

基于局部三值微分模式的人脸识别方法

齐永锋¹, 火元莲²

(1. 西北师范大学 计算机科学与工程学院, 甘肃 兰州 730070;
2. 西北师范大学 物理与电子工程学院, 甘肃 兰州 730070)

摘要: 为了减轻噪声干扰, 提取更为丰富的人脸鉴别特征, 提出了局部三值微分模式算子。通过判断近邻像素灰度值是否在某个范围内对当前像素的局部微分模式从二值扩展到三值, 然后将扩展后编码的 Uniform 模式的空间直方图依次相连形成人脸的特征向量, 采用卡方统计算样本相似度并进行分类。在 ORL、Yale 和 CAS-PEAL-R1 人脸数据库上的实验结果表明, 提出的算法的识别性能优于局部二值模式和局部微分模式。

关键词: 局部三值微分模式; 局部二值模式; 人脸识别

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2014)02-0640-07

Face recognition method base local ternary derivative pattern

Qi Yongfeng¹, Huo Yuanlian²

(1. College of Computer Science and Engineering, Northwest Normal University, Lanzhou 730070, China;
2. College of Physics and Electronic Engineering, Northwest Normal University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: In order to reduce noise and extract richer discriminant feature, the local ternary local derivative pattern operator was proposed. By determining whether the adjacent pixel gray values within a certain range, the local derivative pattern of current pixel was extended from binary to ternary, and the face feature vector was formed by sequentially connecting the uniform pattern of the space histogram of the encode. The chi-square statistic was used to calculate the sample similarity of face feature vector. The experimental results on ORL, Yale and CAS-PEAL-R1 face database show that the recognition performance of the proposed algorithm was superior to local binary pattern and local derivative pattern.

Key words: local ternary derivative pattern; local binary pattern; face recognition

收稿日期: 2013-06-05; 修订日期: 2013-07-15

基金项目: 国家自然科学基金(61262056, 51175443)

作者简介: 齐永锋(1971-), 男, 副教授, 博士, 主要从事数字图像处理与模式识别方面的研究。Email: yongfeng_qi@163.com

0 引言

由于在司法、金融和人机交互等方面广阔的应用前景,人脸识别一直是模式识别领域的研究热点^[1]。在过去的20年里,研究者提出了许多方法,这些方法可分为基于图像统计特征与基于图像纹理特征两大类。在基于统计特征的方法中,通过分析样本的全局结构信息进行特征提取,经典的子空间分析方法大多是线性的^[2-4]。但在现实中,由于光照、表情、姿态、成像角度的变化,人脸的分布并不总是线性的,为了解决这个问题,基于核的方法被提出,这些方法用核函数将样本数据映射到高维空间,使得在低维空间线性不可分的样本数据在高维空间可分,然后再采用线性降维技术进行特征提取。但是,在基于核的方法中,核函数的选择及其参数的设置没有一定的标准,需要大量的实验验证才能挑选最佳的核函数及其参数。最近研究表明,人脸样本存在一个本质的流形,为了揭示这种流形,研究者通过图嵌入的方式提出了许多人脸识别方法。不管怎样,基于统计的方法总是假定样本数据服从某种分布,比如主成分分析(Primary Component Analysis, PCA)和线性判别式分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)是在样本数据服从正态分布的基础上得到的,而现实中的人脸样本数据无法明确确定服从何种分布。

由Ojala等人提出的局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)^[5]是一种非统计的、有效的图像纹理描述算子,具有对光照变化不敏感、计算速度快等特点,被广泛应用于图像检索^[6]、人脸识别^[7-9]和图像纹理分析^[9]等领域。Ahonen用分块LBP在RERET人脸数据库上^[10]进行的实验表明,LBP用于人脸识别,性能优于PCA、LDA等方法。人脸的主要特征(眉毛、眼睛、鼻子和嘴)都有方向性,而LBP是一种无方向的一阶微分算子,用LBP进行人脸特征的提取,可能会丢失一些重要的鉴别信息。局部微分模式(Local Derivative Pattern, LDP)^[11]是一种有方向的高阶局部微分算子,通过结合4个方向(0°, 45°, 90°, 135°)的图像纹理信息,LDP能够提取比LBP更丰富的人脸特征信息。

但是,不论是LDP还是LBP,其编码都是通过比较当前像素与其一定邻域内其他像素的灰度值大

小进行的。同一邻域人脸像素的灰度值相差不大,这种编码将产生大量冗余信息。为了剔除一些无用信息,文中通过判断当前像素给定邻域内的灰度值是否在某个范围内进行编码,并将LDP编码从二值扩展到三值,提出了局部三值微分模式(Local Ternary Derivative Pattern, LTDP)算子。

1 局部微分模式(LDP)

LBP是一种无方向的一阶微分算子,LDP是一种高阶的有方向的微分算子。其中,二阶LDP算子可捕获了一阶微分的变化, n 阶LDP算子能够捕获 $n-1$ 阶微分的变化。图1给出了LBP的编码过程,其中 $g_i, i=0, \dots, 8$ 表示图像像素的灰度值,编码后的值

$$b_i = \begin{cases} 0, & \text{如果 } g_i < g_0 \\ 1, & \text{如果 } g_i \geq g_0 \end{cases} \quad i=1, \dots, 8$$

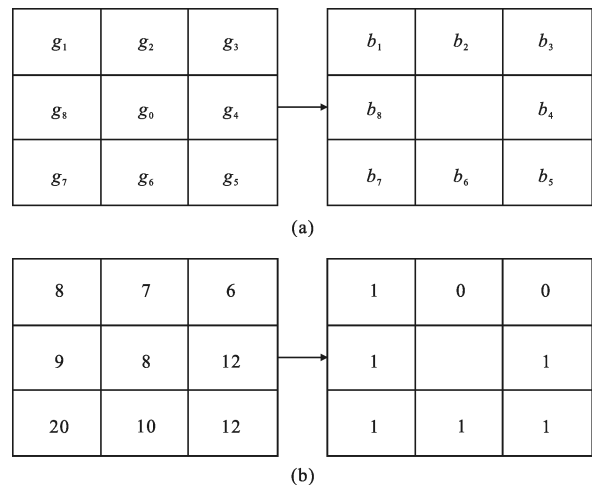


图1 LBP 编码过程

Fig.1 Encoding process of LBP

而对于给定图像的LDP编码,需要指定不同的方向。令 g_0 沿0°, 45°, 90°和135°方向的一阶LDP表示为 $I'_\alpha = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$, 则^[11]:

$$I'_{0^\circ}(g_0) = I(g_0) - I(g_4) \tag{1}$$

$$I'_{45^\circ}(g_0) = I(g_0) - I(g_3) \tag{2}$$

$$I'_{90^\circ}(g_0) = I(g_0) - I(g_2) \tag{3}$$

$$I'_{135^\circ}(g_0) = I(g_0) - I(g_1) \tag{4}$$

g_0 在 $\alpha=0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 的二阶局部微分 $LDP_\alpha^2 = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 可定义为:

$$LDP_\alpha^2(g_0) = \{f(I'_\alpha(g_0), I'_\alpha(g_1)), f(I'_\alpha(g_0), I'_\alpha(g_2)), \dots, f(I'_\alpha(g_0), I'_\alpha(g_8))\} \tag{5}$$

其中,二值编码函数 $f(\cdot, \cdot)$ 被定义为:

$$f(I'_\alpha(Z_0), I'_\alpha(Z_i)) = \begin{cases} 0, & \text{如果 } I'_\alpha(Z_i) \cdot I'_\alpha(Z_0) > 0 \\ 1, & \text{如果 } I'_\alpha(Z_i) \cdot I'_\alpha(Z_0) < 0 \end{cases} \quad i=1, \dots, 8 \quad (6)$$

g_0 点的二阶 LDP 被定义为:

$$\text{LDP}^2(g) = \{\text{LDP}_\alpha^2(g) | \alpha = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\} \quad (7)$$

每个方向的二阶 LDP 编码是一个 8 位的二进制数码串, 因此 g_0 点的二阶 LDP 编码是一个 32 位的二进制数码串。

2 局部三值微分(LTDP)模式

LDP 是新颖的图像纹理描述算法, 其提取的图像特征具有很好的鉴别性。但其编码过分依赖中心点 g_0 的灰度值, 因此提取的特征对噪声污染较为敏感, 且在像素灰度值变化不大的区域提取的特征有较多的冗余信息。为了降低 LDP 对中心点像素灰度值的依赖, 并且提取的更具鉴别性的特征, 文中提出了局部三值微分模式。

令中心点 g_0 在 $n \times n$ 区域的灰度值标准差为 st , 则其在 α 方向上的二阶 LTDP 编码 T'_α , $\alpha = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 定义为:

$$T'_{0^\circ}(g_0) = \begin{cases} -1, & \text{如果 } I(g_0) - I(g_4) \leq -st/p \\ 0, & \text{如果 } -st/p \leq I(g_0) - I(g_4) \leq st/p \\ 1, & \text{如果 } I(g_0) - I(g_4) \geq st/p \end{cases} \quad (8)$$

$$T'_{45^\circ}(g_0) = \begin{cases} -1, & \text{如果 } I(g_0) - I(g_3) \leq -st/p \\ 0, & \text{如果 } -st/p \leq I(g_0) - I(g_3) \leq st/p \\ 1, & \text{如果 } I(g_0) - I(g_3) \geq st/p \end{cases} \quad (9)$$

$$T'_{90^\circ}(g_0) = \begin{cases} -1, & \text{如果 } I(g_0) - I(g_2) \leq -st/p \\ 0, & \text{如果 } -st/p \leq I(g_0) - I(g_2) \leq st/p \\ 1, & \text{如果 } I(g_0) - I(g_2) \geq st/p \end{cases} \quad (10)$$

$$T'_{135^\circ}(g_0) = \begin{cases} -1, & \text{如果 } I(g_0) - I(g_1) \leq -st/p \\ 0, & \text{如果 } -st/p \leq I(g_0) - I(g_1) \leq st/p \\ 1, & \text{如果 } I(g_0) - I(g_1) \geq st/p \end{cases} \quad (11)$$

式中: p 为一常数。 g_0 在 $\alpha = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 的二阶局部三值微分模式 LDP_α^2 , $\alpha = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 可定义为:

$$\text{LDP}_\alpha^2(g_0) = \{\text{LTDP}_\alpha^{2u}(g_0), \text{LTDP}_\alpha^{2l}(g_0)\} \quad (12)$$

其中

$$\text{LTDP}_\alpha^{2u}(g_0) = \{f_u(I'_\alpha(g_0), I'_\alpha(g_1)), \dots, f_u(I'_\alpha(g_0), I'_\alpha(g_8))\} \quad (13)$$

$$\text{LTDP}_\alpha^{2l}(g_0) = \{f_l(I'_\alpha(g_0), I'_\alpha(g_1)), \dots, f_l(I'_\alpha(g_0), I'_\alpha(g_8))\} \quad (14)$$

函数 $f_u(\cdot, \cdot)$ 与 $f_l(\cdot, \cdot)$ 分别定义为:

$$f_u(I'_\alpha(Z_0), I'_\alpha(Z_i)) = \begin{cases} 1, & \text{如果 } I'_\alpha(Z_0) \cdot I'_\alpha(Z_i) = 1 \\ 0, & \text{如果 } I'_\alpha(Z_0) \cdot I'_\alpha(Z_i) = 0 \text{ 或者 } -1 \end{cases} \quad (15)$$

$$f_l(I'_\alpha(Z_0), I'_\alpha(Z_i)) = \begin{cases} 1, & \text{如果 } I'_\alpha(Z_0) \cdot I'_\alpha(Z_i) = -1 \\ 0, & \text{如果 } I'_\alpha(Z_0) \cdot I'_\alpha(Z_i) = 0 \text{ 或者 } 1 \end{cases} \quad (16)$$

g_0 的 LTDP 编码可由下式表示:

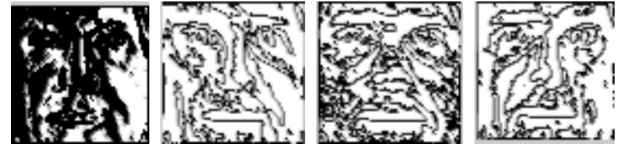
$$\text{LTDP}^2(g) = \{\text{LTDP}_{0^\circ}^{2u}, \text{LTDP}_{0^\circ}^{2l}, \text{LTDP}_{45^\circ}^{2u}, \text{LTDP}_{45^\circ}^{2l}, \text{LTDP}_{90^\circ}^{2u}, \text{LTDP}_{90^\circ}^{2l}, \text{LTDP}_{135^\circ}^{2u}, \text{LTDP}_{135^\circ}^{2l}\} \quad (17)$$

这样, g_0 的 LTDP 编码长度为 64 位, 与 LDP 相比较可获得更为丰富的细节信息。图 2 给出了用 LDP 与 LTDP 得到的同一张人脸图像的编码结果。



(a) 原始图片

(a) Origin image



(b) LTDP_α^{2u} 编码

(b) LTDP_α^{2u} coding



(c) LTDP_α^{2l} 编码

(c) LTDP_α^{2l} coding



(d) LTDP_α 编码(从左到右 α 依次为 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$)

(d) LTDP_α coding(α in order from left to right is $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$)

图 2 LTDP 与 LDP 编码效果比较

Fig.2 Comparison of LTDP and LDP

3 人脸图像的 LTDP 直方图特征

首先, 将人脸图像分为 $k \times k$ 个子块, 计算每个子

块的 LTDP 编码,得到每个子块的“Uniform”模式的空间直方图 $HLTDP(i), i=1, \dots, k^2$, 然后,按一定的次序连接各子块的 $HLTDP$ 生成人脸图像的特征向量。对于每个子块图像 α 方向的直方图 $HLTDP(i, \alpha), i=1, \dots, k^2; \alpha=0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 可定义为:

$$HLTDP(i, \alpha) = \{HLTDP^u(i, \alpha), HLTDP^l(i, \alpha)\}, \\ i=1, \dots, k^2; \alpha=0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ \quad (18)$$

式中: $HLTDP^u(i, \alpha)$ 和 $HLTDP^l(i, \alpha)$ 分别表示第 i 个子图像 α 方向的 $LTDP_\alpha^{2u}$ 与 $LTDP_\alpha^{2l}$ 编码的直方图。“Uniform”编码由 59 个 bin 组成,由于每个子图像有 4 个方向,每个方向有“u”与“l”两种编码,每个子图像的由 8×59 个 bin 组成,因此,整个人脸图像的特征向量由 $k^2 \times 8 \times 59$ 个 bin 组成。

假定人脸图像 A 和 B 的特征向量分别为 $HLTDP_A$ 和 $HLTDP_B$, 其相似度可用如下统计方法得到:

直方图相交统计:

$$H(A, B) = \sum_{i=1}^d \min(HLTDP_{A_i}(i), HLTDP_{B_i}(i)) \quad (19)$$

对数似然统计:

$$L(A, B) = - \sum_{i=1}^d HLTDP_{A_i}(i) \log HLTDP_{B_i}(i) \quad (20)$$

卡方统计(χ^2)

$$\chi^2(A, B) = \sum_{i=1}^d \frac{HLTDP_{A_i}(i) - HLTDP_{B_i}(i)}{HLTDP_{A_i}(i) + HLTDP_{B_i}(i)} \quad (21)$$

式中: $HLTDP_{A_i}(i)$ 和 $HLTDP_{B_i}(i)$ 分别表示图像 A 与图像 B 的第 i 个 bin。在测试过程中,将测试图像的类别归于与其相似度最高的那个训练样本的类别,文中采用卡方统计(χ^2)计算样本相似度。

4 实验

ORL (<http://www.cl.cam.ac.uk/research/dtg/attarchive/facedatabase.html>), Yale (<http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/yalefaces.html>) 和 CAS-PEAL-R1^[12] 3 个人脸数据库被用来测试 LTDP 算法提取的人脸特征的鉴别性能,并和 LBP、LDP 算法进行识别性能比较。ORL 数据包含来自 40 人、每人 10 张不同姿态、视觉与人脸大小变化的图像;Yale 数据库包含来自 15 人、每人 11 张不同光照变化与有无饰物(眼镜)的图像;CAS-PEAL-R1 数据库用来测试算法在有光照变化和表情变化条件下的识别性能。为了提高计算效率,3 个数据库中的人脸图像都被缩放为 64×64 像素大小,另外,

Yale 和 CAS-PEAL-R1 数据库图像经过手工裁剪。

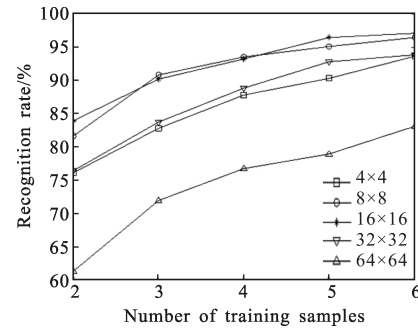


图3 在 ORL 数据库上 LTDP 不同分块数与训练样本数下的识别率比较

Fig.3 Recognition rate comparison of LTDP on ORL database with various grid and samples

4.1 ORL 人脸数据库上的实验结果

首先,将人脸图像分为 $k \times k (k=4, 8, 16, 32, 64)$ 像素大小的图像块。每人选择 $p (p=2, 3, 4, 5, 6)$ 个人脸图像作为训练样本,剩余图像作为测试样本进行测试。每个 p 随机选择 10 次,将得到的平均识别率作为最终识别率。图 3 给出了 LTDP 提取的人脸特征的识别率随训练样本数与图像分块大小变化的曲线。从图中看到,当 k 等于 8 像素和 16 像素时,LTDP 的识别率最高,在 k 等于 64 是算法识别率最差。而 k 等于 4 像素时其识别率就远低于 k 等于 8 像素和 16 像素。实验说明并不是分块数越多(即块越小)识别率越高。

其次,对 LBP、LDP 与 LTDP 三种方法的识别率进行比较。每人随机选择 5 张图像作为训练样本,剩余图像作为测试样本,重复选择 10 次,取平均识别率作为最终识别率。图 4 给出了三种算法识别率随分块数的变化曲线,图中横坐标为分块的大小,纵坐标为识别率。从图中能够发现三种算法的识别率都随着分块数的不同而变化,块大小从 4×4 像素到 16×16 像素变化时识别率增大,而分块继续增大到 32×32 像素到 64×64 像素时识别率迅速下降,三种算法的识别率都是在块大小为 16×16 像素时最大。从图中也能发现 LTDP 与 LBP 性能一直优于 LDP,在块大小不大于 16×16 时 LTDP 性能优于 LBP,但块再变大时,LBP 的识别性能优于 LTDP。实验表明分块的大小对三种算法的识别率影响都较大,但 LTDP 的识别性能优于其余两种算法。

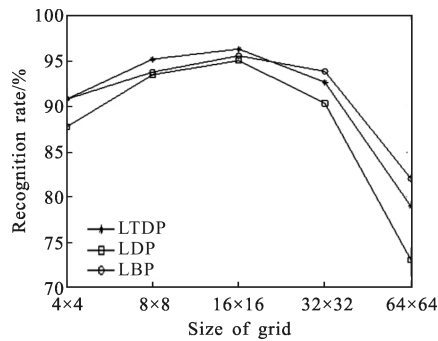


图 4 三种方法在 ORL 数据库上的识别率比较

Fig.4 Recognition rate comparison of three methods on ORL database

4.2 在 Yale 数据库上的实验结果

与上面实验相似,首先测试人脸图像分块大小对 LTDP 算法识别性能的影响。将每个人脸图像平均分为 $k \times k$ ($k=4, 8, 16, 32, 64$) 像素大小的方块,每人分别选择前 2, 3, 4, 5, 6 个图像为训练样本, 剩余图像作为测试样本。图 5 给出了 LTDP 的识别率随分块数量

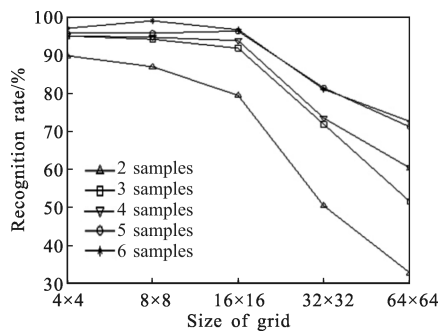


图 5 在 Yale 数据库上分块大小对 LTDP 的识别率影响

Fig.5 Affect of grid size on recognition rate on Yale database

和训练样本数变化的曲线。从图 5 中可看到,当分块大小为 32×32 像素和 64×64 像素时,LTDP 识别率急

剧下降,但块大小为 4×4 像素、 8×8 像素和 16×16 像素时,识别率变化不大。

其次,对 LBP、LDP 和 LTDP 三种算法识别性能进行比较。将人脸图像均分为 4×4 块(每块大小为 16×16 像素),每人随机选择 p ($p=2, 3, 4, 5, 6$) 个图像作为训练样本,剩余图像作为测试样本进行测试。实验重复 10 次,计算平均识别率作为最终的测试结果。图 6 给出了 LBP、LDP 和 LTDP 三种算法在不同训练样本下的识别率。从图 6 能可看到,当训练样本数大于 2 时,LTDP 识别率优于 LBP 和 LDP。实验说明 LTDP 提取的特征在人脸光照变化较大时具有较好的鉴别性,其性能优于 LBP 和 LDP。

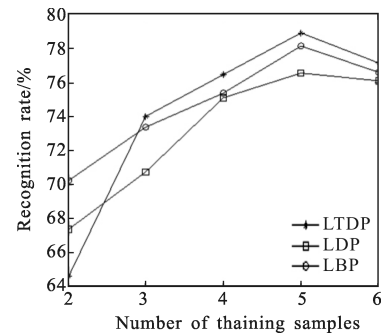


图 6 三种方法在不同训练样本数下的识别率比较

Fig.6 Recognition comparison of three methods with various samples

4.3 在 CAS-PEAL-R1 数据库上的实验

在 CAS-PEAL-R1 数据库上选择 65 个人的脸图像作为测试样本,其中每人选择 14 张人脸图像(其中 5 张光照相同而表情不同、9 张表情相同而光照不同),并通过手工裁剪后缩放为 64×64 像素大小。一个人的样本图像如图 7 所示。



(a) 表情变化图像

(a) Images with various expression



(b) 光照变化图像

(b) Images with various light

图 7 在 CAS-PEAL-R1 数据库上一个人的人脸图像

Fig.7 Face images of one person on CAS-PEAL-R1 database

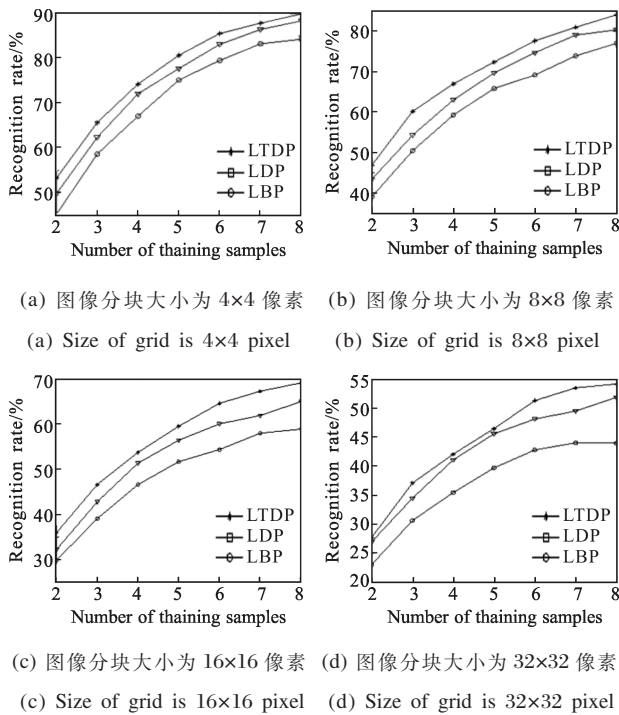


图8 三种算法在 CAS-PEAL-R1 数据库上的识别率比较

Fig.8 Recognition rate comparison of three methods on CAS-PEAL-R1 database

每人随机选择 p ($p=2,3,4,5,6,7,8$) 张图片作为训练样本,其余图片作为测试样本,重复实验 10 次,取平均识别率作为最终的识别率。图 8 给出了 LBP、LDP 和文中算法 LTDP 在图像分块大小为 4×4 、 8×8 、 16×16 和 32×32 大小时的识别率比较。从图 8 看到,文中提出的算法不论是在哪种大小的分块下,其识别率都优于其余两种算法。实验说明,文中算法在光照变化和表情变化条件下,其识别性能优于其余两种算法。

4.4 实验结果分析

在人脸数据库上的实验结果表明,文中提出的算法的识别率由于 LBP 和 LDP 的识别率,其主要原因如下:与 LBP 相比较,文中提出的算法考虑了纹理特征的方向性,而人脸主要器官(眉毛、眼睛、鼻子和嘴)都有方向的,因此,文中提出的方法得到的人脸特征能更好地表示人脸;与 LDP 算法相比较,本文方法能够得到更为丰富的特征信息,因此更具鉴别性。其次,从实验结果发现,人脸分块数量的多少对识别结果有一定的影响,块的数量太少,得到的人脸的 LTDP 直方图特征向量长度较小,可能会丢失一些重要的特征信息,因此识别性能有所下降,块

数太多,得到的向量特征可能包含有较多冗余信息,也会影响最终的识别性能。

5 结论

文中通过判断当前像素的近邻像素灰度值是否在某个范围内,提出了图像的局部三值微分(LTDP)算子,并将其应用到人脸识别。与 LBP 和 LDP 算子相比较,LTDP 算子的编码结果更为丰富,其得到的人脸纹理特征也更具鉴别性。为了进一步减少光照等因素的影响,文中将人脸图像均分为小的矩形区域,然后将每个区域的 LTDP 纹理特征相连接形成人脸的特征向量。在 ORL 和 Yale 人脸数据库上的实验结果表明,并不是将人脸分的越小识别性能越好。实验也表明,在人脸图像有饰物、光照变化、大小变化和姿态变化条件下本文提出的方法具有较好的鉴别性能。在 CAS-PEAL-R1 人脸数据库上的实验结果也表明,文中算法在识别性能上优于 LBP 和 LDP。

参考文献:

- [1] Wang Yude, Zhao Huanli, Xue Naiyu. Feature extraction and recognition algorithm of human face based on intersected wavelet transform and 2DPCA [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2012, 42(11): 3118-3122. (in Chinese)
王玉德, 赵焕利, 薛乃玉. 基于分块小波变换和 2DPCA 的人脸特征提取与识别算法 [J]. 红外与激光工程, 2012, 42(11): 3118-3122.
- [2] Turk M, Pentland A. Eigenfaces for recognition [J]. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 1991, 3(1): 71-86.
- [3] Belhumeur P N, Hespanha J P, Kreigman D J. Eigenfaces vs. fisherfaces: recognition using class specific linear projection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, 19(7): 711-720.
- [4] Bartlett M S, Movellan J R, Sejnowski T J. Face recognition by independent component analysis [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2002, 13(6): 1450-1464
- [5] Ojala T, Pietikäinen M, Mäenpää T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7): 971-987.
- [6] Zeng Hui, Mu Zhichun, Wang Xiuqing. A robust method for local image feature region description [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2011, 37(6): 658-664. (in Chinese)

- 曾慧, 穆志纯, 王秀青. 一种鲁棒的图像局部特征区域的描述方法[J]. 自动化学报, 2011, 37(6): 658-664.
- [7] Ahonen T, Hadid A, Pietikäinen M. Face description with local binary patterns: application to face recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(12): 2037-2041.
- [8] Dai Jinbo, Xiao Xiao, Zhao Hongwei. Human face recognition based on low resolution local binary pattern [J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2013, 43(2): 435-438. (in Chinese)
戴金波, 肖霄, 赵宏伟. 基于低分辨率局部二值模式的人脸识别[J]. 吉林大学学报(工学版), 2013, 43(2): 435-438.
- [9] Nanni L, Lumini A, Brahmam S. Survey on LBP based texture descriptors for image classification[J]. *Expert Systems with Application*, 2012, 39(3): 3634-3641.
- [10] Shan C, Gong S, McOwan P W. Facial expression recognition based on local binary patterns: a comprehensive study [J]. *Image and Vision Computing*, 2009, 27 (6): 803-816
- [11] Zhang B, Gao Y, Zhao S, et al. Local derivative pattern versus local binary pattern: face recognition with high-order local pattern descriptor [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(2): 533-544
- [12] Gao W, Cao B, Shan S, et al. The CAS-PEAL large-scale chinese face database and baseline evaluations [J]. *IEEE Trans on System Man, and Cybernetics (Part A)*, 2008, 38(1): 149-161.