

图文信息技术

不平衡训练集特征选择的印刷套准状态识别

简川霞, 舒治鹏, 谢浩喆, 周玉淇, 王华明

(广东工业大学 机电工程学院, 广州 510006)

摘要: **目的** 针对不均训练集导致印刷套准识别模型无法较好识别印刷套不准图像的问题, 提出基于最大相关、最小冗余的印刷标志图像数据特征选择方法。**方法** 提取印刷标志图像的多维特征数据, 计算特征与印刷套准和印刷套不准2类之间的相关性和特征之间的冗余度。确定特征选择的目标函数, 通过增量搜索方法寻找最优特征, 加入特征子集, 实现不平衡印刷标志图像的特征选择。**结果** 文中的特征选择方法获得了3项不平衡数据分类性能评价指标, A 为 0.9900, R 为 0.9400, G_{mean} 为 0.9466。**结论** 在不平衡印刷标志图像套准识别中, 文中提出的方法性能优于实验中的未处理方法、PCA方法、Relief方法和NCA方法。

关键词: 不平衡数据; 印刷套准; 特征选择

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2021)05-0266-07

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2021.05.035

Printing Registration Recognition Based on Feature Selection of Imbalanced Training Set

JIAN Chuan-xia, SHU Zhi-peng, XIE Hao-zhe, ZHOU Yu-qi, WANG Hua-ming

(School of Electromechanical Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

ABSTRACT: The work aims to propose a feature selection method of printing mark images dataset based on max-relevance and min-redundancy in view of that the model of printing registration recognition cannot accurately identify the printing misregistration images due to the imbalanced training set. The multi-dimensional features of printing mark images were extracted, and the correlation between features and printing registration/misregistration and the redundancy between features were calculated. The objective function of feature selection was determined, and the incremental search method was used to find the optimal feature and add the optimal feature to the feature subset, which realized the feature selection of imbalanced printing mark images. The proposed method achieved 3 evaluation indicators of imbalanced data classification, 0.9900 of A , 0.9400 of R , and 0.9466 of G_{mean} . The proposed method outperforms the untreated method, the PCA method, the Relief method and the NCA method on the identification of imbalanced printing mark images in the experiment.

KEY WORDS: imbalanced data; printing registration; feature selection

印刷套准是保证印刷产品质量的首要条件, 决定着印刷复制品是否能够准确再现原稿^[1]。人工检测印

刷套准状态的效率低、误差大, 机器视觉技术应用于印刷套准状态识别会大大提升识别的准确性和有效

收稿日期: 2020-07-16

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重点项目(17QNZD001); 大学生创新创业训练项目(xj202011845017, xj202011845015, xj202011845016)

作者简介: 简川霞(1979—), 男, 博士, 广东工业大学讲师, 主要研究方向为机器视觉与机器学习等。

性^[2]。于丽杰等^[3]研究印刷套准图像的颜色特征用于套准识别。陈汉文^[4]对分割图像进行骨架提取,检测套准标志的位置信息。在印刷生产线上,获取的印刷套准标志图像是不均衡的,印刷套准识别模型中的印刷套不准图像的识别空间被严重压缩,导致此类图像识别率低。大量不平衡数据分类问题存在于实际应用之中^[5-7],基于数据层面的方法可以有效解决不平衡数据分类问题^[8-9]。近年来,数据层面的特征选择 (Feature Selection, FS) 技术,逐渐引起学者的关注^[10]。特征选择是通过某种方法选择最优特征子集,达到目标函数最优。杜利敏等^[11]提出基于遗传算法的不均衡数据特征选择方法,有效提高了少类样本的分类准确率。YIN 等^[12]基于类分解和 Hellinger 距离提出一种新的特征选择方法,在合成数据和真实数据等高维不平衡数据上取得较好的效果。印刷标志图像的多维特征数据可以从各个方面对印刷图像标志进行描述,但特征之间存在冗余,且一些特征对数据的分类贡献较小,影响了模型的性能。针对印刷标志图像不平衡训练集多维特征之间冗余问题,文中拟研究数据处理层面的特征选择技术,实现不平衡的印刷套准图像识别。

文中提出一种印刷标志图像特征选择算法,最大化特征与分类的相关性与最小化特征之间的冗余 (Max-Relevance and Min-Redundancy, mRMR),对不平衡印刷套准图像的多维特征按照在分类过程中的重要性进行排序,选择最重要的几维特征数据,作为主要特征。根据特征选择后的训练集,建立印刷套准识别模型。

1 基于 mRMR 的印刷套准状态识别流程

文中采用双色套印的印刷标志图像,并将其转换为灰度图像,见图 1。

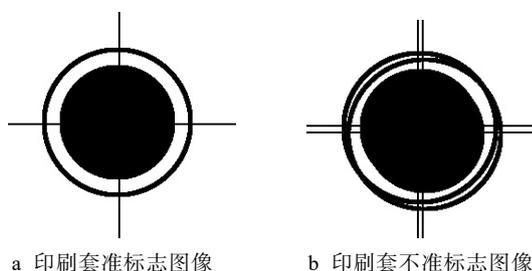


图 1 印刷标志图像
Fig.1 Printing mark images

基于 mRMR 的印刷套准状态检测的流程见图 2。文中采用文献^[13]提出的特征提取方法,进行印刷标志图像的特征提取,将提取的 4 类特征进行数据融合,得到多维的特征数据。采用 mRMR 法从多维特

征数据中选择最优的特征子集,作为分类模型训练数据,以构建印刷套准识别模型。测试集图像经过上述多维特征提取和 mRMR 特征选择,得到降维后的测试集,然后采用建立的套准识别模型对降维后的测试集进行测试,以验证套准识别模型的性能。



图 2 基于 mRMR 特征选择的印刷套准识别流程
Fig.2 Flowchart of printing registration recognition based on mRMR feature selection

2 基于 mRMR 的不均衡印刷标志图像训练集特征选择

特征选择方法根据目标函数,选择对分类影响较大的特征,同时降低所选特征之间的冗余度,使数据进行评估时效果达到最优,提高数据的整体分类性能。最大相关和最小冗余法 (即 mRMR) 是一种过滤型的特征选择技术^[14-15],算法通用性较强,根据印刷套准特征数据本身的信息去评估判断特征的优劣,可以快速去除印刷套准标志图像特征中大量不相关特征,因此文中采用 mRMR 方法实现印刷套准标志图像不平衡数据集 (包括训练集和测试集) 的特征选择。

2.1 mRMR 方法原理

变量 x 和 y 的相关性采用互信息^[17]描述,见式 (1)。

$$I(x; y) = \iint p(x, y) \log \frac{p(x, y)}{p(x)p(y)} dx dy \quad (1)$$

式中: $p(x)$ 为变量 x 的概率密度函数; $p(y)$ 为变量 y 的概率密度函数; $p(x, y)$ 为变量 x 和 y 的联合概率密度函数; $I(x, y)$ 为它们的互信息。

mRMR 特征选择算法目标函数 $\phi(D, R)$, 即满足式 (2)。

$$\max \phi(D, R) = D - R \quad (2)$$

式中: D 反映了特征与分类变量 c 之间的相关性; R 反映了特征与特征之间的冗余度。 D 和 R 的计算分别见式 (3) 和式 (4)。

$$D = \frac{1}{|S|} \sum_{x_i \in S} I(x_i; c) \quad (3)$$

$$R = \frac{1}{|S|^2} \sum_{x_i, x_j \in S} I(x_i; x_j) \quad (4)$$

式中: x_i 和 x_j 分别为特征数据的第 i, j 维特征; $|S|$ 为特征子集 S 中的特征数量; c 为类别变量。为使

$\phi(D,R)$ 最大, 需要 D 取最大值, R 取最小值^[16]。

将式(2)改写为式(5), 采用增量搜索方法优化目标函数。

$$\max_{x_j \in X - S_{m-1}} [I(x_j; c) - \frac{1}{m-1} \sum_{x_i \in S_{m-1}} I(x_j; x_i)] \quad (5)$$

在整体特征空间 X 上已经选择特征子集 S_{m-1} , 在剩余 $X - S_{m-1}$ 空间内寻找能够满足式(5)的特征, 将此特征加入特征子集 S_{m-1} 中。

2.2 流程图及步骤

基于 mRMR 的不均衡印刷标志图像特征选择算法的流程, 见图3。算法步骤如下所述。

1) 提取不均衡印刷标志图像数据集(包括训练集和测试集)的多维特征数据。

2) 对 k 赋值, 即将原特征降维至 k 维; m 初始值设为 1 (m 为特征子集中特征数量)。采用式(1)

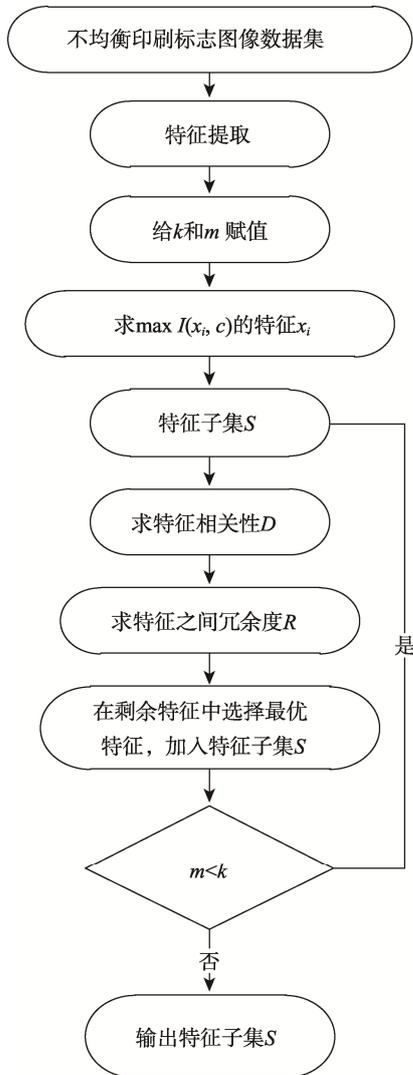


图3 基于 mRMR 方法的不均衡印刷标志图像特征选择流程

Fig.3 Flowchart of feature selection of printing mark images based on mRMR method

计算特征 x_i 与分类变量 c 的互信息 $I(x_i; c)$, 取 $\max I(x_i; c)$ 的特征, 作为初始选择特征子集 S 。

3) 采用式(3)计算剩余特征与分类 c 之间的互信息, 并取平均值, 得到 D 。

4) 采用式(4)计算每个特征之间的互信息, 并求特征之间的互信息平均值, 得到 R 。

5) 根据式(5), 选择最优的特征加入初始选择特征子集 S 中。

6) 重复步骤 3—5, 直至满足 $m=k$ 时, 停止循环, 则选取前 k 个特征即为选择的最优特征子集。

3 实验

3.1 不均衡印刷图像套准识别评价指标

文中采用 ROC 曲线下面积 (Area under the ROC Curve) A 、召回率 R 和分类准确率几何平均数 G_{mean} 等 3 项指标^[17]来评价不均衡印刷套准图像的识别性能。

$$G_{mean} = \sqrt{a^+ \times a^-} \quad (6)$$

$$R = a^+ \quad (7)$$

$$A = \frac{\sum I_i - \frac{M(1+M)}{2}}{M \times N} \quad (8)$$

式中: a^+ 为少数的正类样本 (即文中印刷套不准图像样本) 的分类准确率; a^- 为多数的负类样本 (即文中的印刷套准图像样本) 的分类准确率; M 和 N 分别为正类和负类样本数量; I_i 为第 i 个样本的序号。当这 3 项评价指标较大时, 印刷套准识别模型对不均衡套准图像的识别能力较好。

3.2 实验结果

采用文献[18]中方法获取 100 个套准图像和 100 个套不准图像。考虑到印刷标志在图像采集时存在噪声、旋转等情况, 对这些图像进行预处理 (包括旋转、加噪、平移和裁切等), 获得 12 999 个印刷标志图像, 将其划分为原训练集和原测试集, 原训练集包含 2599 个套不准图像和 2600 个套准图像, 原测试集包含 3900 个套不准图像和 3900 个套准图像。从原训练集中随机挑选 2000 个负类样本 (即印刷套准图像) 数据以及 200 个正类样本 (即印刷套不准图像) 数据, 不均衡比为 10 : 1, 组成该次实验的不均衡训练集 (实验中部分图像见图 4)。从原测试集里固定选取 2000 个负类样本和 200 个正类样本组成该次实验的测试集。采用文献[13]的特征提取方法, 对实验中的训练集和测试集提取出 21 维特征 (部分印刷标志图像的特征数据见表 1), 再采用 mRMR 方法对 21 维特征数据进行特征选择, 消除冗余特征, 最终提取出主要的特征, 得到 4 维特征数据集, 见表 2。

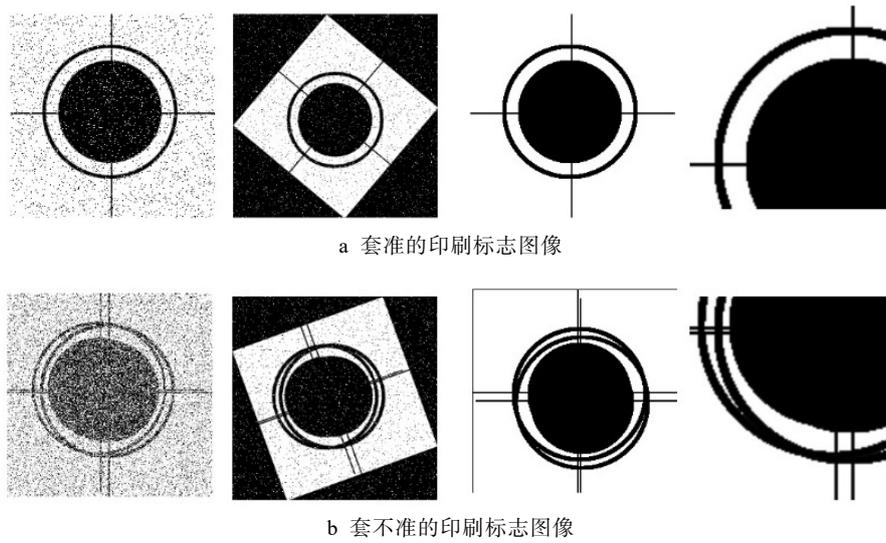


图 4 实验中部分印刷标志图像
Fig.4 Partial printing mark images in the experiment

表 1 印刷标志图像的 21 维特征数据
Tab.1 21-dimensional features of printing mark images

编号	$T(1)$	$T(2)$	$T(3)$	$T(4)$	$T(5)$...	$T(21)$	类别标签
1	0.5160	0.0081	1.1211	0.0402	5.2545	...	0.4485	+1
2	0.5096	0.0083	1.1423	0.0407	5.3714	...	0.4452	+1
3	0.5020	0.0082	1.1636	0.0408	5.4672	...	0.4406	+1
4	0.5126	0.0082	1.1325	0.0403	5.3218	...	0.4466	+1
5	0.5042	0.0083	1.1584	0.0410	5.4436	...	0.4419	+1
6	0.5078	0.0080	1.1477	0.0415	5.0560	...	0.4435	+1
7	0.5078	0.0080	1.1477	0.0415	5.0560	...	0.4435	+1
...
201	0.5834	0.0058	0.9260	0.0288	3.4956	...	0.4834	-1
102	0.5854	0.0058	0.8803	0.0263	3.8212	...	0.4815	-1
103	0.5834	0.0058	0.9260	0.0288	3.4956	...	0.4834	-1
104	0.5854	0.0058	0.8803	0.0263	3.8212	...	0.4815	-1
105	0.5834	0.0058	0.9260	0.0288	3.4956	...	0.4834	-1
106	0.5854	0.0058	0.8803	0.0263	3.8212	...	0.4815	-1
...
2200	0.5834	0.0058	0.9260	0.0288	3.4956	...	0.4834	-1

为了验证文中方法（即 mRMR 方法）在印刷套准图像上特征选择的性能，文中采用 4 种方法进行比较分析。分别采用未经特征处理的数据集，经过 Relief^[19]特征选择的数据集，经过 PCA 特征选择（Principle Component Analysis, PCA）^[20]的数据集以及经过 NCA 特征选择（Neighborhood Component Analysis, NCA）^[21]的数据集，训练套准识别模型，并在测试集上对套准识别模型进行测试。通过 A 、 R

和 G_{mean} 等 3 项指标来比较各种特征选择方法在印刷套准图像上的识别效果。

文中使用基于高斯核函数的支持向量机分类模型，模型中的惩罚参数 C 和核宽度 σ 采用网格寻优^[22]的方法进行优化。随机选取训练集，实验结果为多次实验的平均值，见表 3。表 3 中 a 代表各种方法对印刷套准识别的总体分类准确率。

文献[23]提出集成采样的不均衡训练数据预处

表2 4维特征数据集
Tab.2 4-dimensional feature dataset

编号	$T(1)$	$T(2)$	$T(3)$	$T(4)$	类别标签
1	1.2681	0.0091	0.0612	0.2706	+1
2	10.5525	0.0012	0.0877	0.0945	+1
3	3.4159	0.0061	0.0759	0.2919	+1
4	10.3587	0.0012	0.0839	0.0906	+1
5	4.1959	0.0067	0.0714	0.2292	+1
6	6.7571	0.0008	0.1199	0.1393	+1
...
201	9.4639	0.0010	0.0808	0.0877	-1
202	1.1412	0.0078	0.0481	0.2089	-1
203	1.1412	0.0078	0.0481	0.2089	-1
204	0.8914	0.0305	0.0933	0.2665	-1
205	3.1148	0.0059	0.0697	0.2891	-1
...
2200	1.2681	0.0091	0.0612	0.2706	-1

表3 5种特征选择方法在不均衡印刷套准图像数据集的分类性能
Tab.3 Classification of the 5 FS methods on the imbalanced datasets of printing registration images

方法	未处理	Relief	PCA	NCA	文中方法
A	0.8960	0.9673	0.9725	0.9824	0.9900
R	0.7350	0.7400	0.8000	0.9300	0.9400
G_{mean}	0.8569	0.8600	0.8626	0.9419	0.9466
a	0.9756	0.9927	0.9918	0.9809	0.9900

理方法来解决印刷套不准图像识别准确率较低的问题，并取得了较好的实验结果，获得的 G_{mean} 为 0.9437。由表 3 可知，文中方法获得的 G_{mean} 为 0.9466。

3.3 分析与讨论

由表 3 可见，采用文中方法获得的 A 为 0.9900， R 为 0.9400， G_{mean} 为 0.9466，都大于其他特征选择方法获得的相应分类性能指标。文中方法获得的 A 值较未处理的方法提升了 9.40%，较 Relief 法提升了 2.27%，较 PCA 法提升了 1.75%，较 NCA 法提升了 0.76%。采用 mRMR 方法得到的召回率 R 较未处理法得到了较大提升，提升了 20.5%；较 Relief 法提升了 20.0%，较 PCA 法提升了 14.0%，这表明文中方法在不均衡的印刷套准图像数据上对少类样本（即印刷套不准图像）上的分类准确率优于实验中的其他方法。采用文中方法获得的分类准确率几何平均数 G_{mean} 比未处理法、Relief 法以及 PCA 法获得的 G_{mean} 提升较大（最大达到 9%），略大于 NCA 方法。这表明 mRMR 在提升少类样本分类准确率时，也尽可能地保证了多

类样本的分类准确率没有较大降低。未处理方法由于对特征数据没有采用特征选择的方法，特征之间出现冗余，并且一些特征可能影响模型的分类性能，因此获得的 3 项分类性能指标都较低。Relief 方法虽然根据样本的权重选择出主要的特征，但特征之间在一定程度上存在冗余，导致其 R 值及 G_{mean} 值明显偏低。PCA 法处理线性数据结构时具有明显优势，但在处理非线性结构的印刷图像特征数据时就显得能力不足。从表 3 中可以看出，对于少类数据的分类效果不理想。NCA 方法是一种距离测度学习算法，在特征选择的同时，没有改变样本空间的流形结构。由表 3 可知，NCA 方法对不均衡印刷套准数据的特征选择性能要优于未处理法、PCA 法、Relief 法，略低于文中的文中方法。

表 3 中也列出了各种方法对印刷套准识别的总体准确率 a 。文中方法获得的总体识别准确率为 0.9900，略低于 Relief 方法和 PCA 方法的总体准确率（最大差别幅度仅为 0.27%）。总体分类准确率适合评价均衡的印刷套准图像分类性能。文中研究的印刷

套准图像数据集是非均衡的, 从不均衡的印刷套准图像分类性能指标 (A , R 和 G_{mean}) 来看, 文中方法均大于实验中的其他方法, 这表明文中提出的 mRMR 方法在不均衡印刷套准图像数据特征选择上的性能优于实验中的其他方法。

在不均衡数据分类性能评价指标 G_{mean} 上, 文中方法要大于文献[23]。这表明, 文中方法对不平衡印刷标志图像的识别性能要优于文献[23]中的方法。此外, 文献[23]中的印刷标志图像采用文献[18]的图像获取方法得到, 文中方法采用文献[18]方法获取图像后, 又对图像进行预处理, 因此文中方法的印刷标志图像包含大量的旋转、加噪、平移和裁切 (见图 4), 这大大增加了印刷标志图像套准状态的识别难度, 即便如此, 文中方法依然能够取得大于文献[23]的 G_{mean} 。

4 结语

针对不平衡的印刷套准数据识别时少类数据 (印刷套不准图像) 识别率低的问题, 文中提出了基于 mRMR 的特征选择方法。采用选择后的特征数据进行模型训练和测试, 获得的 A 为 0.9900, 召回率 R 为 0.9400, 分类准确率几何平均数 G_{mean} 为 0.9466, 其均优于实验中的未处理法、Relief 法、PCA 法以及 NCA 法。文中方法对印刷套不准图像的识别准确率为 0.9400, 均高于实验中的其他方法。总体分类准确率为 0.9900, 略低于 Relief 方法和 PCA 方法, 下一步研究在提升印刷套不准图像准确率的同时, 尽量保证不降低印刷套准图像的准确率, 实现总体分类准确率的提升。

参考文献:

- [1] 黄云峰. 基于计算机视觉的彩色印刷套准标识检测[D]. 北京: 北京工业大学, 2006: 6—7.
HUANG Yun-feng. Detection System of Color Registering Marks Based on Computer Vision[D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2006: 6—7.
- [2] 张锡福. 基于机器视觉的套印对准技术研究[D]. 济南: 山东师范大学, 2015: 17—26.
ZHANG Xi-fu. Overprint Alignment Technology Research Based on Machine Vision[D]. Jinan: Shandong Normal University, 2015: 17—26.
- [3] 于丽杰, 李德胜. 彩色印刷套准识别方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(5): 163—165.
YU Li-jie, LI De-sheng. Research on Color Printing Registration Recognition Method[J]. Computer Engineering and Application, 2011, 47(5): 163—165.
- [4] 陈汉文. 基于模式识别的彩色印刷品套准方法研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2008: 15—24.
CHEN Han-wen. Research on Alignment Method of Color Printing Based on Pattern Recognition[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2008: 15—24.
- [5] 邹权, 郭茂祖, 刘扬, 等. 类别不平衡的分类方法及在生物信息学中的应用[J]. 计算机研究与发展, 2010, 47(8): 89—96.
ZOU Quan, GUO Mao-zu, LIU Yang, et al. A Classification Method for Class-imbalanced Data and Its Application on Bioinformatics[J]. Journal of Computer Research and Development, 2010, 47(8): 89—96.
- [6] SUN Ai-xin, LIM E P, LIU Ying. On Strategies for Imbalanced Text Classification Using SVM: A Comparative Study[J]. Decision Support Systems, 2009, 48: 191—201.
- [7] YU Dong-jun, HU Jun, TANG Zhen-min, et al. Improving Protein-ATP Binding Residues Prediction by Boosting SVMs with Random Under-sampling[J]. Neurocomputing, 2013, 104: 180—190.
- [8] 林智勇, 郝志峰, 杨晓伟. 不平衡数据分类的研究现状[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(2): 332—336.
LIN Zhi-yong, HAO Zhi-feng, YANG Xiao-wei. Research Status of Unbalanced Data Classification[J]. Computer Application Research, 2008, 25(2): 332—336.
- [9] 翟云, 杨炳儒, 曲武. 不平衡类数据挖掘研究综述[J]. 计算机科学, 2010, 37(10): 27—32.
ZHAI Yun, YANG Bing-ru, QU Wu. Review of Unbalanced Data Mining[J]. Computer Science, 2010, 37(10): 27—32.
- [10] CHEN Hong-mei, LI Tian-rui, FAN Xin, et al. Feature Selection for Imbalanced Data Based on Neighborhood Rough Sets[J]. Information Sciences, 2019, 483: 1—20.
- [11] 杜利敏, 徐扬. 一种面向不平衡数据的半监督特征选择算法[J]. 河南理工大学学报(自然科学版), 2017, 36(5): 95—99.
DU Li-min, XU Yang. A Semi Supervised Feature Selection Algorithm for Unbalanced Data[J]. Journal of Henan University of Technology(Natural Science Edition), 2017, 36(5): 95—99.
- [12] YIN Liu-zhi, GE Yong, XIAO Ke-li, et al. Feature Selection for High-dimensional Imbalanced Data[J]. Neurocomputing, 2013, 105: 3—11.
- [13] 简川霞, 林子嘉, 杜美剑, 等. 基于特征融合与降维的印刷套准识别方法[J]. 包装工程, 2019, 40(21): 242—249.
JIAN Chuan-xia, LIN Zi-jia, DU Mei-jian, et al. Printing Registration Recognition Method Based on Feature

- Fusion and Dimension Reduction[J]. Packaging Engineering, 2019, 40(21): 242—249.
- [14] ASIR D, APPAVU S, JEBAMALAR E. Literature Review on Feature Selection Methods for High-dimensional Data[J]. International Journal of Computer Applications, 2016, 136(1): 9—17.
- [15] PENG Han-chuan, LONG Fu-hui, DING Chris. Feature Selection Based on Mutual Information: Criteria of Max-dependency, Max-relevance, and Min-redundancy[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(8): 1226—1238.
- [16] 刘吉臻, 秦天牧, 杨婷婷, 等. 基于偏互信息的变量选择方法及其在火电厂 SCR 系统建模中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(9): 2438—2443.
LIU Ji-zhen, QIN Tian-mu, YANG Ting-ting, et al. Variable Selection Method Based on Partial Mutual Information and Its Application in SCR System Modeling of Thermal Power Plants[J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2016, 36(9): 2438—2443.
- [17] ELRAHMAN S M A, ABRAHAM A. A Review of Class Imbalance Problem[J]. Journal of Network and Innovative Computing, 2013, 1: 332—340.
- [18] 简川霞, 高健, 李克天, 等. 基于机器视觉的印刷套准识别方法研究[J]. 电视技术, 2015, 39(16): 69—72.
JIAN Chuan-xia, GAO Jian, LI Ke-tian, et al. Study on Printing Registration Recognition Based on Machine Vision[J]. Video Engineering, 2015, 39(16): 69—72.
- [19] URBANOWICZ R J, MELISSA M, LA C W, et al. Relief-based Feature Selection: Introduction and Review[J]. Journal of Biomedical Informatics, 2018, 85: 189—203.
- [20] 范雪莉, 冯海泓, 原猛. 基于互信息的主成分分析特征选择算法[J]. 控制与决策, 2013, 28(6): 915—919.
FAN Xue-li, FENG Hai-hong, YUAN Meng. PCA Based on Mutual Information for Feature Selection[J]. Control and Decision, 2013, 28(6): 915—919.
- [21] GOLDBERGER J, ROWEIS S T, HINTON G E, et al. Neighborhood Components Analysis[C]// Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems 17, Vancouver, 2004: 1—8.
- [22] 万鹏. 基于流形学习的主轴系统故障诊断方法研究[D]. 北京: 北京信息科技大学, 2012: 49—50.
WAN Peng. Research on Fault Diagnosis of Spindle System Based on Manifold Learning[D]. Beijing: Beijing Information Science and Technology University, 2012: 49—50.
- [23] 简川霞, 高健. 面向非均衡训练集的印刷图像套准状态检测方法[J]. 包装工程, 2018, 39(11): 158—164.
JIAN Chuan-xia, GAO Jian. Print Image Registration State Detection Method for Imbalanced Training Set[J]. Packaging Engineering, 2018, 39(11): 158—164.