相似度加权计算,进而捕获到滑窗间的长距离依赖关系和滑窗内的数据变化趋势,提升了模型的预测精度.

3.3 针对 BiLSTM 的全连接输出层对多因素与轨迹数据之间特征整合表达不全面的问题,设计了一种可学习非线性输出层 LN,丰富多特征间的数据交互,提升了模型的泛化能力和可靠性.

3.4 消融实验表明了本文所提各个改进优化策略的有效性和优越性,较于基准模型,MBL-LSTM 的 $R^2$ 提升了 0.1085,MAE、MAPE 和 MBE 分别减少了 0.0112、3.715 和 0.000624.

3.5 对比实验表明,本文 MBL-LSTM 方法预测出的轨迹伪迹较少,预测精度较高,能够满足精准水漂垃圾轨迹预测任务的需求.

**参考文献:**


[1] Jiang Z, Wu B, Ma L, et al. APM-YOLOv7 for small-target water-floating garbage detection based on multi-scale feature adaptive weighted fusion [J]. Sensors, 2023,24(1):50.

[2] 蒋占军,吴佰靖,马 龙,等.多尺度特征和极化自注意力的 Faster-RCNN 水漂垃圾识别 [J]. 计算机应用, 2024,44(3):938-944.
Jiang Z J, Wu B J, Ma L, et al. Faster RCNN based on multi-scale features and polarized self attention for water-floating garbage recognition [J]. Computer Applications, 2024,44(3):938-944.

[3] Ai P, Ma L, Wu B. LI-DWT-and PD-FC-MSPCNN-based small-target localization method for floating garbage on water surfaces [J]. Water, 2023,15(12):2302.

[4] 高 龙,吴俊峰,杨柱天,等.基于时空特征融合的 TCNformer 船舶航迹长期预测 [J]. 海军航空大学学报, 2024,39(4):437-444,491.
Gao L, Wu J F, Yang Z T, et al. Long term prediction of TCN former ship trajectory based on spatiotemporal feature fusion [J]. Journal of Naval Aviation University, 2024,39(4):437-444,491.

[5] Wu J, Cheng L, Chu S, et al. An autonomous coverage path planning algorithm for maritime search and rescue of persons-in-water based on deep reinforcement learning [J]. Ocean engineering, 2024,291: 116403.

[6] Zhang L, Du Q, Liu J, et al. Trajectory reconstruction of buoys using Qingdao harbour data: Filling missing buoy trajectories using LSTM-Attention model [J]. Ocean Engineering, 2024,313:119395.

[7] Hajializadeh D. Deep learning-based indirect bridge damage identification system [J]. Structural health monitoring, 2023,22(2): 897-912.

[8] 徐海祥,卢烨彬,冯 辉,等.面向船舶智能航行的多目标轨迹预测算法 [J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2024,52(10):54-59.
Xu H X, Lu Y B, Feng H, et al. Multi objective trajectory prediction algorithm for intelligent navigation of ships [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2024,52(10):54-59.

[9] 崔志远,潘明阳,林治家,等.一种基于 GAN 的多船轨迹预测方法 [J]. 大连海事大学学报, 2023,49(3):51-60.
Cui Z Y, Pan M Y, Lin Z J, et al. A multi ship trajectory prediction method based on GAN [J]. Journal of Dalian Maritime University, 2023,49(3):51-60.

[10] Li M, Li B, Qi Z, et al. Enhancing maritime navigational safety: Ship trajectory prediction using ACoAtt–LSTM and AIS Data [J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2024,13(3):85.

[11] Deiana C, Maheshri V, Mastrobuoni G. Migrants at sea: unintended consequences of search and rescue operations [J]. American Economic Journal: Economic Policy, 2024,16(2):335-365.

[12] Kim J C, Dae H, Sim J, et al. Validation of open drift-based drifter trajectory prediction technique for maritime search and rescue [J]. Journal of Ocean Engineering and Technology, 2023,37(4):145-157.

[13] Wu J, Cheng L, Chu S. Modeling the leeway drift characteristics of persons-in-water at a sea-area scale in the seas of China [J]. Ocean engineering, 2023,270:113444.

[14] Jiang J, Han G, Liu Y, et al. Response of internal wave-induced turbulent dissipation to ENSO in the Western Pacific Warm Pool [J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2024,129(4): e2023JC020459.

[15] Ning P, Zhang D, Zhang X, et al. Argo buoy trajectory prediction: multi-scale ocean driving factors and time–space attention mechanism [J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2024,12 (2):323.

[16] Liu Y, Ning C, Zhang Q, et al. Utilizing VMD and BiGRU to predict the short-term motion of buoys [J]. Ocean Engineering, 2024,313: 119237.

[17] Huang Z, Chen N, Yan Y, et al. Dynamic path-planning approach of garbage cleanup oriented unmanned ship based on simplified flow velocity prediction [J]. Contemporary Mathematics, 2024,5(2):1672-1694.

[18] Xu N, Liao J, Meng Q, et al. Garbage segmentation and attribute analysis by robotic dogs [J]. Arxiv, 2024:2404.18112.

[19] Al-Selwi S M, Hassan M F, Abdulkadir S J, et al. RNN-LSTM: From applications to modeling techniques and beyond—Systematic review [J]. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 2024,36(5):102068.

[20] Waqas M, Humphries U W. A critical review of RNN and LSTM variants in hydrological time series predictions [J]. MethodsX, 2024, 13:102946.

[21] Liu B, Chen J, Wang R, et al. Optimizing news text classification with Bi-LSTM and attention mechanism for efficient data processing [J].

arxiv 2024:2409.15576.

[22] Tang N, Wang X, Zhou F, et al. Reparameterization causal convolutional network for automatic modulation classification [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024,73(6):8576−8583.

[23] Li Y, Yang X, Fu J, et al. Deep Bi−directional Attention Network for Image Super−Resolution Quality Assessment [J]. Arxiv, 2024,2403.10406.

[24] Tan C, Gao Z, Wu L, et al. Temporal attention unit: Towards efficient spatiotemporal predictive learning [C]//Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition, 2023:18770−18782.

[25] Liu Z, Wang Y, Vaidya S, et al. Kan: Kolmogorov−arnold networks [J]. arxiv, 2024:2404.19756.

[26] Xie M, Wang Y, Zhao J, et al. Prediction of pipeline fatigue crack propagation under rockfall impact based on multilayer perceptron [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024,242:109772.

[27] Laurindo L C, Mariano A J, Lumpkin R. An improved near−surface velocity climatology for the global ocean from drifter observations [J]. Deep Sea Research Part I: Oceanographic Research Papers, 2017,124:73−92.

[28] Capobianco S, Millefiori L M, Forti N, et al. Deep learning methods for vessel trajectory prediction based on recurrent neural networks [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2021,57(6):4329−4346.

[29] Qian L, Zheng Y, Li L, et al. A new method of inland water ship trajectory prediction based on long short−term memory network optimized by genetic algorithm [J]. Applied Sciences, 2022,12(8):4073.

[30] Elmaz F, Eyckerman R, Casteels W, et al. CNN−LSTM architecture for predictive indoor temperature modeling [J]. Building and Environment, 2021,206:108327.

[31] Yu Y, Yao Y, Liu Z, et al. A Bi−LSTM approach for modelling movement uncertainty of crowdsourced human trajectories under complex urban environments [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2023,122:103412.

[32] Liu A, Zhang Y. Spatial–temporal dynamic graph convolutional network with interactive learning for traffic forecasting [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2024,25(7):7645−7660.

[33] Jiang D, Shi G, Li N, et al. TRFM−ls: Transformer−based deep learning method for vessel trajectory prediction [J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2023,11(4):880.

[34] Zhu J, Wang Q, Tao C, et al. AST−GCN: Attribute−augmented spatiotemporal graph convolutional network for traffic forecasting [J]. Ieee Access, 2021,9:35973−35983.

**作者简介：**邓建伟(1980−),男,河北唐山人,正高级工程师,硕士,主要从事水资源保护与节水灌溉技术方面研究.发表论文 30 余篇.djw415@163.com.