

多工件拼接焊缝面结构光滑度的视觉检测技术研究

何涛

(常州工业职业技术学院 信息工程学院, 江苏 常州 213000)

摘要: 由于多工件拼接焊缝面结构光滑度检测过程中, 受其拼接面复杂且图像存在噪声, 导致细节特征不明显, 从而使检测精度、效率降低, 为此, 提出多工件拼接焊缝面结构光滑度的视觉检测技术; 采用字典学习方法, 对焊缝面图像去噪处理, 将焊缝图像去噪问题转化为最小化问题, 消除焊缝面图像中存在的噪声, 将其输入 MRFENet 网络, 结合深度学习和残差学习技术, 提取图像特征, 采用逐级特征融合方法, 融合提取的深层特征和浅层特征, 实现焊缝面图像的增强处理; 采用增量二维主成分分析提取焊缝面结构的光滑度特征, 结合焊缝面图像的协方差矩阵更新焊缝图像特征矩阵, 结合残差函数, 计算焊缝面结构高阶光滑度特征向量, 实现光滑度检测; 实验结果表明, 所提方法图像处理效果好、检测精度高, 且一直处于 94% 以上, 检测效率高。

关键词: 焊缝面结构; 字典学习; 视觉检测技术; 特征提取; 光滑度检测

Research on Visual Inspection Technology for Structural Smoothness of Multi Workpiece Splicing Weld Surface

HE Tao

(School of Information Engineering and Technology,

Changzhou Vocational Institute of Industry Technology, Changzhou 213000, China)

Abstract: Due to the complexity of the joint surface and the noise of the image during the smoothness detection process of multi-workpiece joint weld surface, the detail features are not obvious, resulting in the decreases of detection accuracy and efficiency. Therefore, a visual detection technology of multi-workpiece joint weld surface structure smoothness is proposed. The dictionary learning method is adopted to de-noise the weld surface image, transform the denoising problem of the weld surface image into a minimization problem, eliminate the noise of the weld surface image, input it into the MRFENet network, combine the deep learning and residual learning technology, extract the image features, adopt the step-by-step feature fusion method to integrate the extracted deep features and shallow features, and realize the enhancement processing of the weld surface image; The incremental two-dimensional principal component analysis is used to extract the smoothness features of the weld surface structure; The covariance matrix of the weld surface image is combined to update the weld image feature matrix, and combined with the residual function, the high-order smoothness feature vector of the weld surface structure is calculated to realize the smoothness detection. The experimental results show that the proposed method has a good image processing effect and high detection accuracy, the detection accuracy is always above 94%, which has a high detection efficiency.

Keywords: weld surface structure; dictionary learning; visual inspection technology; feature extraction; smoothness detection

0 引言

多工件拼接焊缝面结构光滑度的检测是现今焊接技术领域中的一个重要的研究领域。随着制造业的快速发展, 对产品的高质量和高可靠性的要求也越来越高, 而焊接作为常用的连接方式之一, 其质量对产品的品质和寿命至关重要。焊接中的缺陷和质量问题可能导致工件局部破坏、裂纹和漏气等问题, 严重影响制造产品的安全性和使用寿命^[1]。因此, 针对多工件拼接焊缝面结构光滑度的检测, 可以有效地发现缺陷并及时进行修补和改进, 有助于提高

产品质量和可靠性。此研究的发展可支持产品设计、工艺开发和标准制订等工作, 在提高焊接工艺效率和质量、保障产品安全性和可靠性方面都具有重要的应用和推广价值。在焊缝光滑度检测领域中, 主要通过图像处理技术检测并处理焊缝图像, 以此实现焊缝面结构光滑度的检测^[2]。视觉传感器在大尺寸工件遮挡以及面对高度差拼接焊缝面的情况下, 无法有效地获取焊缝面结构的光滑度信息, 导致检测结果不准确, 为了提高光焊缝面结构的光滑度检测效果, 需要对视觉检测技术展开研究。

收稿日期: 2023-06-20; 修回日期: 2023-07-13。

基金项目: 江苏省自然科学基金(202109874660)。

作者简介: 何涛(1980-), 男, 硕士, 讲师。

引用格式: 何涛. 多工件拼接焊缝面结构光滑度的视觉检测技术研究[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(12): 90-96, 166.

在此背景下，现阶段，国内研究学者在视觉检测方面已经取得了较好的研究成果，如：李朋超^[3]等人利用滤波处理焊缝面的点云数据，并填充点云数据的空洞，在高度方向中计算点云的标准差，以此提取点云数据的特征，确定特征变化较大的焊缝区域，实现焊缝面的表面检测，该方法的检测结果与实际结果不符，存在检测精度低的问题。牛玉玺^[4]等人采用高度映射灰度值的方法降维处理焊缝面点云数据，通过主成分分析法提取图像的几何形状特征和灰度特征，将提取的特征输入支持向量机中，以此实现焊缝面的检测，该方法所需的检测时间较长，存在检测效率低的问题。余佳杰^[5]等人提出了一种能够自动检测焊缝表面质量的方法，将最小二乘法与 K 均值聚类算法融合，得到焊缝特征，计算焊接参数，构建三维光照模型，利用亮度特征完成自动识别焊缝表面质量，该方法检测效率低。封雨鑫^[6]等人利用卷积神经网络组建出一种多分类模型结构，获取并分析焊缝数据，通过滑动窗口检测方法实现焊缝表面检测，但该方法图像处理效果不理想，导致检测精度较低。

为了解决上述方法中存在的问题，提出多工件拼接焊缝面结构光滑度的视觉检测技术。将多工件拼接焊缝面结构图像预处理，利用字典学习方法，去除表面噪声，并将其输入 MRFENet 网络，实现图像增强处理，以此完成焊缝面结构光滑度检测，通过实验验证，该方法可应用性更强。

1 焊缝面图像处理

为了提高图像的质量，去除噪声和不必要的信息，使得检测结果更加精确和可靠，在多工件拼接焊缝面结构光滑度检测前应对图像处理，以便后续对光滑度检测。当处理多工件拼接焊缝面结构图像时，去噪和增强是最关键的步骤之一。这两个步骤的目的是提高图像的质量和清晰度，以便更好地分析和评估焊缝的质量。首先，去噪是指通过消除图像中的噪声来减少图像中的干扰和杂乱信息。针对多个零件焊接接头表面结构的特点，提出了一种基于高斯噪声和椒盐噪声的多零件焊接接头表面结构的方法。这种干扰不仅会造成影像模糊，而且会影响影像的品质，影响影像的易读性。为此，除噪声是必不可少的一步，采用不同的滤波方法可以达到目的。常用的滤波方法有中值滤波、均值滤波、高斯滤波以及其他一些滤波方法。通过对这些噪声的去除，可以使图像中的一些细节以及边界变得更为清楚，从而为以后对这些数据进行进一步的分析与处理提供了方便。图像的增强就是对图像进行亮度、对比度颜色的调节，以提高图像的清晰度。由于光照条件和拍摄角度等原因，导致多个零件的焊接表面构造成像存在着光照不均匀、对比度不高以及色彩失真等问题。经过强化后，可以得到较好的图像，并能清楚地显示出图像的细节。常用的增强技术有：灰度扩展、灰度增强、对比度增强等。结果表明，通过该方法可以对焊接接头进行更加精确的检测。

噪声与增强技术的目标是改善图象的品质与锐利程度。

降噪能有效地去除噪音，提高图象的清晰度；通过对图像进行亮度，对比度，颜色等的调节，使得图像具有更好的视觉效果。经过上述两步后，可以获得较高的图象品质，为焊接质量的精确分析与评价提供了依据。

1.1 去噪处理

在焊缝检测领域中，主要通过图像处理技术检测焊缝，但由于采集到的图像存在较多噪声，图像特征提取难度增大，导致检测结果效率低。因此，为使图像便于检测，需要对图像去噪处理，以便后续的图像增强和分析。采用字典学习方法^[7-9]对焊缝面图像展开去噪处理。字典学习方法是一种基于稀疏表示的信号处理技术，它通过学习一组原子来表示信号，而原子集合表示为字典。在字典学习中，通过对训练样本进行分解和重构，得到一个最优的字典，使得信号能够以最少的原子组合来表示，从而实现信号的降噪和特征提取等任务。字典学习方法的优势体现在以下几个方面：

1) 自适应性：字典学习方法能够根据待处理图像的特点自适应地学习最优的字典，而不需要预先设定字典的结构或特征。这种自适应性使得字典学习方法能够更好地适应不同类型的焊缝图像，提高去噪效果。

2) 高效性：字典学习方法能够通过训练样本进行离散化表示，将原始图像转化为一个稀疏系数矩阵，从而大大减小了数据的维度。这使得字典学习方法在计算上更加高效，能够处理大规模的焊缝图像数据。

3) 去除噪声和保留细节：字典学习方法通过学习字典，将待处理图像表示为一组原子的线性组合。由于焊缝图像通常存在噪声和细节信息，字典学习方法能够有效地提取出图像中的稀疏特征，去除噪声的同时保留图像的细节信息。

4) 非局部性：字典学习方法具有非局部性的特点，能够利用整个图像的信息进行字典学习和信号重构。这种非局部性使得字典学习方法能够更好地捕捉到焊缝图像中的全局特征和结构，提高去噪效果。

用最小化问题表示焊缝图像的去噪问题。最小化问题能够提供一种优化框架，通过调整参数来实现对图像噪声的最小化处理。这是因为字典学习方法是一种基于数据驱动的信号处理技术，它通过学习数据的稀疏表示来实现信号的分析 and 处理。在焊缝面图像去噪问题中，可以将原始图像表示为一个稀疏线性组合的形式，其中包含了一组基向量（字典）和对应的稀疏系数。通过学习这组基向量和稀疏系数，可以更好地表示和恢复原始图像。最小化问题是字典学习方法中常用的优化目标。通过定义一个适当的损失函数，将噪声图像与去噪图像之间的差异最小化。最小化问题的目标是找到最佳的字典和稀疏系数，使得重构的图像尽可能接近于真实的无噪声图像。常见的最小化问题包括最小二乘问题、L1 范数最小化问题等。通过最小化问题来表示焊缝图像的去噪问题，可以将去噪过程转化为一个优化问题，通过调整字典和稀疏系数来最小化损失函

数。这种方法具有较强的灵活性和适应性，可以根据具体的去噪需求进行定制。此外，最小化问题还提供了一种评估去噪效果的标准，可以通过比较优化前后的图像差异来评估去噪算法的性能。

因此，采用最小化问题表示焊缝图像的去噪问题是因为它提供了一个优化框架，可以通过调整参数来实现对图像噪声的最小化处理。这种方法在字典学习方法中被广泛应用，并且具有较好的性能和灵活性。最小化问题表达式如下所示：

$$\begin{cases} Y' = \{\hat{\beta}_{ij}, \hat{D}, \hat{X}\} = \operatorname{argmin}_{D, \beta_{ij}, X} \|X - Y\|_2^2 + \sum_{ij} \|\beta_{ij}\|_0 + \\ \sum_{i,j} \|D\beta_{ij} - T_{ij}X\|_2^2 \\ \text{s. t. } \operatorname{Re}(D\beta_{ij}) = 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中， β_{ij} 代表焊缝图像块对应的稀疏向量； $\hat{\beta}_{ij}$ 为 β_{ij} 的估计值； D 表示最优字典， \hat{D} 为其估计值； \hat{X} 为 X 的估计值； T_{ij} 代表图像块算子； $[i, j]$ 表示图像块在焊缝图像中的具体位置； X 代表清晰的焊缝图像； W 表示高斯白噪声； Y 为存在噪声的焊缝面图像^[10-11]。

基于此，对式 (1) 中的 $D, \hat{X}, \hat{\beta}_{ij}$ 训练，如式 (2) 和 (3) 所示：

$$\begin{cases} \{\hat{D}, \hat{\beta}_{ij}\} = \operatorname{argmin}_{D, \beta_{ij}} \sum_{i,j} \|\beta_{ij}\|_0 + \sum_{i,j} \|D\beta_{ij} - T_{ij}X\|_2^2 \\ \text{s. t. } \operatorname{Re}(D\beta_{ij}) = 0 \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} \{\hat{\beta}_{ij}, \hat{X}\} = \operatorname{argmin}_{\beta_{ij}, X} \|X - Y\|_2^2 + \sum_{ij} \|\beta_{ij}\|_0 + \\ \sum_{i,j} \|D\beta_{ij} - T_{ij}X\|_2^2 \end{cases} \quad (3)$$

利用训练结果对式 (1) 的 D, \hat{X} 和 $\hat{\beta}_{ij}$ 求解：

$$\begin{cases} \hat{\beta}_{ij} = \operatorname{argmin}_{\beta_{ij}} \|\beta_{ij}\|_0 + \|D\beta_{ij} - T_{ij}X\|_2^2 \\ \text{s. t. } \operatorname{Re}(D\beta_{ij}) = 0 \\ \hat{X} = \operatorname{argmin}_X \|X - Y\|_2^2 + \sum_{i,j} \|D\beta_{ij} - T_{ij}X\|_2^2 \\ \text{s. t. } \operatorname{Re}(X) = 0 \end{cases} \quad (4)$$

根据去噪约束条件可知，焊缝图像块对应的稀疏向量 β_{ij} 与最优字典 D 的乘积为 0 时，图像完成去噪，去噪后的图像 Y' 。

1.2 焊缝图像增强

图像去噪是为了去除图像中的噪声，以提高图像质量，使图像更清晰。然而，在去除噪声的过程中可能会丢失一些图像的细节和特征，这会导致图像变得模糊或失真。这是因为去噪操作本质上是一种平滑处理，它的目标是消除图像中的随机噪声，减少图像中不必要的细节和变化。然而，这种平滑操作也可能导致一些有用的细节和特征被模糊或丢失。去噪操作通常基于滤波算法，例如均值滤波、中值滤波等。这些滤波算法通过对像素进行加权平均或中值计算，来消除噪声。然而，在这个过程中，图像的高频细节信息可能会被平滑掉。高频细节通常包含了图像中的纹理、边缘和细微的变化，当这些信息被平滑掉时，图像的细节和特征就会丢失。

此外，不适当的去噪方法或参数选择也可能导致细节丢失。不同的去噪方法适用于不同类型的噪声和图像特征。如果选择了不合适的方法或过度使用了某些去噪操作，可能会导致细节被过度平滑或丢失。为了解决这个问题，需要进行图像增强处理。图像增强是改善图像视觉效果和增强图像信息的一种过程^[12-13]，它通过对图像进行调整和改进，使图像更加易于理解和分析。为了提高光滑度检测精度，将去噪后的焊缝图像输入 MRFENet 网络中，对焊缝图像展开增强处理。MRFENet 是一种基于深度学习的图像增强网络，它结合了多尺度特征和残差学习的思想，用于对图像进行细节增强和边缘保护。

在图像去噪中，MRFENet 网络的应用意义在于它能够进一步提高去噪后图像的质量和视觉效果。虽然去噪操作可以消除图像中的噪声，但也可能导致图像细节的丢失和模糊。通过将去噪后的图像输入 MRFENet 网络，可以对图像进行增强处理，恢复和增强图像中的细节和特征。这有助于提高焊缝图像的可视化效果，使焊缝的细节更加清晰可见，光滑度检测的精度也会得到提高。MRFENet 网络结合了深度学习和残差学习的技术，能够提高图像质量、增强细节信息，从而提高焊缝图像的可视化效果和光滑度检测的准确性。

因此，将去噪后的焊缝图像输入 MRFENet 网络中，全局特征提取模块由 4 条分支构成，每条分支对应的空洞率卷积均不相同，将去噪后的焊缝图像输入全局特征提取模块中，提取焊缝图像的结构细节特征，融合处理四条分支提取的特征获得中间特征 G ，表达式如下所示：

$$G = g_{\text{GFE}}(Y') = \operatorname{concate}\{\operatorname{ReL}[B(D(Y', k \times k, c), \omega)]\} \quad (5)$$

式中， g_{GFE} 为全局特征提取层； $\operatorname{concate}$ 为特征融合层； ReL 为非线性层； B 为归一化层； D 为空洞卷积； ω 为焊缝图像的空洞率； k 为卷积核大小， c 为图像全部特征值。

通过图 1 可知，全局特征提取模块可获得焊接图像的全局信息，包括焊接缝的局部轮廓信息和位置信息等。

MRFENet 网络的多尺度增强模块由通道注意力模块^[14-15]和多尺度特征提取层构成。多尺度特征提取层与网络的全局特征提取模块相似，主要区别在于前者选择卷积空洞率较小，可以提取焊缝图像的深度信息。通过 3×3 卷积核对含有不同尺度信息的焊缝面特征图展开调整，如式 (8) 所示：

$$\begin{cases} F_m = \operatorname{ReLU}\{\operatorname{BN}[DC(B_{i-1}, k \times k, G \cdot 4), \omega]\} \\ F_{\text{mid}} = \operatorname{concate}(F_1, F_2, F_3, F_4) \end{cases} \quad (6)$$

式中， F_m 为支路获取的特征， $m = 1, 2, 3, 4$ ； B_i 为第 i 个多尺度增强块； F_{mid} 为多尺度特征提取层获取的信息。

在通道注意力模块输入式 (6) 得到的图像细节特征，对其展开增强处理，表达式如下所示：

$$B_n = \operatorname{MSEB}(B_{n-1}) = \operatorname{Conv}[f_{\text{CA}}(F_{\text{mid}})] \quad (7)$$

式中， B_n, B_{n-1} 分别为网络当前和前一个多尺度残差块对应的输出， $n = 1, 2, 3, \dots$ ； f_{CA} 为通道注意力模块； Conv

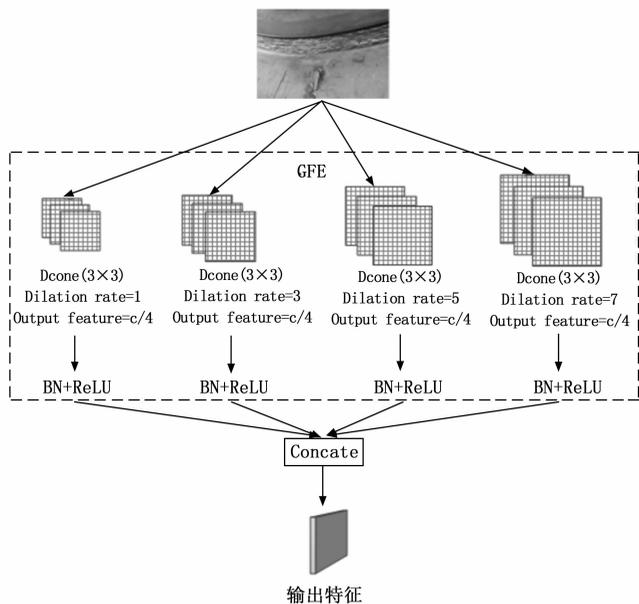


图 1 全局特征提取模块

为卷积层。

基于此,采用逐级特征融合的方法,融合提取的深层特征和浅层特征^[16-17],实现焊接图像的增强处理,表达式如下所示:

$$H = \text{concat}\{B_n \cdots \text{concat}[B_2, \text{concat}(B_0, B_1)]\} \quad (8)$$

式中, H 为 MRFENet 网络的输出结果,即增强后的焊缝图像。

2 多工件拼接焊缝面结构光滑度检测

通过对多工件拼接焊缝面图像进行去噪和增强处理,可以为焊缝面结构的光滑度检测提供可靠的依据,从而提高检测的精度和效率。为了实现光滑度的检测,采用增量二维主成分分析算法,该算法通过线性变换对焊缝图像进行处理。这种方法能够有效地提取出焊缝面的关键特征,进而评估其表面的光滑程度。通过对图像进行去噪和增强处理,能够减少噪声的干扰,并突出焊缝面的细节信息,从而提高检测的准确性。采用增量二维主成分分析算法,能够在保留图像主要信息的同时,将其降维到更低的维度,从而实现快速且有效的光滑度检测。这种方法不仅能够提高焊缝面检测的精度,还能够节省计算资源,提高检测的效率。

在投影矩阵 B 下获取增强后的焊缝图像 H 的光滑度特征主成分^[18-19],以此计算焊缝面图像的协方差矩阵 $D(m)$,表达式如下:

$$D(m) = \frac{\sum_{i=1}^m [S(i) - \bar{S}(m)]^2}{H \cdot m} \quad (9)$$

式中, m 表示焊缝图像的数量; $S(i)$ 表示第 i 幅焊缝图像对应的样本矩阵; $\bar{S}(m)$ 分别表示均值样本矩阵。

为了满足多工件拼接焊缝面结构光滑度的实时检测需

求,采用增量二维主成分分析算法以增量迭代的方式计算投影矩阵,估算焊缝面结构光滑度第一个特征主成分^[20-21],用增量形式 $S'(m)$ 表示焊缝图像的均值样本矩阵 $\bar{S}(m)$,计算式如公式(10)所示:

$$S'(m) = \frac{(m-1)\bar{S}(m-1)}{m} \quad (10)$$

为了进一步提取图像的特征信息并改善其质量,对得到的焊缝图像的增量样本展开局部均值更新处理。与传统主成分分析算法相比,采用增量二维主成分分析算法通过线性变换处理焊缝图像的效果更好。增量二维主成分分析算法具有更高的计算效率。传统的主成分分析算法需要对整个数据集进行计算,包括计算协方差矩阵和特征值分解。而增量二维主成分分析算法可以在每次输入新数据时进行在线更新,无需重新计算整个数据集。这样可以大大减少计算时间和存储空间,并且适用于实时或大规模数据处理。增量二维主成分分析算法能够更好地处理非平稳数据。焊缝图像通常具有复杂的纹理、边缘和变化,而传统的主成分分析算法假设数据是平稳的,无法很好地处理非平稳数据。而增量二维主成分分析算法能够适应数据的动态变化,通过在线更新来捕捉数据的变化趋势,从而更好地提取数据的主要特征。增量二维主成分分析算法具有较好的鲁棒性。在传统的主成分分析算法中,如果数据集中存在异常值或噪声,会对计算结果产生较大影响。而增量二维主成分分析算法通过采用逐步更新的方式,可以逐渐消除噪声的影响,并且对异常值有一定的鲁棒性。这使得它在处理含有噪声的焊缝图像时能够更好地保留有用的信息。增量二维主成分分析算法具有较好的可解释性和可视化效果。传统的主成分分析算法得到的主成分通常是原始数据的线性组合,很难解释和理解。而增量二维主成分分析算法得到的主成分是原始数据的二维投影,更加直观和易于解释。这使得它在分析和识别焊缝图像中的关键特征时更具有优势。

结合焊缝面图像的协方差矩阵 $D(m)$ 获得更新后的焊缝图像特征矩阵 $\hat{S}(m)$ 。这个过程中,通过展开局部均值更新处理可以更好地捕捉到焊缝图像中的局部特征。焊缝图像通常具有复杂的纹理和结构,通过对图像进行局部均值更新,可以使得图像中的细节信息更加突出,从而更好地描述焊缝的形态和特征。局部均值更新处理对于去除图像中的噪声非常有效。在焊缝图像中,由于拍摄条件或传感器限制等因素,可能存在各种类型的噪声。通过局部均值更新,可以减弱或去除这些噪声,提高图像的质量和清晰度。且通过局部均值更新处理,可以增强焊缝图像的对比度。焊缝图像中经常存在灰度变化较小的区域,这导致图像的细节不够清晰。通过局部均值更新,可以增加图像的动态范围,使得焊缝的细节更加明显,提高图像的可视化效果。利用焊缝图像的协方差矩阵进行特征矩阵计算,可以更好地描述焊缝图像的统计特性和结构信息。协方差矩阵能够反映图像中不同像素之间的相关性,通过对协方差矩阵进

行处理，可以获取到焊缝图像的主要特征，并进一步优化特征矩阵的计算结果。

更新后的焊缝图像特征矩阵表达式如下：

$$\hat{S}(m) = S'(m) - \chi D(m) \quad (11)$$

式中， χ 为权重系数。

为了更全面地描述焊缝的光滑度特性，并提供更丰富的信息用于分析和评估焊缝的质量，利用最新的焊缝图像特征，结合残差函数计算焊缝面结构的其余高阶光滑度特征向量。此步骤能够补充缺失的高阶光滑度特征：传统的光滑度特征通常只考虑了图像的一阶或二阶光滑度信息，如梯度、曲率等。然而，焊缝图像中可能存在更高阶的光滑度特征，如三阶或更高阶的光滑度变化。通过计算残差函数，可以捕捉到原始图像与平滑模型之间的差异，从而获得更高阶的光滑度特征，使得对焊缝的光滑度进行更全面的描述。除此之外，还能提供更丰富的信息用于质量评估：焊缝的光滑度是评估焊缝质量的重要指标之一。利用残差函数计算焊缝面结构的高阶光滑度特征向量可以提供更多的信息，包括焊缝表面的微小变化和细节。这些信息对于评估焊缝的平滑度、均匀度和缺陷检测等方面都具有重要意义。通过综合考虑一阶、二阶和更高阶的光滑度特征，可以更准确地判断焊缝的质量，并提供更可靠的依据。

残差函数捕捉到了原始图像中未被平滑模型所表示的细微变化。利用这些残差信息计算高阶光滑度特征向量可以增强焊缝图像的可视化效果，使得焊缝的细节和边缘更加清晰可见。这对于工程师或操作人员来说，能够更好地观察和分析焊缝的形态和结构，提供更直观的参考。

焊缝面结构其余高阶光滑度特征向量表达式如下所示：

$$\begin{cases} \Delta \bar{S}_{j+1}(q) = \Delta \bar{S}_j(q) \cdot \hat{S}(m) - \Delta \hat{S}(q) \hat{b}_j \\ S_{j+1}(m) = S_j(m) - S_j(m) \hat{b}_j \end{cases} \quad (12)$$

式中， $\Delta \bar{S}_{j+1}(q)$ 为当前焊缝图像的第 $j+1$ 阶局部均值变换矩阵； \hat{b}_j 为第 j 阶焊缝面结构光滑度特征向量； $j \in [1, k-1]$ ， k 为光滑度特征主成分数量； $S_{j+1}(m)$ 为第 $j+1$ 阶焊缝面图像样本输入。

通过上述递归估计，获得多工件拼接焊缝面结构光滑度特征向量 $\hat{B} = [\hat{b}_1, \dots, \hat{b}_k]$ ，以此实现光滑度检测。

多工件拼接焊缝面结构光滑度检测流程如图 2 所示。

3 实验与分析

3.1 实验步骤

1) 样本准备：选择焊缝样本，确保样本表面清洁、无明显污渍或损伤。

2) 图像采集：采用型号为 PowerShot G7 X Mark II G7X2 的佳能数码相机作为视觉设备，对焊缝样本进行图像采集，并保证图像质量良好，可以清晰地显示焊缝结构和细节。

3) 图像预处理：对采集到的图像预处理，包括去噪、提高清晰度，以提高检测准确性。并利用灰度直方图表示处理后的图像与原始图像进行比较，验证方法图像处理

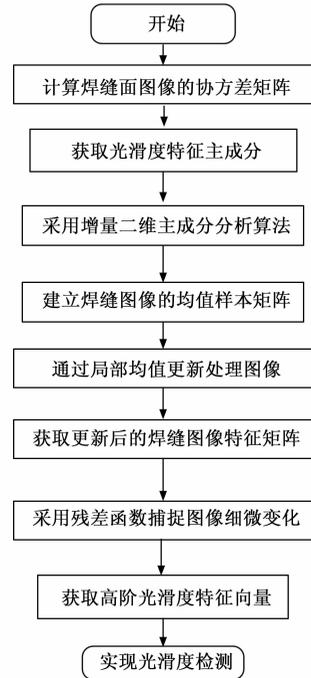


图 2 焊缝面结构光滑度检测流程图

效果。

4) 实验结果分析：将多工件拼接焊缝面结构光滑度的视觉检测方法（简称“所提方法”）、基于线结构光扫描方法（简称“文献 [3] 方法”）和基于特征识别（简称“文献 [4] 方法”）对焊缝表面光滑度展开检测，并选取检测时间与检测精度为评价指标，以验证方法的有效性和准确性。

3.2 实验结果分析

为了验证多工件拼接焊缝面结构光滑度的视觉检测技术的整体有效性，需要对其展开测试。

采集多工件拼接焊缝面图像，如图 3 所示。原始焊缝面图像的清晰度较低且存在大量噪声，不利于结构光滑度的检测。

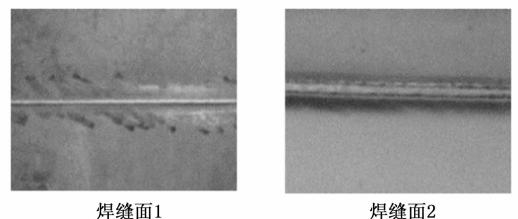


图 3 焊缝面图像

采用多工件拼接焊缝面结构光滑度的视觉检测技术对上述焊缝面图像展开处理，结果如图 4 所示。

分析图 4 可知，所提方法处理后，成功地减少了噪声干扰，提升了图像质量，且改善了焊缝面图像的对比度和细节信息。比较处理前后的图像，可以明显观察到噪声斑点和颗粒的减少，显示出了更丰富的细节、更明确的轮廓

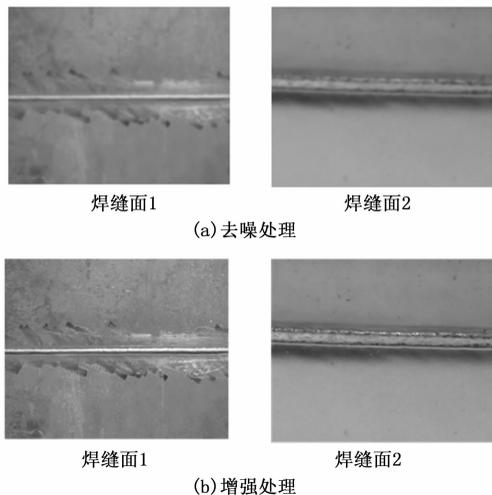


图 4 图像处理结果

和质感。这显示了该技术在提高图像品质和清晰度方面的优势，为后续的结构光滑度分析奠定了基础。在工业生产中，合格的焊缝是确保产品可靠性和结构强度的重要要素。利用多工件拼接焊缝面结构光滑度的视觉检测技术对焊缝面图像的处理，可以更准确地评估和控制焊接工艺的质量。因此，该技术可为焊接质量的监控和改善提供有力支持，并有助于提高产品质量。

图像灰度直方图是一种统计图表，用于显示图像中每个灰度级别的像素数量。它反映了图像中各个灰度级别的分布情况，可以帮助理解图像的亮度、对比度和色彩分布等特征。在实验中，通过图像灰度直方图反映图像的去噪和增强效果去噪操作通常会改变图像的灰度分布。噪声会引入随机的像素值变化，导致图像灰度分布变得更加平坦或扁平化。通过比较去噪前后的图像灰度直方图，可以观察到噪声的减少以及灰度分布的恢复。如果去噪处理有效，图像灰度直方图应该显示出更明显的峰值和更集中的灰度分布。增强操作会调整图像的对比度和亮度级别。通过调整灰度级别的映射关系，可以增强图像的细节和对比度。这种调整会在图像灰度直方图上产生明显的变化。通过比较增强前后的图像灰度直方图，可以观察到对比度和亮度的改变。因此，图像灰度直方图是一种有用的工具。采用多工件拼接焊缝面结构光滑度的视觉检测技术处理图像前后的灰度直方图，如图 5 所示。

分析图 5 可知，采用视觉检测技术处理后的图像灰度直方图与图像原始灰度直方图相同，表明采用所提方法对图像展开去噪和增强处理后，图像的整体亮度和对比度保持不变，图像的细节信息没有发生变化，确保处理后的图像仍保持了与原图相似的视觉效果。这种图像质量的稳定性对于精确光滑度检测和准确判断焊缝质量至关重要，在工业生产中对于实时监控和质量控制具有重要意义。

采用多工件拼接焊缝面结构光滑度的视觉检测方法（简称“所提方法”）、基于线结构光扫描方法（简称“文献

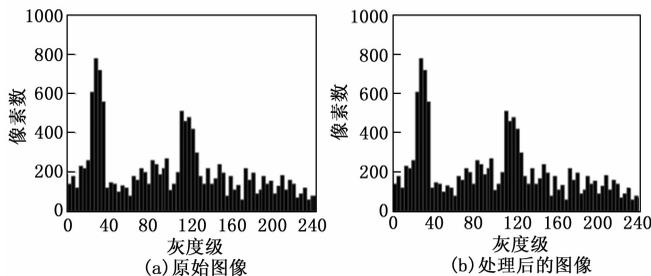


图 5 图像灰度直方图

[3] 方法”)和基于特征识别（简称“文献 [4] 方法”）对 20 cm×20 cm 的多工件拼接焊缝面展开光滑度检测，结果如图 6 所示。

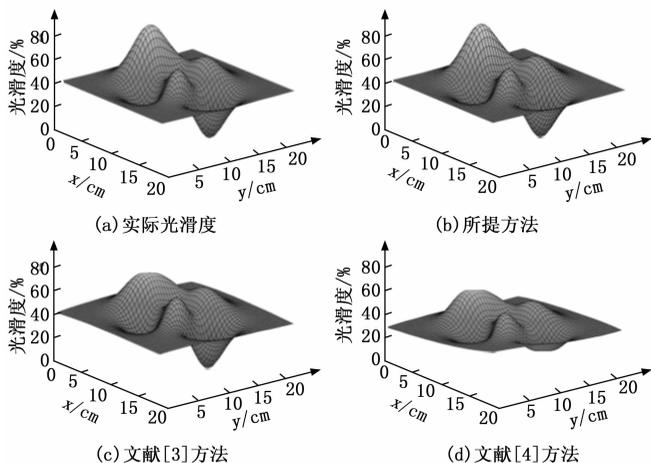


图 6 光滑度检测结果对比

根据图 6 可知，采用研究方法检测的光滑度与实际光滑度相符。这表明该方法在捕捉并反映焊缝面结构的真实光滑程度方面具有一定的准确性和可靠性。它可以为工程师和操作人员提供一个快速、无损的评估手段，减少主观判断的偏差，并提高对焊缝质量的控制。而文献 [3] 方法的光滑度检测结果与实际光滑度相比存在大约 10% 的误差，文献 [4] 方法检测结果相较于文献 [3] 方法的误差更大，存在 30% 以上的误差，说明该方法在光滑度检测方面存在一些误差。这可能是由于算法的局限性、参数调整的不准确性或其他因素导致的。因此，在实际使用中，需要进行更多的改进和优化，以缩小与对比方法之间的差距，并进一步提高光滑度检测的精确性和准确性。该实验测试结果说明所提方法检测准确率更高，可信度高，能够有效地反映焊接质量的好坏。

采用所提方法、文献 [3] 方法和文献 [4] 方法展开焊缝面光滑度检测，测试不同方法的检测时间。

分析表 1 中的数据可知，随着焊缝面的增加，所提方法、文献 [3] 方法和文献 [4] 方法的光滑度检测时间不断增加，所提方法的光滑度检测时间远低于其他两种方法。在检测 50 张焊缝面时，所提方法仅耗时 0.88 s，而文

献 [3] 方法比所提方法多出 0.63 s, 文献 [3] 方法耗时 1.37 s, 表明在光滑度检测过程中所提方法具有较高的检测效率。对于工业生产中对接焊缝完成快速、大规模的光滑度检测是非常重要的, 可以提高生产效率并降低人力成本。

表 1 检测时间对比

焊缝面/张	检测时间/s		
	所提方法	文献[3]方法	文献[4]方法
5	0.26	0.31	0.29
10	0.37	0.46	0.45
15	0.45	0.57	0.59
20	0.51	0.71	0.68
25	0.59	0.83	0.77
30	0.66	0.95	0.85
35	0.72	1.16	0.97
40	0.79	1.27	1.14
45	0.82	1.39	1.22
50	0.88	1.51	1.37

精度是评价焊缝光滑度检测的重要指标之一, 检测精度越高, 说明该方法的检测效果越好。为了进一步验证所提方法的有效性, 选取检测精度为实验指标, 通过检测 4 500 张焊缝面的光滑度, 对比以上 3 种方法的实验结果, 详细的实验测试结果如图 7 所示。

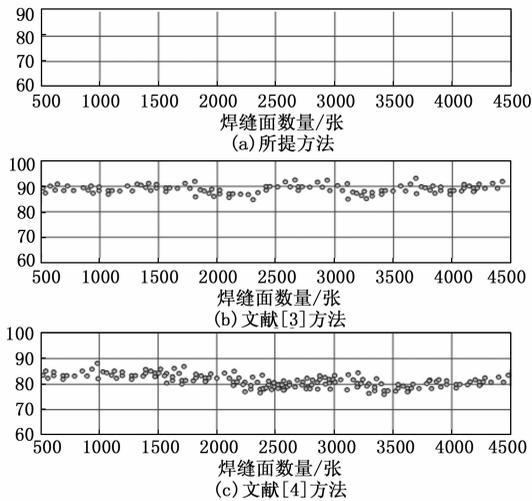


图 7 不同方法的焊缝面检测精度结果比较

分析图 7 可知, 随着焊缝面检测数量的不断增多, 三种方法的检测精度都有着不同程度的变化。采用所提方法对焊缝面光滑度检测精度一直处于 94% 以上, 而另外两种方法检测精度分别在 90% 与 85% 左右浮动, 说明所提方法对于焊缝面光滑度检测的精度更高, 检测性能更好, 且可以检测到细微的不平整和缺陷。该方法的高精度焊缝面检测有助于提升焊接质量的控制能力。通过准确地获取焊缝的形状和细节信息, 可以更好地评估焊缝的光滑度, 及时发现和解决潜在的焊接质量问题。这对于确保产品质量,

减少缺陷率以及提高生产效率具有重要意义。

4 结束语

针对目前焊缝面结构光滑度检测方法存在的检测精度低和检测效率低的问题, 提出一种新的多工件拼接焊缝面结构光滑度的视觉检测技术。采用字典学习方法对焊缝面图像去噪处理, 将去噪问题转化为最小化问题。这种方法能够有效消除焊缝面图像中的噪声, 并提高图像质量, 为后续的特征提取和处理提供更可靠的基础。通过输入 MR-FENet 网络, 结合深度学习和残差学习技术, 提取焊缝面图像的特征。深度学习网络能够自动学习并提取图像中的重要特征, 而残差学习可以进一步提高网络的性能和收敛速度, 使得图像增强处理更加准确和精细。采用逐级特征融合方法, 将提取的深层特征和浅层特征进行融合, 实现焊缝面图像的增强处理。通过逐级融合不同层次的特征, 可以综合利用图像的各个层面信息, 提高图像增强效果, 使焊缝图像更清晰、更具有可视性。采用增量二维主成分分析方法提取焊缝面结构的光滑度特征, 并结合残差函数计算高阶光滑度特征向量。这种方法可以更准确地描述焊缝面的光滑度, 并通过残差函数的运算来进一步提高光滑度检测的精度和稳定性。经验证, 所提方法可有效提高图像质量, 光滑度检测精度高、效率高, 可应用性更强。本研究在焊接质量控制、自动化制造、缺陷预防、制造优化和标准化等方面具有重要的研究意义, 为提高焊接质量、降低成本、推动智能制造和加强质量管理提供了有效的手段和方法。

参考文献:

- [1] 王 瑜, 舒乐时, 耿韶宁, 等. 汽车车身激光焊接技术的现状与发展趋势 [J]. 中国激光, 2022, 49 (12): 184-201.
- [2] 刘秀航, 高向东, 孙友松, 等. 激光-电弧复合焊接技术研究现状 [J]. 热加工工艺, 2022, 51 (7): 7-11.
- [3] 李朋超, 王金涛, 宋吉来, 等. 基于线结构光扫描的复杂曲面焊缝检测 [J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58 (3): 195-202.
- [4] 牛玉玺, 杨守鹏, 凌 鹤. 基于特征识别的焊缝表面质量检测方法 [J]. 武汉理工大学学报, 2022, 44 (3): 79-86.
- [5] 余佳杰, 周建平, 薛瑞雷, 等. 基于结构光视觉和光照模型的焊缝表面质量检测 [J]. 中国激光, 2022, 49 (16): 170-178.
- [6] 封雨鑫, 邓宏贵, 程 钰. 基于卷积神经网络的焊缝表面缺陷检测方法 [J]. 计算机测量与控制, 2021, 29 (7): 56-60, 66.
- [7] 于乐新, 张 慧, 龚琳舒, 等. 基于准 Karhunen-Loève 变换基的字典学习抗距离假目标干扰方法 [J]. 中国舰船研究, 2022, 17 (2): 228-232.
- [8] 陈子懿, 胡高鹏, 王小明, 等. 基于局部类内结构的鉴别性字典学习方法 [J]. 计算机应用研究, 2021, 38 (2): 489-494, 500.

(下转第 166 页)