DOI：10.7512/j.issn.1001-2303.2026.07.04

基于网格聚类算法的搅拌摩擦焊接质量评价系统研究

陆冠含[1]，闫占奇[1]，曹炳琪[2]，高洪明[2*]

1. 中车长春轨道客车股份有限公司，吉林 长春 130062
2. 哈尔滨工业大学 材料结构精密焊接与连接全国重点实验室，黑龙江 哈尔滨 150001

摘　要：针对搅拌摩擦焊接过程中的焊接质量波动问题，设计了一套基于网格聚类算法的搅拌摩擦焊接质量评价系统。通过采集搅拌摩擦焊接过程中的焊接区温度、下压量、搅拌头倾角、搅拌头转速及焊接速度等参数，经过滤波、归一化等数据处理后作为数据样本。根据高铁车钩座搅拌摩擦焊接过程的特点，对网格聚类算法进行了优化，设计了中位数簇类识别算法，实现了对焊缝的工件归属识别。设计了焊接质量评价算法，在经过大量样本训练后，获得了车钩座搅拌摩擦焊接质量评价系统。利用拉伸试验对系统进行了验证，结果表明拉伸强度与量化评分值之间呈现出高度一致的变化趋势，证明该系统能够对车钩座搅拌摩擦焊接质量进行有效评价，对提升焊接产品质量稳定性具有显著意义。

关键词：网格聚类算法；搅拌摩擦焊接；异常检测；质量评价

中图分类号：TG439.8，TP391.7　　**文献标识码：**A　　**文章编号：**1001-2303(2026)07-0034-07

Quality Evaluation of Friction Stir Welding Based on Grid Clustering Algorithm

LU Guanhan[1], YAN Zhanqi[1], CAO Bingqi[2], GAO Hongming[2*]

1. CRRC Changchun Railway Vehicles Co., Ltd., Changchun 130062, China
2. Harbin Institute of Technology, State Key Laboratory of Precision Welding & Joining of Materials and Structures, Harbin 150001, China

Abstract: A set of friction stir welding quality evaluation system based on grid clustering algorithm was designed to address the problem of welding quality fluctuations in the process of friction stir welding. By collecting parameters such as welding zone temperature, plunge depth, tool angle, tool rotation speed, and welding speed during the friction stir welding process, and processing them through filtering, normalization, etc. as data samples, the grid clustering algorithm was optimized according to the characteristics of the high-speed railway car hook seat friction stir welding, and a median cluster recognition algorithm was designed to achieve workpiece attribution recognition of the weld seam. A welding quality evaluation algorithm was designed, and after training with a large number of samples, a car hook seat friction stir welding quality evaluation system was obtained. The system was validated using tensile tests, the results showed a highly consistent trend between tensile strength and quantitative scoring values, proving that the system can effectively evaluate the quality of friction stir welding of railway car hook seat and has significant significance in improving the stability of welding product quality.

Keywords: grid clustering algorithm; friction stir welding; anomaly detection; quality evaluation

引用格式：陆冠含，闫占奇，曹炳琪，等. 基于网格聚类算法的搅拌摩擦焊接质量评价系统研究[J]. 电焊机，2026，56(7)：34-40.

Citation: LU Guanhan, YAN Zhanqi, CAO Bingqi, et al. Quality Evaluation of Friction Stir Welding Based on Grid Clustering Algorithm[J]. Electric Welding Machine, 2026, 56(7): 34-40.

收稿日期：2025-02-14　　**修回日期：**2025-06-01

基金项目：国家自然科学基金(52475333)

作者简介：陆冠含(1989—)，女，硕士，工程师，主要从事轨道交通车辆车体焊接工艺研究。E-mail：luguanhan.ck@crrcgc.cc。

通讯作者：高洪明(1968—)，男，教授，博士，主要从事焊接工艺及自动化研究。E-mail：gaohm@hit.edu.cn。

0　引言

搅拌摩擦焊（Friction Stir Welding，FSW）是由英国焊接研究所（TWI）的Thomas等人于1991年发明的一种新型固相连接技术，具有焊接热变形小、残余应力小以及无污染等优点，被广泛应用于航空航天、轨道交通、船舶制造等领域的铝合金结构件的焊接生产中[1-2]。搅拌摩擦焊接的工艺参数主要包括焊接速度、搅拌头转速、下压量以及搅拌头倾角等，焊接过程主要靠优化这些工艺参数来得到成形良好的接头。因此，焊接过程中工艺参数的变化也能在一定程度上反映出整条焊缝各区域的质量好坏。若能通过传感装置将焊接过程中的实时工艺参数采集出来，然后通过数据挖掘相关技术提取出焊接质量信息，能够减少人工焊缝质量检测工序，实现搅拌摩擦焊接质量检测的智能化。

近年来，国内外学者在FSW质量预测与评价方面开展了大量研究。Okuyucu等人[3]建立了铝合金板材搅拌摩擦焊接接头性能人工神经网络预测模型，输入参数为焊接速度和搅拌头转速，输出参数是力学性能参数，预测结果与试验结果吻合较好。Nait Salah等人[4]采用响应面法对AA3003和AA6061的搅拌摩擦焊接工艺参数进行数学建模，建立了相关经验公式进行焊接接头质量的预测。Verma等人[5]通过使用高斯过程回归、支持向量机和多元线性回归三种机器学习模型对6082铝合金搅拌摩擦焊接接头的抗拉强度进行了预测和对比。王希靖等人[6]建立起了铝合金搅拌摩擦焊接接头疲劳寿命的预测模型。该模型通过神经元网络的方法，将搅拌头转速和焊接速度作为输入层，将疲劳寿命作为输出层，成功预测了接头的疲劳寿命。Manvatkar等人[7]开发了一个人工神经网络模型，该模型主要通过输入7075铝合金搅拌摩擦焊接时的搅拌头转速、焊接速度、轴肩直径、搅拌头轴向力、搅拌针长度和直径这几组参数来预测搅拌针的峰值温度、扭矩、横向力、弯曲和剪切应力等，经过优化后的神经元网络模型在预测时表现出了良好的性能。池浩瀚等人[8]基于遗传算法和神经网络建立起了6005A-T6铝合金搅拌摩擦焊接接头抗拉强度的预测模型。该模型将搅拌头转速、焊接速度和下压量三种工艺参数作为输入层，成功预测了抗拉强度的最大值。

这些算法大部分都是批量学习模式，建模时需要一次性获得所有训练及测试样本，所得到的模型只是反映这些样本中所包含的信息。针对增量学习需求，李甲顺等人[9]开发了基于自组织增量学习神经网络（SOINN）算法的搅拌摩擦焊接质量评价系统，结合自组织增量神经网络算法和K均值聚类算法的特点，先利用神经网络进行数据特征的提取，然后利用K均值算法对焊接质量进行评价。但是由于该算法在应用时只存在一个簇类，不能适应多工件的检测。叶镭等人[10]开发了基于密度聚类的搅拌摩擦焊接质量评价算法，结合密度聚类与局部异常因子算法，首先通过密度聚类的方法将焊接工艺参数划分为多个簇，然后利用局部异常因子的计算，对焊接质量进行评估，由于该算法不是增量学习算法，数据点的累积会造成计算成本的不断增大，且必须通过降维的手段完成对所有数据的聚类，造成焊接工艺参数信息的损失。

本文针对上述问题，拟采用网格聚类算法实现搅拌摩擦焊接过程质量评价。将样本空间网格化处理，然后通过网格密度和相邻网格来评价数据样本的离群程度，进而降低数据的存储成本和运算成本，同时具有多工件检测和增量学习能力，更加适应搅拌摩擦焊接实际工况需求。

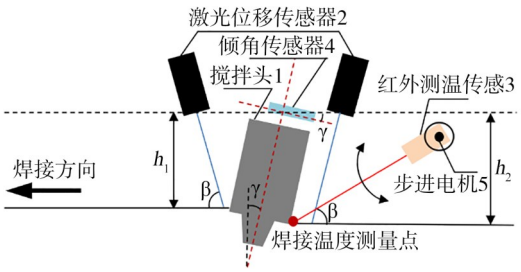
1　试验材料及设备

试验所用搅拌摩擦焊设备为航天工程装备（苏州）有限公司生产的一维静龙门式搅拌摩擦焊机HT-JM50，如图1a所示。

焊接工件为轨道车辆车钩座板，车钩座板在车辆运行过程中主要承受较大的牵引力和制动力，是车体结构中强度要求最高的部位。采用6005A-T6铝合金型材焊接制造，工件厚度为35~84 mm，焊接过程中采用恒位移控制模式。

车钩座板搅拌摩擦焊接主要过程参数包括：焊接区温度、搅拌头倾角、下压量、搅拌头转速、焊接速度等。对于焊接区温度、搅拌头倾角、下压量3个参数，通过设计外加红外双色测温仪、倾角传感器、

(a)搅拌摩擦焊接设备



(b)参数采集系统示意

图1　实验设备及参数采集系统示意

Fig. 1　Schematic diagram of experimental equipment and parameter acquisition system

激光测距传感器检测。外加传感器的布局和安装如图1b所示。而搅拌头转速和焊接速度则通过OPC UA通讯方式直接从焊机中读取。根据焊接过程的特点，参数采集的时间间隔确定为2 s。

2　基于网格聚类的异常检测算法

2.1　基本原理

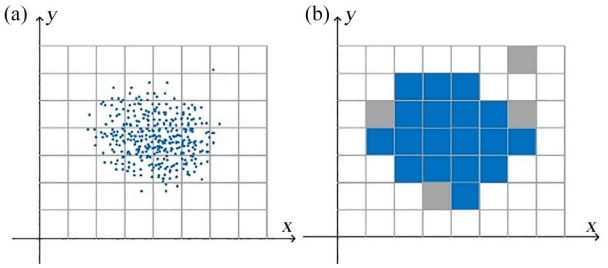
异常检测（Anomaly Detection，AD）又称离群值检测，是机器学习领域的一个重要研究方向。其核心思想是通过使用大量的样本数据训练得到一个稳定的机器学习模型，当输入测试样本时，根据该样本所处位置与主体数据位置偏离程度，对该样本给出评价，若达到某一阈值，将被认定为异常点（outlier）[11-12]。利用这一原理可以开发一种搅拌摩擦焊接工艺参数异常检测算法，使用大量经数据处理后的参数训练检测模型，从而将焊接过程中偏离整体焊接工艺参数分布的数据点检测出来，实现焊接质量异常检测，对搅拌摩擦焊接智能化的发展具有重要意义。

能够实现异常检测的算法方法较多[13-15]，其中网格聚类算法是一种基于网格划分数据空间的聚类方法，它主要将数据点映射到网格中，然后对每个网格进行聚类分析。这种方法可以有效地处理高维数据，计算复杂度较低，被广泛应用于异常检测等领域。利用网格聚类算法进行异常检测一般分为以下步骤：

（1）网格划分。将数据空间划分为一系列网格单元，网格的大小和形状可根据具体问题的特点和要求进行调整，如图2a所示。

（2）数据点的映射。根据数据点的位置将其分配到相应的网格中，每个网格单元包含落入其中的数据点数目信息。图2b即为将图2a的数据点按二维空间位置分配到相应网格的结果。

（3）异常检测结果输出。完成整个聚类过程后，整个网格空间被划分为多个簇类及游离网格，其中偏离主体分布的簇类和游离网格被判定为异常，而这些异常簇类和网格中的点就会被标记为异常点输出出来。



(a)二维空间的网格划分　(b)数据点的映射与网格聚类

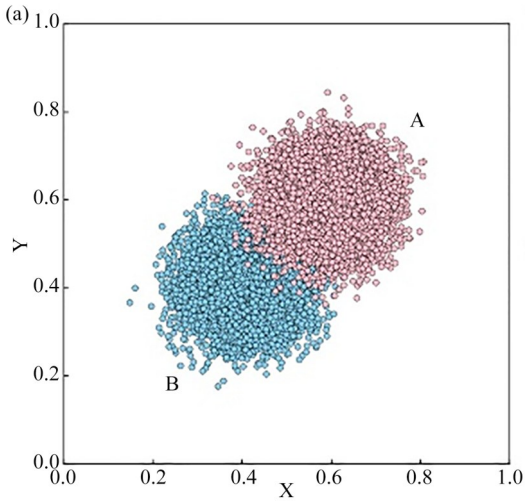
图2　基于网格的聚类算法示意

Fig. 2　Schematic diagram of two different gridding methods for data space

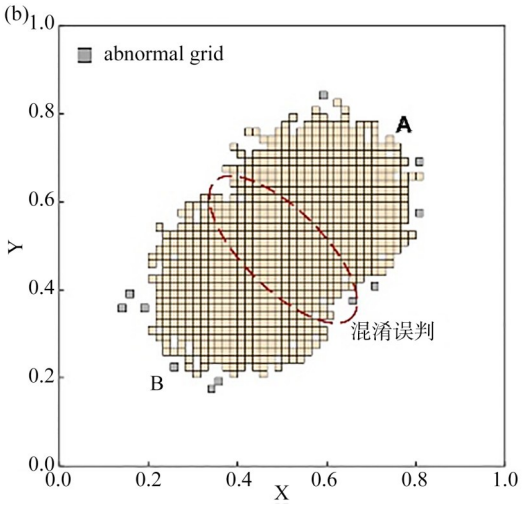
2.2　网格聚类算法优化

在实际生产中，同一台设备会进行多种不同工件的焊接，每种工件所采用的工艺参数不同，但它们在空间中的分布难免出现交叉重叠。假设该设备焊接的产品为A和B两种工件，其焊接工艺参数在空间中的分布如图3a所示（为了可视化，只显示其中2个维度），可以看出，两个工件的焊接工艺参数产生了部分重叠。在网格划分过程中（见图3b），重叠部分的两工件数据点就会被计入同一个网格中，导致该部分网格密度计算结果与实际情况不相符，造成异常检测结果的误判。因此，需要对两工

件的网格进行独立存储，形成两个独立的簇类，当有新的焊缝数据点待检测时，应首先判断数据点的簇类归属，再读取相应已存储的网格数组进行聚类和异常检测。



（a）工件A、B的焊接工艺参数在空间中的分布



（b）异常检测可视化

图3　两工件焊接工艺参数的分布与异常检测可视化

Fig. 3　Visualization of welding process parameter distribution and anomaly detection for two workpieces

由于焊接工艺参数在整体上近似正态分布，具有集中性的特点，可认为每组焊缝的焊接工艺参数基本满足正态分布的特点，即一组焊缝的若干个数据点大都集中分布在该组焊缝的簇类中心附近，而每条焊缝的簇类中心也应该接近该工件所有数据点的簇类中心。焊缝工艺参数的集中性特点使得簇类中心的网格密度要远远大于靠近簇类边缘的网格密度，因此如果被识别焊缝的焊接工艺参数簇类中心所属网格在某簇类中网格密度更大，那就可以在一定程度上认为，该焊缝的中心落在了该簇类中心附近的可能性更大。利用这一原理，就可以通过对整组焊缝的信息进行整合，来确定该焊缝的簇类归属。

在对数据的分析过程中，平均数与中位数是两种经常用到的数据指标，它们通常分别被用于估计总体的均值和中心。当数据满足对称分布时，估计均值与估计中心是等价的；但当数据存在一些异常点发生较大偏离时，这种偏离就会在均值上反映出来，导致均值发生较大波动，从而对数据中心的估计出现误差。但是，这些发生较大偏移的数据点却不会对中位数发生显著影响，因此利用中位数来估计数据分布的中心显然比平均值具有更好的稳健性。因此，最终选择用一条焊缝各个维度焊接工艺参数的中位数组成的新的数据点来表征该焊缝焊接工艺参数的簇类中心。

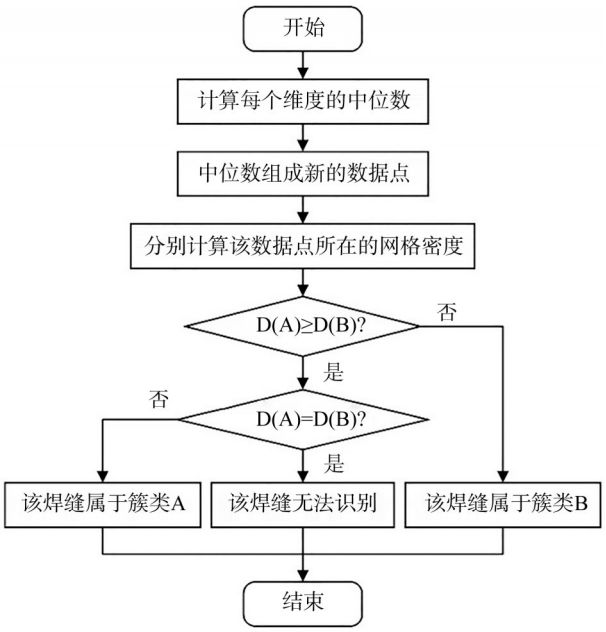


图4　中位数法簇类识别流程

Fig. 4　Flow chart of cluster recognition

以双簇类识别场景为例，假设两个已经训练完成的簇类分别为工件A和工件B，利用中位数法进行簇类识别的流程如图4所示，具体实现步骤如下：

（1）中位数的确定。当系统对一组焊缝的工艺参数采集完成后，遍历该焊缝所有工艺参数的d个维度，并计算每个维度所有参数的中位数。将各个

维度的中位数按顺序组合，形成一个新的焊接工艺参数[Mid(X_1)，…，Mid(X_j)，…，Mid(X_d)]。

(2)中位数簇类分析。按照单簇类异常检测的方法，分别将中位数作为待测数据点放入簇类A与簇类B中进行网格更新，分别计算中位数所属网格的网格密度D(A)和D(B)。

(3)网格密度比较。比较D(A)和D(B)的大小：若D(A)>D(B)，则认为该焊缝的簇类中心更有可能落在簇类A的中心附近，即判定该焊缝属于簇类A；若D(A)<D(B)，则认为该焊缝的簇类中心更有可能落在簇类B的中心附近，即判定该焊缝属于簇类B；若D(A)=D(B)，则该焊缝无法被中位数法识别，需使用其他方法进一步甄别焊缝的簇类归属。

该方法可以通过对中位数网格建立与网格密度的简单计算完成对簇类的识别，整体计算复杂度较低，且不存在多次聚类过程，适用于具有正态分布特点的数据集的簇类识别。

3 焊接质量评价系统的建立与验证

3.1 焊接质量评价系统的建立

通过对网格聚类算法的优化和功能完善，已经形成了一个稳定的、可以适应复杂工况的搅拌摩擦焊接工艺参数异常检测模型。但是在实际焊接过程中，经常需要对某处焊缝质量的优劣进行更为具体的评价。

针对该需求，提出了一种根据网格密度(Grid Density，GD)对焊接工艺参数进行量化评价的方法。与用中位数进行簇类识别类似，该方法主要利用了焊接工艺参数的集中性特点，一定程度上，越靠近簇类中心的网格密度越大，那么该组参数对应的数据点理论上就具有更好的力学性能。

该方法共需设定两个密度阈值DT100和DT60，所有GD小于DT60的网格都会被判定为0分(即异常网格)，在聚类过程中就已经完成，不会被重复判定；所有GD大于DT100的网格评分都会被判定为100分，即焊接接头已经达到了较高的力学性能，基本趋于稳定；所有GD位于DT60和DT100之间的网格会获得60~100的连续分值，分值的计算公式为：

$$\text{Score}=(\text{GD}-\text{DT})/(\text{DT100}-\text{DT60})\times 40+60 \quad (1)$$

这样就建立了焊接接头质量与焊接工艺参数的量化关系模型。当收集到能够反映焊接质量的工艺参数信息后，就可以通过简单的调参和训练，得到一个稳定的焊接质量评价模型。

具体的实现流程如图5所示。系统建立完成后，还需要利用采集的焊接工艺参数进行参数调节和训练，才能形成完整的搅拌摩擦焊接质量评价模型。

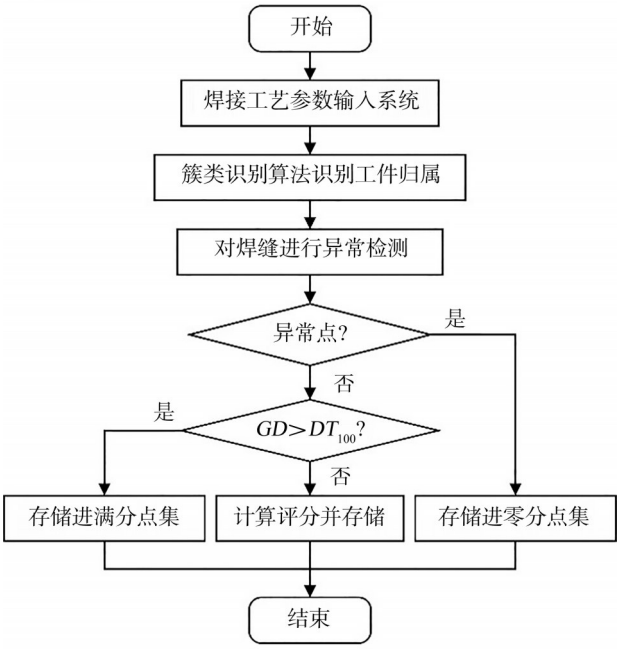


图5 焊接质量评价流程

Fig. 5 Flow chart of welding quality evaluation

3.2 样本获取

在本文的焊接场景中，会出现三种不同焊接规范的工件。焊接过程中采集的参数包括：搅拌头下压量、搅拌头倾角、搅拌头旋转速度、焊接速度及焊接区温度。这些采集到的参数经过滤波、缺失值填补、归一化等数据处理后成为数据样本[16]。样本数量如表1所示。

表1 样本数据集

Table 1 Sample dataset

工件种类	样本数量	焊缝数量/条
A	270 000	180
B	60 000	250
C	84 000	200

3.3　超参数调节

系统在进行实际应用前必须通过超参数调节来优化其泛化性和检测的准确性。本系统中的超参数主要涉及到网格数和密度阈值。

（1）网格数。

网格数是直接影响簇类形状的主要参数，各维度网格划分尺度的不同也关系到某一维度对聚类结果的影响程度。当网格数少时，簇类轮廓分辨率低，一些离中心较远的边缘数据点都与主簇类发生相连，很容易造成异常点无法识别的问题。当网格数多时，各簇类轮廓分辨率过大，空间分布了过多游离网格，容易对非异常数据点产生误判，且浪费了更大的计算成本。通过改变网格数观察簇类轮廓及游离点分布情况，综合考虑计算成本，发现当网格数等于70时，具有最佳的综合效果。

（2）密度阈值。

密度阈值包括DT100和DT60两个参数，其中DT100关系到算法评价为满分的数据点数量，DT60关系到被评价为0分点（异常点）的数量。通过产线积累的大量分析测试数据，对性能较好的焊缝（设定标准为拉伸强度达到母材的85%，可根据产线需求进行更改）占比进行了统计，发现其约占所有测试焊缝数量的8%左右，那么质量评价系统所测定的达到DT100数据点也应该为总数据点的8%左右。由此对DT100进行了设定，最终将DT100的值设为了0.35%，即当某网格中数据点的数量达到总数据点数量的0.35%时，该网格就会被判定为满分网格。

如果DT60设定偏低时，只有与主簇类不相连的网格被判定为了异常，主簇类边缘的一些稀疏点都由于位置相连被判定为非异常；DT60设定偏高时，主簇类中会有相当大的区域都被判定为了异常网格，异常点占比过大，不符合参数的整体特点。综合考虑，最终将DT60设定为0.005%，即当某网格中数据点的数量不足总数据点数量的0.005%时，就会被判定为异常网格。

3.4　力学性能验证

为了验证搅拌摩擦焊接质量评价系统的准确性，还需要进行力学性能验证，由于车钩座在列车行进的过程中主要受到拉压力的作用，因此本研究将焊接接头的拉伸性能和弯曲性能作为表征其焊接质量的指标，对工件A（高铁动车组车钩座）的焊接接头进行拉伸性能测试。本文的力学性能检测试样均取自生产中实际产品的焊接接头，因此保证了数据集样本与验证试验样本在生产设备、环境与材料等各方面的一致性，确保了验证试验的有效性。

由于工件A的板厚达到84 mm，为了拉伸试验可行，在焊接平面按照既定位置和大小切割完试样后，再将其沿厚度方向均匀切割成三份，即选定的一块焊接区域共切割出3块拉伸试样，该区域的拉伸强度取3块试样的平均值。拉伸试样的制作参考ISO 4136标准，规格如图6所示。

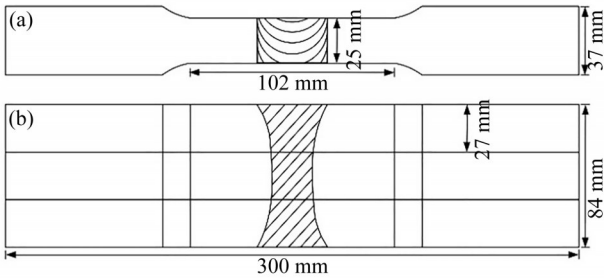


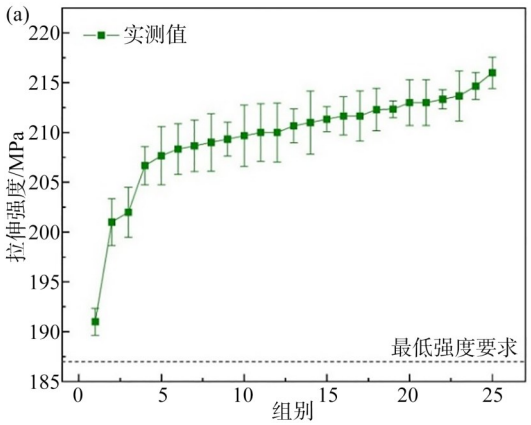
图6　拉伸测试试样示意

Fig. 6　Schematic diagram of tensile test specimen

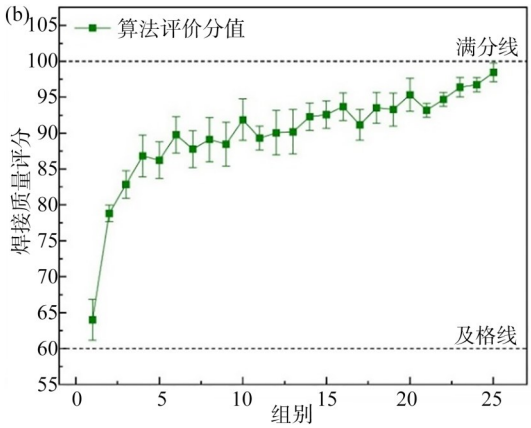
本文共选定了25块区域的焊缝进行了拉伸性能测试，每块区域沿厚度方向切割出3条拉伸试样，最终得到了75条（25组）拉伸试样。

按照已经优化好的系统参数，对选定区域的焊接质量进行计算评价，计算可得每件拉伸试样共包含24个数据采集点。由于评分结果是线性的，可以进行叠加计算，因此对一条试样的每个数据点的评价结果取平均值，得到该试样的焊接质量评分，再通过对3条试样的评分取平均值，从而得到一块区域的焊接质量评分。

按照拉伸强度递增的顺序排列（为便于直观对比，无实际意义），绘制图7a所示的折线图。利用系统对这25组焊接工艺参数进行质量评分，按照对应位置排列，绘制图7b所示的折线图。从图中可以看出，所测焊接接头均符合质量要求，且算法给出的评分值也都在及格线以上。此外，实测数据与算法评价的数据整体上保持着相同的变化趋势，能够实现较为一致的对应关系。



(a)伸强度实测值



(b)算法评价分值

图7 拉伸强度与系统评分结果

Fig. 7 Tensile strength and system rating results

绘制拉伸试验数据的误差带，如图8所示，将算法评价分值（红色折线）与误差带放在一起对比。可以看出，通过算法进行计算的平均分值绝大多数都落在了拉伸强度的误差带范围内，系统评价分值能够准确反应实际的拉伸强度大小，具有较为准确的焊接质量量化评价功能。

4 结论

（1）基于网格聚类算法，以高铁车钩座为对象，建立了铝合金搅拌摩擦焊接质量评价系统，实现了对搅拌摩擦焊接质量的量化评价功能。

（2）提出了中位数簇类识别方法，对网格聚类算法进行了优化，解决了两个簇类之间样本交叉重叠引起的异常检测问题，实现了焊接生产中多工件交替焊接时焊缝归属的有效识别。

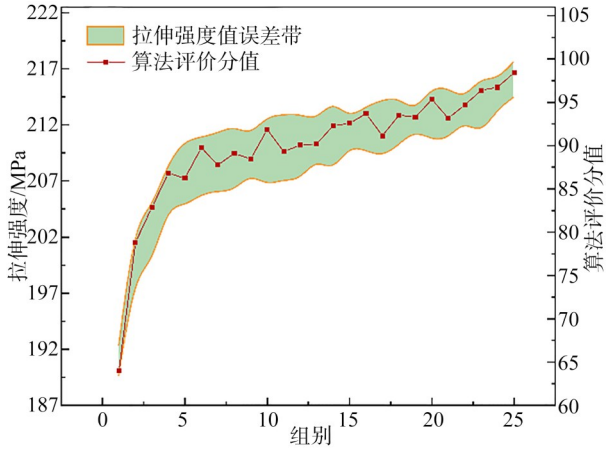


图8 实测分值与评价分值对比

Fig. 8 Comparison between measured scores and evaluation scores

（3）通过拉伸试验搅拌摩擦焊接质量评价系统进行了验证，拉伸测试中断裂强度值与系统的量化评分值也呈现出了高度一致的变化趋势，证明系统能够对搅拌摩擦焊接质量进行有效评价。

参考文献：

[1] Song Y, Yang X, Cui L, et al. Defect features and mechanical properties of friction stir lap welded dissimilar AA2024-AA7075 aluminum alloy sheets[J]. Materials & Design, 2014, 55: 9-18.

[2] Ahmed S, Saha P. Development and testing of fixtures for friction stir welding of thin aluminum sheets[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2018, 252: 242-248.

[3] Okuyucu H, Kurt A, Arcaklioglu E. Artificial neural network application to the friction stir welding of aluminum plates[J]. Materials and Design, 2007, 28(1): 78-84.

[4] Nait Salah A, Mehdi H, Mehmood A, et al. Optimization of process parameters of friction stir welded joints of dissimilar aluminum alloys AA3003 and AA6061 by RSM[J].Materials Today: Proceedings, 2022, 56: 1675-1683.

[5] Verma S, Gupta M, Misra J P. Performance evaluation of friction stir welding using machine learning approaches[J]. MethodsX, 2018, 5: 1048-1058.

[6] 王希靖，徐成，张杰，等. 基于神经网络BP算法的7075-T651铝合金搅拌摩擦焊焊接接头疲劳寿命预测[J]. 兰州理工大学学报，2008，34(3)：12-15.
WANG X J, XU C, ZHANG J, et al.Fatigue life prediction of friction-stir welding joints of aluminum alloy

下转第46页