

基于LSTM网络的不锈钢薄板 激光搭接焊熔深光学相干监测 研究

汇报人：陈柏彤

汇报时间：2026/07/22

参考文献：《Optical coherence measurement-based penetration depth monitoring of stainless steel sheets in laser lap welding using long short-term memory network》

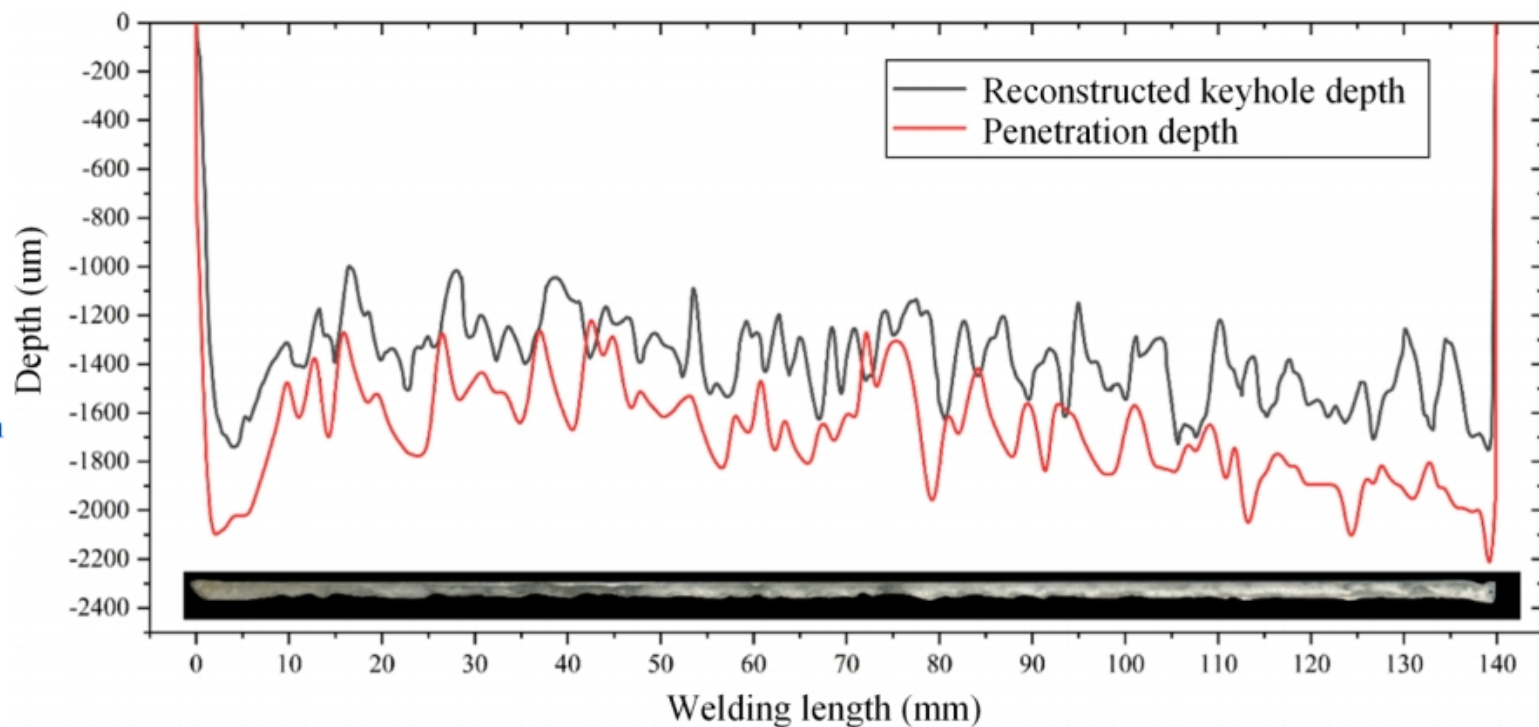
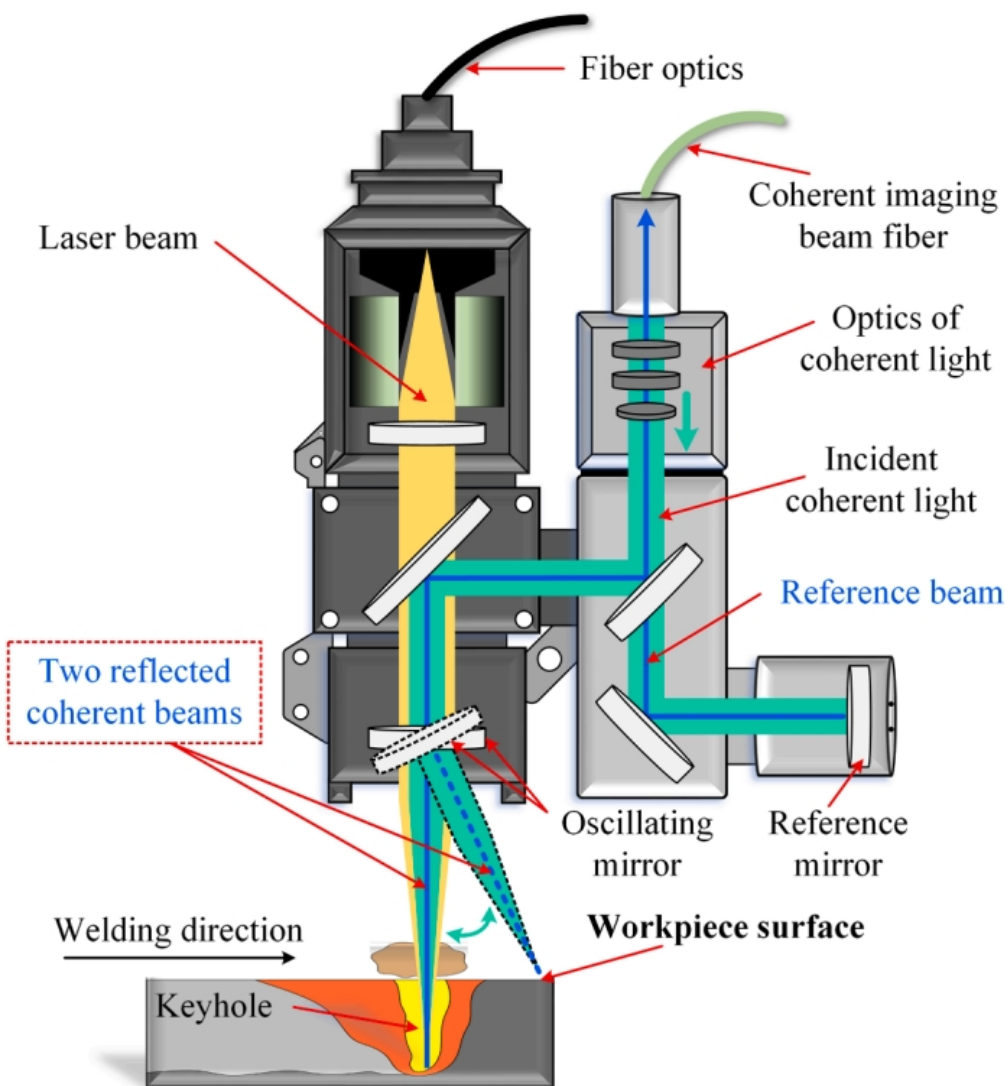
课题背景与现有传感系统的技术瓶颈

- **工业应用约束：** 316L 不锈钢薄板非穿透激光搭接焊的熔深控制精度直接决定了接头的结构强度与外观质量。
- **传统监测的局限性：** 现有的声、光、视觉多传感器融合框架或单一传感监测，往往受制于强电磁与等离子体噪音的干扰。此类信号特征通常只能实现焊接状态的定性分类，难以输出具有高鲁棒性的定量熔深预测值。

光学相干测量技术引入与系统性物理偏差

- 非接触式高频测量：采用 840nm 近红外相干光与激光同轴布局，通过干涉光谱克服了金属蒸汽屏蔽，实现了 250kHz 的“匙孔深度”动态直测。
- 测量偏差与核心任务：提取切片金相真实熔深（红线）与 OCT 测量值（黑线）对比发现，两者走势相关，但在局部极值与时间相位上存在显著错位。直接将测量值等效为熔深会引入严重误差，这确立了本文的信号补偿建模任务。

光学相干测量技术引入与系统性物理偏差 (续)



基于经验模态分解（EMD）的自适应信号重构

- 物理噪声源分析： 原始匙孔深度信号（蓝线）呈现剧烈高频振荡，源于高温下匙孔极其不稳定的“动态生成-塌陷”物理过程。
- EMD自适应降噪机制： 摒弃人工预设基函数的滤波法，采用经验模态分解（EMD）自适应提取本征模态函数（IMFs）。通过滤除高频细节、保留低频近似分量，重构出平滑且反映真实深度趋势的有效特征信号（红线），为后续回归网络剔除干扰输入。

双击此处添

双击此处添

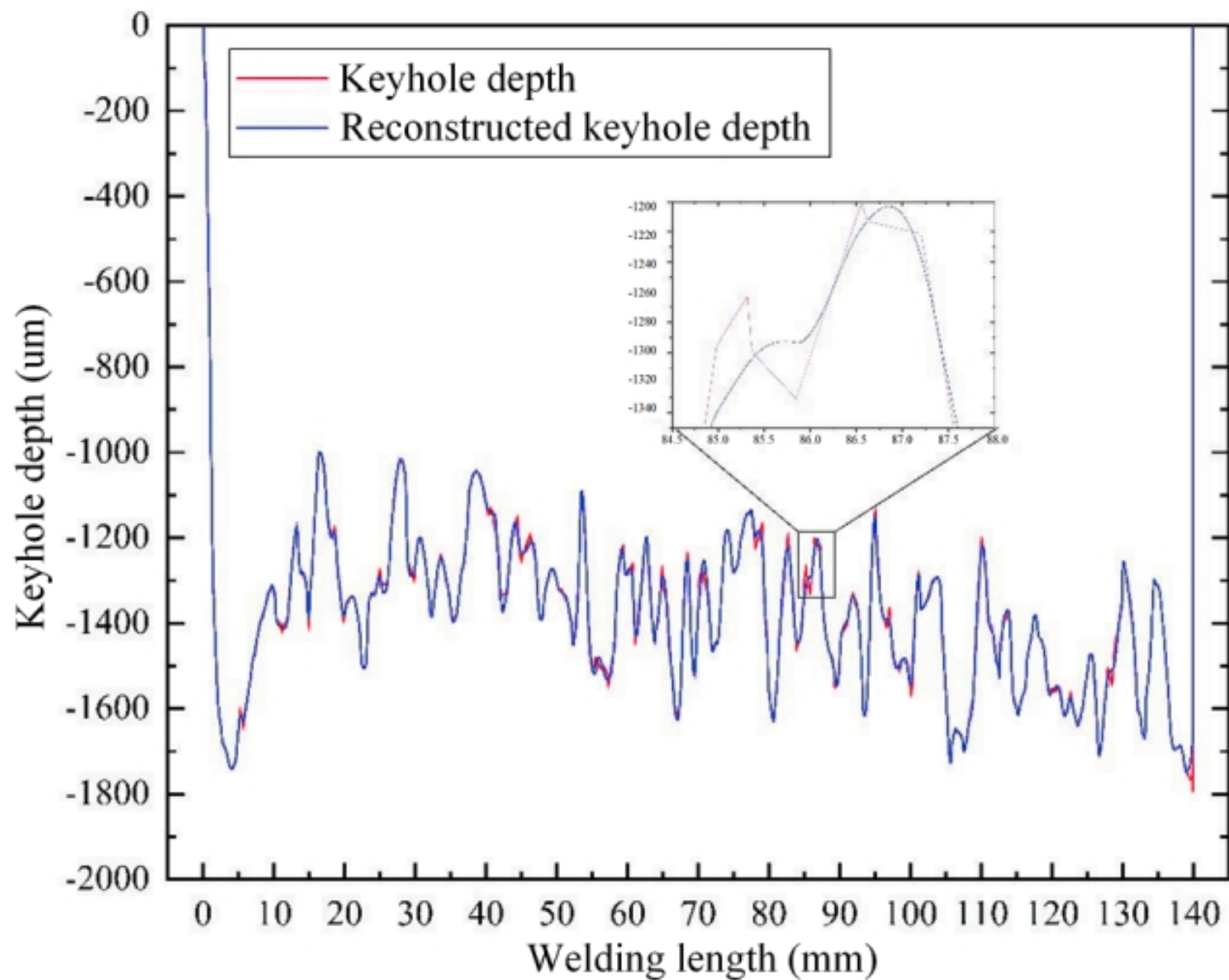
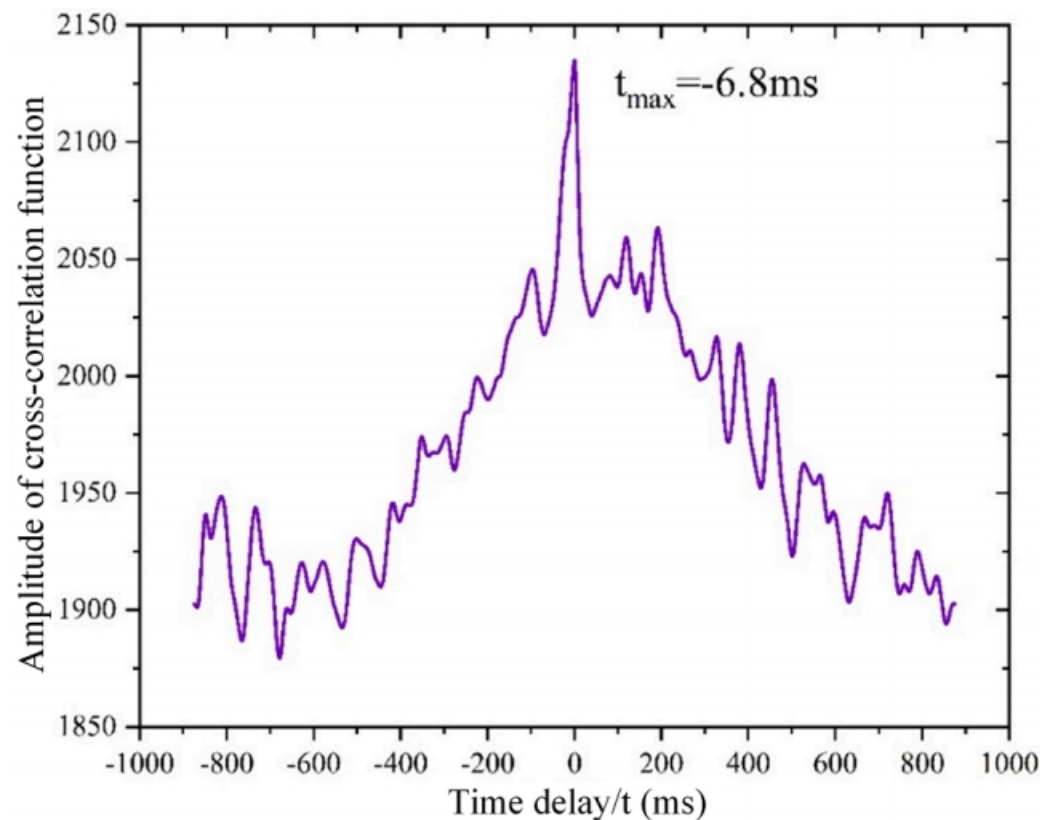


Fig. 5. Comparison of the original keyhole depth signal and the EMD-reconstructed keyhole depth signal.

时序特征分析与 6.8ms 迟滞现象的数学论证

- 信号相关性测度：引入互相关函数对重构匙孔信号与金相熔深信号进行时域一致性测度。
- 迟滞特性量化：分析表明，该互相关函数振幅在 $\tau = 6.8ms$ 处取得极值。该数学特征严格证明了：真实熔深的波动在时间轴上落后于匙孔深度约 6.8 毫秒。

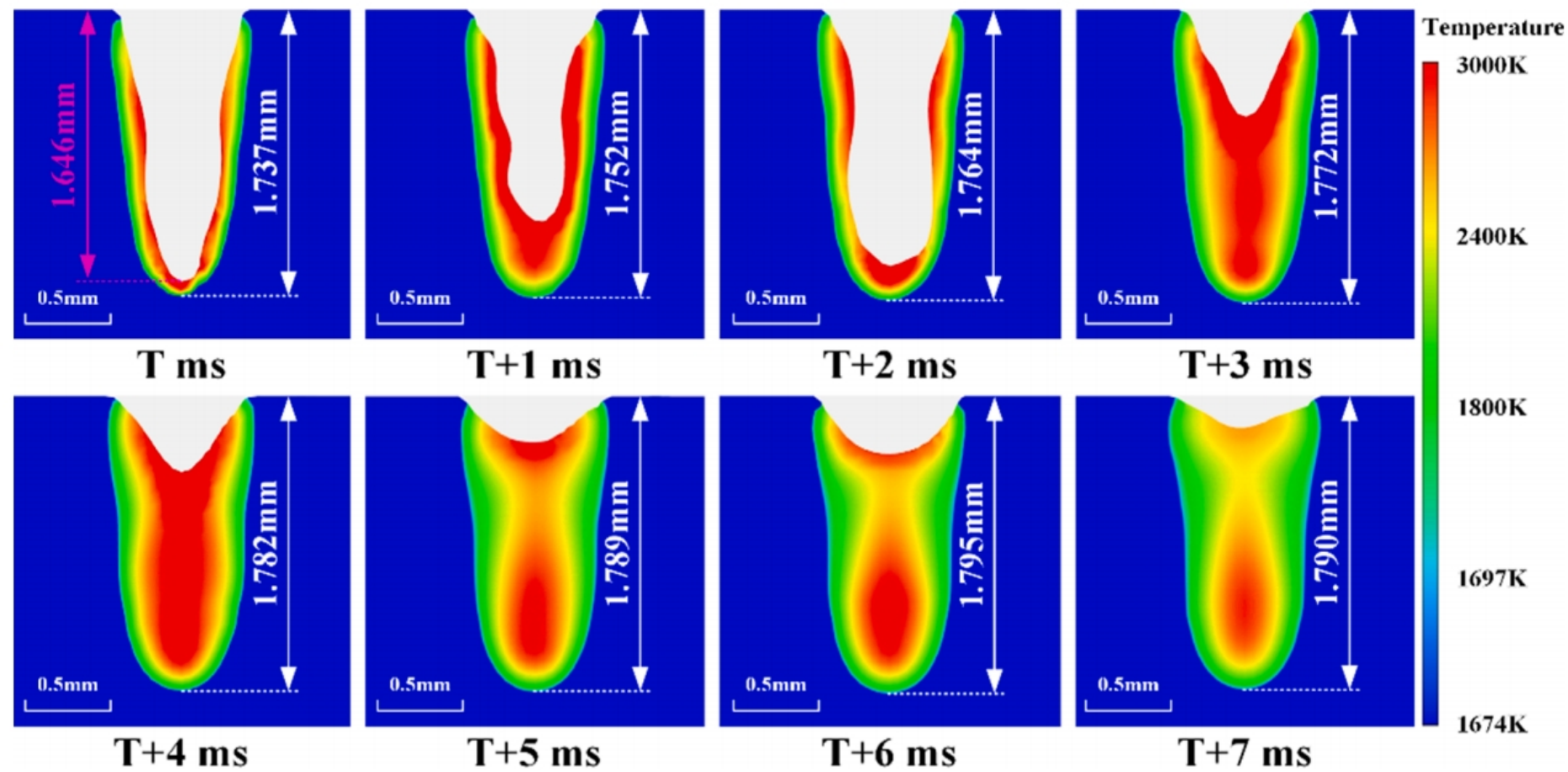
$$R(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T f(t)g(t + \tau)dt$$



数值仿真揭示物理误差机理

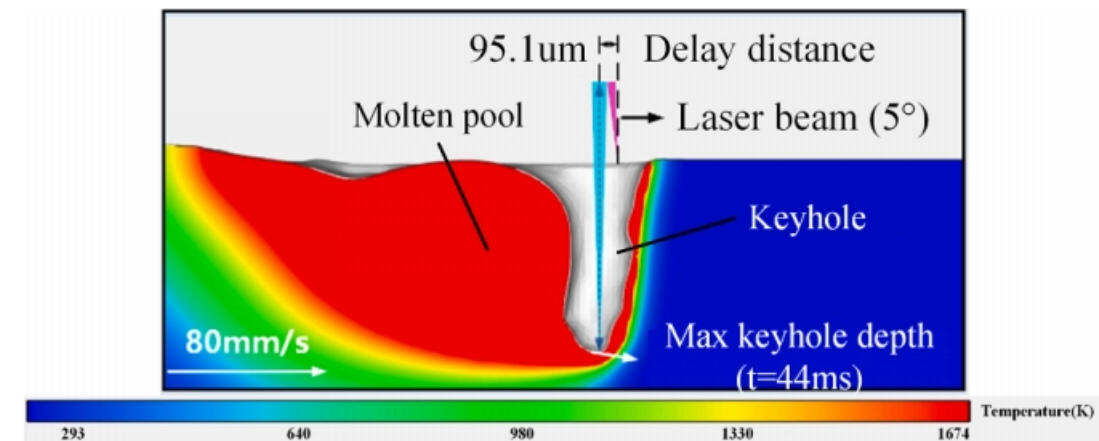
(一)：热传导与液态层隔离

- 机理一：热传导迟滞性：Flow-3D流体仿真证实，能量向上传导具有时间滞后。T 时刻的匙孔最大深度，在 $T+6\text{ms}$ 处才作用形成最大熔深，该仿真数据完美印证了信号处理得出的 6.8ms 迟滞结论。
- 机理二：液态隔离层：物理切片证实，匙孔最底部与真正的熔池凝固边界之间，始终存在一层厚度为 $95.1\text{ }\mu\text{m}$ 的液态金属层，这是产生静态深度差的根本原因。



↑ Fig. 10. The keyhole depth and penetration depth at different moments of the same weld position.

→ Fig. 11. The keyhole longitudinal section characteristic with the hysteresis distance.



数值仿真揭示物理误差机理

(二)：光束多次反射干扰

- 光路偏离干扰：焊接过程中匙孔形貌极度不稳定。当匙孔最深点偏离相干光轴时，测量光束无法实现单次垂直反射。
- 机理三：多次反射高估：相干光在狭窄且不规则的匙孔侧壁发生多次折返射（如红色虚线所示）。光程的非线性增加导致 OCT 接收端解算出的深度值被严重高估。

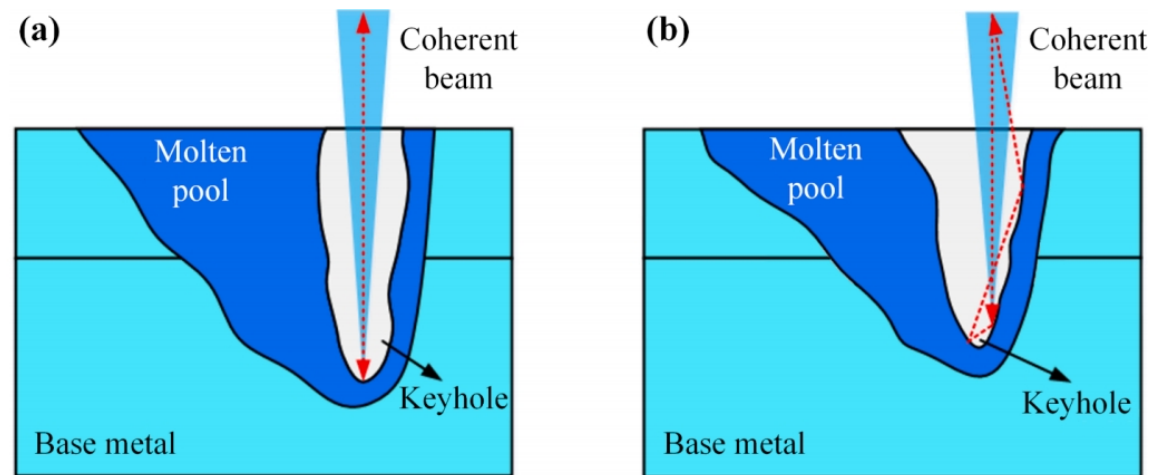


Fig. 12. Different reflection modes of coherent beam: (a) Single reflection; (b) Multiple reflections.

长短期记忆网络（LSTM）架构与物理特性映射

- 物理逻辑与网络选型匹配：前述物理论证已明确，熔深物理量具备严格的“连续演化”与“6.8ms 时序迟滞”双重特性。预测网络必须具备跨时间步的“历史记忆”捕捉能力。
- LSTM门控优势： 选用 LSTM 网络，依靠其记忆细胞以及输入门、遗忘门、输出门的联动机制，自主对前序时刻的匙孔深度特征进行权重分配与记忆保留，构成该物理场景下最优的数据驱动映射方案。

双击此处添加标

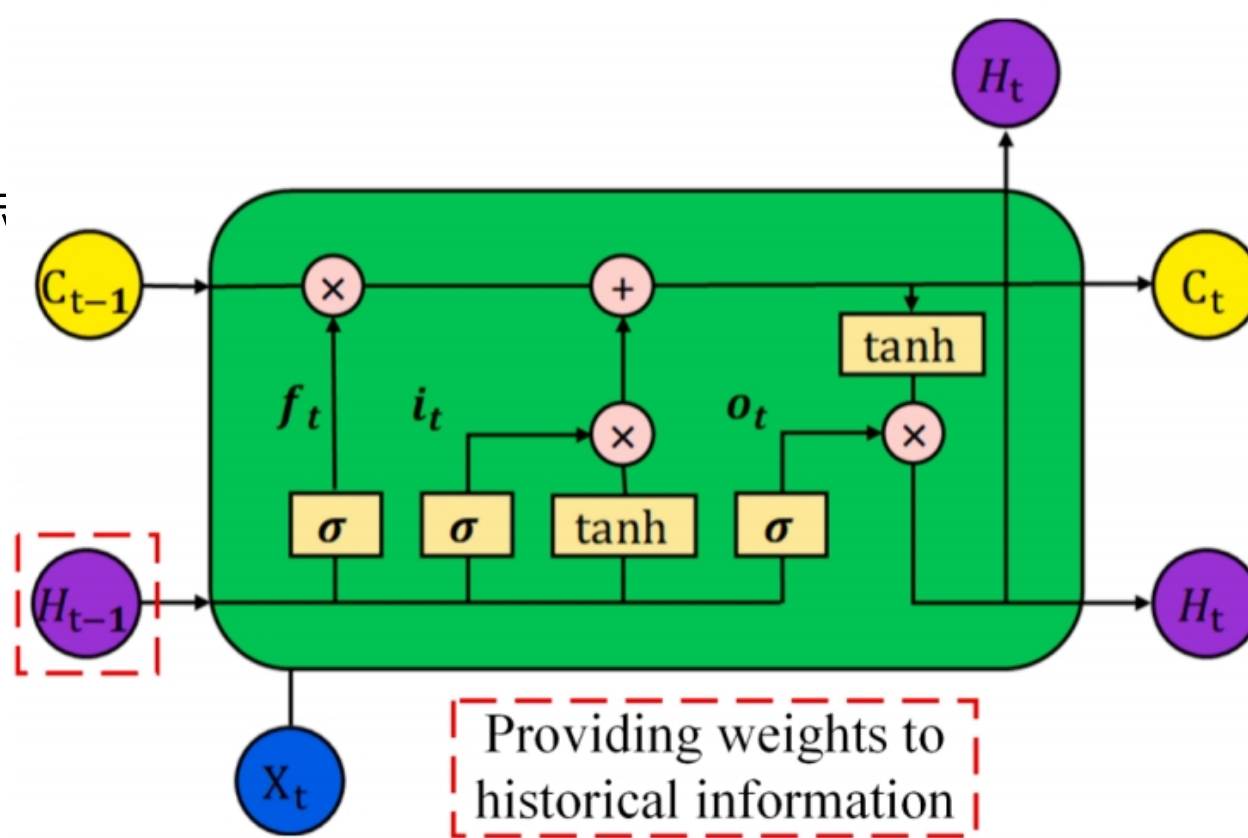


Fig. 14. The typical architecture of LSTM.

预测模型基准性能评测与横向对比

- 拟合优度展示：在最优工艺测试集中，LSTM 输出的预测曲线（粉色）与实际期望曲线（红色）展现出高保真的轨迹吻合度，系统性偏差被显著抹平。
- 横向对比优势：与 RNN、DBN 及 ANFIS 三类基线模型对比，LSTM 避免了非时序模型强制拼接历史数据的僵化机制。最终实现最大绝对误差（MAE） $77.31\ \mu\text{m}$ 与均方根误差（RMSE） $23.14\ \mu\text{m}$ 的全局最优表现。

双击此处添加

双击此处添加

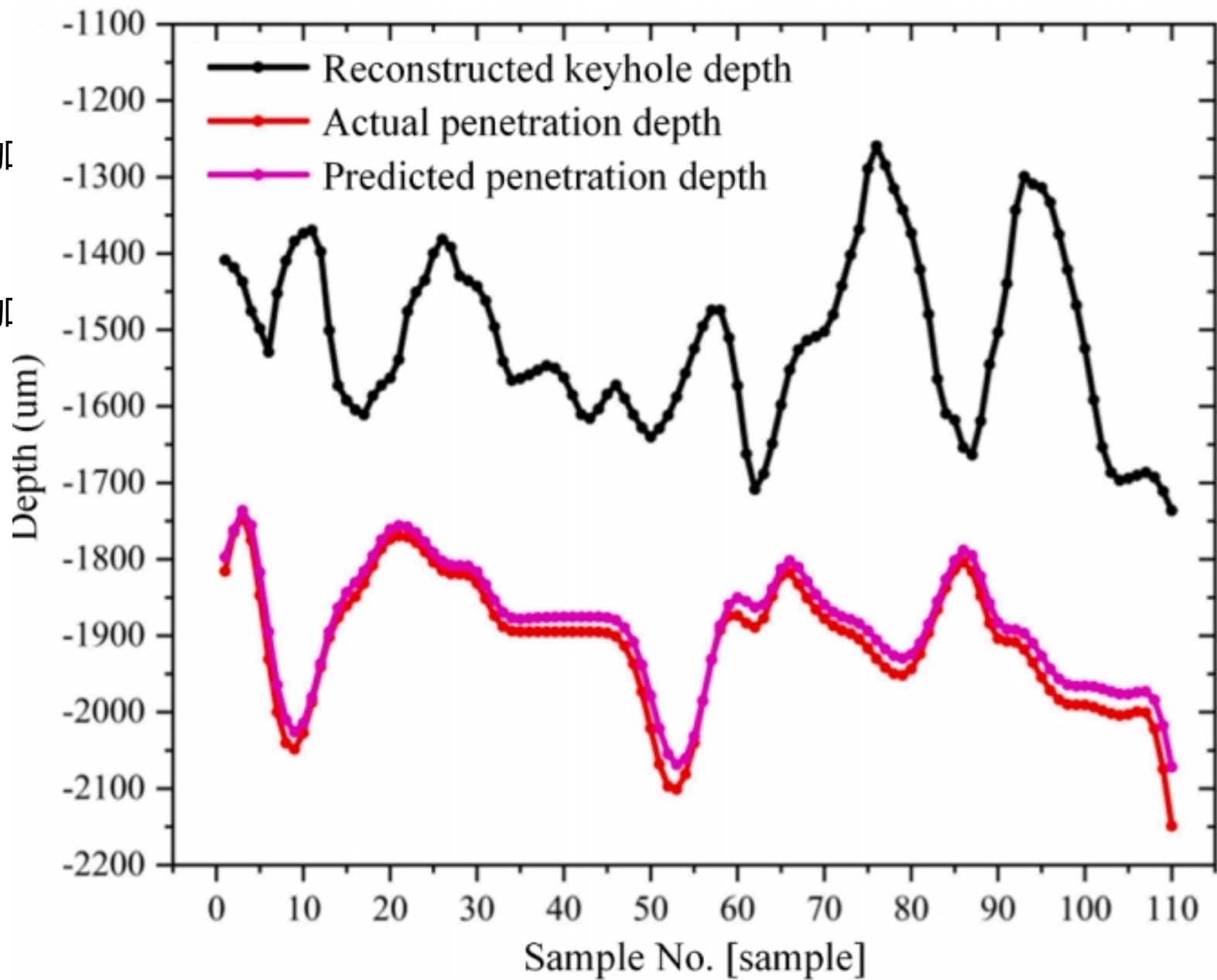


Fig. 15. The penetration depth prediction result for the test set.

Table 5

Prediction accuracy indicators of the LSTM and three other neural network models.

Model\Criterion	MAE	RMSE
LSTM	77.31 μm	23.14 μm
RNN	80.94 μm	27.16 μm
DBN	83.69 μm	29.95 μm
ANFIS	88.13 μm	32.52 μm

Bold indicates optimal performance.

独立验证集盲测与工业部署可行性分析

- 泛化能力盲测设定：为模拟工业现场的不确定性，冻结已训练模型的权重，输入同等工艺参数下全新独立焊缝的动态监测数据进行验证。
- 部署可行性结论： LSTM 模型在未见过的全新数据集上维持了高度稳定的泛化精度（MAE: 227.84 μm , RMSE: 77.42 μm ），核心误差指标持续压制所有基准模型，论证了系统直接向生产线部署的技术可行性。

双

双

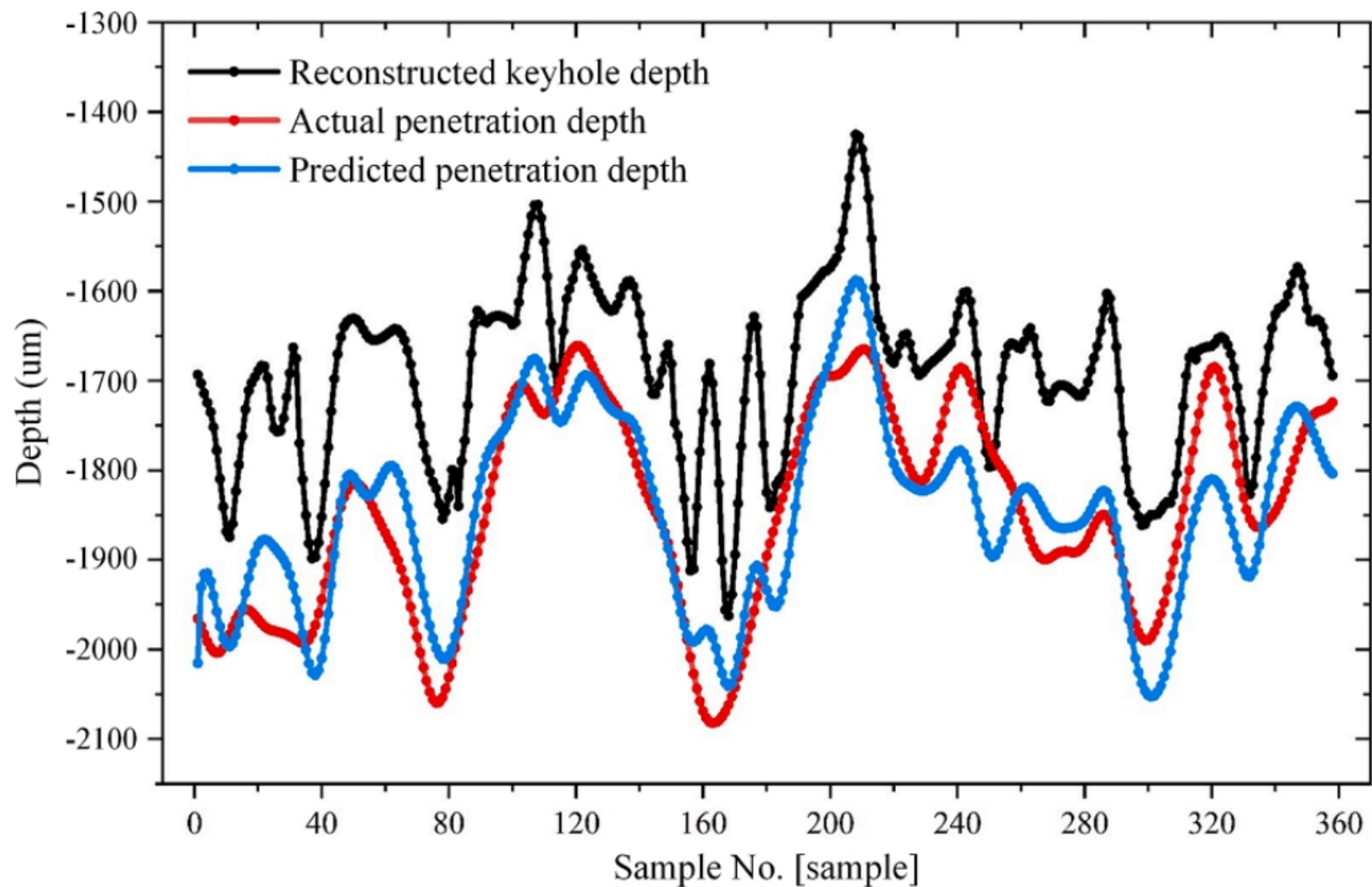


Fig. 16. The penetration depth prediction result of the validation experiment.

Table 6

Prediction accuracy indicators of the LSTM and three other neural networks (Validation experiment).

Model\Criterion	MAE	RMSE
LSTM	227.84 μm	77.42 μm
RNN	236.18 μm	80.59 μm
DBN	241.74 μm	87.03 μm
ANFIS	248.69 μm	90.35 μm

Bold indicates optimal performance.

核心结论与工程技术展望

- **理论范式突破：**首次系统性探明了 OCT 匙孔监测数据与真实熔深间的三大误差起源（液态层隔离、热传导迟滞、光学多次反射）。建立了一种“物理机理约束指导网络选型”的严谨交叉研究范式。
- **方法论贡献：**成功构建了“高频采样 - EMD自适应重构 - LSTM时序补偿”的算法链条，将极具挑战性的无损定量预测误差控制在 $25\text{ }\mu\text{m}$ 量级。
- **工程应用延伸：**将该高精度的 LSTM 在线监测模块嵌入激光装备的闭环控制总线中，结合 PID 或模型预测控制算法，实现对加工功率的实时自适应调节，最终保障全路段熔深的绝对恒定。