

# 基于特征融合与降维的印刷套准识别方法

简川霞, 林子嘉, 杜美剑, 吴一凡, 谢俊生  
(广东工业大学, 广州 510006)

**摘要:** **目的** 针对单一方面特征难以准确表达印刷标志套准状态的问题, 研究印刷标志图像多维特征提取、融合和降维的印刷套准识别方法。**方法** 提取印刷标志图像的灰度共生矩阵、Tamura 纹理特征、灰度差分统计特征和灰度梯度共生矩阵表达其纹理, 并采用主成分分析法对融合后的多维特征进行降维处理, 得到主特征。将印刷标志图像的主特征数据分成训练集和测试集。支持向量机模型通过对训练集的学习确定模型参数, 然后在测试集上验证模型的性能。**结果** 文中建议方法在测试集上的识别准确率为 99%, 训练集对支持向量机模型的训练时间为 1.9327 s, 模型在测试集上的识别时间为 0.0307 s, 模型的总体时间 (训练时间和识别时间之和) 为 1.9634 s。**结论** 文中建议方法优于采用单一方面特征的识别准确率; 同时在不影响识别准确率的情况下, 优于未 PCA 降维方法的模型训练时间、识别时间和总体时间。**关键词:** 印刷套准; 特征降维; 支持向量机

中图分类号: TB801.3 文献标识码: A 文章编号: 1001-3563(2019)21-0242-08

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2019.21.036

## Printing Registration Recognition Method Based on Feature Fusion and Dimension Reduction

JIAN Chuan-xia, LIN Zi-jia, DU Mei-jian, WU Yi-fan, XIE Jun-sheng  
(Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

**ABSTRACT:** The work aims to study the method of printing registration recognition which consists of the multi-dimension feature extraction, fusion and dimension reduction of the printing mark images, with respect to the problem of being unable to accurately represent the printing mark registration state with the single-style features. The gray level co-occurrence matrix, the Tamura texture feature, the gray difference statistical feature and the gray gradient co-occurrence matrix of the printing mark images were extracted to represent their texture. Then, the principal component analysis was carried out to reduce the dimension of the fused multi-dimensional features to obtain the principal features. The printing mark images with the principal features were divided into two sections: the training set and the testing set. The training set was learned by the support vector machine (SVM) model, so as to determine the parameters of this model, and the performance of this model was verified on the testing set. The proposed method achieved the recognition accuracy of 99% on the testing set, the SVM model training time of 1.9327 s on the training set, the SVM model recognition time of 0.0307 s on the testing set, and the model's total time (sum of training time and recognition time) of 1.9634 s. The proposed method outperforms the methods of the single-style features in terms of the recognition accuracy. Meanwhile, without decreasing the recognition accuracy, the proposed method is also better than the Non-PCA dimension reduction method in terms of the training time, the testing time and the total time.

收稿日期: 2019-07-05

基金项目: 广东工业大学青年基金重点项目 (17QNZD001); 广东省信息物理融合系统重点实验室项目 (2016B030301008); 广东省数控一代机械产品创新应用示范工程专项资金项目 (2013B011301023); 大学生创新创业训练计划 (201911845008, xj201911845005, xj201911845014)

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图像处理。

**KEY WORDS:** printing registration; feature dimension reduction; support vector machine

印刷套准是实现印刷色彩复制的基础,图像印刷的质量很大程度上取决于黄、品红、青、黑四色印版的套准程度<sup>[1]</sup>。在印刷过程中,如果四色印版的套印出现了偏差,印刷品上就会呈现各种重影现象,不能实现色彩的准确复制,难以表达出原稿的色彩和阶调,因此,印刷套准识别检测是整个印刷过程中不可忽略的重要环节。人工检测由于速度慢、效率低、稳定性差等原因,已经不能满足印刷品质量检测的自动化进程需要。基于机器视觉的印刷品套准检测已经成为研究的热点问题<sup>[2-3]</sup>。李德胜等<sup>[4]</sup>通过四色色版印刷套准标志的色调、饱和度和灰度等 3 维颜色特征空间对彩色图像进行分割,进而计算出四色套准标志的圆心坐标,据此坐标值通过步进电机调节印版滚筒。张秀珍等<sup>[5]</sup>提出了基于模板匹配的套印偏差检测原理,通过印刷套准标志的边缘形状特征和颜色特征实现匹配,并采用基于金字塔图像的分层搜索策略和加速终止搜索来提高匹配速度。陈汉文<sup>[6]</sup>提取了分割后的印刷套准标志图像骨架信息,并依据标志的形状特征对骨架中的点和线采用 Hough 变换,以检测标志的形状及位置信息。于丽杰等<sup>[7]</sup>提取了印刷标志图像的颜色特征和纹理特征,并采用最小距离分类器对印刷套准状态进行识别,实验取得的最高识别准确率为 78.3%。简川霞等<sup>[8]</sup>提取了印刷标志图像的 Tamura 纹理特征,并由此计算了印刷标志图像的粗糙度、对比度和方向度等参数,并将这 3 个参数作为印刷标志图像的纹理特征输入分类器,实验取得了 90% 的识别准确率。简川霞等<sup>[9]</sup>与王世辉等<sup>[10]</sup>提取了印刷标志图像的灰度共生矩阵来描述其套准状态的纹理特征,并根据灰度共生矩阵来计算 ASM 能量、熵、惯性矩和相关度等 4 个参数,以这 4 个参数的均值和标准差值作为印刷标志图像的 8 维纹理特征,实验取得了 97.5% 的识别准确率。综上所述,目前印刷套准检测

方法常提取印刷套准标志的颜色特征、形状特征和纹理特征等来实现对印刷套准状态的描述,不同特征在表达印刷标志图像套准状态上的性能是有差异的。这些方法从不同角度提取了印刷标志图像的相应特征,提取的特征也仅能反应印刷标志图像某一个方面的特征属性,不能全面地体现印刷标志图像的整体特征,因此在印刷套准检测效果上还有待提高。

文中主要研究印刷标志图像的多维特征提取,即从不同方面提取 21 维特征来表达印刷标志图像的套准状态,将提取特征进行融合并采用主成分分析法(Principal Component Analysis, PCA)降维,得到印刷标志图像的主特征,并依据主特征,采用支持向量机分类器进行印刷标志套准状态识别,即文中建议的方法。

## 1 印刷套准的机器视觉识别流程

基于特征融合与降维的印刷套准识别方法流程图见图 1。整个流程共分 2 个阶段,即特征提取和模型建立与识别。在第 1 阶段中,首先提取印刷标志图像的多维特征数据,即提取其灰度共生矩阵特征、Tamura 纹理特征、灰度差分统计特征和灰度梯度共生矩阵特征(Gray Gradient Co-occurrence Matrix, GGCM)等四大类特征,并将这 4 类特征数据进行融合,得到印刷标志图像的 21 维特征数据,从各方面来表达印刷标志图像的套准状态。多维特征数据之间存在冗余,影响分类模型训练和识别的速度,故采用 PCA 方法对特征数据进行分析,找出主要特征,剔除冗余特征,并将主要特征数据作为模型训练和识别的输入数据。在第 2 阶段中,采用支持向量机模型(Support Vector Machine, SVM)对主要特征数据进行学习训练,模型采用高斯径向基核函数,模型中的

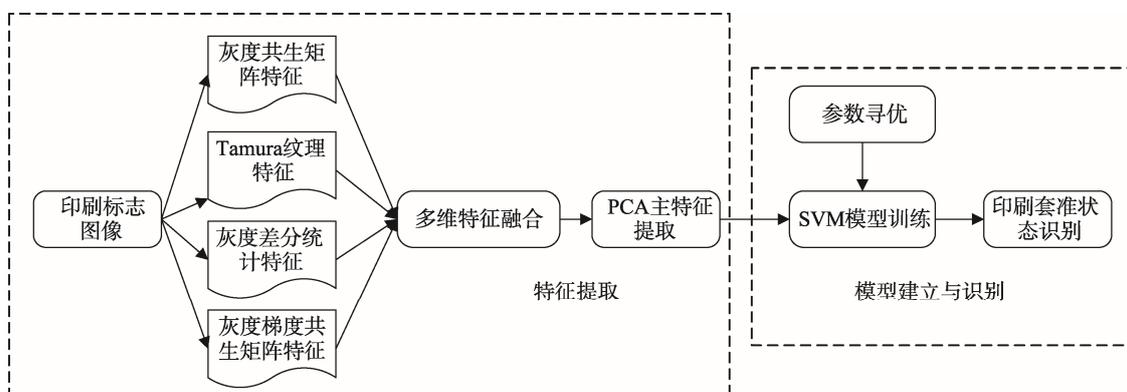


图 1 基于特征融合和降维的印刷套准识别流程

Fig.1 Flowchart of printing registration recognition based on feature fusion and dimension reduction

核函数  $\sigma$  和惩罚参数  $C$  采用网格寻优法进行确定。利用训练获得的模型,对印刷标志图像的套准状态进行识别。文中研究的重点在第 1 阶段,即多维特征的提取、融合及降维。

## 2 印刷套准状态特征提取

正如前面所述,单一方面的特征难以准确描述和表达印刷标志图像的套准状态,因此文中提取了 4 种类型的特征,力求从各方面更全面地表达印刷标志图像的套准状态,即灰度共生矩阵, Tamura 纹理特征,灰度差分统计特征和灰度梯度共生矩阵。其中灰度共生矩阵和 Tamura 纹理特征的提取方法分别见文献[8]和文献[9],下面介绍灰度差分统计特征和灰度梯度共生矩阵特征的提取方法。

### 2.1 灰度差分统计特征的提取

灰度差分统计像素灰度差值出现的概率,反映了不同像素之间在邻域内的关联程度,通过提取印刷套准标志的灰度差分统计特征,建立的灰度差分直方图为 2 维函数关系,能够描述出印刷标志图像的纹理特征状态。设  $(m,n)$  为图像  $f(m,n)$  中的一点,与点  $(m+\Delta m,n+\Delta n)$  的灰度差值  $g_{\Delta}(m,n)$  可以表示为式 (1)。

$$g_{\Delta}(m,n) = g(m,n) - g(m + \Delta m, n + \Delta n) \quad (1)$$

式中:  $g_{\Delta}(m,n)$  为灰度差分; 设图像的灰度级  $L_f$  为设点  $(m,n)$  在全图像内移动, 累计  $g_{\Delta}(m,n)$  取不同值的次数, 便可作出  $g_{\Delta}(m,n)$  的直方图。  $g_{\Delta}(m,n)$  取值的概率为  $P_{\Delta}(i)$ 。  $P_{\Delta}(i)$  反映了纹理表面的粗糙程度,  $P_{\Delta}(i)$  越大, 其表面纹理越粗糙。通常用以下参数来表示描述纹理图像的特征<sup>[11-13]</sup>。

1) 对比度。对比度  $C$  反映了图像的清晰度和纹理沟纹深浅的程度, 见式 (2)。 纹理的沟纹深, 其对比度大, 效果清晰; 反之, 对比度小, 则沟纹浅, 效果模糊。

$$C = \sum_{i=0}^{255} i^2 P_{\Delta}(i) \quad (2)$$

2) 角度方向二阶矩。角度方向二阶矩  $A$  是灰度差分频数的平方和, 反映了图像灰度分布的均匀程度, 见式 (3)。 如果相近的像素灰度值差异较大, 则  $A$  值越大, 说明纹理越粗糙。

$$A = \sum_{i=0}^{255} P_{\Delta}^2(i) \quad (3)$$

3) 熵。熵  $E$  是图像所具有信息量的度量, 反映了图像中纹理的非均匀程度或复杂程度, 见式 (4)。 当灰度差分直方图分散分布时, 熵较大。

$$E = -\sum_{i=0}^{255} P_{\Delta}(i) \ln P_{\Delta}(i) \quad (4)$$

### 2.2 灰度梯度共生矩阵特征的提取

灰度梯度共生矩阵模型反映了图像像素点灰度和梯度之间的相互关系。灰度信息反映了图像上的明暗程度, 梯度信息反映了图像边缘轮廓, 因此图像的灰度信息和梯度信息可以用来分析图像的纹理特征。 设图像  $\{f(m,n); m,n=0,1,2...N-1\}$ , 其灰度级数目为  $L_f$ 。 其梯度图像  $\{g(m,n); m,n=0,1,2...N-1\}$ , 其灰度级数目为  $L_g$ 。 经过归一、变换之后, 灰度梯度共生矩阵的数学表达式为:  $\{H(x,y); x=0,1,2,3...L_f-1; y=0,1,2,3...L_g-1\}$ ,  $H(x,y)$  定义为集合  $\{(m,n)|f(m,n)=x, g(m,n)=y, m,n=1,2,3...N-1\}$  中的元素数目。通常可以用以下参数来计算灰度梯度共生矩阵的特征<sup>[14-16]</sup>: 灰度分布的不均匀性 ( $T_1$ )、 梯度分布的不均匀性 ( $T_2$ )、 灰度均值 ( $T_3$ )、 灰度均方差 ( $T_4$ )、 梯度均方差 ( $T_5$ )、 相关 ( $T_6$ ) 和惯性 ( $T_7$ )。

$$T_1 = \frac{\sum_{x=0}^{L_f-1} \sum_{y=0}^{L_g-1} [\sum \hat{H}(x,y)]^2}{\sum_{x=0}^{L_f-1} \sum_{y=0}^{L_g-1} \hat{H}(x,y)} \quad (5)$$

$$T_2 = \frac{\sum_{y=0}^{L_g-1} \sum_{x=0}^{L_f-1} [\sum \hat{H}(x,y)]^2}{\sum_{x=0}^{L_f-1} \sum_{y=0}^{L_g-1} \hat{H}(x,y)} \quad (6)$$

$$T_3 = \sum_{x=0}^{L_f-1} x [\sum_{y=0}^{L_g-1} \hat{H}(x,y)] \quad (7)$$

$$T_4 = \left\{ \sum_{x=0}^{L_f-1} (x-T_3)^2 \left[ \sum_{y=0}^{L_g-1} \hat{H}(x,y) \right] \right\}^{1/2} \quad (8)$$

$$T_5 = \left\{ \sum_{y=0}^{L_g-1} (y-T_3)^2 \left[ \sum_{x=0}^{L_f-1} \hat{H}(x,y) \right] \right\}^{1/2} \quad (9)$$

$$T_6 = \sum_{x=0}^{L_f-1} \sum_{y=0}^{L_g-1} (x-T_3)(y-T_3) \hat{H}(x,y) \quad (10)$$

$$T_7 = \sum_{x=0}^{L_f-1} \sum_{y=0}^{L_g-1} (x-y)^2 \hat{H}(x,y) \quad (11)$$

通过对上述印刷标志图像的灰度差分统计特征 (3 个参数) 和灰度梯度共生矩阵特征 (7 个参数) 的提取, 共获得印刷标志图像的 10 维特征数据, 融合文献[8] (3 个参数) 和文献[9] (8 个参数) 的特征数据, 共计得到印刷标志图像的 21 维特征数据。 印刷标志图像的灰度差分统计特征体现了图像像素空间邻域的关系, 灰度梯度共生矩阵特征体现了图像灰度与梯度的关系。 文献[9]中的灰度共生矩阵特征仅能体现图像的灰度关系, 缺少对图像像素空间邻域关系和灰度梯度的表征。 文献[8]中 Tamura 纹理特征中的方向度仅计算了像素水平方向和垂直方向上的梯度向量, 缺少像素各方向的梯度表征; 且 Tamura 中仅

用粗糙度和对比度来描述图像灰度关系和空间邻域的关系,对图像灰度及空间邻域关系的描述远没有灰度差分统计特征和灰度梯度共生矩阵特征更充分。与文献[9]中的 8 维特征数据和文献[8]中的 3 维特征数据相比,文中提出的 21 维特征数据更能从图像灰度关系、空间邻域关系、图像梯度等较全面地反映印刷标志图像的套准状态特征,因此文中提取印刷标志图像的 21 维特征数据作为分类器的训练和测试数据。

### 3 基于主成分分析法的特征降维

虽然印刷标志图像的 21 维特征数据比任何一类的特征数据更能表征印刷标志套准状态,但这 21 维特征数据之间存在一定的冗余,势必会影响分类器训练和测试的速度,需要通过数据降维的方法去除冗余特征数据,保留主要特征数据。PCA 是一种常用的数据降维方法<sup>[17-19]</sup>,是从一组特征中按照特征重要性大小进行降序排序,依据某规则(如特征贡献率),剔除重要性小的特征,保留重要性大的特征,作为主要特征。PCA 是采用一组正交向量作为基向量,来对原有特征变换,得到主要特征,因此主要特征之间线性无关,是原有特征的线性组合。综上所述,文中采用 PCA 来寻找 21 维特征中的主要特征。

印刷标志图像的数据为  $X=\{x^1,x^2,\dots,x^n\}_{p \times n}$ ,  $x^i$  为  $p$  维的列向量,  $i=1,2,\dots,n$ , 此处  $n$  为印刷标志图像样本的个数。在此次实验中,采用了 200 个印刷标志图像(即 100 个印刷套准图像和 100 个印刷套不准图像),故  $n=200$ 。 $p$  代表每个印刷标志图像提取的特征维数,文中一共提取了印刷标志图像的 21 维特征数据,故  $p=21$ 。采用 PCA 算法对印刷标志图像进行特征降维的实现流程见图 2。

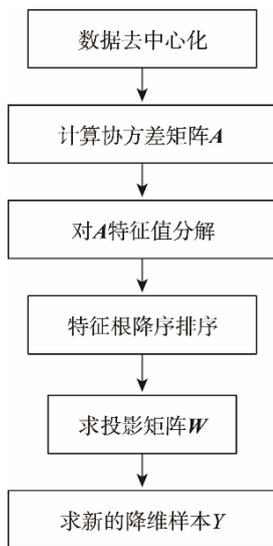


图 2 印刷标志图像特征降维流程

Fig.2 Flowchart of feature dimension reduction of the printing mark images

具体描述如下所述。

1) 数据去中心化。 $x^i=x^i-\mu$ , 其中均值  $\mu=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n x^i$ ,  $i=1,2,\dots,n$ 。

2) 计算协方差矩阵  $A=\frac{1}{n}XX^T$ , 这里的  $X$  为去中心化后的数据,  $A$  为  $p \times p$  维对称矩阵。

3) 对协方差矩阵  $A$  进行特征值分解,  $A=Q\Sigma Q^{-1}$ , 其中  $Q$  是矩阵  $A$  的特征向量组成的矩阵,  $\Sigma$  是  $p \times p$  的对角阵, 对角线上的元素是特征根  $\lambda_i (i=1,2,\dots,p)$ 。不妨设特征根  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p$ , 依据某规则选择前  $k$  个 ( $1 \leq k \leq p$ ) 特征根所对应的特征向量  $a_i (i=1,2,\dots,p)$ , 构成投影矩阵  $W=[a_1,a_2,\dots,a_k]$ ,  $a_i$  为  $p$  维列向量。文中依据特征根贡献率, 选择前

$k$  个特征根。特征根贡献率定义为  $\frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^p \lambda_i}$ 。

4) 将原样本数据  $X$  投影到  $k$  个特征向量构建的新特征空间中, 即得到新的降维后样本  $Y$ ,  $Y=W^T X$ ,  $Y$  为  $k \times n$  的矩阵, 其中  $k$  就是降维后的特征个数。

### 4 实验及分析

实验采用 200 个印刷标志图像(图像获取过程参见文献[8])进行特征提取, 其中有 100 个印刷套准灰度图像和 100 个印刷套不准灰度图像。部分印刷标志灰度图像见图 3。实验仅对套准状态进行识别, 可以不考虑颜色因素, 将四色均采用去色操作。实验研究两色之间的套准, 提出的方法同样适用于四色之间的套准。

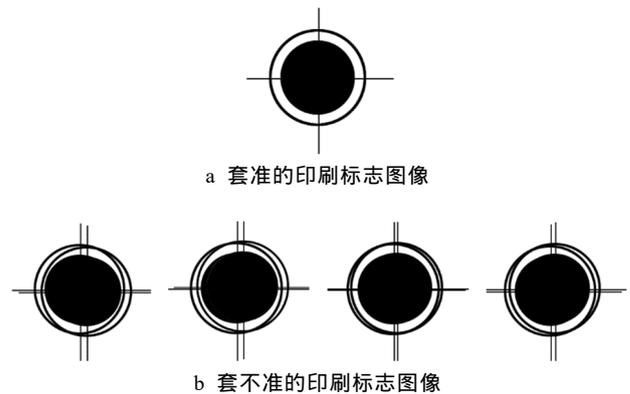


图 3 印刷标志图像

Fig.3 Printing mark images

将印刷标志图像分别进行灰度共生矩阵、Tamura 纹理特征、灰度差分统计。在提取灰度梯度共生矩阵特征的同时, 对印刷套准标志图像赋上标签,  $-1$  代表套准,  $+1$  代表套不准。提取印刷标志图像的灰度

共生矩阵特征 (8 维) 见文献[9], Tamura 纹理特征 (3 维) 见文献[8], 灰度差分统计特征 (3 维) 见表 1, 灰度梯度共生矩阵特征 (7 维) 见表 2, 然后将 4 种纹理状态特征进行融合, 得到印刷标志图像的 21 维特征数据  $X$ , 每一维用  $T(i) (i=1,2...21)$  来表示。融合后印刷标志图像的部分特征数据见表 3。

表 1 印刷标志图像的灰度差分统计纹理特征  
Tab.1 Gray difference statistical texture featuers of the printing mark images

序号	对比度	角度方向二阶矩	熵	类别标签
1	1.2898	0.0009	0.0007	-1
2	1.3834	0.0009	0.0007	-1
3	1.2898	0.0009	0.0007	-1
4	1.3834	0.0009	0.0007	-1
5	1.2898	0.0009	0.0007	-1
...	...	...	...	...
101	2.0636	0.0008	0.0010	+1
102	2.0797	0.0008	0.0010	+1
103	2.0768	0.0008	0.0010	+1
104	1.8448	0.0008	0.0010	+1
105	1.9271	0.0008	0.0010	+1
...	...	...	...	...
200	1.9178	0.0008	0.0011	+1

先将融合后的特征数据进行归一化处理, 然后采用 PCA 方法对归一化后的 21 维特征数据进行特征降维, 协方差矩阵  $A$  分解后对应特征根  $\lambda_i$  从大到小的贡献率见图 4。从图 4 可以看出, 排序后的第 1 个特征根  $\lambda_1$  对应贡献率约为 90%, 其余的特征根累

计贡献率约为 10%, 因此仅提取第 1 个特征根  $\lambda_1$  对应的特征向量  $a_1$  构成投影矩阵  $W$ , 即将原有 21 维的特征数据  $X$  通过  $W$  降低为 1 维的特征数据  $Y$ 。降维后的特征数据  $Y=[1.6038, 1.5550, 1.6038...-1.3476, -1.3143, -1.6375]'_{1 \times 200}$ ,  $Y$  表征了印刷标志图像套准状态的主特征, 依据此主特征, 进行分类模型的训练和测试。

支持向量机分类模型在解决小样本和非线性模式识别上具有优势, 且泛化错误率低, 计算开销小, 因此文中采用支持向量机分类模型作为印刷标志图像套准状态的分类器<sup>[20]</sup>。从印刷套准图像 (100 个) 和印刷套不准图像 (100 个) 中随机各取出 60 个图像组成训练集 (120 个图像), 其余的印刷套准图像和印刷套不准图像组成测试集 (80 个)。该实验采用 Matlab 编程, 在 Inter Core i3-2100, 频率为 3.10 GHz 的处理器上实施。支持向量机采用高斯径向基核函数<sup>[21]</sup>, 且在训练集上采用网格优化的方法获取最优的参数  $C$  和  $\sigma$ <sup>[22]</sup>。随机取 10 次, 获得的平均识别准确率见表 4。作为比较, 同时将文献[8]和文献[9]中的识别准确率也列于表 4 中。从表 4 中可以得出, 文献[9]提取了印刷标志图像的灰度共生矩阵 8 维特征, 识别准确率为 97.5%, 文献[8]采用 3 维的 Tamura 纹理特征, 识别准确率为 90%, 文中采用多种特征融合的方法, 得到 21 维特征来描述套准状态, 识别准确率达到 99%, 超过了文献[8]和文献[9]。原因在于文献[8]和文献[9]仅从某一方面提取了少量的印刷标志图像特征, 不能全面表达印刷标志图像的套准状态。文中建议的方法融合了 4 类特征 (合计 21 维), 可更全面地表征印刷套准状态, 这有助于提高印刷套准状态的识别准确率。

表 2 印刷标志图像的灰度梯度共生矩阵纹理特征  
Tab.2 GGCM texture features of the printing mark images

序号	灰度分布的不均匀性	梯度分布的不均匀性	灰度平均	灰度均方差	梯度均方差	相关	惯性	类别标签
1	1.0892	1.6753	0.0019	0.0011	0.0001	-0.0014	0.4834	-1
2	1.0902	1.6773	0.0019	0.0011	0.0001	-0.0014	0.4815	-1
3	1.0892	1.6753	0.0019	0.0011	0.0001	-0.0014	0.4834	-1
4	1.0902	1.6773	0.0019	0.0011	0.0001	-0.0014	0.4815	-1
5	1.0892	1.6753	0.0019	0.0011	0.0001	-0.0014	0.4834	-1
...	...	...	...	...	...	...	...	...
101	0.9820	1.6238	0.0018	0.0011	0.0001	-0.0018	0.4485	+1
102	0.9721	1.6164	0.0018	0.0011	0.0001	-0.0019	0.4452	+1
103	0.9595	1.6087	0.0018	0.0012	0.0001	-0.0019	0.4406	+1
104	0.9768	1.6070	0.0018	0.0011	0.0001	-0.0019	0.4466	+1
105	0.9635	1.6026	0.0018	0.0011	0.0001	-0.0019	0.4419	+1
...	...	...	...	...	...	...	...	...
200	0.9530	1.5997	0.0018	0.0012	0.0001	-0.0020	0.4409	+1

表 3 融合后的印刷标志图像部分特征数据  
Tab.3 Partial integrated texture features of the printing mark images

序号	$T(1)$	$T(2)$	$T(3)$	$T(4)$	$T(5)$	...	$T(21)$	类别标签
1	0.583 465	0.005 814	0.926 026	0.028 870	3.495 630	...	0.4834	-1
2	0.585 439	0.005 825	0.880 312	0.026 378	3.821 275	...	0.4815	-1
3	0.583 465	0.005 814	0.926 026	0.028 870	3.495 630	...	0.4834	-1
4	0.585 439	0.005 825	0.880 312	0.026 378	3.821 275	...	0.4815	-1
5	0.583 465	0.005 814	0.926 026	0.028 870	3.495 630	...	0.4834	-1
6	0.585 439	0.005 825	0.880 312	0.026 378	3.821 275	...	0.4815	-1
7	0.583 465	0.005 814	0.926 026	0.028 870	3.495 630	...	0.4834	-1
8	0.585 439	0.005 825	0.880 312	0.026 378	3.821 275	...	0.4815	-1
...	...	...	...	...	...	...	...	...
101	0.516 032	0.008 121	1.121 181	0.040 210	5.254 588	...	0.4485	+1
102	0.509 618	0.008 323	1.142 328	0.040 724	5.371 497	...	0.4452	+1
103	0.502 020	0.008 244	1.163 690	0.040 842	5.467 275	...	0.4406	+1
104	0.512 677	0.008 286	1.132 530	0.040 316	5.321 852	...	0.4466	+1
105	0.504 250	0.008 358	1.158 451	0.041 072	5.443 673	...	0.4419	+1
106	0.507 822	0.008 086	1.147 718	0.041 563	5.056 022	...	0.4435	+1
107	0.507 822	0.008 086	1.147 718	0.041 563	5.056 022	...	0.4435	+1
108	0.504 678	0.008 327	1.157 817	0.041 043	5.451 881	...	0.4423	+1
...	...	...	...	...	...	...	...	...
200	0.506 154	0.007 681	1.142 071	0.036 843	5.260 131	...	0.4409	+1

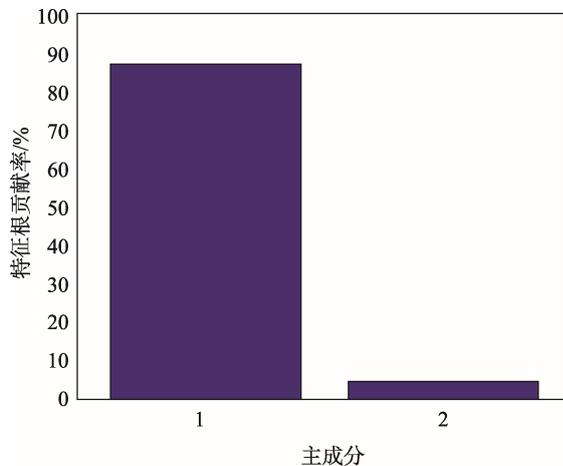


图 4 印刷标志图像协方差矩阵  $A$  分解排序后的特征根  $\lambda_i$  贡献率

Fig.4 Contribution of sorted eigenvalues  $\lambda_i$  obtained after decomposition of covariance matrix  $A$  corresponding to the printing mark images

表 4 不同方法对印刷标志图像套准识别准确率比较  
Tab.4 Comparison of registration recognition accuracy of the printing mark images using different methods

方法	文献[8]	文献[9]	文中建议方法
识别准确率/%	90%	97.5%	99%

此外，文中也比较了融合后的特征数据在采用 PCA 降维处理前与降维处理后对模型训练时间、测试

时间、总体时间（即训练时间和测试时间之和）以及识别准确率的影响。文中对融合后的特征数据（21 维）未进行 PCA 特征降维处理，直接输入支持向量机分类器进行训练和测试的方法称为未 PCA 降维方法。文中建议的方法（采用 PCA 进行特征降维）和未 PCA 降维方法在模型训练和测试过程中获得的实验结果见表 5。从表 5 中可以看到，2 种方法的识别准确率都是 99%，说明文中建议的方法对特征数据进行 PCA 降维处理，即从 21 维特征数据降维至 1 维特征数据，没有影响分类模型对印刷套准状态的识别准确率。从总体时间、训练时间和测试时间来看，文中建议的方法都少于未 PCA 降维方法，尤其是文中建议方法下的模型训练时间为 1.9327 s，比未 PCA 降维方法的训练时间（4.0121 s）缩短了 107.59%。文中采用 PCA 方法进行特征降维，将原来的 21 维特征数据降为 1 维，这大大节省了模型最优参数  $C$  和  $\sigma$  的确定时间，同时也加快了印刷套准状态的识别速度。

表 5 2 种方法对印刷标志图像的套准识别结果  
Tab.5 Results of registration recognition of the printing mark images using two methods

方法	训练时间/s	测试时间/s	总体时间/s	识别准确率/%
未 PCA 降维方法	4.0121	0.0419	4.0540	99
文中建议方法	1.9327	0.0307	1.9634	99

## 5 结语

针对印刷标志图像单方面特征难以准确表征印刷套准状态的问题,文中提出了基于特征融合与降维的印刷标志套准状态识别方法。首先提取了印刷套准标志的灰度共生矩阵、Tamura 纹理特征、灰度差分统计特征、灰度梯度共生矩阵等 4 类共计 21 维特征。针对 21 维特征中存在的冗余问题,提出了采用主成分分析法对 21 维特征进行降维处理,找到主特征。并使用主特征对支持向量机模型进行训练和识别。实验结果表明,文中建议方法的识别准确率超过了文献报道的采用单方面特征的识别准确率。同时文中采用 PCA 方法进行特征降维,在不影响识别准确率的前提下,大大降低了模型的训练时间、测试时间和总体时间。

### 参考文献:

- [1] 谢志萍. 基于图像模式识别与 PLC 控制的印刷套准自适应系统[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(9): 3404—3406.  
XIE Zhi-ping. Adaptive System of Printing Registration Based on Image Pattern Recognition and PLC Control[J]. Application Research of Computers, 2011, 28(9): 3404—3406.
- [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.  
ZHANG Xi-fu. Overprint Alignment Technology Research Based on Machine Vision[D]. Jinan: Shandong Normal University, 2015.
- [3] LIU H, YANG W, HUANG M, et al. Detection and Control Algorithm of Multi-color Printing Registration Based on Computer Vision[C]// 2009 2nd International Congress on Image and Signal Processing (CISP), 2009: 17—19.
- [4] 李德胜, 于丽杰, 黄云峰, 等. 基于机器视觉的印刷套准标识检测[C]// 北京市纪念中国博士后制度实施二十周年——首都现代制造技术发展论坛, 北京, 2005: 133—140.  
LI De-sheng, YU Li-jie, HUANG Yun-feng, et al. Measuring of the Print Register Mark Based on the Machine Vision[C]// Beijing Commemorates the Twentieth Anniversary of the Implementation of China's Postdoctoral System-capital Forum on the Development of Modern Manufacturing Technology, Beijing, 2005: 133—140.
- [5] 张秀珍, 吴贵芳, 普杰信, 等. 基于模板匹配的彩色印品套印偏差检测方法[J]. 计算机仿真, 2015, 32(10): 250—253.  
ZHANG Xiu-zhen, WU Gui-fang, PU Jie-xin, et al. A Method for Color Overprint Deviation Inspect Based on Template Matching[J]. Computer Simulation, 2015, 32(10): 250—253.
- [6] 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.  
CHEN Han-wen. Research on Alignment Method of Color Printing Based on Pattern Recognition[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2008.
- [7] 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. Study on Identifying Register State of Color Printing[J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(5): 163—165.
- [8] 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(16): 69—72.  
JIAN Chuan-xia, GAO Jian, LI Ke-tian, et al. A Study on Printing Registration Recognition Based on Machine Vision[J]. Video Engineering, 2015(16): 69—72.
- [9] 简川霞, 高健, 李克天, 等. 印刷套准识别方法研究[J]. 包装工程, 2015, 36(7): 129—133.  
JIAN Chuan-xia, GAO Jian, LI Ke-tian, et al. Printing Registration Recognition[J]. Packaging Engineering, 2015, 36(7): 129—133.
- [10] 王世辉, 王仪明, 武淑琴, 等. 基于 GA-SVM 模型的印刷套准识别[J]. 传感器与微系统, 2018, 37(11): 142—144.  
WANG Shi-hui, WANG Yi-ming, WU Shu-qin, et al. Printing Registration Recognition Based on GA-SVM Model[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2018, 37(11): 142—144.
- [11] 刘辉, 张云生, 张印辉, 等. 基于灰度差分统计的火焰图像纹理特征提取[J]. 控制工程, 2013, 20(2): 213—218.  
LI Hui, ZHANG Yun-sheng, ZHANG Yin-hui, et al. Texture Feature Extraction of Flame Image Based on Gray-scale Difference Statistics[J]. Control Engineering of China, 2013, 20(2): 213—218.
- [12] 陈梓毅, 康文雄, 邓飞其. 基于灰度差统计分析的掌纹线提取[J]. 计算机工程与设计, 2011, 32(2): 653—655.  
CHEN Zi-yi, KANG Wen-xiong, DENG Fei-qi. Palmprint Extraction Based on Gray Level Difference Analysis[J]. Computer Engineering and Design, 2011, 32(2): 653—655.
- [13] 如先姑力·阿布都热西提, 亚森·艾则孜, 米日古丽·艾则孜. 基于灰度差分统计法的图像复制与移动伪造检测方法[J]. 微型电脑应用, 2018, 34(10): 4—8.  
RUXIANGULI·Abudurexiti, YASEN·Aizezi, MIRIGULI Aizezi. Image Copy-move Forgery Detection Based on Gray Difference Statistics[J]. Microcomputer Applications, 2018, 34(10): 4—8.
- [14] 陈后金, 许文达, 郝晓莉. 基于灰度-梯度共生矩阵的钢轨表面缺陷检测方法[J]. 北京交通大学学报, 2015, 39(2): 7—12.  
CHEN Hou-jin, XU Wen-da, HAO Xiao-li. Detection of Rail Track Surface Defects Based on Gray Lev-

- el-gradient Co-occurrence Matrix[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2015, 39(2): 7—12.
- [15] 梁建, 张占睦, 李俊, 等. 基于灰度-梯度共生矩阵的植被提取方法[J]. 海洋测绘, 2013, 33(1): 29—31.  
LIANG Jian, ZHANG Zhan-mu, LI Jun, et al. Research on Extraction of Vegetation Based on Gray Level-grads Co-occurrence Matrix[J]. Hydrographic Surveying and Charting, 2013, 33(1): 29—31.
- [16] 牧其尔, 包玉海. 基于灰度-梯度共生矩阵的遥感影像纹理信息提取方法研究[J]. 内蒙古科技与经济, 2015(5): 69—71.  
MU Qi-er, BAO Yu-hai. Texture Information Extraction from Remote Sensing Images Based on Gray Level-gradient Co-occurrence Matrix[J]. Inner Mongolia Science Technology and Economy, 2015(5): 69—71.
- [17] BELLEMANS A, AVERSANO G, COUSSEMENT A, et al. Feature Extraction and Reduced-order Modelling of Nitrogen Plasma Models Using Principal Component Analysis[J]. Computers & Amp: Chemical Engineering, 2018, 115: 504—514.
- [18] FENGXI S, ZHONGWEI G, DAYONG M. Feature Selection Using Principal Component Analysis[C]// 2010 International Conference on System Science, Engineering Design and Manufacturing Informatization (ICSEM 2010), 12—14 Nov 2010, Los Alamitos, CA, USA, 2010: 27—30.
- [19] GAO H, HONG W, CUI J, et al. Optimization of Principal Component Analysis in Feature Extraction[C]// 2007 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, Piscataway, NJ, USA, 2007: 3128—3132.
- [20] VAPNIK V. The Nature of Statistical Learning Theory [M]. New York: Springer, 1995: 10—45.
- [21] 尹嘉鹏. 支持向量机核函数及关键参数选择研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.  
YIN Jia-peng. Research on Selection of Kernel Functions and Key Parameters in Support Vector Machine[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2016.
- [22] 范永东. 模型选择中的交叉验证方法综述[D]. 太原: 山西大学, 2013.  
FAN Yong-dong. A Summary of Cross-validation in Model Selection[D]. Taiyuan: Shanxi University, 2013.