

[研究·设计]

DOI:10.3969/j.issn.1005-2895.2015.02.011

机械零件图像表面瑕疵的检测算法

叶宏武

(浙江纺织服装职业技术学院 信息技术中心, 浙江 宁波 315211)

摘要:针对机械零件表面瑕疵检测问题,将机器视觉技术用于零件表面图像瑕疵的提取和分析,提出一种基于粒子群优化算法加权模糊C均值聚类的零件缺陷图像智能分割算法,精确定位了机械零件表面的瑕疵区域。缺陷的形状特征是判断其类型的重要依据,提取缺陷的形状特征,设计支持向量机分类器来检测划痕、裂纹、砂眼等表面瑕疵。研究结果表明,该方法具有较强的实用性,在实验数据库上达到90%以上的正确识别率。

关键词:机械零件;零件表面瑕疵检测;机器视觉;自动检测;缺陷识别

中图分类号:TP391.41

文献标志码:A

文章编号:1005-2895(2015)02-0044-04

Detection Algorithm of Parts Surface Image Defect

YE Hongwu

(Information Technology Center, Zhejiang Fashion Institute of Technology, Ningbo, Zhejiang 315211, China)

Abstract: According to the mechanical parts' surface defects problem, the machine vision technology was used to extract and analyze the surface defect of the mechanical parts image. A fuzzy C means clustering weighted defect edge detection algorithm was proposed based on particle swarm optimization. It could locate mechanical parts surface defect precise region accurately. Shape characteristics of defects were important criterion for its type. The defect shape feature was extracted and support vector machine classifier was designed to detect surface defects such as scratches, cracks and trachoma. The research results show that this method has strong practicality and the correct recognition rate is above 90% in the experimental database.

Key words: mechanical parts; parts surface image defect detection; machine vision; automatic detection; defect recognition

机械零件表面缺陷的机器视觉检测技术主要通过图像处理与模式识别来检测零件表面是否有划痕、裂纹、砂眼等瑕疵区域。这一技术领域是与先进制造工艺和现代制造生产模式相适应的智能化、自动化检测技术。国内外对机器视觉检测技术的研究已经有二十多年的历史,取得丰硕的研究成果。由于机械零件表面缺陷的机器视觉检测技术能够降低人工产品检测强度以及检测成本,提高产品质量,保证经济效益,因此对该技术进行研究具有重要的应用价值,在工业检测领域得到广泛的关注。

文献[1]针对轴承表面缺陷的位置、面积、深度等随机变化导致图像采集具有不确定性的特点,设计了1套采用光电耦合器图像识别技术进行缺陷自动检测

的系统;文献[2]利用线阵CCD开发了可实现微小轴承外圆表面在线自动检测系统及数据管理系统软件;文献[3]在分析机械零件表面纹理特征的基础上,利用滤波器在频域上处理图像,对纹理图像增强的同时,消除了背景噪声对检测算法的影响,利用图像分割算法把缺陷区域从背景纹理中分离出来;文献[4]对机械零件图像分割的算法为迭代阈值法和Otsu阈值法,得到二值化机械零件图像。对获得的样本,提取特征;并根据支持向量机来识别机械零件缺陷模型。分析已经公开发表的相关文献,可知真正能运用到工业实际生产上来的成熟系统并不多。目前本领域的研究处于探索阶段,机械零件表面缺陷的机器视觉检测技术理论及算法有待进一步完善。

收稿日期:2014-12-11;修回日期:2015-01-07

基金项目:国家自然科学基金(51303157);浙江教育厅科研项目(Y201431078);宁波市自然基金项目(2013A610044)

作者简介:叶宏武(1976),男,浙江奉化人,硕士,副教授/高级工程师,主要研究方向为机械零件表面缺陷检测。E-mail:yehowu@126.com

快速有效地提取机械零件图像中缺陷的边缘是提取缺陷特征的前提,关系到算法最终的检测精度和检测速度^[5]。为此,本文提出带权重的模糊均值聚类 and 粒子群寻优的机械零件图像分割算法来智能检测缺陷边缘,能够准确定位完整的缺陷区域,并利用支持向量机对缺陷分类,提取缺陷区域的几何特征,实现了机械零件图像表面缺陷检测的目的。

1 算法流程

1.1 粒子群优化算法

粒子群优化算法是基于仿生理念的群体优化技术,具有并行计算能力且无需梯度信息。粒子群优化算法是通过粒子之间的协作和信息交换来寻优,是解决全局优化问题的重要算法之一。

在本文中,粒子 i 当前在 n 维空间里的位置矢量和速度矢量分别表示为: $\mathbf{X}_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}\}$, $\mathbf{V}_i = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in}\}$ 。在迭代寻优的过程中,粒子根据 $\mathbf{P}_g = \{p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gn}\}$ (种群中当前最优粒子的位置)以及 $\mathbf{P}_i = \{p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in}\}$ (粒子 i 邻域中适应度最好粒子的位置)2个极值,不断更新自己的速度和位置,从而找到问题的最优解,公式如下:

$$\mathbf{V}_i^{k+1} = \omega \mathbf{V}_i^k + c_1 r_1^k (\mathbf{P}_i^k - \mathbf{X}_i^k) + c_2 r_2^k (\mathbf{P}_g^k - \mathbf{X}_i^k) \quad (1)$$

$$\mathbf{X}_i^{k+1} = \mathbf{X}_i^k + \mathbf{V}_i^k \quad (2)$$

式中: r_1, r_2 为均匀分布在 $(0, 1)$ 间的随机数; c_1, c_2 是 $\mathbf{P}_i$ 和 $\mathbf{P}_g$ 进化的学习因子,取值范围为 $[1.4, 2.0]$, ω 为惯性权重, k 为迭代次数。

公式(1)通过三部分来计算粒子 i 更新的速度:粒子 i 前一时刻的速度;粒子 i 当前位置与邻域中适应度最好粒子位置之间的距离变化;粒子 i 当前位置与种群中目前最优粒子位置之间距离变化。公式(2)计算粒子 i 新的位置坐标。

1.2 加权模糊C均值聚类

模糊C均值聚类算法容易陷入局部极值点,需要选取合适的初始值,收敛速度受初始参数设置的影响较大,在目标类别较多的情况下,很难克服这些不足之处来提升性能。粒子群优化算法(PSO)收敛速度快,在全局寻优能力和局部寻优能力上,都在同类算法中性能出众,是解决此类问题的首选。本文提出结合粒子群寻优和加权模糊C均值聚类的算法对机械零件图像进行分割,避免模糊C均值算法的种种问题。

加权模糊C均值聚类可以表示成如下的数学规划模型:

$$\min J_w(\mathbf{U}, \mathbf{V}) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n w_j \mu_{ij}^m d^2(x_j, v_i), \quad (3)$$

式中: $\mathbf{U}$ 为隶属度矩阵, $\mathbf{V}$ 为聚类中心, w_j 为每个样本的加权系数,满足条件 $\sum_{j=1}^n w_j = 1$, $d(x_j, v_i)$ 为第 j 个序列到第 i 类中心的欧氏距离。

$$\mu_{ij} = \frac{(d^2(x_i - v_j))^{-1/(m-1)}}{\sum_{k=1}^c (d^2(x_i - v_k))^{-1/(m-1)}}, \quad (4)$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n w_k \mu_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n w_k \mu_{ik}^m}, i = 1, 2, L, c. \quad (5)$$

聚类中心 $\mathbf{V}_i (i = 1, 2, L, c)$,即为算法中的粒子,粒子的组成方式是各类中心依照顺序排列。这样,粒子形式如下 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ij}, \dots, x_{ik})$,其中 x_{ij} 表示第 i 种聚类方式中的第 j 个聚类中心。

$$f(x_i) = \frac{1}{J_w(\mathbf{U}, \mathbf{V}) + 1} \quad (6)$$

式(6)为粒子的适应度函数,算法在3种情况下满足中止条件:①算法达到最大迭代次数;②目标函数 $J_w(\mathbf{U}, \mathbf{V})$ 值小于给定的临界值 ε (ε 为 >0 的很小的正数);③模糊隶属度矩阵随算法迭代改变量小于规定,即 $|\mu_{ij}^t - \mu_{ij}^{t-1}| \leq \varepsilon$ (t 为当前迭代次数)。

1.3 缺陷区域几何特征提取

在机械零件图像中首先对缺陷区域进行定位,为了对缺陷进一步的分类识别,本文提取了缺陷的特征值进行训练和检测。缺陷的外部形状特征是判断其类型的重要依据。

根据缺陷特性,将机械零件图像表面缺陷分为5大类:①细长划痕为零件表面1条细长的划痕缺陷区域;②裂纹也是1条划痕区域,长度比细长划痕短,但宽度比细长划痕宽;③砂眼是零件表面上的缺陷小孔,面积稍小;④气泡是在零件表面上圆形的缺陷区域,面积比砂眼大;⑤破损区域是形状不规则的区域。

令 (x, y) 为像素坐标, $f(x, y)$ 为像素的灰度值, R 为所有像素点的集合, R_d 为缺陷区域中像素点的集合, R_b 为缺陷边界处像素点的集合, I 为计数单位/个(此处为1),则对于机械零件,需要提取的部分几何特征描述如下:

1) 缺陷面积(缺陷区域中像素点的个数)

$$S = \sum_{(x,y) \in R_d} I. \quad (7)$$

2) 缺陷边界周长(边界上像素点的个数)

$$P = \sum_{(x,y) \in R_b} I. \quad (8)$$

3) 区域的紧凑性

$$C = \frac{\|P\|^2}{4\pi S} \quad (9)$$

4) 矩形度(缺陷面积 S 与包含区域的最小矩形面积 S_{MER} 的比值)

$$R = \frac{S}{S_{\text{MER}}} \quad (10)$$

2 实验过程与结果分析

粒子群-加权模糊 C 均值聚类算法分割机械零件图像的大致流程如下^[5-6]:

1) 公式中参数的设置。包括类别数目 c , 粒子群内粒子数 n , 第 1 次的类中心 $V_1 = (v_1, v_2, L, v_c)$, 根据 V_1 形成粒子群第 1 代粒子, 设置迭代数 $t=0$, 最大迭代数 T 。

2) 随机扰动 V_1 中的任一 v_i 形成新的聚类中心, 如此产生其余的 $n-1$ 个粒子。

3) 由式(4)计算粒子对各类别中心的隶属。

4) 计算式(3)和式(6)。如果当前粒子的适应值为所有粒子中最好的粒子, 则更新最优粒子的适应值和粒子位置。

5) 由式(1)和式(2)调整粒子。

6) 判断算法是否应该终止, 若继续优化, 则回到步骤 2)。

7) 根据最优的粒子, 得到各类别中心。

8) 计算各像素点对类别中心的隶属度, 并完成瑕疵区域的定位。

收集了 250 幅机械零件表面图像作为本文的算法测试数据库, 这些样本图像共包含 5 种表面缺陷类型, 图像尺寸为 256×256 。典型表面缺陷的检测结果如图 1 所示。

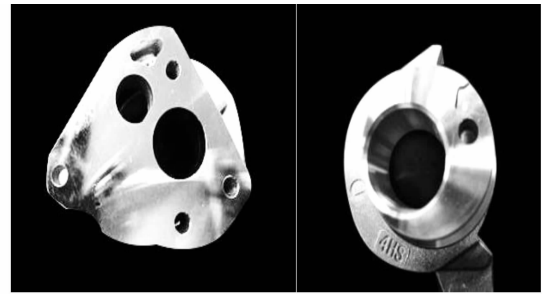
表 1 是各类型缺陷的形状特征平均值, 由表 1 看出各类缺陷的形状特征向量的平均值区分明显。

表 1 各类缺陷的平均特征值

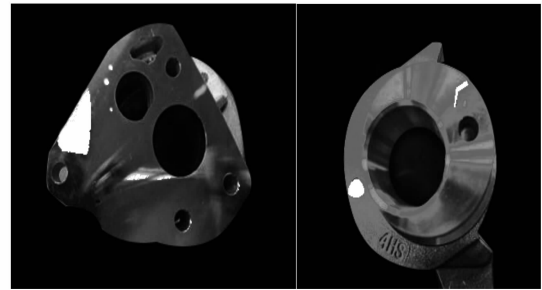
Table 1 Average characteristic value of various defect

缺陷类型	面积/像素	周长/像素	紧凑性/像素	矩形度/%
划痕	174.4	79.1	2.86	78
裂纹	221.5	68.3	1.68	44
破损	223.4	49.2	0.86	72
气孔	130.3	33.9	0.70	81
砂眼	19.0	10.6	0.47	73

缺陷类型的识别是在特征向量空间进行多分类的非线性过程, 对识别结果影响比较大的环节之一就是分类器的选择, 应根据应用背景和分类器的特性进行选择。一方面, 支持向量机 (support vector machine, SVM) 着重考虑结构风险因素, 相对于基于经验风险最



(a) 原始图像



(b) 算法分割结果

图 1 瑕疵分割与定位

Figure 1 Defect segmentation and positioning

小化原则的神经网络和最小二乘法, SVM 的泛化能力比较强。另一方面, SVM 的核函数, 有利于进行非线性分类, 并且使得算法的复杂度不再取决于样本的维数, 而取决于样本数量。SVM 将复杂的参数寻优过程转换成二次规划问题, 使问题得到简化, 便于找到全局最优解。根据机器视觉机械零件表面缺陷检测的应用实情, 采用支持向量机作为缺陷瑕疵的分类器^[7]。

对于机器视觉机械零件表面缺陷检测, 属于多种分类问题, 本文建立 5 个 SVM 分类器, 第 i 个 SVM 分类器的分类结果是属于类别 i 或是属于类别 i 的补集。

本文算法的实验样本数目以及在数据集合上的识别率分别如表 2 和表 3 所示。

表 2 不同类型训练样本的数量

Table 2 Number of different types of training samples

缺陷类型	训练集/个	缺陷类型	训练集/个
细长划痕	50	气孔	50
裂纹	50	破损	50
砂眼	50		

表 3 分类器的识别率

Table 3 Recognition rate of classifier

缺陷类型	测试样本数目/个	正确识别数目/个	准确率/%
细长划痕	30	27	90.0
裂纹	30	28	93.0
砂眼	30	27	90.0
气孔	30	29	96.6
破损	30	28	93.0

(下转第 51 页)