

基于完整 LBP 特征的人脸识别*

袁宝华¹, 王欢², 任明武²

(1. 南京理工大学泰州科技学院 计算机系, 江苏 泰州 225300; 2. 南京理工大学 计算机系, 南京 210094)

摘要: 提出一种基于完整局部二值模式 (CLBP) 进行人脸识别的方法, CLBP 算子包括三个部分: 中心像素的 LBP (CLBP_C)、符号部分的 LBP (CLBP_S)、数值部分的 LBP (CLBP_M)。该方法首先采用 CLBP 算子提取人脸灰度图像的直方图; 然后融合成 CLBP 直方图, 进行直方图相似性比较; 最后根据最近邻原则进行识别。在 ORL 和 YALE 标准人脸数据库上的实验表明, 该方法得到的结果比 LBP 效果更好, 鲁棒性更高。

关键词: 完整局部二值模式; 特征提取; 人脸识别; 局部二值模式

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)04-1557-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.04.099

Face recognition based on completed local binary pattern

YUAN Bao-hua¹, WANG Huan², REN Ming-wu²

(1. Dept. of Computer Science & Technology, Taizhou Institute of Science & Technology of Nanjing University of Science & Technology, Taizhou Jiangsu 225300, China; 2. School of Computer Science & Technology, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: This paper presented a method of face recognition based on completed local binary pattern. CLBP operators was decomposed into three operators, namely CLBP_C, CLBP_S and CLBP_M, are proposed to code the C, S and M features, respectively. First, it used CLBP operator to extract the CLBP histogram from block grey-level face images. Then combined the CLBP_C, CLBP_S and CLBP_M codes to form the CLBP feature map of the original image and evaluated the goodness between two CLBP histograms. Finally, face recognition based on the nearest neighbor principle. The simulation experiments illustrate that this method has better recognition rate and more robust than LBP on the ORL and YALE face database.

Key words: completed local binary pattern (CLBP); feature extraction; face recognition; local binary pattern (LBP)

0 引言

人脸识别是当前模式识别和人工智能领域的一个研究热点^[1], 广泛应用在身份识别、视频监控等方面。在各种人脸识别方法中, 使用局部二值模式 (LBP) 进行人脸识别正被广泛地关注。

近年来, Ahonen 等人^[2-7]将局部二值模式引入人脸识别, 将其用于描述人脸图像的特征, 采用 χ^2 统计作为不相似度量, 取得了较好的识别效果。为了使图像局部纹理特征对光照变化和噪声等更加鲁棒, Guo 等人^[8,9]引入了完整局部二值模式的纹理提取方法, 将其应用在纹理分类中, 取得了较高的识别率。

考虑到 LBP 纹理模型过于依赖中心点像素的灰度值, 本文提出一种完整局部二值模式 (CLBP) 进行人脸识别的方法。局部区域由中心像素和局部差分符号数值变换 (local difference sign-magnitude transform, LDSMT) 两部分进行表示。中心像素进行 LBP 编码, 记为 CLBP_C; LDSMT 分成符号和数值两个独立的部分进行编码, 分别记为 CLBP_S 和 CLBP_M。首先通过 CLBP 算子对人脸图像进行特征提取, 将 CLBP_C、CLBP_S 和 CLBP_M 分别形成的直方图融合成最终的 CLBP 直方图, 进行直方图相似性度量, 最后通过最近邻分类器进行识别。

1 相关知识

1.1 预处理

在人脸识别中, 光照变化所导致的阴影、遮挡、阴暗区、暗光、高光都会使识别率大幅下降, 因此需要采用预处理的方法来调整人脸图像。本文对人脸图像进行预处理的步骤依次为 Gamma 校正、差分高斯滤波 (DOG)^[10] 和直方图均衡化。

1) Gamma 校正

为了减少剧烈光照变化的影响, 通过变换增强图像阴影或降低光区域的灰度值范围, 从而把人脸图像的整体亮度变换到一个预先定义的标准人脸图像。将人脸图像经过一个非线性的变换:

$$I \rightarrow \log(I), \gamma \in [0, 1] \quad (1)$$

2) 差分高斯滤波

由于 Gamma 校正无法完全消除整个亮度的阶跃区域, 因此对图像进行 DOG 滤波, 过滤掉高频率空域信息保持低频信息, 减少噪声。将人脸图像通过两个不同宽度的高斯函数的差分:

$$G(s) = A_1 e^{-s^2/2\alpha_1^2} - A_2 e^{-s^2/2\alpha_2^2}, A_1 \geq A_2 > 0, \alpha_1 > \alpha_2 \quad (2)$$

3) 直方图均衡化

直方图均衡化就是通过对图像的处理, 使灰度级增加, 从而提高对比度, 使得图像更加清晰。设 N 为总像素数, n_k 为第

收稿日期: 2011-08-18; 修回日期: 2011-09-25 基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60875010)

作者简介: 袁宝华 (1980-), 男, 江苏泰州人, 讲师, 硕士, 主要研究方向为智能控制、图像处理 (yuanbaohua@sina.com); 王欢 (1982-), 男, 讲师, 主要研究方向为计算机视觉、图像分析与理解、模式识别; 任明武 (1969-), 男, 教授, 博导, 主要研究方向为图像分析与理解、模式识别、智能机器人。

K 灰度级的像素数, r_k 表示第 K 个灰度级, L 表示灰度级总数, 则该灰度级出现的概率 $P(r_k)$ 的计算式为

$$P(r_k) = \frac{n_k}{N} \quad (3)$$

直方图均衡化处理公式为

$$H(k) = \sum_{i=0}^k P_r(r_i) = \sum_{i=0}^k \frac{n_i}{N} \quad (4)$$

原第 K 灰度级的像素经过直方图变换后的灰度级为

$$K = L \times H(k) \quad (5)$$

1.2 LBP

描述图像局部纹理特征的 $LBP_{p,R}^{[2]}$ 算子用式(6)表示:

$$LBP_{p,R} = \sum_{p=0}^{p-1} s(g_p - g_c) 2^p \quad (6)$$

其中: $s(g_p - g_c) = \begin{cases} 1, & g_p \geq g_c \\ 0, & g_p < g_c \end{cases}$, g_c 表示区域内中心位置 (x_c, y_c)

处的灰度值, g_p 表示均匀分布在中心为 (x_c, y_c) 半径为 R 圆周上的 P 个点的灰度值。

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确切地表示图像的局部特征, 因此提出一种等价模式 $LBP_{p,R}^{u_2}$ 。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。例如, 00000110 和 01111000 包含了两个从 0 到 1 的转换。 $LBP_{p,R}^{u_2}$ 表示一种等价模式的 LBP 算子, u_2 表示等价模式, 如式(7)所示, 其中 $U(G_p)$ 表示 0 到 1 或 1 到 0 跳变的次数。
 $U(G_p) = |s(g_{p-1} - g_c) - s(g_i - g_c)| + \sum_{p=1}^{p-1} |s(g_p - g_c) - s(g_{p-1} - g_c)|$ (7)

将等价模式类进行旋转得到旋转不变的等价模式, 这使得可能的模式种类由 2^p 类减少为 $p+1$ 类。所有的非等价模式被归为第 $p+1$ 类, 如式(8)所示:

$$LBP_{p,R}^{u_2} = \begin{cases} \sum_{p=0}^{p-1} s(g_p - g_c) & U(G_p) \leq 2 \\ p+1 & U(G_p) > 2 \end{cases} \quad (8)$$

对于图像 $f(x, y)$ 的 $LBP_{p,R}$ 直方图^[2]可定义为

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

$$I(X) = \begin{cases} 1 & X \text{ 为真} \\ 0 & X \text{ 为假} \end{cases} \quad (9)$$

其中: n 是 LBP 算子产生的不同二值模式。 $LBP_{p,R}$ 直方图能够反映全局模式特征的统计分布情况, 应用于纹理分类和人脸识别, 并且性能很好。

1.3 CLBP

LBP 算子在提取人脸纹理特征时, 丢失一部分信息, 从而使两者不同的结构得到相同的结果, 如图 1 所示。图 1 中两种不同的结构经过阈值化后得到相同的二进制串(11010011)。

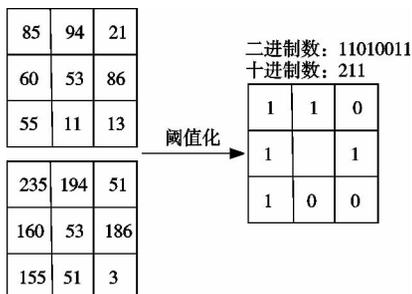


图1 不同结构的LBP算子

因此 Guo 等人提出了完整 LBP 算子, 该算子由两部分组成, 即中心像素的 LBP 算子 (CLBP_C) 和局部差分符号数值变换算子 (LDSMT)。局部差分符号数值变换算子分为符号 LBP 算子 (CLBP_S) 和数值 LBP 算子 (CLBP_M), 如图 2 所示。

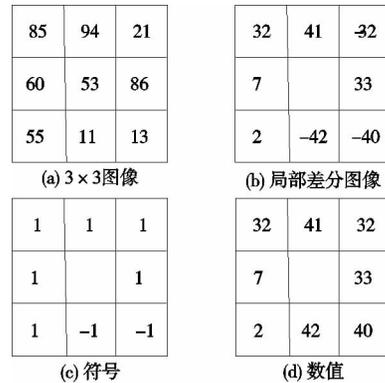


图2 CLBP算子

CLBP_C 如下所示:

$$CLBP_C_{p,R} = t(g_c \cdot c)$$

$$t(x, c) = \begin{cases} 1 & x \geq c \\ 0 & x < c \end{cases} \quad (10)$$

局部差分符号数值变换 (LDSMT) 如下所示:

$$d_p = s_p \times m_p$$

$$m_p = |d_p|, s_p = \begin{cases} 1 & d_p \geq 0 \\ -1 & d_p < 0 \end{cases} \quad (11)$$

d_p 的符号用 s_p 表示, 数值用 m_p 表示。

为了能够对 CLBP_M 算子进行编码, 采用式(12)表示:

$$CLBP_M_{p,R} = \sum_{p=0}^{p-1} t(m_p \cdot c) 2^p$$

$$t(x, c) = \begin{cases} 1 & x \geq c \\ 0 & x < c \end{cases} \quad (12)$$

其中, c 是阈值, 本文中采用整个图像的平均值作为阈值。

2 基于 CLBP 的人脸识别算法

本文提出一种基于 CLBP 的人脸识别算法。首先对人脸图像进行一系列的预处理; 然后对预处理后的人脸采用 CLBP_C、CLBP_S 和 CLBP_M 算子提取后分别形成三个不同的直方图, 融合成 CLBP 直方图, 进行直方图相似性比较; 最后通过最近邻分类器进行分类识别, 如图 3 所示。

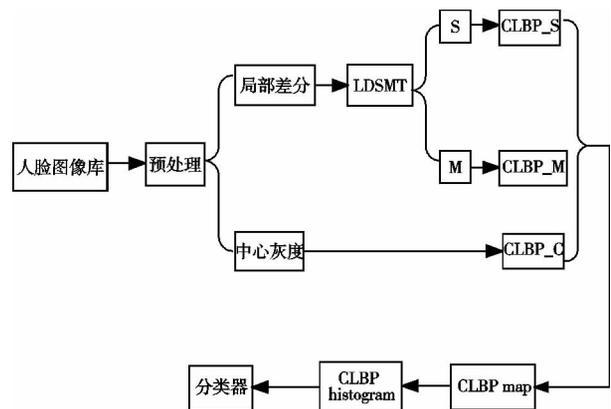


图3 CLBP人脸识别算法

通过后面的实验表明, CLBP_S 和 CLBP_M 算子提取的特征融合后, 能够获得比单个更高的识别率。因此本文通过两种

方法将直方图融合:a)串接,例如 CLBP_S 和 CLBP_M 串接成新的一维直方图,记为 CLBP_S_M;b)联合,例如 CLBP_S 和 CLBP_M 联合成二维直方图,记为 CLBP_S/M。当三个直方图串接成新的一维直方图,记为 CLBP_M_S/C;当三个直方图联合成三维直方图,记为 CLBP_S/M/C。

两个人脸直方图的相似性度量通过求取直方图 χ^2 距离来度量,即

$$\chi^2(H1, H2) = \sum_i \frac{(H1_i - H2_i)^2}{H1_i + H2_i} \quad (13)$$

该值距离越小表示两个人脸越相似。

该算法既能描述图像的整体特征,又能描述图像的细节特征。本文实验的具体步骤如下:

- 对人脸图像进行 Gamma 校正、差分高斯滤波和直方图均衡化等一系列的预处理;
- 提取预处理后的人脸图像 CLBP 直方图特征,分别是 CLBP_C、CLBP_S 和 CLBP_M 直方图;
- 将直方图融合成 CLBP_S、CLBP_M、CLBP_M/C、CLBP_M/C/S、CLBP_S_M/C;
- 将训练图像和测试图像直方图进行相似性比较;
- 通过最近邻分类器进行识别。

3 实验结果

为了分析算法的性能,分别在人脸库 ORL、YALE 上进行人脸识别实验。

ORL 人脸库包括 40 个人,每个人 10 幅人脸图像,共 400 幅,每幅图像均为 92×112 的灰度图像,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。

YALE 人脸数据库包含了 15 个人的 165 幅灰度图像,每个人具有 11 幅不同的图像。这 11 幅图像具有多种姿态、多光照的特点,用于光照和姿态问题的建模与分析,是在严格控制条件下采集的姿态和光照变化的图像。首先手动截取图像中人脸部分,并归一化为 100×100 的灰度图像。

在 ORL 人脸库中选取 40 人的图像中任意一幅作为训练集,剩余的作为测试集;实验中 CLBP 算子分别采用半径为 1、邻点数为 8,半径为 2、邻点数为 16,半径为 3、邻点数为 24 的方式提取。实验结果是采用不同的训练集情况下的识别率的平均值,如表 1 所示。

表 1 不同模式在 ORL 库上的识别率

直方图	$(P,R) = (8,1)$	$(P,R) = (16,2)$	$(P,R) = (24,3)$
LBP	0.75	0.81	0.85
CLBP_S	0.64	0.69	0.78
CLBP_M	0.74	0.77	0.84
CLBP_M/C	0.83	0.84	0.9
CLBP_S_M/C	0.87	0.89	0.92
CLBP_M/C/S	0.94	0.967	0.985

在 YALE 人脸库中选取 15 人的图像中任意一幅作为训练集,剩余的作为测试集,其余参数和 ORL 相似。

实验表明 CLBP_S 在大部分情况下的识别率要好于 CLBP_M,这是因为符号算子能够描述更多地信息。CLBP_M/C 获得比 CLBP_M 更好的识别率,同样因为中心像素包含额外

的判别信息。通过融合后的直方图 CLBP_M/C/S 比其他融合的直方图能够获得更好的识别率。虽然 CLBP_M/C/S 识别率要好于 CLBP_S_M/C,但是后者特征维数更小。例如半径为 24,CLBP_M/C/S 维数大小为 $1\ 352(26 \times 26 \times 2)$,而 CLBP_S_M/C 大小仅为 $78(26 + 26 \times 2)$ 。

表 2 不同模式在 YALE 库上的识别率

直方图	$(P,R) = (8,1)$	$(P,R) = (16,2)$	$(P,R) = (24,3)$
LBP	0.72	0.79	0.85
CLBP_S	0.64	0.69	0.77
CLBP_M	0.71	0.69	0.80
CLBP_M/C	0.69	0.75	0.85
CLBP_S_M/C	0.80	0.89	0.90
CLBP_M/C/S	0.87	0.93	0.96

4 结束语

本文提出一种基于 CLBP 的人脸识别算法,增强了对光照变化和噪声的鲁棒性。CLBP_S 相比较于 CLBP_M 能够保留更多的纹理信息。最后通过 CLBP_C、CLBP_M 和 CLBP_S 三者融合,能够获得比 LBP 更好的识别率。

参考文献:

- ZHAO W, CHELLAPPA R, PHILIPS P J, *et al.* Face recognition: a literature survey[J]. *ACM Computing Surveys*, 2003, 35(4): 399-458.
- 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.
- AHONEN T, M. PIETIKÄINEN. Image description using joint distribution of filter bank responses[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2009, 30(4): 368-376.
- HEIKKILA M, PIETIKÄINEN M, SCHMID C. Description of interest regions with local binary patterns[J]. *Pattern Recognition*, 2009, 42(3): 425-436.
- ZHANG Bao-Chang, GAO Yong Sheng. Local derivative pattern versus local binary pattern: face recognition with high-order local pattern descriptor[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2010, 19(2): 533-544.
- CHOI J Y, PLATANIOTIS K N, RO Y M. Using colour local binary pattern features for face recognition[C]//Proc of the 17th IEEE International Conference on Image Processing. 2010: 4541-4544.
- JABID T, KABIR M H, CHAE O. Facial expression recognition using local directional pattern[C]//Proc of the 17th IEEE International Conference on Image Processing. [S. l.]: IEEE Press, 2010: 1605-1608.
- GUO Zhen-hua, ZHANG L, ZHANG D. A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2010, 19(6): 1657-1663.
- GUO Zhen-hua, ZHANG Lei, ZHANG D. Rotation invariant texture classification using LBP variance (LBPV) with global matching[J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(3): 706-719.
- TAN Xiao-yang, TRIGGS B. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting Conditions[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2010, 19(6): 1635-165.