

基于声波时频特性和深度学习的铝合金脉冲激光焊接熔透定量评估

罗钟毅^{1,2}, 吴颀^{1,2,3*}, 王润⁴, 董金枋^{1,2}, 杨方毅^{1,2}, 张培磊^{1,2}, 于治水^{1,2}

¹上海工程技术大学材料科学与工程学院, 上海 201620;

²上海市激光先进制造技术协同创新中心, 上海 201620;

³上海交通大学材料科学与工程学院, 上海 200240;

⁴大族激光科技产业集团股份有限公司, 广东 深圳 518052

摘要 焊缝熔透状态是定量评价激光焊接质量最重要的指标之一, 实时准确识别焊缝的熔透状态是动态激光焊接过程监测和控制的关键。针对铝合金薄壁件的脉冲激光焊接, 本文提出了基于声波时频特性和深度学习的焊缝熔透定量评估新方法。首先, 搭建视觉-声发射多信息实时同步传感系统平台, 获取反映匙孔动态行为的视觉图像和声波信号, 并对声波信号进行分帧和小波包阈值去噪预处理; 然后, 使用平滑伪魏格纳维利分布 (SPWVD) 提取各帧声波信号的时频域图像, 同时引入灰度共生矩阵 (GLCM) 提取时频域纹理特征, 并将提取的纹理特征送入反向传播神经网络 (BPNN) 进行预测; 最终, 以 SPWVD 声波时频图作为原始输入, 构建基于卷积神经网络 (CNN) 的焊缝熔透分类模型。结果表明: 声波时频图与匙孔动态行为、焊缝熔透状态具有高度相关性; 相比于准确率为 85% 的传统 BPNN 分类模型, 基于 SPWVD 时频图的 CNN 分类模型有着更高的准确率 (98.8%)。所提定量评估新方法为铝合金薄壁件脉冲激光焊接熔透的在线智能诊断与自适应控制提供了参考。

关键词 激光技术; 脉冲激光焊; 声波时频特性; 熔透评估; 平滑伪魏格纳维利分布; 卷积神经网络

中图分类号 TG47

文献标志码

DOI: 10.3788/CJL221033

1 引言

具有高能量密度、高精度、高效率等特点的激光焊接工艺已被广泛应用于汽车制造业、航空航天制造业和医疗等领域, 并在铝合金、不锈钢、镁合金和异种金属材料连接上具有很大优势。凭借对激光能量的精确调控, 脉冲激光焊接特别适合于铝合金薄板的连接^[1], 激光焊接参数中的脉冲频率、脉冲宽度、脉冲峰值功率等关键工艺参数均会影响焊缝的成形质量。同时, 铝合金的高反射率、高热导率等固有属性会导致高能激光束与铝合金交互作用剧烈, 进而导致与成形质量紧密相关的“匙孔效应”呈现高度不稳定性。因此, 实现激光焊匙孔行为的在线传感监测对于深入理解匙孔动力学和提升焊接品质具有重要的理论意义和工程价值。

众所周知, 激光束与金属工件之间复杂的物理冶金作用会释放出强烈的光辐射、热辐射以及声波辐射。其中的声波信息来源于高热输入下的热振动与匙孔内部受力时产生的压力冲击波, 声波特征(声压幅

值和频率特性)与匙孔状态有着紧密联系。Zhao 等^[2]在 *Science* 上发文指出, 他们通过原位 X 射线实时观测金属激光熔化过程发现高能激光束与金属交互作用过程中引发的匙孔振荡会产生声波能量, 从而形成关键驱动力, 促使不稳定匙孔的底部形成气孔缺陷, 但还需要进一步对声波能量与焊缝成形之间的内在关联进行深入定量研究。Yusof 等^[3-4]使用空气声发射传感采集脉冲激光焊接的声波信号, 然后对信号进行分帧预处理, 提取时域/频域特征, 接着采用机器学习方法分别预测了焊缝熔深和熔透状态。然而, 目前声学特征的提取多依赖于先验知识和统计分析。谢小健^[5]研究了不锈钢脉冲激光焊接中等离子体声波、声发射信号和电子温度所反映出的能量耦合特征, 但其仅对声波信号的时域特征进行了处理, 未对频域和时频域特征分布进行深入分析。激光焊接过程中的各种图像信息与焊接状态密切相关, 马尧睿等^[6]采用基于 LabVIEW 开发的焊接过程检测系统实现了激光-MIG 复合焊等离子体的监测, 识别精度高达 96.5%。近年来, 新算法的出现和应用为激光焊接熔透状态的识别提供了更多

收稿日期: 2022-07-07; 修回日期: 2022-08-05; 录用日期: 2022-08-10; 网络首发日期: 2022-08-22

基金项目: 国家自然科学基金 (51905333)、中国博士后科学基金 (2021M692039)、上海市青年科技英才扬帆计划 (19YF1418100)

通信作者: *wudi@sues.edu.cn

新方法。刘秀航等^[7]提出了BP神经网络补偿色噪声卡尔曼滤波算法,并用其对焊接熔宽进行了研究,以识别焊接状态;刘天元等^[8]提出了融合时序信息的激光焊接熔透状态识别方法,该方法将卷积神经网络-长短时记忆深度网络与熔透识别进行了进一步融合。

综上,目前鲜有针对声波时频特性与激光焊接匙孔动态行为、焊缝熔透状态相关性的深入研究,而使用图像信息判别熔透状态并引入新算法进行特征融合已成为一种新趋势。鉴于此,本文主要分析不同脉冲激光功率对铝合金焊缝成形质量的影响规律,并构建基于声学时频特性和深度学习的熔透状态识别模型,为铝合金脉冲激光焊接在线监测及反馈调控提供新思路 and 新技术途径。

2 实验设备和方法

如图 1 所示,激光焊接实验系统主要包括脉冲激光焊接系统、ABB 机器人、高速摄影系统和空气声发射传感系统。脉冲激光焊接系统由光纤激光器

(TRUMPF TruPulse 556)、光纤、聚焦透镜镜片、送气系统等组成。其中脉冲激光器的最大输出功率为 10 kW,输出方波,激光束波长为 1064 nm,聚焦透镜的焦距为 223 mm,激光头倾斜 5°(避免铝合金工件反射激光损坏镜头)。用纯氩气(纯度为 99.99%)作为保护气体,氩气流量为 20 L/min。使用空气声发射传感器收集声波信号,采集卡的采样频率为 20 kHz。此外,本课题组设计了特制“工件-玻璃”结构,该结构由薄壁件 6061 铝合金和抗热透明石英玻璃组成。应用附带 810 nm 滤光片的高速相机(Phantom VEO710L)原位观测匙孔的动态行为,相机的帧速率设置为 10000 frame/s,曝光时间为 1 μs。原始侧面小孔图像的像素为 512×384,分辨率为 0.022 mm/pixel。为了探讨不同激光热输入对声发射信号和焊缝熔透的影响,前期开展了如表 1 所示的焊接实验,在不同激光焊接功率下对 3 mm 厚铝合金工件进行激光焊接,并获得不同的焊缝熔透状态。计算机实时同步采集空气声发射传感信号和侧面匙孔图像。

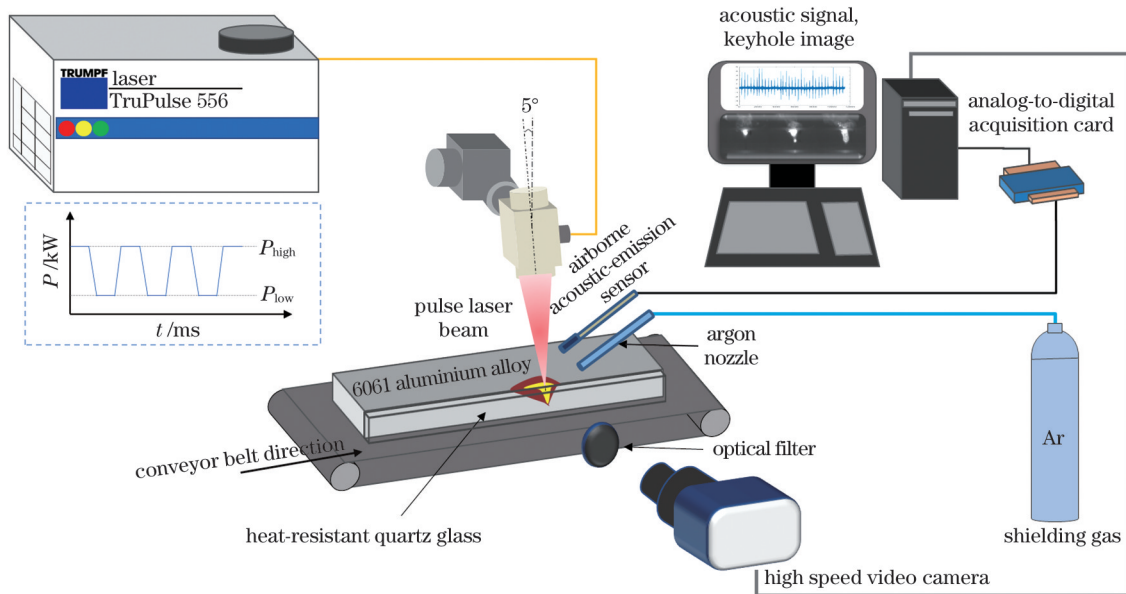


图 1 实验装置示意图

Fig. 1 Schematic of experimental setup

表 1 焊接参数

Table 1 Welding parameters

No.	Laser power /kW	Pulse width /ms	Pulse frequency /Hz	Defocus /mm	Penetration condition
1	5	10	10	0	Full penetration (FP)
2	3.5	10	10	0	Partial penetration (PP)
3	2	10	10	0	Non penetration (NP)

3 声波信号预处理

3.1 声波信号分帧

为了深入分析激光功率随脉冲周期的变化,将每

个脉冲周期作为一帧,对声波信号进行分帧处理。由于空气声发射传感器的采样频率设置为 20 kHz,脉冲频率为 10 Hz,因此对应每个脉冲周期为 100 ms,即 2000 个采样点,脉冲宽度 10 ms 对应 100 个采样点。

分帧示意如图 2 所示。

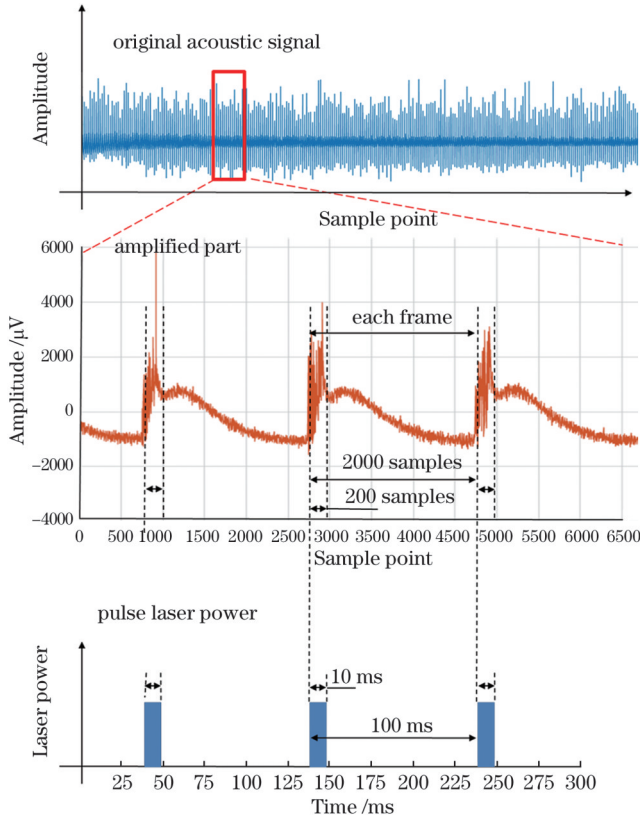


图 2 每帧声波信号细节

Fig. 2 Details of each frame of acoustic signal

3.2 小波包去噪

如图 3 所示,脉冲激光焊接周边环境存在着众多噪声干扰,环境噪声和机器噪声的叠加会影响空气声发射传感信号的精准分析,因此有必要对原始声波信号进行去噪处理。鉴于激光脉冲频率处于低频区间(10 Hz),而环境噪声一般处于高频区间,为了将高频噪声同低频声信号进行区分,滤除高频噪声,提纯低频信号,选择使用具有多分辨率特点的小波包变换方法。该方法可以将频带部分进行多层次划分,对没有进行细分的高频部分进一步分解,并能够根据被分析信号的特征自适应地选择相应的频带,使之与信号频谱相匹配,从而提高时频分辨率。该方法是一种适合于声波信号的时频分析方法,其关键是从原始信号中提取信息,并将其分解成一系列分布在不同频带上的近似值和细节,其优点是同时保留了信号在频域和时域上的特征。为此,本文选择小波包变换进行数据的分解和重构,并采用小波包阈值去噪方法进行信号去噪^[9]。

含有噪声的信号模型通常可以表示为

$$s(n) = f(n) + \sigma \times e(n), \quad (1)$$

式中: $s(n)$ 表示含有噪声的信号; $f(n)$ 表示有用信号; $e(n)$ 表示噪声; n 代表等间隔的时间; σ 表示噪声水平。降噪的实质是将 $s(n)$ 信号中包含的噪声进行抑制,并再次显现出信号 $f(n)$ 。利用小波

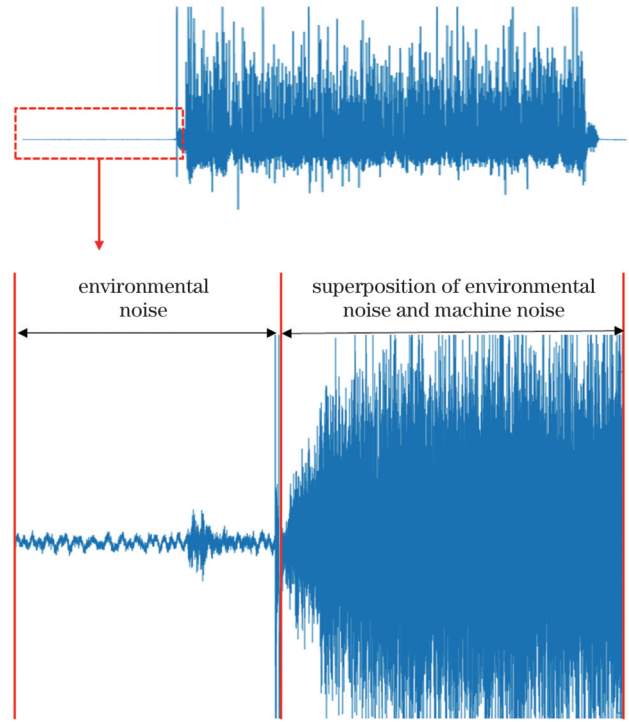


图 3 激光焊接噪声细节

Fig. 3 Details of noise signal in laser welding

包阈值去噪对含噪信号进行降噪处理的步骤如下:

1) 对信号 $s(n)$ 进行小波包分解。首先选取合适的小波基函数并确定最佳分解层次 n ,然后依次计算 $s(n)$ 在第 n 层的各个小波包系数。本文选取sym4小波基,分解层数为三层。

2) 对小波包分解系数进行阈值量化。对于每一个小波包系数,选择一个恰当的阈值准则进行阈值量化。本文选取的是固定式阈值去噪准则。

3) 对去噪后的信号进行小波包重构。将第 n 层各节点的小波包系数进行重构,得到去噪信号。本文应用“固定形式阈值准则(sptwolog)”的小波包阈值去噪方法^[9]对信号进行去噪。该准则使用的是固定形式的阈值,其表达式为

$$T_1 = \sigma \sqrt{2 \ln(N)}, \quad (2)$$

式中: σ 表示噪声信号的标准差; N 表示信号的长度。表 2 给出了阈值的具体计算结果。

表 2 阈值计算结果
Table 2 Threshold calculation result

Standard deviation of environmental noise σ	Signal length	T_1
127.2583	800000	701.6952

为了定量评判去噪结果的优劣,使用信噪比(SNR,公式中记为“ r_{SNR} ”)对去噪结果进行评价。信噪比的计算公式为

$$r_{\text{SNR}} = 10 \lg \left(\frac{P_s}{P_n} \right)^2, \quad (3)$$

式中: P_s 为信号的有效功率; P_n 为噪声的有效功率。信噪比的计算结果如表 3 所示, 可见, 信噪比在 50 左右。图 4 给出了未熔透、部分熔透和全熔透状态下去噪前后的信号对比图。可以看出, 使用阈值去噪方法有效去除了信号中的噪声毛刺, 最终得到了较为理想的去

噪效果。

表 3 信噪比的计算结果

Table 3 Calculated signal-to-noise ratio

Welding condition	SNR
Full penetration	50.08
Partial penetration	49.48
Non penetration	49.22

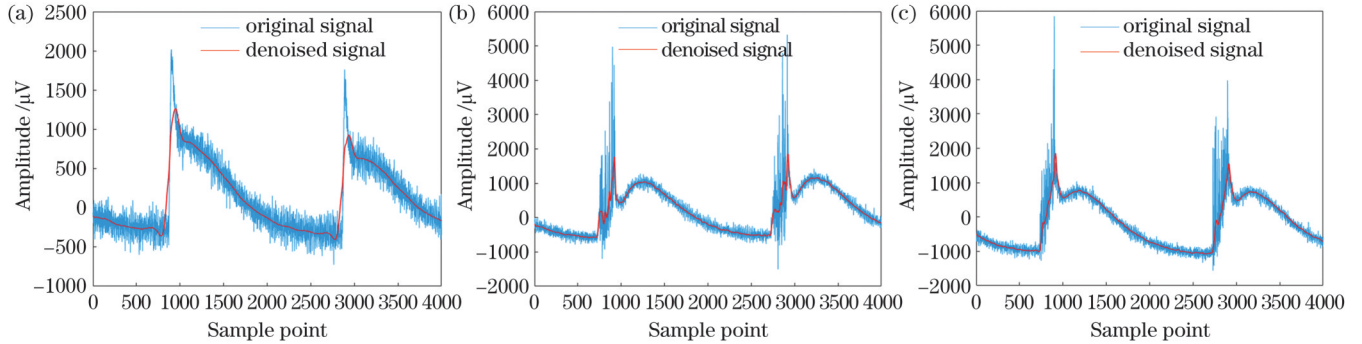


图 4 不同熔透状态下去噪前后的信号对比。(a)未熔透;(b)部分熔透;(c)全熔透

Fig. 4 Signal comparison before and after denoising under different welding penetration conditions. (a) Non penetration; (b) partial penetration; (c) full penetration

4 分析与讨论

4.1 平滑伪魏格纳维利分布声波时频图分析

在脉冲激光焊接的一个脉冲周期内, 激光功率的非平稳变化可能会对时频特性的提取带来不利影响,

进而影响预测焊缝熔透状态的准确性, 因此本文使用平滑伪魏格纳维利分布 (SPWVD) 提取时频图。该方法是一种能有效消除交叉干扰项的优化二次型时频分布方法, 在处理非平稳信号时具有优异的时频性能^[10]。SPWVD 函数为

$$\text{SPWVD}_s(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} s\left(t - u + \frac{\tau}{2}\right) s^*\left(t - u - \frac{\tau}{2}\right) w(\tau) h(u) \exp(-j\omega\tau) d\tau du, \quad (4)$$

式中: ω 为频率; t 为时间; u 为频率的积分变量; τ 为时间的积分变量; $h(u)$ 为抑制频域方向交叉项的窗函数; $w(\tau)$ 为抑制时域方向交叉项的窗函数; * 表示卷积运算; s 是 $s(t)$ 的简写, 其含义为信号的时间变量 t 的表达式; j 表示虚数。

采用 MATLAB 对脉冲激光焊的每一帧声波信号进行 SPWVD 时频图提取, 提取结果如图 5 所示, 主要包括不同熔透状态对应的声波信号、对应的 SPWVD 时频图以及同一脉冲宽度时刻内侧面匙孔的深度变化。

由图 5 可以明显看出, 在一个激光脉冲周期内 (如红色虚线框所示), SPWVD 时频图与匙孔行为、焊缝熔透状态呈很高的相关性: 1) 在未熔透状态下, SPWVD 时频图能量条纹又短又窄, 侧面匙孔深度变化不明显, 匙孔开口小、深度浅; 2) 在部分熔透状态下, SPWVD 时频图显示的能量条纹在时域内和对应频域内的分布呈现出时间序列和频域序列的不均匀性, 侧面匙孔深度在 5 个时刻内的变化不同, 在第 8 ms 至第 10 ms 区间内未出现明显的深度变化; 3) 在全熔

透状态下, SPWVD 时频图能量条纹填满了激光脉冲宽度内全脉冲宽度时间域 (30~40 ms) 的全部频率范围 (1~10000 Hz), 侧面匙孔深度变化更加明显, 匙孔深度变化得更加剧烈。基于前期的研究结果^[11], 结合 SPWVD 时频图和侧面匙孔深度变化图可以得出: 在脉冲周期内, 声波“时域-频域-能量”的纹理特征与匙孔深度、焊缝熔透情况呈现出高度吻合的对应关系。为了进一步定量评估三种状态下 SPWVD 时频图的差异, 引入图像处理算法进一步提取图像的纹理特征。

4.2 基于灰度共生矩阵的特征提取

本文使用统计方法分析灰度值的空间分布, 通过计算图像中每一点的局部特征, 从局部特征的分布中得到统计量。该方法适用于对大多数图像进行纹理分析, 而且原理简单、容易实现^[12]。灰度共生矩阵 (GLCM) 是计算图像中灰度级相同的像素对频率的方法, 该方法通过计算参考像素与相邻像素之间的关系来确定图像的纹理特征。由于 SPWVD 时频图显示的各熔透状态下能量条纹的分布、纹理具有较大差异, 本

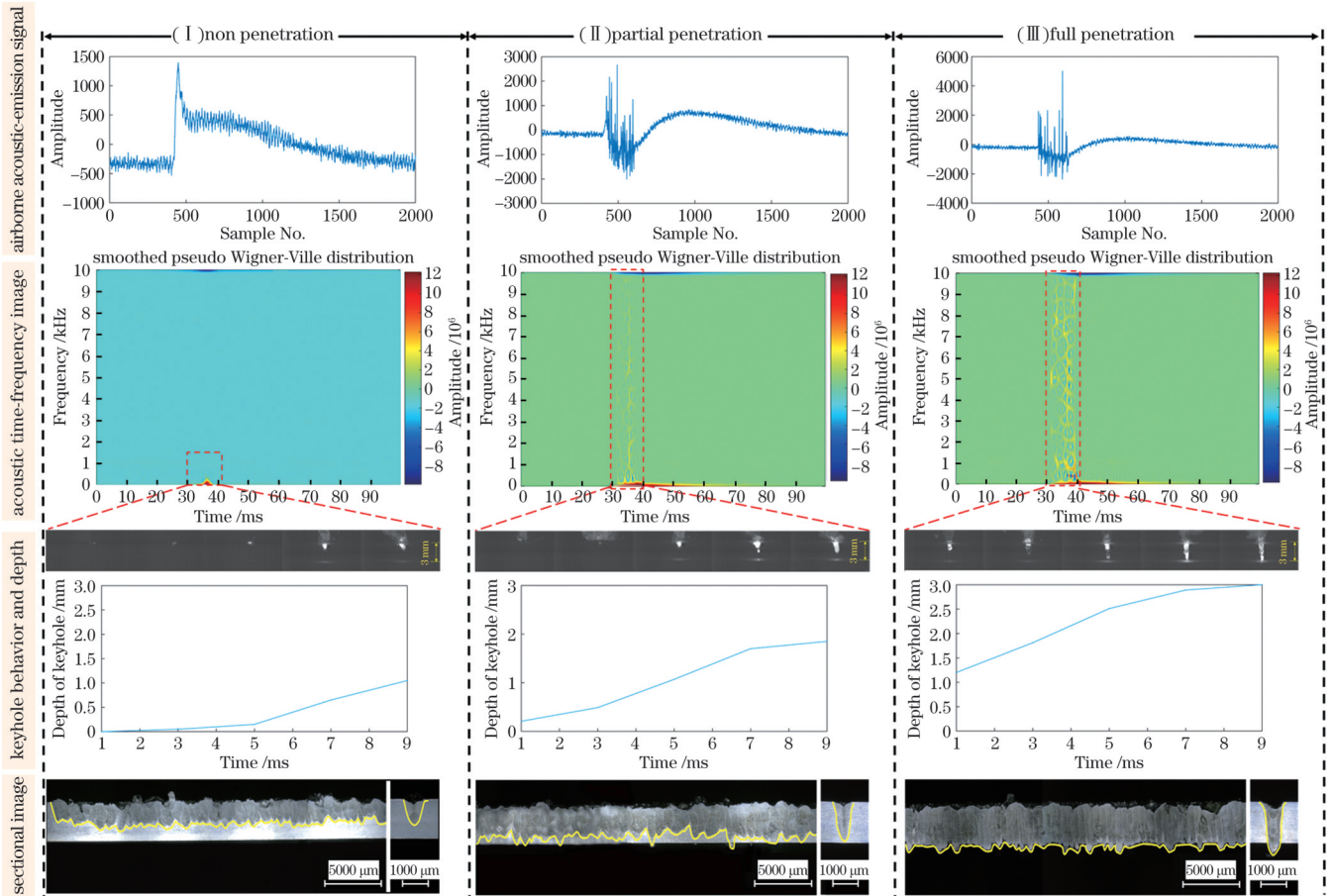


图 5 不同熔透状态下单帧声波信号 SPWVD 图像的对比结果

Fig. 5 Comparison of each frame of SPWVD in different welding penetration states

文选取对比度、相关性、能量、均匀性 4 个统计参数提取 SPWVD 时频图的特征。

对比度用于反映图像的清晰度,也可以反映纹理凹槽的深度,其计算公式为

$$G_{CON} = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p(i, j), \quad (5)$$

式中: i 和 j 表示像素对的灰度; $i - j$ 表示该像素对的灰度差; $p(i, j)$ 表示特定位置关系下像素对的频数。对比度越大,纹理的凹槽越深,效果越清晰;对比度越小,纹理的凹槽越浅,效果越模糊。

相关性可以反映纹理局部灰度的相关性,其计算公式为

$$G_{COR} = \frac{\sum \sum (i - \bar{x})(j - \bar{y}) p(i, j)}{\partial_x \partial_y}, \quad (6)$$

式中: \bar{x} 和 \bar{y} 分别表示横坐标 x 的均值和纵坐标 y 的均值。当矩阵中某些元素的值均匀相等时,相关性的值较大。如果图像中存在水平方向的纹理,则水平方向矩阵的相关性值就大于其他矩阵的相关性值。

能量用来反映图像区域内灰度分布的均匀性,其计算公式为

$$G_{EN} = \sum_i \sum_j p(i, j)^2. \quad (7)$$

粗纹理的能量值较大,细纹理的能量值较小。

均匀性是反映图像分布平滑度的一种度量,其计算公式为

$$G_{HOMO} = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i - j)^2} p(i, j). \quad (8)$$

对于元素均匀分布的区域,灰度共生矩阵的元素都集中在对角线上。如果 $(i - j)^2$ 的值较小,则均匀度较小,表示纹理较细;如果 $(i - j)^2$ 的值较大,则均匀度较大,表示纹理较粗。

本文采用 MATLAB 2021a 软件提取各熔透状态下声波信号的 SPWVD 时频图的 4 个参数的统计值,其中每种状态分别提取 400 frame,共提取了 1200 张时频图的纹理特征。由图 6 可以明显看出,从未熔透到部分熔透再到全熔透,灰度共生矩阵提取的 SPWVD 时频图的 4 种纹理特征具有明显的变化趋势。为了建立时频图纹理特征与熔透状态的关联,本文引入反向传播神经网络对 4 种特征所代表的输入量进行分类,以达到精确识别熔透状态的目的。

4.3 GLCM-BPNN 模型

4.3.1 BPNN 概述和构建

BP 神经网络(BPNN)是一种通过正向传播和反向调节两个过程进行学习的多层前向神经网络,由

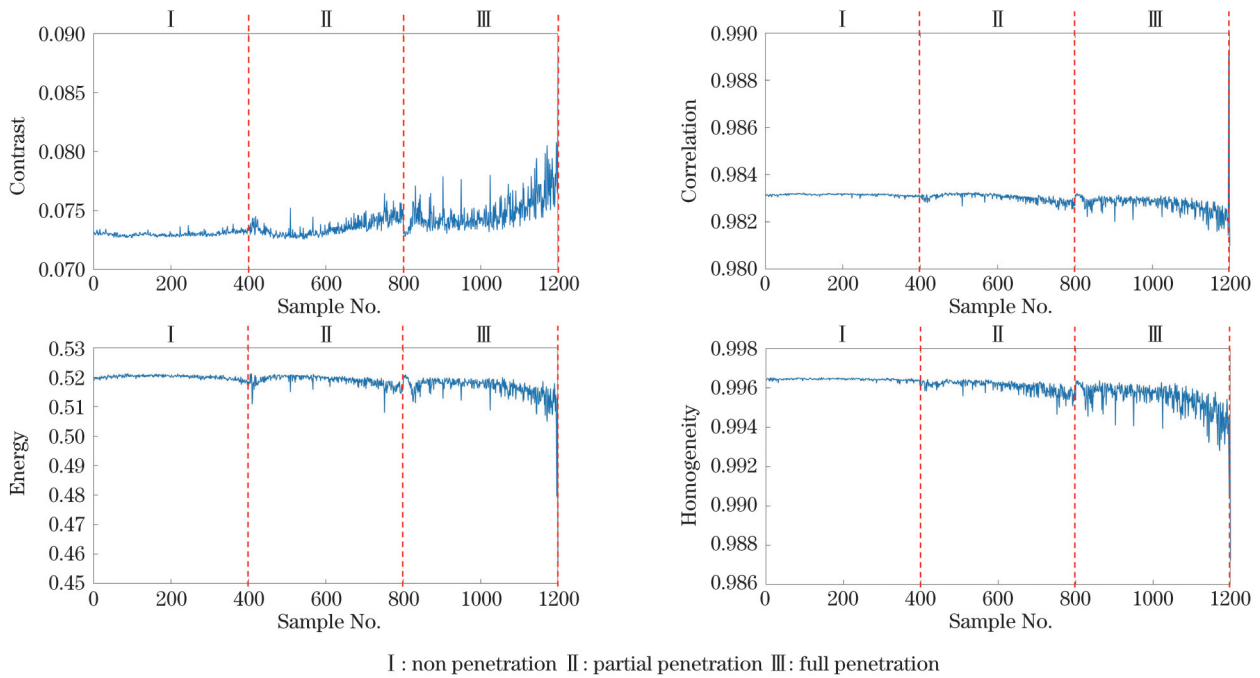


图 6 各帧时频图灰度共生矩阵特征的提取结果

Fig. 6 Gray-level co-occurrence matrix (GLCM) features extraction from each frame of time-frequency diagram

输入层、隐藏层、输出层组成,可以看作是一种从输入状态到输出状态的非线性映射。将 SPWVD 时频图各帧的 GLCM 的 4 种特征作为 BPNN 模型的输入,输入层节点数为 4;以对应的焊接熔透状态类别

作为输出,输出层节点数为 3;设置隐藏层数为 1,节点数为 8;将 ReLU 函数作为隐藏层神经元和输出层神经元之间的激活函数。按设定参数依次连接各层级节点,构建的 BPNN 网络模型如图 7 所示。

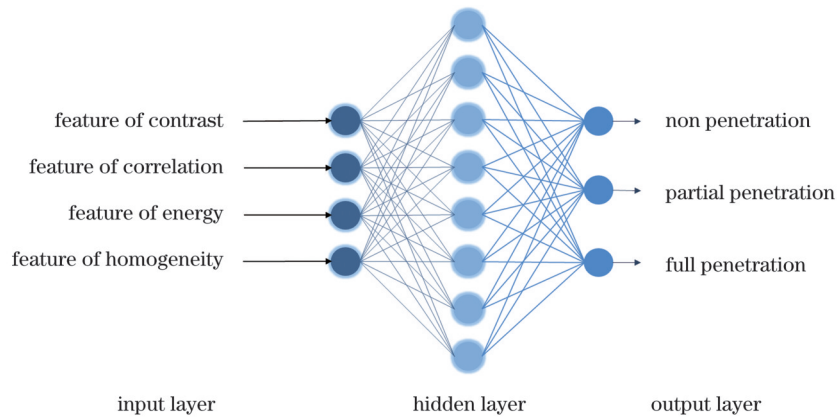


图 7 焊接状态分类的 BPNN 架构

Fig. 7 Structure of BPNN for welding condition classification

4.3.2 GLCM-BPNN 模型的分类结果

输入层使用每帧信号对应的 4 种 GLCM 图像特征作为输入,标签 0、1、2 分别对应未熔透、部分熔透、全熔透,并作为分类的 3 个输出类别。设置网络训练参数如下:迭代次数为 1000 次,学习速率为 0.1,使用交叉验证方法,数据集包含 1200 个样本数(其中的 80% 为训练集,20% 为验证集)。图 8 是 BPNN 得到的混淆矩阵分类结果,可以看出,未熔透状态分类准确率达到 93.8%,部分熔透分类准确率为 75.0%,全熔透状态分类准确率为 86.2%,平均分类

准确率超过了 85%。

由分类结果可知,BPNN 网络处理部分熔透和全熔透的分类关系时分类结果不够理想,这与 BPNN 是浅层网络有关,同时也与使用 GLCM 图像处理算法提取灰度特征的局限性有关。GLCM 虽然在纹理方面表征出了三种状态下 SPWVD 时频图每一帧的变化,但对于 SPWVD 图像纵向频率变化和颜色深浅上的能量变化不能实现更准确的定量评估。因此,本文引入了 CNN 深度学习模型。该模型可以在无需人工干预下,利用局部感知和参数共享的优点,自适应提取声波

时频图的高维抽象特征,从而准确有效地实现脉冲激光焊接熔透状态的预测。

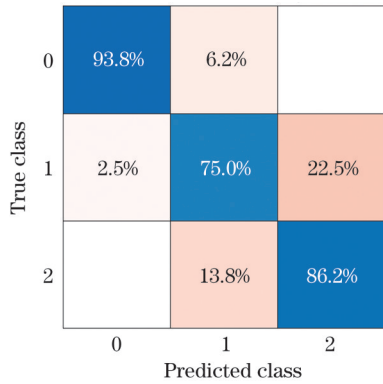


图 8 BPNN 分类结果的混淆矩阵(0、1、2 分别代表未熔透、部分熔透、全熔透)

Fig. 8 Confusion matrix of classification result using BPNN model (0, 1 and 2 represent non penetration, partial penetration and full penetration states, respectively)

4.4 SPWVD-CNN 模型

4.4.1 CNN 概述和构建

CNN 是一类包含卷积计算且具有深度结构的前馈神经网络,是深度学习的代表算法之一。该模

型由输入层、隐含层和输出层组成,其中隐含层包含卷积层、池化层和全连接层^[13]。本文构建的 CNN 网络架构如图 9 所示,模型深度为 4,这意味着它有 4 个卷积层。每个卷积层后面都连接一个池化层。卷积层和池化层共同完成 SPWVD 时频图的特征提取。CNN 的最终层由 1 个完全连接层和 1 个 Softmax 层组成,以完成特征映射和熔透状态分类任务。

按照设定参数连接各层级节点构建的各卷积层和池化层的尺寸如图 9 所示。第一卷积层的大小为 $3@3 \times 3-16$,表示第一卷积层有 16 个大小为 3×3 的卷积核。因为输入时频图是 RGB 图像,所以设置通道数为 3。在卷积层中,每个内核的步幅距离为 1 个步长。每个池化层的大小为 2×2 ,步长为 1。此外,在每个卷积层之后分别附着一个 Dropout 层,以降低过拟合的风险,设置丢弃速率为 0.5。构建 CNN 的软件和硬件的具体配置如下:使用 MATLAB 2021a 构建 CNN 模型,计算机 CPU 使用 Intel core i7-10750H 和 NVIDIA RTX 2060。设置迭代次数为 1000,将输入图片的 80% 作为训练集,其余的 20% 作为验证集。

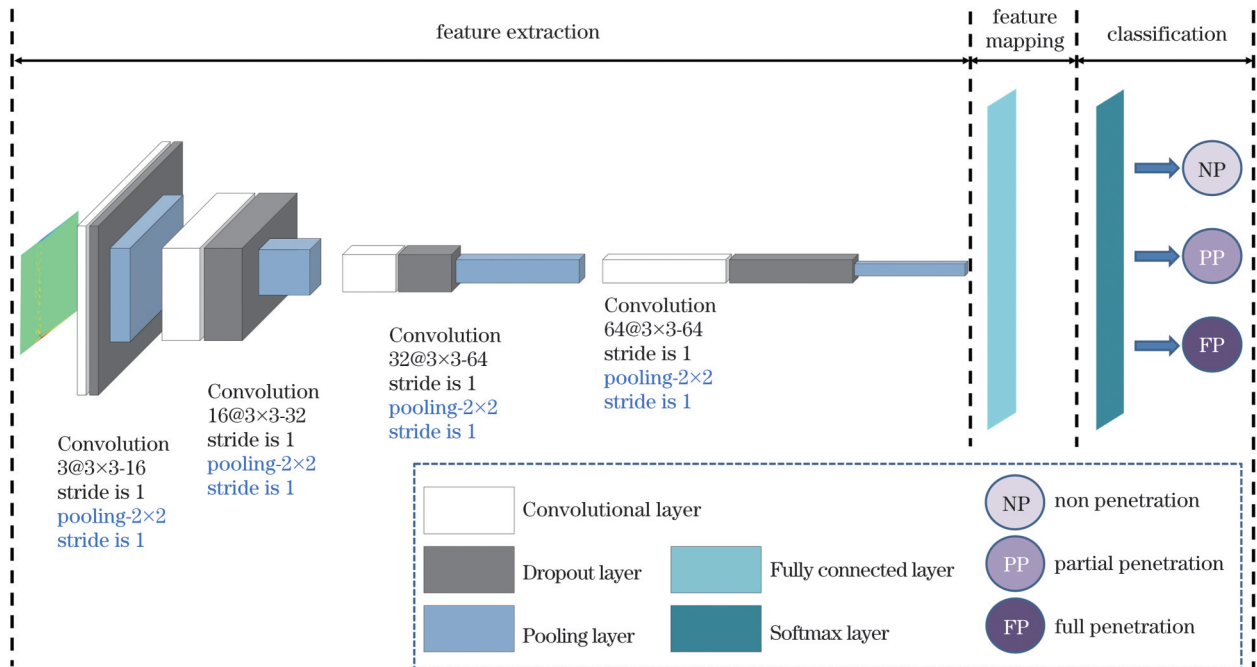


图 9 构建的 CNN 模型的架构示意图

Fig. 9 Architecture of constructed CNN mode

4.4.2 SPWVD-CNN 模型分类结果

图 10 是 CNN 模型在训练过程中经过 1000 次迭代后的精度和损失值变化曲线。可以看出,CNN 模型对训练集的预测精度可以稳定收敛到 98.62%,损失值可以稳定收敛到 0.12%。随后利用经过训练的 CNN 模型对验证集中的 240 张 SPWVD 时频

图进行分类。图 11 是分类结果的混淆矩阵,可见,构建的 CNN 模型的平均分类精度最高达到了 98.8%,其中对未熔透的分类准确率为 97.5%,对部分熔透的分类准确率为 98.8%,对全熔透的分类准确率为 100%,可以满足过程监测精确预测的要求。

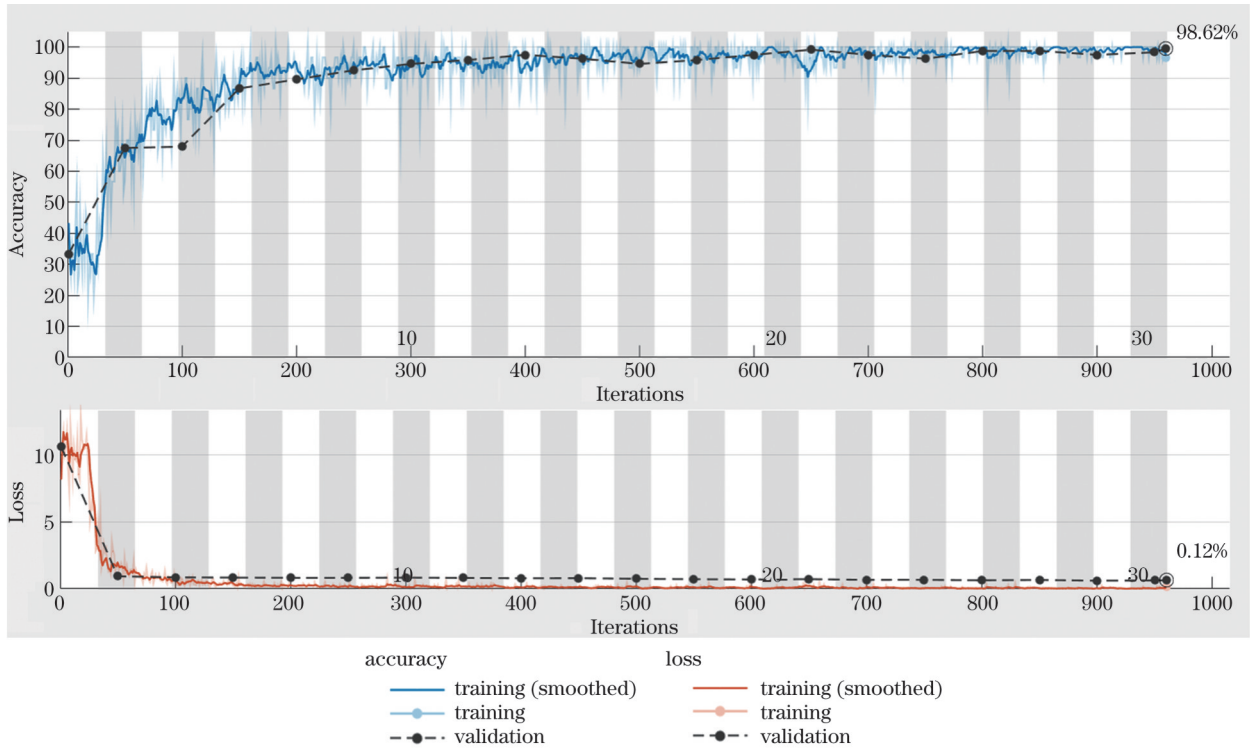


图 10 CNN 模型在训练过程的准确率和损失值变化

Fig. 10 Variation of accuracy and loss value during training process of constructed CNN model

		confusion matrix			
		0	1	2	
Output class	0	78 32.5%	1 0.4%	0 0%	98.7% 1.3%
	1	0 0%	79 32.9%	0 0%	100% 0%
	2	2 0.8%	0 0%	80 33.3%	97.6% 2.4%
		97.5% 2.5%	98.8% 1.2%	100% 0%	98.8% 1.2%
		0	1	2	
		Target class			

图 11 CNN 模型分类的混淆矩阵(0、1、2 分别代表未熔透、部分熔透、全熔透)

Fig. 11 Confusion matrix of classification results using CNN model (0, 1 and 2 represent non penetration, partial penetration and full penetration, respectively)

5 结 论

使用分帧以及小波包阈值去噪方法对声波信号进行预处理,不同熔透状态下声波去噪对应的信噪比均在 50 左右,表明小波包去噪效果良好。

使用 SPWVD 方法提取脉冲激光焊接声波信号的时频图,验证了 SPWVD 时频图“时域-频域-能量”的纹理特征与激光焊接匙孔动态行为、焊缝熔透状态的高度相关性。

构建了 SPWVD-CNN 深度学习熔透状态识别模

型,得到了 98% 以上的分类准确率。所建模型为铝合金激光焊接过程的可靠监测提供了一种新思路。

参 考 文 献

- [1] Zhang P L, Jia Z Y, Yu Z S, et al. A review on the effect of laser pulse shaping on the microstructure and hot cracking behavior in the welding of alloys[J]. Optics & Laser Technology, 2021, 140: 107094.
- [2] Zhao C, Parab N D, Li X X, et al. Critical instability at moving keyhole tip generates porosity in laser melting[J]. Science, 2020, 370(6520): 1080-1086.
- [3] Yusof M F M, Ishak M, Ghazali M F. Weld depth estimation during pulse mode laser welding process by the analysis of the acquired sound using feature extraction analysis and artificial neural network[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2021, 63: 163-178.
- [4] Yusof M F M, Ishak M, Ghazali M F. Classification of weld penetration condition through synchrosqueezed-wavelet analysis of sound signal acquired from pulse mode laser welding process[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2020, 279: 116559.
- [5] 谢小健. 不锈钢脉冲激光焊接等离子体特征信息研究[D]. 重庆: 重庆理工大学, 2017.
- [6] 马尧睿, 蔡创, 刘致杰, 等. 基于 LabVIEW 的激光-MIG 复合焊接过程等离子体监测[J]. 中国激光, 2022, 49(2): 0202014.
- [7] 刘秀航, 黄宇辉, 张艳喜, 等. 基于 BP 神经网络补偿卡尔曼滤波的激光-MIG 复合焊缝熔宽在线检测[J]. 中国激光, 2022, 49(16): 1602011.
- [8] Liu X H, Huang Y H, Zhang Y X, et al. Online detection of weld width of laser-MIG hybrid welding based on Kalman filter

- algorithm compensated by BP neural network[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(16): 1602011.
- [8] 刘天元, 鲍劲松, 汪俊亮, 等. 融合时序信息的激光焊接熔透状态识别方法[J]. 中国激光, 2021, 48(6): 0602119.
Liu T Y, Bao J S, Wang J L, et al. Laser welding penetration state recognition method fused with timing information[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(6): 0602119.
- [9] 陈世平, 王振忠, 俞辉, 等. 改进小波包多阈值去噪法及其工程应用[J]. 中国机械工程, 2017, 28(20): 2414-2419.
Chen S P, Wang Z Z, Yu H, et al. Improved wavelet packet multi threshold denoising method and its engineering applications[J]. China Mechanical Engineering, 2017, 28(20): 2414-2419.
- [10] 尚东东, 张劲东, 杜盈, 等. 基于 SPWVD 和改进 AlexNet 的复合干扰识别[J]. 数据采集与处理, 2021, 36(3): 577-586.
Shang D D, Zhang J D, Du Y, et al. Composite jamming recognition based on SPWVD and improved AlexNet[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2021, 36(3): 577-586.
- [11] Wen X H, Wu D, Zhang P L, et al. Influence mechanism of the keyhole behavior on penetration depth by *in situ* monitoring in pulsed laser welding of aluminum alloy[J]. Optik, 2021, 246: 167812.
- [12] 高向东, 李竹曼, 游德勇, 等. 激光焊接状态图像灰度共生矩阵分析法[J]. 焊接学报, 2017, 38(6): 11-14, 129.
Gao X D, Li Z M, You D Y, et al. Analysis of laser welding status based on gray level co-occurrence matrix[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2017, 38(6): 11-14, 129.
- [13] Ma D Y, Jiang P, Shu L S, et al. Multi-sensing signals diagnosis and CNN-based detection of porosity defect during Al alloys laser welding[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2022, 62: 334-346.

Quantitative Evaluation of Penetration State in Pulsed Laser Welding of Aluminum Alloys Based on Acoustic-Wave Time-Frequency Characteristics and Deep Learning

Luo Zhongyi^{1,2}, Wu Di^{1,2,3*}, Wang Run⁴, Dong Jinfang^{1,2}, Yang Fangyi^{1,2}, Zhang Peilei^{1,2},
Yu Zhishui^{1,2}

¹School of Materials Science and Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China;

²Shanghai Collaborative Innovation Center of Laser Advanced Manufacturing Technology, Shanghai 201620, China;

³School of Materials Science and Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China;

⁴Han's Laser Technology Industry Group Corporation Ltd., Shenzhen 518052, Guangdong, China

Abstract

Objective Laser welding processes with high energy density, precision, and efficiency are widely employed in the automotive, aerospace, and medical industries. They have significant advantages in joining materials, such as aluminum alloys, stainless steel, magnesium alloys, and dissimilar metals.

The welding penetration state is one of the most critical indicators for the quantitative evaluation of laser welding quality. The precise identification of the weld penetration state in real-time is a key bottleneck in monitoring and controlling dynamic laser welding processes. The complex physical-chemical metallurgical interaction between the laser beam and the metal workpiece releases intense optical, thermal, and acoustic radiation. The acoustic information is derived from the thermal vibration under a high heat input, and the pressure shock wave generated when the keyhole is internally stressed. Its acoustic characteristics (sound pressure amplitude and frequency characteristics) are closely related to the state of the keyhole. In this paper, we present a new method for quantitatively assessing weld penetration state based on acoustic time-frequency characteristics and deep learning for pulsed laser welding of thin-walled aluminum alloys. This study will contribute to research on the high correlation between acoustic information and weld penetration state in laser welding.

Methods First, as shown in Fig. 1, a visual-acoustic-emission multi-information real-time synchronous sensing system was developed to acquire visual images and acoustic signals reflecting the dynamic behavior of the keyhole, and the acoustic signals were preprocessed using frame splitting and wavelet-packet threshold denoising methods. Second, a smoothed pseudo-Wigner-Ville distribution (SPWVD) was used to extract time-frequency domain images from each frame of acoustic signal, and a gray-level co-occurrence matrix (GLCM) was introduced to extract the time-frequency domain texture features and feed them into the back-propagation neural network (BPNN) for prediction. Finally, a convolutional neural network (CNN)-based weld penetration state classification model was established using the SPWVD acoustic time-frequency map as the original input.

Results and Discussions During the preprocessing of the acoustic signal, wavelet-packet threshold denoising effectively filters out some burrs in the signal, and the denoised signal is framed in one pulse period, as shown in Fig 2. Second, the time-frequency maps of the acoustic signals extracted using the SPWVD method exhibit significant differences in the texture features with different penetration states, as shown in Fig 6. Here, the four texture features of the SPWVD time-frequency maps extracted from the GLCM show a clear trend as they change from non penetration to partial penetration and then to full penetration states. Finally, we constructed GLCM-BPNN and SPWVD-CNN classification models and compared the advantages and disadvantages of both classification models. Despite the high correlation between the acoustic time-frequency map and the dynamic behavior of the keyhole

and welding penetration, the CNN classification model based on the SPWVD time-frequency map shows a higher accuracy (98.8%) than the traditional BPNN classification model (85%). This indicates that the deep learning model based on the SPWVD time-frequency map as a direct input to the CNN model yields improved recognition results.

Conclusions (1) The preprocessing method of acoustic signals using frame splitting and wavelet packet thresholding can effectively intercept useful segments and obtain a signal with good denoising results.

(2) The SPWVD method extracts a time-frequency map of the pulsed laser welding acoustic signal. The texture features of SPWVD time-frequency map is highly correlated with the dynamic behavior of the laser-welded keyhole and the weld penetration state.

(3) The SPWVD-CNN deep learning weld penetration state recognition model has a classification accuracy exceeding 98%. The proposed model provides a new approach and technical path for reliable monitoring of the thin-walled aluminum alloys laser welding process.

Key words laser technique; pulsed laser welding; acoustic time-frequency characteristics; penetration assessment; smoothed pseudo Wigner-Ville distribution; convolutional neural network