

基于旋转不变 HOG 特征的焊缝缺陷类型识别算法^①

王 璐, 王新房

(西安理工大学 自动化与信息工程学院, 西安 710048)

通讯作者: 王 璐, E-mail: 695611648@qq.com

摘 要: 根据某钢管厂实际采集到的 X 射线焊缝图像, 并通过对焊缝缺陷多样性和形态多变性特点的研究, 给出一种基于旋转不变 HOG 特征提取的焊缝缺陷类型识别算法. 首先, 将项目前期已经检测到的多种缺陷进行分类和统计, 截取每幅焊缝图像的 ROI 部分, 构成实验所需的缺陷样本. 通过尺度变换和圆形细胞划分方式, 得到具有尺度不变性和旋转不变性的 HOG 特征, 将所有样本特征进行 PCA 降维, 维数由贡献度决定. 最后使用 LSSVM 模型对缺陷进行类型识别. 通过研究 block 块重叠范围对识别正确率的影响, 发现在一定范围内, 重叠范围越大, 识别正确率越高. 该算法通过改进传统 HOG 特征提取方式, 提高了缺陷识别的正确率.

关键词: 缺陷类型; HOG 特征提取; 旋转不变性; PCA 降维

引用格式: 王璐, 王新房. 基于旋转不变 HOG 特征的焊缝缺陷类型识别算法. 计算机系统应用, 2018, 27(2): 157-162. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/6216.html>

Identification of Weld Defects Based on Rotation-Invariant HOG Feature

WANG Lu, WANG Xin-Fang

(School of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: According to the X-ray weld image collected by a steel pipe factory and the study on diversity and morphological variability of weld defects, a weld defect identification algorithm based on rotation invariant HOG feature extraction is proposed. First of all, we classify different types of defects detected to extract ROI of each image, all of which constitute the defect samples required by the experiment. By means of scale transformation and circular cell division, we obtain HOG characteristics with scale invariance and rotation invariance. Then all the sample features are reduced by PCA dimensionality reduction. The dimension is determined by the contribution. Finally, the LSSVM model is used to identify the defects. By studying the effect of block overlap on the recognition accuracy rate, it is found that the higher overlap range, the higher correctness in a certain unit. The algorithm improves the accuracy of defect recognition by improving the traditional HOG feature extraction method.

Key words: defect type; HOG feature extraction; rotation invariance; PCA dimensionality reduction

X 射线焊缝图像缺陷检测和识别在无损检测领域十分重要. 实验前期对焊缝以及焊接技术进行大量研究发现, 国内很多学者使用的方法是单个逐次提取样本特征, 被使用频次较多的是缺陷的灰度特征和形态特征, 如杨川与罗来齐使用的识别方法, 二者不同点在

于构建特征参数的计算公式. 采用样本形态和灰度特征的好处在于, 可以根据所研究对象的特点, 构建出与缺陷特点相对应的特征参数^[1,2], 但是这种方法能提取到的特征参数数量有限, 因此其适用范围有一定的局限性.

^① 收稿时间: 2017-05-17; 修改时间: 2017-06-08; 采用时间: 2017-06-16

HOG 特征即方向梯度直方图特征, 大量地被使用做物体检测的特征描述子, 其主要思想是一幅图像中的局部目标可以很好地被梯度分布描述. HOG 特征提取结合支持向量机 SVM 的分类思想, 近些年被广泛的应用在行人检测和车辆识别等领域, 尤其是在行人检测领域, 取得了很大的进步. 该方法最大的优点在于, 识别结果对光照所产生的环境变化, 敏感程度很低, 目标图像发生小幅度的旋转时, 识别结果也较为稳定. 然而当目标图像旋转幅度很大或发生尺度变化时, HOG 特征将不再适用. 这也是 HOG 特征在焊接领域未被大量应用的原因. 本文将根据 HOG 的局限性和 X 射线焊缝图像采集系统的成像特点, 提出一种具有旋转不变性的 HOG 特征提取方法.

1 图像采集

1.1 采集系统

本文的实验对象来源于某钢管厂实际生产过程中采集的焊缝缺陷图像. 该厂使用的硬件图像采集设备是以 X 射线^[3,4]为基础的 DR 成像系统 (见图 1), 软件设备为 DR 成像与缺陷检测软件系统. 工业探伤过程中, 焊接工件缺陷处与正常区域处的厚度、密度不同, 利用 X 射线对焊接工件进行扫描, 射线透射工件后的能量变化也不同, 所以可根据生成图像各点灰度值的不同来判断工件中是否有缺陷以及估计缺陷区域的厚度. DR 成像系统的工作原理是 X 射线透射过焊接工件后, 与 DR 面板上的荧光介质相互作用产生光信号, 再经光电反应转换为电信号, 并通过 A/D 转换后得到数字图像, 传送至 DR 成像与缺陷检测软件系统中显示后, 可做分析和处理. DR 成像系统分辨率高, 环境适应性好.

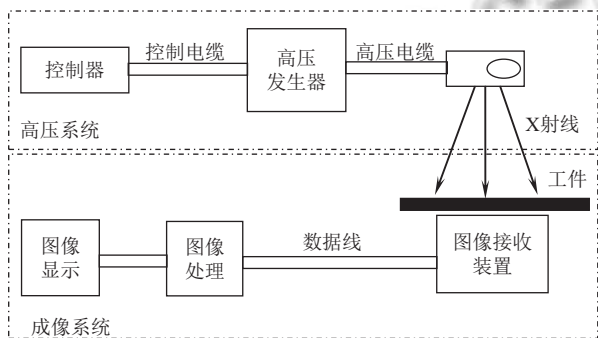


图 1 DR 成像系统

本文以 DR 成像缺陷检测系统为基础采集实验数据集, 利用微软公司提供的基础类库 MFC、消息机制、多线程等相关技术, 以及 C++ 面向对象及模块化

的思想, 设计并实现了 DR 成像与缺陷检测软件系统的缺陷类型识别功能.

1.2 ROI 区域的截取

DR 系统采集到的焊缝图像大小为 1024*1024, ROI 区域即实验对象, 是焊缝图像的一部分, 是通过 DR 成像缺陷检测系统截取出来的缺陷区域.

以图 2 标准测试管中的缺陷为例, 一张焊缝图片上出现两个气孔类型缺陷, 即两个 ROI 区域, 则需要将其依次截取出来作为实验对象. 从大量的焊缝图像中截取多个 ROI 缺陷区域构成实验数据集. 对于不同的缺陷, 其形状、亮度、区域大小不完全相同.

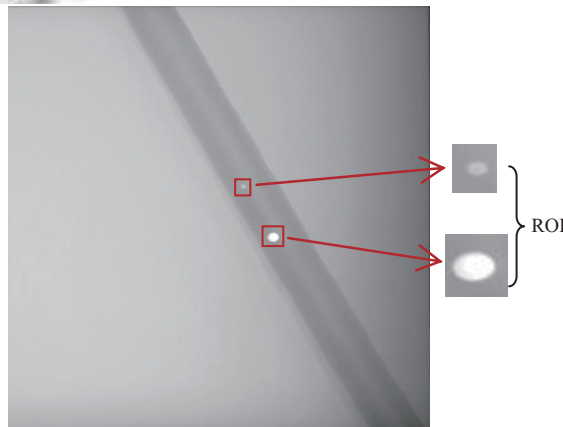


图 2 ROI 截取过程示意图

2 实验对象分析

参照国家标准文献 GB 6417-86 金属熔化焊焊缝缺陷分类及说明, 生产过程中共定义出六种缺陷如图.

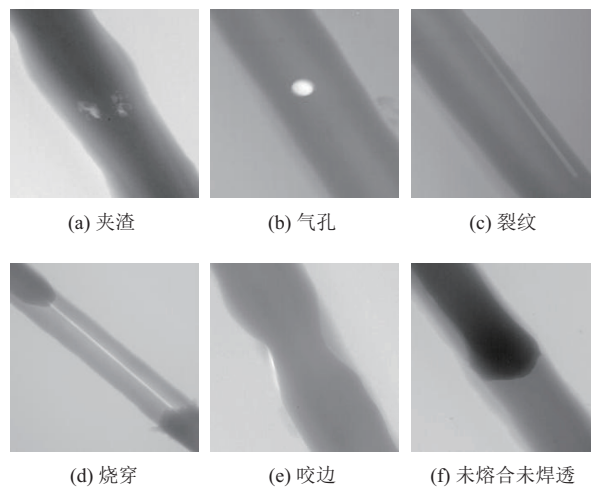


图 3 各种缺陷类型原图像

下面就已经掌握的焊缝缺陷类型来说明使用传统 HOG 特征在本次研究中的优势和弊端。

通过对缺陷图像的观察发现, X 射线采集系统所采集到的图片光照强度有所差异, HOG 特征对图像几何的和光学的形变都能保持很好的不变性, 这一优点可以解决实验过程中由于光照不同而引起的特征差异问题。

对于本次实验的操作对象, 传统 HOG 也有其不足之处. HOG 在行人检测领域得到广泛应用的原因是, 行人运动时, 始终与地面保持垂直姿态, 也就是说, 目标在一定范围内的旋转幅度很小. 而本文中提到的操作对象, 自身角度差异很大, 如图 4 所示, 同一类型的缺陷可能以不同旋转姿态出现, 同时在实际检测过程中, 焊缝或焊道本身也具有很大的方向差异, 如图 5 所示。



图 4 同类型不同方向缺陷

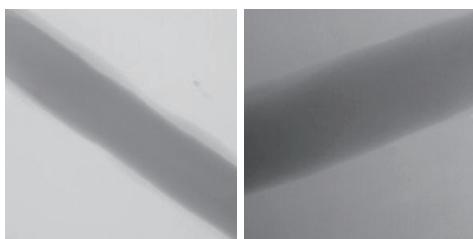


图 5 不同方向焊缝

小范围的角度差异对 HOG 特征的影响较小, 但是焊缝缺陷的角度差异是很大的. 本次研究的目的是通过对 HOG 特征提取方法的改进, 来得到一种对目标旋转角度不敏感的 HOG 特征. 可同时保证 HOG 特征的几何、光照、旋转不变性。

3 旋转不变 HOG 特征提取

HOG 特征本身不具有尺度不变性和旋转不变性, 为解决其尺度不变性的局限, 我们将得到的目标图像统一尺度变换为 32×32 像素大小。

针对 HOG 旋转不变性的局限, 有学者提出过相关的改进算法. 罗宾^[5]提出基于主方向旋转不变的

HOG 特征, 通过算法, 找到能够描述被识别对象的主方向, 然后将目标沿主方向旋转. 这种方法在被识别对象有规律性且层次丰富时, 有很好的识别效果, 但对于焊缝缺陷的识别效果并不显著. 汤彪^[6]通过改变 HOG 特征细胞划分方法, 使得当物体发生旋转时, 每个细胞所包含的像素点不变, 重新构建梯度矩阵和梯度方向, 从而使 HOG 具有旋转不变性. 本次研究的基本思想以此为基础, 并加以深度研究和改进。

3.1 图像的划分

传统 HOG 特征使用的是方形模板划分方式, 划分方向从左到右, 从上到下, 本文采用圆形划分方式, 由内而外地划分目标图像。

以图像中心点为圆心, w 为圆环宽度, 向外划分出一系列同心圆环区域. 这里的每一个圆环为一个细胞 cell, 第一个 cell 为圆, 其余 cell 为环形区域. 相邻的两个圆环构成一个 block 块, 如图 6 阴影部分为一个 block. 扫描方向由内向外。

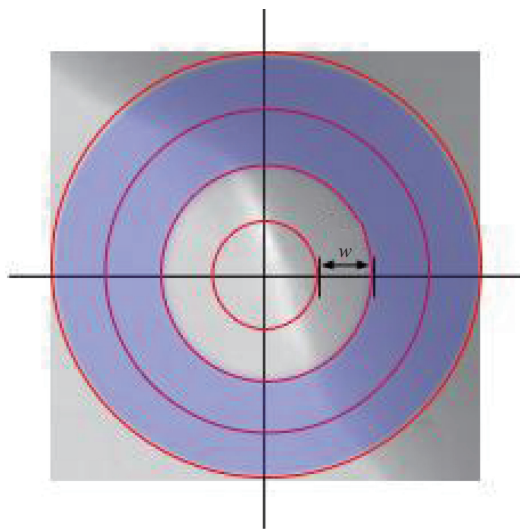


图 6 目标图像的划分方法

经过圆形区域划分之后, 被识别目标发生旋转时, 每一个圆环区域内包含的像素点是不变的。

3.2 梯度与梯度方向计算

传统的 HOG 特征计算是基于像素点固定的水平和垂直方向位置灰度值的计算, 如式 (1), 其中 $gradient X$, $gradient Y$ 分别表示像素点在水平和垂直方向上的梯度, V 表示梯度幅值, a 为梯度方向角度。

$$\begin{aligned}
 \text{gradient}X &= I(i+1, j) - I(i-1, j) \\
 \text{gradient}Y &= I(i+1, i) - I(i-1, j) \\
 V &= \sqrt{\text{gradient}X^2 + \text{gradient}Y^2} \\
 a &= \arctan(\text{gradient}Y/\text{gradient}X)
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

若目标旋转, 则对应每个像素点水平和垂直方向的邻点便会发生改变. 为了获得旋转不变的梯度, 对梯度进行近似 RGT 变换.

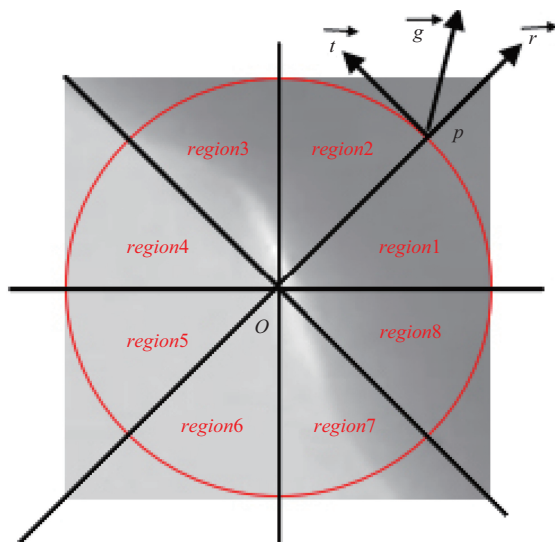


图7 近似 RGT 变换示意图

向量 g, r, t 分别表示像素 p 的梯度向量, 径向方向单位向量和切向方向单位向量. 为提高运算效率和计算过程的简便性, 不用对每一点像素求 r, t . 以 45 度为分割节点, 将目标图像划分为八个区域, $region\ 1 \sim region\ 8$, $region\ i$ 的像素点使用 $r[i], t[i]$ 方向分别作为该像素点的径向和切向单位方向向量.

表1 各向量的表示

向量	表示
g	$[\text{gradient}X, \text{gradient}Y]$
$r1, t1$	$[1, 0] [0, 1]$
$r2, t2$	$[1/(2^{0.5}), 1/(2^{0.5})] [-1/(2^{0.5}), 1/(2^{0.5})]$
$r3, t3$	$[0, 1] [-1, 0]$
$r4, t4$	$[-1/(2^{0.5}), 1/(2^{0.5})] [-1/(2^{0.5}), -1/(2^{0.5})]$
$r5, t5$	$[-1, 0] [0, -1]$
$r6, t6$	$[-1/(2^{0.5}), -1/(2^{0.5})] [1/(2^{0.5}), -1/(2^{0.5})]$
$r7, t7$	$[0, -1] [1, 0]$
$r8, t8$	$[1/(2^{0.5}), -1/(2^{0.5})] [1/(2^{0.5}), 1/(2^{0.5})]$

经过对梯度的重新定义, 像素点 RGT 梯度幅值和角度的计算公式如下.

$$\begin{aligned}
 V_{RGT} &= \sqrt{(gr^T)^2 + (gt^T)^2} \\
 a_{RGT} &= \arctan(gt^T/gr^T)
 \end{aligned}
 \tag{2}$$

3.3 旋转不变 HOG 特征提取

旋转不变 HOG 特征的提取过程与传统方法类似, 分为以下几步:

- Step1. 图像通过尺度变换, 得到 32×32 大小的目标图像;
- Step2. 将目标图像进行圆形划分;
- Step3. 计算经过 RGT 变换后的各像素点的梯度幅值和方向;
- Step4. 相邻两个圆环的 HOG 特征连接为一个 block 特征, 并对其进行归一化;
- Step5. 所有 block 特征连接, 构成缺陷图像的 HOG 特征.

在汤彪^[6]的研究中, 作者使用的目标图像大小为 100×100 , 影响 HOG 特征维数的参数有三个: $binNum$ 角度的等级划分数、 $Angel$ 角度范围、 $width$ 环宽. 作者令 $binNum$ 为 9, $Angel$ 为 180 度, $width$ 为 10, 经过这样的定义, 一幅实验目标图可划分为 10 个 cell 区域, 从而可得到一个 90 维的 HOG 特征向量. 这样划分的缺点在于, 图像固定区域划分, 各个 block 之间并无重叠, 也就是说, 一个像素点的梯度只影响一个 block 的 HOG 特征组成. 在此, 本文定义了一个全新的能反映 block 重叠程度的参数 P , 以便在统计结果时更直观地观察到 block 重叠对正确率的影响.

$$P = \frac{2 * width - skipStep}{2 * width}
 \tag{3}$$

P 值越大, 则表明各相邻 block 之间的重叠面积越大.

block 有重叠, 意味着同一像素点会出现在不同 block 的特征描述子中, 所反映的信息量便会更多.

引入另外一个参数 $skipStep$ 扫描步长, 可以很好地控制各个 block 重叠范围的大小. 环宽 $width$ 越大, 扫描步数 $skipStep$ 越小, block 之间的重叠区域越大, 得到的 HOG 特征维数就越多. 维数计算公式为式 (4), 其中 $height$ 表示目标图像宽度, 本次实验中 $height$ 为 32 个像素大小.

$$L = \left(\frac{0.5 * height - 2 * width}{skipStep} + 1 \right) * binNum * 2
 \tag{4}$$

本文提取的 HOG 特征维数与四个参数的选择有关, 梯度方向等级划分数 $binNum$ 、角度范围 $Angel$ 、环宽 $width$ 、扫描步长 $skipStep$. 本次实验选择

$binNum=9, Angel=180$, 得到的各方向梯度幅值图像如图 8 至图 12 所示。

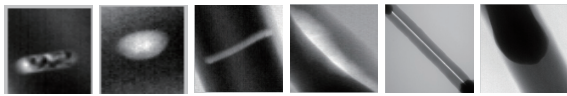


图 8 尺度变换后 32*32 的图像

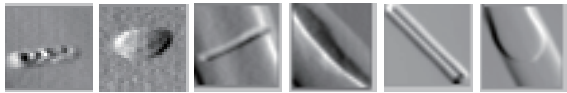


图 9 水平方向梯度图像



图 10 垂直方向梯度图像



图 11 径向方向梯度图像



图 12 切向方向梯度图像

4 PCA 降维

为剔除冗余信息并提高运算效率, 在使用支持向量机进行分类之前, 需要对提取到的 HOG 特征进行 PCA 降维, PCA 降维即主成分分析法^[7]. 这里需要注意的是, PCA 降维是对所有类型样本统一进行降维, 包括各类训练样本和测试样本. PCA 降维过程分为以下几步:

Step1. 计算 HOG 矩阵不同维度的协方差矩阵;

Step2. 计算协方差矩阵的特征向量和特征值, 并将特征值按照从大到小的顺序排列;

Step3. 选择前 n 维特征, 使其贡献率刚好高于或等于 95%.

当 $binNum=9, Angel=180$ 时, 多次改变扫描步数和环宽的大小, PCA 降维后的 HOG 特征维数如表 2 所示.

5 LSSVM 缺陷类型识别

选取各类样本的 3/5 作为训练样本, 2/5 作为测试

样本, 采用 LSSVM 模型进行识别.

表 2 PCA 降维后的维数

参数设置	块是否重叠	HOG特征维数	PCA降维后的维数 n
$width=2$	否	72	48
$skipStep=4$			
$width=2$	是	126	51
$skipStep=2$			
$width=3$	是	108	41
$skipStep=2$			
$width=4$	是	90	30
$skipStep=2$			

为说明 HOG 特征的相对性优点, 我们将基于形态特征和灰度特征的识别结果与本次实验结果做对比.

5.1 基于形态特征和灰度特征的识别结果

提取所有样本的六维形态和灰度特征, 计算公式如表 3 所示.

表 3 样本形态与灰度特征提取

特征参数	计算	公式参数
长宽比	l_1/l_2	可以框住缺陷的最小矩形的长边和短边之比
圆形度	$4\pi S/C^2$	S 为缺陷像素面积, C 为缺陷像素周长
等效面积	S/C	反映了单位边界长度围住的缺陷面积
自身灰度差	$\sum(z_{max} - z)/n$	z 表示该像素点的灰度值, n 为一个缺陷像素点数
相对位置	$2*d_1/d$	d_1 为缺陷重心到中线的距离, d 为焊缝宽
缺陷物理面积	$s*t$	s 为像素个数, t 为单位像素的物理面积

实验样本数目分配、输出编码方式以及实验结果如下表所示.

表 4 样本分配与实验结果

缺陷	输出编码	总样本数	训练样本	测试样本
夹渣	000001	100	60	40
裂纹	000010	89	53	36
气孔	000100	99	59	40
烧穿	001000	17	10	7
未熔合	010000	43	25	18
咬边	100000	184	110	74

测试样本正确率: 88.7%
 训练样本正确率: 96.79%
 全部样本正确率: 92.92%

根据实验结果, 未熔合, 烧穿的识别正确率最高. 误识率较高的情况有, 夹渣和气孔混淆识别, 气孔和咬边混淆识别. 虽然实验结果较好, 但是随着数据集的

扩大, 样本差异性的减小, 在实际使用过程中的识别率相比较实验结果会更小。

5.2 基于旋转不变 HOG 特征的识别结果

将经过 PCA 降维后的样本使用 LSSVM 模型进行识别. 选取 $binNum=9$, $Angel=180$ 变化扫描步数和环宽, 所对应的识别结果如表 5 所示.

表 5 基于旋转不变 HOG 特征的实验结果统计

	Block 重叠率(%)	测试样本 识别率(%)	训练样本 识别率(%)	所有样本 识别率(%)
$width=2$ $skipStep=4$	0	89.71	98.70	95.10
$width=2$ $skipStep=2$	50	90.71	99.0	96.28
$width=3$ $skipStep=2$	67	92.04	100	96.80
$width=4$ $skipStep=2$	75	93.36	100	97.34
$width=4$ $skipStep=1$	87.5	90.10	98.1	94.89

由实验结果可知, 在一定范围内, block 重叠范围越大, 整体识别正确率越高, 当 block 重叠率达到 75% 时, 所提取到的 HOG 特征所包含的信息量足够丰富, 整体识别的正确率较高. 继续升高重叠率会导致信息冗余过大, 正确率下降. 因此, 整体而言, 本文所提到的方法相比较传统的提取缺陷灰度和形态特征的识别方法更具有优势.

6 结论

通过改变细胞划分方式在传统 HOG 特征的基础上提出一种改进的特征提取方法, 使其具有旋转不变性特征, 并在此理论的基础上使用 LSSVM 模型对缺陷进行识别. 通过与灰度和形态特征识别方法的对比, 以及对该方法参数变化与识别正确率关系的分析, 得到以下结论.

(1) 相比较基于缺陷灰度和形态特征的缺陷识别方法, 本文提出的算法可根据各参数的设置来提高其适用范围.

(2) 尺度归一化方法, 和圆形细胞的划分方式, 打破了传统 HOG 特征不具有尺度不变性和旋转不变性的局限.

(3) 在对旋转不变 HOG 特征的研究过程中发现, 在一定范围内, block 重叠范围 P 越大, 正确率小幅度上升, 当块重叠率达到 75% 时, 识别率最高.

在今后的实际使用过程中, 可通过调节各个参数来达到缺陷类型识别的目的.

参考文献

- 杨川. 焊缝缺陷图像特征提取研究[硕士学位论文]. 武汉: 武汉理工大学, 2010.
- 罗来齐. 管道缺陷检测与识别方法研究与实现[硕士学位论文]. 镇江: 江苏大学, 2016.
- Cui WC, Chen S, Yu TS, *et al.* Feature extraction of X-ray chest image based on KPCA. Proceedings of the 2nd International Conference on Computer Science and Network Technology (ICCSNT). Changchun, China. 2012. 1263–1266.
- Daum W, Rose P, Heidt H, *et al.* Automatic recognition of weld defects in X-ray inspection. British Journal of Nondestructive Testing, 1987, 29(2): 79–81.
- 罗滨, 朱长仁, 任云, 等. 基于主方向的旋转不变 HOG 特征. 现代电子技术, 2015, 38(22): 84–87, 90.
- 汤彪, 左峥嵘, 李明. 基于旋转不变 HOG 特征的图像匹配算法. 中国科技论文在线, <http://www.paper.edu.cn/release-paper/content/201301-1025>.
- Ashour MW, Khalid F, Halin AA, *et al.* Machining process classification using PCA reduced histogram features and the support vector machine. Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Signal and Image Processing Applications (ICSIPA). Kuala Lumpur, Malaysia. 2015. 414–418.