文章编号：1007−7294(2026)07−1185−10

数据驱动的水火弯板变形时空动态预测方法

张　灿[1,2], 叶金蕊[1,2], 刘　凯[1,2], 王兴华[3], 张志俊[1,2]
（1. 北京理工大学 空天科学与技术学院, 北京 100081; 2. 北京理工大学 唐山研究院, 河北 唐山 063000;
3. 中国船舶集团有限公司 第七一六研究所, 江苏 连云港 222000）

摘要: 水火弯板是在船舶制造中船体外板成形的关键工艺, 涉及复杂的热−力耦合效应, 变形过程复杂, 其时空演化规律难以实时、动态且精确地预测。为此, 本文提出一种融合时空特征的 CNN-双层LSTM-AM 模型, 以单道加热线为时间步, 动态预测横向收缩量和角变形量。模型综合了影响水火弯板变形的关键因素, 利用卷积神经网络(CNN)提取变形数据的空间特征, 通过双层长短期记忆网络(LSTM)分别构建单块板内多道加热线的时序依赖关系及多块板间的变形关联, 引入注意力机制(AM)强化关键时间步的特征权重。结果表明, 模型对水火弯板角变形量预测的平均绝对误差为 0.0383, 横向收缩量预测 R^2 达 0.96, 解决了水火弯板变形过程时空动态演化的预测难题, 为实现“加工−预测−反馈”的闭环智能控制提供技术支撑。

关键词: 船舶制造; 水火弯板; 工艺变形; 数据驱动; 长短期记忆网络
中图分类号: U671.3　　**文献标识码:** A　　**doi:** 10.3969/j.issn.1007−7294.2026.07.012

A data-driven spatiotemporal dynamic prediction method for line heating deformation

ZHANG Can[1,2], *YE Jin−rui*[1,2], *LIU Kai*[1,2], *WANG Xing−hua*[3], *ZHANG Zhi−jun*[1,2]
(1. Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China; 2. Tangshan Research Institute, Beijing Institute of Technology, Tangshan 063000, China; 3. 716th Research Institute, China State Shipbuilding Corporation Limited, Lianyungang 222000, China)

Abstract: Line heating is a critical process for forming ship hull outer plates, involving complex thermo-mechanical coupling effects. The deformation process is intricate, making real-time, dynamic, and accurate prediction of its spatiotemporal evolution challenging. To address this issue, this paper proposes a CNN-Double-Layer LSTM-AM model that integrates spatiotemporal features. The model uses a single heating line as a time step to dynamically predict transverse shrinkage and angular deformation. The model incorporates key influencing factors of line heating deformation: it employs a Convolutional Neural Network (CNN) to extract spatial features from deformation data, utilizes Double-Layer Long Short-Term Memory (LSTM) networks to model both temporal dependencies among multiple heating lines within a single plate and deformation correlations between multiple plates, and introduces an Attention Mechanism (AM) to enhance feature weights of critical time steps. Results demonstrate that the model achieves a Mean Absolute Error

收稿日期：2026−01−02
作者简介：张　灿(2000–), 男, 硕士; 叶金蕊(1982–), 女, 博士, 研究员, 通讯作者, E-mail: yejinrui@bit.edu.cn。

(MAE) of 0.0383 for angular deformation prediction and an R^2 coefficient of 0.96 for transverse shrinkage prediction, which effectively solves the spatiotemporal dynamic evolution prediction challenge in line heating deformation processes and provides technical support for realizing closed-loop intelligent control of "processing-prediction-feedback".

Key words: shipbuilding; line heating; process deformation; data-driven; long short-term memory

0 引 言

在船舶制造领域,船体双曲率外板的主要加工方法是水火弯板[1−3],该工艺通过局部加热−瞬间水冷循环实现双曲率外板成形[4],但其变形过程受多参数耦合影响,成形过程至今依赖工人经验调控。随着船舶制造业和现代科技的发展,这种依靠工人经验的处理方式已经成为影响造船速度和质量的阻碍[5−7]。

为了迅速并且高效地预测水火弯板工艺的变形量,并据此筛选合理的加工参数,国内外学者采用了多种有限元仿真方法探讨两者之间联系,并建立水火弯板变形预测模型。Yu 等[8] 建立了一个简化的热机模型,通过半解析温度分布预测水火弯板角变形,研究发现计算效率优于有限元法;Lee 等[9] 采用基于电磁−热−结构耦合数值分析的方法预测 SS400 碳钢板上的温度分布和变形;Son 等[10] 提出一种基于特征应变概念的钢板变形简化解析模型,其解析推导的变形公式经实验验证具有良好的准确性。Vega 等[11] 提出的交叉加热线的固有变形研究虽然揭示了加热条件对变形的影响,但无法捕捉多道加热线对变形量的动态影响。综上,水火弯板变形预测普遍依赖有限元仿真计算。尽管该方法在精度上具有优势,但面对水火弯板多道加热的复杂热力耦合过程时,单次仿真耗时冗长、计算成本高昂,难以实现变形的快速预报。这种效率瓶颈制约了其在工艺参数优化中的实际应用,无法满足生产中对高效决策的迫切需求。

随着深度学习方法的发展,其在水火弯板变形量预测领域的应用也受到广泛关注。Nguyen 等[12] 提出一种人工神经网络来构建水火弯板变形量与工艺参数之间的简化关系,在加热过程中能利用更多的加热参数预测钢板变形。Shibahara 等[13] 构建了融合深度强化学习与水火弯板仿真的人工智能系统,有效解决了线加热中热输入与变形非线性耦合难题。Li 等[14] 提出结合改进麻雀搜索算法与极限学习机的预测方法,显著提升了模型对加工参数与变形量之间非线性映射的稳定性与准确性。Moon 等[15] 提出了数据驱动的水火弯板逆向设计框架,可以通过深度神经网络实现变形反推加热工艺,但未捕捉多道加热线逐次作用的时序动态性。事实上,水火弯板变形是多道加热线共同作用的结果,每道加热线的各种参数变化均会对变形量产生影响,而现有模型均未建立多道线的变形演化关联模型。

针对上述问题,本文提出一种融合时空特征的 CNN-双层 LSTM-AM 模型,首次以单道加热线为时间步来动态预测水火弯板变形量。首先,对影响水火弯板最终变形的加工参数进行整合,再以水火弯板的三个几何参数、两个复合变量和加热线道数 n 作为预测模型中的输入,变形量作为输出;其次,采用卷积神经网络模型(Convolutional Neural Network, CNN)提取水火弯板变形数据时间序列特征,再利用双层长短期记忆网络模型(Long Short-Term Memory, LSTM)良好的泛化能力来动态捕捉复合变量与变形量之间的关系;最后,结合注意力机制模型(Attention Mechanism, AM)动态分配各时间步的特征权重,通过 AM 模型突出影响变形的重要特征数据在输入中的作用,最终建立基于 CNN-双层 LSTM-AM 模型的回归模型进行训练和预测。与传统方法需在整块水火弯板变形完成后进行预测不同,本研究实现了对水火弯板随加热线道次递增的变形量动态演化过程的预测,为构建加工−预测−反馈的闭环控制体系提供了技术支撑,详细过程见图 1。

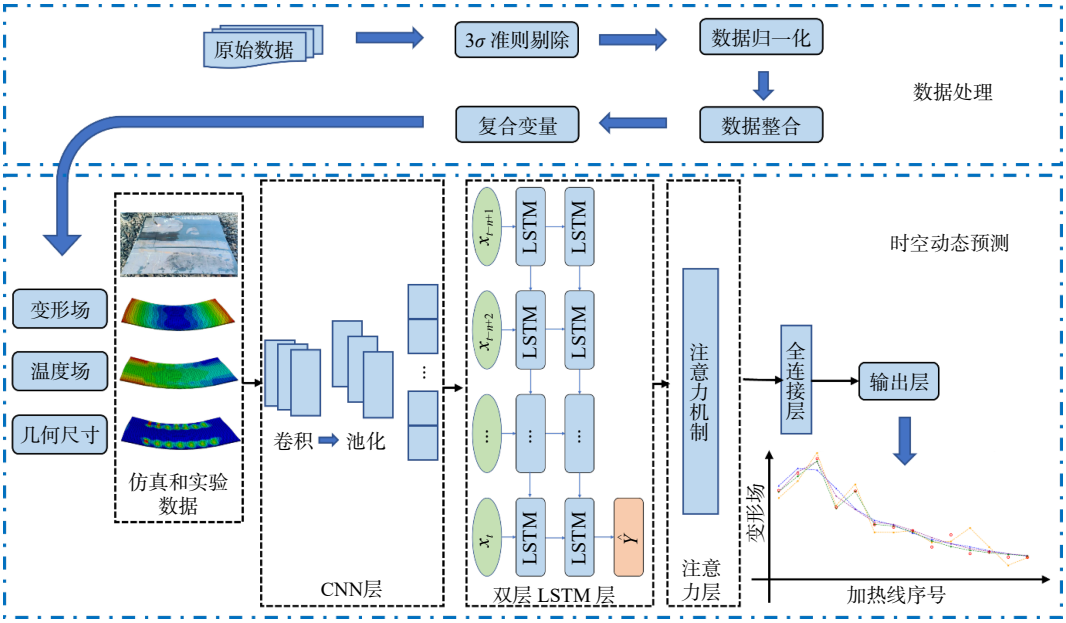


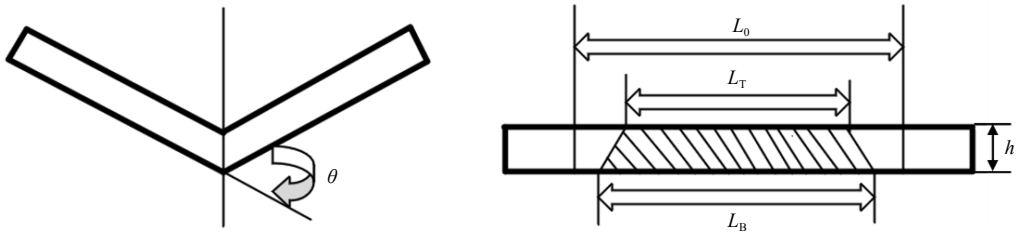
图 1　数据驱动的水火弯板变形量时空动态预测框架

Fig.1　Framework of data-driven spatiotemporal dynamic prediction for line heating deformation

1　水火弯板几何参数描述及影响因素整合

1.1 水火弯板几何参数描述

在水火弯板变形特征描述方面，由于钢板整体变形参数对几何尺寸依赖性较强，难以形成普适性的工艺参数匹配关系，因此工程实践中普遍采用局部变形描述体系[16]。该体系包含两个核心物理量：一是横向收缩量，通过测量变形后上下表面对应点的位移差（ΔT、ΔB）进行计算，反映加热区横向收缩的量化特征；二是角变形量，通过几何关系表征钢板绕加热线的弯曲程度，二者共同构成水火弯板成形精度控制的关键参数，水火弯板的角变形量和横向收缩量的描述如图 2(a)和 2(b)所示，其中，h 为钢板厚度，L_0 为钢板初始长度，L_T 为钢板上边缘长度，L_B 为钢板下边缘长度。



（a）角变形量的定义　　（b）横向收缩量的定义

图 2　水火弯板变形量定义

Fig.2　Definition of line heating deformation

水火弯板的横向收缩量和角变形量计算方法如下

$$\Delta T = L_0 - L_T,\ \ \Delta B = L_0 - L_B \tag{1}$$

$$\Delta L = \frac{\Delta T + \Delta B}{2},\ \ \tan(\theta) = \frac{L_B - L_T}{h} \tag{2}$$

其中，ΔT、ΔB 分别为变形后上表面和下表面对应测量点的变形量，ΔL 是横向收缩量，即钢板平面内垂直于加热线方向的收缩变形；θ 为角变形量。

1.2 影响因素整合

在水火弯板加工工艺中,水火弯板变形受加热速度、热源效率、加热线长、乙炔流量、加热半径等多种因素共同影响[17−19],这些因素可以归纳为钢板材质与形状特征、加工参数设定和冷却方式三类,且各因素对变形的作用权重表现出显著差异,导致变形预测面临参数耦合的复杂挑战。为解决这一问题,本文通过整合水火弯板关键影响因素构建温度场复合变量体系[20],得到 q_s 和 q_{st} 两个温度场复合变量,大幅减少了计算量和计算复杂度。其中,q_s是指单位面积热源能量输入量,宏观刻画热源面能量累积效应;q_{st}是指单位面积时间能量输入量,瞬时反映能量输入效率,其数学模型如下

$$q_s = \frac{\eta \cdot Q_{C_2H_2} \dfrac{L_{HL}}{\upsilon_{HL}} \cdot q}{L_{HL} \cdot 2r_0} = \frac{\eta \cdot Q_{C_2H_2} \cdot q}{\upsilon_{HL} \cdot 2r_0} \tag{3}$$

$$q_{st} = \frac{\eta \cdot Q_{C_2H_2} \cdot q}{L_{HL} \cdot 2r_0} \tag{4}$$

其中,$Q_{C_2H_2}$为乙炔流量,L_{HL}为加热线长,η为热源效率,υ_{HL}为加热速度,r_0为加热半径,q 为热值。本文首次以单道加热线为时间步来动态预测水火弯板的变形量,将 9 维输入参数降维至板厚 h、板长 L、板宽 W、加热线道数 n、q_s和q_{st}的 6 维输入参数,复合变量与变形量的关系及影响因素整合见图 3 所示。

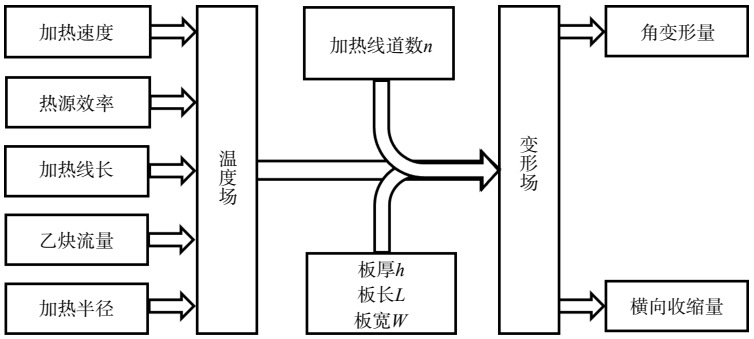


图 3 复合变量与变形量的关系图及影响因素的整合

Fig.3 Relationship between composite variables and deformation and integration of influencing factors

2 CNN-双层 LSTM-AM 模型预测原理

在本文中,CNN 模型可以从数据中提取空间特征,LSTM 模型擅长处理和预测时间序列相关的数据,因此经常被用于时间序列预测。第一层 LSTM 负责学习并预测单块水火弯板每道加热线的横向收缩量和角变形量之间的关系,第二层 LSTM 负责学习并预测多块水火弯板板间横向收缩量和角变形量之间的关系。最后,AM 模型可以动态分配各时间步的特征权重,计算不同时刻的数据对模型结构的影响。在 CNN、LSTM 和 AM 模型的基础上,提出一种 CNN-双层 LSTM-AM 模型对水火弯板变形过程进行预测,具体流程如图 4 所示。

(1) 数据输入:水火弯板变形数据包括输入参数:板厚 h、板长 L、板宽 W、加热线道数 n、q_s和 q_{st};输出参数:水火弯板横向收缩量和角变形量。

(2)数据标准化:采用 3σ 准则进行异常数据

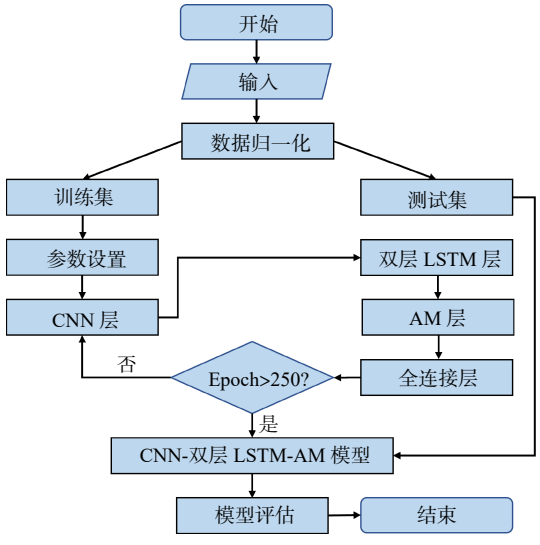


图 4 CNN-双层 LSTM-AM 模型预测流程图

Fig.4 Prediction flowchart of the CNN-dual-layer LSTM-AM model

剔除，再对数据进行标准化。

（3）划分数据集：将数据集的 80%划分为训练集，剩余 20%作为测试集。

（4）CNN 层：将步骤（2）中标准化后的数据集先通过卷积层，提取水火弯板变形数据的空间特征，再通过池化层减少数据维度，最后使用非线性激活函数增强模型的表达能力，得到输出数据。

（5）双层 LSTM 层：将从 CNN 提取的水火弯板变形数据空间特征输入双层 LSTM 层进行时序建模，LSTM 通过记忆单元和门控机制捕捉长期依赖关系并对历史变形数据建模。

（6）AM 层：将数据输入 AM 层。通过计算每个时间步的注意力权重，突出影响变形的重要特征数据在输入中的作用，得到输出数据。

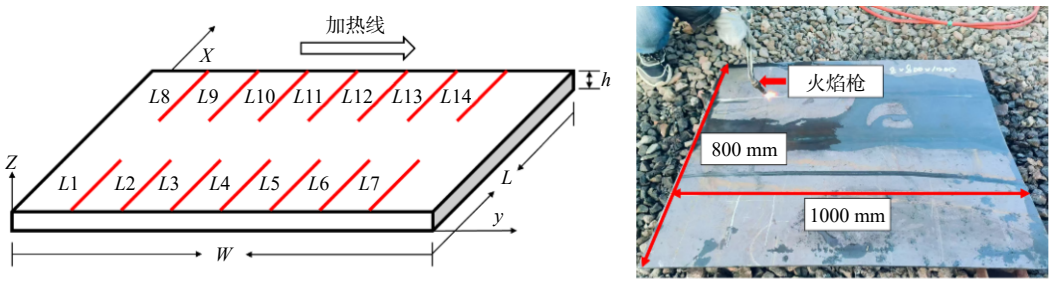
（7）预测输出结果：将数据输入到全连接层，得到输出数据。并根据 epoch 值重复训练过程，直至达到设定的训练次数（250 次），最终输出预测结果。

（8）评价指标：为了比较 CNN-双层 LSTM-AM 模型和双层 LSTM 模型、双层 LSTM-AM 模型和 CNN-双层 LSTM 模型的有效性，我们选择了五个质量指标：均方根误差（RMSE），平均绝对误差（MAE），平均绝对百分比误差（MAPE），均方误差（MSE），相关系数（R^2）。

3 数据集构建与模型参数设置

3.1 数据集构建

为验证提出的 CNN-双层 LSTM-AM 模型在水火弯板变形预测中的有效性，本文采用 Abaqus 软件进行仿真模拟实验并获取数据集。为验证仿真数据的可靠性及所提模型的工程适用性，本文首先开展了水火弯板物理加工实验。实验选用尺寸为 8 mm×800 mm×1000 mm 的船用钢板作为样件，实验现场及样件如图 5（b）所示。通过实际加工采集真实变形数据，并与仿真数据开展对比分析，水火弯板变形量的仿真值与实验值对比如图 6 所示，仿真变形趋势与实验结果一致，有效验证了仿真方法的可靠性。在此基础上，本文采用 Abaqus 软件开展了系统性仿真模拟实验。实验共涉及 120 块不同厚度、长度和宽度的钢板，覆盖多种工艺参数组合，力求全面还原实际加工中的复杂情形，同时针对钢板有针对性地施加共计 14 道加热线，并提出三种加热线顺序方案，具体实施方案见表 1 和图 5（a），本文将实验数据与仿真数据共同构建为最终的试验数据集，用于后续模型的训练与测试，水火弯板仿真结果的可视化云图如图 7 和图 8 所示。图 7 为第 14 道加热线完成后钢板沿 x 轴和 z 轴方向的位移分布云图，图 7(a) 为 x 轴方向位移，图 7(b)为 z 轴方向位移，颜色代表位移大小。图 8 中 n = 1, 2, …, 14 分别表示第 1, 2, …, 14 道加热线完成加热并冷却后的钢板最大主应变分布云图，颜色代表最大主应变数值大小，其空间分布刻画了各加热线冷却后塑性变形的累积区域与程度，因此，该应变云图即为钢板宏观变形分布的物理表征。为节约论文篇幅，这里只展示方案 1 的仿真变形结果。



（a）水火弯板几何参数　　（b）水火弯板实验样件

图 5　水火弯板几何参数和实验样件

Fig.5　Geometric parameters and experimental specimen of line heating

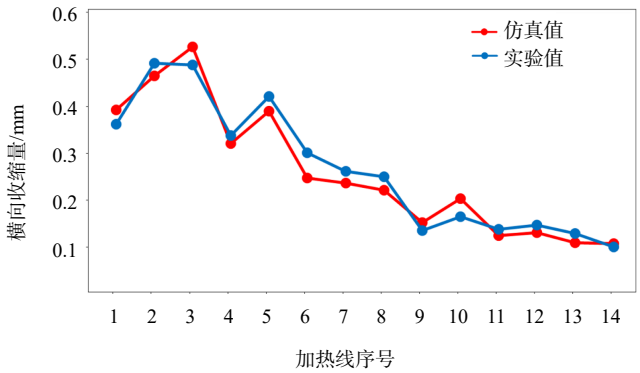


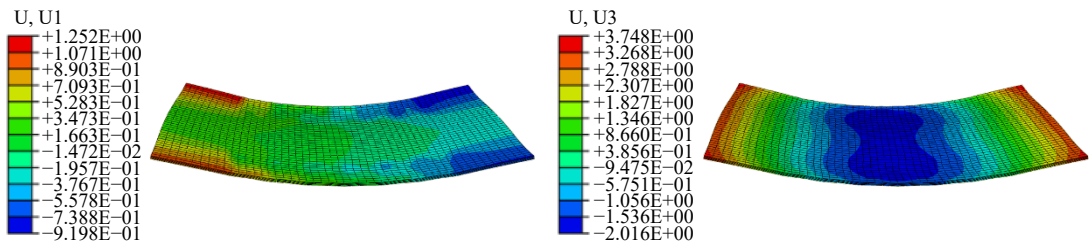
图 6 水火弯板变形量的仿真值与实验值对比

Fig.6 Comparison between simulated and experimental values of line heating deformation

表 1 水火弯板加热线顺序方案

Tab.1 Heating line sequence for line heating

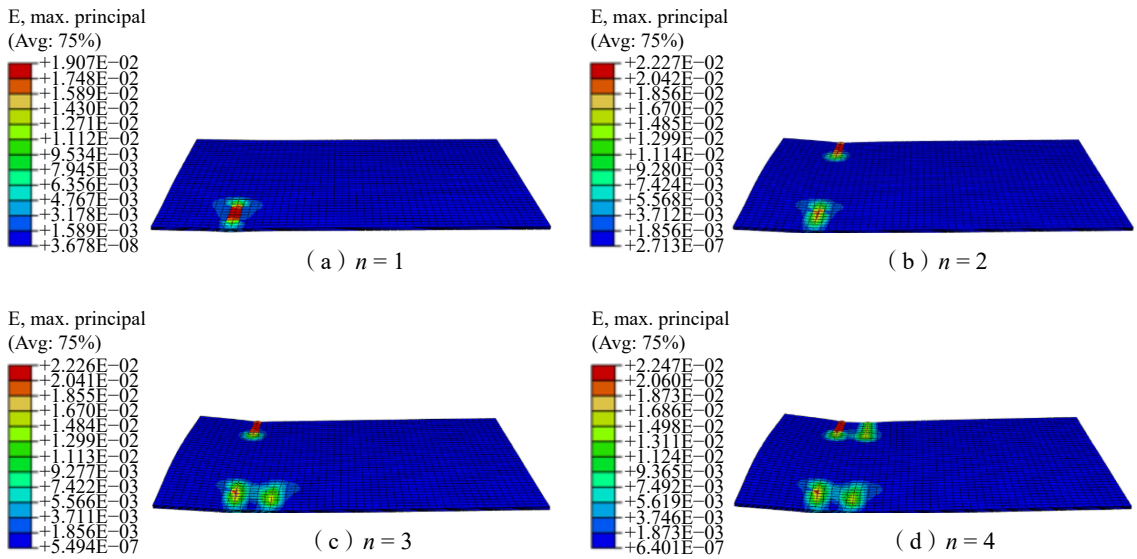
方案	加热线顺序
方案1	*L*1→*L*8→*L*2→*L*9→*L*3→*L*10→*L*4→*L*11→*L*5→*L*12→*L*6→*L*13→*L*7→*L*14
方案2	*L*1→*L*2→*L*3→*L*4→*L*5→*L*6→*L*7→*L*8→*L*9→*L*10→*L*11→*L*12→*L*13→*L*14
方案3	*L*1→*L*2→*L*3→*L*4→*L*5→*L*6→*L*7→*L*14→*L*13→*L*12→*L*11→*L*10→*L*9→*L*8



（a）*x* 轴方向　　（b）*z* 轴方向

图 7 水火弯板 *x* 轴方向和 *z* 轴方向仿真变形结果

Fig.7 Simulated results of line heating deformation in the *x* and *z* directions



（a）$n=1$　　（b）$n=2$

（c）$n=3$　　（d）$n=4$

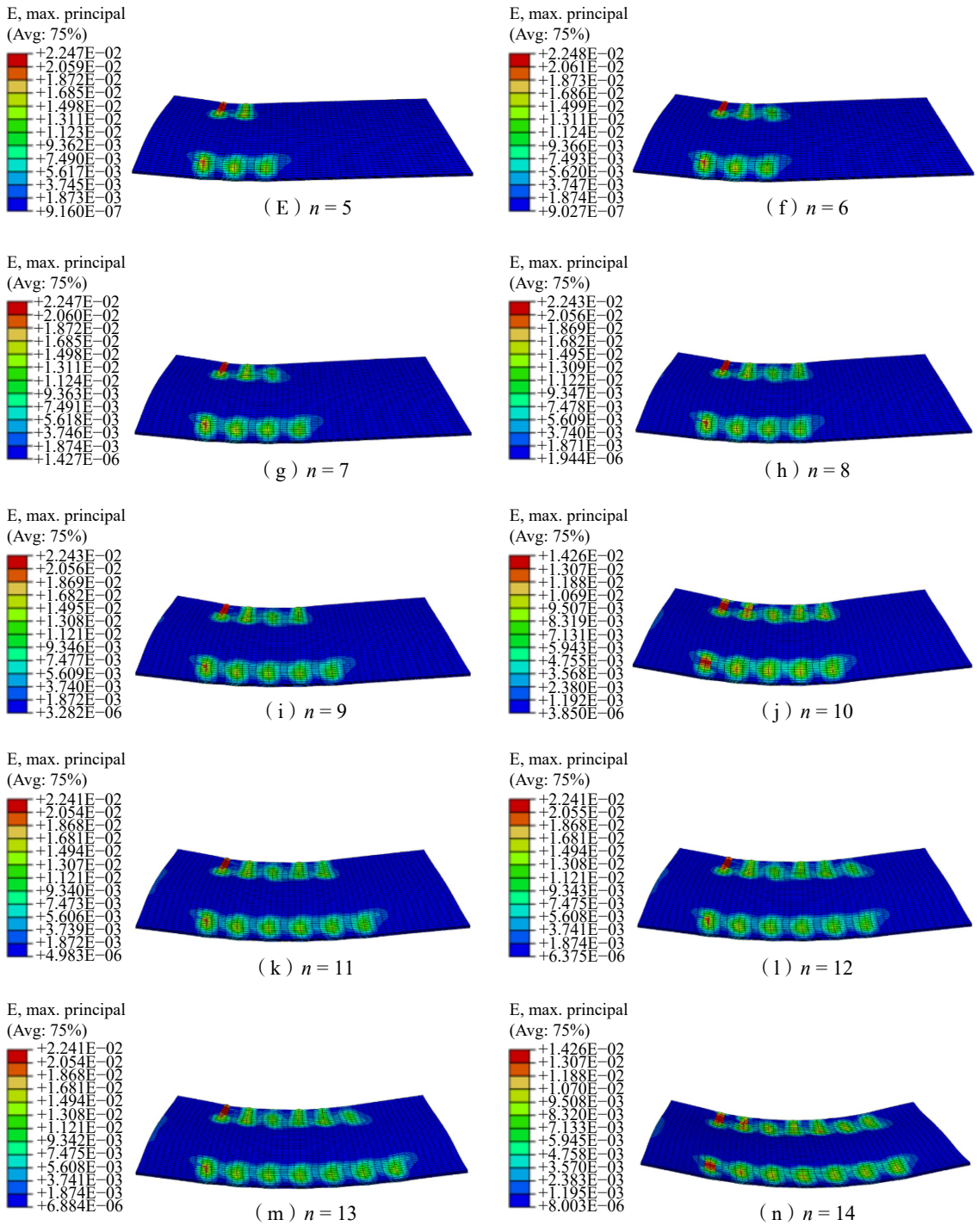


图 8　方案 1 水火弯板 14 道加热线仿真变形过程

Fig.8　Simulated deformation process of line heating with 14 heating lines for Plan 1

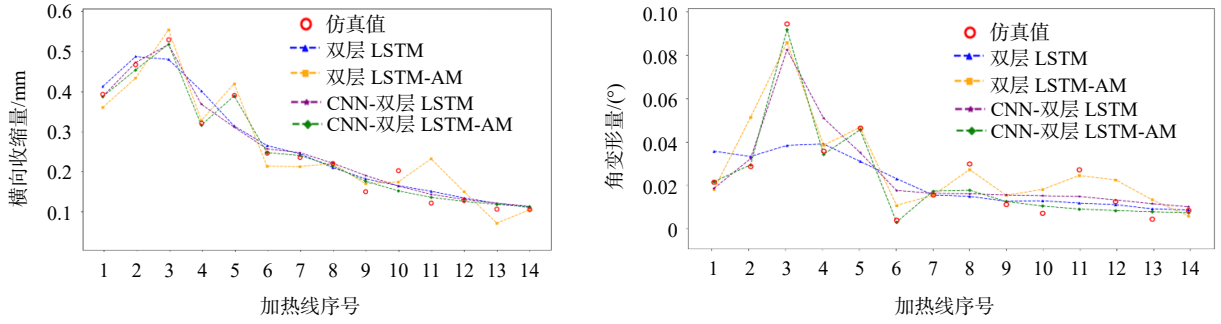
3.2 模型参数设置

本文基于 Python 语言构建 CNN-双层LSTM-AM 模型。深度学习模型的参数调整需通过多轮试验与验证，以筛选出最优配置，以下为各关键参数的可选范围及优化逻辑。CNN 层的核心参数卷积核数量（filters）在 32、64、128 之间选择。在双 LSTM 层参数设置方面，第一层 LSTM 的隐藏单元数（units）在 64、128 之间选择，第二层 LSTM 的 units 取值范围为 64、128 或 256。在 AM 模型方面，降维维度的

取值范围为 32、64 或 128。优化器与训练参数的搜索空间如下：学习率（learning rate）的取值为 0.0001、0.001 或 0.01；批次大小（batch size）在 32、64、128 中选择；epochs 的取值范围为 200~500；dropout 率的搜索区间为 0.1~0.4，步长为 0.1。优化算法选用 adam。

4 模型预测结果

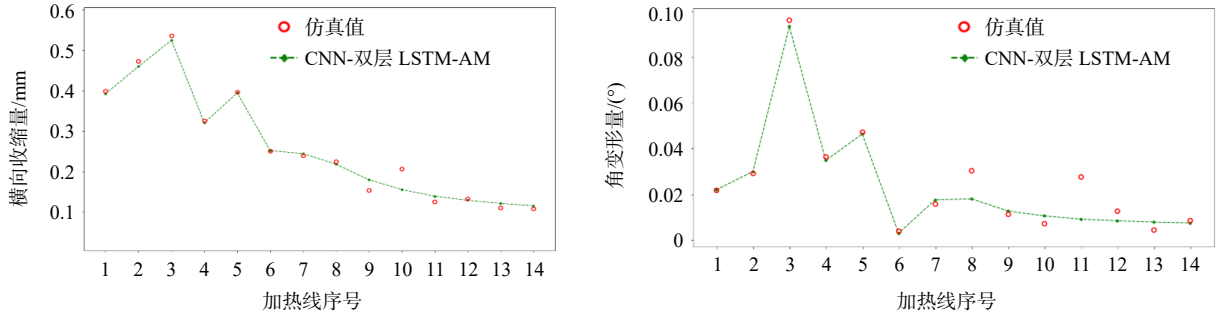
为验证 CNN-双层 LSTM-AM 模型准确性与稳定性，将该模型的预测结果与双层 LSTM 模型、双层 LSTM-AM 模型和 CNN-双层 LSTM 模型进行比较，针对横向收缩量和角变形量变形数据，各模型预测结果对比见图 9 和图 10，CNN-双层 LSTM-AM 模型预测值与 Abaqus 仿真值的拟合度显著高于对比模型，横向收缩量和角变形量预测趋势与仿真值轨迹高度吻合，初步表明其在水火弯板变形预测中的适用性优势，需要说明的是，水火弯板工艺为逐道施加加热线，本文以单道加热线作为离散时间步建立预测模型，因此，图 9 和图 10 的横坐标采用加热线道次序号表示，对应每道加热线完成加热与冷却后的钢板状态，用以表征钢板变形随加工进程的演化过程。为进一步验证 CNN-双层LSTM-AM 模型的泛化能力，本文通过量化分析预测精度，对 MAE、MSE、RMSE、MAPE、R^2 五项评估指标进行对比分析。如图 11 所示，CNN-双层 LSTM-AM 模型的 MAE、MSE、RMSE、MAPE 等误差指标综合最优，横向收缩量的决定系数 R^2 达到 0.96，显著优于其他三种模型，该模型在角变形量预测中 MAE 为 0.0383，体现出所提出的模型在复杂变形时序特征捕捉上的优势。对比不同模型的预测性能，CNN-双层LSTM-AM 模型在各项评估指标中综合表现优异。其核心优势源于模型设计的协同效应，CNN 模型负责提取水火弯板变形影响因子的时序空间特征，双层 LSTM 模型增强长时间序列数据的时序依赖建模能力，AM 模型则动态计算各影响因子对变形结果的权重贡献，三者有机结合有效提升了复杂非线性变形模式的预测精度。



（a）横向收缩量　　（b）角变形量

图 9 四种模型预测值与仿真值对比

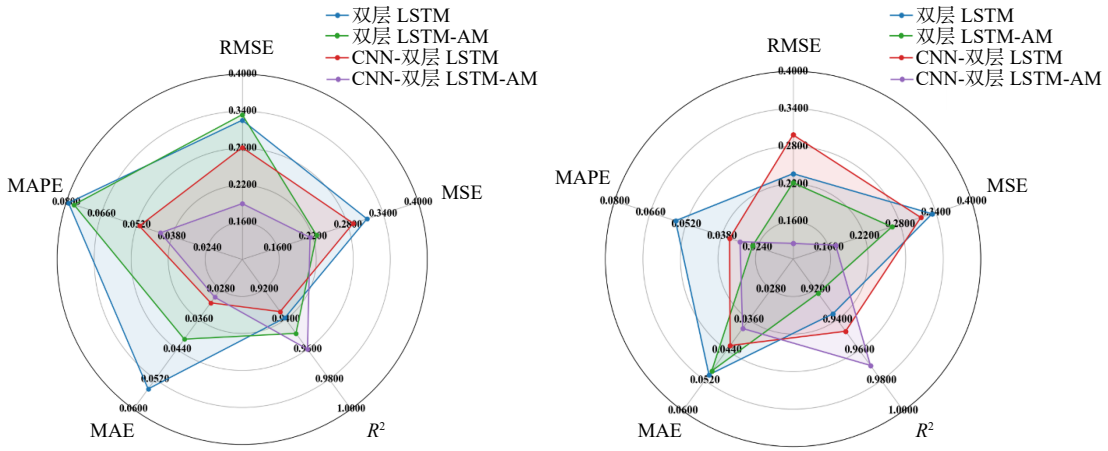
Fig.9 Comparison between predicted and simulated values of four models



（a）横向收缩量　　（b）角变形量

图 10 CNN-双层 LSTM-AM 模型预测值与仿真值对比

Fig.10 Comparison between predicted and simulated values using the CNN-dual-layer LSTM-AM model



（a）横向收缩量　　（b）角变形量

图 11　四种模型精度评价雷达图

Fig.11　Radar chart of prediction accuracy evaluation of four models

5 结　论

针对水火弯板变形预测问题，本研究构建了融合时空特征的 CNN-双层 LSTM-AM 模型，探索了变形过程中数据驱动的时空动态演化预测方法。与传统方法需在整块板变形完成后进行预测相比，本研究实现了对水火弯板随加热线道次递增的变形量动态演化过程的预测，主要结论如下：

（1）提出了融合时空特征 CNN-双层LSTM-AM 模型，CNN 提取变形数据空间特征，双层 LSTM 分别构建板内加热线时序依赖与板间变形关联，注意力机制 AM 动态强化关键时间步权重，三者协同有效提升水火弯板变形预测精度。

（2）模型实现水火弯板工艺过程板材变形时空演化的动态预测，以单道加热线为时间步，可追踪横向收缩量与角变形量的动态变化。

（3）模型在角变形量预测中 MAE 为 0.0383，横向收缩量预测的 R^2 达 0.96，具有较高的预报精度。

参　考　文　献：

[1] Choi Y H, Lee Y W, Choi K, et al. Temperature distribution and thermal stresses in various conditions of moving heating source during line heating process[J]. Journal of Thermal Science, 2012, 21(1): 82–87.

[2] Shin J G, Ryu C H, Nam J H. A comprehensive line-heating algorithm for automatic formation of curved shell plates[J]. Journal of Ship Production, 2004, 20(2): 69–78.

[3] Park J, Kim D, Mun S H, et al. Automated thermal forming of curved plates in shipbuilding: System development and validation[J]. International Journal of Computer Integrated Manufacturing, 2016, 29(10): 1128–1145.

[4] Wang S, Wang J, Xu Z, et al. Numerical calculation of overlapping line heating for marine titanium alloy curved plate[J]. Ocean Engineering, 2024, 296: 117021.

[5] Das B, Biswas P. A review of plate forming by line heating[J]. Journal of Ship Production and Design, 2018, 34(2): 155–167.

[6] Shin J G, Lee J H. Nondimensionalized relationship between heating conditions and residual deformations in the line heating process[J]. Journal of Ship Research, 2002, 46(4): 229–238.

[7] Park J S, Shin J G, Kim Y B, et al. Application of heating line computation model in a shipyard: A case study[J]. Journal of Ship Production, 2008, 24(1): 17–24.

[8] Yu G, Anderson R J, Maekawa T, et al. Efficient simulation of shell forming by line heating[J]. International Journal of Mechanical Sciences, 2001, 43(10): 2349–2370.

[9] Lee K S, Eom D H, Lee J H. Deformation behavior of SS400 Thick plate by high-frequency-induction-heating-based line heating[J]. Metals and Materials International, 2013, 19(2): 315–328.

[10] Son K J, Yun J O, Kim Y W, et al. Analysis of angular distortion in line-heating[J]. International Journal of Mechanical Sciences, 2007, 49(10): 1122–1129.

[11] Vega A, Rashed S, Murakawa H. Analysis of cross effect on inherent deformation during the line heating process–Part 1–Single crossed heating lines[J]. Marine Structures, 2015, 40: 92–103.

[12] Nguyen T T, Yang Y S, Bae K Y, et al. Prediction of deformations of steel plate by artificial neural network in forming process with induction heating[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2009, 23(4): 1211–1221.

[13] Shibahara M, Ikushima K, Maekawa M, et al. Approach to automation of line heating by combination of reinforcement learning and finite element method simulation[J]. ASME Open Journal of Engineering, 2022, 1: 011024.

[14] Li L, Qi S, Zhou H, et al. Prediction of line heating deformation on sheet metal based on an ISSA–ELM model[J]. Scientific Reports, 2023, 13(1): 1252.

[15] Moon H, Park K, Lee J, et al. DNN-based inverse design of line heating patterns for automated plate forming in shipbuilding using multi-start convex optimization[J]. Extreme Mechanics Letters, 2025, 76: 102313.

[16] 张雪彪, 纪卓尚, 刘玉君. 水火弯板局部变形预测建模方法比较[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2005(3): 329–334.
Zhang X B, Ji Z S, Liu Y J. Comparison of modeling methods for local deformation prediction in line heating[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2005, 26(3): 329–334. (in Chinese)

[17] Shin J G, Ryu C H, Lee J H, et al. User-friendly, advanced line heating automation for accurate plate forming[J]. Journal of Ship Production, 2003, 19(1): 8–15.

[18] Tango Y, Ishiyama M, Suzuki H. IHIMU a fully automated steel plate bending system for shipbuilding[J]. IHI Eng. Rev, 2011, 44(1): 6–11.

[19] Wang J, Liu Y, Ji Z, et al. Automatic line-heating process for forming the double-curved shell plates[J]. Journal of Ship Production, 2009, 25(1): 7–13.

[20] 齐　亮, 杨　平, 张成龙. 水火弯板成形因素对钢板表面温度和变形的影响[J]. 船舶工程, 2013, 35(6): 87–90+111.
Qi L, Yang P, Zhang C L. Influence of forming factors of line heating on surface temperature and deformation of steel plates[J]. Ship Engineering, 2013, 35(6): 87–90+111. (in Chinese)