

基于物理信息神经网络的金属表面吸收率测量方法*

方波浪 武俊杰 王晟 吴振杰 李天植 张洋 杨鹏翎 王建国†

(西北核技术研究所, 西安 710024)

(2023 年 9 月 7 日收到; 2024 年 2 月 17 日收到修改稿)

漫反射金属吸收率的准确测量十分重要且比较困难. 量热法可靠性较高, 但是参数反演较为困难. 为此, 建立了一种物理信息神经网络方法. 该方法通过神经网络拟合温度上升段曲线, 进而获得吸收率. 为了验证该方法, 开展了数值仿真和实验研究. 数值仿真结果表明, 该方法适用于吸收率测量, 抗干扰能力强, 反演精度高, 在 0.05—0.2 的吸收率范围内, 最大误差为 0.00092. 实验以喷砂镀金铝板为被测对象, 受表面粗糙度、镀金工艺等影响, 这些样品的吸收率处于 2%—10% 之间, 测量重复精度优于 1%. 基于物理信息神经网络的吸收率测量方法有望成为一种有力的金属表面吸收率测量方法.

关键词: 测量方法和设备, 光学性能, 神经网络

PACS: 43.20.Ye, 74.25.Gz, 07.05.Mh

DOI: 10.7498/aps.73.20231453

1 引言

金属材料表面的吸收率测量是激光加工、激光参数测量中重要且不可或缺的一环^[1,2]. 激光辐照在金属材料表面, 部分被吸收, 部分被反射. 吸收率定义为被吸收的能量与入射总能量之比. 在激光加工中, 吸收率的大小影响了使用激光功率参数. 在激光功率/能量测量中, 吸收率的测量是获得准确测量结果的关键. 吸收率的大小受诸多因素的影响. 金属材料的吸收率可以根据菲涅尔公式计算^[3]. 吸收率由波长、偏振态、入射角、温度、材料种类等决定. 进一步, 表面是否被氧化、表面粗糙度对吸收率亦有一定的影响^[3]. 通常, 表面被氧化后, 吸收率会增大; 粗糙表面会使得光产生多次反射, 也会增大吸收率. 因而, 吸收率的实验测量十分必要, 是获得材料表面吸收率的可靠且重要手段.

漫反射镀金材料在近红外积分球中被广泛采用^[4]. 该表面具有红外波段吸收率低且稳定的优点.

为了保证积分球的性能, 在满足具有良好的漫反射特性的同时需要保持吸收率较低. 表面的吸收率准确测量对于确定表面毛化和镀金工艺十分重要. 但是, 低吸收率漫反射表面的吸收率难以准确测量. 本文重点解决此类样品的吸收率测量难题.

现有的吸收率测量方法可分为两类: 间接法和直接法^[1]. 间接法首先获得反射率, 而后用 1 减去反射率得到吸收率. 典型的测量方法有: 高爱华等^[5]采用积分球收集, 利用光电探测器获得反射光光强, 通过与标准全反镜对比, 计算吸收率. 苏宝熔等^[6]采用量热计测量反射光. 此类方法用于测量低吸收率的材料时, 由于吸收率是小量, 测量误差可能较大. 比如, 当反射率为 90% 时, 如果测量误差为 $\pm 1\%$, 则吸收率可能为 9.1%—10.9%, 误差被放大了约 10 倍. 漫反射镀金表面的吸收率较低, 属于此种情况. 相比而言, 直接法的可靠性更高. 直接法利用传热学的集总参数法测量^[7]. 激光辐照引起样品温升, 通过测量温度变化得到吸收率. 典型工作如 Haag 等^[8]通过万花筒扩束激光, 使得光斑

* 国防科技基础加强计划 173 重点基础研究项目 (批准号: D032220701) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: wanguic@mail.xjtu.edu.cn

近似均匀全覆盖样品, 利用热电偶测量样品温升; 蔺秀川和邵天敏^[9]通过在样品上移动激光光斑, 利用铜热沉技术测量. 这些工作的数据解析方法为首先采用降温曲线计算冷却系数, 然后通过升温段曲线上的个别数据点计算吸收功率, 最后得到吸收率. 选取个别数据使得解析结果受测温精度的影响较大. 此外, Haag 等的方法需要准确知道温升起始时刻.

近年来, 神经网络技术蓬勃发展, 在各行各业解决了众多难题^[10]. 特别是, 2019年, Raissi 等^[11]给出了一种基于物理信息神经网络 (physics-informed neural networks, PINN) 的方法. 与传统的数据驱动型方法不同的是, PINN 巧妙地将物理规律融入神经网络, 使得神经网络不再是黑盒. PINN 的优点之一是可以方便地解决物理反问题^[12]的求解. 采用集总参数法的吸收率求解属于一种反问题. 虽然已有大量的研究围绕 PINN 展开^[13-15], 但是这些工作大多集中于数值仿真计算, 实验应用研究较少^[16].

本文给出一种基于 PINN 的金属表面吸收率测量方法. 该方法采用与传统量热法相同的实验装置, 区别为利用 PINN 识别吸收率参数. 首先通过拟合温度下降曲线获得冷却系数, 然后利用神经网络拟合升温段曲线, 同时获得吸收率参数. 为了验证该方法, 首先开展数值模拟仿真, 然后开展实验. 基于 PINN 的吸收率测量方法有望成为一种精度高、可靠性好的金属材料吸收率测量技术, 为激光加工、激光参数测量服务.

2 热传导模型

在集总参数法的假定下, 激光辐照样品过程中, 样品吸收激光热量, 温度升高; 同时受热损失 (热对流、热传导和热辐射) 的影响, 温度下降. 该过程中, 温度满足如下控制方程^[9]:

$$mc_p \frac{\partial T}{\partial t} = \alpha P_{\text{laser}} - S(T - T_0), \quad (1)$$

其中 m 表示样品质量; c_p 表示铝合金比热容, $0.88 \text{ J}/(\text{g}\cdot\text{K})$; T 为温度; t 为时间; α 为吸收率; P_{laser} 表示入射激光功率; S 表示热损失系数; T_0 表示环境温度. 为了便于分析, 由于镀金层的热容远小于铝合金的热容, 金层厚度十分薄, 所以未考虑镀金层的影响. 当温度低于数百摄氏度时, 热辐射可忽略. 因而, 仅考虑热传导和对流两种热损失. 两种方式的热损失均与样品和环境温差成正比, 所以可以合并.

激光停止辐照后, 控制方程变为

$$mc_p \frac{\partial T}{\partial t} = -S(T - T_0). \quad (2)$$

该方程可以直接求解. 为了便于拟合, 结果可线性化为

$$\ln(T - T_0) = -\frac{St}{mc_p} + \ln C. \quad (3)$$

由此, 通过最小二乘法线性拟合下降沿曲线可以获得热损失系数.

3 物理信息神经网络

PINN 利用控制方程和实验数据将神经网络训练为控制方程的替代模型, 当网络完成训练时, 即可输出吸收率参数. 吸收率测量的目的是参数识别, 因此, 在解析每一个吸收率时, 采用相同的网络架构, 对于每一组实验数据均进行网络训练优化. 用于吸收率解析的物理信息神经网络如图 1 所示. 网络的输入为时间 t , 输出为温度 T . 网络主体可以采用多种形式, 比如全连接神经网络、卷积神经网络、循环神经网络等. 其中最为常用的是全连接网络. 所以本文采用全连接神经网络. 参考 Raissi 等^[11]的设置, 神经网络包含 2 层隐藏层. 每一层中包含 20 个神经元. 神经元采用 tanh 作为激活函数.

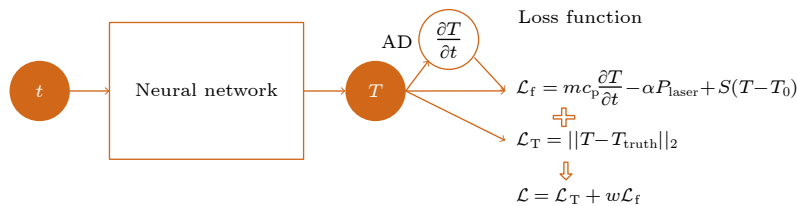


图 1 吸收率参数识别物理信息神经网络

Fig. 1. Physics informed neural network for absorptivity identification.

最后一层隐藏层采用线性激活函数,从而可以输出大于 1 的温度. 解决不同问题的物理信息神经网络的重要区别在于损失函数. 损失函数由方程损失和数据损失两部分构成, 表示为

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_T + w\mathcal{L}_f, \quad (4)$$

$$\mathcal{L}_f = mc_p \frac{\partial T}{\partial t} - \alpha P_{\text{laser}} + S(T - T_0), \quad (5)$$

$$\mathcal{L}_T = \|T - T_{\text{truth}}\|_2, \quad (6)$$

其中 w 表示权重超参数, 选用越大的权重, 表示神经网络越需符合控制方程; T_{truth} 表示温度测量值. 此处, 采用网络输出温度与观测值之间的二范数作为损失函数. 二范数强调数据整体的一致性, 对于噪声的包容性更强. 方程损失函数为热传导微分控制方程. 借助自动微分技术, 可以像计算算术式一样计算该方程. 方程中的热损失系数 S 事先通过曲线拟合温度下降段得到, 吸收率 α 为唯一待求参数. 目的在于尽可能减少可变未知参数, 便于网络训练收敛.

受限于神经元的非线性激活函数输出范围, 通常需要对网络输入参数进行归一化. 将时间范围缩放到 $[-1, 1]$ 区间内, 计算公式为

$$\bar{t} = 2 \frac{t - t_{\min}}{t_{\max} - t_{\min}} - 1, \quad (7)$$

其中 t_{\min} 表示最小时间, t_{\max} 表示最大时间. 同样, 为了使得网络训练更容易收敛, 将温度数据样本进行归一化:

$$\bar{T} = \frac{T - T_{\min}}{T_{\max} - T_{\min}}, \quad (8)$$

其中 T_{\min} 表示最低温度, T_{\max} 表示最高温度. 虽然最后一层隐藏层采用了线性激活函数, 理论上可以输出任意大的值, 但是在实际训练中发现, 将温度归一化有利于网络训练收敛.

在网络训练时, 当获得损失函数后, 采用反向传播算法对神经网络的权重进行更新, 使得损失函数降低. 由于整体样本的数据量较小, 计算耗时较短, 因而每次训练均采用全体数据. 网络训练步骤为: 首先采用 Adam 算法优化, 使得网络在较大的范围内得到较优的参数; 然后采用 L-BFGS 获得局部最优解. Adam 迭代次数设置为 1000. 该种优化策略在 PINN 网络训练时被广泛采用, 通常可以获得较好的结果^[17].

为了便于学术交流, 代码和原始数据可通过邮

件向我们获取.

4 数值仿真

采用一阶向后欧拉离散格式, 由 (1) 式得到激光加热段的离散方程:

$$mc_p \frac{T_{n+1} - T_n}{\Delta t} = \alpha P_{\text{laser}} - S(T_{n+1} - T_0), \quad (9)$$

其中 Δt 为时间步长; T_n 表示第 n 个离散时间点的温度, n 取 1, 2, ... (9) 式中, P_{laser} 取 0 得到冷却段的离散方程.

为了验证基于 PINN 的吸收率识别方法可以准确识别吸收率参数, 首先利用数值仿真产生不同吸收率下的温度变化历程. 然后, 采用 PINN 解析吸收率参数. 该步骤包含两部分内容: 1) 对同一个吸收率下的算例, 分析损失函数中方程权重参数的影响. 因为在 PINN 中, 权重对计算结果可能存在较大的影响^[18]. 2) 对不同吸收率下的算例进行分析. 目的是为了验证该算法的广泛适用性. 吸收率的大小可能对测量精度有影响.

参考实验设置及测量结果, 仿真参数选取为: $\alpha = [0.05, 0.1, 0.15, 0.2]$; $m = 4.7 \text{ g}$; $c_p = 0.88 \text{ J/(g}\cdot\text{K)}$; $S = 0.018 \text{ W/K}$; $T_0 = 33 \text{ }^\circ\text{C}$; $\Delta t = 1 \text{ s}$; $P_{\text{laser}} = 7.83 \text{ W}$. 激光从第 10 s 开始加热, 加热时间 60 s, 冷却时间取为 350 s, 结果如图 2 所示. 激光未照射前, 温度保持不变; 激光开始照射后, 样品温度近似线性增大. 由于热损失功率相比激光辐照功率较小, 因而温度近似线性增大; 激光停止照射后, 温度随即开始下降, 下降段依照指数规律变化. 随着吸收率的增加, 加热段的温升速率变大, 最高温度变大.

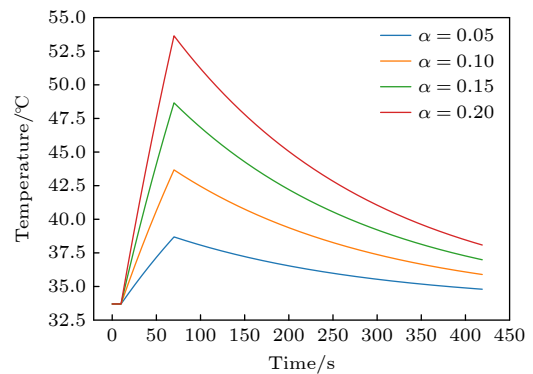


图 2 不同吸收率下的温度变化历程

Fig. 2. Temperature profiles under different absorptivity.

为了更贴近实际, 在利用 PINN 解析吸收率前, 对温度数据添加噪声干扰. 方法为在前文得到的温度历程上直接叠加噪声. 由于常用的温度传感器测温精度为 $0.1\text{ }^{\circ}\text{C}$, 因而噪声采用 $[-0.1, 0.1]$ 范围内的白噪声模拟.

损失函数中方程的权重是十分重要的超参数, 需要人工设置. 权重越大, 表明神经网络越需符合物理规律; 反之, 神经网络倾向于精确拟合温度数据. 因此, 对比了不同权重对吸收率识别的影响. 在本算例中, 吸收率为 0.1, 权重分别取 0, 0.1, 1, 10, 100, 结果如图 3 所示. 当权重为 0 时, 吸收率预测为 0, 与预设值不同; 当权重不为 0 时, 吸收率预测为 0.1. 当权重为 0 时, 神经网络退化为传统的数据驱动型神经网络. 虽然, 此时数据损失函数已经降低到 10^{-4} , 但是, 吸收率却为 0. 表明, 纯数据驱动神经网络虽然已经能够建立起时间到温度的映射, 但是并未能成功解析吸收率. 相比而言, 当权重为 0.1, 1, 10, 100 时, 吸收率与预设值一致. 因而, 增加方程约束, 使用物理信息神经网络方法可以有效的解决吸收率反演问题; 该问题中, 权重的影响较小, 选择的自由度较大.

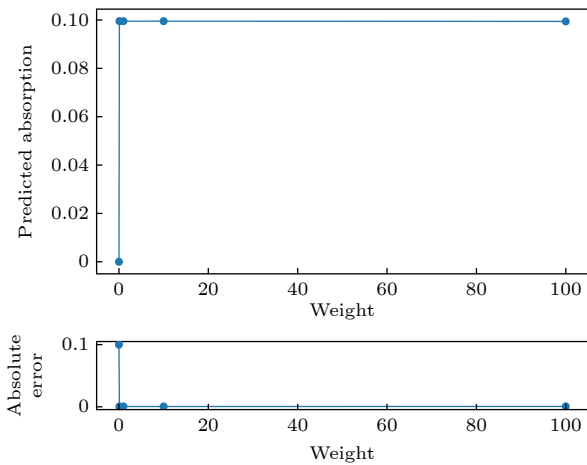


图 3 权重对吸收率预测精度的影响

Fig. 3. Effect of function loss weight on absorptivity prediction.

为了验证 PINN 能够广泛用于不同的吸收率的识别, 对四种不同的低吸收率 (0.05, 0.1, 0.15, 0.2) 算例进行了仿真. 权重 w 设置为 1. 吸收率预测结果如图 4 所示. 对于 0.05, 0.1, 0.15, 0.2 四个算例分别得到了 0.05, 0.10, 0.15, 0.20 的结果, 最大绝对误差为 0.00092. 该结果表明, 本方法对于不同的吸收率均能获得准确结果.

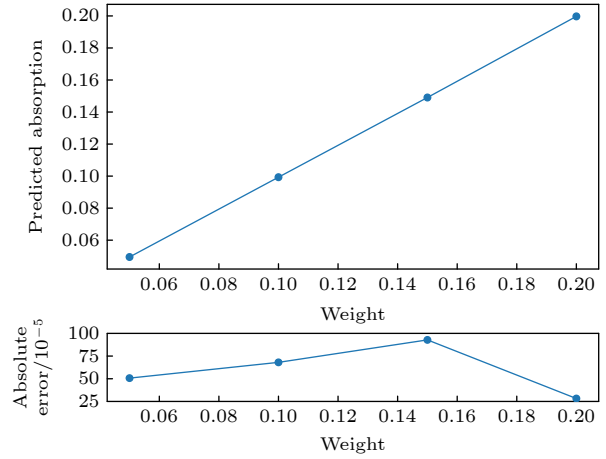


图 4 不同吸收率解析结果

Fig. 4. Absorptivity resolved results for different preset values.

5 实验验证

量热式吸收率测量实验装置如图 5 所示. 测量系统包含激励光源、扩束装置、光闸、光阑、待测样品、温度传感器、功率计、电子天平等. 为了降低光源的影响, 采用高稳定功率连续激光加热待测样品. 该激光波长为 1070 nm, 输出功率可调, 最大值 10 W. 15 min 内的功率稳定性优于 0.1% (root mean square, rms). 激光经光纤准直器输出, 光斑为高斯基模, 直径约为 5 mm. 为了降低激光功率抖动的影响, 首先将激光功率调节到适当大小. 然后持续出光超过 30 min 后, 方可开展实验. 为了将样品尽可能全覆盖, 降低样品内横向热传导的影响, 将激光扩束. 采用凹凸透镜组成望远镜系统, 实现光斑 6 倍扩束. 尺寸接近被测样品. 样品为镀金铝板, 尺寸为 $3\text{ cm} \times 3\text{ cm} \times 0.2\text{ cm}$. 为了使得表面漫反射特性较好, 首先进行喷砂处理. 砂粒选用 48 目、60 目和 80 目. 然后在表面镀金. 温度传感器选用 K 型贴片热电偶. 为了减少热电偶的热传导, 热电偶线径为 0.1 mm. 采用聚酰亚胺胶带粘贴热电偶于镀金铝板背光面中心位置处. 待测样品采用聚四氟支杆通过两点接触固定在光学镜架上. 聚四氟的热导率较低, 可以降低热传导损失的影响. 功率计 (Ophir, 30A-BB-18) 用于测量辐照至样品表面的激光功率. 在紧靠样品迎光面距离约 2 mm 处, 放置方形光阑, 用于防止边缘激光对支架的影响, 同时用于准确测量到靶激光功率. 光阑尺寸为 $3\text{ cm} \times 3\text{ cm}$. 使用功率计在紧靠在光阑后方测量输出功率. 测量过程中, 在更换样品间隙,

定时采用功率计复合激光功率. 本实验中, 激光功率为 7.83 W. 电子天平用于准确测量待测样品的质量. 受限于加工精度, 每一块镀金铝板的质量略有区别, 平均质量约 4 g.

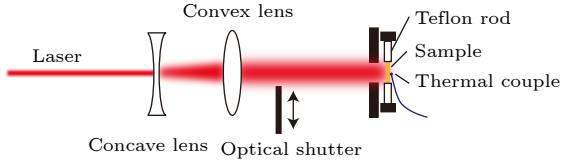


图 5 实验装置
Fig. 5. Experimental setup.

典型的实验测量结果如图 6 所示. 与数值仿真温升历程进行对比, 二者的变化趋势十分相似, 数值计算模型和实验吻合程度较高. 激光由约 15 s 时开始辐照. 在激光辐照前, 曲线略微下降. 原因是前一次测量的余热影响. 激光开始辐照后, 样品温度开始上升. 温升曲线近似呈直线. 但是, 受热损失的影响, 随着辐照时间的增加, 温升速率略微有所下降. 本实验中, 热损失的形式包括经热电偶导线、夹具的热传导损失和样品表面的自然对流换热. 由于整体的温升较小 (小于数百摄氏度), 热辐射损失基本可以忽略. 本次实验激光辐照时间约为 60 s. 当激光停止后, 温度首先会迅速下降. 该过程主要是样品内的热传导导致. 热电偶测量位置为样品后表面中心处. 虽然光斑经扩束后, 空间均匀性得到了改善, 但是中心功率密度依旧较高, 导致辐照过程中, 样品的中心温度总是比边缘温度高. 停止辐照后, 样品中心热量继续向边缘迅速传导, 由此导致了温度陡降. 不过该过程持续时间十分短暂. 约 1 s 后, 温度开始依指数衰减下降, 下降速率逐渐降低. 表明整体温度较为均匀, 符合集总参数假设.

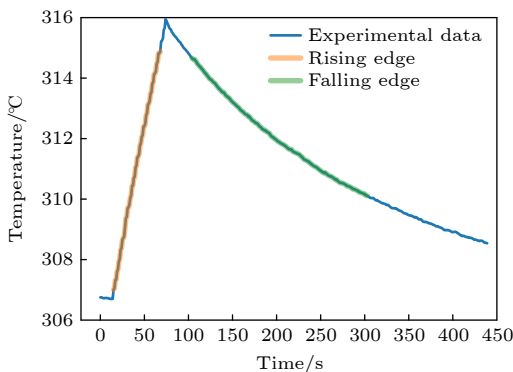


图 6 温度变化历程
Fig. 6. Temperature history.

首先根据下降沿曲线计算热损失系数 S . 截取下降沿曲线如图 6 中绿色线所示, 利用 (3) 式将下降沿线性化, 然后采用线性拟合, 得到结果如图 7 所示. 热损失系数为 0.018. 对比实验数据和拟合曲线, 二者吻合程度十分高, 说明获得了较为准确的热损失系数.

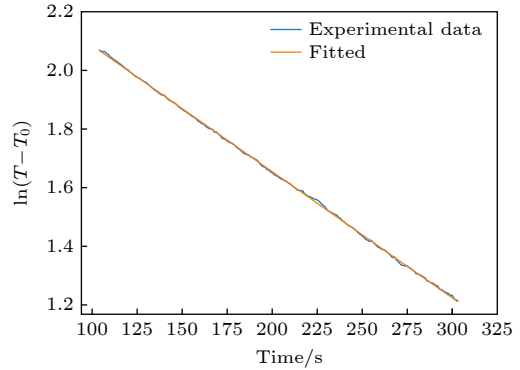


图 7 下降沿拟合结果
Fig. 7. Fitting results of falling edge.

典型的总损失函数、方程损失函数、数据损失函数以及吸收率随迭代次数的变化如图 8(a)–(d) 所示. 结果显示, 起初采用 Adam 优化时, 各损失函数的变化在 300 次迭代内, 趋于稳定. 此时, 数据损失值降低至 10^{-2} , 与温度测量精度对比, 基本满足精确拟合数据的要求; 方程损失下降至 10^{-3} ; 吸收率也收敛至 0.090. 因而, 本算例可以仅采用 Adam 进行优化. 但是, 需要指出的是, 在数值仿真的有些算例中, 仅采用 Adam 得到的吸收率与目标值偏差较大, 即仅采用 Adam 偶尔并不能得到正确的结果, 需要进一步利用 L-BFGS 优化. 当更换为 L-BFGS 后, 损失函数会在第二次迭代时变得非常大, 然后迅速下降. 原因可能是 L-BFGS 在起初迭代时不能准确近似海森矩阵以及不能自适应调整学习速率^[19]. 但是相比之前 Adam 的收敛值, L-BFGS 通常能够获得更小的损失函数. 例如, 本算例中, 方程损失由之前的 10^{-3} 降至 10^{-4} . 由于存在随机初始化参数和优化问题多值, 多次网络训练结果存在随机性^[20]. 为了分析该影响, 独立运行神经网络 5 次, 得到吸收率平均值为 0.090, A 类不确定度为 2.72×10^{-7} . 因而, 该算法结果稳定性较好. 参考已有的镀金样品吸收率, 该反演结果合理.

当完成网络训练后, 可以使用神经网络输出预测温度, 结果如图 9 所示. 对比两条曲线, 二者吻合程度较高, 温升趋势完全一致. 局部略有区别,

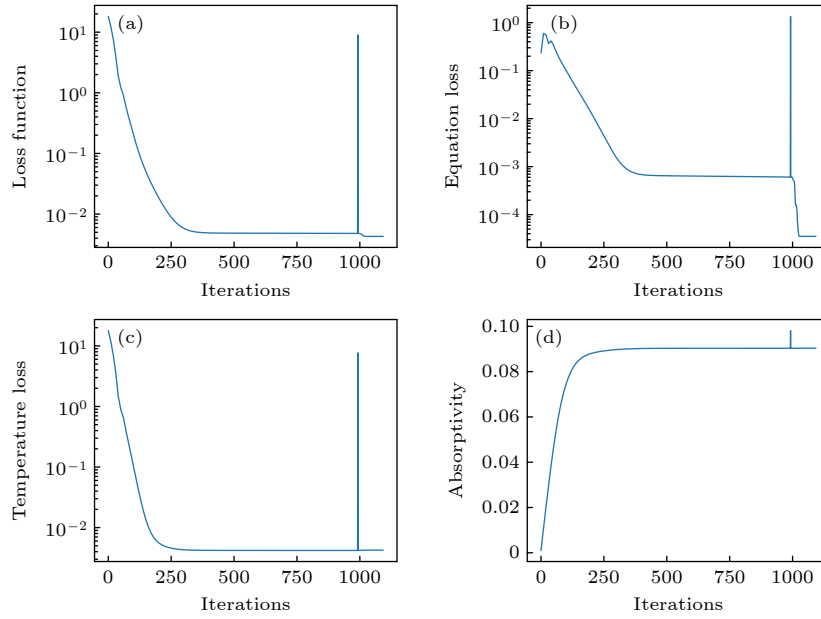


图 8 损失函数及吸收率随迭代次数的变化

Fig. 8. Loss functions and absorptivity varying with iterations.

测量值因模数转化引入了较明显的采样误差, 而网络输出了十分平滑的曲线. 温度数据噪声必然对传统的数据解析方法造成干扰, 但是对于本方法影响较小. 平均绝对温度误差为 $0.059\text{ }^{\circ}\text{C}$. 由于温度传感器的测量精度为 $0.1\text{ }^{\circ}\text{C}$, 因而神经网络已经较好地拟合了试验数据.

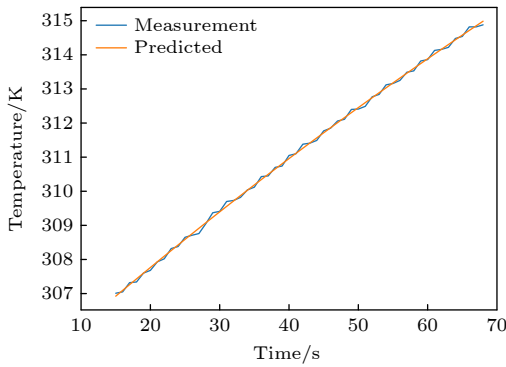


图 9 预测温度与测量温度对比

Fig. 9. Comparison between predicted temperature and experimental data.

为了验证该测量方法的重复性, 对 3 个以不同目数 (40 目、60 目和 80 目) 喷砂粗糙化后得到的镀金样品, 分别进行了多次重复测量, 结果如图 10 所示. 为了更好地对比, 参考温度上升段对曲线进行了水平方向平移, 使得上升段尽量重合. 结果表明, 起始温度对数据的温升有一定的影响, 起始温度越高, 温升越小. 原因是, 在相同的环境下, 起始温度越高, 整体热损失越大. 如果控制起始温度一

致, 整个温度变化曲线的重复性将较好. 虽然起始温度差异会影响最大温升, 但是对于上升段变化影响较小. 这是由于上升段受激光加热和热损失控制, 在相同的激光功率和热损失下, 温升历程一致. 起始温度的变化可能影响传统测量方法的精度. 但对于本方法, 因为仅利用了温度上升段, 对温度起始点和总温升的依赖性较低. 因而, 实验过程中, 在已知环境温度的情况下, 可以放松对起始温度控制的要求. 测量结果显示, 40 目、60 目和 80 目样品的吸收率分别为 0.090, 0.065 和 0.035, 相对误差小于 1%.

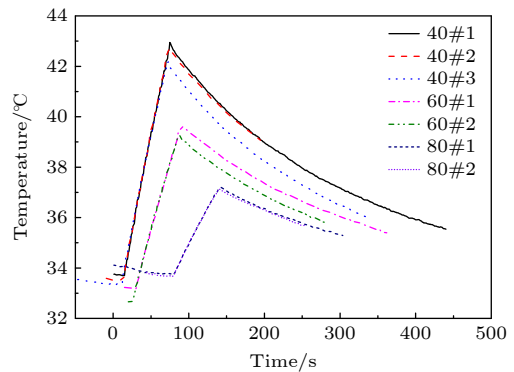


图 10 不同样品重复测量温度变化历程

Fig. 10. Temperature histories of different samples.

最后, 为了进一步验证该测量方法的准确性, 测量了镜面反射镀金样品的吸收率. 镜面反射样品可以排除漫反射的影响, 采用 $1 - \text{反射率}$ 法可以得

到较准确的测量结果, 便于与本测量方法进行比较. 采用本测量系统得到的结果为 0.020. 采用商用反射率测量仪 (SRI) 测量该样品, 反射率为 0.98, 测量不确定度为 1%. 因此, 二者结果吻合. 该测量结果与已有的数据^[21]也吻合. 本测量方法得到了准确的吸收率.

6 结 论

针对低吸收率漫反射金属表面吸收率测量难题, 在量热法测量吸收率的基础上, 给出了一种基于 PINN 的参数识别方法, 用于准确从温升曲线中解析吸收率参数. 为了验证该方法, 开展了数值模拟和实验研究. 结果均表明, 该方法可以准确地识别吸收率参数. 数值分析结果表明: 在幅值为 0.1 °C 的白噪声干扰下, 该方法对于低吸收率 (0.05, 0.1, 0.15, 0.2) 反演的最大绝对误差为 0.00092. 实验结果表明: 温度上升段的重复性较好, 吸收率测量结果的重复性优于 1%. 为了更好地发展该方法, 未来可以开展的工作如下: 1) 提升计算效率. 当前方法中未考虑网络泛化, 需要对不同的数据重复训练网络, 虽然这样有助于提升识别精度, 但是比较耗时, 单次计算需要数分钟时间. 2) 开展更广泛的测试验证工作. 目前仅测试了漫反射和镜面反射镀金样品, 可以开展其他材料的吸收率测量. 3) 将优化算法由 Adam 切换为 L-BFGS 后, 损失函数出现了突增, 该问题的机理有待进一步分析. 该方法有望成为一种漫反射金属表面或金属表面涂层的吸收率测量手段, 特别是解决低吸收率金属材料的测量难题, 具有测量装置简单、准确度高、鲁棒好的优点.

参考文献

- [1] Indhu R, Vivek V, Sarathkumar L, Bharatish A, Soundarapandian S 2018 *Lasers Manuf. Mater. Process.* **5** 458
- [2] Zhang R M, Li L, Li Z H, Guan L, Hou S P, Tan X Y 2005 *Acta Phys. Sin.* **54** 1283 (in Chinese) [张端明, 李莉, 李智华, 关丽, 侯思普, 谭新玉 2005 *物理学报* **54** 1283]
- [3] Bergström D 2008 *Ph. D. Dissertation* (Sweden: Luleå University of Technology)
- [4] Gindele K, Kohl M, Mast M 1985 *Appl. Opt.* **24** 1757
- [5] Gao A H, Wang S G, Yan L R 2016 *J. Appl. Opt.* **37** 303 (in Chinese) [高爱华, 王少刚, 闫丽荣 2016 *应用光学* **37** 303]
- [6] Su B R, Wang Z E, Luo N C, Hu W F, Xi Q X 1982 *Laser* **9** 533 (in Chinese) [苏宝榕, 王哲恩, 罗乃草, 胡文富, 奚全新 1982 *激光* **9** 533]
- [7] Tao W S 2022 *Heat Conduction* (4th Ed.) (Beijing: Higher Education Press) pp100–106 (in Chinese) [陶文铨 2022 *传热学* (第四版) (北京: 高等教育出版社) 第 100—106 页]
- [8] Haag M, Hügel H, Albright C E, Ramasamy S 1996 *J. Appl. Phys.* **79** 3835
- [9] Lin X C, Shao T M 2001 *Acta Phys. Sin.* **50** 856 (in Chinese) [蔺秀川, 邵天敏 2001 *物理学报* **50** 856]
- [10] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G 2015 *Nature* **521** 436
- [11] Raissi M, Perdikaris P, Karniadakis G E 2019 *J. Comput. Phys.* **378** 686
- [12] Chang C W, Liu C H, Wang C C 2018 *Smart Sci.* **6** 94
- [13] Cai S Z, Mao Z P, Wang Z C, Yin M L, Karniadakis G E 2021 *Acta Mech. Sim.* **37** 1727
- [14] Cai S, Wang Z, Wang S, Perdikaris P, Karniadakis G E 2021 *J. Heat Transfer* **143** 060801
- [15] Mao Z P, Jagtap A D, Karniadakis G E 2020 *Comput. Methods Appl. Mech. Eng.* **360** 112789
- [16] Cuomo S, di Cola V S, Giampaolo F, Rozza G, Raissi M, Piccialli F 2022 *J. Sci. Comput.* **92** 88
- [17] Wang S, Yu X, Perdikaris P 2020 *J. Comput. Phys.* **449** 110768
- [18] McClenny L D, Braga-Neto U M 2023 *J. Comput. Phys.* **474** 111722
- [19] Xu K, Darve E 2021 arXiv: 2105.07552 [math. NA]
- [20] Dudoit S, Fridlyand J 2003 *Bioinformatics* **19** 1090
- [21] Ge S Y, Na H Y 1989 *Properties of Thermal Radiation and its Measurement* (Beijing: Science Press) pp132–137 [葛绍岩, 那鸿悦 1989 *热辐射性质及其测量* (北京: 科学出版社) 第 132—137 页]

Measurement method of metal surface absorptivity based on physics-informed neural network*

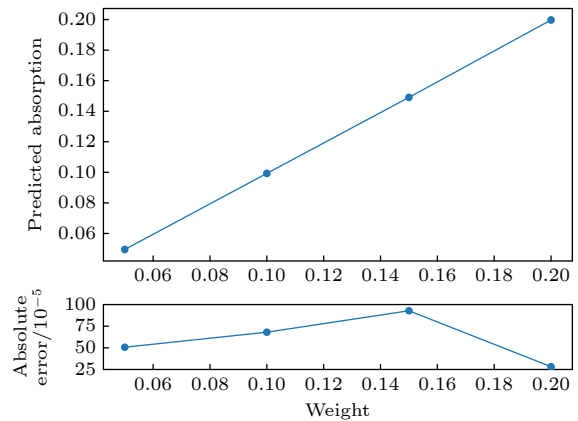
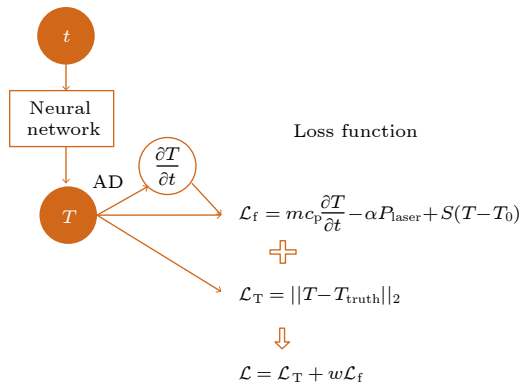
Fang Bo-Lang Wu Jun-Jie Wang Sheng Wu Zhen-Jie
 Li Tian-Zhi Zhang Yang Yang Peng-Ling Wang Jian-Guo †

(Northwest Institute Nuclear Technology, Xi'an 710024, China)

(Received 7 September 2023; revised manuscript received 17 February 2024)

Abstract

Characterizing the absorptivity of a rough metal surface is a difficult but important task. The uncertainty will be enlarged by using the indirect method, i.e. 1 – reflectance measurement. In contrast, the calorimetric method is of high fidelity. However, it is difficult to extract the absorptivity. The variation of temperature follows the heat conduction equation which is a differential equation. Therefore, a method based on physics-informed neural networks (PINNs) is proposed. In this method, the temperature rising curve is fitted to the differential equation by the neural network. The differential equation is incorporated into the network through the loss function. When the training is done, the absorptivity can be extracted. For demonstration, the numerical test and experimental test are performed. A set of temperature profiles with different absorptivity values is generated numerically. Then the absorptivity is extracted by PINN. The numerical results show that this method is able to determine the absorptivity and possesses the advantages of strong anti-interference capability and high accuracy. The maximum absolute error is 0.00092 in the range of 0.05 to 0.2. In the experiment, sand-blasted gold coated aluminum plates are used as the test objects, and they are heated by a continuous wave infrared laser. The temperature is measured by a K thermocouple. Then the absorptivity values of different samples are determined by the PINN, ranging from 2% to 10% because of the differences in roughness and electroplating process. The measurement repeatability is < 1%. The proposed method is very promising to become a powerful tool for measuring the absorptivity of rough metal surface.



Keywords: measurement methods and instrumentation, optical properties, neural networks

PACS: 43.20.Ye, 74.25.Gz, 07.05.Mh

DOI: 10.7498/aps.73.20231453

* Project supported by the National Defense Science and Technology Basic Enhancement Program 173 Key Basic Research Projects, China (Grant No. D032220701).

† Corresponding author. E-mail: wanguic@mail.xjtu.edu.cn



基于物理信息神经网络的金属表面吸收率测量方法

方波浪 武俊杰 王晟 吴振杰 李天植 张洋 杨鹏翎 王建国

Measurement method of metal surface absorptivity based on physics-informed neural network

Fang Bo-Lang Wu Jun-Jie Wang Sheng Wu Zhen-Jie Li Tian-Zhi Zhang Yang Yang Peng-Ling Wang Jian-Guo

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 73, 094301 (2024) DOI: 10.7498/aps.73.20231453

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.7498/aps.73.20231453>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于物理信息神经网络的光斑质心计算

Calculation of spot centroid based on physical informed neural networks

物理学报. 2022, 71(20): 200601 <https://doi.org/10.7498/aps.71.20220670>

基于忆容器件的神经形态计算研究进展

Research progress of neuromorphic computation based on memcapacitors

物理学报. 2021, 70(7): 078701 <https://doi.org/10.7498/aps.70.20201632>

基于深度学习的联合变换相关器光学图像加密系统去噪方法

In depth learning based method of denoising joint transform correlator optical image encryption system

物理学报. 2020, 69(24): 244204 <https://doi.org/10.7498/aps.69.20200805>

识别Z玻色子喷注的卷积神经网络方法

Tag Z boson jets via convolutional neural networks

物理学报. 2021, 70(6): 061301 <https://doi.org/10.7498/aps.70.20201557>

利用神经网络识别高分子链在表面的吸附相变

Recognition of adsorption phase transition of polymer on surface by neural network

物理学报. 2019, 68(20): 200701 <https://doi.org/10.7498/aps.68.20190643>

基于机器学习构建的环三亚甲基三硝胺晶体势

Energetic potential of hexogen constructed by machine learning

物理学报. 2020, 69(23): 238702 <https://doi.org/10.7498/aps.69.20200690>