

图文信息技术

基于约束谱聚类的印刷套准状态识别

简川霞, 贺鑫, 陈鑫, 舒治鹏, 贺凯帆

(广东工业大学 机电工程学院, 广州 510006)

摘要: **目的** 针对实际生产中获取印刷标志图像标签成本较高的问题, 研究基于约束谱聚类的印刷套准状态识别方法。 **方法** 基于少量有标签的样本, 建立样本之间的 must-link 约束和 cannot-link 约束, 并进行约束扩展。计算印刷标志图像样本点欧式空间相似度矩阵, 并根据扩展后约束关系修正, 构建样本点的特征向量空间。采用 K-means 方法对样本点特征向量空间进行 2 类聚类, 即印刷套准图像和印刷套不准图像。 **结果** 文中方法在实验数据集上的最高印刷套准识别准确率为 98.11%。文中方法 (约束对数为 30) 的识别准确率优于无监督的谱聚类方法、朴素贝叶斯方法和决策树方法, 文中方法与 SVM 方法的识别准确率接近。文中方法获取印刷标志图像标签的成本低于 SVM 方法, 且模型建立和识别的时间也少于 SVM 方法。 **结论** 文中方法以较少的获取印刷标志图像标签成本达到了较高的印刷套准识别准确率。

关键词: 印刷套准; 谱聚类; 约束扩展

中图分类号: TB801.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2021)01-0237-07

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2021.01.033

Printing Registration Recognition Based on Constrained Spectral Clustering Algorithm

JIAN Chuan-xia, HE Xin, CHEN Xin, SHU Zhi-peng, HE Kai-fan

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

ABSTRACT: The work aims to study the printing registration recognition method based on the constrained spectral clustering algorithm, in order to overcome the problem of high cost of obtaining the label of the printing mark images in actual production. The constraints of the must-link and the cannot-link were set and extended based on a few of labeled samples. The similarity matrix of the samples was computed in the Euclidean space and then revised by the extended constraint relationship, to construct the eigenvector space of the samples. The K-means method divided the samples in the eigenvector space into two sections, including the samples with the registration label and the ones with the misregistration label. The proposed method was performed the experimental data, with the best printing registration recognition accuracy of 98.11%. The proposed method with 30 pairs of constraints outperformed the unsupervised spectral clustering algorithm, the Naive Bayes method and the decision tree method in terms of the recognition accuracy. The recognition accuracy of the proposed method was nearly equal to the one of the support vector machine (SVM) method. Besides, compared with the SVM method, the proposed method was lower in the cost of obtaining the labels of the printing mark images and in the time-consumption of model construction and recognition. The proposed method achieves the higher accuracy of printing registration with the low cost of acquiring the labels of printing mark images.

收稿日期: 2020-05-25

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); 2020 年大学生创新创业训练项目 (xj202011845015, xj202011845016, xj202011845017)

作者简介: 简川霞 (1979—), 男, 博士, 广东工业大学讲师, 主要研究方向为图像处理、模式识别和机器视觉。

KEY WORDS: printing registration; spectral clustering; constraint extension

印刷四原色的套准程度是衡量现代图像印刷质量的重要指标之一^[1]。目前印刷套准状态检测工作不再满足于人工抽检,而是采用机器视觉检测这一速度快、精度高、成本低的方法。国内基于机器视觉的印刷套准状态识别检测研究已经逐渐成为热点问题。王俊艳等^[2-3]对图像进行了颜色特征提取,通过测定色标点圆心之间的距离来计算套印误差,进行多色分离套准标记的自动识别。任玲辉等^[4]对印刷图像的 RGB 色彩空间进行分析计算,提取了图像的边缘共生矩阵。于丽杰等^[5]研究了印刷图像的纹理特征和颜色特征,在特征提取的基础上,使用最小距离分类器实现印刷套准状态的识别。王世辉等^[6]提取了图像的 8 维灰度共生矩阵特征参数,并采用遗传算法优化支持向量机的方法进行识别,取得了较好的识别效果。简川霞等^[7-9]研究了印刷标志图像的灰度共生矩阵特征和纹理特征,采用了集成分类器 Adaboost 和非线性支持向量机分类器,对印刷套准状态进行识别,均取得了良好的识别效果。

于丽杰^[5]、王世辉^[6]、简川霞^[7-9]等采用有监督的机器学习方法实现印刷套准状态识别,即用于模型训练的印刷标志图像均已知其套准状态(即印刷套准或印刷套不准)。这些方法获取标签的成本较高,即需要有经验的印刷工人借助专业的仪器对每张印刷样品的套准状态进行识别判断,耗费大量的精力和人力,此外工人的经验也会直接影响到检测的准确度与速度,因此基于有监督的机器学习方法来对印刷套准状态识别是一种高成本的识别方法。鉴于此,有必要研究无监督或者弱监督的机器学习方法在识别印刷套准状态上的应用,即在不需要获取或者仅需要获取少数印刷样张套准标签的前提下,实现印刷样张套准状态的识别。

文中研究约束谱聚类的弱监督学习算法,即在无监督学习算法谱聚类方法的基础上,基于少量有标签的印刷标志图像,建立少量约束关系,并进行约束扩展,获得较多的约束关系。通过扩展后的约束关系修正谱聚类方法中的相似度矩阵,以改进谱聚类方法对印刷套准状态的识别准确率。

1 基于约束谱聚类的印刷套准状态识别流程

文中采用文献[8]所述的印刷标志灰度图像,见图 1,提出基于约束谱聚类的印刷图像套准状态识别流程,见图 2。使用文献[8]所述方法对印刷标志图像进行灰度共生矩阵提取,得到每个印刷标志图像的 8 维灰度共生矩阵特征参数。在图像中,仅已知少量图像的套准状态,即有标签图像,印刷套准图像的标签为 1,印刷套不准图像的标签为 2。有标签的印刷套准图像内部或者有标签的印刷套不准图像的内部建立 must-link (必连) 约束关系,有标签的印刷套准图像和有标签的印刷套不准图像之间建立 cannot-link (勿连) 约束关系。基于少数已有的约束,扩展约束关系,以获得更多约束关系。使用欧氏距离计算各样本中心的聚类中心和相似度,构造相似度矩阵。并基于扩展后的约束关系,修正相似度矩阵,构建特征向量空间,并对空间中的每个样本进行 K-means 聚类,实现印刷标志图像的套准状态聚类,即聚类为印刷套准图像和印刷套不准图像。

2 基于少量标签样本的约束谱聚类

2.1 谱聚类方法

谱聚类是一种无监督的学习算法,通过对图的分

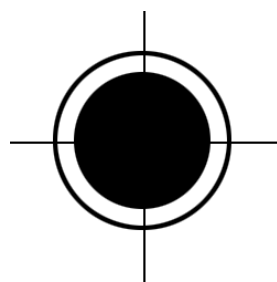


图 1 印刷标志图像
Fig.1 Printing mark image

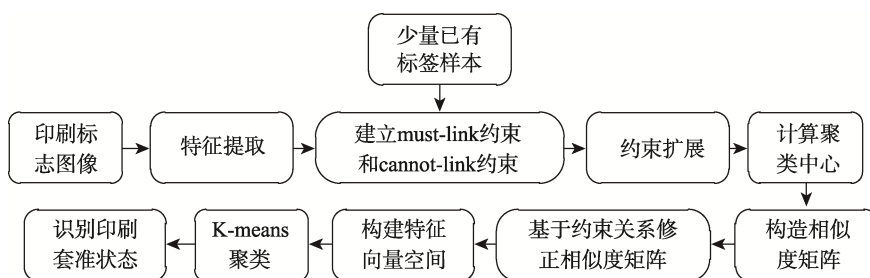


图 2 基于约束谱聚类的印刷标志图像套准状态识别流程
Fig.2 Printing image registration flowchart based on the constrained spectral clustering algorithm

割实现数据的聚类^[10],采用图转换成矩阵后得到的特征向量来描述图的结构特征关系,再通过经典的聚类方法实现图的聚类。其基本思想为用空间中的点来表示样本,点与点之间的连线为边,边的权重值大小与边长呈正相关性。谱聚类将由样本点组成的图分割为多个最优子图实现聚类,最优子图的优化目标是子图间边权重和最小,子图内边权重和最大。谱聚类算法可以处理高维度的复杂数据,且不会出现局部最优解的情况,最终得到的结果趋向于全局最优解。谱聚类使用样本的 Laplacian 矩阵的能量本征谱将其分为相似点与不相似点^[11-12]。

给定数据集 $\{x_1, \dots, x_n\}$, 令 $s_{ij} > 0$ 表示数据点 x_i 与 x_j 之间的相似度,文中选用 RBF 核函数构造相似度矩阵 S , 将其转换得到图的邻接矩阵 W , 见式 (1)。

$$W_{ij} = S_{ij} = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

式中: σ 为 RBF 核函数中的核宽度。

无向权重图 $G=(V, E)$ 由顶点 $V=\{v_1, \dots, v_n\}$ 构成, 规定权重值 w_{ij} 非负, $w_{ij}=w_{ji}$ 。当 2 点 v_i 和 v_j 有边连接时, $w_{ij} > 0$; 否则 $w_{ij}=0$ 。将与第 i 个顶点 v_i 相连的所有边的权重值之和定义为度 d_i , 即:

$$d_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} \quad (2)$$

度矩阵 D 为以度 $d_1 \sim d_n$ 构成的对角矩阵, 其中 d_i 表示顶点 v_i 的度数。

$$D = \text{diag}(d_1, d_2 \dots d_n) \quad (3)$$

将无向权重图 G 切成彼此不相连的 k 个子图。用 $A_1, A_2 \dots A_k$ 表示这 k 个子图点的集合, 满足条件:

$$A_i \cap A_j = \emptyset, A_1 \cup A_2 \cup \dots \cup A_k = V$$

$\forall A, B \subset G$, 满足 $A, B \subset V, A \cap B = \emptyset$, 定义 A, B 两子图点集合之间的切图权重为:

$$W(A, B) = \sum_{i \in A, j \in B} w_{ij} \quad (4)$$

文中考虑使用 NCut 切图方法来实现切图, 使用 $\text{vol}(A) = \sum_{i \in A} d_i$ 来描述子集 $A \subset V$ 的“模”, 即:

$$\text{Ncut}(A_1, A_2 \dots A_k) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k \frac{W(A_i, \overline{A_i})}{\text{vol}(A_i)} \quad (5)$$

定义 Laplacian 矩阵 $L=D-W$, 其中 D 和 W 分别为上文定义的度矩阵和邻接矩阵。Laplacian 矩阵 L 的谱聚类算法步骤如下所述。

1) 输入样本集 $D=\{x_1, \dots, x_n\}$, 采用 RBF 核函数构造样本点之间的相似度矩阵 S 。

2) 构造邻接矩阵 W 与度矩阵 D , 计算拉普拉斯矩阵 $L, L=D-W$ 。

3) 拉普拉斯矩阵标准化为 $D^{-1/2}LD^{-1/2}$, 计算其最小的 k_1 个特征值对应的特征向量, 并将其行标准化, 组成特征向量空间 F 。

4) 将 F 中的行向量视为样本, 采用传统聚类算

法对 F 中的 n 个样本进行 k_2 类聚类, 得簇 $C(c_1, c_2, \dots, c_{k_2})$ 。

2.2 约束扩展

谱聚类算法是一种无监督学习算法, 面向无标签样本的聚类, 若样本中含有有标签样本, 则有标签的样本会对谱聚类算法在聚类过程中有一定的指导作用, 提高谱聚类的聚类效果。在实际的聚类任务中, 通常可以获得少部分样本标签, 利用这些少部分标签样本来指导聚类, 可以获得更好的聚类效果^[13]。在印刷套准状态检测时, 少量有标签的样本之间建立约束关系, 利用约束关系可以修正谱聚类中的相似度矩阵, 从而改善聚类效果。

文中使用 must-link (必连) 和 cannot-link (勿连) 2 种约束集合来表示 2 个样本是否属于同一类, 样本点之间的约束关系见图 3。○和△代表 2 类数据, 虚线代表 cannot-link 约束, 实线代表 must-link 约束。研究表明, 约束数目越多, 聚类效果越好^[14], 但在实际的聚类任务中, 由于获取有标签样本的成本较高, 可获取约束数量有限, 可以对约束进行扩展以获取更多的约束信息, 从而进一步提高谱聚类的聚类效果^[11]。

使用 M 表示 must-link 约束, C 表示 cannot-link 约束, 约束关系扩展见式 (6)。

$$\begin{cases} (x_i, x_j) \in M \ \& \ (x_j, x_k) \in M \Rightarrow (x_i, x_k) \in M \\ (x_i, x_j) \in M \ \& \ (x_j, x_k) \in C \Rightarrow (x_i, x_k) \in C \end{cases} \quad (6)$$

使用 M^+ 表示含有 must-link 约束的扩展集, C^+ 表示含有 cannot-link 约束的扩展集, 即 M^+ 和 C^+ 分别表示 x_i 中所有存在 must-link 和 cannot-link 约束关系的样本点。 M^+ 和 C^+ 的扩展见式 (7)。

$$\begin{cases} (x_i, x_j) \in M^+ \ \& \ (x_j, x_k) \in M^+ \Rightarrow M^+ \cup \{(x_i, x_k)\} \\ (x_i, x_j) \in M^+ \ \& \ (x_j, x_k) \in C^+ \Rightarrow C^+ \cup \{(x_i, x_k)\} \end{cases} \quad (7)$$

经过扩展, 数据点中约束点之间和非约束点之间的相似关系以及点与点之间的距离均产生了变化, 得到了更多的约束信息, 可有效提高聚类效果。综上所述, 约束扩展通过构造相似度矩阵的方法, 可以将已获取的少量标签样本的约束信息扩展至未标签样本^[15-17]。

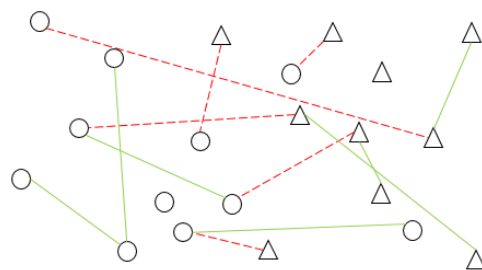


图 3 约束集中的点对关系

Fig.3 Point pair relationships in constraint sets

3 实验

实验采用 200 个印刷标志图像(图像获取过程参见文献[7])进行特征提取(特征提取方法见文献[8]),提取了 100 个印刷套准灰度图像和 100 个印刷套不准灰度图像,其中各存在 20 个含有噪声、旋转、裁切等经过预处理的图像(实际生产中识别的印刷标志图像在采集过程中可能出现上述各方面问题)。印刷的若干个套准、套不准标志图像分别见图 4 和图 5,其中未经处理印刷标志图像见图 4a 和图 5a,增加了高斯噪声的印刷标志图像见图 4b 和图 5b,增加了椒盐噪声的印刷标志图像见图 4c 和图 5c,为经过旋转、缩小后的印刷标志图像见图 4d 和图 5d,经过裁切处理的印刷标志图像见图 4e 和图 5e。实验仅对图像的套准状态进行识别,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。实验提取的 8 维灰度共生矩阵特征数据见表 1,其中标签 1 表示印刷套准图像,标签 2 表示印刷套不准图像。建立这些标签是为了进行约束的选取,以及将聚类后得到的 2 类数据与真实标签进行对比,得到约束谱聚类的识别效果。

该实验使用 Matlab 编程,在 Inter Core i5-7200U,频率为 2.50 GHz 处理器上实施。谱聚类和约束谱聚类方法(取 30 对约束关系)对印刷标志图像套准识别准确率的结果见表 2。从 200 个样本中随机抽取若干个样本进行人工标记,从而建立 30 对约束关系。约束谱聚类算法识别准确率与约束对的选取有关,选取是随机的,每次得出的识别准确率不完全相同。故随机取 10 次,分别去掉得到识别准确率的最大值以及最小值,对剩余 8 次得到的识别准确率取平均值,作为使用约束谱聚类方法的最终识别准确率。

通过比较表 2 中的结果能够得出,采用约束谱聚类方法得出的识别准确率为 90.47%,比谱聚类方法的识别准确率(81.91%)提高了 8.56%,说明 30 对约束关系对谱聚类算法的识别效果具有很好的指导意义。

讨论约束对的数目对识别准确率的影响,分别取约束对数为 0, 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 采用约束谱聚类方法得出的识别准确率,见表 3。根据约束传播关系式(6—7),任意 2 个有标签的样本都可以建立一对约束关系(cannot 约束或者 must-link 约束),要建立 m 对约束关系,根据 $C_n^2 = m$,实际获取有标签的印刷标志图像的数量为 n 。由表 3 可知,采用约束对数为 10(需要 5 个有标签的样本),得到的识别准确率为 82.46%,随着有标签样本数量的逐渐增加,约束对数也逐渐增加,得到的识别准确率也随之增加。当约束对数为 80(最少需要有 14 个有标签的样本)时,识别准确率为 98.11%。

此外,分别从 100 个印刷套准图像和 100 个印刷套不准图像中随机选择 30 个图像作为监督学习模型的训练集,其余作为测试集进行测试。为了比较文中的约束谱聚类方法和传统的有监督学习方法对印刷套准图像状态的分类效果,实验选择决策树(DT)方法(文中实验采用 C4.5)、朴素贝叶斯方法(Naivebayes)和支持向量机(SVM)方法等监督学习方法对测试集进行测试。各种方法获得的识别准确率见表 4。文中约束谱聚类算法(采用 30 对约束关系)在 9 个有标签样本的情况下,获得识别准确率为 90.47%。Naivebayes 方法、SVM 方法、DT 方法在 60 个有标签的样本情况下,获得的识别准确率分别为 83.33%, 90.71% 和 85%。文中方法的印刷套准识别准确率比 Naivebayes 方法、DT 方法分别提高

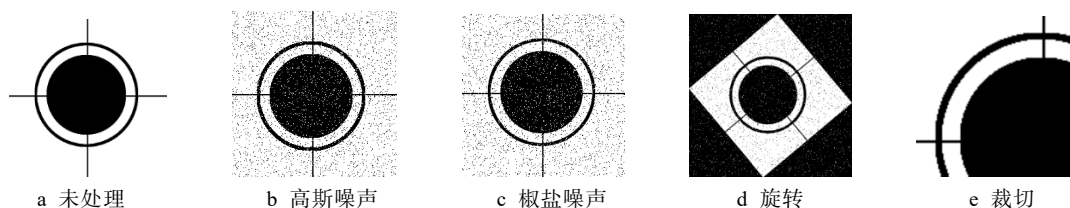


图 4 部分套准的印刷标志灰度图像
Fig.4 Some printing mark gray images with registration

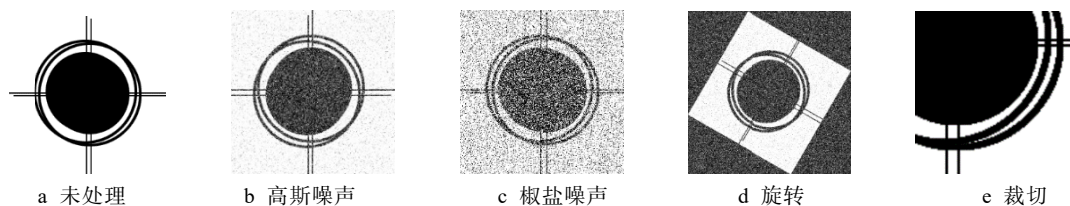


图 5 部分套不准的印刷标志灰度图像
Fig.5 Some printing mark gray images without registration

表 1 印刷标志图像 8 维灰度共生矩阵特征数据
Tab.1 Eight-dimensional feature data of the gray co-occurrence matrix of the printing mark images

序号	$T(1)$	$T(2)$	$T(3)$	$T(4)$	$T(5)$	$T(6)$	$T(7)$	$T(8)$	标签
1	0.5159	0.0081	1.1228	0.0402	5.2616	1.8220	0.0207	0.0005	1
2	0.5095	0.0083	1.1437	0.0408	5.3801	1.8468	0.0206	0.0005	1
3	0.5019	0.0082	1.1654	0.0409	5.4766	1.8621	0.0203	0.0005	1
4	0.5125	0.0083	1.1343	0.0403	5.3294	1.8382	0.0206	0.0005	1
5	0.5041	0.0084	1.1600	0.0411	5.4526	1.8590	0.0204	0.0005	1
6	0.5077	0.0081	1.1493	0.0416	5.0629	1.7953	0.0206	0.0004	1
...	...						...		
97	0.4068	0.0081	1.4138	0.0419	4.4080	1.4710	0.0179	0.0003	1
98	0.2836	0.0043	2.9589	0.0245	12.0542	0.9140	0.0271	0.0006	1
99	0.2845	0.0043	2.9543	0.0247	12.0594	0.9140	0.0271	0.0006	1
100	0.5258	0.0091	0.7887	0.0329	7.9663	2.2192	0.0186	0.0004	1
...	...						...		
101	0.5834	0.0058	0.9269	0.0288	3.5011	1.1929	0.0236	0.0004	2
102	0.5854	0.0058	0.8809	0.0265	3.8194	1.2364	0.0231	0.0004	2
103	0.5834	0.0058	0.9269	0.0288	3.5011	1.1929	0.0236	0.0004	2
104	0.5854	0.0058	0.8809	0.0265	3.8194	1.2364	0.0231	0.0004	2
105	0.5834	0.0058	0.9269	0.0288	3.5011	1.1929	0.0236	0.0004	2
106	0.5854	0.0058	0.8809	0.0265	3.8194	1.2364	0.0231	0.0004	2
...	...						...		...
197	0.0927	0.0011	3.9071	0.0166	8.3582	0.7179	0.0274	0.0004	2
198	0.2842	0.0122	2.2663	0.0395	9.7780	1.5181	0.0181	0.0003	2
199	0.1171	0.0021	3.7548	0.0215	7.7724	0.8567	0.0273	0.0004	2
200	0.4161	0.0036	1.3189	0.0129	39.3850	1.0046	0.0124	0.0002	2

表 2 2 种方法对印刷标志图像套准识别准确率比较
Tab.2 Comparison of registration recognition accuracy of the printing mark images using 2 methods

方法	识别准确率/%
谱聚类	81.91
约束谱聚类	90.47

了 7.13%和 5.47%。文中方法与 SVM 方法的识别准确率比较接近，但文中方法因约束扩展关系，只需获取 9 个印刷标志图像标签便可得到 30 对约束，模型建立和对测试集识别共耗时 0.3735 s。SVM 方法模型建立需要 60 个有标签的样本，在准确率相当的情况下，少标签样本就意味着需要耗费的人工、设备的成本就越低，因此获取 9 个有标签的样本远比获取 60 个有标签的样本耗费更少的人工、设备等资源成本。SVM 方法在模型建立过程中，参数 C 和 σ 寻优耗费较多时间（该实验采用网格寻优法获取最优参数 C

表 3 不同约束对数对印刷标志图像套准识别准确率比较
Tab.3 Comparison of registration recognition accuracy of the printing mark images using different numbers of pairwise constraints

约束对数	最少有标签样本数量	识别准确率/%
0	0	81.91
10	5	82.46
20	7	86.85
30	9	90.47
40	10	91.85
50	11	94.52
60	12	95.73
70	13	95.37
80	14	98.11

和 σ , 耗时 0.9119 s), SVM 方法在模型建立和对测试集识别共耗时 0.9712 s, 因此实验中的约束谱聚类方法模型建立和识别速度快于 SVM 方法。文中采用 Naivebayes 方法、SVM 方法、DT 方法获得的识别准确率与文献[8]相比略低, 主要是由于文献[8]中使用均为未经预处理的印刷标志图像, 文中对印刷标志部分图像进行了加噪、旋转、裁切、平移等预处理, 印刷标志图像质量略差, 导致上述方法所得识别准确率略有下降。

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	有标签样本数量	识别准确率/%
约束谱聚类(30 对约束)	9	90.47
Naivebayes	60	83.33
SVM	60	90.71
DT	60	85

4 结 语

针对实际中标记印刷套准图像需要耗费大量人工、设备等资源导致成本较高的问题, 文中提出面向少量有标签的印刷标志图像的约束谱聚类方法, 进行印刷套准状态识别。文中的约束谱聚类算法在有标签的样本数量为 14 时, 获得的识别准确率为 98.11%。在与 SVM 方法识别准确率相当的情况下, 文中的约束谱聚类方法获得的有标签样本数量远小于 SVM 方法, 即获取标签样本的成本低于 SVM 方法, 且模型建立和识别的速度快于 SVM 方法。

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] 许海涛, 胡更生. 一种印刷品套准检测方法研究[J]. 机电工程, 2011, 28(5): 601—604.
XU Hai-tao, HU Geng-sheng. Detection Method of Printed Register[J]. Mechanical & Electrical Engineering Magazine, 2011, 28(5): 601—604.
- [3] 王俊艳. 彩色印刷图像套准视觉检测系统的设计与实现[D]. 石家庄: 河北科技大学, 2018: 4—5.
- [4] 任玲辉, 刘凯, 张海燕, 等. 一种彩色印刷图像套印检测新方法研究[J]. 机械科学与技术, 2013, 32(3): 399—404.
REN Ling-hui, LIU Kai, ZHANG Hai-yan, et al. A New Method for Detecting Color Printing Image Registration Error[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2013, 32(3): 399—404.
- [5] 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. Identifying Registration State of Color Printing[J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(5): 163—165.
- [6] 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.
- [7] 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. Printing Registration Recognition Based on Machine Vision[J]. Video Engineering, 2015(16): 69—72.
- [8] 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.
- [9] 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. A Method of Printing Alignment Recognition Based on Feature Fusion and Dimension Reduction[J]. Packaging Engineering, 2019, 40(21): 242—249.
- [10] 姜枫, 顾庆, 郝慧珍, 等. 基于内容的图像分割方法综述[J]. 软件学报, 2017, 28(1): 160—183.
JIANG Feng, GU Qing, HAO Hui-zhen, et al. Overview of Content-based Image Segmentation Methods[J]. Journal of Software, 2017, 28(1): 160—183.
- [11] LUXBURG U V. A Tutorial on Spectral Clustering[J]. Statistics and Computing, 2007, 17(4): 395—416.
- [12] 谭马龙, 文国秋, 童涛, 等. 基于 mutual KNN 和标准化的谱聚类算法[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(7): 1878—1884.

- TAN Ma-long, WEN Guo-qiu, TONG Tao, et al. Spectral Clustering Algorithm Based on Mutual KNN and Standardization[J]. Computer Engineering and Design, 2019, 40(7): 1878—1884.
- [13] 赵晓晓, 周治平. 结合稀疏表示与约束传递的半监督谱聚类算法[J]. 智能系统学报, 2018, 13(5): 855—862.
- ZHAO Xiao-xiao, ZHOU Zhi-ping. A Semi-supervised Spectral Clustering Algorithm Combining Sparse Representation and Constraint Transfer[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2018, 13(5): 855—862.
- [14] NIE Fei-ping, ZENG Zi-nan, TSANG I W, et al. Spectral Embedded Clustering: A Framework for In-sample and Out-of-sample Spectral Clustering[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(11): 1796—1808.
- [15] 孙光辉, 潘梅森. 扩展约束的半监督谱聚类算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(15): 177—180.
- SUN Guang-hui, PAN Mei-sen. Research on Semi-supervised Spectral Clustering Algorithm with Extended Constraints[J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(15): 177—180.
- [16] LU Zhi-wu, PENG Yu-xin. Exhaustive and Efficient Constraint Propagation: A Graph-based Learning Approach and Its Applications[J]. International Journal of Computer Vision, 2013, 103(3): 306—325.
- [17] WAGSTAFF K, CARDIE C. Clustering with Instance-level Constraints[C]// Proceedings of the 17th International Conference on Machine Learning, Palo Alto, 2000: 1103—1110.