

基于奇异值分解和支持向量机的印鉴真伪鉴别方法

李 晗 朱 虹 祝 培 辛 威

(西安理工大学自动化与信息工程学院 西安 710048)

摘 要 在印鉴的自动鉴别中,为了减小图像处理过程中所引入的偏差,需要尽量减少操作的环节。为此,本文提出了一种基于极坐标变换的图像奇异值特征抽取方法,可对印鉴图像不进行配准,直接利用支持向量机进行判别。在进行图像代数特征提取时,为了克服直接提取的奇异值特征不具有旋转不变性的这一缺点,利用极坐标变换,使得直角坐标系下的旋转变换为极坐标系下的平移变换,从而满足了奇异值的稳定性和旋转不变性。实验结果表明,本方法提高了对印鉴的鉴别能力和可靠性。

关键词 印鉴真伪鉴别, 旋转, 平移, 稳定性, 极坐标变换, SVD 算法, 支持向量机

引 言

印鉴自动鉴别是利用数字图像处理,模式识别和计算机视觉的技术和方法,以确定待识别印鉴的真伪。在实际应用中,由于加盖印鉴的条件不同,造成同一印章的不同印鉴之间存在一定的差异,而这种差异使得真假印鉴的区分变得十分困难。因此,为了满足实际应用的需要,鉴别方法必须满足四个方面的要求:(1)准确区分真假印鉴的可靠性;(2)对不同盖印条件的适应性;(3)对图像噪声的容忍性;(4)鉴别处理方法的实时性。

印鉴真伪自动鉴别的难点就是在于待测印鉴与标准印鉴之间的位置存在着旋转与平移的关系。目前,国内外诸多学者对这一问题作过深入的理论探讨,取得了一系列研究成果,一些印鉴鉴别系统也相继出现。但是总体来说,大多需要将待测印鉴与标准印鉴进行配准。为了避免这类算法中的配准误差对印鉴识别的影响,我们提出了一种对二值印鉴图像直接提取代数特征进行真伪鉴别的方法。在提取代数特征时,为了满足特征对于平移和旋转的不变性,我们提出对极坐标变换下的图像矩阵抽取奇异值特征向量,然后利用支持向量机进行印鉴真伪鉴别以获得判别结果。

基于极坐标变换的图像矩阵表示法

进行图像代数特征抽取时,需要用矩阵来表示图像。设 $m \times n$ 的原始图像可用矩阵 A_{mn} 表示,其 *Frobenius* 范数定义如下:

对于矩阵 $A = (a_{ij}) \in R^{m \times n}$, 称

$$\|A\|_F = \sqrt{\sum_{i,j} |a_{ij}|^2} \quad (1)$$

为矩阵的 *Frobenius* 范数。

我们称 $\|A\|_F$ 为印鉴图像的总能量。对于属于同一类模式的样本,所采用的表示方法应该具有较好的稳定性。即,如果 $\{A_i\}_{i=1}^k$ 表示同一类图像样本,则存在常数 ε , 使下式成立:

$$\| \|A_i\|_F - \|A_j\|_F \| < \varepsilon, (i, j = 1, 2, \dots, k) \quad (2)$$

针对印鉴图像样本的具体情况,认为不存在尺度变化影响而仅考虑印鉴图像矩阵的平移和旋转两种情况。假定将 $m \times n$ 的原始图像直接表示为矩阵 A_{mn} , 那么图像的平移反映在矩阵运算上可以看作是只有矩阵的行、列互换的初等变换。设进行这样变换的 m 阶行变换阵为 P , n 阶的列变换阵为 Q , 使得 $B = PAQ$ 。则有:

$$\| \|A\|_F - \|B\|_F \| < \varepsilon \tag{3}$$

即图像的平移是不会影响图像总能量的,从而证明了奇异值向量是稳定的,具有平移不变性。

但是,当印鉴图像旋转时,旋转前后两个矩阵之间是非线性变换的关系,这样,就无法满足条件(3)。我们以方形印鉴为例来讨论,如图1所示,图(a)和(b)属于同一个印章的两个印鉴,图(c)则是伪造印鉴。将其分别以 F_a , F_b , F_c 来表示的话,有:

$$\begin{aligned} \|F_a\|_F &= 58591, & \|F_b\|_F &= 58359, & \|F_c\|_F &= 58552 \\ \|F_a\|_F - \|F_b\|_F &= 232, & \|F_a\|_F - \|F_c\|_F &= 39 \end{aligned}$$

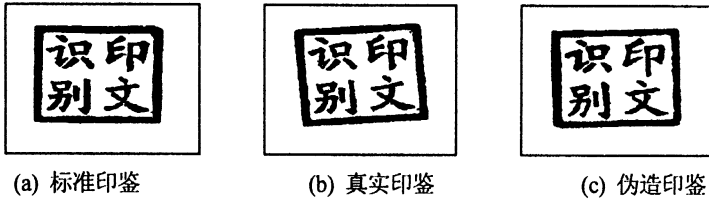


图1 三个分别属于两枚印章的印鉴

因此如果直接在直角坐标系中的矩阵来表示两个印鉴,图1给出的印鉴识别结果恰好相反。显然无法识别能量上的差异是来自旋转变换还是来自不同类别的印鉴。

基于以上考虑,本文提出一种基于极坐标变换的图像矩阵表示方法。极坐标变换可使直角坐标系下的旋转变换成极坐标系下的平移,从而使得图像矩阵在直角坐标系下的非线性变换转化成为极坐标系下的线性变换,这样,通过坐标系的转换,使奇异值向量也具有了旋转不变性。

如图2所示,为了避免印泥分布不均对二值印鉴质心位置的影响,我们以印鉴的几何形心作为坐标变换的原点。图2给出了直角坐标系到极坐标系的变换示意图。图3则为图1中的三幅印鉴图像的极坐标变换结果图。

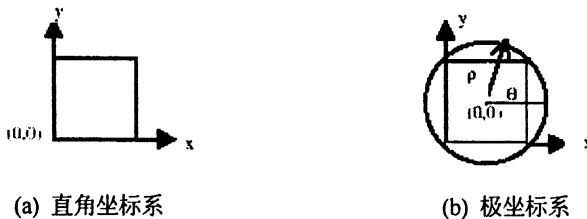


图2 直角坐标系到极坐标系的变换示意图



图3 图1所示三个印鉴的极坐标表示

设图3所示的三个印鉴在极坐标系中分别表示为 \bar{F}_a , \bar{F}_b , \bar{F}_c , 计算其范数有:

$$\begin{aligned} \|\bar{F}_a\|_F &= 56816, \quad \|\bar{F}_b\|_F = 56868, \quad \|\bar{F}_c\|_F = 56456 \\ \|\bar{F}_a\|_F - \|\bar{F}_b\|_F &= 52, \quad \|\bar{F}_a\|_F - \|\bar{F}_c\|_F = 360 \end{aligned}$$

显然, 极坐标系图像矩阵具有平移不变性和旋转不变性, 满足对用于图像识别的特征抽取方法必须具有代数上和几何上的不变性的要求。从上面的计算结果可知, 同一类样本经过上述极坐标变换后得到的矩阵仍具有相似能量, 可以满足 *Frobenius* 范数意义下的稳定性。

奇异值分解与图像特征抽取

2.1 奇异值与奇异值特征向量

令矩阵 $A_{nm} \in R^{m \times n}$ (不失一般性, 设 $m \geq n$), 则存在两个正交矩阵 $U \in R^{m \times n}$ 和 $V \in R^{n \times n}$, 以及对角阵 $\Sigma = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k, 0, \dots, 0)$, 满足如下关系:

$$A = U \Sigma V^T \quad (4)$$

其中 $U = (u_1, u_2, \dots, u_k, u_{k+1}, \dots, u_m)$, $V = (v_1, v_2, \dots, v_k, v_{k+1}, \dots, v_n)$ 。

$\lambda_i (i=1, 2, \dots, k)$ 是 AA^T (也是 $A^T A$) 的特征值, 称之为 A 的奇异值。矩阵 Σ 主对角线上的奇异值元素 λ_i 连同 $(n-k)$ 个 0 构成了一个 n 维列向量, 称其为矩阵 A 的奇异值特征向量 (SV 特征向量)。

2.2 奇异值分解的唯一性

对于任何一个实矩阵 A , 在 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_k$ 的限制下, 其奇异值分解是唯一的。

综合极坐标图像矩阵表示法和矩阵奇异值分解的唯一性, 我们提出利用奇异值向量来作为二维二值图像的代数特征。

支持向量机及其参数选择

3.1 支持向量机的原理

在获得有效的特征后, 设计一个好的分类器就是解决问题的关键。印鉴鉴别中常用的分类器有最近邻距离分类器, 神经网络分类器^{[5][6]}等。在这里我们采用了支持向量机作为分类器

(SVM)。SVM^{[7]-[9]}是一种泛化能力很强的分类器,它在解决小样本问题方面表现出了许多特有的优势,是近年来国际模式识别领域的新热点。

SVM的基本思想是对于非线性可分样本,通过满足 Mercer 条件^[1]的核函数 $K(u, v)$ 将输入模式经非线性映射到另一个高维空间 H 中,在此空间求取一个(广义)最优分类面使两类距离最大,并使其推广能力最好。

设给定训练样本集 $(x_i, y_i), i=1, \dots, n, x \in R^d, y \in \{+1, -1\}$, 设分类面方程 $\omega_0^T x + b_0 = 0$, 其中, ω 为权向量, b 是偏置量。为了使分类面对所有样本都正确分类,即要求满足:

$$y_i(\omega^T x_i + b) \geq 1, i=1, \dots, n \quad (6)$$

因此,满足上述条件并使两类的分类间隔 $2/\|\omega_0\|$ 最大^[1]的分类面就是最优分类面。则求最优分类面的问题就转化为以下的二次规划问题:

$$\max_{\alpha} \left\{ \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i \cdot x_j) \right\} \quad (7)$$

约束条件: $\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0, \alpha_i \geq 0, i=1, \dots, n$

其中, α_i 为每一约束条件对应的 Lagrangian 乘子。

对上述二次优化问题进行求解,对于多数训练样本 α_i 将为零。其中对应于 $\alpha_i \neq 0$ 的样本向量即称为支持向量,分类面由这些支持向量决定。而相应的分类函数也变为

$$f(x) = \text{sgn} \left[\sum_{x_i \in SV} y_i \alpha_i K(x_i \cdot x) + b \right] \quad (8)$$

其中 SV 为支持向量集。

核函数 $K(u, v)$ 表示了特征空间的一个内积,选择什么样的核函数决定了高维空间 H 的结构。常用的核函数有3种:多项式核函数,径向基函数(RBF)和 Sigmoid 核函数。本文中采用径向基函数作为内积函数,即:

$$K(x \cdot x_i) = \exp \left\{ -\frac{|x - x_i|^2}{\delta^2} \right\} \quad (9)$$

其中, δ 是 RBF 的核函数参数,其取值将影响到最终的识别结果。

3.2 SVM 的训练及参数选择

将极坐标图像矩阵奇异值特征向量作为输入样本训练支持向量机,由于图像矩阵大小为 256×256 ,得到的奇异值向量大小为 1×256 ,并按照 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_k$ 降序排列,一般前 $10 \sim 20$ 个奇异值较为显著。为了避免不必要的运算,选择能具有代表性的奇异值组成特征向量,其大小为 $1 \times d, 1 \leq d < 256$ 。

在训练过程中发现,除了学习机器的参数 δ 外,不同的奇异值向量的长度 d 的取值也会影响识别结果。为了选区合适的参数 δ, d ,我们采用的方法是从印鉴图像样本集中随机取出一

半进行训练, 留下另一半进行测试。训练获得一个如图 4 所示的 $d-\delta$ 曲线, 在曲线峰值处即识别率最大时获得参数 d 下最佳的 δ 的取值。这里, $d=10$, $\delta=1.4$ 。

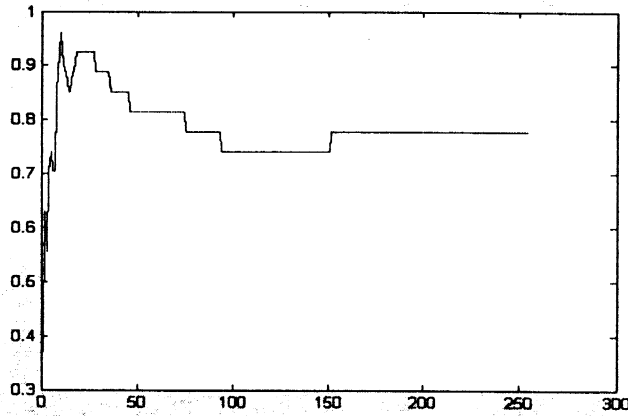


图 4 $d-\delta$ 曲线

图 5 给出了测试样本集 (这里我们以样本集中的一批方形印鉴为例给出分类结果, 其中两类印鉴的样本数分别为 32 个和 25 个) 中各个模式的分布情况的比较。图 5 中符号 “*” 和 “o” 分别表示不同类别印鉴的模式特征值, 图 5(a) 是经过 Fisher 线性判别后的一维投影值, 可见, 应用典型的降维方法, 无法获得线性阈值; 而图 5 (b) 给出了支持向量机下的分类函数值, 显然, 比较降维方法的结果, 支持向量机这一升维的方法可以获得满意的线性阈值。而且只有 2 个印鉴被误判, 误判率为 3.51%。误判的原因是, 该印鉴印泥分布不均导致印鉴二值图的奇异值向量与同类印鉴的奇异值向量相比有较大的差异。

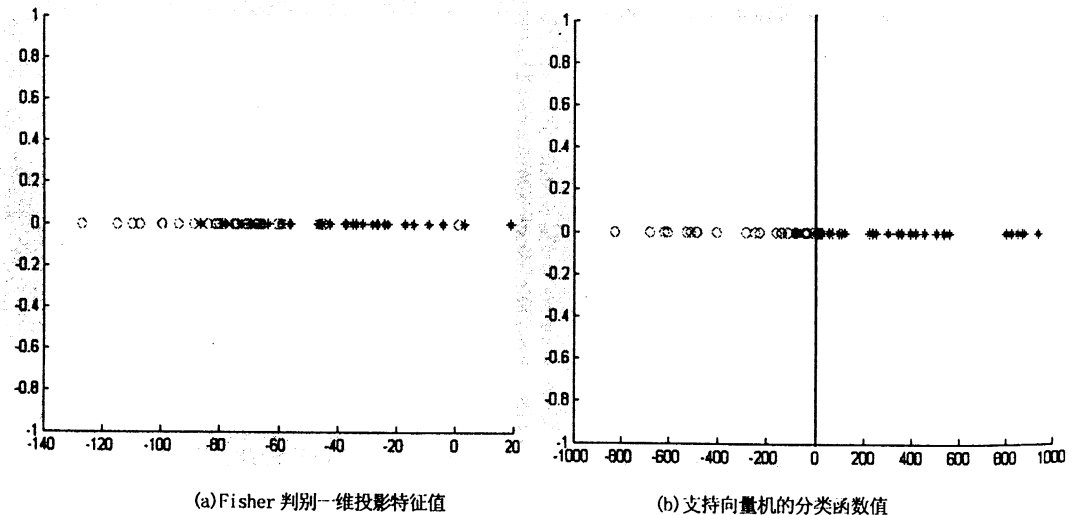


图 5 支持向量机的分类与 Fisher 判别方法的效果比较

结论

印鉴自动真伪鉴别是一项十分困难, 但又具有广泛应用价值的综合性研究课题。本文提出了一种基于极坐标变换的图像矩阵奇异值(SVD)特征提取方法, 并采用了支持向量机(SVM)进行

样本训练和分类。本算法充分利用了SVD在特征提取方面的稳定性和有效性以及SVM在处理小样本问题方面的优势,使得所提出的算法具有较高的识别率。实验结果也验证了算法的有效性。

参考文献

- [1]边肇祺等,模式识别,北京:清华大学出版社,2001
- [2]廖闻剑 & 成瑜,基于多分类器决策融合的印鉴真伪鉴别方法,南京航空航天大学学报,2002,34(4):368-371
- [3]郭永革,丁震等,一种有效的图像特征抽取和识别方法,计算机研究与发展,1997,34(1):38-42
- [4]张燕昆,杜平等,基于主元分析与支持向量机的人脸识别方法,上海交通大学学报,2002,36(6):884-886
- [5]胡庆,杨静宇等,基于知识的印鉴鉴别方法,自动化学报,1991,17(6):696-703.
- [6]杨新军,王肇圻等,基于环投影模板匹配的印鉴鉴别法,光电子激光,2001,12(11):1177-1181
- [7] Takio Kurita & Toshiharu Taguchi, A Modification of Kernel-based Fisher Discriminant Analysis for Face Detection, Fifth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition May 20 - 21, 2002
- [8] Van Gestel T., Suykens J.A.K., Lanckriet G., Lambrechts A., De Moor B., and Vandewalle J. Bayesian framework for least squares support vector machine classifiers, gaussian processes and kernel fisher discriminant analysis. *Neural Computation*, 14(5):1115-1147, May 2002.
- [9] Schölkopf, B., Smola, A., Müller, K.-R., Nonlinear Component Analysis as a Kernel Eigenvalue Problem. *Technical Report No. 44*. Max-Planck-Institut für biologische Kybernetik, Tübingen *Neural Computation* 10, 5, 1299 - 1319, 1996

An Seal Identification Method Based on SVD and SVM

Li Han Zhu Hong Zhu Pei Xin Wei

Abstract In seal identification system, the operation steps must be reduced to avoid error caused by digital image process. So feature extract method of singular value which base on polar coordinates transform is proposed in this paper, where the seals can be directly identified by Support Vector Machine without images registration. Notice that when extracting algebraic features, the singular values which are directly calculated by the original image data matrix are not rotation invariant. For the purpose of rotation invariance of features, polar coordinates transform is carried out here to change rotation in rectangular coordinates into translation in polar coordinates, which satisfies the stability and rotation variance of singular values. Experimental results show that this method can improve the capability and reliability of seal identification.

Key Words Polar coordinates transform, SVD, Support vector machine, Seal identification, Rotation, translation, Stability

李晗: 1980年生,西安理工大学模式识别专业研究生,主要研究方向为图像处理与识别。

朱虹: 1963年生,1999年获日本福井大学信息工程学科博士,现为西安理工大学信息与自动化工程学院教授,主要从事图像处理与应用,图像自动识别技术,图像压缩编码以及模式识别等方面的研究。

祝培: 1981年生,西安理工大学模式识别专业研究生,主要研究方向为图像处理与恢复。

辛威: 1978年生,西安理工大学模式识别专业研究生,主要研究方向为图像处理与检测。