

基于低分辨率局部二值模式的人脸识别

戴金波^{1,2}, 肖 霄¹, 赵宏伟¹

(1. 吉林大学 计算机科学与技术学院, 长春 130012; 2. 长春师范学院 计算机科学与技术学院, 长春 130032)

摘 要:为提高人脸识别的准确度,提出了一种基于低分辨率局部二值模式的人脸识别方法。该方法将原始人脸图像滤波下采样处理成低分辨率图像,将其划分成若干块矩形块图像,对每一块图像进行局部二值模式计算,统计出每一块 LBP 图谱的直方图,再连接在一起成为这幅图片的最终特征向量。经实验表明,该算法在 ORL 和 YALE 上均取得了更好的识别效果,且对光照、表情、姿势等的变化具备鲁棒性。

关键词: 计算机应用; 局部二值模式; 低分辨率; 特征提取; 人脸识别

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2013)02-0435-04

Human face recognition based on low resolution local binary pattern

DAI Jin-bo^{1,2}, XIAO Xiao¹, ZHAO Hong-wei¹

(1. College of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun 130012, China; 2. Department of Computer Science and Technology, Changchun Normal University, Changchun 130032, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of human face recognition, a novel Low Resolution Local Binary Pattern (LRLBP) method is proposed. First, the low-resolution image is obtained from the original image through wave filter and down-sampling. Second, the obtained image is divided into non-overlapping rectangular regions and the histogram of each region is computed independently. Finally, these histograms are concatenated as the feature vector of the human face. Experiment results on ORL and Yale face databases show that the proposed LRLBP method can get high human face recognition rate and that the method is robust to illumination, face expression and position variations.

Key words: computer application; local binary pattern; low resolution; feature extraction; face recognition

近些年,使用局部二值模式(Local binary pattern, LBP)^[1]进行人脸识别的方法愈来愈受到人们的关注。它最开始是用来描述图像的纹理特征,具有计算简单、灰度单调不变、平移不变等特点。后来被 Ojala 等^[2]改进为多尺度 LBP,改进后的 LBP 不再只局限于周围的八邻域,而是扩展

到半径为 R 邻域圆周上均匀采样的 P 个点。文献[2]还提出了 LBP 的等价模式(Uniform pattern),大大降低了图像特征维数,减少了计算量,但却也丢失了大量的信息,同时提出了旋转不变 LBP,使得图像具有旋转不变性。

本文提出一种基于低分辨率 LBP (Low

收稿日期: 2011-12-27.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61101155); 吉林省科技发展计划项目(20101504).

作者简介: 戴金波(1971a2),女,副教授,博士研究生. 研究方向: 智能信息系统与嵌入式技术.

E-mail: daijinbo@sina.com

通信作者: 赵宏伟(1962a2),男,教授,博士生导师. 研究方向: 智能信息系统与嵌入式技术. E-mail: zhaohw@jlu.edu.cn

resolution LBP, LRLBP) 的人脸识别方法, 将 LBP 应用在低分辨率的图像中, 以取得更好的识别效果。从人对物体的识别角度看, 轮廓包含了大量的信息, 如果轮廓清晰, 对大量物体就能基本准确识别。低分辨率的图像一般用于分析大的结构, 侧重图像的概貌^[3], LBP 算子是纹理描述算子, 侧重纹理信息提取和度量, 二者的结合能较好地将人脸图像的整体和细节统一起来, 更有利于人脸识别。

1 LBP 描述及多分辨率

LBP 算子是在灰度范围内一种有效的描述图像纹理特征的算子。近些年来, LBP 已经广泛应用于纹理分类^[4]、人类行为识别^[5]、图像检索^[6]、人脸验证^[7]等领域。最原始的 LBP^[1] 定义在 3×3 窗口, 此窗口由中心像素点 f_c 和其相邻的 8 个像素点 f_0, \dots, f_7 所组成。它们之间的关系为

$$G(f_p - f_c) = \begin{cases} 1, & f_p - f_c \geq 0 \\ 0, & f_p - f_c < 0 \end{cases} \quad (1)$$

再对每个邻域点赋予不同的权系数, 得到基础的 LBP 编码。操作方式如下:

$$\text{LBP} = \sum_{i=0}^{P-1} G(f_p - f_c) 2^i \quad (2)$$

一个基本 LBP 算子的计算过程如图 1 所示。

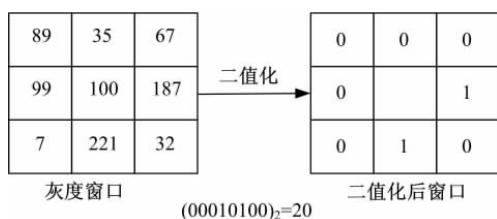


图 1 基本 LBP 算子的计算

Fig. 1 Calculating the basic LBP code

2002 年, Ojala 等^[2] 基于不同尺度的纹理特征考虑, 将原始的 3×3 正方形邻域改进为任意大小的圆形邻域, 表示为 $\text{LBP}_{P,R}$, 其中, R 为邻域的半径, P 为圆形邻域上的像素点个数。像素点 g_p 的坐标为

$$(x_p, y_p) =$$

$$[x_c + R \cos(2\pi p/P), y_c - R \sin(2\pi p/P)] \quad (3)$$

利用式(3)计算得到的坐标值不是整数, 可以采用双线性插值算法计算它的灰度值。

多分辨率理论^[3] 是小波分析中的一个重要内容, 它为小波的构造从函数空间的角度搭建了一个框架。多分辨率理论将多种学科的技术有机地

统一在一起。其优势很明显, 表现为某种分辨率下无法发现的特性在另一种分辨率下很容易被发现。高分辨率对屏幕图像收缩有明显效果, 常用于单个物体的特性分析, 而低分辨率图像则相反, 常用于分析大的结构或者图像的概貌。因此本文提出基于低分辨率图像进行 LBP 的人脸识别方法不仅可以取得更高的识别率, 还可以减少相应的计算量, 消除噪声的影响。

2 LRLBP 算法

2.1 LRLBP 算法流程

本文提出基于低分辨率 LBP 人脸识别算法, 它不仅具有很好的识别能力, 还大幅度降低了计算复杂度, 算法流程如下:

(1) 提取出低分辨率的人脸图像。这里可以选取合适的小波算子, 如 haar、db4 等。使用快速小波对原图像进行分解, 分解级数可按人脸图像分辨率情况自行选择。

(2) 对步骤(1)所得到的图像进行相等矩形块划分, 得到 R 个区域块图像。 R 越大, 最后得到的特征向量维数就越大。

(3) 对每个矩阵块进行 LBP 计算, 得到 R 个 LBP 图谱。为尽量减少计算的复杂度, 可以选择 $\text{LBP}_{8,1}$ 和 $\text{LBP}_{8,2}$ 算子。

(4) 计算每个 LBP 图谱的直方图, 得到 R 个 1×256 维的特征向量。将其连接在一起, 得到这幅人脸图像最终的特征向量为 $1 \times 256R$ 维。

算法的具体流程如图 2 所示, 图中的括号数字对应着上述流程步骤。

2.2 非参数统计

非参数统计(Nonparametric statistics), 亦称非参数检验, 是在对总体的分布不作假设或仅作非常一般性假设条件下的统计方法。该方法比较适合进行纹理分析、人脸分析等。经常被使用到的有 Log 概率统计, Sokal 等^[8] 将其命名为 G 统计, 另外, 还有一些其他的常见统计方法, 如: Chi 统计、直方图相交等。本文中对 LRLBP 算法所得的最终特征向量采用 Chi 统计方法进行统计。

设 S 为待识别的图像特征向量, M_i 为人脸库每个人的训练匹配向量, $i = 1, \dots, N$, N 为人脸库志愿者的数量。采用 Chi 统计来计算待识别样本与各人脸类的隶属度, 见式(4):

$$\chi^2(S, M_i) = \sum_{i=1}^N \frac{(S - M_i)^2}{S + M_i} \quad (4)$$

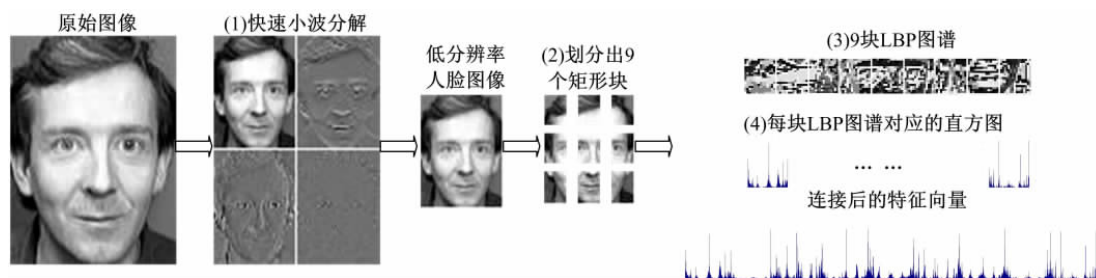


图 2 LRLBP 算法流程步骤

Fig. 2 LRLBP arithmetic procedure

本文采用最邻近分类器来对结果进行分类。公式如下:

$$k = \min\{\chi_1^2, \dots, \chi_N^2\} \quad (5)$$

得到的 k 值所对应的 χ_i^2 的 i 即为待识别图像所归属的类。

3 实验结果及性能分析

3.1 实验环境

为检验算法的有效性,本文对 ORL 和 YALE 人脸数据库中的图片在 Matlab7.0 下进行仿真实验。实验所用图片总共 565 幅,其中,400 幅为 ORL 中的 40 名志愿者的每人 10 幅情态各异的图片,另外 165 幅为 YALE 中的 15 名志愿者不同光照、不同装扮、不同表情的图片。

在 ORL 中对每个人随机选取 10 幅图片,其中 5 幅进行训练使用,另外 5 幅进行测试。YALE 中对每个人随机选取 11 幅图片,其中 5 幅进行训练使用,另外 6 幅进行测试。每次训练,对 5 幅图片的特征向量进行平均值计算,以求得识别率,本文中,训练次数设定为 20,最后,对 20 次的计算结果再求平均值作为最终结果。

实验选择最经典的 3×3 划分方式。分解级数按照 ORL 和 YALE 的实际情况采用 1 级分解和 2 级分解。选择 $LBP_{8,1}$ 和 $LBP_{8,2}$ 算子。选用 Chi 统计最邻近分类器进行分类。

3.2 几种 LBP 算子的比较

为了检验算法的可用性,本文对不同分解级数下的 LRLBP 算法与 LBP 算法的识别率进行对比(见表 1、表 2),结果显示,LRLBP 算法的识别效果好于 LBP 算法。表中 LR 的下脚标代表低分辨率图像的分解级数。

在 ORL 中,一级分解后的图片分辨率为 46×56 ,二级分解后的图片分辨率为 23×28 。在 YALE 中,一级分解后的图片分辨率为 50×50 ,二级分解后的图片分辨率为 25×25 。低分辨率

处理后有效地降低了维数,减少了时间和空间的开销。

表 1 几种 LBP 算子在 ORL 数据库中的识别率

Table 1 Comparison of recognition rate by some LBP operators on ORL

算子	$LBP_{8,1}$	$LBP_{8,2}$	$LBP_{8,1}$ (3×3) + NMF	LBP (bior6, 8)	$LR_1 LBP_{8,1}$ (bior6, 8)	$LR_2 LBP_{8,2}$ (bior6, 8)
识别率	0.7320	0.8220	0.9478	0.9220	0.9642	0.9695

表 2 几种 LBP 算子在 YALE 数据库中的识别率

Table 2 Comparison of recognition rate by some LBP operators on YALE

算子	$LBP_{8,1}$	$LBP_{8,2}$	$LBP_{8,2}$ (3×3) + NMF	LBP (jpeg9, 7)	$LR_1 LBP_{8,1}$ (jpeg9, 7)	$LR_2 LBP_{8,2}$ (sym4)
识别率	0.5783	0.6406	0.8778	0.9000	0.8939	0.9194

由于训练图片和测试图片受光照、姿势、表情等影响,因此单使用 LBP 或是将 LBP 与 NMF 融合所提出的特征掺有大量类内的变化误差和一些随机噪声,因而不会取得良好的识别效果。而本文采用的低分辨率图像及小波进行滤波和下采样分解,可消除一些噪声并且缩小类内的距离。

3.3 滤波算子与分解级数的关系

虽然采用低分辨率图像获得了相对较好的识别效果,但是这种处理也导致了原图片一些信息的丢失。因此低分辨率处理图像如何可以更有效地逼近原图像,是提高识别率的关键。分解级数的提高可以迅速降低图像维数和时间空间复杂度。滤波的过程虽然消除了一些类内距,但也会丢失一些相关信息。下面讨论分解级数的选择与滤波算子的关系,如图 3、图 4 所示。由图可见,在 ORL 中使用 $LBP_{8,2}$ 的整体效果好于使用 $LBP_{8,1}$,一级分解效果好于二级分解,选择 bior6, 8 结合 $LBP_{8,2}$ 识别率最高。在 YALE 中,使用 $LBP_{8,2}$ 进行二级分解识别率最高。

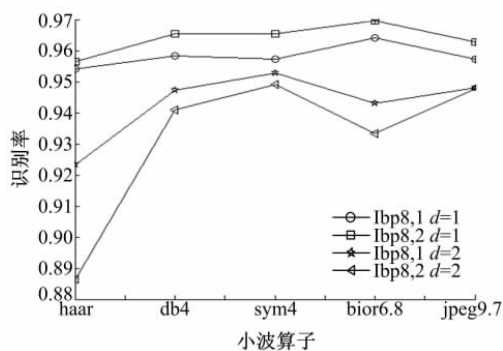


图3 ORL 中小波与分解级数的关系

Fig. 3 Relationship between wavelet and decomposition level in ORL

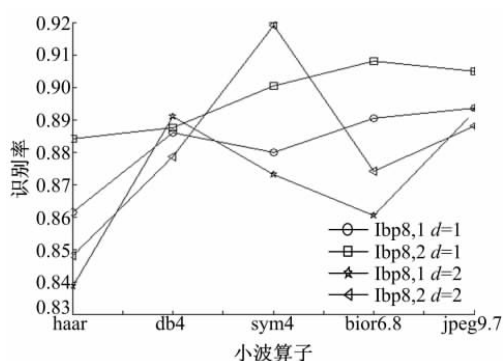


图4 YALE 中小波与分解级数的关系

Fig. 4 Relationship between wavelet and decomposition level in YALE

4 结束语

提出一种基于低分辨率 LBP 的人脸识别方法,该方法从多分辨率理论出发,在不同分辨率的逼近过程中,注重低分辨率对概貌识别的优势,从而得到人脸图像的特征信息。该方法还能剔除部分随机噪声,并大大降低识别过程的时间及空间复杂度。仿真实验中,选取 ORL 和 YALE 人脸数据库中的图像进行训练和测试,结果均显示 LRLBP

的识别效果优于基本的 LBP,它对光照、表情、姿势等变化有更好的鲁棒性。

本文的算法在滤波的过程中可能过滤掉一些相关的信息,选择更合适的滤波方式对图像在低分辨率下的处理将是作者继续研究的内容。

参考文献:

- [1] Ojala T, Pietikainen M, Harwood D. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions[J]. Pattern Recognition, 1996, 29(1): 51-59.
- [2] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Trans PAMI, 2002, 24 (7): 971-987.
- [3] Rafael C Gonzalez, Richard E Woods. Digital Image Processing[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2010.
- [4] Pietikainen M. Image analysis with local binary patterns[C]// SCIA 2005; 14th Scandinavian Conference on Image Analysis. Heidelberg: Springer, 2005.
- [5] Kellokumpu Vili, Zhao Guoying, Pietikainen Matti. Recognition of human actions using texture descriptors[J]. Machine Vision and Applications, 2011, 22 (5): 767-780.
- [6] Ahonen T, Pietikainen M. A framework for analyzing texture descriptors[C]// Third International Conference on Computer Vision Theory and Applications. Heidelberg: Springer, 2008.
- [7] Ahonen Timo, Pietikainen Matti. Pixelwise local binary pattern models of faces using kernel density estimation[C]// Advances in Biometrics, ICB 2009 Proceedings, Sardinia Island, 2009.
- [8] Sokal R, Rohlf F. Biometry[M]. Freeman: San Francisco, 1969.