

多级 LBP 直方图序列特征的人脸识别

高 涛 何明一 戴玉超 白 磷

(陕西省信息获取与处理重点实验室,西北工业大学电子信息学院,西安 710072)

摘 要 人脸识别是当前人工智能和模式识别的研究热点。基于对小波分解和局部二进制模式(LBP)分析,提出了一种多级 LBP 直方图的序列特征(M-HSLBP)的提取方法。2 维的小波分解具有对表情变化不敏感的特点,可以很好地压缩和表征人脸图像的特征;LBP 是一种有效的纹理描述算子,使用多级可变大小的子窗口对小波变换后的图像进行扫描,对各级子图像进行改进 LBP 变换并形成多级 LBP 直方图序列特征,这种特征既能反映人脸局部特征又能反映其整体特征。径向基网络作为分类器具有很高的推广性能,有利于大容量样本的分类。在对人脸库 ORL 和 YEL 的识别实验中,该算法识别率达到 98% 以上,与传统算法相比,取得了更好的识别结果。

关键词 人脸识别 局部二进制模式 小波变换 径向基网络

中图法分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)02-0202-06

Face Recognition Using Multi-level Histogram Sequence Local Binary Pattern

GAO Tao, HE Ming-yi, DAI Yu-chao, BAI Lin

(Key Laboratory of Information Acquisition and Processing)

(Electronic and Information School, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072)

Abstract Face recognition is an active research area in the artificial intelligence. A face recognition algorithm using the RBF network is proposed based on wavelet analysis and multi-level histogram sequence local Binary pattern (M-HSLBP). Since wavelet analysis is insensitive to changes in expression, it can express the principal features of the face image by compressing data. LBP is an efficient local texture description operator. The wavelet transformed images were scanned with multi-degree changeable Sub-windows. Sub-images were transformed by an enhanced LBP, and then the LBP features are concatenated into an enhanced feature vector, which can express both local and holistic features of the face image. RBF network with high generalization is a good classifier, especially for larger number of samples. Experimental results on ORL and YALE face show that the proposed algorithm, which achieves recognition accuracy of above 98% is more effective and faster than the traditional method.

Keywords face recognition, LBP(local binary pattern), wavelet analysis, RBF network

1 引言

人脸识别是当前人工智能和模式识别的研究热点,广泛应用于身份识别、护照识别、信用卡识别、摄像监视系统等领域。美国“911”事件后,人脸识别

技术已经成为反恐的一种重要技术手段。近几年以来,人脸识别方面的研究取得了很大的进展,相继提出了许多方法和算法^[1]。人脸识别的方法大致可以分成两类,一类是基于几何特征的人脸识别方法,另一类则是基于统计分析的人脸识别方法。Ojala 等人在 1999 年最早提出局部二进制模式

收稿日期:2007-10-16;改回日期:2008-03-14

第一作者简介:高 涛(1980 ~),男,西北工业大学信号与信息处理专业博士研究生。主要研究方向为智能图像处理、神经网络。

E-mail:tgao@sohu.com

(LBP)^[2]。近几年,LBP已广泛地用于纹理分类^[3]、人脸图像分析^[4-6]、细胞分析^[7]等领域。LBP算子能够有效地描述纹理特征,它具有以下优点:(1)有效描述图像局部特征;(2)算法简单快速。2002年Ojala等人又提出LBP算子的扩展模型—均匀模式LBP^[8]。

本文基于2维小波分解和改进LBP分析,提出了一种多级LBP直方图的序列特征(M-HSLBP)的提取方法。算法首先利用2维小波变换降低数据量,由于人脸识别主要依赖脸的轮廓特征,而2维小波变换的低频系数对人脸的轮廓特征影响较小,因此,对识别影响不大;接着使用多级可变大小的子窗口对小波变换后的图像进行扫描,在每级子窗口中应用改进的LBP算法,得到局部LBP直方图,最后将各级的LBP直方图进行连接融合,形成了既能表征局部又能表征全局的人脸特征;最后使用径向基网络进行识别。通用人脸库ORL和YEL的识别实验结果表明,该算法是一种稳定、快速的特征提取和识别方法。

2 离散小波变换

人脸是一个高维的视觉模式,一幅 120×120 灰度图像就有14400个数据,直接对人脸图像进行识别分类是不可想象的。小波变换在图像压缩方面具有很高的压缩比,并且具有快速、抗干扰、保持图像特征基本不变,对表情变化不敏感的特点,因此,首先使用小波变换对图像进行预处理,降低数据量。

设输入图像为 $I_{m \times n}$,大小为 $m \times n$,该图像经过2维离散小波变换(2D-DWT)后分解为4个尺寸为 $m/2 \times n/2$ 大小的不同空间方向滤波的子图像,分别记为 $X_{LL}, X_{LH}, X_{HL}, X_{HH}$,其中 X_{LL} 表示原图像的最佳逼近,反映了原图像的低通部分; X_{LH}, X_{HL}, X_{HH} 分别表示水平高频分量、垂直高频分量和对角线高频分量,反映图像水平、垂直与对角线方向的边缘、轮廓和纹理。其中 X_{LL} 子图像集中了原图像的绝大部分能量,2D-DWT变换的过程如图1所示。

本文的特征提取主要考虑到人脸图像的基本信息,在子带图像中具有最好的描述能力和判别能力^[9],过多的2D-DWT容易导致大量信息的损失,所以采用一级2D-DWT变换后的低频部分。

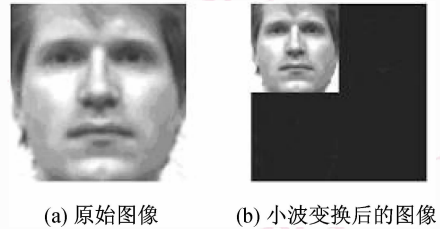


图1 用小波变换对人脸图像进行预处理

Fig. 1 Face image pretreatment using wavelet analysis

小波变换的一个重要性质是它在空域和频域均具有很好的局部化特征,它能够提供目标信号各个频率子段的信息。这种信息对于信号的分类是非常有效的。对图像直接采样降低数据量仅仅考虑了空域的信息,却忽略了图像的频域信息。

3 多级LBP直方图序列特征

Ojala等人最早提出的LBP算法的思想是在一个给定的 3×3 的矩形块内^[2],如图2所示,共有9个子块,对应9个点的灰度值,包括一个中心子块和8个周边子块,将周围的8个灰度值和中心点的灰度值进行比较,如果比中心的灰度值大则标识为1,反之标识为0。顺时针读出8个点的二进制值,作为该矩形块的值,最后以统计直方图的形式给出整个感兴趣区域的LBP特征,用来描述该区域的细节特征。

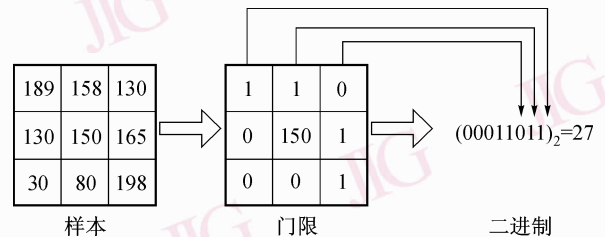


图2 LBP基本思想

Fig. 2 Basic idea of LBP

Ojala对最初的LBP算法扩展成了可变区域的LBP算法,即矩形块的大小是可变的, $LBP_{P,R}$ 是指在半径为 R 的邻域内,使用 P 个相邻子块来进行比较得到LBP特征,例如 $LBP_{4,1}$ 是指仅仅使用与中心块距离为1的4个邻近子块来比较, $LBP_{16,2}$ 指的是与中心距离为2的16个子块来比较。如图3所示。

由于 LBP 算法中,对 $LBP_{p,R}$ 而言,共有 2^p 种 0 和 1 组合的可能性,其中一定可以找到一种组合可以更加确切地描述图像的局部特征,所以又提出了一种 LBP 算子的扩展——均匀模式 $LBP_{p,R}^u$ 。当一个 LBP 算子的二进制特征值被视为首尾链接的环形时,至多存在两位由 0 到 1 或是 1 到 0 的转换,则该 LBP 算子被称为均匀模式,例如,00000000 和 11111111 包含了 0 个从 0 到 1 的转换,00000110 和 01111000 包含了 2 个从 0 到 1 的转换,等等。 $LBP_{p,R}^{u_2}$ [6] 表示一种均匀模式的 LBP 算子, u_2 代表只使用均匀模式,将其他的模式都用一个值标识,具体过程如图 3 所示。

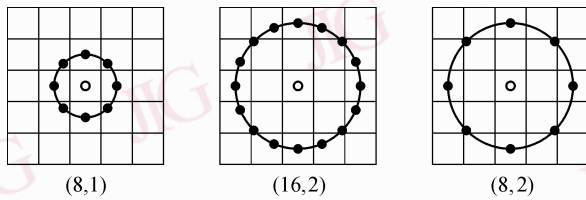


图 3 尺度为 (8,1), (16,2), (8,2) 的改进 LBP 算子

Fig. 3 The improved LBP of circular (8,1), (16,2) and (8,3) neighborhood

计算直方图在这种模式中至关重要,一个子块 $f(x,y)$ 的直方图的定义为式 (1) 所示:

$$H_i = \sum_{x,y} I\{f(x,y) = i\} \quad i = 0, 1, \dots, n-1 \quad (1)$$

n 是指 LBP 算子中特征值的数目,其中

$$I(p) = \begin{cases} 1 & p \text{ 为真} \\ 0 & p \text{ 为假} \end{cases} \quad (2)$$

如果对一幅图像直接应用 LBP 算子,这样只能描述该图像的整体轮廓特征,不能表征图像细节的纹理特征,尤其是在人脸图像的眼睛、嘴、鼻子等部位。所以应该将图像分块,局部应用 LBP 算子, Ahonen 等人给出了分块的思想,但是只是简单的分块后就形成 LBP 直方图,如果分块过多,就陷入了局部,体现不出来整体的特征,如果分块过少,就没有办法体现出局部的细节信息。

本文提出了一种多级 LBP 直方图序列特征,先给出图像一个比较小的窗口,描述局部的细节信息,扫描窗口依次增大,逐渐地给出较大的窗口扫描,描述图像整体的信息,最终将这些直方图按照顺序形成一个完整的直方图,该直方图既可以表述图像的

细节特征又可以表述图像的整体特征,通过实验,表明该特征有很好的鉴别性能。在多次实验中发现,子窗口的级别过多,就会存在很多的冗余信息,导致特征向量数据量变大,对后面的分类识别带来了困难,同样子窗口的级数过少,特征直方图就不能表征局部和整体的综合特征。本文在实验中最终采用 3 级子窗口来完成扫描,示意图如图 4 所示,具体步骤如下:

(1) 第 1 级子窗口扫描中,子窗口占整个图像的 $1/8$,得到的 LBP 直方图设为 $H_1 = \{H_{1,1} H_{1,2} \dots H_{1,8}\}$,其中 $H_{1,i}$ ($i = 1, 2, \dots, 8$) 为第 i 个子窗口所对应的直方图。

(2) 第 2 级子窗口扫描中,子窗口占整个图像的 $1/4$,得到的 LBP 直方图设为 $H_2 = \{H_{2,1} H_{2,2} \dots H_{2,4}\}$,其中 $H_{2,i}$ ($i = 1, 2, \dots, 4$) 为第 i 个子窗口所对应的直方图。

(3) 第 3 级子窗口扫描中,子窗口占整个图像,得到的 LBP 直方图设为 H_3 ,具体的过程如图 4 所示。

(4) 最后计算综合的直方图 $H = [H_1 H_2 H_3]$, H_i ($i = 1, 2, 3$) 是上面在 3 次子窗口扫描时得到的直方图。通过这样计算的直方图特征既可以表征人脸的局部特征和又可以表征整体特征。

4 分类识别

径向基函数(RBF)神经网络是一种性能良好的前向神经网络模型。已经证明它具有全局逼近的性质,且不存在局部最小问题。RBF 网络不仅具有良好的推广能力,而且计算量少,学习速度也比其他一般算法快得多。径向基函数网络包括 3 层:输入层、隐层和线性输出层。图 5 为径向基函数网络的结构图。

如图 5 所示, P 为输入样本向量, W_1 为隐层的权值, b_1 为隐层的偏置值, n_1 为隐层 radbas 函数的输入值, a_1 为隐层的输出值,同时作为输出层的输入值, W_2 为输出层的权值, b_2 为输出层的偏置值, n_2 为输出层线性函数的输入值, a_2 为输出层的输出值。

设输入图像为 I_k ($k = 1, 2, \dots, M$), 采用本文中特征提取方法得到的系数为 H_k ($k = 1, 2, \dots, M$)。使用训练样本的特征系数和对应输出的人脸类别分别作为输入和输出对网络进行训练,得到相应的权

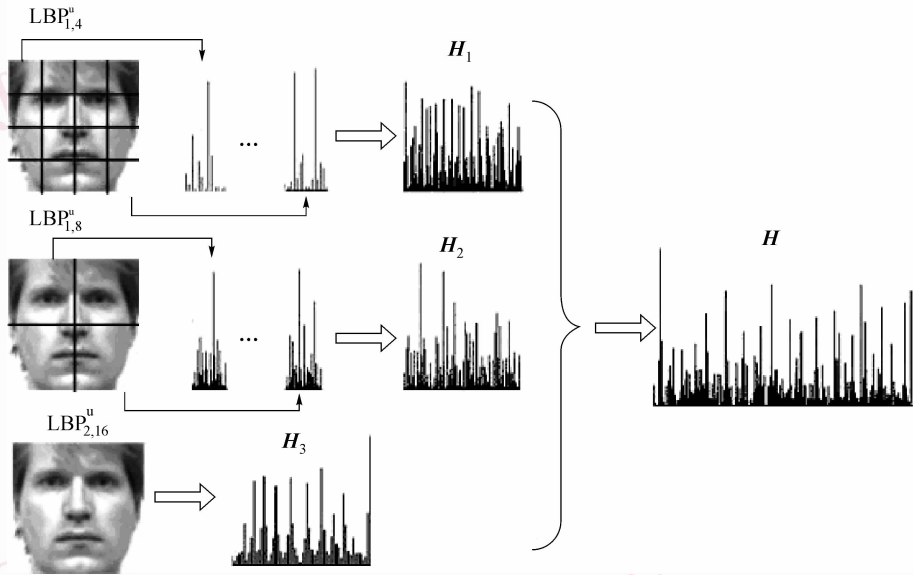


图 4 多级可变量子窗口扫描 LBP 示意图

Fig. 4 Multi-degree changeable sub windows scanning

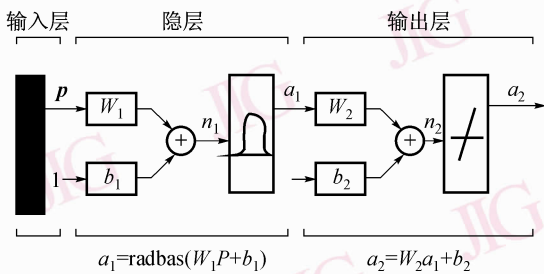


图 5 RBF 结构图

Fig. 5 Structure of RBF

值和偏置值。最后将测试样本的特征系数作为网络的输入进行测试,通过网络运算,最终输出每幅输入人脸的分类结果。

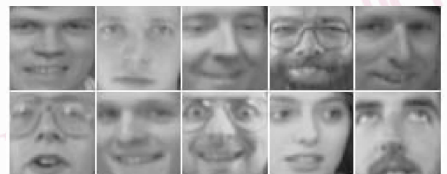
5 实验结果与分析

为了验证算法的有效性,采用 ORL 库和 YALE 库进行测试。ORL 人脸库包括 40 个人,每个人 10 幅人脸图像,共 400 幅,具有不同的光照、表情、发型和有无眼镜等特征,并且人脸有一定的侧转角度,每幅图像均为 92×112 的灰度图像。YALE 库给出 15 个人,每个人 11 幅人脸图像,共 165 幅,具备了睁眼闭眼,张口闭口,以及非常丰富的面部表情的变化,每幅图像均为 100×100 的灰度图像。图 6 给出了部分图像。实验的测试数据由表 1 给出。

表 1 实验的测试数据

Tab. 1 Testing data of experiment

人脸库	样本类别	训练样本	测试样本
ORL	40	200	200
YALE	15	75	90



(a) ORL库部分人脸



(b) YALE库部分人脸

图 6 实验的人脸库

Fig. 6 Face database of experiment

实验首先测试图像的分块大小对 LBP 算法和 $LBP_{1,8}^u$ 算法的影响。设原始图像的大小为 $M \times N$,分块数目为 $p \times q$,则把图像分为了 $p \times q$ 块,每个子图像的大小为 $(M/p) \times (N/q)$ 。在本实验中,首先进行规格化处理,即将每个输入的人脸图像的大小均调整为 100×100 。图像的分块数目分别为 20×20 、

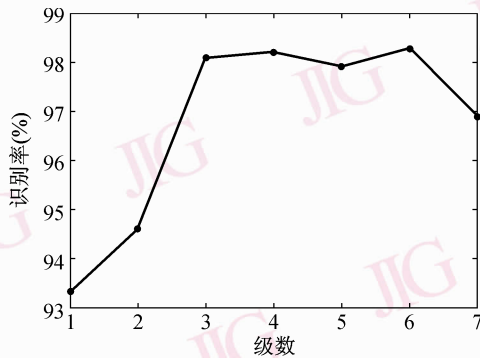
10 × 10、5 × 5、3 × 3、1 × 1 等。分别使用 LBP 算法和 LBP_{1,8}² 算法对分块后的图像作变换,将变换后的直方图作为特征矩阵,最后使用 RBF 进行分类,识别结果如表 2 所示。

表 2 不同分块的 LBP 算法的识别率

Tab. 2 Recognition rate corresponding to LBP of different block

分块识别方法	20 × 20	10 × 10	5 × 5	3 × 3	1 × 1
LBP	0.80	0.812	0.86	0.876	0.806
LBP _{1,8} ²	0.824	0.848	0.933	0.867	0.842

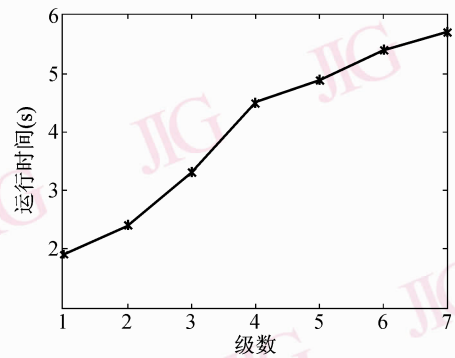
分析实验结果可以发现,分块过多或者分块过少都会降低识别率,只有当分块适当时才能得到较好的识别效果。这是由于分割块数过多,每个子块很难表达图像较大区域的局部特征,例如眼睛、嘴等



(a) 级别数目对识别率影响

区域,反之,当分割块数过少,每个子块又很难表达较小的局部细节特征,导致了识别率的下降。既然分割块数过多或者过少效果都不理想,那么就存在一个恰当的分割块数可以得到较好的识别效果,在实验中得到 LBP 算法中 3 × 3 的效果较好,LBP_{1,8}² 算法中 5 × 5 的效果较好。在实验中发现,对一个图像具体分块多少效果最好没有一个稳定的值,这是由于要使得一个分块既能较好地表达局部细节,又能较好地表达整体特征,是非常困难的。使用本文提出的多级可变子窗口扫描的 LBP 算法就可以解决这个问题。

为了获取最佳多级 LBP 直方图序列的级数,本文对级数的获取进行了大量的实验,分别对于 1 级、2 级、3 级、4 级、5 级、6 级、7 级等做了实验,每种结果取其最佳识别率。机器配置为 P4 3.2G,512M,软件环境为 MATLAB。实验结果如图 7 所示。



(b) 级别数目对运行速度的影响

图 7 不同级别的识别率和运行速度

Fig. 7 Recognition rate and speed corresponding to different degrees number

如图 7 所示,1 级、2 级的识别率较差,3 级以上的整体识别率变化不大,但是识别时间却增加了许多,7 级的识别时间比 3 级增加了近 1 倍。这是由于子窗口的级别过多,就会存在很多的冗余信息,导致特征向量数据量变大,对后面的分类识别带来了困难,同样子窗口的级数过少,特征直方图就不能表征局部和整体的综合特征。所以本文在多级处理中采用 3 级。

最终实验结果如表 3 所示。在表中,列出了 M-HSLBP 方法及 PCA、DWT、传统 LBP 算法、分块 LBP 算法的比较结果。可以看出,在相同的神经网络分类器的情况下,本文方法的分类能力明显优于几个经典算法,这是由于多级 LBP 直方图既能表征

表 3 不同识别策略的识别率

Tab. 3 Recognition rate corresponding to ORL and YALE

识别方法	识别率		
	ORL 识别率	YEL 识别率	平均识别率
PCA + RBF	0.85	0.861	0.856
Wavelet + RBF	0.797	0.848	0.823
LBP + RBF	0.775	0.806	0.791
分块 LBP + RBF	0.912	0.933	0.923
M-HSLBP	0.98	0.981	0.981

局部又能表征全局的人脸特征,而 LBP 算法对局部特征的描述有所欠缺。分块 LBP 当分块较小时,就会陷入局部,不能表征整体特征,当分块较大时,能

够表征整体特征,但是不能兼顾局部特征。

6 结 论

本文提出一种基于小波分解和多级 LBP 直方图序列特征的准正面人脸识别算法。算法使用 2 维小波变换的方法对脸部信息进行了预处理,降低了数据量,提高了运行速度;接着使用多级 LBP 直方图的序列特征的提取方法降低图像的特征维数。对 ORL 库和 YALE 库的识别实验结果表明, M-HSLBP 的性能优于传统的 LBP 算法,改进的 LBP 算法以及分块的 LBP 算法,可以达到 98% 以上的识别率,比其他的传统方法有更高的识别率。

本文图像的特征提取是基于 2 维图像的一些 2 维的处理和变换,今后的工作中可以考虑用多方位的 2 维图像获取 3 维特征,以提高对个体脸表情,光照的鲁棒性。在今后的试验中将会在更大的库中进行试验,以提高系统的推广性。

参考文献 (References)

- 1 Zhao W, Chellappa R, Phillips P J, *et al.* Face recognition: a literature survey [J]. *ACM Computing Surveys*, 2003, **35** (4): 399-458.
- 2 Ojala T, Pietikainen M, Harwood D. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions [J]. *Pattern Recognition*, 1999, **29**(1):51-59.
- 3 Topi M, Timo O, Matti P, *et al.* Robust texture classification by subsets of local binary patterns [J]. *Pattern Recognition*, 2000, **3**(3):935-938.
- 4 Li ZStan, Zhao Chun-shui, Zhu Xiang-xin, *et al.* 3D + 2D face recognition by fusion at both feature and decision levels [A]. In: *Proceedings of IEEE International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures*[C], Beijing, 2005:44-54.
- 5 Feng X, Pietikainen M, Hadid A. Facial expression recognition with local binary patterns and linear programming[J]. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 2005, **15**(2), 550-552.
- 6 Abdenour Hadid, Matti Pietikainen, Timo Ahonen. A Discriminative Feature Space for Detecting and Recognizing Faces [A]. In: *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* [C], Washington, DC, USA, 2004: 797-804.
- 7 Zhou Ying-ying, Zhou Zhen-yu, Sun Ning, *et al.* Leukocyte classification based on an enhanced local binary pattern feature[J]. *Journal of Biomedical Engineering Research*, 2005, **25** (4): 242-246. [周颖颖,周振宇,孙宁等. 基于改进 LBP 特征的白细胞识别[J]. *生物医学工程研究*, 2005, **25**(4):242-246.]
- 8 Ojala T, Pietikäinen M, Maenpa T. Multi resolution 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.
- 9 Chien J T, Wu C C. Discriminate wavelet faces and nearest feature classifiers for face recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, **24**(12): 1644-1649.
- 10 Yang Hong, Wang Yi-ding. A LBP-based face recognition method with hamming distance constraint [A]. In: *Proceedings of Fourth International Conference on Image and Graphics*[C], Washington DC, USA, 2007: 645-649.