

一种用于人脸识别的矢量三角形局部特征模式

赵 ■, 苏剑波

(上海交通大学自动化系, 系统控制与信息处理教育部重点实验室, 上海 200240)

摘 要: 现有特征描述方法存在对像素点信息表达不充分的问题. 本文提出了一种基于矢量三角形模式的局部特征描述方法, 该方法以矢量三角形为基本模式, 通过多尺度模式的结合, 不局限于提取对称相邻像素点的信息, 能更全面地挖掘不同位置像素点之间的信息, 并能根据实际应用进行灵活地表达. 将这种局部特征描述方法应用于人脸识别中, 实验结果表明, 基于矢量三角形模式的特征描述及识别方法取得了比 LBP 等经典算法更精准的效果, 证明了该方法的有效性.

关键词: 人脸识别; 矢量三角形模式; 局部特征描述

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2012)11-2309-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.11.026

Local Feature Pattern for Face Recognition Based on Vector-Triangles

ZHAO Yue, SU Jian-Bo

(Department of Automation, Shanghai Jiaotong University, Key Laboratory of System Control and Information Processing, Ministry of Education of China, Shanghai 200240, China)

Abstract: The existing pattern description methods often focus on the information between symmetrical and neighboring pixels, thus fail to holistically uncover the implicit nature of images. To alleviate this problem, this paper presents a novel method to describe local features. The method lays its foundation on vector-triangle patterns and mine more comprehensive information of the pixels at different locations with flexible expression according to the requirement of real applications. The extensive experimental results of face recognition have demonstrated that the proposed method achieves better performance than the conventional methods such as LBP.

Key words: face recognition; vector-triangle patterns; feature description

1 引言

人脸识别技术具有重大的理论价值和广泛的应用前景^[1,2]. 以分类为目的更好地描述人脸特征是人脸识别领域的关键问题和基本研究内容. 现有的人脸识别方法主要分为基于几何特征的人脸识别方法、基于统计分析的人脸识别方法和基于局部纹理描述的人脸识别方法. 几何特征主要是以面部器官的几何形状和位置分布构成的特征^[3,4], 如面部器官间的欧式距离、形状曲率、角度等参数. 然而, 几何特征的提取非常依赖于面部器官的精确位置和面部结构等先验信息, 而自动获取精确的面部器官位置形状信息是一直以来没有很好解决的技术难题. 因此基于统计学习的人脸识别方法应运而生, 主要方法有: 主成分分析 (PCA) 人脸识别方法^[5] 和线性判别分析 (LDA) 人脸识别方法^[6,7]. 其中, 主成分分

析方法虽然对人脸特征信息压缩非常有效, 但是不能获得很好的分类效果; 线性判别分析在一定程度上弥补了主成分分析的缺陷, 但要求训练样本数目较多并具有代表性. 基于局部纹理描述特征的人脸识别方法主要有: Gabor 小波特征方法^[8]、局部二值模式 (LBP) 方法^[9,10]. 其中, Gabor 小波特征被认为是一种符合人眼生物学原理的局部描述特征, 但是它的特征维数十分庞大且计算复杂; 与之相比, 局部二值模式以其特征维数较小, 训练样本数目要求少, 算法简单计算速度快等优点受到广泛的关注, 并随之研究出很多种相应的改进方法^[11~14]. 但无论是经典的 LBP 算子还是其各种改进方法都存在一定的局限性: 都是将一个圆上的几个像素点与中心像素点进行比较, 将这种比较结果构成基本模式, 所以这些构成基本模式的像素点都必须满足中心对称, 从而忽略了那些位置上不对称的像素点之间的信息.

基于以上原因,本文提出了一种新的局部特征提取方法,该方法以矢量三角形为基本模式,通过多尺度模式的结合最大限度地提取图像中像素点之间的局部特征信息,并成功地应用于人脸识别.与局部二值模式相比,本方法不局限于提取对称相邻像素点间信息,所以能够更灵活地表达各种位置关系像素点之间的信息,取得更好的识别效果.

2 基于矢量三角形模式的特征描述

2.1 矢量三角形模式

对于一幅灰度图像,选取某一像素点 (x_0, y_0) ,对应的灰度值为 $I_0(x_0, y_0)$;任意选取与 (x_0, y_0) 同行不同列的像素点 (x_0, y_1) 和同列不同行的像素点 (x_1, y_0) ,对应的灰度值分别为 $I_1(x_0, y_1)$ 和 $I_2(x_1, y_0)$.由这三个点构成一个直角三角形,如图1所示.

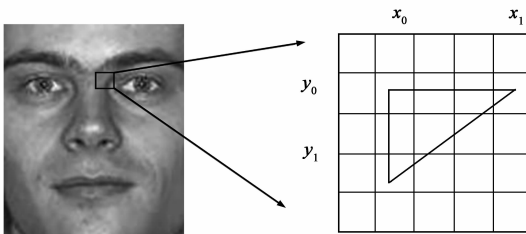


图1 三角形模式的像素点选取

根据三个点位置选取的不同,反映到几何上即为直角位置的不同,可以得到四类直角三角形,如图2所示.

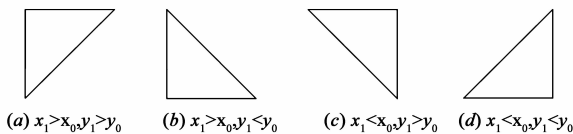


图2 三角形模式的四种形状

根据 x_1 与 x_0 及 y_1 和 y_0 的大小关系,定义函数 $s_1(x)$ 为大小关系的二值描述函数,从而将这四类三角形编码到0~3的范围内,具体的数学描述结果:

$$c((x_0, y_0), (x_0, y_1), (x_1, y_0)) = s_1(y_1 - y_0) + 2s_1(x_1 - x_0) = s_1(\Delta y) + 2s_1(\Delta x) \quad (1)$$

其中, $\Delta x = x_1 - x_0, \Delta y = y_1 - y_0$ 表示三角形的两个直角边长度,

$$v(I_0, I_1, I_2) = \begin{cases} 3s_2(I_0 - I_2) + s_2(I_0 - I_1) + 0.5s_2(I_1 - I_2) - 1.5, & I_0 < I_1, I_0 < I_2 \text{ 且 } I_1 \neq I_2, \\ 3s_2(I_0 - I_2) + s_2(I_0 - I_1) + 0.5s_2(I_1 - I_2) + 1.5, & I_0 > I_1, I_0 > I_2 \text{ 且 } I_1 \neq I_2, \\ 3s_2(I_0 - I_2) + s_2(I_0 - I_1), & \text{其它} \end{cases} \quad (6)$$

对每种矢量三角形用公式(6)进行编码,结果如表1所示.

综上所述,可以得到 $52(4 \times 13)$ 个矢量三角形模式,由(1)、(6)可知每个矢量三角形模式编码后的数学描述:

$$s_1(x) = \begin{cases} 0, & x > 0, \\ 1, & x < 0. \end{cases} \quad (2)$$

比较 $(x_0, y_0), (x_0, y_1), (x_1, y_0)$ 三个点的灰度值 $I_0(x_0, y_0), I_1(x_0, y_1), I_2(x_1, y_0)$,在三角形的边上以箭头表示灰度值较大的方向,如果灰度值相同则没有箭头,这样每一类三角形可以得到13种矢量三角形,如表1所示.

对矢量三角形进行编码:比较 $(x_0, y_0), (x_0, y_1)$ 两点的灰度值 I_0, I_1 存在三种情况: $I_0 < I_1, I_0 = I_1$ 和 $I_0 > I_1$,定义比较结果可表示为

$$s_2(I_0 - I_1), \quad (3)$$

表1 13种矢量三角形

几何表示	数学关系	编码结果	几何表示	数学关系	编码结果
	$I_0 < I_2 < I_1$	-6		$I_1 < I_0 = I_2$	1
	$I_0 < I_2 < I_1$	-5		$I_1 > I_0 > I_2$	2
	$I_0 < I_1 = I_2$	-4		$I_1 = I_0 > I_2$	3
	$I_1 = I_0 < I_2$	-3		$I_1 = I_2 < I_0$	4
	$I_1 < I_0 < I_2$	-2		$I_1 < I_2 < I_0$	5
	$I_1 > I_0 = I_2$	-1		$I_2 < I_1 < I_0$	6
	$I_1 = I_0 = I_2$	0			

其中,

$$s_2(x) = \begin{cases} -1, & x < 0, \\ 0, & x = 0, \\ 1, & x > 0, \end{cases} \quad (4)$$

同样比较 $(x_0, y_0), (x_1, y_0)$ 两点灰度值,比较结果表示为

$$s_2(I_0 - I_2) \quad (5)$$

合并两组比较结果得到9种结果,分别为 $I_1 > I_0 < I_2, I_1 > I_0 = I_2, I_1 > I_0 > I_2, I_1 = I_0 < I_2, I_1 = I_0 = I_2, I_1 = I_0 > I_2, I_1 < I_0 < I_2, I_1 < I_0 = I_2$ 和 $I_1 < I_0 > I_2$,其中由于 I_1, I_2 存在 $I_1 < I_2, I_1 = I_2$ 和 $I_1 > I_2$ 共3种大小关系,所以当 $I_1 > I_0 < I_2$ 或 $I_1 < I_0 > I_2$ 时,又分别存在3种比较结果.因此,定义每种矢量三角形进行编码后的数学描述:

$$T_{\Delta x, \Delta y}(x_0, y_0) = [13c((x_0, y_0), (x_0, y_1), (x_1, y_0)) + 6] \cdot v(I_0, I_1, I_2) \quad (7)$$

这52个矢量三角形描述了图像中满足直角关系的任意三个像素点之间关系.根据三角形两直角边长度 $(\Delta x, \Delta y)$ 的变化,表达出图像中不同位置关系的像素

点间的信息:当 $\Delta x = \Delta y$ 时,与直角点比较的像素点处于对称位置,反之亦然.再通过像素点的遍历,那么整张图像中像素点之间的信息就可得到较充分地表达.

2.2 矢量三角形模式的特征提取

固定三角形尺寸之后,即已知三角形两直角边长度 $(\Delta x, \Delta y)$,通过遍历图像的像素点,即 (x_0, y_0) 的取值,将图像中 52 种矢量三角形模式的个数进行直方图统计,得到其直方图:

$$H = (H_0, H_1, \dots, H_{51}) \quad (8)$$

其中,

$$H_i = \sum_{x_0, y_0} I\{T_{\Delta x, \Delta y}(x_0, y_0) = i\}, i = 0, 1, \dots, 51 \quad (9)$$

$$I\{A\} = \begin{cases} 0, & A \text{ 为假,} \\ 1, & A \text{ 为真,} \end{cases} \quad (10)$$

通过上述方法实现将图像像素点的信息转化为统计信息,即对每一幅图像利用矢量三角形模式统计得到的直方图作为特征,再根据每幅图像的特征利用分类算法进行分类识别.图 3 所示为一幅图像对应的矢量三角形模式统计直方图,其中取 $\Delta x = \Delta y = 1$.

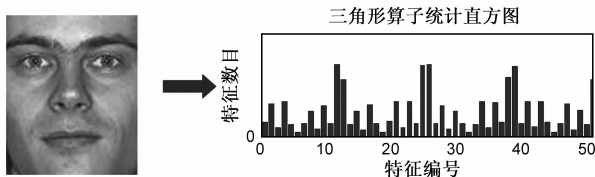


图3 一幅图像对应的矢量三角形模式统计直方图

2.3 多尺度矢量三角形模式的特征提取

当 $(\Delta x, \Delta y)$ 的取值固定时,只认为与 (x_0, y_0) 点相差距离为 $(\Delta x, \Delta y)$ 的几个像素点之间存在关系,这样就损失了 (x_0, y_0) 点与其他像素点关系的信息.因此,对于三角形两个直角边的长度 $(\Delta x, \Delta y)$ 选取不同值,如图 4 所示.

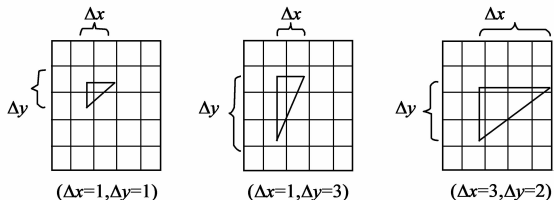


图4 不同尺度的矢量三角形模式举例

对于每一种 $(\Delta x, \Delta y)$ 的值都对应 52 种矢量三角形模式,所以在分别统计 n 种不同尺度的矢量三角形模式直方图后,将所有直方图连接在一起就构成了 $52 \times n$ 维的多尺度矢量三角形模式统计直方图:

$$H = (H_{1,0}, H_{1,1}, \dots, H_{1,51}, H_{2,0}, \dots, H_{n,0}, \dots, H_{n,51}) \quad (11)$$

其中,

$$H_{j,i} = \sum_{x_0, y_0} I\{T_{\Delta x_j, \Delta y_j}(x_0, y_0) = i\}, \quad i = 0, 1, \dots, 51, j = 1, 2, \dots, n \quad (12)$$

通过多尺度矢量三角形模式的结合,无论是相邻像素点之间的信息,还是不相邻像素点之间的信息都得到了很好的体现,从而最大限度地表达像素点之间的关联信息.再根据识别性能的要求,灵活选用几种尺度的矢量三角形模式结合以达到较好识别效果的同时降低特征维数.

3 基于矢量三角形模式的人脸特征描述

为了更好地说明矢量三角形模式对图像局部特征的描述,本文以人脸识别为例,进一步阐述这种局部描述特征,并具体描述它在人脸识别上的应用.

由于矢量三角形模式是一种局部描述模式,而提取的统计特征是整幅图像中各种微小模式的出现频率,却缺少了这些小模式的空间位置信息,尤其是被描述的人脸图像一般分辨率较高,这个问题就更突出.为了解决这一问题,将整幅人脸图像划分为若干个互不重叠的矩形区域 R_0, R_1, \dots, R_{m-1} ,如图 5 所示.

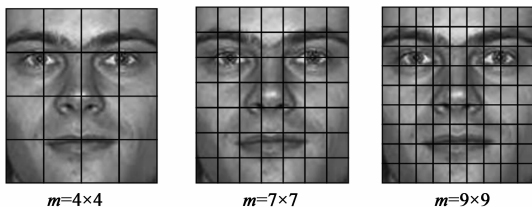


图5 划分成互不重叠矩形区域后的人脸图像

分别统计各个子区域的矢量三角形模式直方图特征,并将每个矩形区域的直方图连接成一个整体,得到一个 $52 \times n \times m$ 维的分区域矢量三角形模式直方图:

$$H = (H_{1,1,0}, H_{1,1,1}, \dots, H_{1,1,51}, H_{1,2,0}, \dots, H_{1,n,51}, H_{2,0,1}, \dots, H_{m,n,51}) \quad (13)$$

$$H_{k,j,i} = \sum_{R_i(x_0, y_0)} I\{T_{\Delta x_j, \Delta y_j}(x_0, y_0) = i\}, i = 0, 1, \dots, 51, \quad j = 1, 2, \dots, n, k = 1, 2, \dots, m, \quad (14)$$

利用这种分区域矢量三角形模式直方图方法,不仅从像素级别上提取了局部模式,而且分区域后更好地描述了区域局部信息和空间位置信息,给出人脸信息的整体特征描述.根据人脸图像的这种整体描述,也就是将图像的统计直方图作为特征向量,计算距离,利用最近邻分类器来进行分类判别.

心理学研究表明,人脸上不同区域特征在人脸识别中的重要性也不同,有些区域在人脸识别中的作用要远远大于其它区域,例如眉毛和眼睛^[1].所以,对于分块后的人脸图像,在提取矢量三角形模式特征,即得到其直方图构成的特征向量之后,还可以做进一步改进来进行人脸识别:计算特征向量间的距离并利用最

近邻分类器比较人脸图像相似度时,可以对每个区域直方图特征赋予不同的权值.例如,当采用 χ^2 距离来计算两幅人脸图像的相似度时,可以表示为

$$\chi_{\omega}^2(H, H') = \sum_{k,j,i} \omega_k \frac{(H_{k,j,i} - H'_{k,j,i})^2}{H_{k,j,i} + H'_{k,j,i}} \quad (15)$$

其中, H, H' 表示两幅图像对应的直方图统计结果, ω_k 表示每一个区域的权值.

4 实验

为了评测本文提出的基于矢量三角形模式局部特征描述方法以及它在人脸识别上的应用效果,采用 FERET 人脸图像库^[15]和 CAS 正脸人脸图像库中背景、饰物、光照、距离和时间子库进行测试^[16].

FERET 人脸图像库中分为 fa、fb、fc、dup1、dup2 几个子库.其中 fa 库为模板库,包含 1196 个人每人 1 张正面人脸图像;fb 库为表情库,包含与模板库不同表情 1195 个人每人 1 张图像;fc 库为 194 张与模板库相比不同光照变化下的图片库;dup1 库为模板库中 722 人过一段时间拍摄的图片库;dup2 库为 dup1 库的一个子集,是模板库中人一年后拍摄的图片,共 234 张.

CAS-PEAL-R1 正面人脸图像库中正常库为模板库,包含 1040 个人每人一张正面正常人脸图像;背景库为 5 种不同背景下,297 个人的 651 张图像;饰物库为 6 种不同饰物下,438 个人的 2616 张图像;光照库为 15 种不同方向光下,233 个人的 2450 张图像;距离库为 3 种不同距离下,296 个人的 324 张图像;时间库为 6 个月后,

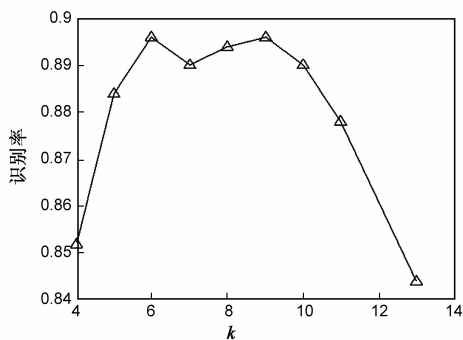


图6 三角形算子图像区域个数测试比较

从图7可以看出,当三角形尺度选取 $3 < \Delta x < 7$ 、 $3 < \Delta y < 7$ 时,识别率最高.所以选取尺度在此范围内所有矢量三角形模式进行联合识别率测试,取识别率较高的一组组合,即尺度为 $(\Delta x = 4, \Delta y = 4)$ 、 $(\Delta x = 5, \Delta y = 4)$ 和 $(\Delta x = 5, \Delta y = 5)$ 的矢量三角形模式联合特征提取,识别率可达到 0.906,可以满足人脸识别系统的一般要求.

66 个人的 66 张图像.

根据图像中瞳孔的位置,将每张人脸图像剪切并归一化到 130×150 像素大小后进行实验.

4.1 矢量三角形模式的参数选择

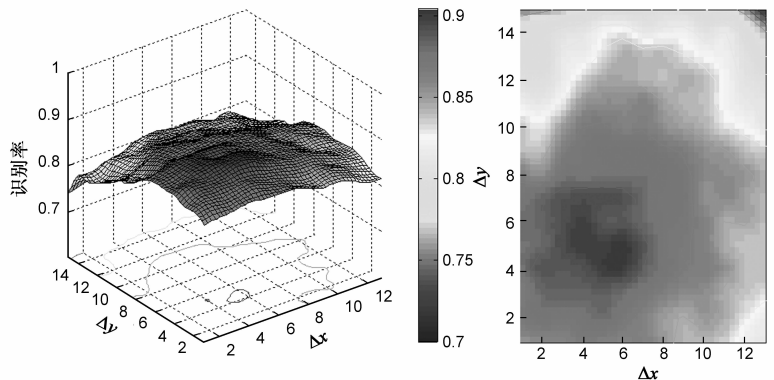
4.1.1 图像分区域的个数选择

从 FERET 人脸图像库的 fa 和 fb 库中选取任意子集进行参数整定.本实验中,从 fa 库中随机挑选 500 张人脸图片作为模板集,从 fb 库中选取对应模板集中 500 个人的图片作为测试集,每张图像的分区域个数从 $m = k \times k$, $k = 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 13$ 分别进行测试,矢量三角形模式尺度取小于等于每个矩形区域的所有矢量三角形结合,实验结果图 6 所示.

从实验结果中可以看出,当取 $k = 6, 7, 8, 9, 10$ 时识别率都比较高.考虑到识别效果和特征维数的权衡,因此,以 $k = 9$ 为例,即分区域个数 $m = 9 \times 9$,矩形区域大小为 14×16 进行下面的实验.

4.1.2 矢量三角形模式的尺度选择

在选用分区域个数为 9×9 的情况下,对 14×16 矩形区域内所有矢量三角形模式单独进行测试,也就是对 $\Delta x < 14, \Delta y < 16$ 的每个尺度矢量三角形模式分别进行测试,以 FERET 人脸图像库为例,结果如图 7 所示,其中图 (a) 为三维效果图,其三个坐标轴分别代表三角形尺度中的 Δx 和 Δy ,以及对应尺度下的识别率;图 (b) 为深度图,其横纵坐标分别为 Δx 和 Δy ,图中颜色越深代表识别率越高.



(a) 三维效果图

(b) 深度图

图7 尺度在 $\Delta x < 14, \Delta y < 16$ 范围内单个尺度矢量三角形模式识别结果

4.1.3 图像每块的权值选取

在分区域个数选取和矢量三角形模式尺度选取确定的情况下,单独测试图像每一个区域提取特征后的识别率.根据每一个区域的识别率,规定其权值在 0 到 4 这 5 个等级上.对于不同的数据库,权值选取结果存在差异,但是都可以按照上面的方法进行选取,以 FERET 人脸图像库中的 fb 测试库为例,每一个区域的权值

分配结果如图 8 所示.

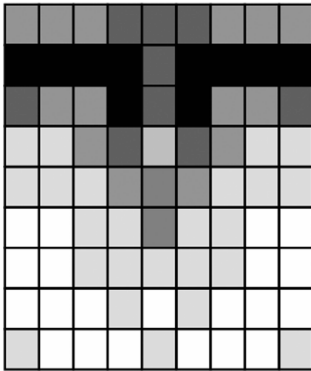


图8 图像分块后每块的权值

(黑色代表权值为 4,深灰色代表权值为 3,灰色代表权值为 2,浅灰色代表权值为 1,白色代表权值为 0)

综上所述,通过实验得到了基于矢量三角形模式人脸识别的所有参数:对图像选用 9×9 的分区域大小,每一个区域给出了对应 0 到 4 的权值,选用不同尺度的矢量三角形模式联合提取特征用于识别.

4.2 基于矢量三角形模式的人脸识别效果比较

利用 4.1 中选择好的矢量三角形模式参数对完整数据库进行人脸识别的实验测试,并与现有的成熟算法,例如局部二值模式方法(LBP)、主成分分析(PCA)方法和 Gabor 小波特征与主成分分析结合的方法(Gabor + PCA)进行比较.

LBP 方法采用统一模式的 LBP 特征(参数为 $P = 8$, $R = 2$),从人脸的 7×7 个子区域上(各区域权值按照文[10]的权值)提取 LBP 特征并统计直方图,计算 χ^2 距离进行人脸识别.主成分分析(PCA)方法采用图像灰度值进行 PCA 处理后计算 Cosine 距离进行识别;Gabor 小波特征与主成分分析结合的方法(Gabor + PCA)采用大小为 128×128 像素的图片,先提取 Gabor 特征并进行降采样处理,然后用 PCA 变换后计算 Cosine 距离进行识别.分别在 FERET 数据库和 CAS-PEAL-R1 正面人脸数据库上进行比较实验.

FERET 数据库测试实验采用 fa 库的全集作为模板集(1196 张图片),分别采用 fb 库的全集(1195 张图片)、fc 库(194 张图片)、dup1 库(722 张图片)和 dup2(234 张图片)作为测试集.主成分分析方法和 Gabor 小波特征与主成分分析结合的方法采用的是 CSU 系统的标准训练集^[17]进行训练.识别率测试结果如表 2 所示.

对于 CAS-PEAL-R1 正面人脸数据库测试实验,采用正常人脸子库作为模板集(1040 张图片),分别采用背景库(651 张图片)、饰物库(2616 张图片)、光照库(2450 张图片)、距离库(324 张图片)和时间库(66 张图片)作为测试集.主成分分析方法和 Gabor 小波特征与

主成分分析结合的方法采用的是 CAS-PEAL-R 数据库的标准训练集进行训练.识别率测试结果如表 3 所示.

表 2 基于矢量三角形模式的人脸识别方法与其它方法的识别率(FERET 数据库)

算法	识别率			
	fb 库	fc 库	dup1 库	dup2 库
矢量三角形模式 + χ^2 距离	0.97	0.66	0.58	0.54
LBP + χ^2 距离	0.95	0.62	0.58	0.50
PCA + Cosine 距离	0.73	0.24	0.29	0.10
Gabor + PCA + Cosine 距离	0.74	0.39	0.27	0.17

表 3 基于矢量三角形模式的人脸识别方法与其它方法的识别率(CAS-PEAL-R1 正面人脸数据库)

算法	识别率				
	背景库	饰物库	光照库	距离库	时间库
矢量三角形模式 + χ^2 距离	0.99	0.68	0.18	0.98	0.90
LBP + χ^2 距离	0.99	0.61	0.13	0.97	0.89
PCA + Cosine 距离	0.77	0.34	0.02	0.81	0.24
Gabor + PCA + Cosine 距离	0.79	0.55	0.14	0.96	0.65

分析表 2 和表 3 识别率的比较结果,基于矢量三角形模式的人脸识别方法与 LBP 方法在提取特征后,都计算 χ^2 距离进行人脸识别.所以,可以从提取特征的有效性角度,将本文提出的方法与 LBP 方法进行对比.由于本文的方法通过矢量三角形模式的遍历不局限于提取对称像素点之间的信息,从而可以更加全面地表达出各种位置像素点之间的信息;而通过多尺度矢量三角形模式的联合筛选,使其选择性地加入了不相邻像素点的信息,更灵活地挖掘出像素点之间的信息,从而实现了更有效地特征提取.两组数据库的识别率比较结果表明基于矢量三角形模式人脸识别方法的识别准确率比 PCA 和 Gabor + PCA 等经典方法有显著地提高.这是由于本文的方法通过矢量三角形模式最大限度地提取了人脸图像中像素点之间的局部特征信息,然后通过分区域不同权值,增加了人脸中重要模式特征信息的权重,相比其他方法所采用的特征更全面地描述人脸中关键特征信息,所以本文提出的方法能达到更好的识别效果.

5 结论

本文提出了以矢量三角形为基本模式的一种新的局部特征描述方法,以更全面、灵活地表达图像像素点之间的关系,运用于人脸识别中.分析了特征的构成思想和实现过程,通过与经典算法的比较实验,验证了本文提出的基于矢量三角形模式局部特征描述方法的有效性.需要指出的是,相比局部二值模式的方法,基于矢量三角形模式方法不仅适用于对称像素点之间的关系描述,对任意关系像素点之间的信息都能提取,从而可以更加全面地表达出各种位置关系像素点之间信

息,因此是 LBP 特征的一个改进.信息量的增加会导致时间复杂度增加,但是在实际应用中,时间代价可以通过硬件水平的提高来弥补,因此本文将研究重点侧重在特征提取的有效性和全面性上.通过多尺度矢量三角形模式的联合筛选,使其选择性地加入了不相邻像素点信息,从而可以更灵活地挖掘出像素点之间的信息.本文将基于矢量三角形模式的特征描述方法应用到了人脸识别上,与已有方法相比达到了更好的识别效果,验证了本方法的有效和性能.今后的工作中可以考虑将此方法扩展到模式识别和图像内容理解等其它应用领域.

参考文献

- [1] Abate A F, Nappi M, Riccio D, Sabatino G. 2D and 3D face recognition: a survey[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(14): 1885 – 1906.
- [2] 周杰, 卢春雨, 张长水, 李衍达. 人脸自动识别方法综述[J]. 电子学报, 2000, 28(4): 102 – 106.
Zhou J, Lu C Y, Zhang C S, Li Y D. A survey of automatic human face recognition[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 28(4): 102 – 106. (in Chinese)
- [3] Kaufman G J, Breeding K J. The automatic recognition of human faces from profile silhouettes[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1976, 6(2): 113 – 121.
- [4] Roberto B, Tomaso P. Face recognition: features vs. templates[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(10): 1042 – 1053.
- [5] Turk M, Pentland A. Eigenfaces for recognition[J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 71 – 86.
- [6] Etemad K, Chellappa R. Discriminant analysis for recognition of human face images[J]. Journal of Optical Society of America A, 1997, 14(8): 1724 – 1733.
- [7] 尹洪涛, 付平, 沙学军. 基于 DCT 和线性判别分析的人脸识别[J]. 电子学报, 2009, 37(10): 2211 – 2214.
Yin H T, Fu P, Sha X J. Face Recognition Based on DCT and LDA[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(10): 2211 – 2214. (in Chinese)
- [8] Liu C J, Wechsler H. Gabor feature based classification using the enhanced Fisher linear discriminant model for face recognition[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(4): 467 – 476.
- [9] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971 – 987.
- [10] Ahonen T, Hadid A, Pietikainen M. Face description with local binary patterns application to face recognition[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(12): 2037 – 2041.
- [11] Liao S, Zhu X, Lei Z, Zhang L, Li S Z. Learning multi-scale block local binary patterns for face recognition [A]. In: Proceedings of the Second International Conference on Biometrics [C]. Seoul, Korea, 2007. 828 – 837.
- [12] Zhou H, Wang R, Wang C. A novel extended local-binary-pattern operator for texture analysis[J]. Information Sciences, 2008, 178(22): 4314 – 4325.
- [13] Xie S F, Shan S G, Chen X L, Gao W. V-LGBP: Volume based local gabor binary patterns for face representation and recognition[A]. The Nineteenth International Conference on Pattern Recognition[C]. Tampa, Florida, USA, 2008. 1 – 4.
- [14] Jun B, Kim T, Kim D. A compact local binary pattern using maximization of mutual information for face analysis[J]. Pattern Recognition, 2010, 44(3): 532 – 543.
- [15] Phillips P J, Wechsler H, Huang J, Rauss P J. The FERET database and evaluation procedure for face-recognition algorithms[J]. Image and Vision Computing, 1998, 16(5): 295 – 306.
- [16] Gao W, Cao B, Shan S, Zhou D, Zhang X, Zhao D. The CAS-PEAL large scale Chinese face database and evaluation protocols [R]. Technical Report No. JDL_TR_04_FR_001. Joint Research and Development Laboratory, CAS, 2004.
- [17] Bolme D S, Beveridge J R, Teixeira M, Draper B A. The CSU face identification evaluation system; Its purpose, features and structure [A]. In: Proceedings of the Third International Conference on Computer Vision Systems[C]. Graz, Austria, 2003. 304 – 311.

作者简介



赵 ■ (通讯作者) 女, 1986 年出生. 现为上海交通大学自动化系博士研究生. 主要研究方向为模式识别、机器视觉、机器学习.
E-mail: zhaoyue0609@sjtu.edu.cn



苏剑波 男, 1969 年出生. 现任上海交通大学自动化系教授, 主要研究方向为机器视觉、机器学习与人机交互、多传感器信息融合、智能机器人等.