

# LBP直方图与PCA的欧式距离的人脸识别<sup>①</sup>

黄金钰, 张会林, 闫日亮

(上海理工大学 计算机与自动化, 上海 200090)

**摘要:** 基于LBP算子具有旋转不变性和灰度不变性等显著特点, 本文通过LBP算子的特征提取, 将人脸分成子区域, 然后通过连接这些子区域的LBP直方图生成人脸特征向量, 由于生成的特征向量的维数过高, 通过PCA算法降维压缩, 最后用欧式距离分类器完成测试样本和训练样本的人脸识别, 通过实验比较得出很好的人脸识别效果, 此人脸识别算法过程用于火车站等各种公共场合有很好的应用效果。

**关键词:** LBP直方图; PCA; 特征向量; 欧式距离; 人脸识别

## Face Recognition of LBP Histogram PCA and Euclidean Distance

HUANG Jin-Yu, ZHANG Hui-Lin, YAN Ri-Liang

(Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200090, China)

**Abstract:** LBP operator has notable features of rotation invariance and gray-scale invariance etc. This paper uses LBP operator to get feature extraction, the face image is divided into sub-regions, then connecting these sub-regions LBP histogram to generate facial feature vector, because too many dimension of facial feature vector, using PCA to reduce dimension and compression. The final step is using Euclidean distance classifier to complete face recognition. Through the experimental conclusion shows very good face recognition effect. The face recognition algorithm used for various kinds of public, like the railway station have good application effect.

**Key words:** LBP histogram; PCA; feature vector; Euclidean distance; face recognition

人脸识别有着广泛的应用, 目前人类识别算法可以分为基于全局和基于局部两大类。全局特征和局部特征对不同的致变因素的敏感性存在较大不同, 两者存在一定程度的互补性, 因此将全局特征和局部特征进行组合可以提高人脸表示的鲁棒性。国内外许多研究者将局部和全局相结合的方法<sup>[1]-[2]</sup>, 弹性图匹配方法<sup>[1]</sup>取得了较好的识别效果, 但这些算法过于复杂。Ahonen等<sup>[12]</sup>提出了基于LBP<sup>[13]</sup>算子的人脸识别, 该方法利用LBP局部特性与直方图统计的整体特性, 将全局特征和局部特征相结合, 并在FERET人脸图像数据库上取得了较好的识别性能。

由于LBP直方图得到的向量维数过高, 后面分类器的计算量过大, 对人脸识别的效率产生了很大的影响, 本文在ARM11 S3C6410平台上, 将前面检测的人脸, 提出了利用LBP计算图像特征, 将人脸直方图均衡化, 用PCA降低直方图向量维数, 欧式距离作分

类器进行的人脸识别的过程。本文提出的人脸识别的过程不仅提高的人脸识别率, 同时缩短了人脸识别的时间。

## 1 LBP直方图算法

### 1.1 LBP算法

近年来, LBP算子在人脸识别领域中受到关注<sup>[1-3]</sup>, LBP算子<sup>[4]</sup>是一种灰度范围内的纹理度量, 最初是由Ojala等人为了辅助性地度量图像的局部对比度而提出的<sup>[4]</sup>。由于还没有一个一般性的纹理描述定义, 故图像的局部纹理T的分布可假设认为是局部区域内像素灰度的联合分布密度。

$$T = (g_c, g_0, \dots, g_{p-1}) \quad (1)$$

其中 $f(x, y)$ 表示图像局部领域中心像素点的灰度值,  $X = [X_0, X_1, \dots, X_{p-1}]$  ( $i=0, \dots, p-1$ )表示P个等距离分布于以中心像素为圆心, 半径为R的圆周上的像素点的

<sup>①</sup> 收稿时间:2011-09-12;收到修改稿时间:2011-10-22

灰度值，如图 1：

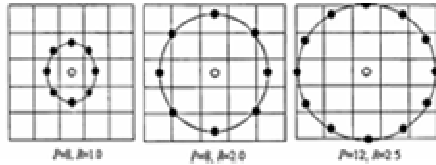


图 1 LBP 算子不同 P、R 值示意图

在不损失纹理信息的情况下，可以从周边点  $g$  中减去中心像素点  $g_c$  的值，则有：

$$T = t(g_c, g_0 - g_c, \dots, g_{p-1} - g_c) \quad (2)$$

若假设中心像素点与周边像素点的差值独立于中心像素点的值，则公式 2 可以进一步改成：

$$T \approx t(g_c)(g_0 - g_c, \dots, g_{p-1} - g_c) \quad (3)$$

又由于它对局部纹理的描述具有对均匀亮度变化的不变性，而不仅仅对灰度范围内的平移具有不变性，因此公式 3 可以表示为：

$$T \approx t(s(g_0 - g_c), \dots, s(g_{p-1} - g_c)) \quad (4)$$

其中  $s(x) = 1, x \geq 0; s(x) = 0, x < 0$

为每个  $s(g_i - g_c)$  分配一个权值 2，则可以得到一个唯一的 LBP 编码，如下式：

$$LBP_{P,R} = \sum_{i=0}^{P-1} s(g_i - g_c) \times 2^i \quad (5)$$

为了消除图像旋转产生的影响，Ojala 等又引入了如下定义：

$$LBP_{r,R}^n = \min\{ROR(LBP_{P,R}, i) | i = 0, 1, \dots, P-1\} \quad (6)$$

其中  $ROR(x, i)$  表示将  $x$  右移位。因为旋转不变性的输出值得出现频率差异太大，Ojala 等由此提出了一种称为 Uniform 模式的 LBP 描述方式：

$$LBP_{P,R}^{mu2} = \sum_{i=0}^{P-1} S(g_i - g_c) \text{ if } U(LBP) \leq 2, \text{ otherwise } LBP_{P,R}^{mu2} = \sum_{P,R} P+1,$$

$$U(LBP_{P,R}) = |S(g_{p-1} - g_c) - S(g_0 - g_c)| + \sum_{i=1}^{p-1} |S(g_i - g_c) - S(g_{i-1} - g_c)|$$

实验结果已经验证，Uniform 模式不仅可以描述绝大多数的纹理信息，而且具有较强的分类能力。

### 1.2 直方图算法

数字图像经过上述 LBP 算子运算后，就可以得到变换以后的图像，再对变换后的图像进行直方图统计，得到 LBP 直方图的表示形式。不同的 LBP 算子得到的直方图向量的维数不一样。当取较大的 P 值时，得到的直方图的向量维数就会较高，分类的时间耗费

就较多，但分类更为精确。另外将原图像划分子大小不同，得到的直方图向量会有很大差异，分块越多，向量维数越高，计算所消耗的时间也就越长。

人脸图像用所有直方图串接而成的直方图序列描述。采用直方图对 LBP 编码进行统计。如图 2 是人脸图像的 LBP 直方图抽取示意图<sup>[7]</sup>。

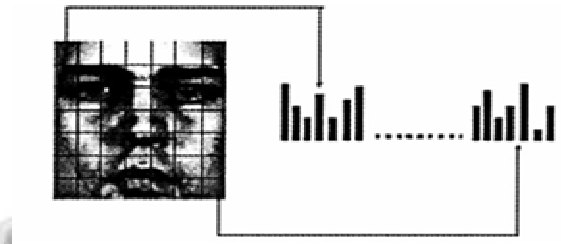


图 2 人脸图像的 LBP 直方图抽取示意图

首先将 LBP 编码后的图像  $LBP(x, y)$ ，记作  $f(x, y)$  分为  $m$  个不重复的区域  $M$  ( $j=0, 1, \dots, m-1$ )，从每个区域提取直方图向量  $R$ ：

$$R = T\{f(x, y) = i\} \quad (i=0, 1, \dots, n-1) \quad (7)$$

其中  $i$  表示第  $i$  个灰度级， $n$  为直方图的灰度级数，也就是灰度范围，通常取 256。R 是在区域  $M$  中具有第  $i$  级灰度值的像素数目。函数  $T(a)=1$ ， $a$  为 true； $T(a)=0$ ， $a$  为 false；

公式 7 表示为

$$R = T\{LBP(x, y)\}T\{(x, y) \in M\}$$

其中  $i=0, 1, \dots, n-1, j=0, 1, \dots, m-1$

然后将这些直方图串接为一个序列 H，作为人脸特征向量

$$H = \{(R_1, R_2, \dots, R_{n_1 \times n_1})_1, (R_1, R_2, \dots, R_{n_2 \times n_2})_2\}$$

## 2 PCA 算法

由于 LBP 直方图向量维数较高，通过主元变换 PCA<sup>[8-10]</sup> 用一个低维子空间（主元子空间）描述人脸图像，力图在剔除分类干扰分量的同事保留有利于分类的判别信息。

设 M 维人脸特征向量  $X = [X_1, X_2, \dots, X_N]$ ，N 为训练集中的样本数目， $X_j$  为第 j 幅人脸图像形成的人脸图像向量，则训练样本集的总体散布矩阵

$$S_t = \sum_{i=1}^N (X_i - u)(X_i - u)^T$$

其中  $u$  为训练样本集的平均图像向量， $u = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i$ ，令  $X = [X_{1-u}, X_{2-u}, \dots, X_{N-u}]$ ，则  $S_t = XX^T$ 。

由于  $S$  为对称矩阵, 可以将其对角化:  $S = W \Lambda W^T$ 。若对  $X$  作线性变换,  $Y = W^T X$ , 则  $Y$  的协方差矩阵  $\Sigma_Y = Y Y^T = W^T X X^T W = \Lambda$ 。因此, 经过上述线性变换后, 矩阵  $Y$  的协方差阵变成了对角阵, 消除了数据间的冗余。

将  $W$  的每个列向量正交归一化, 记为  $[w_1, w_2, \dots, w_N]$ , 将人脸向量  $P$  在由  $[w_1, w_2, \dots, w_N]$  组成的子空间中的投影  $Q = W^T P$ , 重构时,  $P_i = W Q = \sum_{i=1}^K W_i Q_i + \sum_{i=K+1}^N W_i Q_i$

若只用前  $K$  个投影进行重构, 则最小均方意义上的重建误差  $e = \lambda$ 。其中,  $\lambda$  为矩阵  $S$  的特征值。因此, 可以将特征值从大到小排列, 选取最大的前  $K$  个特征值对应的特征向量, 将人脸图像向量向这  $K$  个特征值对应的特征向量投影, 可获得一组坐标系数, 它代表了该图像在子空间的位置, 可作为人脸鉴别的依据。这样就可以把人脸图像向量从原来的  $M$  维降到  $K$  维。 $K$  维投影系数就作为人脸图像的特征向量输入分类器进行识别有效的提取出人脸图像特征之后, 使用简单的距离分类器欧式距离就能达到很好的识别效果。

### 3 欧式距离

欧式距离又称泛数, 它被广泛地应用于向量间的距离度量:

$$d = (K(x - r))$$

其中  $x$  和  $r$  分别表示输入特征向量  $X$  和参考特征向量  $R$  的第  $i$  个元素,  $K$  表示特征向量维数。

相应的点和类之间的最小欧式距离定义

$$d = \min((K(x - r)))$$

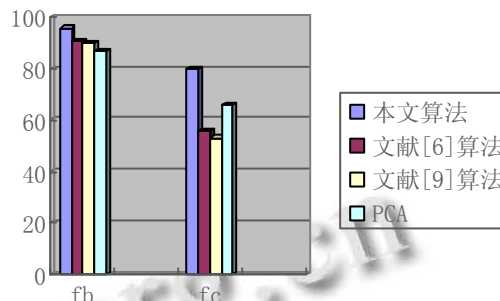
其中  $r$  表示参考类的第  $c$  个参考特征向量的第  $i$  个元素,  $\min()$  表示输入特征向量和参考类  $c$  个参考特征向量欧式距离的最小值。计算向量与哪类人脸的向量距离最近, 得到识别的结果。

### 4 实验结果与分析

为了验证本文算法的性能, 我们使用实验配置 ARM11S3c6410, FERET 标准人脸库<sup>[6]</sup>进行实验。FERET 训练集分为 fa(正常的人脸表情), fb(变化的人脸表情), 包含了 429 人的 1002 张照片。fb 含有 1195 幅与原型集同时采样, 并且与原型集图像光照相同的表情变化图像:fc 中含有 194 幅与原型集图像采集光照条件不同的人脸图像, 限定错误接受率不大于 1%。本文使用 LBP+PCA 方法提取特征, 用欧式距离分类器测试与文献[3]算法 LBP + LBP, 文献[9]算法 LBP、PCA

算法比较人脸的表情和光照发生变化的人脸识别率。如表 1 所示。

表 1 不同算法在 ORL 人脸库上的实验比较



### 6 总结

本文提出了基于 LBP 直方图的人脸特征提取, 通过 PCA 降维, 欧氏距离分类器的思路做人脸图像的识别, 通过实验与分析可以看出本文提出的算法思路具有较强的人脸特征表示和可鉴别性, 且对光照、人脸表情和位置的变化具有较高的鲁棒性。

### 参考文献

- 1 Phillips PJ, Grother P, Micheals RJ, Blackburn DM, Tabassi E, Bone JM. Face recognition vendor test 2002 results. Evaluation Report, 2003.
- 2 Brunelli R, Poggio T. Face recognition; features vs, templates. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993,15(10),1042-1053.
- 3 Turk M, Pentland A. Face recognition using eigenfaces. In: Negahdaripour S, et al. eds. Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. Maui; IEEE Computer Society Press, 1991.586-591.
- 4 Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multrie solution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002,24(7):971-987.
- 5 Martinez AM. Recognizing imprecisely localized, partially occluded, and expression variant faces from a single sample per class. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002,24(6):748-763.
- 6 Phillips PJ, Syed HM, Rizvi A, Rauss PJ. The FERET evaluation methodology for face-recognition algorithms. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence,

(下转第 198 页)

图像。当选择的关键帧数是2的时候得到的关键帧是人未进入视频范围的图像,以及进入视频范围的图像,很好的反映了视频信息。

利用帧平均法提取关键帧和直方图平均法提取关键帧,实验的结果分别如图4和图5所示。帧平均法得到的都是未有人物进入视频范围的关键帧图像。直方图平均法得到的视频图像在计算后面的人体高度测量时不如彩色直方图得到的关键帧准确性高。

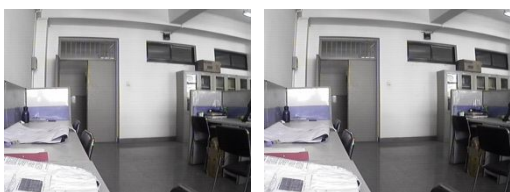


图4 帧平均法得到的关键帧序号分别为:1和23

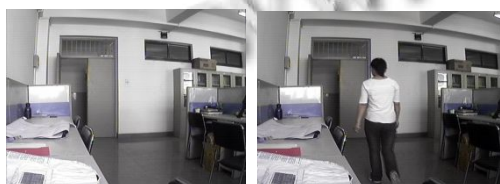


图5 直方图平均法得到的关键帧序号:33和65

通过对比,可知用彩色直方图的方法得到的关键帧可以较好的反映视频信息。因此可以得出基于彩色直方图的关键帧提取算法比较适用于监控视频的关键帧提取。

对于人体高度测量,首先是图像的特征点的选取,实验的结果如图6所示。

其中的#表示的是头部特征点,f1和f2分别表示的两个脚步的特征点。根据投影矩阵以及公式(3)

得到人体的高度。试验中的人体的实际高度是150cm,得到的是值为1.493421和1.523458。这个准确度对于后面的基于人体高度的人体的识别具有很好的意义和效果。



图6 人体在图像特征点

### 参考文献

- 1 Tiecheng Liu, John R. Kender. Computational Approaches to Temporal Sampling of Video Sequences. *ACM Trans. on Multimedia Computing, Communications and Application*, 2007,3(2).
- 2 黄凤荣.三维重建问题研究[博士学位论文].中国科学院自动化研究所,2004.
- 3 王斌.摄像机定标与单视测量技术研究[硕士学位论文].西安电子科技大学,2008.
- 4 Jifeng Ning, Lei Zhang, David Zhang, Chengke Wu. Interactive Image Segmentation by Maximal Similarity Based Region Merging. *Pattern Recognition*, 2010,43:445-456.
- 5 董秋雷,吴毅红,胡占义.基于视频的实时自动人体高度测量. *自动化学报*,2009,35(2):137-144.

(上接第204页)

2002,22(10):1090-1104.

- 7 李姜龙.基于局部二值模式的ASM人脸特征定位方法研究. *闽西职业技术学院计算机系*,2009,6(11)2.
- 8 Turk MA, Pentland AP. Face recognition using eigenfaces. *Journal of Cognitive Neuroscience*,1991,3:71-86.
- 9 彭辉,张长水,荣钢等.基于K-L变换的人脸自动识别方法. *清华大学学报(自然科学报)*,1997,37(3):67-70.
- 10 边肇祺,张学工,阎平凡,等.模式识别,北京:清华大学出版社,2000.

- 11 Wiskott L, Fellous R, Kruger N, et al. FACE recognition by elastic bunch graph matching. *IEEE Trans. PAMI*, 1997, 19(7):775-779.
- 12 Atonen T, Hadida, Pietikainen M. Face description with local binary patterns: application to face recognition. *IEEE Trans on PAMI*, 2006,28(12):2037-2041.
- 13 Ojala T, Pietikainen M, Harwood D, A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions. *Pattern Recognition*,1996,29(1):51-59.