

DOI: 10.11830/ISSN.1000-5013.201908006



高斯差分空间的多尺度改进 CLBP 对带钢表面缺陷的分类

王 粟^{1,2}, 李 庚^{1,2}, 曾 亮^{1,2}

(1. 湖北工业大学 太阳能高效利用及储能运行控制湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430068;
2. 湖北工业大学 电气与电子工程学院, 湖北 武汉 430068)

摘要: 提出一种引入高斯差分空间的改进多尺度完全局部二值模式对带钢表面进行分类,解决由于带钢表面缺陷纹理存在复杂性和多样性,导致对带钢表面缺陷进行分类难度大的问题. 首先,根据人类的视觉注意机制,采用高斯差分空间对带钢表面缺陷进行预处理. 然后,采用多尺度改进的完全局部二值模式对预处理之后的图片进行特征提取. 最后,采用非线性流行学习的方式对特征进行降维,并导入分类器中进行分类. 实验结果表明:该方法具有较好的区分性;针对常见的冲孔、污渍、刮边、黑氧化条、结疤等带钢表面缺陷,其最终的分精度能达到 95.7%,优于目前传统的方式.

关键词: 带钢表面; 缺陷分类; 多尺度完全局部二值模式; 高斯差分空间; 特征提取; 非线性流行学习

中图分类号: TG 356.21; TP 391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-5013(2020)04-0534-07

Classification of Strip Surface Defects by Multi-Scale Improved CLBP Based on Gaussian Difference Space

WANG Su^{1,2}, LI Geng^{1,2}, ZENG Liang^{1,2}

(1. Hubei Key Laboratory for High-Efficiency Utilization of Solar Energy and Operation Control of Energy Storage System, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China;
2. College of Electrical and Electronic Engineering, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China)

Abstract: An improved multi-scale complete local binary model with Gauss difference space is proposed to classify the surface defects of strip steel, which solves the problem that the classification of surface defects is difficult due to the complexity and diversity of surface defect texture. Firstly, according to human visual attention mechanism, Gaussian differential space is used to preprocess the surface defects of strip steel. Then, the multi-scale improved complete local binary model is used to extract the features of the preprocessed image. Finally, the nonlinear popular learning method is used to reduce the dimension of features and import them into the classifier for classification. The experimental results show that the method has good regional characteristics; for common surface defects such as punching, stains, scraping, black oxide strip, scab and other surface defects, the final classification accuracy can reach 95.7%, which is better than the traditional method.

Keywords: strip surface; defect classification; multi-scale completed local binary mode; Gaussian difference space; feature extraction; nonlinear popular learning

收稿日期: 2019-08-02

通信作者: 曾亮(1980-),男,教授,博士,主要从事机器视觉与人工智能、优化计算方法、调度与优化的研究. E-mail: zengliang@hbut.edu.cn.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61601176, 41601394); 湖北工业大学博士科研启动基金资助项目(BSQD2017008)

钢铁广泛应用于航天工业、建筑业、汽车工业和船舶工业,目前钢铁主要的产品形式是冷轧带钢. 近 5 a 来,我国钢铁的年产量一直维持在 11 亿 t,其中,46%为冷轧带钢^[1]. 然而,由于制作的工艺、原材料和人员操作等问题,导致带钢表面往往不可避免地出现一些缺陷. 这些缺陷不仅会影响产品的美观,还会影响产品的抗腐蚀能力、耐磨性及疲劳强度. 这些带缺陷产品会对企业的形象和信誉造成负面影响,同时也会导致大量的原材料浪费. 因此,迅速准确地对缺陷产品进行分类,可以有助于钢铁厂在源头上解决问题. 目前,很多研究人员已经尝试采用基于视觉特征及分类算法来解决这一问题. 基于缺陷图像的统计特征、基于滤波的特征和基于统计方式的特征等,也已被广泛应用于缺陷的分类与识别问题中. 其中,统计特征包括分块的直方图特征、灰度共协方差矩阵、灰度共生矩阵(GLCM)、局部二值模式(LBP)特征、Gabor 滤波器、SIFT(scale invariant feature transform)^[2-3]和 SURF(speed-up robust features)^[3-5]等. 为了使 LBP 的特征更加的完整,Guo 等^[6-7]提出了完全局部二值模式(CLBP)算法,其提取的特征较为全面且有较强的鉴别能力,适合应用于纹理分类.

不同尺度 CLBPP 所包含的信息有所差异,当选择大尺度时,得到是图片的全局信息,而当选择小尺度时,得到的是图片的局部信息. 为了得到图片的全局信息,本文对一种多尺度的 CLBPP 中的 CLBPP_S 算子进行改进,提出等值模式下完全二值模式符号算子(CLBPP_US)的带钢表面缺陷分类算法.

1 相关工作

1.1 高斯差分空间

视觉注意机制使人类在集群视觉场景中快速发现自己想要的东西. 有了视觉注意机制,人们就可以集中精力将一些重要的事情进行进一步的处理,忽略其他不重要的事情,可对重要的或感兴趣的信息优先进行处理.

为了实现人类的视觉注意机制,当人类视觉系统对场景采样进行处理时,采用高密度采样和高分辨率处理的视觉场景中心区域. 随着距离的增加,采样密度和分辨率逐渐降低,因此,形成了一个中心高采样密度的中心兴奋区域和周围低采样密度的环绕抑制区域的中心接受厂,如图 1 所示. 图 1 中:“+”号表示中心兴奋区域;“-”表示周围抑制区域.

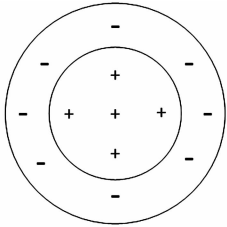


图 1 中心接受厂
Fig. 1 Center receiving factory

研究发现,视觉系统路径中的中心周围结构与高斯差分函数(DOG)的结构相似,传递函数是两个不同带宽高斯函数的差分^[8-9],即

$$DOG = G_{\sigma_1} - G_{\sigma_2} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cdot \left(\frac{1}{\sigma_1} \cdot \exp\left(-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma_1^2}\right) - \frac{1}{\sigma_2} \cdot \exp\left(-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma_2^2}\right) \right). \tag{1}$$

式(1)中: σ_1, σ_2 分别表示高斯滤波器的带宽.

将人眼视觉系统的视觉信息处理机制应用于带钢缺陷的检测,可提高带钢缺陷背景区域和缺陷区域的对比度,便于更好地对带钢表面缺陷进行区分.

1.2 LBP 算子

传统的 LBP 算子能有效地度量图像中的局部邻域信息,是一种有效的特征提取手段. 采用 LBP 算子对图像进行特征提取时,对于给定图像进行局部二值编码,如图 2 所示. 由图 2 可知:该 3 px×3 px 的图像由 LBP 算子进行编码后,变成二进制数 00111110;然后,再由二进制数转化为一进制数 62,62 即为该 3 px×3 px 的图像中心位置的 LBP 值. 即局部描述信息的 LBP_{P,R}算子为

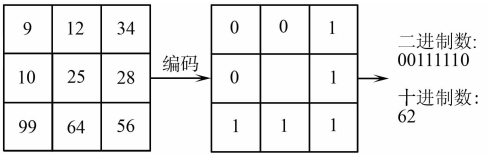


图 2 LBP 算子
Fig. 2 LBP operator

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} (g_p - g_c)^2, \quad s(g_p - g_c) = \begin{cases} 1, & g_p \geq g_c, \\ 0, & g_p < g_c. \end{cases} \tag{2}$$

式(2)中: g_c 表示中心位置像素值; g_p 表示分布在半径为 R 上的 P 个点的像素值.

LBP_{P,R}一共有 2^P 种和 1 的组合形式,一定能够找到某种组合形式来描述图像的局部信息. 因此, Ojala 等^[10]提出了 LBP^{riu2}_{P,R}和 LBP^{v2}_{P,R}在二进制数进行一次循环运算时,最多会产生 2 位变化. LBP^{v2}_{P,R}表

示一种等价模式的 LBP 算子,即

$$U(\text{LBP}_{P,R}) = |s(g_{P-1} - g_P) - s(g_0 - g_C)| + \sum_{P=1}^{P-1} |s(g_P - g_C) - s(g_{P-1} - g_C)|. \tag{3}$$

式(3)中: $U(\text{LBP}_{P,R})$ 表示 0 变化到 1,或者 1 变化到 0 的次数.

2 多尺度改进的 CLBP 特征提取

2.1 改进的 CLBP 算子

由于 LBP 只考虑到所选中的中心像素与周围像素的数值大小关系,没有考虑到其差值,导致 2 种算例不同的局部信息会得到相同的结果,如图 3 所示.由图 3 可知:2 个相差很大的 $3\text{ px} \times 3\text{ px}$ 的图像经过 LBP 算子处理之后,都得到了一个相同的二进制数.

为了使所提取的特征更加充分,文献[11-13]提出完全局部二值模式算子.该算子有 2 个部分,中心像素算子 (CLBP_C) 和局部差分符号数值变换算子 (LDSMT).其中,局部差分符号数值变换算子分为符号算子 (CLBP_S) 和数值算子 (CLBP_M),如图 4 所示.图 4 中:CLBP_S 算子反映了中心像素值和四周像素值的大小关系,而 CLBP_M 算子包含了 LBP 算子所丢失的中心像素与四周像素的差值.

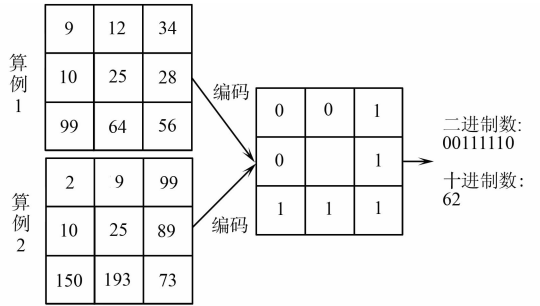


图 3 LBP 算子缺点示意图
Fig. 3 Schematic diagram of disadvantage of LBP operator

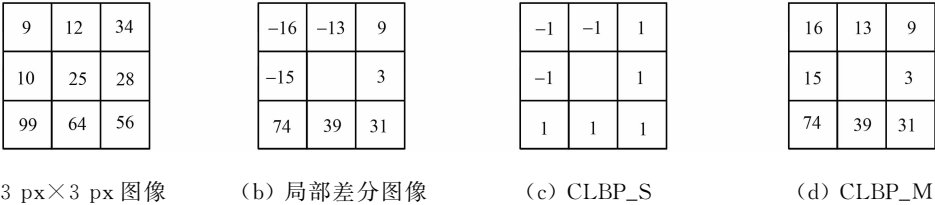


图 4 CLBP 算子
Fig. 4 CLBP operator

局部差分符号数值变换算子(LDSMT)计算式为

$$d_P = s_P \times m_P, \quad m_P = |d_P|, \quad s_P = \begin{cases} 1, & d_P \geq 0, \\ -1, & d_P < 0. \end{cases} \tag{4}$$

式(4)中: s_P 是 d_P 的符号; m_P 是 d_P 的大小.

由式(4)可知:CLBP_S 与原始的 LBP 的编码方式大致是相同的,只是 CLBP_S 将 LBP 的“0”变成了“−1”.

CLBP_M 和 CLBP_C 的计算方式分别为

$$\text{CLBP_M}_{P,R} = \sum_{P=0}^{P-1} t(m_P, c) 2^P, \tag{5}$$

$$\text{CLBP_C}_{P,R} = t(g_C, c), \quad t(x, c) = \begin{cases} 1, & x \geq c, \\ 0, & x < c. \end{cases} \tag{6}$$

式(5),(6)中: c 是自适应阈值,在实验过程为局部图像的均值.

研究发现,在 CLBP_S 只有少量的灰度级对特征的描述较为重要,并且其灰度直方图过于稀疏.因此,提出等值模式的完全二值模式符号算子(CLBP_US),以减少 CLBP_S 所包含的冗余信息.其计算方式为

$$U(I_{P,R}^{\text{CLBP_S}}) = |s(g_{P-1} - g_P) - s(g_0 - g_C)| + \sum_{P=1}^{P-1} |s(g_P - g_C) - s(g_{P-1} - g_C)|. \tag{7}$$

式(7)中: $U(I_{P,R}^{\text{CLBP_S}})$ 表示 CLBP_S 的“−1”变为“1”,或“1”变为“−1”的次数;如果 $U(I_{P,R}^{\text{CLBP_S}}) \leq 2$,则判定为等值模式,否则,是非等值模式.

经处理之后的 CLBP_S 的灰度级就由 2^P 变为 $P(P-1)+3$,灰度级更加紧凑,减少了其中所包含

的冗余信息.

由于不同尺度 CLBP 包含的信息有所差异, 因此, 采用多尺度 CLBP 对带钢缺陷图像进行特征提取. 由此可以分别得到对应的 CLBP_US_{8,1}, CLBP_US_{16,2}, CLBP_US_{24,3}, CLBP_M_{8,1}, CLBP_M_{16,2}, CLBP_M_{24,3}, 并分别对其串联作为带钢缺陷图像的特征.

2.2 流行学习

虽然 CLBP 算子相较于 LBP 算子所提取的特征更加全面, 但是所提取的特征维度难免会增加, 其中有很大一部分的信息对最后的识别造成干扰. 文中采用的是多尺度的 CLBP 方式对带钢表面缺陷图像进行特征提取, 不同尺度的特征数据之间存在一定的冗余信息, 需要对所提取的特征进行进一步的筛选. 因此, 分别将以上不同尺度之间的 CLBP_US 直方图和 CLBP_M 直方图进行串联, 采用特征选择手段筛选出具有代表性的特征.

拉普拉斯特征映射 (Laplacian eigenmaps, LE) 是从局部处理数据^[14-15]. 其基本思想是希望相似度较高的样本点在降维后的空间里距离较近, 有如下 3 个主要实现步骤.

步骤 1 构造近邻图. 首先, 连接样本点, 连接每个点最近的 k 个点, k 值为事先设定.

步骤 2 确定相邻点之间的权重大小, 即

$$\text{Weight} = \exp\left(-\frac{\|x_1 - x_2\|^2}{t}\right). \tag{8}$$

式(8)中: x_1 与 x_2 为相邻点. 此外, 可以默认设定 $\text{Weight}=1$, 但在 x_1, x_2 两点相连接时不成立; 两点相连时, $\text{Weight}=0$.

步骤 3 让相似的样本点在降维后空间中距离较近, 构建优化目标函数为

$$f(x) = \sum_{a,b} \|y_a - y_b\|^2 \text{Weight}. \tag{9}$$

式(9)中: y_a, y_b 均是特征点在 m 维空间中的列向量. 其拉普拉斯矩阵 $L=D-W$, 其中, D, W 分别为图的度矩阵和邻接矩阵.

对图拉普拉斯矩阵进行特征值分解, 使用最小的 m 个特征值 (非零) 对应的特征向量作为降维后的结果, 其降维效果如图 5 所示. 由图 5 可知: 特征数据采用流行学习的方式进行降维之后, 所得到的数据更加精简, 不同数据之间的空间划分更加明确.

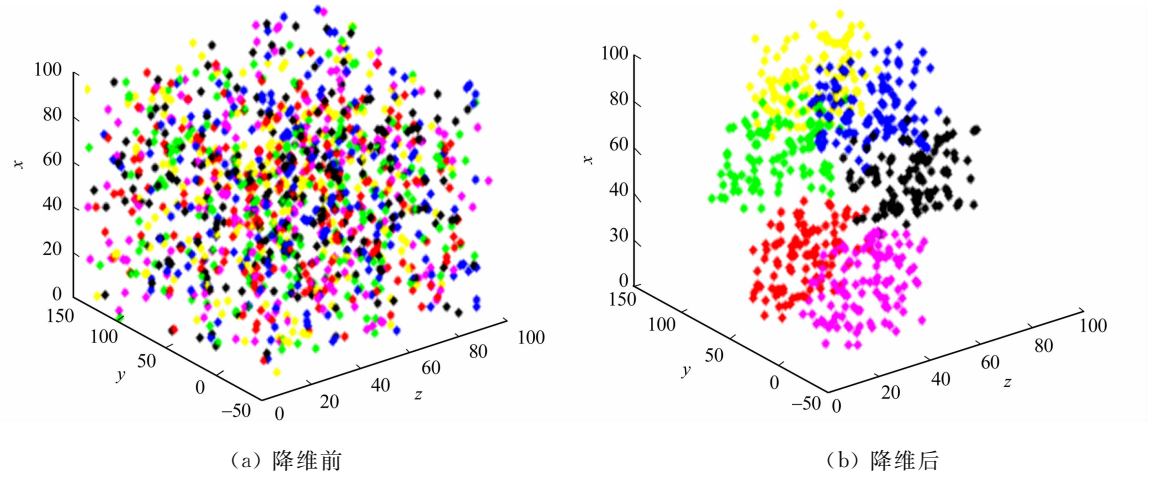


图 5 拉普拉斯特征映射的降维效果

Fig. 5 Laplacian eigenmaps dimension reduction effect

LE 相较于常用的 PCA (主成分分析法) 而言, 主成分分析是一种以某种方式旋转数据集的方法, 使旋转特征在统计学上不相关. 这种旋转通常是它们能够解释数据的能力的重要性来选择新特征子集. PCA 只是在旋转的过程中不使用任何的分类信息, 即简单地分析数据之间的相关性; 而 LE 的思想是找到数据的一种二维表达方式, 同时, 能够尽可能地保持点与点之间的距离. LE 从每个数据点的随机二维表示开始, 然后, 尝试使在原始特征空间中更接近的点更靠近, 并且在原始特征空间中相距很远的点更远. LE 更强调靠近的点, 而不是保存远点之间的距离.

3 实验描述及结果分析

3.1 实验数据

研究的带钢表面缺陷图库来自某一钢铁公司,从图库中选取生产线上常见的冲孔、大块污渍、刮边、黑氧化条、结疤等 5 种缺陷的图片. 由于以上各种缺陷图片的尺度大小不一,因此,需要对带钢表面缺陷图片进行缩放、剪裁、去除无用的背景部分,提取缺陷图片的感兴趣区域(ROD),并将其缩放到 256 px×256 px. 每种缺陷选择 130 张图片作为训练集,用来训练模型;另选取冲孔缺陷图像 126 张、刮边 100 张、污渍 102 张、结疤 123 张、黑氧化条 130 张作为测试集,以测试模型的分类精度.

3.2 实验流程

所提的等值模式下完全二值模式的带钢表面缺陷分类算法的流程,如图 6 所示. 该算法有如下 4 个主要步骤.

步骤 1 图像的预处理. 对带钢表面缺陷图像进行灰度化处理,并采用高斯差分空间得到一个中心区域高密度高采样频率的显著图,如图 7 所示. 带钢表面缺陷经过 $\text{Sigma}_1=1$ 与 $\text{Sigma}_2=10$ 的高斯函数进行差分之后,突出了缺陷区域,淡化了背景区域.

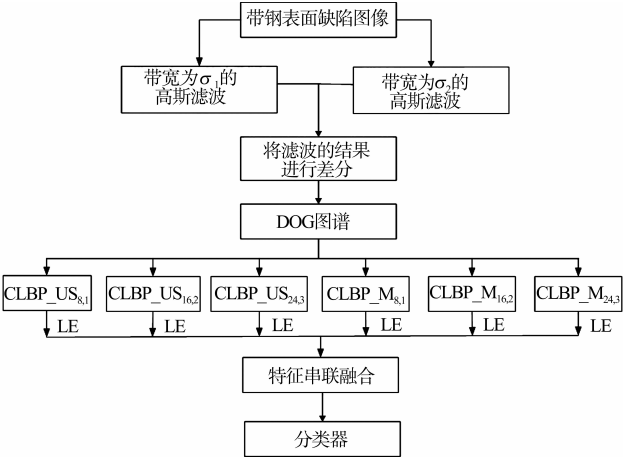


图 6 带钢表面缺陷分类算法流程图
Fig. 6 Flow chart of strip surface defect classification algorithm

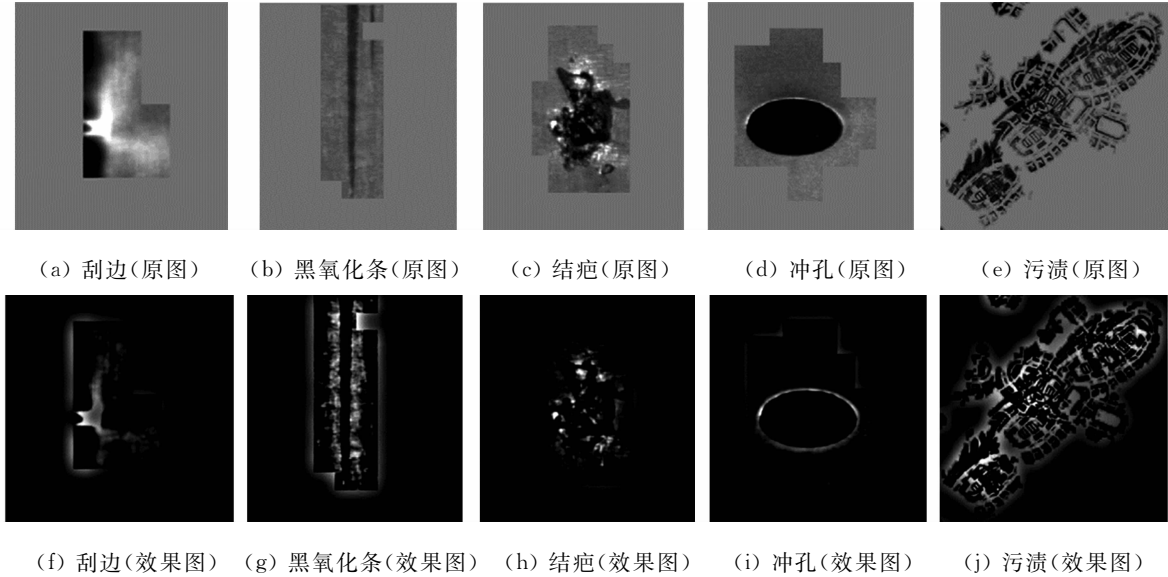


图 7 高斯差分结果效果图

Fig. 7 Gaussian difference result rendering

步骤 2 特征提取. 采用改进的多次度 CLBP 提取出图像所包含的 CLBP 特征,得到其对应的 $\text{CLBP_US}_{8,1}$, $\text{CLBP_US}_{16,2}$, $\text{CLBP_US}_{24,3}$, $\text{CLBP_M}_{8,1}$, $\text{CLBP_M}_{16,2}$, $\text{CLBP_M}_{24,3}$ 等 6 种特征.

步骤 3 特征选择. 采用非线性流行学习的方式对以上特征进行选择,并将选择的特征进行串联融合.

步骤 4 分类. 将融合之后的特征导入支持向量机进行分类.

3.3 实验结果及分析

为说明文中算法的有效性,在特征提取上分别将其与 Gabor,梯度直方图(HOG),LBP 等传统特征提取方式进行对比,并将所提取的特征数据导入支持向量机进行分类,结果如表 1 所示. 表 1 中:Gabor

参数的尺度为 5, 滤波方向为 8, 卷积模板大小为 $17\text{ px}\times 17\text{ px}$, 最大采样频率 $k_{\max}=\pi/2$, 空间频率 $\sigma=\pi$; Gabor 参数的尺度为 5, 滤波方向为 8, 卷积模板大小为 $17\text{ px}\times 17\text{ px}$, 中心频率值为 0.2, 缩放因子值为 1.6; HOG 算子的单元大小为 $[8, 8]$, 块中单元大小为 $[2, 2]$, 相邻块之间重叠的单元数为 8, 方向直方图分段数目为 9; LBP 算子则是采用 $\text{LBP}_{8,1}$ 算子; 加黑数字表示分类精度最优。

表 1 文中算法与传统特征提取方式分类结果

| Tab. 1 Classification of results in this paper and traditional feature extraction methods | | | | | | % |
|---|----------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| 特征提取方式 | 冲孔 | 刮边 | 大块污渍 | 结疤 | 黑氧化条 | 总体 |
| Gabor | 100. 00 | 97. 00 | 89. 22 | 84. 55 | 99. 23 | 94. 15 |
| HOG | 96. 03 | 92. 00 | 82. 35 | 94. 30 | 93. 85 | 92. 08 |
| LBP | 96. 83 | 94. 00 | 85. 29 | 92. 68 | 94. 62 | 92. 68 |
| 文中算法 | 98. 41 | 93. 00 | 91. 18 | 95. 12 | 99. 23 | 95. 70 |

由表 1 可知: Gabor 滤波器通过采用 8 个方向和 5 个尺度的高斯函数对带钢表面缺陷进行特征提取, 得到了多尺度多方向的信息. 因此在冲孔、刮边、和黑氧化条上取得了最优的分类精确度. 但由于对大块污渍分类精确度一般和对结疤分类精确度较差, 其总体精确度为 94. 15%. HOG 算子通过求取图像的梯度方向和大小并将其统计为直方图提取特征. 虽然整体上有不错的分类精确度, 但是由于大块污渍的识别率最低, 因此总体分类精度最差为 92. 08%. LBP 算子通过求取像素块中中心像素与四周像素的大小关系对像素重新进行编码, 但是由于没有考虑到丢失的幅值, 因此丢失了部分信息, 虽然整体的分类精度不错, 但是没有突出表现总体分类精确度为 92. 68%. 文中所提算法首先通过将高斯差分空间提取带钢表面缺陷显著图, 然后采用多尺度改进 CLBP 算子对处理之后的图像进行特征提取, 最后, 采用流行学习的方法对数据进行降维. 在大块污渍、结疤、黑氧化条的识别上, 文中算法得到了最优的分类精度, 并且在刮边和冲孔的分类表现上也不俗, 取得了最优分类精度为 95. 70%.

将文中算法的分类方式与不用尺度的 CLBP 算子分类精度相比, 结果如表 2 所示. 由表 2 可知: $\text{CLBP}_{8,1}$ 算子相当于其他尺度提取的是图像的局部细节信息, 没有得到对应的全局信息. 该尺度在冲孔、刮边、黑养化条上取得了不错的分类精度, 但是在结疤的识别上存在不足, 其分类精度为 92. 08%. $\text{CLBP}_{16,2}$ 算子处于中间尺度, 在冲孔和黑氧化条上取得了不错的分类精度, 但是在其他几种缺陷的识别上效果较差, 其分类精度只有 88. 30%. $\text{CLBP}_{24,3}$ 算子通过大尺度考虑到了全局信息, 但忽略了图像的细节信息, 虽然在冲孔和黑氧化条上取得了最优的分类精度, 但是在其他几项缺陷的分类效果最差, 其总体精确度最差, 为 80. 90%. 文中算法采用多尺度的方式进行特征提取, 所提取的特征不仅包含了局部细节特征, 也包含了全局特征. 因此, 文中算法在冲孔、刮边、大块污渍、结疤上都取得了最优精度, 其整体精确度最佳为 95. 70%.

表 2 文中分类方式与传统 CLBP 方式分类比较

| Tab. 2 Comparison of classification methods in this paper with traditional CLBP classification | | | | | | % |
|--|---------------|---------------|---------------|---------------|----------------|---------------|
| 分类方式 | 冲孔 | 刮边 | 大块污渍 | 结疤 | 黑氧化条 | 总体 |
| $\text{CLBP}_{8,1}$ | 98. 41 | 91. 00 | 83. 34 | 86. 17 | 99. 23 | 92. 08 |
| $\text{CLBP}_{16,2}$ | 98. 41 | 76. 00 | 74. 51 | 87. 80 | 99. 23 | 88. 30 |
| $\text{CLBP}_{24,3}$ | 98. 41 | 72. 00 | 45. 09 | 79. 67 | 100. 00 | 80. 90 |
| 文中算法 | 98. 41 | 93. 00 | 91. 18 | 95. 12 | 99. 23 | 95. 70 |

4 结论

针对带钢表面缺陷的几何与纹理分部情况复杂多变, 类内缺陷分布形式不固定等特点, 提出一种引入高斯差分空间的改进的多尺度 CLBP 特征提取方式. 研究表明: 所提出的特征提取方式与传统的特征提取方法相比, 具有以下 2 点优越性.

- 1) 通过结合 3 个尺度的改进 CLBP 算子, 能够更加全面地提取出图像的局部细节信息和全局信息. 同时, 利用非线性流行学习的方式降维, 可以减少其中所包含的冗余信息.
- 2) 相较于传统的完全二值模式符号算子(CLBP_S), 所提出的等值模式的完全二值模式符号算子

(CLBP_US),使原本稀疏的 CLBP_S 直方图变得更加紧凑,并减少了其中的冗余信息.

通过多组对比实验表明:较强的区分性和表达能力取得了较好的分类结果.文中算法除了应用于带钢表面缺陷之外,还可以应用于其他产品的表面缺陷分类,具有一定的应用前景.

参考文献:

[1] 刘坤,张阿龙,屈尔庆,等.基于局部特征加权编码的带钢表面缺陷分类[J].控制工程,2018,25(12):127-132. DOI: 10.14107/j.cnki.kzgc.160531.

[2] XIANG Yuming,WANG Feng,YOU Hongjian.OS-SIFT: A robust SIFT-like algorithm for high-resolution optical-to-SAR image registration in suburban areas[J].IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2018,56(6):3078-3090. DOI:10.1109/TGRS.2018.2790483.

[3] 贾银江,徐哲男,苏中滨,等.基于优化 SIFT 算法的无人机遥感作物影像拼接[J].农业工程学报,2017,33(10): 131-137. DOI:10.11975/j.issn.1002-6819.2017.10.016.

[4] LI Yanshan,YANG Congzhu,ZHANG Li,*et al.* A novel SURF based on a unified model of appearance and motion-variation[J].IEEE Access,2018,6:31065-31076. DOI:10.1109/ACCESS.2018.2832290.

[5] CHAO Jianshu,HUITL R,STEINBACH E,*et al.* A novel rate control framework for SIFT/SURF feature preservation in H. 264/AVC video compression[J].IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2015,25(6):958-972. DOI:10.1109/tcsvt.2014.2367354.

[6] 许良凤,刘泳海,胡敏,等.语谱图改进完全局部二值模式的语音情感识别[J].电子测量与仪器学报,2018,32(5): 25-32. DOI:10.13382/j.jemi.2018.05.004.

[7] 周宇旋,吴秦,梁久祯,等.判别性完全局部二值模式人脸表情识别[J].计算机工程与应用,2017,53(4):163-169, 194. DOI:10.3778/j.issn.1002-8331.1507-0048.

[8] 管声启,洪奔奔,梁洪,等.高斯差分滤波显著性的刀具磨损检测[J].机械科学与技术,2018,37(2):276-279. DOI: 10.13433/j.cnki.1003-8728.2018.0218.

[9] 闫保中,雷雯静.基于改进 SIFT 算法的目标识别[J].应用科技,2018,45(5):76-81. DOI: 10.11991/yykj. 201803010.

[10] KHADHRAOUI T,BORGI M A,BENZARTI F,*et al.* Local generic representation for patch uLBP-based face recognition with single training sample per subject[J].Multimedia Tools and Applications,2018,67(3):24203-24222. DOI:10.1007/s11042-018-5679-0.

[11] TABATABAEI S M,CHALECHALE A,MOGHIMI S. Facial expression recognition using high order directional derivative local binary patterns[C]//2nd International Conference on Pattern Recognition and Image Analysis. Rasht:IEEE Press,2015:1-5. DOI:10.1109/PRIA.2015.7161619.

[12] GUO Yimo,ZHAO Guoying,PIETIKÄINEN M. Discriminative features for texture description[J].Pattern Recognition,2012,45(10):3834-3843. DOI:10.1016/j.patcog.2012.04.003.

[13] LIU Zhe,QIU Chengjian,SONG Yuqing,*et al.* Texture feature extraction from thyroid MR imaging using high-order derived mean CLBP[J].Journal of Computer Science and Technology,2019,34(1):35-46. DOI: 10.1007/s11390-019-1897-9.

[14] 刘金培,郭艺,陈华友,等.基于非结构数据流行学习的碳价格多尺度组合预测[J].控制与决策,2019,34(2):279-286. DOI:10.13195/j.kzyjc.2018.0130.

[15] 王振亚,戚晓利,吴保林.基于 ASL-Isomap 流形学习的滚动轴承故障诊断方法[J].噪声与振动控制,2019,39(2): 167-174. DOI:10.3969/j.issn.1006-1355.2019.02.032.

(责任编辑:黄仲一 英文审校:吴逢铁)