

基于机器视觉的轴承盖外形轮廓分类方法

王晓初, 邱杰豪, 欧阳祥波, 简川霞, 范彬祥
(广东工业大学, 广州 510006)

摘要: **目的** 实现曲轴轴承盖在包装生产线上的自动分选, 提高生产效率, 降低企业生产成本。**方法** 提出一种基于机器视觉的曲轴轴承盖外形轮廓分类方法, 首先等间隔提取预处理曲轴轴承盖图像的行和列, 计算每行和每列所含目标像素数量, 将关于图像中心对称的2列目标像素数量求和, 将提取的特征依序组成对轴承盖正反摆放具有不变性的特征向量; 然后采用主成分分析法, 对归一化处理后的特征向量进行降维; 最后采用支持向量机分类。**结果** 实验结果表明, 对样本集的特征向量提取前5个主成分, 零件外形轮廓分类准确率达到99.8%。**结论** 文中所述方法可实现轴承盖零件的准确分类。

关键词: 机器视觉; 零件分类; 特征提取; 支持向量机

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2020)23-0217-06

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2020.23.030

Classification Method of Bearing Caps Contour Based on Machine Vision

WANG Xiao-chu, QIU Jie-hao, OUYANG Xiang-bo, JIAN Chuan-xia, FAN Bin-xiang
(Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

ABSTRACT: The work aims to realize automatic sorting of crankshaft bearing caps packaging production line, improve production efficiency and reduce production cost of enterprises. A classification method of crankshaft bearing caps contour based on machine vision was proposed. Firstly, the rows and columns of pre-processed crankshaft bearing cap image were extracted at equal intervals, and the number of target pixels in each row and column was calculated. Then, the number of target pixels in two columns with symmetrical image center was summed. The above extracted features were sequentially composed into feature vectors that were invariant to the positive and negative placement of bearing caps. Then the normalized feature vectors were reduced by principal component analysis. Finally, the support vector machine was used to classify the feature vectors. The experimental results showed that the classification accuracy of contour of parts can reach 99.8% by extracting the first five principal components from the feature vector of the sample set. The method described in this paper can realize the accurate classification of bearing cap parts.

KEY WORDS: machine vision; parts classification; feature extraction; support vector machine

目前, 在曲轴轴承盖生产企业的包装生产线上, 轴承盖的分选工作主要依靠人工, 效率低, 准确度不高。轴承盖生产具有批量大、批次类型不定等特点。机器视觉技术具有非接触和快速响应的优点, 在包装自动生产线上得到了广泛应用, 如自动分拣

码放系统^[1]、纽扣电池托盘分拣^[2]以及贴片电阻封装排序^[3]等, 因此, 运用机器视觉技术, 实现曲轴轴承盖在线分选, 能避免人工分选的缺点。

该轴承盖分类项目要求为: 首先根据轴承盖的外形轮廓区分出不同类型的轴承盖, 然后再根据轴承盖

收稿日期: 2020-04-15

基金项目: 广东省信息物理融合系统重点实验室项目(2016B030301008); 广东工业大学青年基金(17QNZD001)

作者简介: 王晓初(1964—), 男, 硕士, 广东工业大学副教授, 主要研究方向为机电智能检测与控制。

其他地方的特征（如凹印字符、孔洞和局部形状等），对同类型外形轮廓的轴承盖继续细分。文中只针对轴承盖的外形轮廓的分类，对进一步的细分不再赘述。

在图像特征提取方法方面，陈鹏等^[4]提出了像素分布向量特征；徐官南等^[5]提出了相对像素系数特征；司小婷^[6]总结了零件图像典型的形状、几何特征；吴卫^[7]总结了机械零件轮廓形状特征；严华等^[8]提出了边界局部的轮廓特征；Rafael C.Gonzalez^[9]提出了字符图像行扫描的特征；付贵^[10]提出基于 ROI 区域像素面积的轴承座分类方法。司小婷^[6]和吴卫^[7]提出的是全局特征，不能描述形状局部的变化。陈鹏^[4]、徐官南^[5]、严华^[8]、冈萨雷斯^[9]、付贵^[10]提出的特征能很好地描述形状局部的变化，但都假设对称形状或者不对称形状都只有一种摆向。对于轴承盖包装生产线，轴承盖外形轮廓可能会左右不对称，因此，有必要改进并提出针对轴承盖分类的特征提取方法。

1 曲轴轴承盖外形轮廓图像采集及预处理

根据实际情况，该实验采用正面光源、相机斜拍的图像采集方式。轴承盖的外形轮廓分为 5 种，其采集图像及预处理结果见图 1。在形状上，类型 1 轴承盖的底部圆弧半径比类型 0 的大，其余形状相同；类型 2—4 轴承盖的顶部圆弧形状、底部圆弧半径、左右边缘形状均存在差异。

文中图像预处理过程主要包括设定感兴趣区域、平滑滤波、二值化、轮廓提取、透视变换、仿射变换、轮廓填充。所有预处理图像在保证宽高比不变的情况下，缩放成同一宽度 W 的图像，其对应高度为 H 。该实验令 W 为 512 像素。需要注意的是，文中算法要求工件和相机的相对位姿固定，文中的做法是采用机械挡块限制工件，使其在传送带上以固定的路线运动。

2 图像特征提取及主成分分析

文中的图像特征提取过程如下所述。

令特征向量 F 为 $(V_1, V_2 \dots V_{n/2}, H_1, H_2, H_{n/2})$ ，为 n 维向量，表示分别在图像水平和垂直方向提取 $n/2$ 个特征。在图像水平方向上，首先等间隔采样 n 列，每列内目标像素个数为 v_i ，然后将关于图像中心对称的 2 列目标像素个数 v_i 和 v_{i-1} 求和，组成一个特征 V_i 。

$$v_i = \text{count}(\text{col}(\frac{W}{n} \times i + \frac{W}{2n})) \quad i = 0, 1 \dots n-1 \quad (1)$$

$$V_i = v_i + v_{n-1-i} \quad i = 0, 1 \dots \frac{n}{2}-1 \quad (2)$$

式中： $\text{count}()$ 为计算图像某列或图像某行中目标像素的数量； $\text{col}(x)$ 为图像的第 x 列。

在图像垂直方向上，等间隔采样 $n/2$ 行，每个特征表示为 H_j 。

$$H_j = \text{count}(\text{row}(\frac{2H}{n} \times j + \frac{H}{n})) \quad j = 0, 1 \dots \frac{n}{2}-1 \quad (3)$$

式中： $\text{row}(x)$ 为图像的第 x 行。

外形轮廓左右不对称的轴承盖见图 1a, b，在实际中可能会反向摆放，即沿着图像中心列镜像见图 1f—g。由式（2—3）可知，此时特征 V_i 和 H_j 的值不变，因此，特征向量 $(V_1, V_2 \dots V_{n/2}, H_1, H_2, H_{n/2})$ 对轴承盖正反摆放具有不变性。

文中对图 1f—j 的预处理图像提取 32 维特征向量，并对每一列特征作归一化处理，结果（括号内为每一列的归一化结果）见表 1。设数据集 $X \in R^{n \times d}$ ，样本 $x_i \in R^d$ ，样本 x_i 第 j 个特征 $x_{ij} \in R$ ，归一化公式为：

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij} - \min(x_j)}{\max(x_j) - \min(x_j)} \quad i = 1, 2 \dots n, j = 1, 2 \dots d \quad (4)$$

式中： $x_j \in R^n$ 为所有样本的第 j 个特征的集合； x'_{ij} 为归一化后的样本特征。

从表 1 可知，类型 0 和类型 1 的外形轮廓差异可体现在特征 $V_7—V_{15}$ 和 $H_0—H_5$ 中，类型 2—4 的外形轮廓差异可体现在特征 $V_1—V_9$ 和 $H_6—H_{14}$ 中。特征 $H_7—H_9$ 的值很类似，具有冗余信息，因此有必要减少冗余信息和数据量。

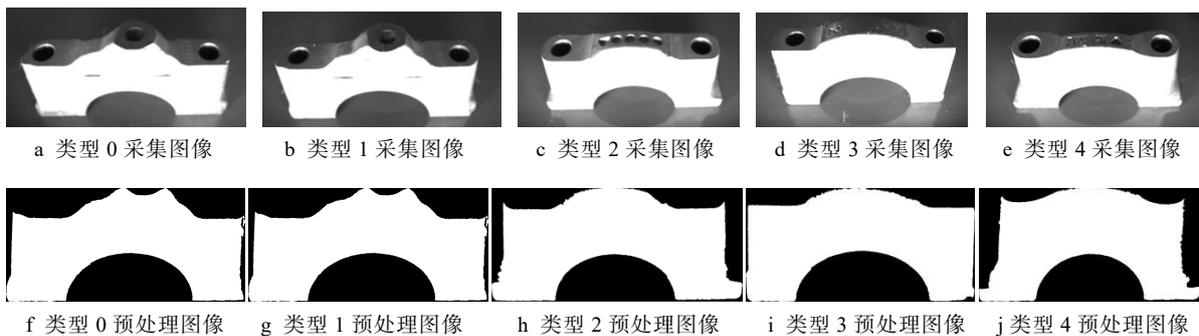


图 1 轴承盖采集图像及预处理图像
Fig.1 Image acquisition and preprocessing of bearing caps

表 1 轴承盖外形轮廓图像特征
Tab.1 Image features of bearing caps contour

类型	0	1	2	3	4
V_1	443(0.77)	448(0.78)	245(0.33)	546(1.00)	98(0.00)
V_2	437(0.63)	440(0.64)	391(0.47)	540(1.00)	260(0.00)
V_3	435(0.33)	441(0.37)	382(0.00)	542(1.00)	507(0.78)
V_4	437(0.35)	439(0.36)	381(0.00)	543(1.00)	495(0.70)
V_5	436(0.34)	441(0.37)	381(0.00)	543(1.00)	494(0.70)
V_6	439(0.43)	445(0.48)	380(0.00)	516(1.00)	499(0.87)
V_7	461(0.65)	425(0.36)	380(0.00)	441(0.49)	504(1.00)
V_8	415(0.58)	377(0.19)	358(0.00)	413(0.56)	456(0.58)
V_9	385(0.77)	362(0.54)	309(0.00)	388(0.80)	407(1.00)
V_{10}	389(1.00)	365(0.75)	292(0.00)	381(0.92)	381(0.92)
V_{11}	360(0.81)	345(0.63)	289(0.00)	377(1.00)	366(0.87)
V_{12}	341(0.64)	326(0.45)	291(0.00)	369(1.00)	354(0.80)
V_{13}	334(0.60)	322(0.46)	282(0.00)	368(1.00)	343(0.71)
V_{14}	344(0.80)	330(0.62)	281(0.00)	360(1.00)	346(0.82)
V_{15}	359(0.94)	342(0.74)	279(0.00)	364(1.00)	339(0.70)
H_0	260(0.83)	243(0.52)	269(1.00)	214(0.00)	261(0.85)
H_1	367(1.00)	248(0.19)	279(0.40)	220(0.00)	268(0.32)
H_2	275(1.00)	258(0.63)	256(0.58)	230(0.02)	229(0.00)
H_3	297(1.00)	275(0.56)	274(0.54)	259(0.24)	247(0.00)
H_4	343(1.00)	313(0.63)	304(0.52)	287(0.31)	261(0.00)
H_5	415(1.00)	365(0.58)	347(0.43)	331(0.30)	294(0.00)
H_6	493(0.97)	496(1.00)	453(0.60)	419(0.30)	386(0.00)
H_7	493(0.85)	494(0.86)	455(0.37)	505(1.00)	425(0.00)
H_8	494(0.85)	494(0.85)	455(0.37)	506(1.00)	424(0.00)
H_9	495(0.83)	500(0.90)	456(0.35)	508(1.00)	428(0.00)
H_{10}	493(0.82)	496(0.86)	455(0.35)	507(1.00)	426(0.00)
H_{11}	428(0.04)	424(0.00)	452(0.33)	508(1.00)	426(0.02)
H_{12}	252(0.01)	250(0.00)	453(0.78)	507(1.00)	425(0.68)
H_{13}	213(0.00)	216(0.01)	230(0.07)	271(0.26)	430(1.00)
H_{14}	56(0.00)	60(0.02)	165(0.55)	209(0.78)	252(1.00)
H_{15}	41(0.00)	52(0.10)	119(0.76)	126(0.83)	143(1.00)

注: 括号内为归一化的数据

主成分分析法 (PCA)^[11]被广泛应用于数据预处理中。主成分分析步骤: 首先, 对样本集 $X\{x_1, x_2 \dots x_m\}$ 进行中心化, 得到 X' ; 然后计算协方差矩阵 $X'(X')^T$ 特征值; 接着从 n 个特征值中选取前 d 个最大特征值, 由其对应的特征向量, 组成投影矩阵 Z ; 最后, 经主成分变换后的样本集为 $X'Z$, 其每一个样本为 $d(d < n)$ 维向量。

3 支持向量机

SVM^[12] (support vector machine) 算法的基本思想: 基于训练集, 在样本空间中, 找到一个使得 2 类样本的间隔最大的划分超平面, 以将不同类别的样本分开。文献[13]和文献[14]详细介绍了支持向量

机算法。

对于线性二分类问题，对于训练样本集 $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}$, $y_i \in \{-1, +1\}$ ，优化目标函数^[13]为：

$$\min \left\{ \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^m \xi_i \right\} \quad (5)$$

约束条件^[13]为：

$$y_i(w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i \quad (6)$$

式中： w 为划分超平面向量； $\xi_i (\xi_i > 0)$ 为松弛变量； $C (C > 0)$ 为惩罚因子。式(5)中第1项决定最大划分间隔，第2项为容忍错分类样本的程度。

为解决线性不可分问题，将样本 x 从原始空间映射到更高维的特征空间 $\phi(x)$ ，以实现样本线性可分。最终求解的决策函数^[13]为：

$$f(x) = \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i \phi(x)^T \phi(x) + b = \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i K(x_i, x_j) + b \quad (7)$$

式中： $K(x_i, x_j)$ 为核函数； b 为划分超平面位移项； $\alpha_i (\alpha_i > 0)$ 为拉格朗日乘子。

常用的核函数为径向基核函数^[13]：

$$K(x_i, x_j) = e^{-g \|x_i - x_j\|^2} \quad (8)$$

式中： $g (g > 0)$ 为函数的径向作用范围。

对于多分类问题，支持向量机常用的方法有“一对其余”、“一对一”和二叉树法等^[6]。对于 k 个类别，“一对一”法在每 2 个类别中计算 1 个二分类决策函数，共得 C_k^2 个决策函数。当预测未知样本时，以 C_k^2 个决策函数结果中，出现次数最多的类作为预测结果。相对其他方法，“一对一”法的决策函数会更多，但其仍具有竞争力^[15]。

支持向量机常用的参数优化算法有遗传算法、粒子群算法和网格搜索法^[16]。相比其他算法，模型参数较少时，网格搜索法的处理时间较少，且得到的解是全局最优解。

文中核函数采用径向基核函数，参数优化方法采用网格搜索法，令 $\log_2 C$ 的搜索集合为 $\{-5, -3, -1, \dots, 13, 15\}$ ， $\log_2 g$ 的搜索集合为 $\{-15, -13, -11, \dots, 1, 3\}$ ，对搜索集合中每一个 C, g 值的组合，计算五折交叉

验证的分类准确率，最后绘制出各组 C, g 值的分类准确率等高线。

4 实验分析

模型训练实验环境为 intel i7-8700 CPU、内存 16G，Windows10 操作系统，Matlab R2018a，LIBSVM-3.1。LIBSVM^[17-18]是林智仁教授等开发设计的 SVM 模式识别与回归的软件包。

采用上述特征提取方法对 1150 张轴承盖预处理图提取归一化特征向量，数据集中每类样本数量为 230 个。取每类样本中前 130 个作为训练数据、后 100 个作为测试数据。主成分分析结果见图 2，其实验结果见表 2。训练集保留前 5 个主成分，结果见表 3，其网格搜索过程见图 3。不同分类方法对比见表 4。

在图 2 中，对于柱状图来说，横坐标代表主成分的编号，纵坐标代表方差百分比，即当前主成分对应的特征值占有所有主成分对应的特征值之和的比例；对于折线图来说，横坐标代表按对应特征值从大到小的顺序选取的主成分的数量，纵坐标代表累计方差百分比，即当前选取的主成分对应的特征值之和占有所有主成分对应的特征值之和的比例。

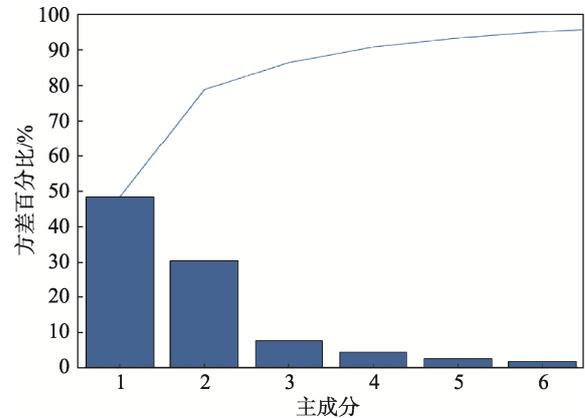


图 2 主成分分析结果
Fig.2 Result of principal component analysis

表 2 实验结果
Tab.2 Experimental result

保留主成分数量	累计方差百分比/%	训练时间/s	测试集分类时间/ms	测试集分类准确率/%
1	40.8	2.05	24.3	71.6
2	72.8	2.10	24.5	94.5
3	87.0	2.20	24.8	97.6
4	90.2	2.70	25.0	99.0
5	92.0	2.80	25.2	99.8
6	93.5	2.85	25.5	99.8

表 3 前 5 个主成分结果 (P_1-P_5)
Tab.3 Results of the first five principal components (P_1-P_5)

类型	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5
0	1.055	0.901	-0.954	0.372	-0.01
1	0.886	0.653	-0.138	-0.571	0.001
2	1.253	-1.604	0.860	0.133	0.002
3	-1.47	1.307	0.970	0.103	-0.004
4	-1.85	-1.301	-0.781	-0.071	0.002

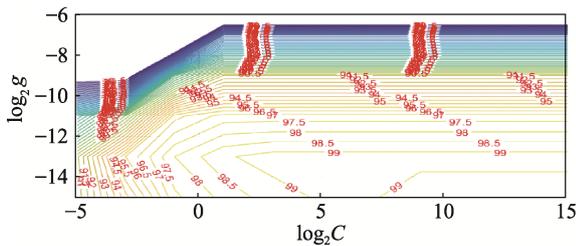


图 3 基于前 5 个主成分的网格搜索过程
Fig.3 Process of grid search method based on the first five principal components

表 4 分类方法对比
Tab.4 Comparison of classification methods

方法	分类准确率/%
文献[4]	91.7
文献[10]	85.5
文中	99.8

从图 2 可知,前 5 个主成分的累计方差百分比已达 92%,表明其包含原数据的绝大部分信息。从表 2 可知,从保留前 5 个主成分开始,测试集分类准确率已不再上升,因此,文中保留前 5 个主成分,既能近似代表原数据,又能保证模型分类准确率。

从表 4 可知,相比于文献[4]和文献[10]的方法,文中方法在轴承盖分类准确率上更高。分析原因,文献[4]特征提取方法没考虑左右形状不对称的工件不同摆向的情况,导致一部分工件被错分类。文献[10]方法在轴承盖外形相似而类型不同的情况下,得到的特征值会很相近而难以被区分。

5 结语

对 5 类外形轮廓的轴承盖进行多张图像采集,对每张图像提取特征向量,组成数据集,对数据集进行归一化、主成分分析处理后,进行分类模型训练,最后得到并保存分类模型。

在实际生产包装线上,对轴承盖外形轮廓自动分类时,首先对轴承盖采集图像,然后经过图像预处理,

提取特征向量,利用训练模型时得到的参数对特征向量归一化并提取前 5 个主成分,最后输入训练得到的分类模型中,计算得到当前轴承盖外形轮廓的类型。

实验结果表明,文中提出的基于机器视觉的曲轴轴承盖分类方法,可使曲轴轴承盖分类准确率达 99.8%。该方法对轴承盖生产包装线上的自动分拣,具有实用及参考价值。

参考文献:

- [1] 杜恩明,张仁朝. 基于机器视觉的自动分拣码放系统研究[J]. 包装工程, 2018, 39(15): 194—198.
DU En-ming, ZHANG Ren-chao. Automatic Sorting and Stacking System Based on Machine Vision[J]. Packaging Engineering, 2018, 39(15): 194—198.
- [2] 顾六平,姚庆文. 基于机器视觉的纽扣电池托盘分拣系统[J]. 包装工程, 2018, 39(15): 178—182.
GU Liu-ping, YAO Qing-wen. Sorting System of Button Cell Tray Based on Machine Vision[J]. Packaging Engineering, 2018, 39(15): 178—182.
- [3] 李治贤, 谌贵辉, 张三炳. 基于机器视觉的贴片电阻封装排序方法[J]. 包装工程, 2018, 39(17): 176—181.
LI Zhi-xian, CHEN Gui-hui, ZHANG San-bing. Sorting Method of Chip Resistors Package Based on Machine Vision[J]. Packaging Engineering, 2018, 39(17): 176—181.
- [4] 陈鹏, 张爱梅, 张强, 等. 基于机器视觉的扁弹簧分类方法研究[J]. 现代制造工程, 2017(3): 126—129.
CHEN Peng, ZHANG Ai-mei, ZHANG Qiang, et al. Study on Classification Method of Flat Springs Based on Machine Vision[J]. Modern Manufacturing Engineering, 2017(3): 126—129.
- [5] 徐官南, 夏庆观, 丁猛. 浅析零件图像的特征提取和识别方法[J]. 机电信息, 2015(3): 75—76.
XU Guan-nan, XIA Qing-guan, DING Meng. Feature Extraction and Recognition of Part Image[J]. Mechanical and Electrical Information, 2015(3): 75—76.
- [6] 司小婷. 基于视觉的零件特征识别与分类方法研究与实现[D]. 沈阳: 中国科学院研究生院(沈阳计算技术研究所), 2016: 15—19.
SI Xiao-ting. Research and Implementation of Parts'

- Feature Recognition and Classification's Method Based on Machine Vision[D]. Shenyang: Shenyang Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Science, 2016: 15—19.
- [7] 吴卫. 基于机器视觉的机械零件检测与识别系统设计[D]. 上海: 东华大学, 2011: 47—48.
WU Wei. Design on the Detection and Identification System of Mechanical Parts Based on Machine Vision[D]. Shanghai: Donghua University, 2011: 47—48.
- [8] 严华, 殷国富, 宁芊. 基于边界矩的机械零件图像轮廓特征提取技术[J]. 计算机集成系统, 2008(7): 1375—1379.
YAN Hua, YIN Guo-fu, NING Qian. Method to Extract Contour Feature of Mechanical Parts Image Based on Edge Moment[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2008(7): 1375—1379.
- [9] 冈萨雷斯, 伍兹. 数字图像处理(第3版)[M]. 北京: 电子工业出版社, 2017: 890—891.
GONZALEZ R C, WOODS R E. Digital Image Processing (Third Edition)[M]. Beijing: Electronic Industry Publishing House, 2017: 890—891.
- [10] 付贵, 刘莉雯, 郭湘川. 基于机器视觉的轴承座分类识别系统研究[J]. 机电工程, 2019, 36(10): 1115—1118.
FU Gui, LIU Li-wen, GUO Xiang-chuan. Recognition System of Bearing House Based on Machine Vision[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2019, 36(10): 1115—1118.
- [11] YANG J, ZHANG D D, FRANGI A F, et al. Two-dimensional PCA: a New Approach to Appearance-based Face Representation and Recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(1): 131—137.
- [12] SUYKENS J A K, VANDEWALLE J. Least Squares Support Vector Machine Classifiers[J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 293—300.
- [13] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016: 121—139.
ZHOU Zhi-hua. Machine Learning[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016: 121—139.
- [14] 赵春江. 机器学习经典算法剖析[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2018: 25—72.
ZHAO Chun-jiang. Analysis of Classical Machine Learning Algorithms[M]. Beijing: People's Telecom Publishing House, 2018: 25—72.
- [15] HSU C W, LIN C J. A Comparison of Methods for Multiclass Support Vector Machines[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(2): 415—425.
- [16] 徐晓明. SVM参数寻优及其在分类中的应用[D]. 大连: 大连海事大学, 2014: 18—25.
XU Xiao-ming. SVM Parameter Optimization and Its Application in the Classification[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2014: 18—25.
- [17] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: a Library for Support Vector Machines[J]. ACM Transactions on Internet System and Technology, 2011, 2: 1—27.
- [18] HSU C W, CHANG C C, LIN C J. A Practical Guide to Support Vector Classification[R]. Department of Computer Science and Information Engineering, National Taiwan University, 2003.