

# 基于改进粒子群优化的 K-means 聚类的焊接缺陷图像识别

陈 滔<sup>1,2</sup>

(1.安徽农业大学 工学院,安徽 合肥 230036;2.甘肃政法大学 民商经济法学院,甘肃 兰州 730070)

**摘 要:**针对传统检测方法对焊接缺陷图像识别的缺点,提出基于改进粒子群算法优化的 K-means 聚类的焊接缺陷图像识别方法。运用 HOG 算法提取焊接缺陷图像的特征,利用 IPSO 算法对 K-means 聚类模型的聚类点数 K 进行参数寻优,从而实现对焊接缺陷的检测识别,实验验证表明,该方法能够有效提高焊接缺陷图像的识别效果,总体识别准确度达到 94%。

**关键词:**IPSO 优化;K-means 聚类;HOG 算法;焊接缺陷

**中图分类号:**TP391.4;TG441.7

**文献标识码:**A

**文章编号:**1009-3583(2023)-0085-04

## Welding Defect Image Recognition Based on Improved Particle Swarm Optimization K-means Clustering

CHEN Tao<sup>1,2</sup>

(1.School of Engineering, Anhui Agricultural University, Hefei 230036, China; 2.School of Civil and Commercial Economic Law, Gansu University of Political Science and Law, Lanzhou 730070, China)

**Abstract:** Aiming at the shortcomings of traditional detection methods for welding defect image recognition, a welding defect image recognition method based on K-means clustering optimized by improved particle swarm optimization is proposed. The characteristics of welding defect image are extracted by hog algorithm, and the parameters of K-means clustering points K of K-means clustering model are optimized by IPSO algorithm, so as to realize the detection and recognition of welding defects. The experimental verification shows that this method can effectively improve the recognition effect of welding defect image, and the overall recognition accuracy reaches 94%.

**Keywords:** IPSO; K-means clustering; Hog algorithm; welding defect

在工业生产中焊接作为重要的工件加工技术之一,焊接质量对焊接件的寿命长短有着直接的影响。工件在焊接过程中受工艺参数的影响,容易产生夹渣、未焊透、表面气孔和表面裂纹等焊接缺陷<sup>[1]</sup>。若将有焊接缺陷的工件产品应用到工业领域,轻则导致焊接系统的崩溃,重则出现事故,造成人员伤亡。研究焊接缺陷检测方法、识别焊接缺陷的类型,对提高焊接件的寿命及其质量具有重要的意义。工业生产中,常用的焊接缺陷检测方法为射线检测法<sup>[2]</sup>,但这种方法受限于检测员的水平,容易出现漏检、错检等问题,同时由于是人工检测,检测周期相对较长,不能满足工业化生产的要求。

随着计算机视觉技术的发展,研究人员针对焊接缺陷的识别检测提出了诸多方法。胡曦<sup>[3]</sup>等为了实现对化工管道的焊接缺陷检测,提出了一种基于多特征提取和二叉树支持向量机(BT-SVM)分类的机器视觉检测方法,精准地对焊接缺陷进行了分类。张承宁<sup>[4]</sup>等针对激光拼焊视觉检测,提出了一种基于 K-means 焊缝提取方法,通过对纹理特征选取和描述,主元映射与特征点聚类,完成了对焊缝的识别。李慧<sup>[5]</sup>提出了基于卷积神经网络的图像质量评价算法,通过对图像的预处理、层次化分池处理等方法,有效提升了算法的学习能力和评价精度。余云<sup>[6]</sup>等提出了一种项目属性和云填充的计算机智能图像

收稿日期:2021-10-12

基金项目:安徽农业大学“优才计划”科研发展资助项目(xszz202006)

作者简介:陈 滔,男,贵州毕节人,安徽农业大学工学院工程师,主要从事图像处理和信

识别算法,该算法具有较高的效率,易于实现,能够有效识别较低分辨率的图像。谷静<sup>[7]</sup>等针对 X 射线焊缝的缺陷分类识别难度较高且传统算法复杂、低效的问题,引入基于深度学习的密集连接卷积网络(DenseNet)算法,对焊接缺陷进行了较好的识别。本文通过构建焊接缺陷图像的数据集,并利用方向梯度直方图(Histogram of Oriented Gradient, HOG)对图像进行特征提取,通过改进型粒子群算法(Improved Particle Swarm Optimizatio, IPSO)对 K-means 聚类模型的参数进行寻优,将优化后的 K-means 聚类模型应用于焊接缺陷图像的识别,有效提高了焊接缺陷图像的识别精度。

## 1 研究方法

### 1.1 方向梯度直方图 HOG

图像特征提取是数字图像领域的一种信息提取技术,通过提取图像中蕴含的特征,从而达到对图像进行检测识别的目的<sup>[8]</sup>。本文选取 HOG 特征作为焊接缺陷图像的特征向量,通过计算和统计焊接缺陷图像的局部区域梯度方向直方图来构成焊接缺陷的图像特征,该方法能够较好地保留焊接缺陷图像的边缘特征,具有良好的鲁棒性<sup>[9-11]</sup>。HOG 特征提取的步骤如下:

(1)首先,采用 Gamma 校正法对焊接缺陷的灰度图像进行归一化操作;

(2)其次,对各个局部区域内像素点 $(x,y)$ 计算水平方向梯度值 $G_x(x,y)$ 和垂直方向梯度值 $G_y(x,y)$ ;

$$G_x(x,y) = H(x+1,y) - H(x-1,y) \quad (1)$$

$$G_y(x,y) = H(x,y+1) - H(x,y-1) \quad (2)$$

其中, $H(x,y)$ 是像素点 $(x,y)$ 处的像素值;

(3)最后,求像素点 $(x,y)$ 处的梯度值 $G(x,y)$ 和梯度方向 $\alpha(x,y)$ ,其中

$$G(x,y) = \sqrt{G_x(x,y)^2 + G_y(x,y)^2} \quad (3)$$

$$\alpha(x,y) = \tan \frac{G_x(x,y)}{G_y(x,y)} \quad (4)$$

### 1.2 改进粒子群算法 IPSO

粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是模拟鸟群捕食行为设计的一种智能群迭代寻求最优解的算法,具有收敛快、精度高等特点<sup>[12,13]</sup>。其基本思想为:假设一个 $n$ 维空间内存在 $m$ 个微粒,第 $i$ 个微粒的速度和位置分别为 $V_i$ 和 $X_i$ ,则各微粒的迭代更新方法如下:

$$V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{id}^k) \quad (5)$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (6)$$

其中, $\omega$ 为惯性权重; $d=1,2,\dots,n$ ;  $i=1,2,\dots,m$ ;  $V_{id}$ 为第 $i$ 个微粒第 $d$ 维的速度;  $X_{id}$ 为第 $i$ 个微粒第 $d$ 维的位置;  $P_{id}$ 为微粒个体在第 $d$ 维的最优解;  $P_{gd}$ 为群体在第 $d$ 维的最优解;  $k$ 为当前迭代次数;  $c_1$ 和 $c_2$ 为学习因子;  $r_1$ 和 $r_2$ 为 $[0,1]$ 内的随机值。

惯性权重 $\omega$ 直接影响着 PSO 算法的收敛效率,其值并不会随着迭代次数的变化而变化,从而影响 PSO 的全局寻优能力。本文采用了一种非线性的动态惯性权重 $\omega$ <sup>[14]</sup>,使得迭代初期具有良好的全局寻优能力,迭代后期随着迭代次数的增加动态减小 $\omega$ ,从而提高算法局部寻优能力,即

$$\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \left( \frac{k}{G} \right)^2 \quad (7)$$

其中, $G$ 为最大迭代次数。

### 1.3 改进粒子群优化 K-means 聚类

K-means 聚类是一种无监督学习方法<sup>[15]</sup>,基本思想是根据样本之间的距离和相似度,把相似度高、差异小的类聚为一类,使得同一类别之间的样本具有高相似度,不同类别间的样本具有高差异性。但传统 K-means 聚类方法比较依赖聚类数 $K$ 的选取<sup>[16,17]</sup>,本文提出利用改进粒子群算法对 K-means 聚类的 $K$ 值进行寻优,流程如图 1 所示。

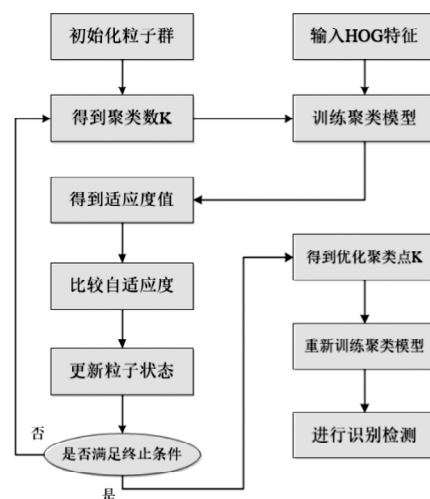


图 1 IPSO 优化的 K-means 流程

具体步骤如下:

(1) 初始化 IPSO 参数, 将 HOG 特征输入 K-means 聚类模型;

(2) 定义适应度。采用 K-means 聚类模型对没有缺陷的焊接图像识别准确性的均方差作为粒子的

适应度值  $f$ , 即  $f = \frac{1}{n} \sum (y' - y)^2$ ;

式中,  $y$  为没有缺陷的焊接图像的数量,  $y'$  为正确识别出没有焊接缺陷图像的数量;

(3) 以粒子的位置信息作为聚类点  $K$  的值, 构建多个 K-means 聚类模型;

(4) 计算出所有粒子的自适应值, 更新粒子个体极值和群体极值;

(5) 根据粒子个体极值和群体极值, 利用动态惯性权重  $\omega$  迭代更新粒子速度和位置;

(6) 满足终止条件后输出最优聚类点数  $K$ , 重新对 K-means 聚类模型进行训练;

(7) 利用最优 K-means 聚类模型对焊接缺陷图像进行识别。

## 2 实验数据及结果分析

### 2.1 实验数据集

本文实验所用数据集来自公开的数据库 GDXray 中 welds 组<sup>[18]</sup>, 从该数据集中的 88 张射线图像中裁剪出 500 张的焊接缺陷图像, 其中包括未焊透、气孔、夹渣和裂纹各 100 张缺陷图像以及 100 张无缺陷图像。为了更好地提取焊接缺陷图像的特征, 将 HOG 提取窗口大小设置为焊接缺陷图像的分辨率  $200 \times 200$ , 把每个窗口分割成  $15 \times 15$  个方格区域, 把梯度方向等分成 9 个区间, 分别计算各个区域的梯度直方图, 再把相邻的方格区域进行组合归一化后将各个区间内提取的 HOG 特征向量进行串联相加, 组合形成整个焊接缺陷图片的 HOG 特征, 本实验从每张焊接缺陷图像中各提取得到 3600 个 HOG 特征值<sup>[8]</sup>, 对焊接缺陷图像的 Sobel 特征和 LOG 特征进行提取, 提取效果如图 2 所示。

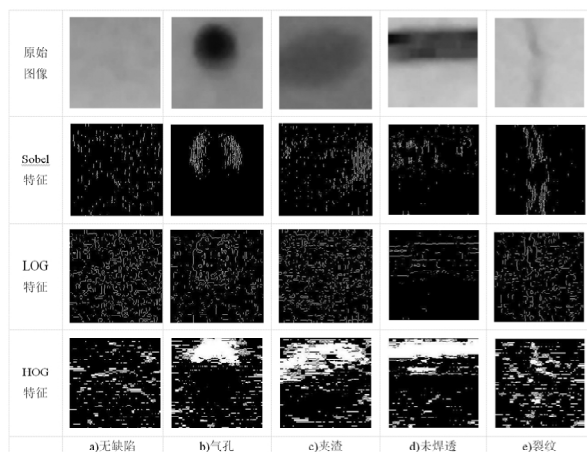


图 2 焊接缺陷图像的特征提取效果图

由图 2 可以看到 Sobel 算子能够有效提取出不同焊接缺陷的特征, 但其特征点数较少, 对焊接缺陷的检测识别效果较差。LOG 算子对无缺陷图像、气孔图像、夹渣图像和裂纹图像的提取效果不明显, 不具备进行焊接缺陷检测识别的条件。而 HOG 特征精确地提取了不同焊接缺陷图像的特征, 且不同焊接缺陷种类间的特征提取效果差异明显, 能够作为焊接缺陷图像特征对焊接缺陷进行检测识别, 本文实验结果与分析环节所有算法对焊接缺陷图像的检测识别均是基于焊接缺陷图像的 HOG 特征进行的。

### 2.2 实验结果与分析

设置 IPSO 初始参数: 惯性权重为 1, 学习因子  $c_1$  和  $c_2$  均为 2, 迭代次数为 100。经过优化后得到最优聚类数  $K=5$ 。为了验证 IPSO 优化的 K-means 聚类模型对焊接缺陷图像的检测识别效果, 本文选择未优化的 K-means 聚类模型、PSO-KNN 算法<sup>[19,20]</sup>、自适应提升 (Adaboost)<sup>[21]</sup>、卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN)<sup>[22,23]</sup> 与本文所提出的 IPSO 优化的 K-means 聚类模型分别对焊接缺陷图像进行识别, 实验结果如表 1 所示。

由表 1 可知, IPSO 优化的 K-means 聚类模型能够精确识别出焊接图像的夹渣缺陷, 分类精度达到了 100%, 同时, 该方法对其他焊接缺陷均有良好的识别效果, 总体准确率为 94%。通过比较发现, 其他四种机器学习算法识别焊接缺陷图像, 无缺陷图像较易错误识别为裂纹图像, 同时裂纹图像也较易错误识别为无缺陷图像, 这是因为无缺陷图像与裂纹图像的 HOG 特征值较为接近, 导致算法不能精确识别这两种图像。相对而言, 本文提出的 IPSO 优化的 K-means 算法一定程度上克服了无缺陷图像和裂纹缺陷图像 HOG 特征较为接近的问题。因此, 从不同焊接缺陷图像识别精度上看, IPSO 优化的 K-means 聚类模型显示出了较好的效果。

## 3 结论

机器学习能够有效对焊接缺陷图像进行识别。本文通过构建焊接缺陷图像的数据集, 从每张焊接缺陷图像中提取得到 3600 个 HOG 特征值组合形成每张焊接缺陷图像的整体 HOG 特征, 通过改进型粒子群算法对 K-means 聚类模型的参数进行寻优, 将优化后的 K-means 聚类模型应用于焊接缺陷图像的识别。实验结果表明, 该方法能够有效提高 K-means 聚类模型对焊接缺陷图像的识别, 总体识别准确度

表 1 不同算法对焊接缺陷图像识别结果

	原始 图像 \ 分类 结果	无 缺陷	气 孔	夹 渣	未 焊 透	裂 纹	类正 确率	总体 精度
IPSO 优化 K-means	无缺陷	92	1	0	2	5	92%	94%
	气孔	3	93	1	2	1	93%	
	夹渣	0	0	100	0	0	100%	
	未焊透	1	1	6	87	5	87%	
	裂纹	2	0	0	0	98	98%	
K-means	无缺陷	72	4	7	4	13	72%	81%
	气孔	14	79	2	2	3	79%	
	夹渣	0	8	92	0	0	92%	
	未焊透	6	3	1	89	1	89%	
	裂纹	21	5	0	1	73	73%	
PSO-KNN	无缺陷	89	2	0	3	6	89%	89.6%
	气孔	1	92	6	1	0	92%	
	夹渣	0	6	91	2	1	91%	
	未焊透	4	0	2	81	13	81%	
	裂纹	0	0	2	3	95	95%	
Adaboost	无缺陷	76	5	2	5	12	76%	83.6
	气孔	5	83	6	5	1	83%	
	夹渣	0	7	91	0	2	91%	
	未焊透	0	8	7	80	5	80%	
	裂纹	8	0	3	1	88	88%	
CNN	无缺陷	73	0	11	0	16	73%	80.8%
	气孔	1	82	5	5	7	82%	
	夹渣	1	7	77	3	12	77%	
	未焊透	3	6	1	85	5	85%	
	裂纹	9	4	0	0	87	87%	

达到 94%，保证了识别的准确度，能够为工业生产检测识别焊接件提供一种可行的技术。在今后的研究中，可考虑融合多种识别模型，针对不同的缺陷种类使用相应的识别模型，达到更加精确的识别效果。

参考文献：

[1]GB/T 6417.1-2005,金属熔化焊接头缺欠分类及说明[S].  
[2]樊丁,胡校得,黄健康,等.基于改进卷积神经网络的管焊缝X射线图像缺陷识别方法[J].焊接学报,2020,41(1):7-11.  
[3]胡曦,余震,刘海生.多特征提取与BT-SVM的焊缝表面缺陷检测[J].机械科学与技术,2022(10):1615-1622.  
[4]张承宁,赵明扬,罗海波.基于k-means的焊缝识别方法[J].焊接技术,2012,41(10):10-13.

[5]李慧.基于卷积神经网络图像质量评价的技术研究[J].遵义师范学院学报,2021,23(5):84-87.  
[6]余云,王本胜,姚丽莎.融合项目属性和云填充的计算机智能图像识别算法[J].遵义师范学院学报,2018,20(3):81-83.  
[7]谷静,王琦雯,张敏,等.基于 DenseNet 网络的焊缝缺陷检测识别[J].传感器与微系统,2020,39(9):129-131.  
[8]刘清艳.图像特征提取算法研究与应用[D].无锡:江南大学,2009.  
[9]宋一言,唐东林,吴续龙,等.改进穿线法与 HOG+SVM 结合的数码管图像读数研究[J].计算机科学,2021,48(S2):396-399.  
[10]马佳佳,陈友鹏,王克强,等.基于优化 SVM 的虫害图像识别研究[J].中国粮油学报:2022(5):10-15.  
[11]薄文嘉,倪受东.结合 HOG 与 SVM 的电子元件多位姿目标检测研究[J].机械设计与制造,2021(10):76-80.  
[12]Yuan P,Lei Z L,Zeng Q H,et al.Load forecasting of refrigerated display cabinet based on CEEMD-IPSO-LSTM combined model[J].Open Physics,2021,19(1):360-374.  
[13]宋思远,朱武,王光东,等.基于 IPSO-LSTM 神经网络的短期负荷预测[J].计算机仿真,2021,38(8):92-96.  
[14]黄磊,马圣.基于 IGRSSA 与 IPSO-SVM 的滚动轴承故障诊断方法[J].轴承,2021(10):60-66.  
[15]何明亮,陈泽茂,黄相静.基于改进 K 均值聚类的入侵检测算法研究[J].计算机与数字工程,2017,45(6):1145-1149.  
[16]江滔.K-means 算法在发动机状态评估方法中的研究及应用[J].遵义师范学院学报,2021,23(3):98-101.  
[17]苏小会,张玉西,徐淑萍,等.改进 K-means 聚类算法行驶工况及油耗研究[J].计算机工程与科学,2021,43(11):2020-2026.  
[18]Mery D, Riffo V, Zscerpel U, et al.The database of X-ray images for nondestructive testing[J].Journal of Nondestructive Evaluation,2015,34(4):1-12.  
[19]李科.基于 PSO-KNN 的变电站设备三维点云识别方法研究[J].电力系统保护与控制,2021,49(18):182-187.  
[20]罗志刚.基于 PSO-KNN 算法的人脸识别优化研究[J].电子设计工程,2021,29(6):88-93.  
[21]张苗燕.基于 Adaboost 的铁路扣件完损性检测方法研究[D].兰州:兰州交通大学,2018.  
[22]杨志超,周强,胡侃,等.基于卷积神经网络的焊接缺陷识别技术及应用[J].武汉理工大学学报(信息与管理工程版),2019,41(1):17-21.  
[23]杨中雨,李鹏.一种基于卷积神经网络的管道焊缝图像识别算法[J].激光杂志,2021,42(4):64-67.

(责任编辑:朱 彬)