

基于 MS-FCM 算法的船体板熔池图像处理技术

徐远钊^{1,2}, 罗玖田^{1,2}, 方乃文³, 冯志强^{1,2}, 武鹏博³, 黎泉^{1,2}

(1. 北部湾大学, 广西船舶数字化设计与先进制造工程技术研究中心, 钦州, 535011; 2. 广西海洋工程装备与技术重点实验室, 钦州, 535011; 3. 中国机械总院集团哈尔滨焊接研究有限公司, 哈尔滨, 150028)

摘要: 熔池的图像处理与特征提取技术是船舶熔化极气体保护焊 (gas metal arc welding, GMAW) 智能化焊接质量监控的重要内容, 针对船体板 GMAW 焊接过程中的烟雾大、飞溅多等不稳定特性导致熔池图像采集模糊、边缘提取困难等问题, 提出一种基于均值漂移 (mean shift, MS) 优化模糊 C 均值聚类 (fuzzy c-means, FCM) 的图像处理算法。在优化设计焊接动态视觉传感系统中, 以最大化保证图像信息采集清晰度的基础上, 利用 MS 算法获取超像素图像以解决 FCM 算法对噪声的敏感性, 同时在 FCM 算法上引入加权邻域窗口, 以增强 MS-FCM 算法的鲁棒性, 来克服烟雾、飞溅、弧光等噪声影响, 进而完成图像分割与边缘提取。最后, 设计出关于 FCM、空间约束模糊 C 均值聚类 (fuzzy c-means with spatial constraints, FCM_S)、加强型模糊聚类 (enhanced fuzzy c-means, ENFCM) 和模糊局部信息 C 均值聚类 (fuzzy local information c-means clustering, FLICM) 算法的 4 种不同图像处理方法, 并与 MS-FCM 优化模型进行边缘分割效果对比, 获取几种方法所提取的熔宽, 验证熔池几何特征的提取精度。结果表明, MS-FCM 算法在船舶焊接熔池图像处理方面能有效抑制噪声干扰, 平滑信息, 达到较高的提取精度。

创新点: (1) 采用 MS 算法优化 FCM 算法, 克服了传统的 FCM 算法对噪声的敏感性, 从包含大量噪声干扰的图像中完整提取熔池轮廓。

(2) 基于 FCM 算法的基础上, 加入了一种加权邻域窗口, 增强了算法的鲁棒性。

关键词: 模糊 C 均值聚类; 均值漂移; 图像分割; 船体板; 熔化极气体保护焊

中图分类号: TG 409 文献标识码: A doi: 10.12073/j.hjxb.20231010001

0 序言

焊接技术在船舶制造业中是一项关键的工艺流程, 在现代造船工业中, 焊接工时和成本在整个船体建造周期中占 40% 左右^[1]。因此, 焊接效率的提升对提高生产率起到巨大作用^[2]。传统手工焊在高强度工作条件下会使焊接效率降低, 且会对焊工身体造成巨大影响^[3], 因此, 焊接智能化已成为一种发展趋势^[4]。视觉传感技术在船舶焊接领域中是近年来的研究热点, 在实际的焊接过程中产生的弧光、烟雾、飞溅等干扰使稳定的熔池信息难以获取。随着机器视觉的进步, 在焊接过程中采用视觉传感

器代替了焊工的人眼, 使得许多学者针对焊接视觉图像的信息获取进行研究, 例如利用激光视觉对钢结构焊缝的图像处理系统进行研发^[5]; 监测铝合金钨极气体保护焊 (tungsten inert gas, TIG) 焊接过程的成型缺陷^[6]; 采用双相机对 GMAW 焊接过程中的熔池动态变化进行监控^[7]; 建立双向同步视觉传感系统获取图像信息^[8]; 利用高速摄像机获取激光熔化极活性气体保护焊 (metal active gas, MAG) 复合焊过程中的熔池图像^[9]。

CO₂ 气体保护焊在船舶制造中应用较多, 但在焊接过程中产生大量的烟雾、飞溅等不利因素给图像处理工作带来了巨大困难。针对熔池图像处理问题, 杨家林等人^[10] 采用边缘锐化与边缘跟踪相结合的方法确定了搜索起始点和搜索准则, 对激光深熔焊熔池进行了边缘提取。崔勇等人^[11] 采用了阈值大津法将图像与背景分开, 然后使用形态学开闭运算平滑图形边缘。薛家祥等人^[12] 提出了一种 Bubble 小波基与零交叉检测相结合的方法对熔池边缘进

收稿日期: 2023–10–10

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (51969001, 52261044); 国家重点研发计划资助项目 (2021YFB3401100); 新型钎焊材料与技术国家重点实验室开放课题 (SKLAFBMT202005); 黑龙江省头雁行动计划-能源装备先进焊接技术创新团队资助项目 (201916120)。

行检测。Chen 等人^[13]使用三光路传感器采集熔池图像信息,通过感兴趣区域(ROI)提取技术将图像分割出来,之后采用主动外观模型进行熔池图像特征提取。刘坚等人^[14]采用膨胀腐蚀与 sobel 算子相结合的方法提取熔池边缘,然而实际焊接过程中所获取的熔池图像有模糊性、边缘不确定性的特点,使经典数学算法的处理精度较低。

FCM 算法有着良好的去模糊性和不确定性的分析能力,在图像处理领域中被广泛使用^[15],但传统的 FCM 算法忽略了图像中像素空间邻域信息^[16-18],使算法对图像中的噪声敏感,且算法收敛速度慢。针对 FCM 算法的问题国内外学者提出了改进的方法,Fang 等人^[19]提出了一种基于 CV 模型和 FCM 算法相结合的分割算法,但其只能用于分割分布均匀的图像,且对熔池图像内的熔池初始轮廓敏感。兰蓉等人^[20]提出了一种抑制式非局部空间直觉模糊 C 均值图像分割算法,提高了分割的精度。Gao 等人^[21]引入了一种基于隶属度的自适应弹性距离,并提出了弹性模糊 C 均值,该方法提高了识别内在团簇结构的能力,但由于船舶焊接中所采用的 CO₂气体保护焊会产生大量的干扰,增加了焊后图像处理难度。因此,文中将以 GMAW 焊接过程为研究对象,针对焊接过程中的烟雾、飞溅和弧

光等问题,搭建了熔池视觉采集系统,获取了清晰的熔池图像,提出了一种改进的模糊 C 均值聚类的熔池轮廓分割方法,通过 MS 算法获取超像素图像,使用 MS 分割后的图像作为输入图像,以此提高 FCM 算法的抗噪性和抗干扰性,同时考虑到像素空间邻域信息,采用一种加权的窗口对 FCM 算法进行改进,提高了 FCM 算法的性能,克服了熔池图像的烟雾、飞溅等干扰,以期为船舶焊接智能化提供理论基础和试验数据。

1 试验方法

图 1 为试验平台,它主要由可编程控制器、PulseMIG-500RP 型焊机、KUKA KR-5 型六轴机器人、送丝机、焊接工作平台(变位机-外部轴-两轴)、工控机、视觉采集传感系统组成,通过工控机发送控制信号与可编程控制器建立通信,将试验所需要设置的焊接电流、电弧电压、焊接速度等参数信息传送给机器人和送丝机,在焊接过程中,电荷耦合元件(charge coupled device, CCD)相机将采集到的图像数据传送到图像采集卡,通过微机处理,将图像采集卡所采集到的信息转化为数字信息,并保存到计算机中储存,以供离线分析。

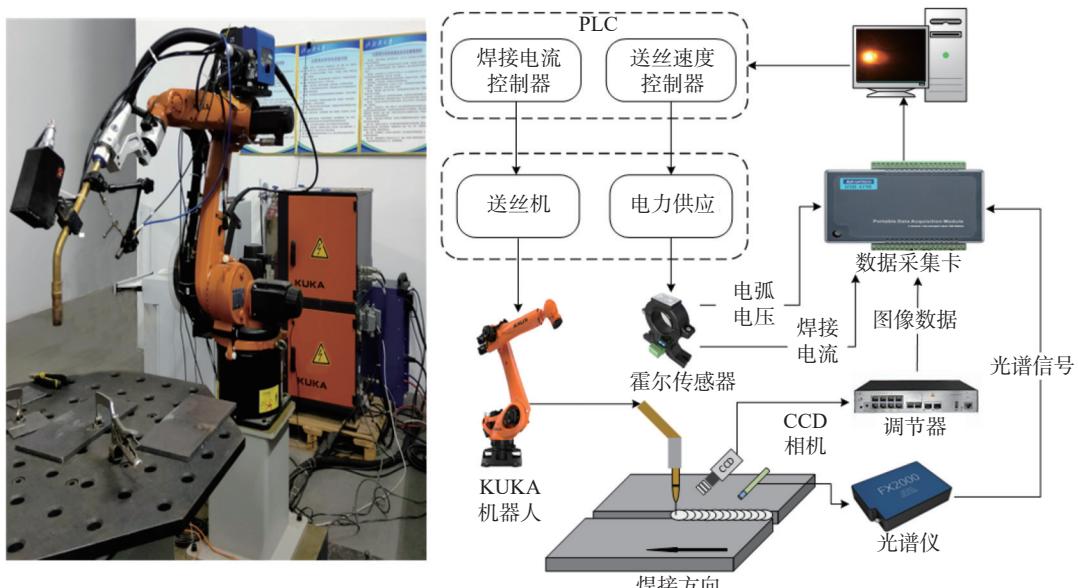


图 1 GMAW 试验平台
Fig. 1 GMAW experimental platform

视觉传感系统主要由具有外部触发功能的 CCD 工业相机、近红外窄带复合滤光系统(减光片、窄带滤光片和玻璃片)组成,硬件的采集速度和

软件图像的处理速度影响传感技术的高效性和时效性,试验采用了 MER-231-41GC 型号的水星二代 MER2-G 系列工业数字摄像机,相机与焊枪之间

的相对位置式中保持稳定, 相机内部采用全局曝光的 Sony IMX249 CMOS 感光芯片, 集成 I/O(GPIO) 接口, 通过 GigE 数据接口进行数据传输, 选用了

M0814-MP2 型号的 2/3 寸百万像素定焦 8 mm 手动光圈 Computar 工业镜头。CCD 相机与镜头的主要参数如表 1 所示。

表 1 CCD 相机的主要性能参数
Table 1 Main performance parameters of CCD

像素尺寸 /μm	机械尺寸 /mm	帧率 F/(帧·s ⁻¹)	分辨率	相机重量 G ₁ /g	镜头外形尺寸 /mm	镜头重量 G ₂ /g	滤镜螺纹 螺纹直径 d ₁ /mm	光感范围 螺路 L ₁ /mm
5.86×5.86	38.3×29×29	41	1920×1200	42	Φ33.5×28.2	62.6	30.5	0.5 F1.4~F16

针对船体结构进行重点研究, 选用船舶焊接中常用的 CO₂ 气体保护焊接方法, 使用浓度为 99.99% 的 CO₂ 作为焊接过程的保护气。选用 Q235B 船用

低碳钢板作为焊接母材, 为保证试验过程的稳定性, 电流的极性采用直流反接, 试验过程中的主要工艺参数如表 2 所示。

表 2 焊接工艺参数
Table 2 Parameters of the welding experiment

焊接电源	试件尺寸/mm	焊丝材料	气体流量 Q/(L·min ⁻¹)	焊接速度 v/(cm·min ⁻¹)	电弧电压 U/V	焊接电流 I/A	焊丝伸出长 度 L ₂ /mm	焊丝直径 d ₂ /mm	起弧距离 D/mm
Pulse MIG-RP	300×150×8	H08Mn2SiA	15	23	21	170	15	1.2	1.0

2 MS-FCM 理论模型

2.1 FCM 算法理论

图像分割方法大致可分类为 4 种, 分别是聚类法、阈值法、区域提取和边缘检测, 其中基于聚类分析的分割算法是图像分割领域中极为重要且应用广泛的一种算法, FCM 分割算法是一种基于模糊目标函数优化基础上的一种数据聚类方法, 1973 年由 Bezdek J C 提出, 该算法的核心是通过迭代找到聚类中心 v_i 和隶属度函数, 使目标函数最小, 其目标函数为

$$\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^c u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2 \quad (1)$$

式中: c 为像素总数; k 为类别数; m 为模糊控制参数, 一般取 2; x_j 为图像的像素值; $\|x_j - v_i\|^2$ 为像素 x_j 与聚类中心 v_i 之间的欧氏距离; u_{ij} 表示像素 x_j 属于聚类 i 的一种程度即隶属度, 同时隶属度函数应满足 $\sum_{j=1}^c u_{ij} = 1$

在满足隶属度函数的条件下用拉格朗日乘数法推导出隶属度函数公式 u_{ij} 和聚类中心公式 v_{ij} 分别为

$$u_{ij} = \frac{\|x_j - v_i\|^{\frac{-2}{(m-1)}}}{\sum_{k=1}^c \|x_j - v_k\|^{\frac{-2}{(m-1)}}} \quad (2)$$

$$v_{ij} = \frac{\sum_{j=1}^c u_{ij}^m x_j}{\sum_{k=1}^c u_{ij}^m} \quad (3)$$

从上述公式中可以看出传统的 FCM 算法只考虑了单个像素点的问题, 没有考虑到像素周围的空间信息, 所以导致传统的 FCM 算法对噪声较为敏感, 为了将 FCM 算法应用到图像处理中, 需要考虑图像像素周围的空间信息, 以及增强 FCM 算法的抗噪能力, 因此在传统 FCM 算法的基础上对图像空间进行邻域加权, 改进的 FCM 算法流程如下:

给定一幅大小为 $w \times z$ 的图像, 设 $p(x, y)$ 为图像的中心坐标 (x, y) 处的灰度值, 定义一个大小为 $r \times r$ 的方形局部窗口, 其中窗口系数的集合为

$$F = \{f(s, t)\} \quad s, t \in \{-r, -(r-1), \dots, -1, 0, 1, \dots, (r-1), r\} \quad (4)$$

式中: $f(s, t)$ 为窗口系数, 它是一种权值; r 为窗口半径, 即窗口最外层像素到中心像素的距离。

对于一个中心像素在 (x, y) 处的 r 为 1 的 3×3 局部窗口, 其形式为

$$F(x, y) = \begin{bmatrix} f(x-1, y-1) & f(x-1, y) & f(x-1, y+1) \\ f(x, y-1) & f(x, y) & f(x, y+1) \\ f(x+1, y-1) & f(x+1, y) & f(x+1, y+1) \end{bmatrix} \quad (5)$$

窗口系数 $f(s, t)$ 根据对熔池图像进行过的一定

量的处理确定为

$$F(x,y) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

在方形局部窗口下的像素灰度值其具体形式为

$$p(x,y) = \begin{bmatrix} p(x-1,y-1) & p(x-1,y) & p(x-1,y+1) \\ p(x,y-1) & p(x,y) & p(x,y+1) \\ p(x+1,y-1) & p(x+1,y) & p(x+1,y+1) \end{bmatrix} \quad (7)$$

获得的加权图像公式为

$$p^*(x,y) = \sum_{s=-1}^1 \sum_{t=-1}^1 [p(x+s,y+t)f(x+s,y+t)] \quad (8)$$

改进后的FCM算法的目标函数如

$$J_m = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij}^m \|p_j - v_i\|^2 + \omega \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij}^m \|p_j^* - v_i\|^2 \quad (9)$$

式中:参数 ω 为惩罚因子,用来控制惩罚效果,在文中针对熔池图像的改进算法中 ω 通常取 1.

改进后的隶属度函数为

$$u_{ij} = \frac{\left(\|p_j - v_i\|^2 + \omega \|p_j^* - v_i\|^2 \right)^{\frac{1}{(m-1)}}}{\sum_{k=1}^n \left(\|p_j - v_k\|^2 + \omega \|p_j^* - v_k\|^2 \right)^{\frac{1}{(m-1)}}} \quad (10)$$

改进后的聚类中心为

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^c u_{ij}^m (p_j + \omega p_j^*)}{\sum_{j=1}^c u_{ij}^m (1 + \omega)} \quad (11)$$

2.2 MS 算法理论

MS 算法是一种有效的统计迭代算法,是由 Fukunaga 在 1975 年首先提出的,MS 的基本思想是通过反复迭代搜索特征空间中的样本最密集的区域,搜索点沿着样本密度增加的地方漂移,最终到达密度极大点,从而实现聚类。MS 算法是一种统计类算法,在图像分割时,首先将图像像素转化为特征空间的采样点,然后对采样点进行均值漂移聚类,MS 算法不需要任何先验知识,它克服了传统分割方法和传统聚类算法的缺点。其概率密度函数如

$$f(x) = \frac{1}{Nh^d} \sum_{i=1}^N K\left(\frac{x-x_i}{h}\right) \quad (12)$$

式中: N 为样本空间的大小; h 为核函数的带宽; d 为特征空间维度; x_i 为第 i 个样本所表示的 d 维特征; x 为当前所需要的分类样本; K 为核函数,其表达式为

$$K(x) = c_k k\left(\|x\|^2\right) \quad (13)$$

式中: c_k 为标准化参数; $k(x)$ 为剖面函数, $K(x)$ 满足 $\int k(x)dx = 1$,为了寻找局部极大值需要对式(11)进行求导,并令 $g(x) = -k'(x)$,结果为

$$\nabla f(x) = \frac{2c_k}{Nh^{d+2}} \sum_{i=1}^N (x_i - x) g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right) \quad (14)$$

式(13)展开为

$$\nabla f(x) = \frac{2c_k}{Nh^{d+2}} \left[\sum_{i=1}^N g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right) \right] \left[\frac{\sum_{i=1}^N g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right) x_i}{\sum_{i=1}^N g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right)} - x \right] \quad (15)$$

式中:最后一项为 MS 向量,表达式为

$$M(x) = \left[\frac{\sum_{i=1}^N g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right) x_i}{\sum_{i=1}^N g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right)} - x \right] \quad (16)$$

迭代过程如

$$x_{(T+1)} = M(x_{(T)}) + x_{(T)} \quad (17)$$

式中: $x_{(T)}$ 表示迭代到 n 步所处的位置,在运行过程中所有被判断为同一类别的特征点会收敛到同一特征向量。

由于图像信息可以由空间信息和色彩信息两部分表示,而坐标空间与色彩空间之间相互独立,因此,为了充分考虑熔池图像中的空间邻域信息和色域信息,采用一种联合形式的核函数,在进行 MS 算法运行时,核函数可以被分解为两个空间核函数的乘积,表达式为

$$K_{h_s, h_r}(x) = \frac{c_k}{h_s^p h_r^d} k\left(\left\|\frac{x_s}{h_s}\right\|^2\right) k\left(\left\|\frac{x_r}{h_r}\right\|^2\right) \quad (18)$$

式中: h_s 为坐标空间带宽; h_r 为色彩空间的带宽; x_s 为坐标特征向量; x_r 为颜色特征向量,采用了新的核函数之后均值漂移向量公式变为

$$M(x) = \frac{\sum_{i=1}^N g\left(\left\|\frac{x_s - x_{s,i}}{h_s}\right\|^2\right) g\left(\left\|\frac{x_r - x_{r,i}}{h_r}\right\|^2\right) x_i}{\sum_{i=1}^N g\left(\left\|\frac{x_s - x_{s,i}}{h_s}\right\|^2\right) g\left(\left\|\frac{x_r - x_{r,i}}{h_r}\right\|^2\right)} - x \quad (19)$$

新的漂移中心点 $m(x)$ 为

$$m(x) = \frac{\sum_{i=1}^N g\left(\left\|\frac{x_s - x_{s,i}}{h_s}\right\|^2\right) g\left(\left\|\frac{x_r - x_{r,i}}{h_r}\right\|^2\right) x_i}{\sum_{i=1}^N g\left(\left\|\frac{x_s - x_{s,i}}{h_s}\right\|^2\right) g\left(\left\|\frac{x_r - x_{r,i}}{h_r}\right\|^2\right)} \quad (20)$$

2.3 MS-FCM 模型

由于传统的 FCM 算法抗噪能力较弱, 对图像中的噪声敏感, 在处理有飞溅、烟雾干扰的熔池图像时, 无法精准地提取熔池边缘, 处理效果不理想, 而 MS 算法抗噪能力强, 故使用 MS 算法对 FCM 算法进行优化改进, 优化后的 FCM 算法计算过程如图 2 所示。

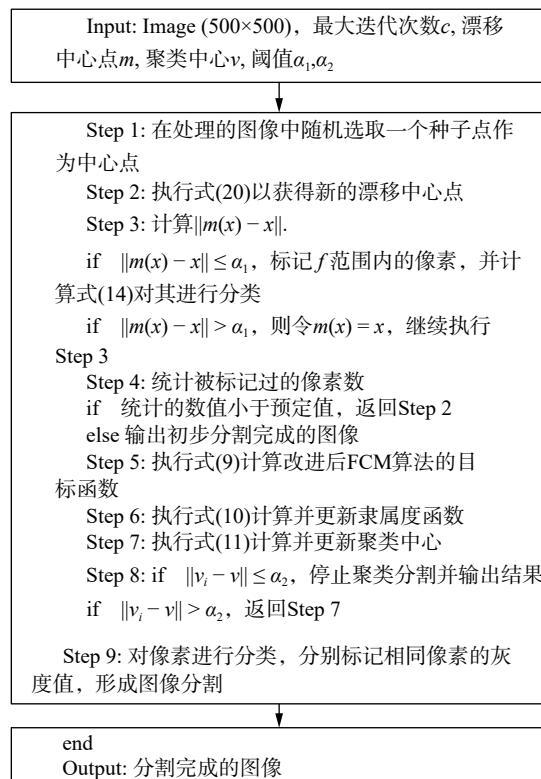


图 2 MS-FCM 计算流程

Fig. 2 MS-FCM calculation process

3 熔池几何特征的提取与对比

对熔池图像进行处理是为了获取焊接过程中的熔池轮廓, 然后再通过处理所得到的轮廓信息获得熔池的几何信息, 然而焊接过程中所产生的烟雾、飞溅严重影响了熔池的分割, 为了验证该算法能够克服烟雾、飞溅所带来的影响, 选取了烟雾状态下与飞溅状态下的各 3 张焊接过程中的熔池图

像进行处理, 对其轮廓进行提取, 文中选取的 6 张焊接熔池原图如图 3 所示。计算机的配置为 AMD FX-7500, 处理器内存为 8 GB, 编程软件为 MATLAB R2016a。

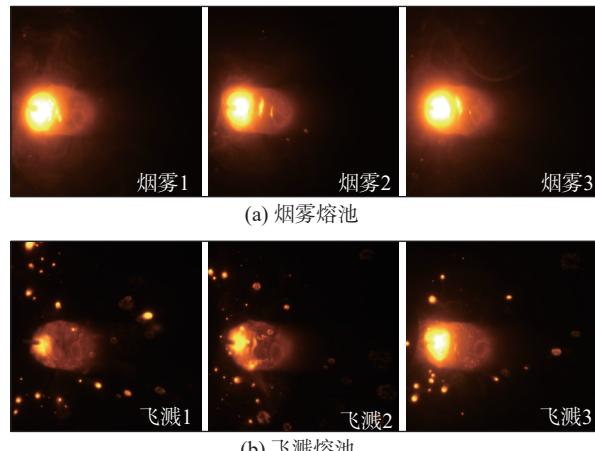


图 3 熔池原图

Fig. 3 Original image of the melt pool. (a) smoke melt pool; (b) splashing melt pool

3.1 图像预处理与分割

针对焊接过程中熔池图像存在噪声的问题, 需要对图像进行预处理, 文中采用中值滤波对图像进行预处理, 可以有效地滤除图像中存在的一些孤立噪声点, 平滑图像, 保护了熔池的边缘信息, 为后续的处理奠定了基础。

图像分割是为了将目标区域与背景区域互相分开, 使用二值化和 Otsu 算法的处理结果如图 4 所示。

从图 4 中可以看出, 使用 Otsu 算法和直接对图像二值化这种常规的图像分割算法对使用二保焊焊接方法所产生的熔池图像分割精准度较低, 处理效果不理想。熔池轮廓无法准确地将熔池分割出来, 且飞溅部分无法去除, 因此, 常规的分割算法很难满足试验熔池图像的处理要求, 针对熔池图像本身所拥有的不确定性、模糊性等问题, 引入 FCM 算法, 但是由于传统 FCM 算法对噪声的敏感问题, 导致 FCM 算法对熔池图像处理的结果精准度不高, 在传统 FCM 算法中添加了一种加权的邻域窗口和惩罚因子, 并在此基础上用 MS 算法改进, 改进后的算法解决了传统 FCM 算法对噪声的敏感问题, 有效地克服了二保焊中产生的烟雾、飞溅等干扰, 图像分割结果如图 5 所示。

从图 5 的分割情况来看, 熔池区域能够被完整地分割, 且尾部区域能够被提取出, 飞溅也可以被

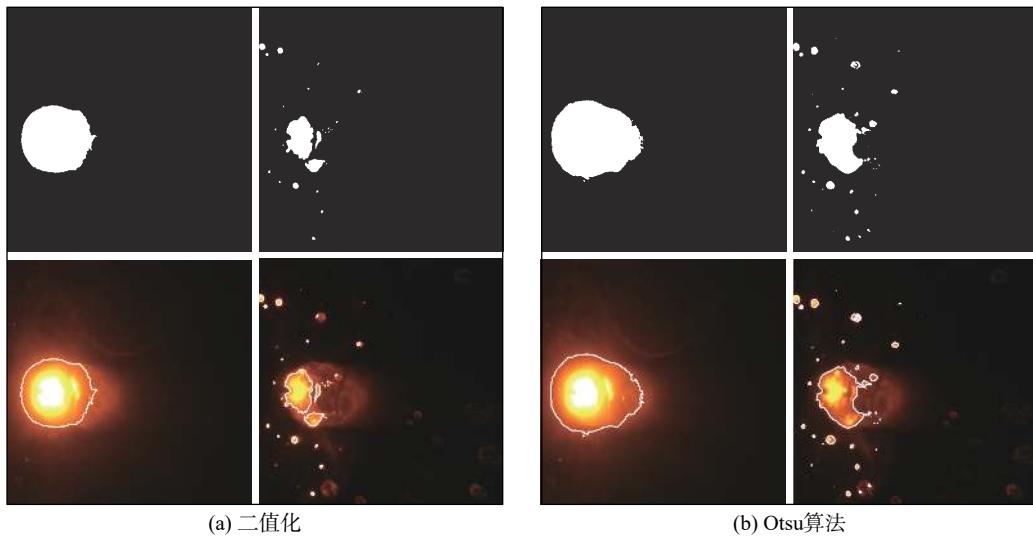


图 4 二值化和 Otsu 算法熔池处理结果

Fig. 4 Binarization and otsu algorithm for processing molten pool images. (a) binarization; (b) otsu algorithm

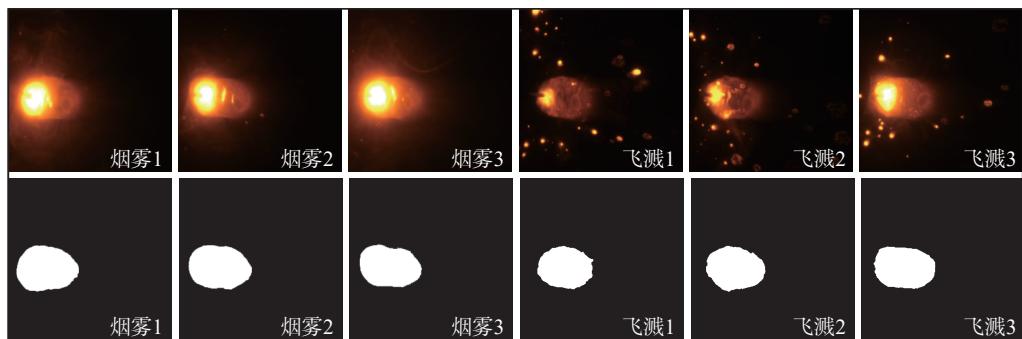


图 5 熔池图像分割结果

Fig. 5 Image segmentation result of molten pool

完全去除, 为进一步观察分割效果需对分割后的图像进行边缘提取。这样才能获取熔池的边缘信息, 紧接着获取熔池熔宽等几何特征信息。

3.2 边缘提取

经过图像分割之后, 通常可以采取 canny 算

子、sobel 算子和 robert 算子对边缘进行提取, 由于图像分割采取了改进算法, 在图像分割后已经去除了绝大部分的噪声, 因此, 在边缘提取部分采用了 canny 算子对熔池轮廓进行提取, 提取结果如图 6 所示。

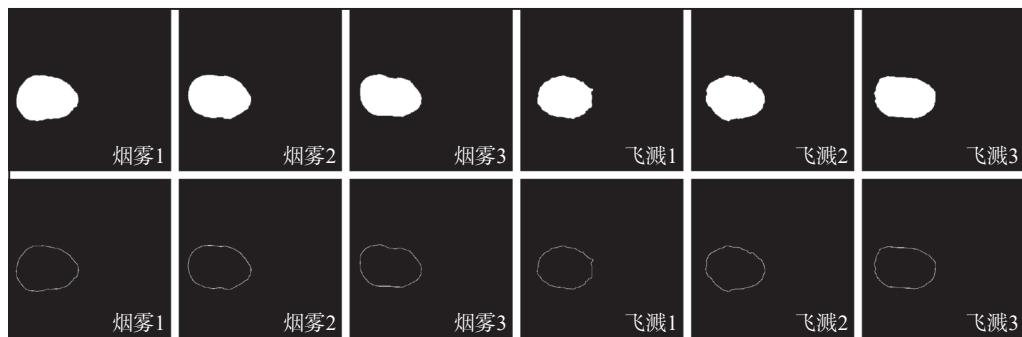


图 6 边缘提取结果

Fig. 6 Edge extraction results

同时文中采用了传统 FCM 算法和其他改进后的 FCM 算法的分割结果与文中的 MS-FCM 算

法进行对比, 结果如图 7 所示, 可以看出 MS-FCM 算法对熔池分割的精准度更高, 能够较从

烟雾中提取出熔池整体轮廓并消除飞溅, 其鲁棒性更好.

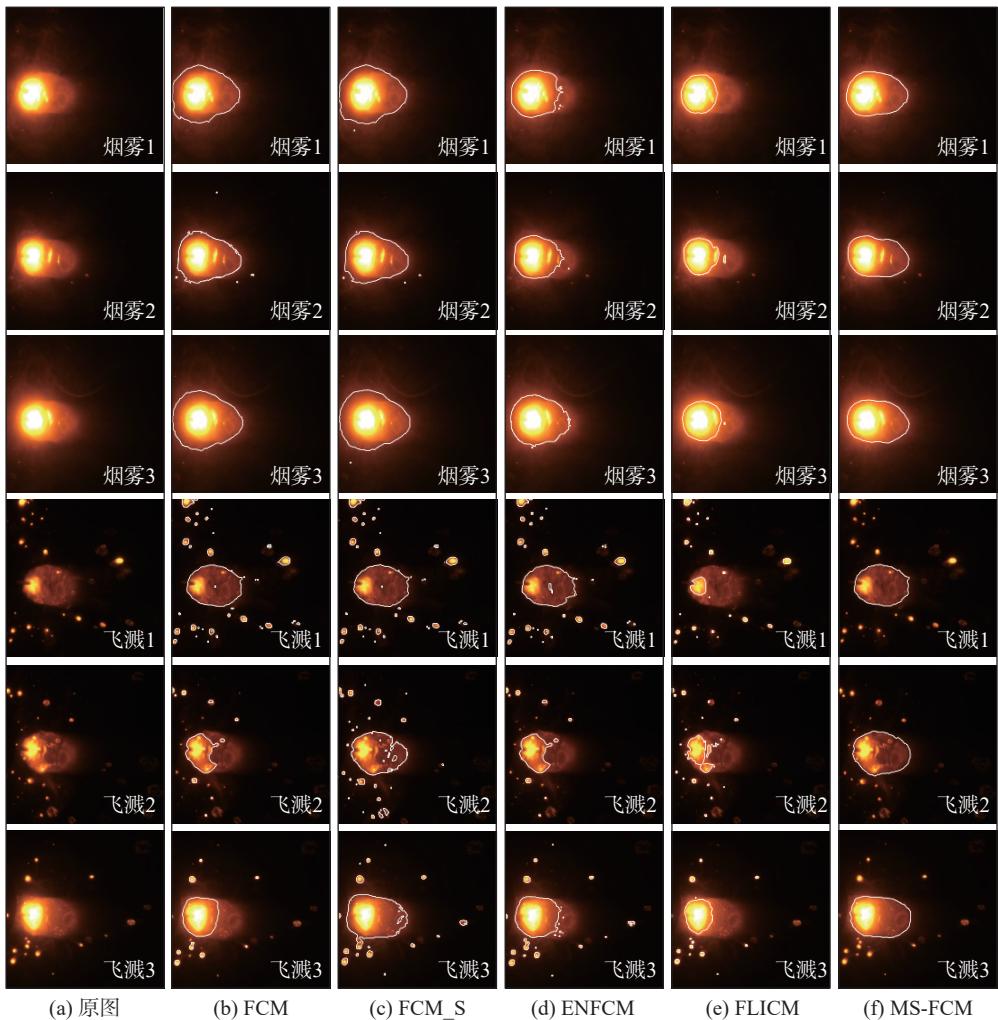


图 7 各算法提取结果对比

Fig. 7 Comparision of various methods. (a) original; (b) FCM; (c) FCM_S; (d) ENFCM; (e) FLICM; (f) MS-FCM

3.3 熔宽提取

进行边缘提取之后, 采用 Hough 变换分析法对

图像中的熔池边缘筛选最小外接矩形, 从而提取熔池的宽度信息, 图像处理过程如图 8 所示.

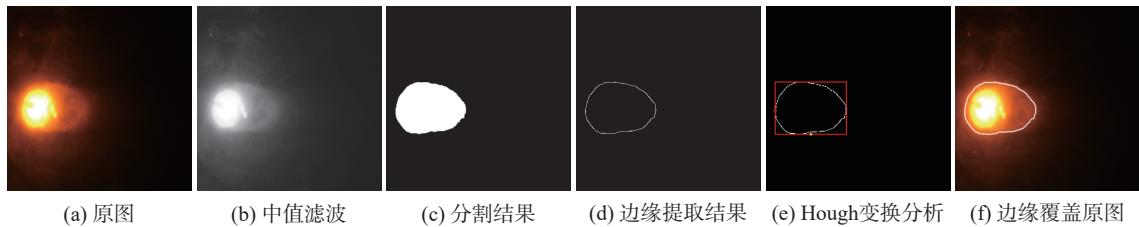


图 8 图像处理过程

Fig. 8 Image processing process. (a) original image; (b) median filtering; (c) segmentation result; (d) edge extraction result; (e) Hough transform analysis; (f) edge coverage of the original image

提取的熔宽像素宽度和宽度对比曲线如表 3 和图 9 所示.

根据表 4 可以看出, MS-FCM 算法在所有图像

上的误差不超过 4%, 其精度比其他所选用的算法相比较高, 从图 9 的曲线对比中可以更为直观地看出, MS-FCM 算法所提取的熔宽与实际值更为接

近, 精准度更高。

表 3 实际像素宽度与各算法像素宽度
Table 3 Actual pixel width and algorithm pixel width

图像编码	误差率 $A(\%)$				
	FCM	FCM-S	ENFCM	FLIFCM	MS-FCM
烟雾1	34.5	33.8	3.5	14.8	2.8
烟雾2	24.2	24.2	2.3	11.5	1.5
烟雾3	42.3	43.8	27.7	4.6	3.8
飞溅1	9.0	2.3	3.8	57.6	0.7
飞溅2	16.9	4.4	8.1	23.5	2.2
飞溅3	3.9	10.3	1.6	9.9	1.5

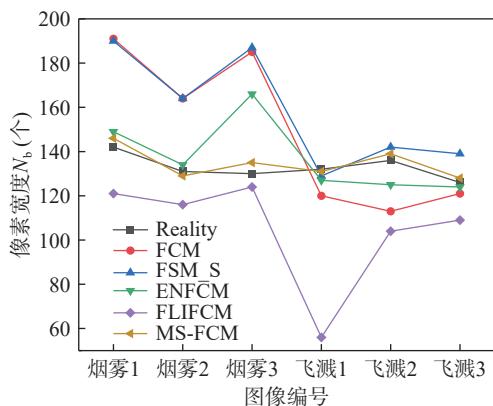


图 9 测量像素宽度与实际像素宽度比较

Fig. 9 Comparison between measured pixel width and actual pixel width

表 4 不同算法的宽度误差
Table 4 Width error of different algorithms

图像编码	误差率 $A(\%)$				
	FCM	FCM-S	ENFCM	FLIFCM	MS-FCM
烟雾1	34.5	33.8	3.5	14.8	2.8
烟雾2	24.2	24.2	2.3	11.5	1.5
烟雾3	42.3	43.8	27.7	4.6	3.8
飞溅1	9.0	2.3	3.8	57.6	0.7
飞溅2	16.9	4.4	8.1	23.5	2.2
飞溅3	3.9	10.3	1.6	9.9	1.5

4 结论

(1) 以船体结构 GMAW 中常见的 CO₂ 气体保护焊作为研究对象, 设计了一种熔池视觉传感复合减光-近红外窄带滤光系统, 配合焊接专用 CCD 摄像机搭建焊接试验平台使获取熔池图像较为清晰, 且受电弧弧光干扰较小。

(2) 在 FCM 算法中加入加权邻域窗口, 提升了算法鲁棒性, 并融入 MS 算法以降低 FCM 算法的噪音敏感性, 使改进后的 MS-FCM 算法能够克服烟雾、飞溅、弧光等噪声干扰, 对熔池图像进行更准确地边缘检测和提取。

(3) MS-FCM 算法与其他 4 种算法分别运用基于 Hough 变换和经验知识提取出熔池边缘信息, 计算出熔池的像素宽度与实际熔池宽度进行对比, 结果表明, MS-FCM 算法所提取的熔宽精度更高, 且提取的误差率不超过 4%。

参考文献

- [1] 方乃文, 郭二军, 徐锴, 等. 钛合金激光填丝焊缝晶粒生长及相变原位观察 [J]. 中国有色金属学报, 2022, 32(6): 1655 – 1672.
Fang Naiwen, Guo Erjun, Xu Kai, et al. In-situ observation of grain growth and phase transformation in laser welding of titanium alloy with filler wire[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2022, 32(6): 1655 – 1672.
- [2] 蒋宝, 徐冬至, 黄瑞生, 等. 基于视觉传感的焊接机器人焊缝识别跟踪技术研究现状 [J]. 金属加工 (热加工), 2022(1): 10-17.
Jiang Bao, Xu Dongzhi, Huang Ruisheng, et al. Research status of welding robot seam recognition and tracking technology based on visual sensing [J] MW Metal Forming, 2022(1): 10-17.
- [3] 林少锋. 激光视觉传感的焊缝跟踪方法研究 [D]. 广州: 广东工业大学, 2019.
Lin Shaoduo. Research on seam tracking based on laser vision sensing[D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2019.
- [4] 李翼, 吕建军, 周陶然, 等. 船舶智能制造关键共性技术体系探究 [J]. 船舶工程, 2021, 43(6): 24 – 30.
Li Yi, Lü Jianjun, Zhou Taoran, et al. Research on key common technology system of ship intelligent manufacturing[J]. Ship Engineering, 2021, 43(6): 24 – 30.
- [5] 王树强, 周游, 陈昊雷, 等. 基于激光视觉的钢结构焊缝图像处理系统 [J]. 焊接学报, 2022, 43(2): 101 – 105.
Wang Shuqiang, Zhou You, Chen Haolei, et al. A steel structure weld image processing system based on laser vision[J]. Transaction of the China Welding Institution, 2022, 43(2): 101 – 105.
- [6] 洪宇翔, 杨明轩, 都东, 等. 铝合金爬坡 TIG 焊熔池失稳状态的视觉检测 [J]. 焊接学报, 2021, 42(10): 8 – 13.
Hong Yuxiang, Yang Mingxuan, Du Dong, et al. Unstable state vision detection of molten pool during aluminum alloy climbing-TIG welding[J]. Transaction of the China Welding Institution, 2021, 42(10): 8 – 13.
- [7] Nomura K, Fukushima K, Matsumura T, et al. Burn-through prediction and weld depth estimation by deep learning model monit-

- oring the molten pool in gas metal arc welding with gap fluctuation[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2021, 61: 590 – 600.
- [8] 杨嘉佳, 王克鸿, 吴统立, 等. 铝合金双丝脉冲 MIG 焊双向熔池同步视觉传感及图像处理 [J]. 机械工程学报, 2014, 50(12): 44 – 50.
Yang Jiajia, Wang Kehong, Wu Tongli, et al. Two-directional synchronous visual sensing and image processing of weld pool in aluminum alloy twin arc pulsed MIG welding[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(12): 44 – 50.
- [9] 王煜, 高向东, 陈子琴, 等. 激光-MAG 复合焊接过程金属蒸气和背部熔池图像分析 [J]. 机械工程学报, 2020, 55(19): 167 – 173.
Wang Yu, Gao Xiangdong, Chen Ziqin, et al. Analysis of the images of metal vapor and bottom-molten pool in laser-MAG hybrid welding process[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 55(19): 167 – 173.
- [10] 杨家林, 高进强, 秦国梁, 等. 基于视觉的激光深熔焊熔池检测及图像处理 [J]. 焊接学报, 2011, 32(11): 21 – 24.
Yang Jialin, Gao Jinqiang, Qin Guoliang, et al. Vision-based checking and image processing for melt pool of laser deep penetration welding[J]. Transaction of the China Welding Institution, 2011, 32(11): 21 – 24.
- [11] 崔勇, 马国红, 马少龙. 双弧焊熔池图像处理 [J]. 热加工工艺, 2013, 42(23): 160 – 162.
Cui Yong, Ma Guohong, Ma Shaolong. Weld pool image processing in double arc welding[J]. Hot Working Technology, 2013, 42(23): 160 – 162.
- [12] 薛家祥, 贾林, 李海宝. CO₂ 焊熔池图像的 Bubble 小波零交叉边缘检测 [J]. 焊接学报, 2004, 25(1): 87-89.
Xue Jiaxing, Jia Lin, Li Haibao. Edge detection of CO₂ arc welding pool image based Bubble wavelet and zero crossing[J]. Transaction of the China Welding Institution, 2004, 25(1): 87-89.
- [13] Chen C, Lü N, Chen S. Welding penetration monitoring for pulsed GTAW using visual sensor based on AAM and random forests[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2021, 63: 152 – 162.
- [14] 刘坚, 向超前, 王方华, 等. 基于相位一致性的激光熔覆熔池边缘提取方法 [J]. 机械工程学报, 2018, 54(5): 166-172.
Liu Jian, Xiang Chaoqian, Wang Fanghua, et al. New method based on phase congruency for weld pool edge extraction in laser cladding[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2018, 54(5): 166-172.
- [15] Qiao N, Zou B. A segmentation method for noisy photoelectric image[J]. Optik, 2013, 124(20): 4092 – 4094.
- [16] Zhang Y, Bai X, Fan R, et al. Deviation-sparse fuzzy c-means with neighbor information constraint[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems. A Publication of the IEEE Neural Networks Council, 2018, 27(1): 185 – 199.
- [17] Fan J, Wang J. A two-phase fuzzy clustering algorithm based on neurodynamic optimization with its application for PolSAR image segmentation[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems: A Publication of the IEEE Neural Networks Council, 2016, 26(1): 72 – 83.
- [18] Shang R, Tian P, Jiao L, et al. A spatial fuzzy clustering algorithm with kernel metric based on immune clone for SAR image segmentation[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2016, 9(4): 1640 – 1652.
- [19] Fang J, Wang K. Weld pool image segmentation of hump formation based on Fuzzy C-means and Chan-Vese model[J]. Journal of Materials Engineering and Performance, 2019, 28: 4467 – 4476.
- [20] 兰蓉, 林洋. 抑制式非局部空间直觉模糊 C-均值图像分割算法 [J]. 电子与信息学报, 2019, 41(6): 1472 – 1479.
Lan Rong, Lin Yang. Suppressed non-local spatial intuitionistic fuzzy c-means image segmentation algorithm[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2019, 41(6): 1472 – 1479.
- [21] Gao Y, Wang Z, Xie J, et al. A new robust fuzzy c-means clustering method based on adaptive elastic distance[J]. Knowledge-Based Systems, 2022, 237: 107769.

第一作者: 徐远钊, 硕士研究生; 主要研究方向为熔池图像处理; Email: 2102021109@stu.bengu.edu.cn.

通信作者: 罗玖田, 硕士研究生导师, 正高级工程师; Email: luojtian@139.com.

(编辑: 王盈盈)