

基于 SVM 的捆装圆棒材计数方法

刘昶, 张鑫, 朱立瑶
(沈阳理工大学, 沈阳 110159)

摘要: **目的** 研究利用相机拍摄的捆装棒材端面图像进行棒材的自动计数方法。**方法** 利用 Hough 变换提取端面圆的半径对图像尺寸进行规格化处理, 使每个圆形端面具有近似统一的尺寸; 利用滑动窗口的方法对检测窗口的中心点是否为圆棒材的中心进行判别, 并标记判别结果; 判别过程采用了一种 SVM 分类器的方法; 通过在标记图上进行连通区搜索, 统计棒材中心点区域的个数实现棒材计数; 在测试图像库上对方法的有效性进行了测试实验。**结果** 实验结果显示, 文中方法在测试库上的正确率达到 94%, 其性能较模板匹配方法有显著优势。**结论** 该方法的正确率较常规方法有很大提升, 并且具有较好的鲁棒性, 可应用于捆装圆棒材的自动计数问题。

关键词: 计算机视觉; 机器学习; 方向梯度直方图; 支持向量机

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1001-3563(2020)03-0224-06

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2020.03.035

Bundled Round Bars Counting Method Based on SVM

LIU Chang, ZHANG Xin, ZHU Li-yao

(Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China)

ABSTRACT: The work aims to study an automatic counting method of bundled round bars from the image of their bottom surface caught by a camera. The radius of each bar's bottom surface was extracted by the Hough transformation method for normalizing. Then the image was zoomed to make every circle have a standard radius. The sliding window method was used to determine whether the center of the detection window was the center of a round bar. The result was labeled on another image. SVM classifiers were used for detection. The counting result was obtained by counting the number of connected regions in the labeled image of marked centers. Finally, the effectiveness of the method was tested with images in the test library. The experiment results showed that the accuracy of the methods in this paper on the test library was 94%, which was much higher than ordinary template matching method. The accuracy of the method in this paper is improved greatly compared with ordinary method. It also has a good robustness, and can be applied to automatic counting system for bundled round bars.

KEY WORDS: computer vision; machine learning; HOG; SVM

工业生产中多种棒材具有圆形端面特征, 如圆棒材钢棒、圆铝棒、圆木棒等, 此类棒材一般以打捆包装的形式出厂和交易, 除总重量外, 每捆棒材的数量和长度都是交易双方关注的重要指标, 而人工计数存

在效率低和精度差的缺点, 因此针对此类捆装棒材的自动化计数是企业计量部门需要解决的问题。传统的基于光电管检测的计数方法^[1]在棒材粘连的情况下无效, 一般仅适用于棒材的点支打捆, 不适合捆装计

收稿日期: 2019-10-08

基金项目: 辽宁省自然科学基金 (20170540792)

作者简介: 刘昶 (1971—), 男, 博士, 沈阳理工大学副教授, 主要研究方向为计算机视觉。

数；近年来随着计算机视觉技术的发展，基于图像处理的方法被逐渐应用于棒材计数问题，典型的方法有基于连通区的方法^[2-5]、Hough 变换的方法^[6-10]、模板匹配方法^[11-13]等。

连通区方法的基本原理，是利用图像中棒材端面与背景的灰度差异性提取端面的连通区域，统计连通区域的个数实现计数，但该方法需要解决连通区域存在粘连情况下的分割问题。文献[2]采用了形态学的方法，将连通区域不断缩减实现分割；文献[3]通过扫描图像找到凹点，确定分割线对区域进行分割；文献[4]通过统计连通区的面积进行棒材计数；文献[5]则综合面积、重心、直径等多特征进行分割。以上方法在粘连不严重的情况下有一定效果，但粘连程度对图像二值化的质量有较强的依赖性，对于棒材存在相互遮挡的情况，该方法也很容易导致计数错误。

基于 Hough 变换的方法一般是通过提取端面图像的边缘点，再通过投票的方式进行计数。文献[6-7]采用以边缘点为圆心画圆的方式向棒材圆心投票；文献[8]利用边缘点的梯度方向对圆心投票；文献[9]利用 LoG 算子对圆心投票；文献[10]提出了结合 Hough 变换和连通区的方法，利用 Hough 变换提取棒材圆心并计数，对于未提取出圆的区域，采用连通区域分割法。Hough 变换法特别依赖边缘提取的结果，在照明条件不好时，边缘信息提取不完全，容易导致计数错误。

模板匹配是当前应用较普遍的一种方法，通过对检测窗口与标准模板的相似度评价判定窗口是否为棒材。文献[11]采用了正八边形模板；文献[12]提出了一种基于多模板的方法，分别采用十字模板、水平模板和正八边形模板对目标区域进行匹配，以降低匹配计算量；文献[13]采用了正方形模板对棒材中心区域进行图像增强的方法。模板匹配的效果依赖模板的选择，为便于计算相似度，经常将灰度图变换成二值图后再与模板进行比较，对于存在照明差异、棒材遮挡等情况，二值化过程可能损失大量有效信息，导致效果不够理想。

文中提出一种多阈值模板匹配的计数方法，并将机器学习中的支持向量机（Support Vector Machine, SVM）方法应用于捆装棒材的计数问题，基于方向梯度直方图（Histogram of Oriented Gradient, HOG）特征建立 SVM 分类器模型，用于端面识别，利用模板匹配的误识别样例作为训练 SVM 分类器的负样本，应用 SVM 分类器标记棒材端面圆心，再通过对标记点的连通区搜索确定棒材数量，以提高计数的准确性。

1 多阈值模板匹配

1.1 端面尺寸规格化

实际加工过程中每捆圆形棒材的直径是相等的，

但不同批次的棒材直径可能不同，因此相机拍摄的棒材端面图像中棒材端面圆的半径可能不同。为了简化识别过程，首先将图像进行规格化，使图像中的端面圆具有近似统一的尺寸。采用 Hough 变换提取出图像中的圆半径，再通过图像缩放将其规格化，见图 1。

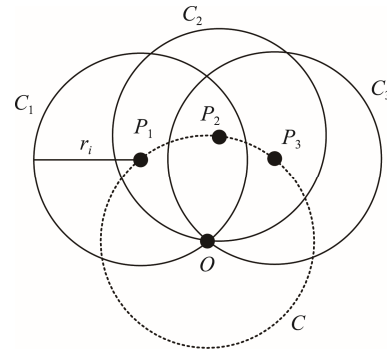


图 1 Hough 变换求端面圆半径的原理
Fig.1 Principle of calculating bottom surface radius through Hough transformation

图 1 显示了 Hough 变换方法求端面圆半径的基本原理，设图像经边缘提取后的边缘点构成圆 C ，根据精度要求和可能的取值范围设置圆心坐标和半径的候选值。图中以半径候选值取 r_i 的情况为例，以每个边缘点为中心，以 r_i 为半径作圆，则若 r_i 是圆的半径，则圆 C 的圆心 O 将得到大量的投票，由此可首先确定圆心位置，对这些圆心点投票最多时对应的 r_i 即为圆的半径。受图像噪声和边缘提取结果的影响，该方法可能并不能提取出所有的圆，但只要能提取出部分圆就能够满足要求。

文中采用 Canny 算子提取图像边缘，圆心和半径的精度均为 0.5 像素，根据获得的端面圆半径对原始图像进行规格化。

1.2 模板匹配方式

相机在拍摄棒材端面图像时，由于照明及棒材相互遮挡等原因，图像中不同棒材的端面灰度往往存在较大的差异，若采用单一阈值对图像进行二值化，即便使用自适应阈值的方法，也容易造成部分棒材的端面不显示或粘连，给计数造成困难，因此文中用多阈值将规格化的灰度图转换成多幅二值的待匹配图，记 N_B 为二值化阈值个数，取 $N_B=5$ ，第 k 个阈值记为 $T_B(k)$ ，灰度值大于 $T_B(k)$ 的前景像素二值化取值为 1，背景取值为 0。通过图像缩放将端面圆半径 r 规格化为近似 8 像素，采用边长为 17 像素的正方形二值图像作为模板，其中包含半径 $r=8$ 像素的标准圆，圆内像素取值为 1，圆外取值为 0。检测窗口的尺寸也选择为 17 像素的正方形，其与模板的归一化相似度计算公式为：

$$R(I;u,v) = \max_{1 \leq k \leq N_B} \left\{ \frac{\sum_{i,j} T(i,j) \odot I_k(u-r+i,v-r+j)}{S(T)} \right\} \quad (1)$$

式中： I 为规格化的灰度图； (u, v) 为检测窗口中心在规格化图像中的坐标； $T(i, j)$ 为模板图像在点 (i, j) 处的像素值； $I_k(u-r+i, v-r+j)$ 为第 k 幅二值化图在点 $(u-r+i, v-r+j)$ 的像素值； \odot 为同或运算； $S(T)$ 为模板图像的面积；得到的 $R(I;u,v)$ 取值范围为 $[0, 1]$ 。

扫描规格化图像，对于中心为 (u, v) 的检测窗口，根据式(1)计算出其与模板的相似度，设定阈值 T_R ，若 $R(I;u,v) > T_R$ ，则认为 (u, v) 为图中一个棒材端面的圆心，并进行标记；扫描结束后，统计圆心标记图中的连通区个数 C_{TM} 作为棒材计数结果。

对一幅圆木棒材的灰度图进行二值化和计数的结果见图2，其中图2a为规格化后的灰度图，图2b—f为5种阈值下的二值化图；图中标注的实心圆点表示算法判断该处为棒材，其中图2b—f是单阈值模板匹配方法在对应的二值图上计数的结果，图2a是综合了5幅二值图得到的结果。可以看出，应用单阈值都无法完全正确计数，而多阈值方法将该图中所有棒材均进行了正确识别，比单阈值的方法具有明显的优越性。

2 棒材计数的 SVM 方法

棒材计数的核心是对检测窗口是否为棒材的准确判别，是一个分类问题，近年来基于机器学习的分类器不断应用于实际，在质量检验^[14]、目标检测^[15-16]等领域都有成功应用，文中采用结合 HOG 特征和 SVM 分类器的方法对棒材进行判别。

2.1 端面图像的 HOG 特征提取

HOG 为图像的方向梯度直方图，HOG 特征提取过程如下所述。

1) 计算梯度幅值及方向。采用 1.1 章节的方法对原始图重新进行规格化，使端面圆的半径近似为 18 像素，分别采用 $[-1, 0, 1]$ 和 $[-1, 0, 1]^T$ 梯度算子对灰度图像作卷积运算，得到每个像素点 (u, v) 处的水平和垂直方向的梯度分量 $G_u(u, v)$ 和 $G_v(u, v)$ ，然后计算每点的梯度幅值及方向：

$$\begin{cases} G(u, v) = \sqrt{G_u^2(u, v) + G_v^2(u, v)} \\ \theta(u, v) = \arctan(G_v(u, v) / G_u(u, v)) \end{cases} \quad (2)$$

2) 构建 Cell 方向梯度直方图。这里取检测窗口的尺寸为 40×40 像素，再将其划分为 10×10 个 4×4 像素大小的区域，称之为 Cell；将梯度方向范围划分为 9 个区间，每个区间包含 20° 的角度范围，在每个 Cell 中构建对于梯度方向区间的投票，投票值即为每个像素点的梯度幅值，则每个 Cell 经投票形成一个 9 维的向量，描述其方向梯度直方图，作为 Cell 特征向量描述子。

3) 构建 HOG 特征向量，见图 3。将窗口中上下左右相邻的 4 个 Cell 组合为 1 个 Block，将 Block 中所有 Cell 的特征向量依次连接起来，构成 36 维的 Block 特征向量，对特征向量标准化以降低光照和对对比度变化产生的影响。再将窗口中所有 25 个 Block 的标准特征向量依次连接起来，得到窗口图像的 900 维的 HOG 描述子。

2.2 SVM 分类器

SVM 是一种适用于二分类问题的有监督学习模型，其基本原理是：首先给定已标注的训练集 $\{(x_i, y_i) | i = 1, 2, \dots, N_S\}$ ，这里 x_i 为第 i 个样本对应的特

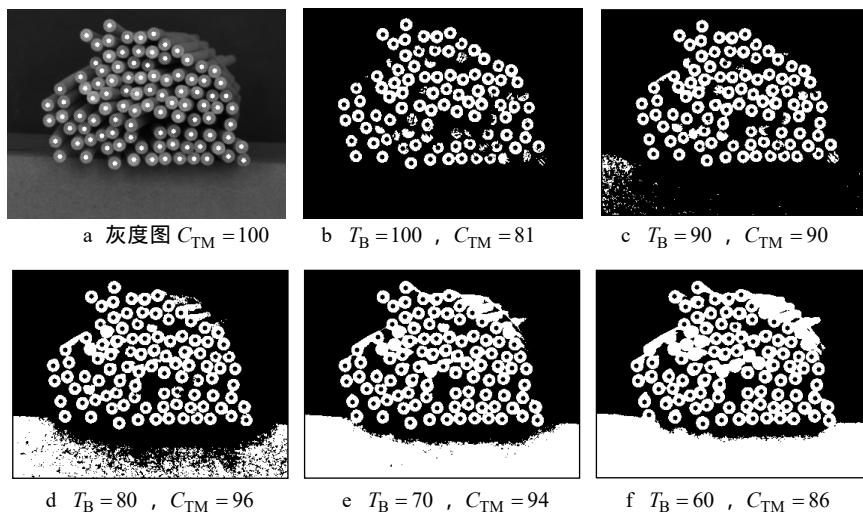


图 2 不同阈值下的端面图像的二值化效果及计数结果

Fig.2 Binary effects and counting results of bottom images at different thresholds

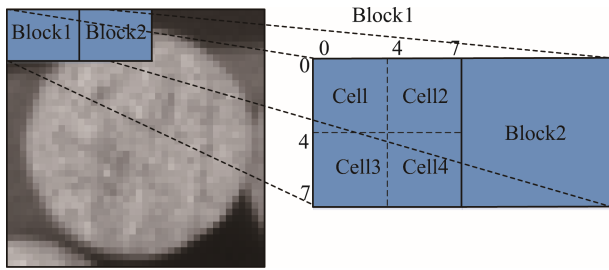


图 3 HOG 特征构建原理

Fig.3 Principle of HOG feature construction

征向量，若为正样本则 $y_i = 1$ ，反之 $y_i = -1$ ；再根据训练集寻求一个最优的分离超平面，对正负样本进行分割，该过程称为 SVM 的训练；在对实例样本进行判别时，若实例样本到求得的超平面的距离为正，则判定为正类，反之为负类。当样本数据是线性不可分时，可通过引入核函数将特征映射到高维空间再求解，将线性的 SVM 分类器转换成非线性分类器，该技术扩展了 SVM 的应用范围^[17]。

针对棒材端面的判别问题，文中采用 HOG 特征描述样本图像，是线性不可分的，这里采用具有高斯核的 SVM 分类模型，高斯核函数的形式为：

$$K(x, z) = \exp\left(-\frac{\|x-z\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

式中： x, z 为样本或实例的特征向量； $\sigma=3.85$ 。

2.3 样本集构建

选择合适的样本对训练 SVM 分类器至关重要，参与训练的正负样本应反映样本空间的普遍性和典型性特征，文中采用以下方法构建样本集。

1) 图像采集与标注。以捆扎圆木棒材为对象，在不同照明条件下，对多种捆扎方式的棒材端面采集图像，使这些图像中存在多种形式的遮挡、照明不均匀、背景干扰等情况；对库中图像进行规格化构成训练图像库；然后对库中每幅图像的每个棒材端面的圆心位置进行手工标注。文中的训练图像库包含 100 幅图像，共包括 10000 种棒材端面形态。

2) 构建正样本集。在训练图像库中随机选择部分棒材端面，以标注的棒材圆心为中心建立 40×40 的窗口，该窗口内的图像为正样本。选择了 3500 张图像作为正样本训练集，这里将其随机分成 2 个子集，第 1 子集 1500 张记为 S_A ，第 2 子集 2000 张记为 S_B ，其部分样例见图 4a。

3) 构建负样本集。负样本集包括 2 部分：一部分是从训练图像库中，随机选择部分到任意已标注棒材圆心的距离均大于 $0.7r$ 的点作为中心建立窗口，以窗口内的图像为负样本，按此方法构建负样本 6500 个，将其随机分成 3 个子集，第 1 子集 2292 个记为 S_C ，第 2 子集 2208 个记为 S_D ，第 3 子集 2000 个记为

S_E ；另一部分是将前述模板匹配算法实验中误匹配为棒材端面的区域截取出来，在规格化图上将对应窗口尺寸扩展成 40×40 ，得到 368 个负样本，对这些负样本进行 $90^\circ, 180^\circ, 270^\circ$ 旋转和沿水平、垂直方向翻转，由此扩展后共得到 2208 个负样本，记为 S_F 。负样本总数是 8708 个，其部分样例见图 4b。

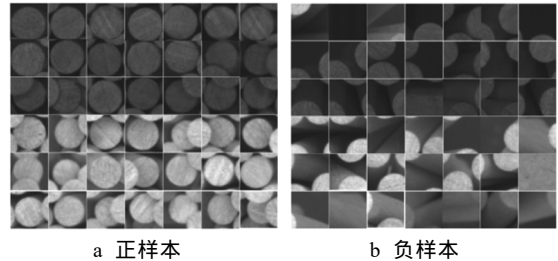


图 4 部分样本图像

Fig.4 Images of some samples

从所构建的样本集中挑选部分样本，包含正样本 S_A 、负样本 S_C 、由模板匹配方法获得的负样本 S_F 共 6000 个，构成训练集用于对 SVM 分类器进行训练。

2.4 棒材计数

棒材计数分成 2 个过程。

1) 利用 SVM 分类器提取图像中棒材的中心，该过程通过在图像上滑动检测窗口实现，对每个窗口都应用已训练好的 SVM 分类器进行判别。一幅棒材中心点检测结果的局部图像见图 5，这里滑动窗口的步长设为 2 像素，图 5 中标记的黑点为识别出的棒材中心，从图 5 中黑框标记的端面看，该棒材端面被遮挡了大约 $1/3$ ，SVM 分类器仍能正确判别，说明该分类器具有一定的鲁棒性；被识别出的中心点构成彼此间隔较大的连通区；但同时也注意到，图像中也存在少数误判，在图 5 中用白方框进行了标注，但其表现为孤立的零散点。

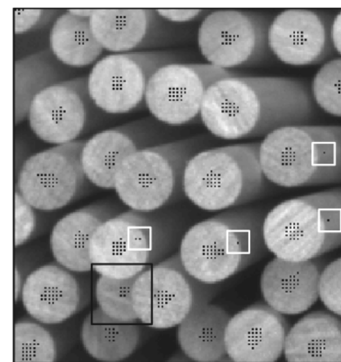


图 5 SVM 检测结果

Fig.5 Results of SVM detection

2) 对检测到的所有中心点进行连通区搜索，同时统计每个连通区的面积，设定阈值 T_s (取 $T_s=5$)，统计面积大于 T_s 的连通区数量 C_{SVM} 为计数结果。

以上方法的计算量主要集中在对每个检测窗口的 HOG 特征提取和利用训练好的 SVM 分类器进行判别,总体计算量较大,但滑动窗口方法具有天然的并行性,可利用并行编程技术降低计算时间。

3 实验结果

3.1 训练样本对分类器性能的作用测试

SVM 分类器的性能与训练样本有很大的关系,在进行训练时,采用了模板匹配的失败样例作为负样本,这将使负样本更具典型性,实际上是一个有针对性训练的过程,记该分类器为 Classifier I;作为对比,从样本集中选择正样本 S_A 、负样本 S_C 和 S_D 共 6000 个,构成训练集对 SVM 进行训练,相比于前述的训练集,该训练集的负样本不够典型,记训练得到的分类器为 Classifier II。将正样本 S_B 和负样本 S_E 共 3500 个构成测试集,对 2 个分类器进行测试,结果见表 1。从结果上看,在训练集上,2 个分类器的表现都比较理想,Classifier I 稍强;在测试集上 Classifier I 的准确率高于 Classifier II,但二者的召回率相当,说明 2 个分类器都能将大部分真正端面的圆心识别出来,但 Classifier II 会将更多的非端面图像识别成端面,这种误判将给后续的计数过程带来一定困难;从 F_1 值的比较看,Classifier I 的性能高于 Classifier II,说明文中采集样本训练 SVM 分类器的方法是有效的。

3.2 计数性能测试

选择不同直径、每捆数量不同的圆木棒作为测试样本,通过相机对其拍照,相机采用 Basler 的 acA640-90gm 工业相机,配 25 mm 定焦镜头,图像为 640×480 像素的灰度图,采用白色环形 LED 光源

作为照明,每次拍摄前手工调整棒材的捆装形式,摆放出端面不对齐、遮挡等特殊情况,共拍摄 100 幅图像构成测试图像库,以对算法进行性能测试。实验中所使用的计算机主要配置为: Intel Core i5 处理器, NVIDIA RTX 2060 显卡,程序采用 VS2015 作为开发工具,利用 OpenCV3.4.7 和 CUDA10.0 开发。分别应用单阈值的模板匹配方法、文中的多阈值模板匹配方法、文中 SVM 方法得到的 2 个分类器 Classifier I 和 Classifier II 进行计数处理。其中单阈值模板匹配方法选择的二值化阈值 T_B 为 80; 2 种模板匹配算法的判别阈值 T_R 均取 0.8; 其他算法参数如前文所述。

实验以计数完全正确率和平均偏差率作为评价标准对算法进行评价。完全正确率是指计数结果与实际数量一致的图像数量与参与测试的图像总数的比值;偏差率是指对于计数有误的图像,错误数量的绝对值与实际数量的比值,平均偏差率是针对计数有误的图像取均值,实验结果见表 2。从结果看,多阈值模板匹配虽然较单阈值的方法在性能上有提高,但面对苛刻的测试集,表现仍不够理想;而文中的 SVM 方法在 2 个评价指标上较模板匹配方法均有显著的提高,体现了该方法的优越性,其中通过针对性训练得到的 Classifier I 表现最突出,其完全正确率达到 94%,对于计数错误的图像,平均差错也不足 2%,已经能应对大部分遮挡不特别严重的情况;Classifier II 的表现没有 Classifier I 优异,这与 3.1 节的实验结果是一致的,也再次证明了选择训练样本方法的有效性。实验中拍摄的数据集是在照明和遮挡条件比较苛刻的条件下进行的,取得以上结果说明文中方法具有一定的鲁棒性。实验中方法每幅图像的平均处理时间为 0.8 s,基本能够满足工业应用的要求。

表 1 分类器性能测试结果
Tab.1 Test results of the performance of two classifiers

分类器	训练集			测试集		
	准确率/%	召回率/%	F_1 /%	准确率/%	召回率/%	F_1 /%
Classifier I	100	100	100	99.75	99.45	99.60
Classifier II	99.67	99.33	99.50	95.18	99.70	97.39

表 2 算法的测试结果
Tab.2 Test results of different algorithms

方法	训练库		测试库	
	完全正确率/%	平均偏差率/%	完全正确率/%	平均偏差率/%
单阈值模板匹配	3	9.26	3	7.25
多阈值模板匹配	18	3.23	41	3.43
Classifier I	66	1.85	94	1.75
Classifier II	44	2.30	80	2.20

4 结语

针对捆装圆形端面棒材的计数问题, 改进了常规的单阈值模板匹配方法, 提出的多阈值模板匹配策略更适用于棒材端面照明不均匀的情况; 提出采用基于HOG特征和SVM的分类器模型进行棒材计数的算法, 在端面的识别能力上较常规方法有显著提高; 采用模板匹配的误识别图像作为负样本的一部分参与SVM分类器的训练, 对SVM分类器的性能提升有重要作用。文中方法对照明条件要求不高, 实验结果表明在照明差别较大且棒材端面被遮挡约1/3左右的情况下, 仍能实现棒材的正确识别, 能有效提高由于棒材摆放产生的遮挡、粘连情况下计数的准确度, 与传统方法相比, 具有更高的计数精度以及更强的鲁棒性。文中方法适用于具有等径圆形端面的捆装棒材的自动计数问题。

参考文献:

- [1] 马欣艺, 余晓流. 棒材计数装置的研究[J]. 金属材料与冶金工程, 2008(6): 30—32.
MA Xin-yi, YU Xiao-liu. The Research on Automatic Counting Equipment for Bar Steel[J]. Metal Materials and Metallurgy Engineering, 2008(6): 30—32.
- [2] 刘晓玉, 吴冰, 苏志祁. 基于数学形态学的棒材自动计数方法[J]. 控制工程, 2013, 20(2): 286—288.
LIU Xiao-yu, WU Bing, SU Zhi-qi. Method for Automatic Counting of Steel Bars Based on Mathematical Morphology[J]. Control Engineering of China, 2013, 20(2): 286—288.
- [3] 陈浩, 王景中, 姚光明. 基于类圆分割的棒材计数图像识别[J]. 工程图学学报, 2004, 25(4): 98—103.
CHEN Hao, WANG Jing-zhong, YAO Guang-ming. Pattern Recognition Based on Circular Segmentation for Counting of Bounded Bar Steel[J]. Journal of Engineering Graphics, 2004, 25(4): 98—103.
- [4] OKUMOTO M, NAKAMURA S. Algorithm to Automatically Count the Number of Steel Pipes[J]. Fukui National College of Technology, 2007, 41: 25—28.
- [5] YAN X, CHEN X Q. Research on the Counting Algorithm of Bundled Steel Bars Based on the Features Matching of Connected Regions[C]// Chongqing: 3rd IEEE International Conference on Image, Vision and Computing, 2018: 11—15.
- [6] XIN Y, XUE W, YUAN P X, et al. Research on an Automatic Counting Method for Steel Bars' Image[C]// Wuhan: IEEE International Conference on Electrical & Control Engineering, 2010: 1644—1647.
- [7] ZHAO J Y, XIA X X, WANG H D, et al. Design of Real-time Steel Bars Recognition System Based on Machine Vision[C]// Hangzhou: 8th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics, 2016: 505—509.
- [8] 罗三定, 肖飞. 不规则类圆形团块目标图像识别的新方法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2004, 35(4): 94—96.
LUO San-ding, XIAO Fei. A New Method of Recognizing Quasi-circular Object[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2004, 35(4): 94—96.
- [9] GHAZALI M F, WONG L K, SEE J. Automatic Detection and Counting of Circular and Rectangular Steel Bars[C]// Penang: 9th International Conference on Robotic, Vision, Signal Processing and Power Applications, 2016: 199—207.
- [10] 毛庆洲, 潘志敏, 高文武. 利用迭代霍夫圆变换实现成捆棒材可靠计数[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2014, 39(3): 373—378.
MAO Qing-zhou, PAN Zhi-min, GAO Wen-wu. Using Iterative Hough Round Transform and Connected Area to Count Steel Bars Reliably[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2014, 39(3): 373—378.
- [11] 周群, 胡光锐. 基于模板覆盖法的钢筋在线计数方法[J]. 上海交通大学学报, 1999, 11(11): 1462—1464.
ZHOU Qun, HU Guang-rui. Real-time Counting of Reinforcing Bar Based on Template Covering[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 1999, 11(11): 1462—1464.
- [12] 侯维岩, 张利伟, 党蟒, 等. 一种基于图像处理的棒材计数测量系统的设计与实现[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(5): 1011—1016.
HOU Wei-yan, ZHANG Li-wei, DANG Mang, et al. Design and Implementation of Bar Count Measurement System Based on Image Processing[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(5): 1011—1016.
- [13] 张达, 谢植, 艾江山. 棒材在线计数中断面定位方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(5): 1173—1178.
ZHANG Da, XIE Zhi, AI Jiang-shan. Research on Rebar Section Positioning Method in Online Rebar Counting System[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(5): 1173—1178.
- [14] 舒文婷, 刘全香. 基于支持向量机的印品缺陷分类方法[J]. 包装工程, 2014, 35(23): 138—142.
SHU Wen-ting, LIU Quan-xiang. Classification Method of Printing Defects Based on Support Vector Machine[J]. Packaging Engineering, 2014, 35(23): 138—142.
- [15] 徐超, 高梦珠, 查宇锋, 等. 基于HOG和SVM的公交乘客人流量统计算法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(2): 446—452.
XU Chao, GAO Meng-zhu, ZHA Yu-feng, et al. Bus Passenger Flow Calculation Algorithm Based on HOG and SVM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(2): 446—452.
- [16] 晁静静, 沈文忠, 宋天舒. 基于HOG和SVM的双眼虹膜图像的人眼定位算法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(9): 190—195.
CHAO Jing-jing, SHEN Wen-zhong, SONG Tian-shu. Eye Location Algorithm of Binocular Iris Image Based on HOG and Cascade SVM[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(9): 190—195.
- [17] 李航. 统计学习方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2012.
LI Hang. Statistical Learning Method[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2012.