

基于多尺度局部二值模式的人脸识别

刘中华^{1,2} 史恒亮¹ 张兰萍¹ 金 忠¹

(南京理工大学计算机科学与技术学院 南京 210094)¹ (河南科技大学电子信息工程学院 洛阳 471003)²

摘 要 提出了一种基于多尺度局部二值模式的人脸识别方法。局部二值模式已经被证明是人脸表示的一种有效算子,不过由于其太小以至于鲁棒性不高。在多尺度局部二值模式中,计算是基于块子区域的平均值,而不是基于单个像素值进行的。人脸图像首先被分成小的子区域,具有不同权值的BLBP算子抽取每一子区域的直方图,然后把它们连接起来,组成一个空域增强的特征直方图。在 χ^2 统计量作为不相似度量计算的特征空间里,采用最近邻分类器完成分类识别。实验表明,该方法优于其它的基于LBP的人脸识别算法。

关键词 局部二值模式,块局部二值模式,人脸识别,不相似度量

中图法分类号 TP391.4 文献标识码 A

Face Recognition Based on Multi-scale Block Local Binary Pattern

LIU Zhong-hua^{1,2} SHI Heng-liang¹ ZHANG Lan-ping¹ JIN Zhong¹

(School of Computer Science & Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)¹

(Electronic Information Engineering College, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471003, China)²

Abstract We proposed a face recognition representation method, called multi-scale block Local Binary Pattern. The Local Binary Pattern(LBP) was proved to be effective for image representation, but it was too local to be robust. In MS-BLBP, the computation was done based on average values of block subregions, instead of individual pixels. The face area was first divided into small regions from which Block Local Binary Patterns (BLBP) with different weights histograms were extracted and concatenated into a single, spatially enhanced feature histogram efficiently representing the face image. The classification was performed using a nearest neighbour classifier in the computed feature space with Chi square as a dissimilarity measure. Experiments in face databases show that the proposed MS-BLBP method outperforms other LBP based face recognition algorithms.

Keywords Local binary pattern, Block local binary pattern, Face recognition, Dissimilarity measure

人脸识别是根据人的面部特征进行身份识别,具有主动性、非侵犯性和用户友好等许多特点,特别是在非接触环境和不惊动被检测人的情况下,优越性远远超过虹膜、指纹、步态等识别方法。因此,人脸识别一直是计算机视觉、模式识别与人工智能领域的一个研究热点^[1]。在人脸识别中,一个关键问题是找到人脸外观的有效描述算子。一些经典的方法,如主成分分析^[3]、线性鉴别分析^[4]等是基于整体的识别方法,这类方法在受控的条件^[2](如姿态、光照等变化不大)下识别效果不错。不过,在现实情况下,人的姿态和光照不易控制,变化较大,会导致基于整体识别方法的性能急剧下降。基于局部的识别方法,如基于分块的pca识别方法^[5]、弹性图匹配方法^[6]、局部二值模式方法等,对姿态、光照的变化不敏感,具有较强的鲁棒性,因此得到越来越多的关注。

局部二值模式^[7,8](local binary pattern)作为纹理算子来分析图像纹理特征。它利用结构法思想分析固定窗口特征,再利用统计法做整体的特征提取。Ahonen等首先把LBP用

于人脸识别领域。不过原始的LBP算子具有较小的空间支持区域,只能捕获人脸图像中小的微观结构,不能捕获大的宏观结构,并且易受噪声影响。

本文就是基于局部二值模式这一局限性,提出了基于多尺度的局部二值模式的人脸识别方法。在本文方法中,计算不是基于单个像素值,而是基于每一子区域块的平均值进行的,区域块的大小决定了捕获的人脸图像中结构的大小。由于人脸图像中包含有大小不同的结构,因此通过选取不同大小的区域块得到不同的LBP算子,然后对得到的不同的LBP算子赋予相应的权值,就能很好地捕获到不同尺度的结构。

1 局部二值模式(LBP)

1.1 LBP算子

LBP算子是一个强有力的纹理描述算子。LBP算法一般定义为 3×3 的窗口,以窗口中心点的灰度值为阈值,对窗口内其它像素做二值化处理,即窗口内其它位置的像素灰度

到稿日期:2008-12-23 返修日期:2009-05-11 本文受国家自然科学基金项目(60632050,60873151),国家“八六三”高技术研究发展计划基金项目(2006AA01Z119)资助。

刘中华(1975—),男,博士研究生,主要研究方向为人工智能与模式识别;史恒亮(1976—),男,主要研究方向为机器人;张兰萍(1976—),女,主要研究方向为模式识别;金忠(1961—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为模式识别、人脸识别、机器学习、计算机视觉。

值分别与窗口中心像素的灰度值进行比较,当大于等于中心像素的灰度值时,其对应位置赋值为 1,否则赋值为 0。然后根据像素不同位置进行加权求和,得到该窗口的 LBP 值。图像中某区域 LBP 码的直方图可用来描述该区域的纹理结构。LBP 算子如图 1 所示。

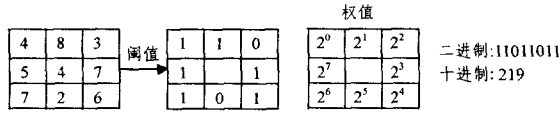


图 1 LBP 算子

使用图 1 所示的 LBP 算子抽取图像特征,由于采用的是 3×3 邻域,因此每个像素的 LBP 码最大为 255,最小为 0,这样得到长度为 256 位的 LBP 码来表示图像的特征,其中某一位上的值表示某一 LBP 码值(纹理或者结构)出现的频率。即用 LBP 算子对图像的每一像素进行操作,然后求其直方图。直接使用 LBP 算子对人脸图像抽取特征,然后采用某种分类器方法进行分类,识别的效果不会太好。这是因为人脸图像还包括重要的空间关系^[9],所以首先把人脸图像分成 m 块: $R_1, R_2, \dots, R_m$,然后用 LBP 算子分别求出 m 个区域的直方图,最后把求出的 m 个直方图连接起来,就形成了空域增强的直方图。空域增强直方图的大小为 $m \times n$,其中 n 是单个 LBP 直方图的长度。图 2 所示为一幅图像被分割成不同的块。

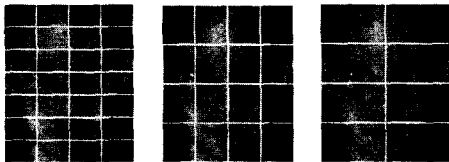


图 2 人脸图像被分成 $7 \times 4, 4 \times 4, 4 \times 2$ 矩形区域

1.2 直方图的度量

经过 LBP 算子运算过的图像 $f_i(x, y)$ 的直方图定义为:

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

其中, n 表示由 LBP 算子产生的不同标签的数目,而

$$I(A) = \begin{cases} 1, & \text{当 } A \text{ 为真时} \\ 0, & \text{当 } A \text{ 为假时} \end{cases}$$

直方图包含了局部微观结构的分布信息,例如整个图像的边、点、平坦区域等的分布信息。为了更有效地表示人脸图像,还应该保持图像的空间分布信息。为了这一目的,可以将原始人脸图像分成 $R_1, R_2, \dots, R_m$ 共 m 个区域,然后用 LBP 算子计算每块的直方图。空域增强的直方图定义为:

$$H_{i,j} = \sum_{x,y} I\{f_i(x, y) = i\} I\{(x, y) \in R_j\} \quad (2)$$

提取人脸的 LBP 算子直方图特征后,可采用多种基于直方图不相似度测量法进行分类。常见的直方图不相似度测量法有 3 种:直方图相交、Log 统计量、 χ^2 统计量,其测量方式如下。

直方图相交:

$$D(S, M) = \sum_i \min(S_i, M_i) \quad (3)$$

Log 统计量:

$$L(S, M) = -\sum_i S_i \log M_i \quad (4)$$

χ^2 统计量:

$$\chi^2(S, M) = \sum_i \frac{(S_i - M_i)^2}{S_i + M_i} \quad (5)$$

实验证明,当 LBP 算子用于人脸识别时, χ^2 统计量的性能优于另外两种度量方法^[11],所以本文在实验部分采用的度量方式为 χ^2 统计量。

2 多尺度局部二值模式

由于基本的 3×3 LBP 算子只能捕获到图像的微观部件,而人脸图像不但包括微观模式,还包括大量的宏观模式^[10],因此对基本的 LBP 算子进行了扩展,使其能够捕获宏观部件,其示意图如图 3 所示。

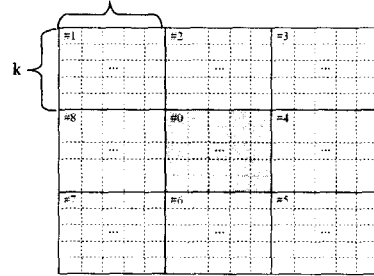


图 3 BLBP 算子

块局部二值模式(BLBP)是对基本的 3×3 LBP 的扩展,每块为大小为 $k \times k$ 的矩形区域, k 取值为 $1, 2, \dots$ 。它首先分别计算出每一块的均值,代表该块的灰度值,然后以中心块的均值灰度值为阈值,与窗口中的其它 8 块均值灰度值相比较,最后按照与基本的 LBP 一样求得中心块的 LBP 码。 k 取不同的值,就可以得到不同尺度的模式。当 $k=1$ 时,就是基本的 3×3 LBP 算子。为了叙述方便,当 k 取不同的值时,记 BLBP 为 B_k LBP。例如,当 $k=1$ 时,就等价于原来的 3×3 LBP 算子,记为 B_1 LBP。

当 k 取值大于 1 时,可以得到大一点的宏观模式。由于人脸图像既包括微观模式,又包括大点的宏观模式,因此选取不同的 k 值,就可以得到不同尺度的模式。基于此思想,对于不同大小的 BLBP 算子赋予相应的权值,然后分别对图像进行滤波,把滤波后的图像组合起来,表示该图像特征。这样抽取的特征既包括人脸图像中的微观结构,又包括了宏观结构,更好地表示了人脸图像的特征。这就是本文提出的基于多尺度局部二值模式人脸识别的基本思想。本文的具体算法如下:

Step 1 把图像库中的每幅图像都分割成 $m \times n$ 块;

Step 2 设有 k 个不同的 BLBP 算子: B_{k_1} LBP, B_{k_2} LBP, $\dots, B_{k_k}$ LBP, 分别赋予相应的权值 $W_1, W_2, \dots, W_k$, 其中 $W_1 + W_2 + \dots + W_k = 1, k$ 取值为 $1, 2, \dots$;

Step 3 用上述 k 个 BLBP 算子分别对每个图像的 $m \times n$ 块中的每一块进行操作,得到每个图像块的直方图;

Step 4 对于每幅图像,把分别用每个算子得到的各个子块直方图连接起来,得到每幅图像对应的 k 个特征直方图;

Step 5 对于图像库中的两幅图像(假设一个作为训练图像,一个作为测试图像),分别用上面求得的 k 个特征直方图用式(5)作为度量方式分别求出不相似度测量值,然后乘以对应的权值,并把相加之和作为这两幅图像之间的不相似度测量值;

Step 6 把图像库中的图像经过上面步骤处理后得到的 LBP 直方图分为训练集和测试集,按步骤 5 求出每个测试样本和所有其它的训练样本之间的不相似度测量值;

Step 7 用最近邻法对该测试样本进行分类识别。

3 实验

为了验证本文所提出的方法在人脸识别中的有效性,实验中采用了 ORL, Yale, Yale-B 3 个人脸数据库进行实验。ORL 人脸库包括 40 个不同人脸图像,每人 10 幅图像,每幅图像大小为 112×92 ,共 400 幅,在不同时间拍摄,且具有不同表情、姿态和面部细节。Yale 人脸数据库包含 15 个人,每人 11 张不同表情、姿态和受光照影响的人脸图像,每幅图像大小为 100×80 。Yale-B 人脸库包括 38 个人,每人有 9 种姿态,每种姿态有 64 种光照条件,共 16128 幅。在实验中,选取其中 10 个人的正面姿态图像 640 幅,每幅图像剪裁为 50×50 。实验中,采用单模板匹配方法,其中,ORL, Yale 人脸库选择每个对象的第一幅图像作为模板, Yale-B 人脸库采用每个对象在标准光照条件下的一幅图像作为模板,其余所有图像作为测试图像。

3.1 基于 BLBP 的人脸识别实验

从 Yale 人脸库中任取两张图像,用不同大小的 BLBP 进行滤波,得到对应的滤波图像和直方图,如图 4 所示。

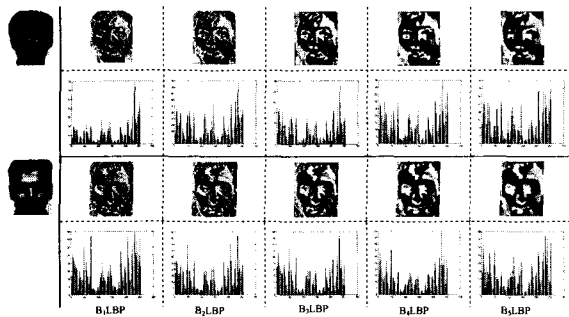


图 4 不同的 BLBP 作用于整幅人脸图像得到的滤波后的图像及其对应的直方图

由图 4 可以看到不同大小的 BLBP 算子对图像的影响。对于小尺度的 BLBP 算子来说,它可以很好地表示人脸结构局部的、微观的结构,这些结构对鉴别人脸图像的局部信息是有益的。而用大尺度的 BLBP 算子,它可以降低噪声,使得到的表示更具有鲁棒性,不过这会丢失一些鉴别信息。而不同尺度的 BLBP 算子所提取的信息,可以相互补充,因此可以结合不同尺度的 BLBP 算子来抽取人脸特征。

为了说明人脸图像包含重要的空间分布信息,分两种情况进行讨论。一种情况是直接 BLBP 算子作用整个图像,得到其直方图;另一种情况是对人脸图像进行分块,用 BLBP 算子分别作用于每一块子区域上,得到对应的子直方图,然后把各个子直方图连接起来,组成整个图像的直方图。实验结果如表 1 所列。

表 1 用 BLBP 滤波后在 3 个人脸库上的识别结果

实验对象	图像是否分块	BLBP 中 k 的取值	识别率(%)
ORL (112×92)	否	1	60.28
		2	65.83
		3	70.28
		4	71.11
		5	71.11
	是(分成 $4 \times 2=8$ 块)	1	80.56
		2	81.67
		3	80.00
		4	81.39
		5	81.39

Yale (100×80)	否	1	46.67
		2	36
		3	34.67
		4	42.67
		5	42.67
	是 (分成 $5 \times 2=10$ 块)	1	82.24
		2	90.30
		3	93.94
		4	91.52
		5	35.40
Yale-B (50×50)	否	1	44.29
		2	45.24
		3	40.32
		4	69.21
		5	71.27
	是 (分成 $5 \times 2=10$ 块)	1	68.25
		2	66.19
		3	
		4	
		5	

从表 1 可知,当直接把 BLBP 算子作用于整个人脸图像,抽取特征进行识别时,其识别率比较低。当把人脸图像先进行分块,然后把 BLBP 算子作用于每个子块上,最后把处理后得到的子直方图连接起来进行识别时,其识别率明显提高。由此可见,人脸图像不但与其用 BLBP 算子抽取的特征有关,还与特征分布的空间位置有关。另外,单独用一个 BLBP 算子对图像抽取特征进行分类识别时,到底选哪一个 BLBP 算子比较合适,是不确定的。这一点可以从表 1 得知。这是因为人脸图像包括不同尺度的结构,仅使用某一大小的 BLBP 算子仅能捕获相应尺度的结构。

另外,在表 1 中,通过实验采用折中方法直接给出了每个人脸库的分块个数,但没有进行详细的讨论。

3.2 基于多尺度的 BLBP 人脸识别实验

可以把多个不同的 BLBP 算子结合起来进行人脸识别。在本实验中,选取 5 个 BLBP 算子: B_1 LBP, B_2 LBP, B_3 LBP, B_4 LBP, B_5 LBP。通过实验发现,当选取 B_1 LBP 算子, B_2 LBP 算子和 B_3 LBP 算子这一组合时,其识别率在 3 个人脸库上相对来说都比较理想。此时 3 个算子对应的权值都简单设为 $1/3$ 。其识别结果如表 2 所列。

表 2 基于多尺度的 BLBP 实验

实验对象	图像所分块数	采用算子	权值	识别率
ORL	$4 \times 2=8$	B_1 LBP	$1/3$	83.06%
Yale	$5 \times 2=10$	B_2 LBP		96.67%
Yale-B	$5 \times 2=10$	B_3 LBP		73.97%

从表 2 的实验结果可知,基于多尺度的 BLBP 人脸识别方法比仅用一个 BLBP 算子更具有鲁棒性,识别率更高。

结束语 本文提出一种基于多尺度的 BLBP 人脸识别方法。它首先把人脸图像分成小的区域块,然后用赋予不同权值的 BLBP 计算每个小区域块的描述子,最后把这些不同块的描述子连接起来,组成空域增强的直方图来表示该图像的特征。本文方法的优点是:(1)比 LBP 方法更鲁棒;(2)不但能够捕获图像的小尺度部件,而且能够捕获图像的大尺度部件,提供了比基本的 LBP 更完整的图像表示。实验结果也表明,本文方法有效可行。

参考文献

- [1] 周德龙. 人脸识别技术研究[D]. 西安:西北工业大学,2001
- [2] Pietikainen M, Ahonen T, Hadid A. Face recognition with local binary patterns[C]// Proceedings of the European Conference on Computer Vision, 2004:469-481

(下转第 299 页)

k)。从实验结果可以看出,当投影轴较少时,双向投影方法同样由于特征维数少,因此识别率低。但随着特征维数的增加,双向投影方法的识别率迅速提高,并在维数较低的情况下就达到或超过单向投影方法。同时,还比较了5种方法在PERET人脸库上实验得到最高正确识别率时的最优投影轴数、最佳鉴别特征维数、正确识别率、总的识别时间,结果如表2所列。数据表明,在最高识别率方面2DPCA+2DLDA最高,正确识别率达90.74%,远远高于其它4种方法。在达到最高识别率时,其提取的特征最小为121维,而且其识别时间也只略高于2DLDA,因此识别效率高于其它5种方法。

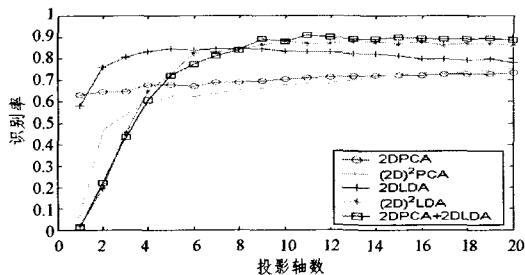


图4 PERET人脸库识别率随投影轴数变化的实验结果

表2 不同维数下在PERET库识别率和识别时间的比较

比较项目	2DPCA	(2D) ² PCA	2DLDA	(2D) ² LDA	2DPCA+2DLDA
最优投影轴数	21	33	7	13	11
鉴别特征维数	21×112	33×33	7×112	13×13	11×11
正确识别率(%)	73.61	77.78	84.26	87.96	90.74
识别总时间/s	16.64	22.84	9.06	11.84	10.84

结束语 二维投影是近年来人脸图像特征提取的重要方法。本文中分析了现有几种二维投影存在的不足,提出了用2DPCA+2DLDA双向二维投影方法提取人脸有效特征。本方法保留了2DPCA和2DLDA的优点,在算法中2DLDA体现了样本的类别信息,2DPCA是图像在重建意义下的最优表示,从而最终提取的特征不仅在列、行个方向去相关,提高了提取特征的有效性,而且特征维数大大降低。实验表明,本方法优于现有的二维特征提取方法。

参考文献

- [1] Turk M, Pentland A. Face processing: a Models for recognition [C]//Proc. Intelligent Robots and Computer Vision VIII. SPIE, 1989, 192:22-32
- [2] Belhumeur P N, et al. Eigenfaces vs. Fisherface: Recognition using class specific linear projection[J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell, 1997, 19(7):711-720
- [3] Yang Jian, Zhang D. Two-dimensional PCA: A New Approach to Appearance-based Face Representation and Recognition [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 24(1):131-135
- [4] Li Ming, Yuan Baozong. 2DLDA: A Statistical Linear discriminant analysis for image matrix. [J]. Pattern Recognition letters, 2005, 26:527-532
- [5] Wang Liwei, Wang Xiao, Zhang Xuerong, et al. The equivalence of two-dimension PCA to line-besde PCA[J]. Pattern Recognition letters, 2005, 26:57-60
- [6] Nousath S, Kumar G H, Shivakumara P. Diagonal fisher linear discriminant analysis for efficient face recognition[J]. Neuro-computing, 2006, 69:1711-1716
- [7] Zhang Daoqiang, Zhou Zhihua, Chen Songcan. Diagonal principal component analysis for face recognition [J]. Pattern Recognition, 2006, 39:140-142
- [8] 张生亮, 谢永华, 杨静宇. 一种双向压缩的二维特征抽取算法及其应用[J]. 计算机应用研究, 2006, 23(5):63-69
- [9] Nousath S, Kumar G H, Shivakumara P. (2D)²LDA: An efficient approach for face recognition[J]. Pattern Recognition, 2006, 39:1396-1400
- [10] 祝磊. 基于子空间分析的人脸识别研究[D]. 浙江: 浙江大学, 2007
- [11] <http://www.cl.cam.ac.uk/research/dtg/attarchive/facedatabase.html>
- [12] <http://www.itl.nist.gov/iad/humanid/feret/>

(上接第295页)

- [3] Turk M A, Pentland A P. Eigenfaces for recognition[J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1):71-86
- [4] Etemad K, Chellapa R. Face recognition using discriminant eigenvectors[C]//Proceedings of the International Conference on Acoustic, Speech and Signal Processing, 1996
- [5] Gottumukkal R, Asari V K. An improved face recognition technique based on modular PCA approach [J]. Pattern Recognition Letters, 2004, 25:429-436
- [6] Wiskott L, Fellous J-M, Kuiger N, et al. Face recognition by elastic bunch graph matching[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19:775-779
- [7] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa 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

- [8] Maenpaa T, Pietikainen M. Texture analysis with local binary patterns[M]. Chen C H, Wang P S P, eds. Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision, 3rd edition. World Scientific, 2005:197-216
- [9] Ahonen T, Hadid A, Pietikainen M. Face description with local binary patterns: Application to face recognition [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(12):2037-2041
- [10] Liao Shengcai, Zhu Xiangxin, Lei Zhen, et al. Learning Multi-scale Block Local Binary Patterns for Face Recognition[C]//Proceedings of IAPR/IEEE International Conference on Biometrics (ICB-2007). Seoul, Korea, August 2007:828-837
- [11] Ahonen T, Hadid A, Pietikainen M. 8th European Conference on Computer Vision (Prague, Czech Republic, 2004). in press