

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2315181

基于 LSTM 的勘察器外壁温度反演方法研究

马振东 范锦彪 王燕 许杰

(中北大学仪器科学与动态测试教育部重点实验室 太原 030051)

摘要: 对于星壤物质物化特性的反演是深空探测中最重要的一环,星壤的热导率、热容参数等热特性是研究星壤组成的科学依据,而温度测量是基于侵彻式的星壤原位探测的重要参数。针对月壤勘察器侵彻过程的外表面温度无法直接测量的问题,开展了基于 LSTM 神经网络算法的勘察器外表面温度反演方法的研究。借助 ANSYS/LS-DYNA 有限元软件实现侵彻过程的仿真模拟以获取多组勘察器弹头部内外表面温度数据,依据有限差分法离散热传导方程选取数据,采用长短期记忆神经网络来建立反演模型。通过模拟实验进行分析,该方法反演所得曲线和实验曲线相比均方根误差为 12.9 °C,最大相对误差不超过 10%。实验结果表明本文所研究的方法可以实现勘察器外表面温度的反演。

关键词: 外壁温度反演;有限元仿真分析;有限差分法;LSTM

中图分类号: O383.1 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510

Research on inversion method of external temperature of penetrator based on LSTM

Ma Zhendong Fan Jinbiao Wang Yan Xu Jie

(Key Laboratory of Instrumentation Science & Dynamic Measurement Ministry of Education, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: The inversion of physical and chemical properties of satellite soil is the most important part of deep space exploration, and thermal properties such as thermal conductivity and heat capacity parameters are the scientific basis for studying the composition of satellite soil, and temperature measurement is an important parameter for in-situ detection of satellite soil based on penetration. In this paper, the surface temperature inversion method of lunar soil probe based on LSTM neural network algorithm is studied to solve the problem that the surface temperature of lunar soil probe can not be measured directly. The penetration process was simulated by ANSYS/LS-DYNA finite element software to obtain the temperature data of multiple groups of reconnaissance warhead. The data were selected according to the finite difference method of discrete heat conduction equation, and the inversion model was established by using the long and short term memory neural network. The root-mean-square error of the inversion curve is 12.9 °C and the maximum relative error is less than 10% compared with the experimental curve. The experimental results show that the method proposed in this paper can realize the inversion of the outer surface temperature of the probe.

Keywords: outer wall temperature inversion; FEM simulative analysis; finite difference method; LSTM

0 引言

勘察器在侵彻过程中与星壤靶之间会发生高速滑动摩擦,其中所作的功有 90% 将转化为热能,星壤接触到的温度也即勘察器外表面的温度,并且正常情况下都是勘察器弹头顶端处首先接触到靶,导致弹头部的温度急剧升高。在当前的测温技术中,接触式测温和非接触式测温是两种主要的方法。非接触式测温方法则通过测量目标发出的热

辐射来推算温度,无需与目标直接接触,因此具有更好的适应性和可靠性。但是,非接触式测温方法的测量精度受到多种因素的影响,如环境辐射、表面发射率变化等。接触式测温方法通过直接与目标接触来测量温度,具有较高的测量精度。然而,在高速侵彻过程中,直接测量弹头外表面温度易受到恶劣工况环境的影响,将温度传感器安装在外壁时侵彻过程中极易损坏,要获取该瞬态条件下的温度变化难度较大,而安装在内壁可很好的避免损伤,但温度从外壁

传到内壁的过程有较大热损耗,故本文想要从内表面测得的温度准确反演出外表面星壤所接触到的温度,从而为星壤的物化特性研究提供基础。针对测温的定量需求,需要明确测温范围和测温精度。具体而言,测温范围需要覆盖从低温到高温的广泛区间,以适应不同星壤条件下的温度变化,而在勘察器弹头侵彻星壤的温升范围大约是 $0\text{ }^{\circ}\text{C}\sim 800\text{ }^{\circ}\text{C}$ 。同时,测温精度也需要达到较高的水平,由于该过程仍处于探索阶段,故精度要求范围在 20% 。为了准确地分析预测外表面真实接触到的温度,目前已有的方法包括理论计算方法和数值仿真分析方法^[1]。其中,理论计算方法是將弹体侵彻靶体的摩擦升温瞬态过程简化为稳态过程,弹头处受到的摩擦力、法向力和侵彻速度等按均值处理进行计算。文献[2]对侵彻过程中弹体所受到的等效摩擦应力、滑动率、摩擦功转热系数和摩擦功散耗功率四项求积得到摩擦升温温度值。文献[3]先将弹头锥面近似分解为无数个等边三角形,通过弹体侵彻过程中摩擦力和法向力,计算出每个三角形上的热流强度,再乘以热流持续时间,得到弹头单位面积上的摩擦升温温度值。除此之外,人工智能算法和数值仿真分析也是预测温度的有效方法。以神经网络为代表的人工智能算法能够准确提取输入特征和输出参量之间的复杂非线性映射关系,从而可以实现对温度的快速反演计算^[4]。Meitei 等^[5]利用 COMSOL 对多物理场仿真建模来监测温度从而实现对温度的预测。倪子瞻等^[6]利用物理场仿真和神经网络算法对油浸式变压器热点温度进行反演,实现对热点温度的实时估算,但其数据量过大、计算时间太长,在实际中难以得到广泛应用。

由上述介绍可知,理论计算方法将瞬态简化为稳态这一分析过程不严密,进而导致计算精度较低,而单纯使用数值仿真分析或者人工智能方法,其计算精度虽有所提升,但计算量过大,计算速度缓慢,难以解决成本过高的问题。基于对已有方法的分析,本文结合了有限元仿真和神经网络算法的优势,提出了一种基于二者相结合的动态温度反演方法,所训练的神经网络可以实现弹体外表面温度的准确反演计算。本文所提方法的主要优势为:1)有限元仿真可以表现出弹体侵彻过程内外表面各点真实温度变化,从而避免了理论数值计算过于理想化的情况。2)神经网络可以准确提取外表面温度曲线与内表面温度曲线的复杂非线性关系。两者相辅相成、相互结合,能够实现对于外表面各点实时温度的快速反演和预测。3)本文在传统神经网络数据训练的基础上提出依据热传导方程基于有限差分法对数据更加精准的提取,使网络反演精度提高、训练计算时长减少。

1 侵彻过程热-固耦合仿真模型

1.1 仿真模型建立

有限元软件 ANSYS/LS-DYNA 在计算大变形和非线性问题时具有强大的功能,针对求解各种情况下二维和三

维结构的碰撞、侵彻、爆炸和冲击等高速瞬态动力学问题优势巨大,同时还可以模拟分析流体以及热传导等方面的问题^[7]。本文使用该软件完成仿真模拟实验,仿真类型主要采用了热-固耦合分析。为体现摩擦产热时弹体内外壁温度的变化,建立勘察器侵彻模拟星壤模型,有限元模型如图 1 所示。

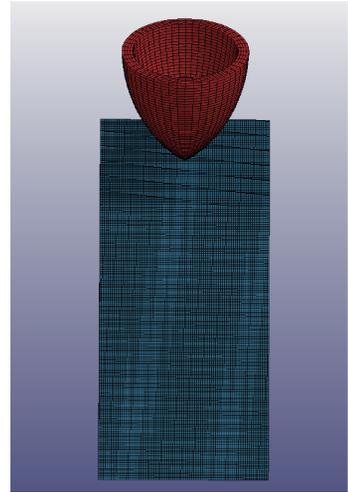


图 1 弹靶有限元模型

本文模拟了弹头在高速冲击模拟星壤下的动态响应及摩擦产生的瞬态热量在内部的传播。设置“CONTROL_SOLUTION”关键字中的 Coupled structural thermal analysis 来实现结构之间的顺序热固耦合计算。通过给定勘察器弹头一定量的初速度产生侵彻所需的动能,弹头撞击模拟星壤速度低于 800 m/s 时可以视为刚体不考虑形变和质量磨损^[8]。普通 Rigid 材料模型不反映传热过程,故将侵彻体材料定义为 JOHNSON_COOK 型,设置“CONTACT”中“Eroding_surface_to_surface”等关键字使其具有摩擦温升及温度传导。勘察器参数如表 1 所示。模拟星壤靶定义为 HJC 本构模型,该模型除考虑等效屈服度压力、应变率和材料损伤之间的关系以外,还考虑了塑性体积应变^[9],符合真实侵彻工况,有较高的准确度,模拟星壤靶参数参考文献^[10]如表 2 所示。

表 1 勘察器参数

参数	数值
$\rho/\text{g}/\text{cm}^3$	7.85
E/GPa	0.77
泊松比	0.33
$K/(\text{W}/(\text{m}\cdot\text{K}))$	44
$c/(\text{J}/(\text{kg}\cdot\text{K}))$	460

在 ANSYS/LS-DYNA 有限元软件完成对仿真模型的前处理,材料参数中定义表 1 和表 2 数值,并对接触类型、边界条件等关键字进行定义,在关键字“CONTROL_TIMESTEP”

表2 模拟星壤靶参数

参数	数值
$\rho/\text{g}/\text{cm}^3$	2.6
E/GPa	0.148
泊松比	0.3
$\rho_a/\text{g}/\text{cm}^3$	1.5
E_a/GPa	30

设置求解的时间步长,时间步长由式(1)计算确定^[11]。在热固耦合有限元仿真模拟中,温度计算时间步长是一个极为重要的参数,通常定义为机械运动时间步长的10~50倍,以提高模型热计算的精确性,本文设置为10倍,减少无关因素对仿真的影响。

$$\Delta t = 0.9 \frac{L}{C} \quad (1)$$

式中: L 为网格划分时的单位特征长度, C 为在空气中传播时所具有的声速。

由于全模型难以明显看到热量在弹壁内的传播,故侵入过程采用1/2模型进行观测,勘察器弹头刚接触到模拟星壤仿真温度云图如图2所示,初始环境温度为20℃,撞击初速度为200 m/s。根据温度云图可以看出温度从弹头外壁向弹头内表面进行传导,此时最外侧温度为59.5℃,最内侧温度为23.9℃。

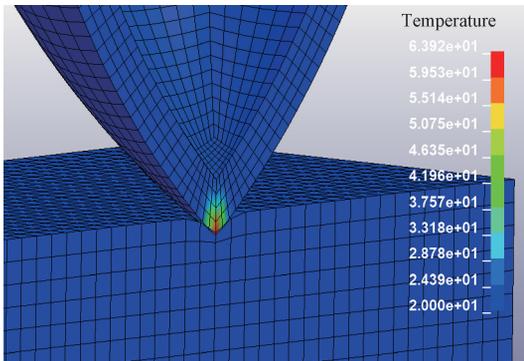


图2 仿真过程图

本文所用勘察器参数与文献[12]中的弹体参数相同,在200 m/s的速度下仿真得到的外壁温度结果与其同等速度下仿真摩擦外壁所得到的温度曲线趋势相同,二者存在差距的主要原因是弹头几何形状有所差异以及靶体材料不同,文献[12]所用为卵形弹侵入混凝土,而本文所建立模型为锥形弹侵入模拟月壤,锥形弹在刚侵入时接触面相较卵形弹小,故温度相对高一点。

1.2 模型验证

在某地进行了相关测试工作,严格依据预设的方案进行了弹体侵入模拟星壤的相关测试。实验所采用的弹体详细参数及模拟星壤的具体参数分别列举在表1和2中。在测试过程中,弹体采用空气炮发射的方式进行高速冲击,这

一发射方式能够有效模拟太空环境中的撞击场景。同时,为了精确记录弹体的冲击速度,使用了高速摄影捕捉其动态过程。本次测试的冲击速度设定为200 m/s,为了实时监测弹体在侵入过程中的温度变化,在其外表面安装了两个K型热电偶S1、S2。热电偶的具体安装位置如图3所示。

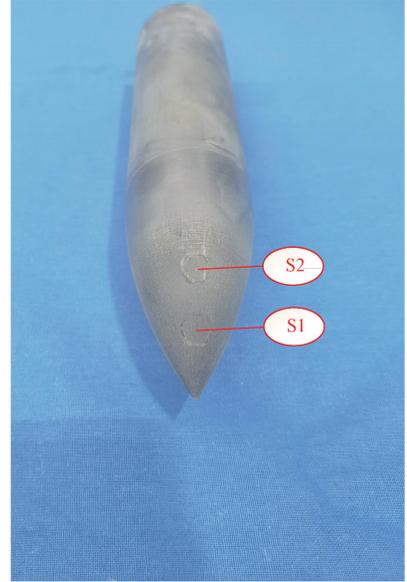


图3 实测试验弹体热电偶安装位置

基于试验测试中热电偶的具体安装位置,在仿真模型的弹体外表面上精心选择了相对应的区域进行温度模拟分析。如图4所示,确保了仿真模型与实物测试之间的一致性,其中H3296区域对应实物测试中的S1热电偶位置,而H3309区域则对应S2热电偶位置。

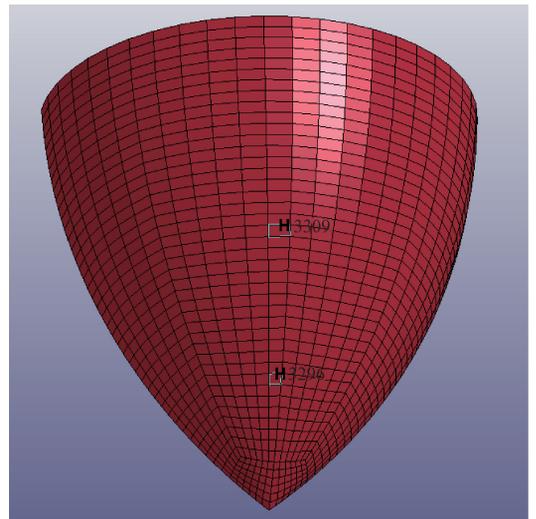


图4 对应实测传感器仿真模型所取测量区域

两对对应位置点的测试和仿真得到的温升曲线如图5、6所示。

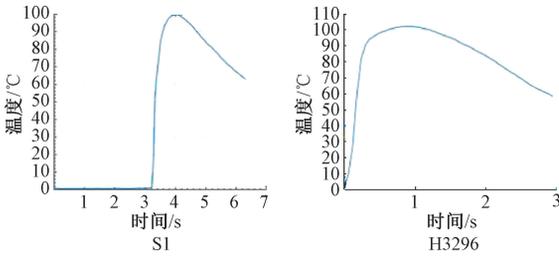


图 5 S1 和 H3296 温升曲线

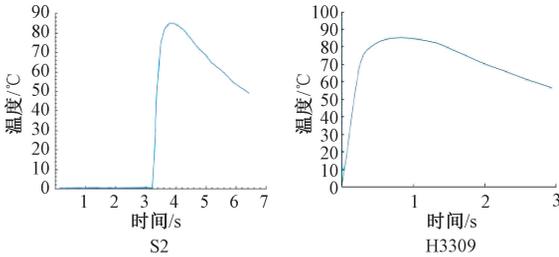


图 6 S2 和 H3309 温升曲线

通过分析 S1 和 S2 位置的热电偶实测温升曲线,观察到在实际测试中,弹体大约在 3.2 秒时与模拟星壤靶发生接触,故在仿真模拟中重点再现了弹体从接触到完全侵入模拟星壤靶的关键过程。在对比实测曲线和仿真曲线时,发现两者在升降温趋势上展现出高度的一致性,且温度峰值的差异非常小。然而,值得注意的是,仿真模拟中的温度峰值普遍比实际测试中的峰值高出 4 °C ~ 5 °C。针对这一差异,推测可能是由于在实际侵彻过程中,弹体外表面与星壤靶相互作用时产生了空腔效应,这种效应降低了温度的传导效率,从而导致了实测温度峰值的降低。经过上述分析表明仿真模型所生成的温度数据与实验实际测得的温度数据高度吻合,误差范围符合预期标准,进而证实了仿真模型的可靠性和有效性,并验证了仿真所得温度数据集的准确性,为后续利用神经网络进行温度反演提供了坚实的数据基础。

2 基于神经网络算法的弹体外表面温度反演

基于神经网络算法的弹体外表面温度反演方法的基本思路为:将借助 ANSYS/LS-DYNA 有限元软件仿真得到的弹体内表面各点随时间变化的温度数据作为输入样本,对应的外表面温度曲线作为输出项,采用长短期记忆循环神经网络提取输入样本与输出项之间的定量关系,最后利用所训练神经网络对该弹体外表面温度进行实时的动态反演计算。通常情况都会把所有点的温度数据全部提取到神经网络中,但这会大大增加训练的时间,且由于增添了许多相关性不强的数据也会使网络反演的精确度下降,故本文提出依据热传导公式基于有限差分法将其离散后按照热传播规律进行数据选取,大幅减少网络计算时间、提高反演精度。

2.1 基于有限差分法热传导公式的神经网络样本数据选取

由于勘察器是轴对称模型且材料均匀,由此弹头模型温度的传递过程可以近似看作是二维热传导过程^[13],而弹体侵彻过程中产生的热几乎都是摩擦产生,内部并无内热源,故二维热传导方程为式(2)。

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \frac{k}{\rho c} \left(\frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u}{\partial y^2} \right) \quad (2)$$

二维热传导方程是关于时间和空间坐标的偏微分方程,解析热传导偏微分方程一般的方法有有限差分法、傅里叶级数法^[14]、共轭梯度法^[15]等,本文使用的有限差分法是一种常用的数值求解方法,它将连续的物理问题离散化为有限个节点,然后通过节点之间的差分来近似求解^[16]。在热传导方程的求解中,有限差分法将方程中的时间和空间变量分别离散化,将物体划分成若干个小正方形,然后通过节点之间的温度差分来计算每个节点的温度值,差分后的热传导方程如式(3)。有限差分法的优点在于它可以处理复杂的物理问题,并且可以通过增加节点数来提高精度,此外,还可以通过并行计算来加速求解过程,从而提高计算效率^[17]。

$$\frac{u_{i,j}^{n+1} - u_{i,j}^n}{\Delta t} = \frac{k}{\rho c} \left(\frac{u_{i+1,j}^n + u_{i-1,j}^n - 2u_{i,j}^n}{\Delta x^2} + \frac{u_{i,j+1}^n + u_{i,j-1}^n - 2u_{i,j}^n}{\Delta y^2} \right) \quad (3)$$

式中: k 为材料的热传导系数, ρ 为材料的密度, c 为材料的比热容,用 n 来表示时刻, i,j 来表示坐标点,由此可以得出,下一时刻($n+1$)的温度 $u_{i,j}^{n+1}$ 可以由这一时刻(n)坐标点 $(i+1,j)$ 、 $(i-1,j)$ 、 (i,j) 、 $(i,j+1)$ 、 $(i,j-1)$ 五个点的温度 $u_{i+1,j}^n$ 、 $u_{i-1,j}^n$ 、 $u_{i,j}^n$ 、 $u_{i,j+1}^n$ 、 $u_{i,j-1}^n$ 确定,如图7所示,可以更清晰看出这些点的分布呈十字形,即推导红色点(下一时刻)温度只要知道5个蓝色点(这一时刻)温度即可。

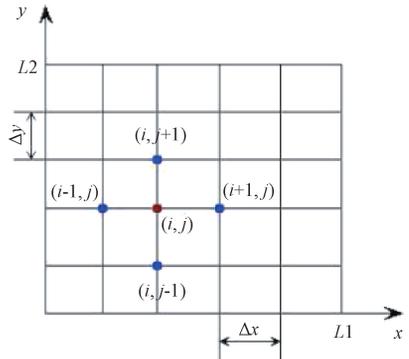


图 7 温度节点选择分布

将该推导过程对应到三维仿真模型上,如图8所表示为一组数据内外温度对应关系,其中蓝色标记的点为5个外侧点温度,绿色标记为一个内侧点温度,每5个呈十字形的外侧点温度决定一个十字中心内侧点的温度,根据此对应关系,在仿真结果中选取大量组这样对应的温度样本

数据,采用 LSTM 神经网络训练二者之间的对应关系,并利用最终训练好的神经网络实现外表面温度的动态反演。

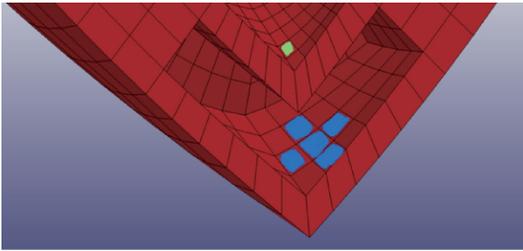


图 8 三维仿真模型温度数据对应图

2.2 LSTM 神经网络结构及模型训练

相比于全连接神经网络,对于目标跟踪、航迹预测等时间序列的处理,循环神经网络(recurrent neural network, RNN)展现了其强大的优势,成为相关数据处理时的普遍选择^[18]。长短期记忆网络(long short-term memory network, LSTM)是一种改进型循环神经网络,能够有效捕捉长序列中的上下文信息,相较于其它循环神经网络, LSTM 在时序预测、反演方面有绝对的优势,计算快、精度高,能够有效解决循环神经网络中梯度消失和爆炸的问题。LSTM 已经广泛应用在机器翻译、语音识别等算法之中,并且具有良好的性能^[19]。LSTM 还具有良好的扩展能力,例如多层堆叠的 LSTM,使得模型的参数量得到提升,能够处理更复杂的数据和场景^[20],温度反演流程如图 9 所示。

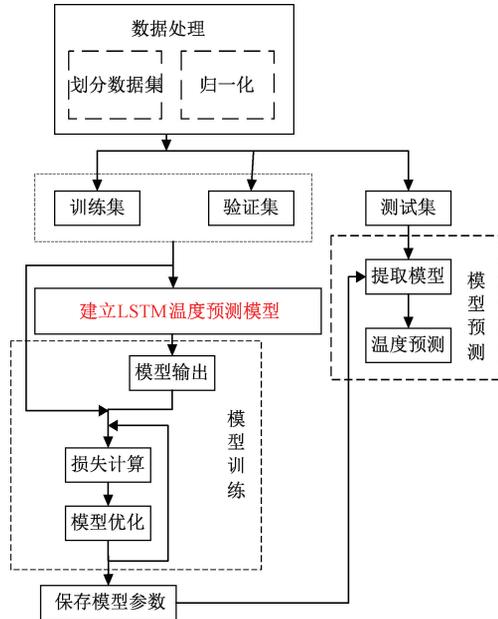


图 9 温度反演流程图

基于 LSTM 的弹体外表面温度反演模型实现步骤如下:

1)通过建立弹体侵入星壤物理仿真模型,模拟在不同速度的条件下侵入过程中弹体内外表面各节点温度变化,同时为了使样本数据能更加准确反映两侧温度对应关系,

通过获取每次侵入时的初速度,由此组成多维输入变量。取弹体初速度 v_0 、弹体内表面温度 T_{in} 作为模型输入,当前时刻弹体外表面温度 T_{out} 为模型输出,共上千组速度、温度数据。

2)为了确保模型训练的稳定性 and 提高收敛速度,对所需的样本数据进行了归一化处理。这一处理过程遵循式(4)所描述的归一化公式,旨在将原始数据转换到统一的数值范围内。

$$x'' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (4)$$

其中,在式(4)中 x'' 为归一化后的样本数据, x_{max} 和 x_{min} 分别表示在给定样本数据集中的最大值和最小值, x 为初始样本数据。

3)将样本数据集划分为训练集与测试集,有效评估模型的性能并防止过拟合现象。

4)基于模型输入与输出的特征值,确定了 LSTM 的输入节点与输出节点数。同时,为了优化模型的性能,设置了适当的隐藏层节点数、学习率等关键参数。通过这些设置,构建了基于 LSTM 的弹体外表面温度反演模型。

5)经过对模型的迭代训练,获得用于温度反演的最优模型参数。

6)在获取了具有最优参数的弹体温度反演模型之后,利用该模型对测试样本集进行了温度反演。为了验证模型反演的准确性,将反演得到的外表面导体温度数据与与仿真得到的外表面温度数据进行了对比,通过对比分析,证实了所建立的温度反演模型在预测弹体外表面温度方面具有较高的准确性。

基于仿真样本训练 LSTM 模型,以前面勘察器 200 m/s 初速度侵入模拟星壤仿真所得的内外侧温度数据为例,将数据集进行划分,数据归一化处理,建立内外对应关系,由模型输出与验证集计算损失函数,不断训练反复优化直至损失函数收敛平稳降至最低,模型训练完成该模型即可对内侧温度进行反演预测,取测试集进行验证。为了寻求最佳的训练性能,对神经网络的隐藏层节点组合进行了多轮尝试与优化。最终,设计了一个包含两层隐藏层的 LSTM 网络结构,其中第一层隐藏层配置了 12 个神经元,第二层则配置了 8 个神经元。这一结构在多次实验中表现出了较好的特征学习和泛化能力。基于这一网络结构,进行了总计 12 000 次的迭代训练,旨在通过反复调整网络参数来最小化训练集与验证集之间的误差。在训练过程中,记录了误差函数的收敛情况,并将其绘制成曲线图,如图 10 所示。该曲线图清晰地展示了随着迭代次数的增加,误差函数值逐渐减小并趋于稳定的过程。

在评估模型训练效果时,采用了特定的误差函数计算方法,如式(5)所示。这种方法能够量化模型预测值与实际值之间的差异,从而提供了一个客观的评估指标。通过对比不同迭代次数下的误差函数值,能够有效地评估模型的

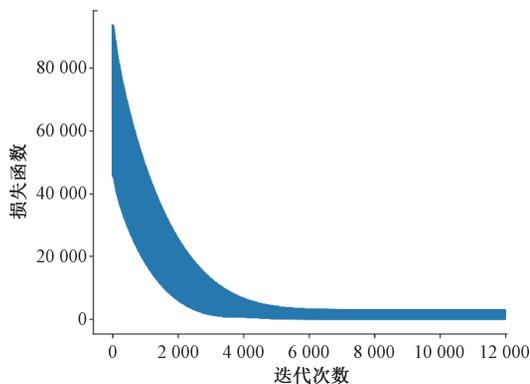


图 10 误差函数随迭代次数变化曲线

训练效果,并根据评估结果对模型进行进一步的优化和改进。

$$E = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N (O_n - t_n)^2 \quad (5)$$

式中: E 为误差函数, N 为训练样本总数, O_n 为第 n 个训练样本的计算输出值, t_n 为第 n 个训练样本的目标输出值。

由图 10 可知,随着迭代次数的增加,训练集的误差函数曲线在前 2 000 次迭代过程中迅速下降趋于平稳,最终维持在 0.7 左右,该 LSTM 神经网络模型的训练效果已经达到了较好且比较稳定的效果。

从 LS-DYNA 的仿真结果中选取弹头内表面任意一点的温度曲线输入到已经训练好的 LSTM 模型中进行温度反演,最终得到的反演结果如图 11 所示,将其与仿真得到的相对应的外表面温度做对比可以看出两条曲线吻合性较强,相对误差最大为 8.3%,相对误差大于 5%的时间段也只有 540 ms~580 ms 这段时间。

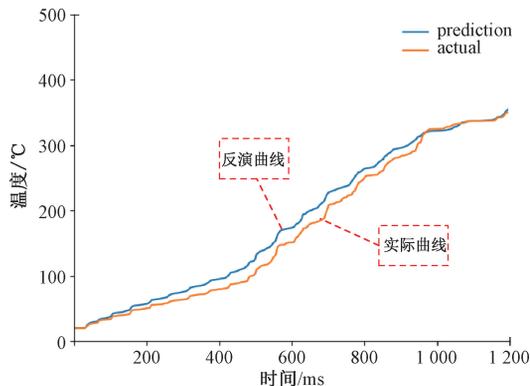


图 11 LSTM 反演温度曲线与仿真得到温度曲线

3 实验验证

实际的侵彻实验难以付诸实践,故欲通过类比实验的方法进行验证。使用同样材质的钢材料制作弹头模型,而勘察器侵入的过程弹头部热传导是瞬态的,因此可以通过设计快速加热来模拟侵彻过程中摩擦升温的过程。本文按照弹头真实情况使用 G50 高强度合金钢,该材料具有较高

的强度和较好的切削加工性,材料来源方便,经过适当的处理后可获得一定的韧性和塑性^[21],用作弹头材料非常适合。尺寸与实际情况和仿真模型类似,弹头长度 120 mm、最大直径 8 mm、壁厚 5 mm,实物模型如图 12 所示。



图 12 弹头部实物模型

火焰枪可以瞬间产生很高的温度,而且可以随意调节热量的大小,较为方便,故实验用火焰枪作为热源,调节火焰枪火焰大小使测得的内侧温度与仿真时内壁所得温度相同,然后用红外热像仪来测量获取弹头外表面的温度,现场实验装置如图 13 所示。



图 13 现场实验装置图

模拟实验中,利用红外热像仪捕捉了弹头模型在火焰枪加热过程中的热图像。红外热像仪所拍摄温度图像数据误差范围在 2% 左右,远远小于实际侵彻过程测温所要求范围,故采用红外热像仪实现温度的采集测量。通过调节火焰枪的火焰大小,成功在大约 1.2 秒的时间内将弹头模型内表面对应点温度加热至 41.38 °C,如图 14 所示。这一温度与仿真模拟中 200 m/s 冲击速度时内表面对应点所达到的温度相吻合,表明该模拟实验能够准确地再现仿真中的热环境。此时外表面与火焰所接触的温度为 357.72 °C,如图 15 所示。

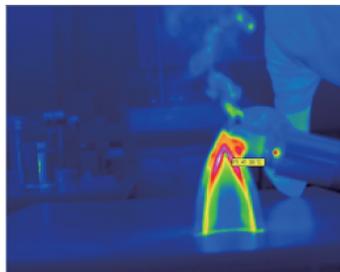


图 14 加热 1.2 s 时对应内表面温度

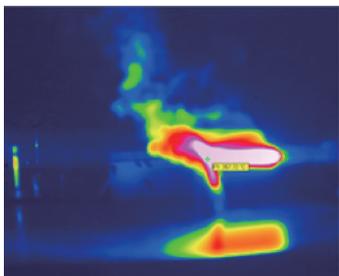


图 15 加热 1.2 s 时外表面温度

图 16 所示为红外热像仪截取 1.2 s 内实验曲线与反演曲线对比图,其中,蓝色曲线为模型仿真反演曲线,红色曲线为实验所测得温升曲线,可以看出两者基本吻合,均方根误差为 $12.9\text{ }^{\circ}\text{C}$,最大相对误差不超过 10% ,进一步验证了该反演结果的准确性。

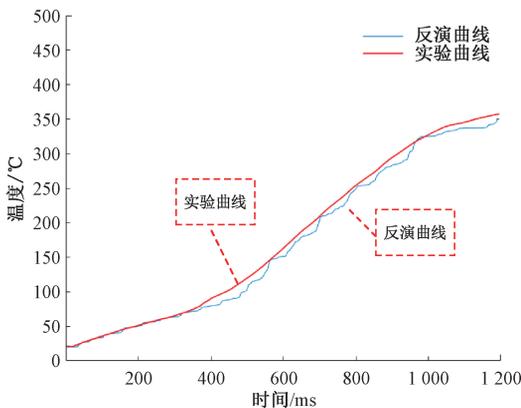


图 16 实验曲线与反演曲线对比图

4 结 论

本文开展了基于 LSTM 神经网络算法的勘察器外表面温度反演方法的研究。借助 ANSYS/LS-DYNA 有限元仿真软件仿真模拟侵彻过程以获取大量勘察器弹头内外表面温度数据,依据有限差分热传导方程选取温度数据样本,通过 LSTM 神经网络进行训练建立反演模型,最后通过模拟实验验证了反演结果的准确性。实验结果曲线与反演结果曲线对比得出均方根误差为 $12.9\text{ }^{\circ}\text{C}$,最大相对误差不超过 10% ,表明该方法适合用于勘察器弹头外表面温度的反演。

参考文献

- [1] 张丁山,王浩,冯国增,等. 钻地弹侵彻混凝土靶过程中弹体温度的变化[J]. 爆炸与冲击, 2010, 30(3): 314-319.
- [2] 牛明杰,孔德仁. 侵彻弹弹体应变存储测试系统设计[J]. 电子测量技术, 2019, 42(6): 42-47.
- [3] 陆亚兵. 动能钻地弹侵彻钢筋混凝土热效应数值仿真[D]. 南京:南京理工大学, 2013.
- [4] BENGANG W, XINYE W, ZHOUFEI Y, et al. A method of optimized neural network by L-M algorithm

to transformer winding hot spot temperature forecasting[C]. IEEE, 2017: 87-91.

- [5] MEITEI S N, SAIKIA A, BORAH K, et al. Hot spot detection in high voltage transformer by thermal sensor using COMSOL multiphysics [C]. 2018 2nd International Conference on Energy, Power and Environment: Towards Smart Technology (ICEPE), 2018.
- [6] 倪子瞻,盛戈啤,张立静,等. 基于多物理场仿真和神经网络算法相结合的油浸式变压器热点温度动态反演方法[J]. 高电压技术, 2023, 49(6): 2466-2477.
- [7] 章珈彬,赵礼刚. 基于 ANSYS/LS-DYNA 的单颗粒金金刚石切割氧化铝陶瓷表面温度场研究[J]. 机械, 2014, 41(4): 50-53.
- [8] SASCHA N. Clarification of decomposition pathways in a state-of-the-art lithium ion battery electrolyte through ^{13}C -labeling of electrolyte [J]. Angewandte Chemie, 2020, 59(15): 6128-6137.
- [9] 李世民,李晓军. 几种常用混凝土动态损伤本构模型评述[J]. 混凝土, 2011(6): 19-22.
- [10] 高嘉欣. 粒径对星壤侵彻特性的影响研究[D]. 太原: 中北大学, 2023.
- [11] 赵奇. 弹体侵彻靶板过程中弹体温度场数值模拟研究[D]. 太原: 中北大学, 2016.
- [12] 邵伟,范锦彪,耿宇飞,等. 基于微元法的侵彻体弹头摩擦升温计算方法[J]. 探测与控制学报, 2022, 44(2): 34-40.
- [13] 徐艳洁,雷钧,谷岩. 基于广义有限差分法求解二维非稳态热传导方程[C]. 北京力学学会. 北京力学学会第二十四届学术年会会议论文集. 北京力学学会第二十四届学术年会会议论文集, 2018.
- [14] 张章苗. 基于深度残差傅里叶神经网络的偏微分方程数值解法的研究[D]. 汕头: 汕头大学, 2022.
- [15] 杨秀. 分数阶偏微分方程高效数值算法及其参数估计[D]. 济南: 山东大学, 2020.
- [16] 陈金雄,张敏,沈丹梅,等. 有限差分法的一维热传导方程应用[J]. 武夷学院学报, 2022, 41(3): 53-57.
- [17] 陈洁. 基于三相相邻节点的非结构网格有限差分方法[D]. 大连: 大连理工大学, 2019.
- [18] 高鹏. 环保型 GIL 温度场分析及导体温度反演研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2022.
- [19] 孙俊峰,李志斌. 基于 LSTM 的滚动预测算法的电缆缆芯温度的研究[J]. 电子测量技术, 2021, 44(21): 84-88.
- [20] 周建新,郑日成,侯宏瑶. 改进鸚鵡算法优化 LSTM 的加热炉钢坯温度预测[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(5): 174-179.
- [21] 陈小琦,张可,聂广超,等. 基于切削原位成像法的钢塑性本构参数辨识[J]. 航空制造技术, 2021, 64(13): 90-95.

作者简介

马振东, 硕士研究生, 主要研究方向为检测技术与自动化装置。

E-mail: 1421659018@qq.com