

KICA 与 Relief 算法相结合的人脸识别研究

李秀丽¹,董吉文¹,吴瑞海²

(1. 济南大学信息科学与工程学院, 山东 济南 250022; 2. 山东山大华天软件有限公司, 山东 济南 250022)

摘要:为使提取到的独立成分有利于人脸的分类识别,在用核独立成分分析(KICA)进行特征提取后,选用改进后的k最近邻的Relief方法进行特征选择。改进后的Relief算法可以减少噪声污染,并能处理小样本问题,使选择后的人脸特征较好地用于分类。通过在AR人脸库上的实验,并与类内类间距离的特征选择方法进行比较,证明了该方法的有效性。

关键词:人脸识别;独立成分分析法(ICA);核主成分分析(KPCA);核独立成分分析(KICA);特征选择

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A

Research on KICA and Relief algorithms combined face recognition

LI Xiu-li¹, DONG Ji-wen¹, WU Rui-hai²

(1. School of Information Science and Engineering, University of Jinan, Jinan 250022, China;
2. Shandong Shanda hoteamsoft Co., Ltd., Jinan 250010, China)

Abstract: We employ improved k-nearest neighbor Relief algorithm to select features after extracting features with kernel independent component analysis (KICA) to make the extracted independent elements to be favorable to be recognized. This improved Relief algorithm can reduce noise pollution and address the issue of small samples, so the selected features can be employed to better classify faces. We prove the effectiveness of this method with the experiment to AR face database and comparisons with feature selection algorithms of intra- and inter-cluster distance.

Key words: face recognition; independent component analysis; kernel principal component analysis; kernel independent component analysis; feature extraction

随着计算机技术的快速发展,人脸识别技术在学校、公安、航空等重要部门的应用日益广泛,成为模式识别中一个热门的研究课题。由于人脸识别受到图片质量的影响,要提取有用的人脸特征存在一定的困难。人脸识别方法有很多,主要的有几何特征的识别方法、代数统计的识别方法以及神经网络的识别方法等。基于几何特征的识别方法是人脸特征提取中应用比较早的方法,具有直观性强、运算简单、占用内存少等特点,但这种方法对遮挡、姿态变化等敏感,因此识别精度不高^[1]。代数的识别方法是基于统计学习的方法抽取特征,与其它方法相比具有一定的优势,因此得到了广泛的应用,主要包括特征脸方法和隐马尔可夫模型方法。神经网络的识别方法是将人脸图像数据送入神经网络进行学习、识别,但当样本数量比较大时,运算量也将非常大。

主成分分析方法可以去掉原始样本中各元素间相关性的线性变换,找出最“主要”的元素,并将原有的

复杂数据降维至特征子空间,得到一组投影系数,用于人脸识别^[2]。该方法只考虑了二阶相关信息,并没有利用图像中的高阶相关信息,而高阶信息中往往包含有对人脸识别较为有用的信息。为此又出现了采用独立成分分析方法提取人脸图像的特征,这种方法是 PCA 的一种扩展,二者都只能处理线性变换,而人脸图像由于受到光照、姿态等影响并非总是线性的。随着核技术的广泛应用,人们将核技术和 ICA 相结合,提出了核独立成分分析方法。该方法能处理非线性变换,在本文中即采用 KICA 进行特征提取。

由于 KICA 所提取的独立成分,并没有对其进行特征选择,所以当训练样本数量变大时,计算复杂度会增加,相应的训练时间也会变长,而且还会导致识别率下降。所以如何选出有用的独立成分进行分类,是下一步人脸识别的关键。在本文中采用 Relief 算法选择特征子集,Relief 算法是 Kira^[3]提出的被认为是用于特征选择较好的一种分类方法,但是此算法只应用于两分类问题,而不能处理多分类样本。后来 Kononenko^[4]对其进行了改进,使之能处理多分类问题。

1 基于 KICA 的特征提取方法

1.1 ICA 的基本思想

J. Herault, C. Jutter 与 B. Ans^[5-6]提出了独立成分分析法(Independent Component Analysis, ICA),基本思想是用一组基函数表示一系列随机变量,并假设它们各成分之间是统计独立的或者尽可能独立。利用 ICA 进行人脸识别时,将人脸训练样本 X 看作是独立基 S 和可逆混合矩阵 A 的线性组合:

$$X = AS \quad (1)$$

其中 A, S 都是未知的,本文通过负熵的独立性判决准则 FastICA^[7]求解分离矩阵 W ,使得独立基 S 的估计 $Y = WX$ 。

1.2 FastICA 算法

ICA 算法是 PCA 的一种扩展,在求 ICA 之前要先采用 PCA 降维。即对人脸样本 X 中心化,然后是白化处理,就是将中心化的人脸图像 X 与白化矩阵 M 相乘:

$$Z = MX \quad (2)$$

Z 满足: $E(ZZ^T) = I$,其中 I 为单位矩阵, $M = U\lambda^{-\frac{1}{2}}U^T$, U, λ 分别为 PCA 所求的特征向量与特征值。

FastICA 算法的迭代公式为:

$$W^*(n) = E\{Zg(W(n-1)^T Z)\} - E\{g'(W(n-1)^T Z)\}W(n-1) \quad (3)$$

其中 g 为一种非线性函数, g' 是其导数。

求解 W 后,要对其进行标准化: $W(n) = W^*(n) / \|W^*(n)\|$

对于测试集的人脸图像向独立基子空间投影,得到的投影系数用于人脸识别。

1.3 KPCA 算法

核主成分分析法 KPCA 的基本思想是将人脸图像样本数据通过核函数映射到一个高维特征空间,然后在特征空间上进行线性主成分分析^[8]。设输入样本点 x_1, x_2, \dots, x_l , 经过非线性映射变换为特征空间的样本点 $\phi(x_1), \phi(x_2), \dots, \phi(x_l)$ 。根据 Mercer 核定理,特征空间中的两个点的内积可以用核函数表示为: $K_{i,j} = \phi(x_i) \cdot \phi(x_j)$,其中 K 为满足 Mercer 条件的核函数,在本文中采用高斯核函数^[9]: $K(x, y) = \exp(-\frac{\|x-y\|^2}{\delta^2})$,其中 δ 为宽度参数。

假设特征空间中的样本都已中心化,即 $\sum_{i=1}^l \phi(x_i) = 0$,得到其协方差矩阵

$$C = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l \phi(x_i)\phi(x_i)^T \quad (4)$$

对其求解特征值和特征向量: $\lambda V = CV$

根据再生核理论,特征向量 V 可以由 $\phi(x_1), \phi(x_2), \dots, \phi(x_l)$ 的线性组合表示:

$$V = \sum_{i=1}^l \alpha_i \phi(x_i) \quad (5)$$

最后化简得到: $K\alpha = l\lambda\alpha$, 即只要求核矩阵 K 的特征值和特征向量即可。

1.4 KICA 算法

核独立成分分析法 KICA^[10] 的基本思想是通过一个非线性函数,将样本数据映射到高维特征空间,对其进行处理。基于 KICA 的方法实际上是将核技术应用到 ICA 中,即 KPCA 与 ICA 相结合的一种方法,可以处理非线性变换^[11]。由于人脸图像光照、姿态等影响并非总是线性的,因此 KICA 算法比 ICA 算法有一定的优势。首先,采用 KPCA 算法进行降维,求得白化矩阵:

$$Z_i = [\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_l]^T, i = 1, 2, \dots, l \quad (6)$$

其中

$$\delta_m = (\lambda_m)^{-\frac{1}{2}} \left(\sum_{k=1}^l \alpha_k^m \phi(x_k) \cdot \phi(x_i) - \frac{1}{l} \sum_{k=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_k^m \phi(x_k) \phi(x_j) \right), m = 1, 2, \dots, l$$

得到 Z 后,再用 FAST ICA 算法求解分离矩阵 W 。最后对于测试样本,将其投影到独立基子空间上,得到投影系数用于人脸识别。

2 特征选择

Relief 算法^[3] 是给每个特征赋上一个权值,根据每个特征对近邻样本的差异迭代权值,最后根据权值的大小筛选特征。Relief 算法是一种较好的特征选择方法,它选择好的特征能够使同类样本差异小,不同类样本的差异大,这样更能有利于分类。

由于 Relief 算法只适用于两类的特征选择,吴浩苗^[12] 等人对其进行了改进,用于笔迹识别,并证明了改进后算法的有效性。改进后的 Relief 算法具有以下优势:能处理多分类问题,并能使随机选取的样本有个抽样比例,不重复抽取,改进后的算法还有有效的减少了噪声。本文将文献[12]改进的 Relief 方法引入人脸识别,用于特征选择。

原始数据集 A 的样本数为 M ,特征数为 M ,原始特征集为 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_M\}$, m 为循环次数,权值为 W 。 R 和 R' 相对于特征 F 的差异, $\Delta(W, R, R') = \frac{|V_1 - V_2|}{\max(F) - \min(F)}$, 其中 V_1, V_2 分别表示 F 与 R, F 与 R' 之间的欧式距离。

基于 KICA-Relief 算法的步骤如下:

- (1) 初始循环次数 $m (m < M)$, W 初始化为 0;
 - (2) 从系数矩阵 A 中随机抽取一个样本 $R_j (j = 1, 2, \dots, m)$, 并保证每次抽取的样本所在的类别不重复抽取;
 - (3) 计算与 R_j 同类的 kc 个最近邻样本 $H_p (p = 1, \dots, kc)$;
 - (4) 计算与 R_j 不同类中的 kc 个 $M_p(C)$, 选择其中离 $\text{class}(R)$ 类最近的 R 个类别;
 - (5) 利用下面的公式更新权值:
- $$W_i = W_i - \sum_{p=1}^{kc} \Delta(W_i, R_p, H_p) / (m \times kc) + \sum_{C \in \text{class}(R_j)} \left[\frac{1}{kc} \sum_{p=1}^{kc} \Delta(W_i, R_p, M_p) \right] / (m \times r) (i = 1, 2, \dots, M);$$
- (6) 从大到小排序权值,并排序特征。然后从中选择前 K 个独立成分用于人脸识别。

3 实验结果及分析

本文选用 AR 人脸库进行实验,共由 126 个人的图像组成,库中所拍摄的人脸图像有不同的表情,脸部细节也不同。在实验之前,先将每幅人脸图像的大小归一化为 40×50 维。实验中,选用 100 个人(男女各 50 人),

每人10幅不同的图像,共有1000张图片,其中每人前5张图像作为训练集,剩余的后5张图像作为测试样本。根据前面所描述的算法,在VC++6.0下进行实验。采用余弦距离公式进行分类识别。为了验证本算法的有效性,与类内类间特征选择方法进行了比较,结果如表1所示:

在实验中,我们选取了几种特征向量进行实验,通过反复实验,调节Relief算法中的循环次数、最近邻样本数以及与抽取的样本类别不同类的最近邻的类别数,得到了如表1中较好的识别率。从表中我们可以看出,在选用的五个特征向量中,随着特征向量个数的增加,识别率也在提高,而在特征向量个数为150时,识别率达到了91.4%;当个数超过150后识别率会稍微有些下降。通过比较,本文中使用的Relief特征选择算法的人脸识别率明显要比类内类间算法高。当样本数量多时,Relief算法在特征选择中占有一定的优势。

表1 两种特征选择方法的实验结果

Table 1 The comparisons of experimental results of two feature extraction methods

特征向量 个数	类内类间方法 识别率/%	Relief算法 识别率/%
60	65.4	81.2
90	78.6	85.2
120	83	87.4
150	86.6	91.4
160	86	91

4 结论

本文采用非线性特征提取方法KICA进行特征提取,而提取后的特征存在着冗余,所以将吴浩苗等人改进后的Relief算法引入到人脸识别中,用于特征选择,并通过与类内类间特征选择方法比较,证明该算法有效地减少了数据冗余,选择后的特征提高了识别精度。

参考文献:

- [1] BERTO R, POGGIO T. Face recognition: Feature versus templates [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(10): 1042 - 1052.
- [2] TURK M, PENTLAND A. Eigenfaces for recognition [J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 71 - 86.
- [3] KIRA K, RENDELL L. A practical approach to feature selection [M] // Proceedings of the 9th International Workshop on Machine Learning. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 1992: 249 - 256.
- [4] KONONENKO I. Estimation attributes: Analysis and extensions of RELIEF [M] // Proceedings of the 1994 European Conference on Machine Learning. Catania, Italy: Springer Verlag, 1994: 171 - 182.
- [5] HYVÄRINEN A, KARHUNEN J, OJA E. Independent component analysis [M]. New York: Wiley, 2001.
- [6] 杨行峻, 郑君里. 神经网络与盲信号处理 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2003.
- [7] HYVÄRINEN A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis [J]. IEEE Trans. On Neural Networks, 1999, 10(3): 626 - 634.
- [8] SCHÖLKOPF B, SMOLA A, ROBERTMULLER K. Nonlinear component analysis as a kernel eigenvalue problem [J]. Neural computer, 1998(10): 1299 - 1319.
- [9] SCHÖLKOPF B, SMOLA A J. Learning with kernels [M]. Britain: The MIT press, 2001: 45 - 48.
- [10] BACH F R, JORDAN M I. Kernel independent component analysis [J]. Journal of Machine Learning Research, 2003(3): 1 - 48.
- [11] 张燕昆, 刘重庆. 基于核独立成分分析的人脸识别 [J]. 光学技术, 2004, 30(5): 613 - 615.
- [12] 吴浩苗, 尹中航, 孙富春. Relief算法在笔迹识别中的应用 [J]. 计算机应用, 2006, 26(1): 175 - 176.