

引用格式:徐岩,刘斌,米强.复合不变矩和GLCM特征加权融合的人脸识别研究[J].山东科技大学学报(自然科学版),2018,37(2):1-8.

XU Yan, LIU Bin, MI Qiang. A study of face recognition based on weight fusion of compound invariant moment and GLCM [J]. Journal of Shandong University of Science and Technology (Natural Science), 2018, 37(2):1-8.

复合不变矩和GLCM特征加权融合的人脸识别研究

徐 岩,刘 斌,米 强

(山东科技大学 电子通信与物理学院,山东 青岛 266590)

摘要:为了提高人脸识别率,提出一种基于复合不变矩和灰度共生矩阵的特征提取方法 CHu-GLCM。首先将人脸图像分割成许多大小相等的子块,提取所有子块的不变矩特征,并按照一定的权重系数把所有子块的不变矩特征组合起来作为整幅人脸图像的复合不变矩特征,再提取人脸图像的灰度共生矩阵;然后利用支持向量机在决策层把人脸图像的复合不变矩特征和灰度共生矩阵进行加权融合;最后分别在 ORL 和 YALE 人脸库中进行实验检测。研究结果表明:在训练样本个数为 5 时,与传统的特征提取方法相比,给出的方法可以使人脸识别率至少提高 4 个百分点。

关键词:人脸识别;不变矩特征;灰度共生矩阵;特征提取;支持向量机

中图分类号:TP391.41

文献标志码:A

文章编号:1672-3767(2018)02-0001-08

DOI: 10.16452/j.cnki.sdkjzk.2018.02.001

A Study of Face Recognition Based on Weight Fusion of Compound Invariant Moment and GLCM

XU Yan, LIU Bin, MI Qiang

(College of Electronic, Communication and Physics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao, Shandong 266590, China)

Abstract: To improve face recognition rate, this paper proposed a new feature extraction method CHu-GLCM based on compound invariant moment feature and gray level co-occurrence matrix. Firstly, the face image was divided into many sub-blocks of equal size and the invariant moment feature of all the sub-blocks was extracted. According to a certain weight coefficient, the invariant moments were then combined together as the composite invariant moment feature of the whole face image. Secondly, the gray level co-occurrence matrix of face images was extracted and then fused with the composite invariant moment feature to achieve the weight fusion of the two features in the decision-making layer by using the support vector machine. Finally, they were tested in ORL and YALE face database respectively. The final results show that compared with the traditional method, the proposed method can increase the face recognition rate by at least 4 percent when there are 5 training samples.

Key words: face recognition; invariant moment feature; gray level co-occurrence matrix(GLCM); feature extraction; support vector machine(SVM)

收稿日期:2017-03-01

基金项目:山东省研究生教育创新计划项目(01040105305);山东科技大学教学研究项目(JG201506);山东科技大学研究生教育创新项目(KDYC13026,KDYC15019);海信冰箱公司(山东)研发项目

作者简介:徐 岩(1970—),男,山东汶上人,教授,博士生导师,主要从事计算机图形学和计算机仿真方面的研究。

E-mail: xuyan@sdust.edu.cn

在图像识别和计算机视觉领域里,人脸识别作为一种生物特征识别技术,具有非接触性、直接性和唯一性等优点,广泛应用于信息安全、刑事侦破、出入口控制、档案管理、可视通信等领域^[1-2]。

在过去的几十年里,学者们提出了许多经典的人脸识别方法,主要包括神经网络方法、隐马尔科夫模型、支持向量机(support vector machine, SVM)、主成分分析法(principal component analysis, PCA)等^[3]。其中PCA方法得到广泛应用并不断被改进,如基于双向的PCA方法^[4]、加权变形的2DPCA方法^[5]等,这些改进的方法进一步提高了人脸识别系统的性能。刘君等^[6]将核主成分分析(KPCA)方法和鉴别投影算法进行融合,使得人脸识别系统的性能得到了极大改善。王仕民等^[7]把人脸图像的多尺度张量投影到低维度子空间,用最近邻算法将提取到的特征进行分类识别,提高了在光照条件下的人脸识别率。人脸的原始特征可以分为几何形状特征和纹理特征两大类^[8]。人脸样本的纹理特征和几何特征有很多,如 Gabor 特征^[9-10]、LBP 特征^[11-14]、尺度不变特征转换(SIFT)^[15]等。但是,在实际应用中人脸几何特征的提取对光照、视角和表情等变化非常敏感,很难做到精确提取。因此,无论是哪种特征提取方法,对系统性能的改进都是有限的,为此本文将纹理特征和几何特征进行融合,提出一种新的 CHu-GLCM 方法。

CHu-GLCM 方法的实现过程如下:首先采用图像分割的方法把人脸图像分割成许多大小相等的子块,作为后续特征提取的前期处理;接着提取所有子块的不变矩特征,并按照一定的权重系数组合起来,形成列向量作为一幅人脸图像的复合不变矩特征;然后再提取人脸图像的灰度共生矩阵,在决策层采用系数加权融合的方法把两种不同的特征进行加权融合,并分别在 ORL 和 YALE 人脸库中进行实验仿真。

1 人脸特征提取方法

1.1 不变矩特征

不变矩最初是由 Hu^[16-17]于 1962 年提出,因其可以有效地描述灰度图像的几何特征,并且对图像的平移、旋转、缩放等变换均具有不变性,被广泛应用到目标识别领域。后来又有许多研究者^[17-18]对不变矩进行改进,从而使它的特征描述能力得到提高。

对于任意的非负整数 p, q ,一幅二维图像 $f(x, y)$ 的 $(p+q)$ 阶几何矩 m_{pq} 的公式如下:

$$m_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q f(x, y) . \quad (1)$$

其中, $f(x, y)$ 为图像的灰度(密度), (x, y) 表示图像的坐标, M 和 N 分别表示图像的宽度和高度。

$(p+q)$ 阶中心矩对图像的平移具有不变性,其公式如下:

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x - x_0)^p (y - y_0)^q f(x, y) . \quad (2)$$

其中, $(x_0 = \frac{m_{10}}{m_{00}}, y_0 = \frac{m_{01}}{m_{00}})$ 为图像的重心坐标。对 μ_{pq} 归一化后可以得到归一化中心矩 δ_{pq} , δ_{pq} 对图像的平移与缩放均具有不变性,公式如下:

$$\delta_{pq} = \mu_{pq} / \mu_{00}^r . \quad (3)$$

其中, $r = \frac{p+q}{2} + 1$ 。

1.2 灰度共生矩阵

灰度共生矩阵(GLCM)反映了图像中各个像素之间的距离间隔和角度关系。设 $f(x, y)$ 为一幅数字图像的函数表达式,图像的大小为 $M \times N$,其灰度级别为 N ,则反映该图像像素之间空间关系的灰度共生矩阵可以用下式表示:

$$\mathbf{P}(i, j) = g\{(x_1, y_1), (x_2, y_2) \in M \times N \mid f(x_1, y_1) = i, f(x_2, y_2) = j\} . \quad (4)$$

\mathbf{P} 为 $N \times N$ 的矩阵,集合中的元素个数可以用 $g(x)$ 来表示。在计算得到灰度共生矩阵的特征向量之后,往往不是直接用它描述图像的纹理特征,而是用它的一些重要的统计特征参数来表示图像的纹理信息。灰度共生矩阵的统计特征参数有很多种,其中在文献[18]里介绍了 14 种不同的特征参数,下面仅列举 4 种实验效果比较好的统计特征:

1) 角二阶矩

$$ASM = \sum_i \sum_j P(i,j)^2. \quad (5)$$

ASM是灰度共生矩阵元素值的平方和,反映了图像灰度分布均匀程度和纹理粗细度。

2) 熵

$$ENT = - \sum_i \sum_j P(i,j) \log P(i,j). \quad (6)$$

熵是图像所具有的信息量的度量,是一个随机性的度量,当共生矩阵中所有元素有最大的随机性、空间共生矩阵中所有值几乎相等时,熵较大。熵表示了图像中纹理的非均匀程度或复杂程度。

3) 相关

$$CORRLN = [\sum_i \sum_j (ij) P(i,j) - u_x u_y] / \sigma_x \sigma_y. \quad (7)$$

“相关”度量的是空间灰度共生矩阵元素在行或列方向上的相似程度,相关值大小反映了图像中局部灰度相关性。

4) 对比度

$$CON = \sum_h \sum_h (h - k)^2 m_{hk}. \quad (8)$$

对比度直接反映了某个像素值及其领域像素值的亮度的对比情况。

1.3 主成分分析(PCA)法

主成分分析(PCA)^[19]是90年代初由Pearson提出的理论,其核心思想在于对样本数据降低维度,从而使它能够投影到低维空间以清理掉数据信息中相交重叠的部分,同时还要使变换后的数据能够最大限度的保持原始数据的特征,以防止投影后的数据出现过度失真的情况。

本文采用PCA特征降维方法,把特征向量元素的数目降到较低的水平,因此可以直接把水平、垂直以及正负45度四个方向的灰度共生矩阵组合起来,方便后续的分类识别。

2 特征融合的人脸识别

2.1 复合不变矩特征

本文提出了一种融合不变矩特征和灰度共生矩阵的人脸特征提取方法,图像的不变矩特征总共只有7个,如果直接利用由Hu矩组成的特征量对图片进行识别,优点是速度比较快,缺点是识别率往往比较低,这是由于图像的不变矩特征数目较少,不能很好地描述图像细节特征,故对于纹理比较丰富的图像,其识别性能就会下降很多。若直接利用人脸图像的不变矩特征进行分类识别的话,难以取得理想的效果,鉴于此,本文采取图像分区的思想来提取人脸图像的复合不变矩特征。

假设人脸样本训练集中总共包含V幅人脸图像,每张图片的大小为M×N,将训练集中每幅人脸图像分割成大小相等的子块,总共有K=mn个子块,每个子块的大小为MN/K,所以一张人脸图片可以表示为:

$$\mathbf{I} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{11} & \mathbf{I}_{12} & \cdots & \mathbf{I}_{1m} \\ \mathbf{I}_{21} & \mathbf{I}_{22} & \cdots & \mathbf{I}_{2m} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \mathbf{I}_{n1} & \mathbf{I}_{n2} & \cdots & \mathbf{I}_{nm} \end{bmatrix}; \quad (9)$$

对每个子块分别提取其7个不变矩特征,其中子块 $\mathbf{I}_k(k=1,2,3,\dots,mn)$ 的7个不变矩可用下式来表示:

$$\mathbf{h}_{ik} = [\boldsymbol{\varphi}_{i1}^k, \boldsymbol{\varphi}_{i2}^k, \boldsymbol{\varphi}_{i3}^k, \boldsymbol{\varphi}_{i4}^k, \boldsymbol{\varphi}_{i5}^k, \boldsymbol{\varphi}_{i6}^k, \boldsymbol{\varphi}_{i7}^k]; \quad (10)$$

其中 $\boldsymbol{\varphi}_{iu}^k(u=1,2,\dots,7)$ 表示训练集里第*i*幅人脸图像中第*k*个子块的第*u*个不变矩。

因此第*i*幅人脸图像的复合不变矩特征值可以表示为:

$$\mathbf{H}_i = [h_{i1}, h_{i2}, h_{i3}, \dots, h_{ik}] (i=1,2,3,\dots,V). \quad (11)$$

2.2 人脸子块不变矩特征权值计算方法

一幅图像的信息量可以用信息熵来表述,图像的纹理信息越多,结构越复杂,其对应的信息熵越大,反之

越少。假设一幅灰度图像 \mathbf{I} 的大小为 $M \times N$, 灰度级为 s , 第 i 个灰度级出现的概率为 p_i , 那么这幅图像的信息熵可以表示为:

$$H(\mathbf{I}(X, Y)) = - \sum_{i=1}^s p_i \log(p_i) . \quad (12)$$

如果直接用人脸子块图像的信息熵来作为分块权重的话会忽略近邻像素间的细节差异, 为了避免这种情况, 本文用 LBP 算子处理人脸图像得到人脸纹理图, 通过计算纹理图像的信息熵来决定权重的分配。

LBP 算子可以用来描述图像的纹理特征, 基本思想是以某一像素点与其邻域的像素点相比较而得到的相对灰度作为响应, 基本的 LBP 算子是以 3×3 大小的正方形作为一个计算单元, 同时也可以被进一步的推广为使用不同大小和形状的邻域。LBP 算子的编码方法表示为:

$$f(x, y)_{p, R} = \sum_{i=0}^{P-1} s(g_p - g_c) 2^p . \quad (13)$$

其中, g_c 表示中心像素, $g_p (i=0, 1, 2, \dots, P-1)$ 指的是某一圆上的像素值, 圆的半径为 R , 圆心 g_c 。

2.3 本文 CHu-GLCM 方法描述

通过对人脸图像处理得到其水平、垂直以及正负 45 度四个方向的灰度共生矩阵, 但是灰度共生矩阵向量特征维数比较多, 而仅用灰度共生矩阵的几个统计特征参数作为分类依据的话特征维数又太少, 很难满足实时性要求。为此本文通过 PCA 技术对灰度共生矩阵向量进行降维处理。

本文 CHu-GLCM 方法的具体实现步骤如下:

- 1) 将每幅人脸图像 \mathbf{I} (大小为 $M \times N$)分割为 mn 个大小为 MN/K 的子块;
- 2) 分别提取每个子块的不变矩特征, 各子块的不变矩特征首尾联接起来可得到一幅人脸图像的复合不变矩特征 $\mathbf{H}_i = [h_{i1}, h_{i2}, h_{i3}, \dots, h_{iK}]$;
- 3) 对每幅人脸图像通过 LBP 算子进行处理得到其纹理图像 \mathbf{I}_{LBP} ;
- 4) 将纹理图像 \mathbf{I}_{LBP} 按照和原始图像 \mathbf{I} 相同的方式进行分块, 并求取每一子块的图像信息熵, 以此作为每一子块的权重 w_i 。 $w_i = - \sum_{j=1}^s P(x_j) \log(P(x_j))$, 式中 s 为灰度级, $P(x_i)$ 为灰度级为 x_i 的像素出现的概率。最终一幅人脸图像的复合不变矩加权特征向量可表示为 $\mathbf{H}_i^w = [w_1 h_{i1}, w_2 h_{i2}, w_3 h_{i3}, \dots, w_K h_{iK}]$;
- 5) 将一幅人脸图像的灰度共生矩阵向量通过 PCA 降维, 降维后的特征向量可以表示为 \mathbf{J}_i 。最后通过支持向量机设计分类器, 在决策层实现特征融合, 融合方式如下: $\mathbf{U} = \sum_i ((1 - \alpha) \mathbf{H}_i^w + \alpha \mathbf{J}_i)$, 其中 α 表示权重。

2.4 分块大小的确定

在提取图像的复合不变矩特征时, 图像分块数目的多少是影响该方法性能的重要参数之一, 如果分块数量太少, 则无法有效提取图像的局部特征(极端情况是只有一块, 分块的大小就是原始图像的大小), 如果分块数量太多, 提取的特征会对噪声比较敏感。为了寻找最优的分块数目, 本文首先在 ORL 人脸库上进行实验。实验过程中, 在每类人脸样本中选择 5 幅图像作为训练集, 剩下的作为测试集, 对每个样本提取其复合不变矩特征, 然后利用 PCA 技术对其进行降维处理, 把降维后得到的主成分作为每个样本的最终特征向量, 最后用 SVM 做分类器。图 1 给出了 2×2 、 4×4 、 6×6 和 8×8 分块情况下的复合不变矩特征的识别率随主成分数目的多少而变化的关系。

从图 1 可以看出分块数目与识别性能的关系, 随着分块数目的增多, 分类器的识别能力先增强后减弱。当主成分个数大于 15 之后, 在 4×4 分块的情况下, 识别性能最好, 此时的复合不变矩特征能够提供更有利的分类识别的信息; 在 8×8 分块的情况下, 识别性能最差, 这是因为分块数目过大, 会使得图像配准变得更加敏感, 同时分块数目过多, 也会使特征向量的维数增多, 计算量变大, 从而导致识别时间延长。因此, 综合考虑识别性能和计算复杂度, 本文选取 4×4 的分块提取人脸样本的复合不变矩特征。

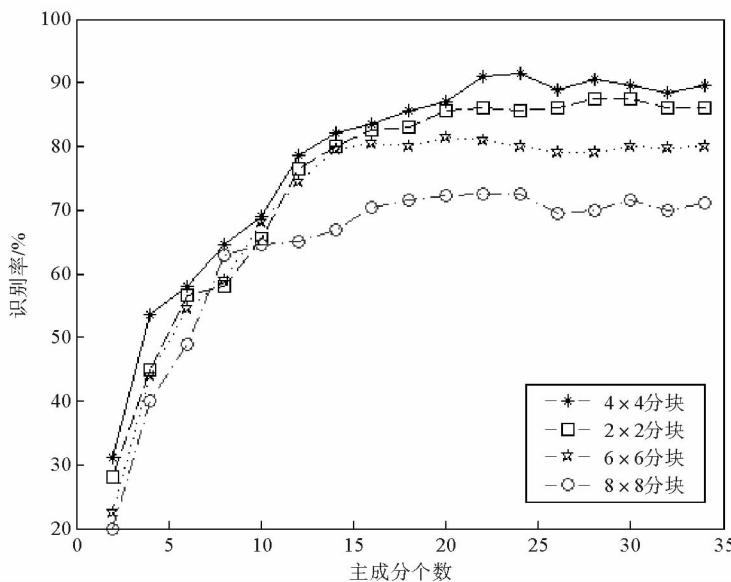


图 1 不同分块方式下主成分个数与识别率的关系(ORL 库)

Fig. 1 Face recognition rate under different block patterns

3 实验仿真和分析

3.1 人脸数据集

为了检验 CHu-GLCM 算法的功效,分别在 ORL、YALE 两个人脸库上实验。ORL 库的人脸图像有 400 幅,包括 40 个人,每人分别有不同表情和姿态的 10 幅人脸图像。其部分人脸图像如图 2 所示。YALE 人脸库拥有 165 幅人脸图像,总共 15 人,每人有 11 幅不同的图像,其大小均为 100×100 的灰度图。其部分人脸图像如图 3 所示。

3.2 实验环境

实验是在 Intel(R) Core(TM) i7-6700 CPU 3.40 GHz,内存为 8 GB, Windows 7 (64 位) 的机器上采用 Matlab2014a 编程实现。

3.3 实验结果与分析

在确定好分块数目后,实验过程如下:在 ORL 库和 YALE 库上分别选取每个人的 1, 2, 3, 4, 5, 6 幅图像作为训练样本,剩下的图像作为测

试样本。复合不变矩特征和灰度共生矩阵融合之前,先将其与几种典型的人脸特征提取方法,如 Eigenface 方法、LBP 方法、Gabor 方法以及稀疏表示 SRC 方法进行对比。其中 Eigenface 方法是把一幅人脸图像的所



图 2 ORL 人脸数据库部分人脸图例

Fig. 2 Some face samples of the ORL face database



图 3 YALE 人脸数据库部分人脸图例

Fig. 3 Some face samples of the YALE face database

有像素值作为特征向量进行后续的分类识别。因为对于每种方法提取的人脸特征向量都要进行降维处理,所以在训练样本数保持一致的情况下,要综合考虑不同主成分个数下的人脸识别率。

本文人脸识别率的计算方法如下:首先计算出不同主成分数目下的多个人脸识别率,然后将其中差别不大且效果较佳的几个人脸识别率取平均,得到最终的人脸识别率。

在 ORL 人脸库上,人脸特征提取方法的识别率随训练样本个数的多少而变化的关系如表 1 所示。

表 1 ORL 人脸库不同算法的人脸识别率

Tab. 1 The face recognition rate in ORL face database

训练样本个数	1	2	3	4	5	6	%
复合不变矩	64.2	79.3	85.0	88.0	91.5	94.5	
Eigenface 方法	59.0	68.5	81.2	82.5	86.5	88.5	
Gabor 方法	43.5	69.0	80.5	83.0	84.0	87.3	
LBP 方法	46.4	70.3	82.4	85.0	87.8	90.5	
SRC 方法	50.5	68.0	81.0	83.2	87.0	88.9	

在 YALE 人脸数据库上,人脸特征提取方法的识别率随训练样本个数的多少而变化的关系如表 2 所示。

表 2 YALE 人脸库不同算法的人脸识别率

Tab. 2 The face recognition rate in YALE face database

训练样本个数	1	2	3	4	5	6	%
复合不变矩	69.1	80.3	87.4	90.0	92.5	96.0	
Eigenface 方法	62.0	71.5	83.4	85.5	87.0	89.5	
Gabor 方法	48.7	73.0	85.5	86.4	87.5	89.0	
LBP 方法	52.2	73.0	84.5	87.2	88.6	92.5	
SRC 方法	52.5	73.2	83.8	86.8	88.5	91.5	

为在 YALE 人脸库上探究不同表情的人脸样本对识别率的影响,分别选取每类图像中表情差别不大的 4 幅图像作为训练集,剩下的图像中选择 1 幅进行测试,每次测试选取 1 个不同表情的人脸样本,分为 5 种情形:a 情形,与训练样本表情一致;b 情形,嘴巴微笑;c 情形,眼睛闭上;d 情形,眼睛和嘴巴的形状同时发生改变;e 情形,嘴巴张开。各种特征在不同表情下的人脸识别率变化关系如表 3。

表 3 YALE 人脸库不同表情的人脸识别率

Tab. 3 The face recognition rate under different expressions in YALE face database

表情状态	a	b	c	d	e	%
复合不变矩	90.4	89.1	89.8	90.0	88.0	
Eigenface 方法	85.9	81.5	79.9	78.1	75.7	
Gabor 方法	87.7	81.0	80.5	80.4	73.2	
LBP 方法	88.2	81.0	80.5	81.2	75.6	
SRC 方法	85.4	81.2	80.3	79.5	74.5	

从表 1 和表 2 的人脸识别率变化关系中可以看出,与传统的 Eigenface 方法和其他几种特征提取方法相比,基于图像分区和系数加权的复合不变矩特征能够有效地提高人脸识别率。随着训练样本个数的增加,几

种方法的人脸识别率都在不断提高,在训练样本个数为 5 时,复合不变矩特征的人脸识别率在 ORL 库上为 91.5%,在 YALE 库上为 92.5%,而 Eigenface 方法在 ORL 人脸库的识别率为 86.5%,在 YALE 人脸库的最高识别率为 87.0%。把人脸图像的 Gabor 特征用于后续的分类识别时,其识别性能和 Eigenface 方法相差不大,识别率不是很高。SRC 算法是把待测试的人脸样本用不同类的人脸样本线性表示,其所得到的识别率比 Eigenface 方法稍高一点。而 LBP 方法的人脸识别率比 SRC 方法以及 Gabor 方法都要高一些,在 ORL 人脸库上为 87.8%,在 YALE 人脸库上为 88.6%。可以看出,复合不变矩特征的识别性能比其他几种特征提取方法都要好一些。

从表 3 可以看出复合不变矩对表情变化具有鲁棒性,当面部表情发生变化时,每种特征的识别率都开始出现波动,都有下降的趋势,但是复合不变矩特征的识别率波动最小,在 1%~2% 之间,而其他特征提取方法识别率波动范围都超过 10%。

在将复合不变矩特征和灰度共生矩阵进行融合时,选取 ORL 库和 YALE 库上的 5 幅人脸图像作为训练集,剩下的作为测试集,本文的 CHu-GLCM 方法在 ORL 人脸库和 YALE 人脸库上的人脸识别率随权重 α 的变化情况如图 4 所示。当 $\alpha=0$ 时,识别率相当于复合不变矩特征,当 $\alpha=1$ 时,识别率相当于灰度共生矩阵特征。随着权重 α 的增加,识别性能不断提高,但是增加到一定程度之后,识别性能又开始下降。可见复合不变矩特征所占的权重越大,其识别性能提高的就越大。尤其 $\alpha=0.3$ 时,两种特征融合后的识别性能最佳,此时在 ORL 人脸库上的人脸识别率为 95.5%,在 YALE 人脸库上为 97.5%,因此 CHu-GLCM 算法可以使人脸识别率进一步提高。

4 结论

提出了一种基于复合不变矩特征和灰度共生矩阵的特征提取方法,该方法首先采用图像分区的思想对不变矩进行改进,用改进后的算法提取每个人脸样本的复合不变矩特征,然后再提取人脸样本的灰度共生矩阵,最后利用支持向量机在决策层采用系数加权融合的方法把两种不同的特征进行加权融合。与其他典型的特征提取方法相比,在训练样本数为 5 时,CHu-GLCM 方法可使人脸识别率至少提高 4 个百分点。

参考文献:

- [1] CHAKRABORTI T, CHATTERJEE A. A novel binary adaptive weight GSA based feature selection for face recognition using local gradient patterns, modified census transform, and local binary patterns[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2014, 33: 80-90.
- [2] HUANG Z H, LI W J, WANG J, et al. Face recognition based on pixel-level and feature-level fusion of the top-level's wavelet subbands[J]. Information Fusion, 2015, 22: 95-104.
- [3] 李云彤, 黄山, 徐海明. 基于改进 PCA 的人脸识别算法[J]. 微型机与应用, 2015, 34(17): 43-45.
LI Yuntong, HUANG Shan, XU Haoming. Face recognition algorithm based on improved PCA[J]. Microcomputer and Application, 2015, 34(17): 43-45.
- [4] ZUO W, ZHANG D. Bidirectional PCA with assembled matrix distance metric for image recognition[J]. IEEE Transaction on Machine Intelligence, 2006, 36(4): 863-872.
- [5] 曾岳, 冯大政. 一种基于加权变形的 2DPCA 的人脸特征提取方法[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(4): 769-774.
ZENG Yue, FENG Dazheng. A face feature extraction method based on weighted deformation of 2DPCA[J]. Journal of Elec-

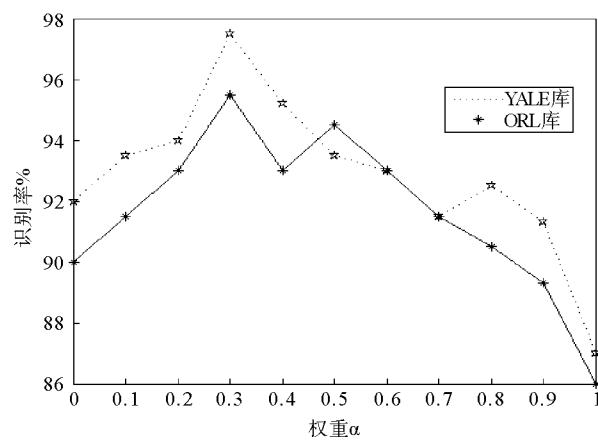


图 4 CHu-GLCM 算法在不同权重下的人脸识别率

Fig. 4 Face recognition rate with different weights of CHu-GLCM Altorthm

- tronics and Information Technology, 2011, 33(4): 769-774.
- [6] 刘君, 黄燕琪, 熊邦书. 融合核主成分分析和最小距离鉴别投影的人脸识别算法[J]. 计算机工程, 2016, 42(4): 221-225.
LIU Jun, HUANG Yanqi, XIONG Bangshu. Face recognition algorithm fused kernel principal component analysis and minimum distance discriminant projection[J]. Computer Engineering, 2016, 42(4): 221-225.
- [7] 王仕民, 叶继华, 程柏良等. 基于多尺度张量类标子空间的人脸识别算法[J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2015, 34(4): 55-61.
WANG Shimin, YE Jihua, CHENG Bailiang et al. Face recognition algorithm based on multi-scale tensor class-label subspace [J]. Journal of Shandong University of Science & Technology (Natural Science), 2015, 34(4): 55-61.
- [8] 方天红, 陈庆虎, 廖海斌. 融合纹理与形状的人脸加权新特征[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2015, 40(3): 321-326.
FANG Tianhong, CHEN Qinghu, LIAO Haibin. Face feature weighed/by fusing texture and shape[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2015, 40(3): 321-326.
- [9] PEREZ C A, CAMENT L A, CASTILLO L E. Methodological improvement on local Gabor face recognition based on feature selection and enhanced Borda Count[J]. Pattern Recognition, 2011, 44(4): 951-963.
- [10] MONTAZER G A, SAREMI H Q, KHATIBI V. A neurofuzzy inference engine for Farsi numeral character recognition[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(9): 6327-6337.
- [11] AHONEN T, HADID A, PIETIKAINEN M. Face recognition with local binary patterns[M]. Berlin: Springer, 2004: 469-481.
- [12] 高志升, 袁红照, 杨军. 融合 CDI 和 LBP 的人脸特征提取与识别算法[J]. 光电子·激光, 2010, 21(1): 112-115.
GAO Zhisheng, YUAN Hongzhao, YANG Jun. Face recognition using fusion of cartesian differential invariant and LBP [J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2010, 21(1): 112-115.
- [13] YANG B, CHEN S. A comparative study on local binary pattern (LBP) based face recognition: LBP histogram versus LBP image[J]. Neurocomputing, 2013, 120(23): 365-379.
- [14] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Multiresolution grayscale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971-987.
- [15] KRIZAJ J, STRUC V, PAVESIC N. Adaptation of SIFT features for robust face recognition[C]//Proceedings of the 7th International Conference on Image Analysis and Recognition, Berlin: Springer, 2010: 394-404.
- [16] HU M K. Visual pattern recognition by moment invariant[J]. IRE Transactions on Information Theory, 1962, 8(2): 179-187.
- [17] LI Y J. Reforming the theory of invariant moments for pattern recognition[J]. Pattern Recognition, 1992, 25(7): 723-730.
- [18] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINATEIN I. Textures features for image classification[J]. IEEE Transactions on System Man Cybernet, 1973, 3(6): 610-621.
- [19] ZHU G, KWONG S. Gbest-guided artificial bee colony algorithm for numerical function optimization[J]. Applied Mathematics and Computation, 2010, 217(7): 3166 -3173.

(责任编辑:傅游)