

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.04.022

Gabor 特征和字典学习算法在打印文件鉴别中的应用*

方天红^{1,2} 贾 涵¹ 陈庆虎²

(1. 湖北工程学院物理与电子信息工程学院 孝感 432000; 2. 武汉大学电子信息学院 武汉 430079)

摘要:为了改善计算机打印文件的自动鉴别性能,提出了一种基于 Gabor 特征和 Fisher 判别准则核字典学习的激光打印文件鉴别算法。首先提取字符图像的 Gabor 幅值特征,同时将 Gabor 数据特征映射到高维核空间进行主成分分析;再将降维的特征作为初始字典,进行基于 Fisher 判别准则的字典学习;最后利用稀疏表示分类方法进行鉴别。在自建数据库上的实验结果表明 Gabor 特征在打印文件机源认证中是一种有效的鉴别特征,实验结果还验证了 Gabor 特征和 Fisher 判别准则核字典学习算法的有效性,打印文件源打印机正确鉴别率可达 95.79%。

关键词: 打印文件;字典学习;Gabor 特征;稀疏表示;鉴别

中图分类号: TN911.73;TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Application of gabor feature and dictionary learning algorithm in printed document identification

Fang Tianhong^{1,2} Jia Han¹ Chen Qinghu²

(1. School of Physics and Electronic-information Engineering, Hubei Engineering University, Xiaogan 432000, China;
2. School of Electronic Information, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: In order to improve the automatic identification performance of laser print documents, a new sparse representation algorithm based on Gabor features and fisher discrimination kernel dictionary learning was proposed for print documents identification. Proposed method first extracted the image Gabor features, and used kernel principal component analysis to reduce the Gabor features dimension. Based on the fisher discrimination criterion, a dictionary learning method whose dictionary atoms were initialized by the reduced Gabor features was performed. Sparse representation based classification was used to the identification of laser print documents. Experimental results on our database show its efficiency and effectiveness with a correct printer identification rate of 95.79%.

Keywords: print document; dictionary learning; Gabor feature; sparse representation; identification

1 引言

随着计算机和打印机的普及与应用,计算机打印文件检验成为现代信息安全领域的重要研究课题^[1]。传统的打印文件检验主要依靠人工的方法,效率不高且容易出错。现代方法将图像处理与模式识别的相关理论和方法引入打印文件检验过程^[1-8],提取打印文件的各种特征。相比于物理与化学的检验方法,这些方法在实际中

更易实现和有效。文献[2]利用灰度共生矩阵(gray-level co-occurrence matrix, GLCM)方法,提取在英文中出现频率最高的字符“e”的纹理特征;文献[1]设计了一种新的双极性 Hausdorff 对字符图像进行有效的匹配;文献[3]利用打印字符边缘粗糙度来鉴别源打印机;Tsai 人等^[4]利用 GLCM 和离散小波变换(discrete wavelet transform, DWT)方法,提取扫描中文汉字的特征,来查找打印源。邓伟^[5]利用打印的粉墨纹理来分析和查找打印文件来源。文献[6-7]对基于不同字的打印文件鉴别提出一些

收稿日期:2016-11 Received Date: 2016-11

* 基金项目:湖北省教育厅项目(B2015033)、湖北工程学院科研项目(201511)、湖北省大学生创新训练项目(201610528004)资助

解决办法。邓伟等人^[8]根据不同打印机的打印文件中的相同字的匹配结果,来鉴别不同的打印机。上述各种特征提取方法在源打印机识别中,均取得了一定的效果。Gabor 滤波器^[9-11]的频率和方向类似于人类的视觉系统,不同参数的 Gabor 滤波器组能捕捉图像中不同的空间位置、空间频率及方向选择性等局部结构信息,在纹理特征提取领域得到广泛应用。不同打印机由于自身结构特性的差异,打印字符的局部纹理特征有明显的不同,利用 Gabor 滤波器的这种特性,就可提取字符的 Gabor 幅值特征进行源打印机的认定。

2009 年, Wright 等人^[12]提出了基于稀疏表示的分类方法 (sparse Representation based Classification, SRC), 并将其应用于人脸识别,取得了良好的识别性能。SRC 算法使用所有的训练样本构成一个固定的字典,通过 l_1 最小化计算测试样本的稀疏编码系数,并根据每类对应的稀疏系数计算重构误差,最后根据测试样本与重构样本之间的残差最小原则对测试样本进行分类。当原始训练样本数据较大时,如果仍直接用训练样本构成字典,会对计算和分类识别带来许多不利的影响,因此出现许多字典学习 (dictionary learning, DL) 的算法^[13-17],字典学习的目的是为了用较少的原子更加紧凑和有效的表示原始样本。Yang 等人^[16]提出了一种基于 Fisher 判别准则的字典学习算法 (fisher discrimination dictionary learning, FDDL),不同于所有类共享同一字典的方法^[14],FDDL 算法为每个子类学习一个子字典,并对稀疏系数添加 fisher 判别约束,使稀疏编码系数和重构误差同时具有判别性。为了提高数据的可分性,核方法引起人们的关注。核方法通过核映射,将数据映射到一个高维的数据空间,来提高机器学习性能,比如核主成分分析 (kernel principle component analysis, KPCA)^[18]等。相比于主成分分析 (principle component analysis, PCA),KPCA 可以利用数据中的非线性信息和高阶统计特性。

考虑到 Gabor 滤波器对局部纹理特征的鲁棒性和核技术对数据的更好的可分性,本文在 FDDL 算法的基础上,提出了基于 Gabor 特征和 Fisher 判别准则核字典学习算法 (Gabor feature based Fisher discrimination kernel dictionary learning for sparse representation, GFDKDL),将其应用于激光打印文件鉴别。

2 相关工作

2.1 Gabor 滤波器

Gabor 滤波器^[9]定义为:

$$\psi_{\mu,\nu}(z) = \frac{\|k_{\mu,\nu}\|^2}{\sigma^2} e^{(-k_{\mu,\nu} z^2 / 2\sigma^2)} [e^{ik_{\mu,\nu} z} - e^{-\sigma^2 / 2}] \quad (1)$$

式中: $z = (x, y)$ 代表像素, μ 和 ν 分别代表方向和尺度,

$k_{\mu,\nu} = k_{\nu} e^{i\varphi_{\nu}}$ ($k_{\nu} = k_{\max} / f'$, $\varphi_{\nu} = \pi\mu / 8$, k_{\max} 是最大频率, f 是核函数的间隔因子), σ 是高斯窗宽度与波长的比值。

Gabor 特征是通过 Gabor 滤波器与图像 $I(z)$ 进行卷积操作获得的,若 $I(z)$ 表示打印文件字符图像的灰度分布,则 $I(z)$ 和 Gabor 滤波器的卷积可表示为:

$$G_{\mu,\nu}(z) = I(z) * \psi_{\mu,\nu}(z) \quad (2)$$

式中: “ $*$ ”表示卷积运算, $G_{\mu,\nu}(z)$ 是复数,可以写成 $G_{\mu,\nu}(z) = M_{\mu,\nu}(z) \cdot \exp(i\theta_{\mu,\nu}(z))$, $M_{\mu,\nu}(z)$ 是幅值, $\theta_{\mu,\nu}(z)$ 是相位。Gabor 幅值信息包含图像局部能量的变化,且幅值变化相对平稳,故将 Gabor 幅值作为图像特征的描述。

对于 5 个尺度 8 个方向上的幅值 $M_{\mu,\nu}(z)$ 分别通过均匀下采样,并且进行归一化,然后按列拉成列向量。这样,得到的 Gabor 特征矢量为:

$$\chi = [\mathbf{a}_{0,0}^{(\rho)\text{T}}, \mathbf{a}_{0,1}^{(\rho)\text{T}}, \dots, \mathbf{a}_{4,7}^{(\rho)\text{T}}]^{\text{T}} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{a}_{4,7}^{(\rho)}$ 通过下采样矩阵 $M_{\mu,\nu}^{(\rho)}$ 按列连接生成的列向量。Gabor 特征字典为 $\mathbf{G} = \chi(\mathbf{A}) = [\chi(\mathbf{A}_1), \chi(\mathbf{A}_2), \dots, \chi(\mathbf{A}_K)] = [\mathbf{G}_1, \mathbf{G}_2, \dots, \mathbf{G}_K]$, 其中 $\mathbf{G}_i = \chi(\mathbf{A}_i) = [\chi(s_{i,1}), \chi(s_{i,2}), \dots, \chi(s_{i,n})]$, 测试样本 \mathbf{y} 对应的为 $\chi(\mathbf{y})$ 。

2.2 FDDL 简介

为了提高字典学习的性能,FDDL 算法不同于文献[14]中的所有类共享同一个字典的方法,而是为每一个子类学习一个子字典。假设 K 类样本的结构化字典 $\mathbf{D} = [\mathbf{D}_1, \mathbf{D}_2, \dots, \mathbf{D}_K]$, \mathbf{D}_i 为第 i 类样本的子字典,训练样本集的 Gabor 特征 $\mathbf{G} = [\mathbf{G}_1, \mathbf{G}_2, \dots, \mathbf{G}_K]$, 若 \mathbf{X} 是 \mathbf{G} 在结构字典 \mathbf{D} 上的编码系数矩阵,记为 $\mathbf{X} = [\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_K]$, 可得 $\mathbf{G} \approx \mathbf{D}\mathbf{X}$, 其中 \mathbf{X}_i 是 \mathbf{G}_i 在字典 \mathbf{D} 上的编码系数子矩阵。FDDL 算法模型为:

$$J_{(\mathbf{D}, \mathbf{X})} = \arg \min_{(\mathbf{D}, \mathbf{X})} \{ r(\mathbf{G}, \mathbf{D}, \mathbf{X}) + \lambda_1 \|\mathbf{X}\|_1 + \lambda_2 f(\mathbf{X}) \} \quad (4)$$

式中: $r(\mathbf{G}, \mathbf{D}, \mathbf{X})$ 为判别保真项, $\|\mathbf{X}\|_1$ 为稀疏性约束项, $f(\mathbf{X})$ 是加在编码系数矩阵 \mathbf{X} 上的判别约束项, λ_1 和 λ_2 是标量参数,且 $\lambda_1 > 0$, $\lambda_2 > 0$ 。

3 GFDKDL 算法原理

本文提出的基于 Gabor 特征和 Fisher 判别准则的核字典学习激光打印文档鉴别主要分为如下几个步骤: 样本图像 Gabor 幅值特征提取, KPCA 数据降维, FDDL 字典学习和稀疏表示分类。其流程如图 1 所示。

具体过程包括: 1) 根据打印字符粉墨堆积纹理特点, 对字符图像进行 Gabor 变换, 提取幅值特征; 2) 由于 Gabor 特征维度较高, 采用 KPCA 进行降维; 3) 执行

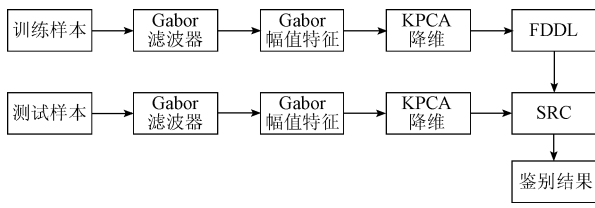


图 1 GFDKDL 算法流程

Fig. 1 Flow chart of GFDKDL algorithm

FDDL 算法学习字典, 得到的字典使重构误差和编码稀疏均具有判别性; 4) 最后是稀疏表示分类, 输出鉴别结果。

3.1 核主分量分析

由于得到的样本 Gabor 特征维数较高, 故需要进行降维。KPCA 可利用数据中的非线性信息和高阶统计特性, 其通过核方法将原始样本映射到一个高维向量空间, 然后在该空间进行 PCA 降维。常用的核函数有多项式核函数 $\kappa(x, y) = (\langle x, y \rangle + 1)^v$ 和高斯核函数 $\kappa(x, y) = \exp(-\|x - y\|^2 / 2\sigma^2)$, 其中 v 和 σ 是调节参数, 且 $v > 0, \sigma > 0$ 。

假设有训练样本集 $\mathbf{A} = [\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2, \dots, \mathbf{A}_k]$, 经过 Gabor 滤波器组后的样本 Gabor 幅值特征矩阵为 $\mathbf{G} = [\mathbf{G}_1, \mathbf{G}_2, \dots, \mathbf{G}_k]$, 核映射 Φ 将 \mathbf{G} 映射到核空间 F 中, 核空间中的训练集为 $\Phi(\mathbf{G}) = [\Phi(\mathbf{G}_1), \Phi(\mathbf{G}_2), \dots, \Phi(\mathbf{G}_k)]$, 字典 \mathbf{D} 映射为 $\Phi(\mathbf{D}) = [\Phi(\mathbf{D}_1), \Phi(\mathbf{D}_2), \dots, \Phi(\mathbf{D}_k)]$, 核映射 Φ 对应的核函数为 $\kappa(\cdot, \cdot)$ 。样本数据从样本空间映射到核空间后, 就可以核函数的形式进行子空间降维的操作, KPCA 降维算法简要描述如下。

1) 针对训练样本集 \mathbf{G} , 选定一个核函数 $\kappa(\cdot, \cdot)$ 。

2) 计算核矩阵 $\mathbf{K} = \Phi(\mathbf{G})^T \Phi(\mathbf{G})$, 并计算矩阵 $\hat{\mathbf{K}} = \mathbf{K} - \mathbf{E}_N \mathbf{K} - \mathbf{K} \mathbf{E}_N + \mathbf{E}_N \mathbf{K} \mathbf{E}_N$, 其中 \mathbf{E}_N 为元素全为 $1/K$ 的 K 阶矩阵。

3) 对 $\hat{\mathbf{K}}$ 作特征值分解, 得到 λ_i 和 $\mathbf{v}_i (i = 1, 2, \dots, K)$, 即特征值和相应的特征向量, 将特征值从大到小排列, 取前面的 M 个特征向量, 并令 $\alpha_i = \mathbf{v}_i / \sqrt{\lambda_i} (i = 1, 2, \dots, M)$, 降维后的矩阵记为 $\mathbf{Q} = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_M)$ 。

4) 对于任何一个样本向量 $\chi(y)$, 通过 KPCA 降维后的数据为 $\mathbf{y}_d = \mathbf{Q}^T \kappa(\mathbf{G}, \chi(y))$ 。

至此 KPCA 降维过程结束, 为了叙述方便, 继续用符号 $\Phi(\mathbf{G})$ 来表示训练样本经 KPCA 降维后的数据矩阵。假设 \mathbf{X} 是 $\Phi(\mathbf{G})$ 在字典 $\Phi(\mathbf{D})$ 上的编码系数矩阵, 记为 $\mathbf{X} = [\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_k]$, 可得 $\Phi(\mathbf{G}) \approx \Phi(\mathbf{D})\mathbf{X}$, 其中 \mathbf{X}_i 是 $\Phi(\mathbf{G}_i)$ 在字典 $\Phi(\mathbf{D})$ 上的编码系数子矩阵。因此, GFDKDL 算法模型为:

$$J_{(\mathbf{D}, \mathbf{X})} = \arg \min_{(\mathbf{D}, \mathbf{X})} \{ r(\Phi(\mathbf{G}), \Phi(\mathbf{D}), \mathbf{X}) + \lambda_1 \|\mathbf{X}\|_1 + \lambda_2 f(\mathbf{X}) \} \quad (5)$$

式中: $r(\Phi(\mathbf{G}), \Phi(\mathbf{D}), \mathbf{X})$ 为判别保真项, $\|\mathbf{X}\|_1$ 为稀疏性约束项, $f(\mathbf{X})$ 是加在编码系数矩阵 \mathbf{X} 上的判别约束项, λ_1 和 λ_2 是标量参数, 且 $\lambda_1 > 0, \lambda_2 > 0$ 。接下来讨论基于 Fisher 判别准则的保真项 $r(\Phi(\mathbf{G}), \Phi(\mathbf{D}), \mathbf{X})$ 和判别系数项 $f(\mathbf{X})$ 的设计问题。

3.2 判别保真项 $r(\Phi(\mathbf{G}), \Phi(\mathbf{D}), \mathbf{X})$

由前面的叙述可知, \mathbf{X}_i 是 $\Phi(\mathbf{G}_i)$ 在字典 $\Phi(\mathbf{D})$ 上的编码系数子矩阵, 记 $\mathbf{X}_i = [\mathbf{X}_i^1; \dots; \mathbf{X}_i^j; \dots; \mathbf{X}_i^K]$, \mathbf{X}_i^j 是 $\Phi(\mathbf{G}_i)$ 在子字典 $\Phi(\mathbf{D}_j)$ 上的编码系数矩阵, 假设 $\Phi(\mathbf{G}_i)$ 在子字典 $\Phi(\mathbf{D}_k)$ 上的表示为 $\Phi(\mathbf{R}_k) = \Phi(\mathbf{D}_k) \mathbf{X}_i^k$, 则 $\Phi(\mathbf{G}_i)$ 可被 $\Phi(\mathbf{D})$ 表示为:

$$\Phi(\mathbf{G}_i) = \Phi(\mathbf{D})\mathbf{X}_i = \Phi(\mathbf{D}_1)\mathbf{X}_i^1 + \dots + \Phi(\mathbf{D}_i)\mathbf{X}_i^i + \dots + \Phi(\mathbf{D}_K)\mathbf{X}_i^K = \Phi(\mathbf{R}_1) + \dots + \Phi(\mathbf{R}_i) + \dots + \Phi(\mathbf{R}_K) \quad (6)$$

由于 $\Phi(\mathbf{D}_i)$ 是与第 i 类对应的子字典, 故希望 $\Phi(\mathbf{G}_i)$ 能被 $\Phi(\mathbf{D}_i)$ 更好的表示, 而不是 $\Phi(\mathbf{D}_j), j \neq i$ 。也就意味着 \mathbf{X}_i^i 中的系数应使式子 $\|\Phi(\mathbf{G}_i) - \Phi(\mathbf{D}_i)\mathbf{X}_i^i\|_F$ 很小, 而且 $\mathbf{X}_i^j (j \neq i)$ 的系数要接近于 0, 以保证 $\|\Phi(\mathbf{D}_j)\mathbf{X}_i^j\|_F$ 较小。因此保真项为:

$$r(\Phi(\mathbf{G}_i), \Phi(\mathbf{D}), \mathbf{X}_i) = \|\Phi(\mathbf{G}_i) - \Phi(\mathbf{D})\mathbf{X}_i\|_F^2 + \|\Phi(\mathbf{G}_i) - \Phi(\mathbf{D}_i)\mathbf{X}_i^i\|_F^2 + \sum_{j \neq i}^K \|\Phi(\mathbf{D}_j)\mathbf{X}_i^j\|_F^2 \quad (7)$$

式中: $\|\Phi(\mathbf{G}_i) - \Phi(\mathbf{D})\mathbf{X}_i\|_F^2$ 表示 $\Phi(\mathbf{G}_i)$ 在 $\Phi(\mathbf{D})$ 上的线性重构能力, $\|\Phi(\mathbf{G}_i) - \Phi(\mathbf{D}_i)\mathbf{X}_i^i\|_F^2$ 表示 $\Phi(\mathbf{D}_i)$ 表达 $\Phi(\mathbf{G}_i)$ 的能力, $\sum_{j \neq i}^K \|\Phi(\mathbf{D}_j)\mathbf{X}_i^j\|_F^2$ 表示不同类字典不含相似的信息。

3.3 判别系数项 $f(\mathbf{X})$

为了使训练出来的字典对图像 Gabor 特征具有判别性, 需保证 $\Phi(\mathbf{G})$ 在 $\Phi(\mathbf{D})$ 上的系数矩阵 \mathbf{X} 具有判别性能, 利用 Fisher 判别准则可以使 X 类内离散度 $S_w(\mathbf{X})$ 最小, 同时使类间 $S_B(\mathbf{X})$ 离散度最大。 $S_w(\mathbf{X})$ 和 $S_B(\mathbf{X})$ 可定义为:

$$S_w(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^K \sum_{x_k \in X_i} (x_k - m_i)(x_k - m_i)^T \quad (8)$$

$$S_B(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^K n_i (m_i - m)(m_i - m)^T \quad (9)$$

式中: m_i 和 m 分别表示 X_i 和 X 的均值向量, n_i 表示子类别 A_i 的样本数量。直观地, 可定义 $f(\mathbf{X}) = \text{tr}(S_w(\mathbf{X})) - \text{tr}(S_B(\mathbf{X}))$, 但是这样的 $f(\mathbf{X})$ 是非凸且不稳定的, 为此添加一个松弛项 $\|\mathbf{X}\|_F^2$, $f(\mathbf{X})$ 重写为:

$$f(\mathbf{X}) = \text{tr}(S_w(\mathbf{X})) - \text{tr}(S_B(\mathbf{X})) + \eta \|\mathbf{X}\|_F^2 \quad (10)$$

式中: η 为调节系数, $\eta > 0$, 此时的 $f(\mathbf{X})$ 是个凸函数。将式(7)和(10)代入式(5)中可得 GFDKDL 模型的目标函数为:

$$J_{(\mathbf{D}, \mathbf{X})} = \arg \min_{(\mathbf{D}, \mathbf{X})} \{ \sum_{i=1}^K r(\Phi(\mathbf{G}_i), \Phi(\mathbf{D}), \mathbf{X}_i) + \lambda_1 \|\mathbf{X}\|_1 + \lambda_2 f(\mathbf{X}) \}$$

$$\lambda_2(\text{tr}(S_w(\mathbf{X})) - \text{tr}(S_B(\mathbf{X})) + \eta \|\mathbf{X}\|_F^2) \} \quad (11)$$

3.4 GFDKDL 算法优化求解

GFDKDL 模型的目标函数 J 对 (\mathbf{D}, \mathbf{X}) 不是联合凸的,但当其中有一个是固定的, J 对 \mathbf{D} 或者 \mathbf{X} 是凸的,所以 GFDKDL 模型的目标函数 J (式(11))的优化求解可分为固定 \mathbf{D} 更新 \mathbf{X} 和固定 \mathbf{X} 更新 \mathbf{D} 两个问题。

首先,假设字典 \mathbf{D} 是固定的,求解 \mathbf{X} 。GFDKDL 模型的目标函数 J 简化为一个稀疏编码问题,求解 $\mathbf{X} = [\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_K]$ 。在这里逐类计算 \mathbf{X}_i , 当在计算 \mathbf{X}_i 时,其他类的 $\mathbf{X}_j (j \neq i)$ 是固定。故式(11)的目标函数可简化为:

$$J_{(X_i)} = \arg \min_{\mathbf{X}_i} \{ r(\Phi(\mathbf{G}_i), \Phi(\mathbf{D}), \mathbf{X}_i) + \lambda_1 \|\mathbf{X}_i\|_1 + \lambda_2 f_i(\mathbf{X}_i) \} \quad (12)$$

式中: $f_i(\mathbf{X}_i) = \|\mathbf{X}_i - \mathbf{M}_i\|_F^2 - \sum_{k=1}^K \|\mathbf{M}_k - \mathbf{M}\|_F^2 + \eta \|\mathbf{X}_i\|_F^2$, \mathbf{M}_k 是类 k 的均值向量矩阵, \mathbf{M} 是所有类的均值向量矩阵,可采用迭代投影方法^[19]求解式(12)。

其次,当 \mathbf{X} 固定,逐类更新 \mathbf{D} 。当在更新 \mathbf{D}_i 时,其他类 $\mathbf{D}_j (j \neq i)$ 固定。则式(11)可简化为:

$$J_{(D_i)} = \arg \min_{\mathbf{D}_i} \{ \|\Phi(\mathbf{G}) - \Phi(\mathbf{D}_i)\mathbf{X}^i - \sum_{j \neq i}^K \Phi(\mathbf{D}_j)\mathbf{X}^j\|_F^2 + \|\Phi(\mathbf{G}_i) - \Phi(\mathbf{D}_i)\mathbf{X}_i^i\|_F^2 + \sum_{j \neq i}^K \|\Phi(\mathbf{D}_j)\mathbf{X}_j^j\|_F^2 \} \quad (13)$$

式中: \mathbf{X}^i 是 $\Phi(\mathbf{G})$ 在 $\Phi(\mathbf{D}_i)$ 上的编码系数,可采用文献[15]中的算法求解式(13),即逐个原子更新 \mathbf{D}_i 。

3.5 分类方法

优化求解 GFDKDL 模型的目标函数后,可得字典 \mathbf{D} 和编码系数矩阵 \mathbf{X} 。若在字典 \mathbf{D} 上对测试样本进行稀疏编码,则编码系数和重构误差均有判别性,这也是 GFDKDL 算法不同于文献[12,14]的地方。在特征字典 \mathbf{D} 上对测试样本特征 \mathbf{y}_d 进行编码,则编码系数如下:

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \{ \|\mathbf{y}_d - \Phi(\mathbf{D})\alpha\|_2^2 + \gamma \|\alpha\|_1 \} \quad (14)$$

式中: γ 是标量, $\hat{\alpha} = [\hat{\alpha}_1; \hat{\alpha}_2; \dots; \hat{\alpha}_K]$, $\hat{\alpha}_i$ 是与字典 \mathbf{D}_i 对应的系数向量,定义最终的分残差为:

$$r_i(\mathbf{y}) = \|\mathbf{y}_d - \Phi(\mathbf{D}_i)\hat{\alpha}_i\|_2^2 + w \cdot \|\hat{\alpha} - \mathbf{m}_i\|_2^2 \quad (15)$$

式中:第1项为重构误差,第2项是系数向量 $\hat{\alpha}$ 与第 i 类均值向量 \mathbf{m}_i 之间的距离, w 是预先设置的权重且 $w > 0$ 。根据文献[12]中的 SRC 方法对测试样本 \mathbf{y} 进行分类,即 $\text{identity}(\mathbf{y}) = \arg \min_i r_i(\mathbf{y}) (i \in 1, 2, \dots, K)$ 。

4 实验结果与分析

为了验证 GFDKDL 算法的有效性,将该算法应用于激光打印文件的鉴别,在自建的样本数据库上进行验证实验。实验平台为 64 位 Win7 操作系统的 PC, CPU 主频 3.2 GHz, 内存为 8 G, 在 MATLAB 2012b 软件平台下使用 M 语言进行软件编程。实验中主要比较了基于 Gabor 特

征的稀疏表示算法(Gabor feature based SRC, GSRC)、基于 Gabor 特征和 fisher 判别准则字典学习算法(Gabor feature based Fisher discrimination dictionary learning for sparse representation, GFDDL)和 GFDKDL 三种算法的性能。3 种算法均提取 Gabor 幅值特征;GSRC 算法采用固定字典,GFDDL 和 GFDKDL 算法采用 fisher 判别字典学习的方法;GSRC 和 GFDDL 算法采用 PCA 对特征进行降维,GFDKDL 算法采用 KPCA 进行特征降维。

4.1 实验样本数据集

由于现有普通的扫描仪对打印文件细节的分辨率仍然较低,达不到打印文件检验的要求。在肉眼或者低放大倍数的情况下,不同打印机打印的相同内容几乎没有任何差异,为了观察相同内容的打印差别,使用自行开发的图像整体高倍放大扫描采集仪器^[20]采集样本。实验建立了 10 台不同品牌和型号的黑白激光打印机,包括 CANON、HP 和 SHARP 等常用品牌。每台打印机采用 Times New Roman 四号字打印两份英文文档,一份用于训练,另外一份用于测试,从中分别随机的、不重复选取 19 个在英文中出现频率最高的字母“e”进行训练和测试,字符“e”的图像大小归一化为 328×396 , 两台不同品牌打印机打印的字符“e”的图像如图 2 所示。

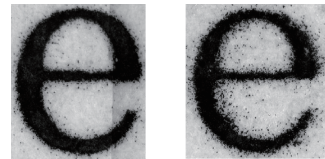


图2 两台不同品牌打印机打印的字符“e”
Fig.2 Character “e” from two different printers

4.2 核函数的选择

常用的核函数有多项式函数和高斯函数,多项式核函数 $\kappa(x, y) = (\langle x, y \rangle + 1)^v$, 高斯核函数 $\kappa(x, y) = \exp(-\|x - y\|^2 / 2\sigma^2)$, 其中 v 和 σ 是调节参数,且 $v > 0, \sigma > 0$, 核参数的选择对识别性能有较大影响。在自建的样本数据库上,讨论参数 v 和 σ 取不同值对正确鉴别率的影响,根据文献[18]中的方法来选择 $\sigma = k_\sigma \cdot \text{mean}(d_i^{NN})$, 式中 d_i^{NN} 表示样本 s_i 与其最近邻样本间的距离, k_σ 是一个标量。在相同的测试条件下,表 1 和 2 分别给出了改变参数 v 和参数 k_σ 取值时,运行 GFDKDL 算法时的打印文档正确鉴别率。

表1 多项式函数取不同 v 值对应的正确鉴别率

Table 1 The correct identification rate corresponding to different v values of polynomial function

v	0.05	0.7	1	5	8
正确鉴别率/%	94.21	94.74	94.74	94.21	93.16

表 2 高斯函数取不同 k_σ 值对应的正确鉴别率Table 2 The correct identification rate corresponding to different k_σ values of Gauss function

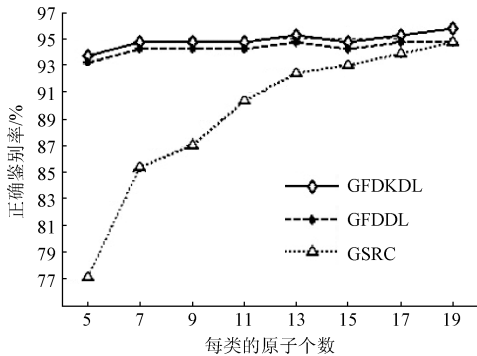
k_σ	1	1.5	2	2.5	3
正确鉴别率/%	89.47	93.68	95.79	95.79	95.79

从表 1 和 2 中可以看,选择高斯核函数时的最高正确鉴别率高于多项式函数,当 k_σ 值变化时,虽然相应的鉴别率也做相应的变化,但当 k_σ 达到一定值后,正确鉴别率基本保持不变。为了减小计算复杂度,参数 k_σ 取较小值。综合以上结果,选定高斯核函数,相应的参数 $k_\sigma = 2$ 。

4.3 字典原子数目的影响

在 GFDDL 和 GFDKDL 字典学习算法中,最重要的一个参数是子字典 D_i 中原子个数 $p_i (i = 1, 2, \dots, K)$ 。为简化实验,通常取每个子类的原子个数 p_i 相等。

以 GSRC 算法作为对比,分析 GFDDL 和 GFDKDL 算法取不同原子个数时的鉴别性能。由于 GSRC 算法的字典数目是固定,故随机的选择 p_i 个训练样本作为字典原子,重复算法 10 次,取平均值作为正确鉴别率。原子个数 p_i 对鉴别率影响的变化曲线如图 3 所示。

图 3 原子个数 p_i 取不同值的正确鉴别率Fig. 3 The correct identification rate corresponding to different p_i

从图 3 中可以看出,GFDKDL 算法的最佳正确鉴别率最高,GFDDL 和 GSRC 算法的最佳正确鉴别率相当;在 GFDDL 和 GFDKDL 算法中,当原子个数 $p_i = 7$ 时 2 种算法可获得和 GSRC 算法相当的最佳正确鉴别率。从上述结果可以看出,GFDKDL 和 GFDDL 算法可以学习一个更紧凑和更具代表性的字典,以相对较小的计算复杂度获得和 GSRC 算法相当的正确鉴别率。

4.4 算法性能比较

选取正则项参数 $\lambda_1 = 0.005$, $\lambda_2 = 0.005$, $\gamma = 0.005$, $w = 0.5$,样本特征维度为 180,字典原子数目为 19 个,选择高斯核函数,相应的参数 $k_\sigma = 2$ 。表 3 列出

了不同算法在自建数据库上的正确鉴别率和算法运算时间。

表 3 三种算法在自建数据库上的性能

Table 3 The performance of some algorithms on database

方法	正确鉴别率/%	算法运行时间/s
Gabor + KNN	79.47	187.19
Gabor + LibSVM	93.68	188.51
GSRC	94.74	219.77
GFDDL	94.74	211.24
GFDKDL	95.79	206.01

为比较本文算法与文献[1]的鉴别性能,在本文的样本数据集上运行文献[1]中的算法,打印文件的正确鉴别率是 86.84%。从表 3 中可看出,3 种算法的正确鉴别率高于文献[1]中的结果;由于引入核映射技术,GFDKDL 算法的性能整体优于 GFDDL 算法,正确鉴别率比其提高了 1% 左右,而且算法复杂度稍微低于 GFDDL;GFDDL 算法通过 Fisher 字典学习,可用相对较少的原子数目取得和 GSRC 算法相当的正确鉴别率,而且算法复杂度略低于 GSRC 算法。

5 结论

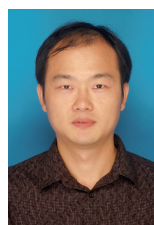
本文提出了一种基于 Gabor 特征和 Fisher 判别准则核字典学习的激光打印文件鉴别算法,并在自建数据库上验证了算法的有效性。实验结果表明,Gabor 特征是一种有效的打印文件鉴别特征;由于核映射技术的引入,使 GFDKDL 算法的性能整体优于 GFDDL 算法,其中最高正确鉴别率可达 95.79%,比 GFDDL 算法提高了 1%;相比于 GSRC 算法,GFDKDL 和 GFDDL 算法以较少的原子表示原始数据,所学习字典更具有判别能力,且具有更好的鉴别性能,文中的研究内容在激光打印文件检验领域具有重要的实际应用价值。本文是基于相同字的打印文件鉴别,基于不同字的打印文件鉴别是另一个研究重点。

参考文献

- [1] 涂岩恺,陈庆虎,邓伟. 计算机激光打印文档鉴别与检索[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(2): 499-503.
TU Y K, CHEN Q H, DENG W. Computer laser print document identification and retrieval [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2011, 33 (2): 499-503.
- [2] MIKKILINENI A K. Information hiding in printed documents[D]. Indiana: Purdue University, 2012.
- [3] GEBHARDT J, GOLDSTEIN M, SHAFAIT F, et al.

- Document Authentication Using Printing Technique Features and Unsupervised Anomaly Detection [C]. 12th International Conference on Document Analysis and Recognition, 2013:479-483.
- [4] TSAI M J, LIU J. Digital forensics for printed source identification [C]. IEEE International Symposium on Circuits and Systems, 2013:2347-2350.
- [5] 邓伟. 基于打印墨粉纹理分析的打印文件检验研究[J]. 电子测量技术, 2014, 37(2):70-74.
DENG W. Print toner analysis based printed document examination [J]. Electronic Measurement Technology, 2014, 37(2):70-74.
- [6] ZHOU Q, YAN Y, FANG T, et al. Text-independent printer identification based on texture synthesis [J]. Multimedia Tools and Applications, 2016, 75(10):5557-5580.
- [7] 陈庆虎, 熊海亚, 周前进, 等. 基于纹理合成的打印文件鉴别[J]. 科学技术与工程, 2015, 15(32):181-185.
CHEN Q H, XIONG H Y, ZHOU Q J, et al. Printed document identification based on texture synthesis [J]. Science Technology and Engineering, 2015, 15(32):181-185.
- [8] 邓伟, 罗小巧, 鄢煜尘, 等. 基于打印字符分析的打印文件检验研究 [J]. 计算机应用研究, 2011, 28(12):4763-4765.
DENG W, LUO X Q, YAN Y CH, et al. Printed character analysis based printed document examination [J]. Application Research of Computers, 2011, 28(12):4763-4765.
- [9] YANG M, ZHANG L. Gabor feature based sparse representation for face recognition with gabor occlusion dictionary [C]. 11th European Conference on Computer Vision. Crete, Greece: Springer, 2010: 448-461.
- [10] 刘娟, 胡敏, 黄忠. Gabor 多方向特征融合与分块统计的表情识别 [J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(11):1698-1705.
LIU J, HU M, HUANG ZH. Expression recognition based on Gabor multi-orientation features fusion and block statistics [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(11):1698-1705.
- [11] 田子怡, 李云红. 基于多尺度 Gabor 滤波器的角点检测 [J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(7):75-79.
TIAN Z Y, LI Y H. Corner detection using multi-scale Gabor filters [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2016, 35(7):75-79.
- [12] WRIGHT J, YANG A Y, GANESH A, et al. Robust face recognition via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2):210-227.
- [13] PHAM D S, VENKATESH S. Joint learning and dictionary construction for pattern recognition [C]. 21th International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2008:1-8.
- [14] ZHANG Q, LI B. Discriminative K-SVD for dictionary learning in face recognition [C]. 23rd International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2010:2691-2698.
- [15] YANG M, ZHANG L, YANG J, et al. Metaface learning for sparse representation based face recognition [C]. Proceedings of the 17th International Conference on Image Processing. Hong Kong: IEEE Press, 2010:1601-1604.
- [16] YANG M, ZHANG L, FENG X, et al. Sparse representation based Fisher discrimination dictionary learning for image classification [J]. International Journal of Computer Vision, 2014, 109(3):209-232.
- [17] 沈跃, 张瀚文, 刘国海, 等. 基于判别字典学习的电能质量扰动识别方法 [J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(10):2167-2173.
SHEN Y, ZHANG H W, LIU G H, et al. Power quality disturbance identification method based on discriminative dictionary learning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(10):2167-2173.
- [18] WANG Q. Kernel principal component analysis and its applications in face recognition and active shape models [J]. arXiv:1207.3538 [cs.CV], 2012.
- [19] ROSASCO L, VERRI A, SANTORO M, et al. Iterative projection methods for structured sparsity regularization [R]. Cambridge, MA: MIT-CSAIL, 2009.
- [20] 陈庆虎, 邓伟, 涂岩恺. 图像整体高倍放大扫描系统: 中国, 200920084691.2 [P]. 2010-01-20.
CHEN Q H, DENG W, TU Y K. The high-magnification scanning system of the whole image. ZL200920084691.2 [P]. 2010-01-20.

作者简介



方天红, 1979 年出生, 博士, 湖北工程学院副教授, 主要研究方向为图像处理与模式识别。

E-mail: fthsg@163.com

Fang Tianhong was born in 1979, Ph. D. and associate professor in Hubei Engineering University. His research interests are image processing and pattern recognition.



贾涵(通讯作者),1996年出生,湖北工程学院在读本科生,主要研究方向图像处理。

E-mail:814723520@qq.com

Jia Han (Corresponding author) was born in 1996, and he is a undergraduate student of Hubei Engineering University. His research interest is image processing.



陈庆虎,1957年出生,武汉大学教授,博士生导师,主要研究方向为信号处理,模式识别与智能系统。

E-mail:qhchen@whu.edu.cn

Chen Qinghu was born in 1957, professor and Ph. D. supervisor in Wuhan University. His research interests are signal processing, pattern recognition and intelligent system.

罗德与施瓦茨公司推出一款简单易用的 EMI 测量软件

R&S ELEKTRA EMI 测量软件专门为产品开发过程中进行的简单和直观的 EMI 测试而设计。软件支持罗德与施瓦茨公司的 EMI 测量接收机及频谱分析仪。即便只是偶尔使用此类仪器进行电磁干扰测试的产品开发工程师或技术人员,也能快速地配置自动化测试序列,通常他们会在产品开发实验室,使用 GTEM 小室或线路阻抗稳定网络(LISN)进行测试。

电气和电子模块、器件、装置以及系统的制造商为了保证其产品不会干扰到其他的器件和装置,必须执行电磁兼容(EMC)测试。为了确保产品在耗时及昂贵的最终验收测试时能够通过且不遇到任何问题,很多制造商会在产品开发过程中执行 EMI 预认证测试。

罗德与施瓦茨公司现在推出人性化的 R&S ELEKTRA EMI 测量软件,专门用于电磁干扰测试。该测量软件专门为使用罗德与施瓦茨公司的 EMI 测量接收机及频谱分析仪而设计,同时支持交互式或全自动化测试序列,适用于多种民用产品及军标方面的应用。

省时的测试序列

该软件会基于预设定的测试模板执行预览测试,从而得到待测物的发射频谱。测试结果将和适当的限值线进行比较。只有当结果超过了限值,才会使用符合标准要求要求的检波器进行较为耗时的深度测试。

实验室中的结论性 EMI 测量

R&S ELEKTRA EMI 测量软件并不仅仅只提供各种测试标准的限值线以及天线因子;它也能够和产品开发实验室中提供结论性的测量。例如,开发工程师可以使

用 LISN 进行传导骚扰测试。当待测物体积较小,并且是电池供电时,可以使用 GTEM 小室;这种情况下,测量值经过 R&S ELEKTRA EMI 测量软件处理生成的结果与使用天线在开阔场测试的结果具有可比性。

软件的用户界面有一个主控面板,提供了软件设置、测试、测试模板和其他功能的快速访问链接。经常使用的元素可以添加到主控面板作为收藏。软件以方框图的形式保存每个测试配置,允许用户通过点击关联的模块快速进入个别的参数进行设置。

该软件提供了可信赖的测量值的采集。它同时记录了测量结果,测试配置以及仪器的设置信息。用户可以加入描述性文本及图像。生成的报告能够以 CSV, Excel 和 PDF 格式输出。

R&S ELEKTRA EMI 测量软件现在已经可以从罗德与施瓦茨公司购买。它会在 2017 年 3 月 28 日至 30 日在斯图加特举行的 EMV 2017 国际展览会上进行官方展示。更多信息,请访问 https://www.rohde-schwarz.com/products/test-measurement/emc-field-strength-test-solutions/emc_software_105346.html