

文章编号: 1000-5862(2016)05-0487-05

基于粗糙集的人脸识别改进方法

彭春华, 刘 刚*

(江西师范大学物理与通信电子学院, 江西 南昌 330022)

摘要: 人脸识别因其高效、安全和非接触性的特点, 在公共信息安全领域得到了广泛应用. 针对传统主元分析方法(PCA)和随机主元分析法(Random PCA)在实际应用中存在抗干扰能力差、识别率不高以及2种方法特征融合后计算复杂的问题, 提出了一种基于随机主成分分析+粗糙集(Random PCA+rough set)的人脸识别方法. 该方法用PCA提取人脸的全局特征, 用Random PCA提取人脸图像的局部特征, 再将这2种特征通过串联的方式构建特征子空间. 在特征子空间里用粗糙集去提取最具区分度的特征, 从而有效减少了分类时的计算复杂度并提高了识别率. 实验结果表明: 该方法较传统PCA方法的识别率和识别时间分别提高了7.09%和6.06%.

关键词: 人脸识别; 主元分析法; 粗糙集; 特征子空间

中图分类号: TP 391 **文献标志码:** A **DOI:** 10.16357/j.cnki.issn1000-5862.2016.05.08

0 引言

人脸识别一般是通过对2维数字人脸图像来分析完成的, 由于光线的强弱、人的面部表情和姿态变化, 使得在实际环境中的人脸识别难度大幅增加. 解决问题的关键是找到最有效的特征不变量^[1]. 众所周知, 原始的人脸灰度图像往往采用亮度矩阵来表示, 为了能够找到像素与像素之间的相关性和描述图像的最本质特征, 一些学者提出了诸如主元分析法(PCA)^[2]、离散余弦变换法(DCT)^[3]、Gabor小波变换法^[4]和局部二值化法(LBP)^[5]等. 其中M. A. Turk等^[6]首先提出了“特征脸”的概念, 通过对人脸图像从上到下、从左到右的顺序将所有像素的灰度值串成一个高维向量, 然后利用PCA将高维向量降低维数, 从而提高了识别率及识别时间. 但PCA算法抗干扰能力较差, 对外界环境所带来的诸如光照强度和人脸自身的姿态、表情等的变化会导致识别率的降低. 因此, 为了提高PCA算法的抗干扰能力, Wang Xiaogang等^[7]提出了一种随机主元分析(Random PCA)的方法, 在此方法中加入了人脸图像的一些局部特征, 因此对于光照强度和姿态、表情等的变化等具有一定的抗干扰能力, 但是由于在特

征提取的过程中主元数的累积贡献率不足导致其识别率偏低. 而Gabor小波具有良好的时频局部化特征和多分辨率特性, 能够提取图像局部细微变化的能力, 另外Gabor小波对于光照不敏感, 能够较好地提取图像的局部特征, 但是由于Gabor变换的多尺度、多方向性, 在提取特征的时候耗费大量的时间, 不利于图像的实时处理^[8-10]. 局部二值化法(LBP)也因其分类时特征量大、计算复杂度较高, 导致其实时性较差. 为了在实际应用中获得较高的识别率和较强的抗干扰能力并且降低计算的复杂程度, 因此具有较高识别率和较强抗干扰能力的特征融合方法的研究, 在最近的几年里成为人们关注的热点^[11-13]. 目前这些改进方法虽然在识别率与抗干扰能力上有所提高, 但仍然存在分类时计算复杂度较高的问题. 为了降低计算复杂度并保持较高的识别率和较强的抗干扰能力, 本文提出了一种融合PCA和Random PCA的提取特征, 并利用粗糙集提取特征空间里最具区分度特征的识别方法^[14-15], 仿真结果证明了这种方法的有效性.

1 PCA和Random PCA

M. A. Turk等提出了经典的特征脸法即PCA变换, PCA变换也可以认为是K-L变换, 其目的是找

收稿日期: 2015-11-27

基金项目: 江西省科技计划(20133BBE50035)资助项目.

通信作者: 刘 刚(1970-), 男, 江西泰和人, 副教授, 主要从事传感器与微控制系统的研究.

到最优的一组正交单位向量基得到数据的方差,它可以通过线性变换得到,以致可以把数据的特征空间维数从原来的 n 维降到 m ($m < n$)。特征空间维数降低的同时还可以保持数据的主要特性。其实现过程如下:

(i) 将人脸矩阵分解为特征值和对应的特征向量 $Xw = \lambda w$, 其中 X 为人脸图像矩阵, λ 为特征值, w 为特征向量。

(ii) 将特征值按照从大到小的顺序排列即 $\lambda_0 > \lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_{M-1}$, 找到前 m 个最大的特征值和其对应的特征向量, 并将这些特征向量构成特征脸子空间也称为投影正交基 $W_{opt} = (w_0, w_1, w_2, \dots, w_{M-1})$ 。

(iii) 将每幅输入人脸图像投影到特征子空间, 得到 m 维的特征脸。

由于 m 的维数远远低于原始人脸图像的维数, 所以能够起到降维的作用。从宏观来看, 较大的特征值对应的是图像的低频成分, 较小的特征值对应的是高频成分, 即 PCA 变换获得的特征是图像的大部分能量。PCA 变换虽然将人脸图像由高维投影到低维得到图像的主分量和主要特性, 但是并不能保证所选择的作为特征向量的主成分都是有利于分类的。经过实验发现一些较小的特征值含有丰富的细节特征(局部特征)有利于图像的分类, 为了提高人脸识别率, 可采取 Random PCA 算法来提取局部特征和利用 PCA 变换来提取全局特征, 其实现步骤如下: (i) PCA 提取前 m 个大的特征值和特征向量; (ii) 在剩余的非零特征值随机选取一定量的特征值和特征向量; (iii) 将(i)和(ii)得到的特征串联组成特征空间。这种特征提取方法得到的特征子空间既包括全局特征也包含局部特征, 所以识别率比较高, 但是这种方法得到特征量较多, 大大增加了分类时的计算复杂度。为了减少分类时的计算复杂度, 必须从所提取的特征中选择出与人脸识别相关度最大的特征, 去除冗余的、不相关的特征。而基于粗糙集理论(RS)的属性约简方法在处理不完备数据和不确定知识这方面因其优秀的能力得到广泛应用。

2 基于粗糙集的属性约简

粗糙集理论(RS)是波兰科学家 Z. Pawlak 在 1982 年提出的, 它是处理不完备数据和不确定知识的强有力数学工具, 目前已经成为人工智能领域的一个新的学术热点, 在知识获取、知识分析和决策分析等方面得到了广泛的应用。利用粗糙集进行属性

约简的主要问题是计算属性重要度和正域, 这些计算都是以一致性决策表为基础的, 因此必须先建立一致性决策表。在建立一致性决策表时必须首先将连续的属性值进行离散化处理, 而离散化过程中断点集的选取直接关系到离散化结果的好坏。在实际应用中, 周围环境中的噪声干扰是无法避免的, 因此断点位置选择的不同将会导致数据离散化结果的巨大差异。假如断点恰好处在被噪声污染数据的前后, 那么数据离散化前后的结果就会发生较大的变化, 离散化结果的优劣将会直接影响处理结果, 因此以粗糙集理论为基础进行属性约简时要特别关注数据的离散化过程。本文采用 k -means 聚类算法将数据进行离散化的同时, 定义一种基于数据自身的相关统计信息的全局属性重要度, 并根据全局属性重要度进行属性近似约简, 得到人脸图像特征选择的依据, 为图像的特征提取和选择提供了新的可行性。其人脸特征属性约简步骤如下:

(i) 将 PCA 和 Random PCA 特征融合得到的特征空间用 k -means 聚类算法将特征空间离散化。

(ii) 将训练集的人脸数目总数作为论域 U , 特征融合后的空间作为条件属性 C , 人脸的所属类别标签作为决策属性 D 构建一致性决策表。

(iii) 找到一致性决策表里面的不可辨识关系即小样本情况下属于同一个人的所有特征构成的特征空间 R , 若 $r \in R$, 其中 r 为人脸特征空间中的某一维特征, 并且 $ind(R) = ind(R - \{r\})$ 则称 r 为非必要特征, 反之则称 r 为必要特征。如果特征空间 R 中所有的特征都是必要的, 则称 R 独立。在人脸特征构建的一致性决策表中, 假设存在 Q 为经过约简一定特征维数所构成的特征空间并且 Q 独立, P 为未经过约简的特征空间, 如果 $Q \subseteq P$ 并且 $ind(Q) = ind(P)$ 则说 Q 是 P 的约简, 就得到特征融合后的特征空间属性的约简。

(iv) 应用粗糙集的属性重要度公式计算特征空间中的每一维特征对人脸识别率的贡献度, 然后通过设定阈值(本文选取的阈值为 0.15)再次约简经过局部特征和全局特征融合后的特征空间, 计算公式为

$$\sigma(r) = 1 - \sum_{i=1}^{r(d)} POS_{C-\{r\}}(D_i) / \sum_{i=1}^{r(d)} POS_C(D_i), \quad (1)$$

其中 $\sigma(r)$ 为第 r 维特征对人脸识别率的贡献度, C 为条件属性即特征融合后的人脸特征空间, D 为决策属性即人脸所属类别标签, POS 表示计算正域。

(v) 从所有的经过人脸特征属性约简的特征空间中选出最优的特征融合属性约简特征空间。

3 人脸识别流程

应用粗糙集完成训练集特征空间的属性约简, 得到训练集中的最优特征空间, 然后将测试集投影到最优特征空间, 最后用最近邻分类器将测试集进行分类. 其识别方法流程如图 1 所示.

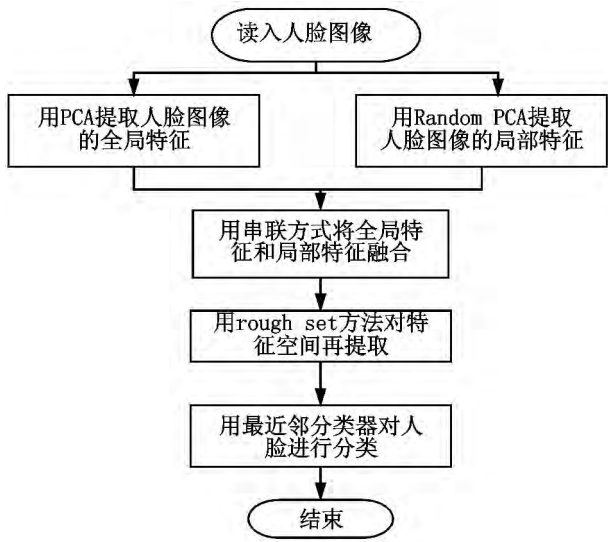


图1 本文人脸识别方法流程

4 仿真实验结果

仿真实验是在 ORL、Yale 人脸库和在实际环境中所拍摄的 5 个人的人脸图片上进行的. ORL 人脸库有 400 张正面照, 它由 40 个人每个人 10 张构成, 每张人脸图片的表情和姿态都有微小的变化. 其中一些人脸的示例图片如图 2 所示. 这些人脸图片都

被归一化为 256 级的灰度级并且图片大小为 112×92 . 在实际环境中拍摄的人脸图片是通过找到皮肤区域, 然后运用人脸近似椭圆的先验知识就可以定位出人脸, 之后再将人脸图片大小归一化为 256 级的灰度级且大小为 112×92 , 这些人脸图像也有轻微的表情和姿态变化, 实际环境中得到的人脸图片是由 5 个人每个人 10 张图片构成的. 示例图像如图 3 所示.

在 ORL 数据库的实验中将其中的每个人的 5 张图片作为训练集和剩余的 5 张图片作为测试集, 训练集和测试集分别包含 200 张图片. 试验中分 2 个步骤进行试验: (i) 预处理人脸图像并获得特征脸; (ii) 用最近邻分类器将输入的人脸图像进行分类. 实验结果分别与传统的识别方法 PCA、PCA + LDA 和 PCA + rough set 进行了比较. 在 ORL 人脸数据库的实验结果和实际人脸图像的实验结果分别如图 4 和图 5 所示.

从图 4 计算出在 ORL 人脸库的识别中, PCA + rough set 方法的平均识别率为 89.7%, PCA + LDA 方法的平均识别率为 88.3%, PCA 方法的平均识别率为 87.5%, 而采用 Random PCA + rough set 方法的平均识别率为 93.7%, 明显高于传统的识别方法. 从图 5 中可以计算出在实际人脸图像的识别中, PCA + rough set 方法的平均识别率为 87.4%, PCA + LDA 方法的平均识别率为 85.2%, PCA 方法的平均识别率为 83.6%, 而采用 Random PCA + rough set 方法的平均识别率达到 94.3%, 这 2 组数据表明本文所提出的方法不管在实际环境还是 ORL 数据库的测试中都比传统方法更好. 从这些数据中还可看

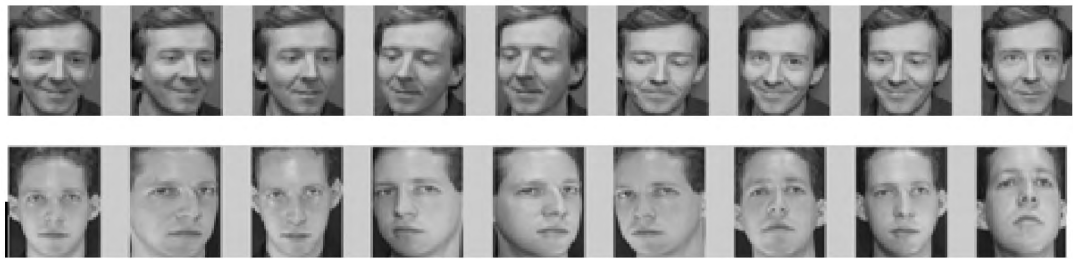


图2 ORL 人脸库

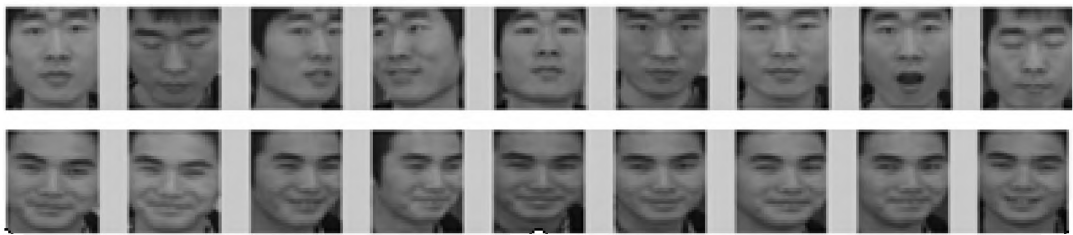


图3 实际人脸示例

出在用 PCA 提取特征后,用 rough set 去改善提取特征的质量后,识别率也比常用 PCA 算法的识别率要更高.这就说明提取的特征质量直接影响到识别结果,而使用粗糙集改善提取的特征的方法是有效的.

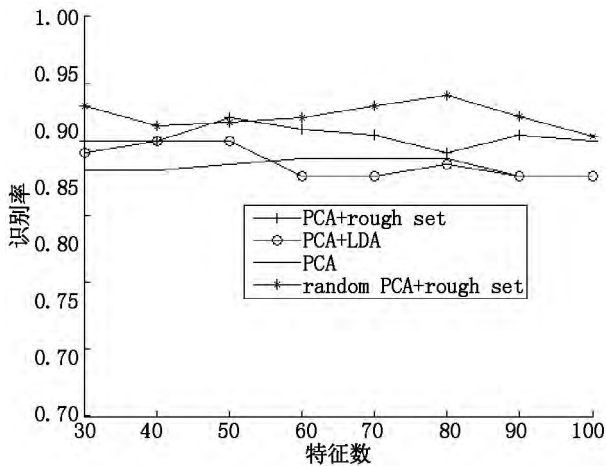


图4 在 ORL 人脸数据库上的实验结果

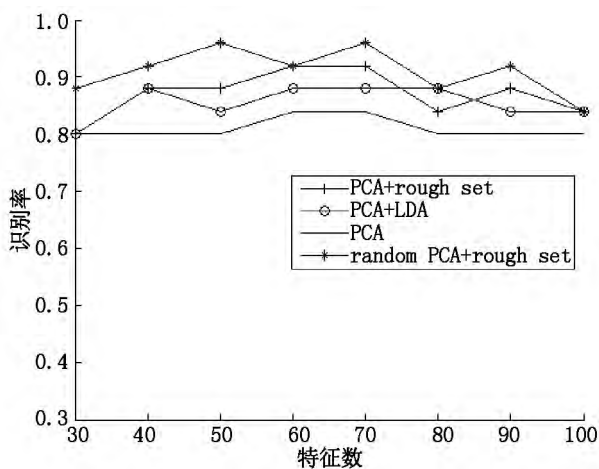


图5 在实际环境采集的人脸图像上的识别结果

为证明本方法具有一定的普适性,本文还将此方法应用到 Yale 人脸数据库中.在 Yale 人脸数据库中,将每个人的前 5 张图片用于训练,后 6 张图片用

于测试,其识别结果如图 6 所示.

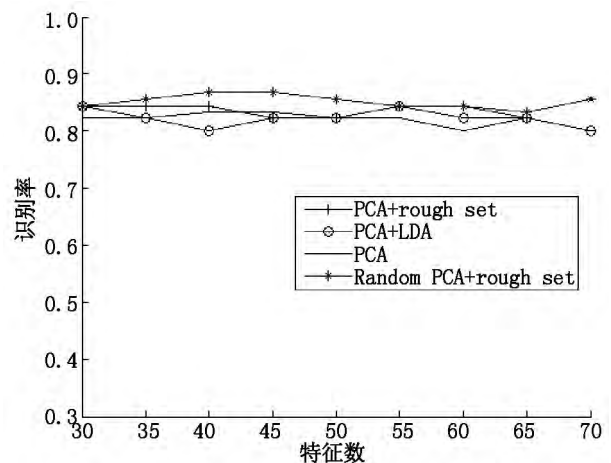


图6 在 Yale 人脸数据库上的识别结果

从图 6 中也可以看出 PCA + rough set 要优于传统的识别方法,并且由于特征维数的减少降低了分类时的计算复杂度,其识别时间与传统 PCA 方法相比加快,而与其他改进算法相当(见表 1).

表 1 在 Yale 人脸数据库中的识别时间 s

识别方法	PCA	PCA + LDA	PCA + rough set	Random PCA + rough set
识别时间	0.79	0.74	0.73	0.74

为了再次证明本文方法的有效性,还将本文方法的识别结果与一些实际应用中常用的识别方法做了比较,结果如表 2 所示.从表 2 可以看出本文的方法相较于常用的识别方法都具有一定的优势,证明了本文方法的相较于其他常用方法的有效性.表 2 中 SVM 表示支持向量机识别方法,BP 表示神经网络识别方法,HMM 表示隐马尔科夫识别方法,wavelet 表示小波变换.从表 2 中可以看出本文所提出的识别方法较目前实际应用中的方法还是具有一定的优势.表 2 中的数据证明了本文方法的可行性.

表 2 本文方法与实际应用中人脸识别方法的比较

识别方法	SVM + KL	PCA + LDA	SVM + BP	HMM	wavelet + BP	本文算法
识别率	0.80	0.883	0.918	0.93	0.89	0.943
识别时间/s	0.62	0.740	0.820	0.89	0.52	0.730

脸库和在实际测试中,实验结果表明该方法能获得比传统方法更高的识别率和更强的抗干扰能力.

5 结论

本文提出了一种基于粗糙集和特征融合的人脸识别方法,该方法分别利用 PCA 算法和 Random PCA 算法提取全局特征和局部特征并将它们的特征通过串联的方式融合,利用粗糙集进行属性的再约简并采用最近邻方法进行分类.在 ORL、Yale 人

6 参考文献

- [1] Wang Haiyang, Ye Mao, Yang Shangming. Shadow compensation and illumination normalization of face image [J]. Machine Vision and Applications, 2013, 24 (6):

- 1121-1131.
- [2] Li Shuwen, Zhou Changle, Xu Jiatuo. A novel face recognition method with feature combination [J]. Journal of Zhejiang University Science, 2005, 6A(5): 454-459.
- [3] Hafed Z M, Levine M D. Face recognition using the discrete cosine transform [J]. International Journal of Computer Vision, 2001, 43(3): 167-188.
- [4] 彭辉. 基于 Gabor 小波变换多特征向量的人脸识别鲁棒性研究 [J]. 计算机科学, 2014, 41(2): 308-311.
- [5] Ahonen T, Hadid A, Pietikäinen M. Face recognition with local binary patterns [EB/OL]. [2015-10-23]. <http://www.masters.dgtu.donetsk.ua/2011/frt/dyrul/library/article8.pdf>.
- [6] Turk M A, Pentland A P. Eigenfaces for recognition [J]. The Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 71-86.
- [7] Wang Xiaogang, Tang Xiaoou. Random sampling for subspace face recognition [J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 70(1): 91-104.
- [8] 王进军, 王汇源, 吴晓娟. 基于环形对称 Gabor 变换和 PCA 加权的人脸识别算法 [J]. 模式识别与人工智能, 2009, 22(4): 635-638.
- [9] 王宪, 陆友桃, 宋书林, 等. 基于 Gabor 小波变换与分块 PCA 的人脸识别 [J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(3): 176-178.
- [10] 王科俊, 邹国锋. 基于子模式的 Gabor 特征融合的单样本人脸识别 [J]. 模式识别与人工智能, 2013, 26(1): 50-56.
- [11] 陈海霞, 崔茜. 基于 Gabor 小波和 PCA 的人脸识别 [J]. 东北师范大学学报: 自然科学版, 2014, 46(4): 77-80.
- [12] Ross A, Jain A. Information fusion in biometrics [J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(13): 2115-2125.
- [13] 李建科, 赵保军. DCT 和 LBP 特征融合的人脸识别 [J]. 北京理工大学学报, 2010, 30(11): 1355-1359.
- [14] Pawlak Z. Rough set [J]. International Journal of Computer and Information Science, 1982, 11(5): 341-356.
- [15] Hu Qinghua, Yu Daren, Xie Zongxia. Information-preserving hybrid data reduction based on fuzzy-rough techniques [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(5): 414-423.

The Improved Method for Face Recognition Based On Rough Set

PENG Chunhua, LIU Gang*

(College of Physics and Communication Electronics, Jiangxi Normal University, Nanchang Jiangxi 330022, China)

Abstract: Face recognition has been widely used in the field of public information security due to its high efficiency, safety and non-contact. The problems of traditional methods principal component analysis (PCA) and Random principal component analysis (Random PCA) is lack of anti-interference and low recognition rate, otherwise the problem of in fusion of PCA and Random PCA is the calculate time is too long. In order to solve these problems, a method based on Random PCA plus rough set is proposed for face recognition. The method first exploit PCA and Random PCA extract the global feature and local feature, respectively. And then cascade the global feature and the local feature to construct the feature subspace. At last exploit rough set to extract the most distinguish feature from the feature subspace, therefore the method can improve the ability of anti-interference and recognition rate. Compared with the traditional method PCA, the results show that the recognition rate and recognition time improved 7.09% and 6.06%, respectively.

Key words: face recognition; principal component analysis; rough set; feature subspace

(责任编辑: 冉小晓)