

7-2-2020

Color Face Image Recognition Based on LBPT Method

Jihua Ye

College of Computer Information Engineering ,Jiangxi Normal University, Nanchang 330022, China;

Yahui Chen

College of Computer Information Engineering ,Jiangxi Normal University, Nanchang 330022, China;

Shimin Wang

College of Computer Information Engineering ,Jiangxi Normal University, Nanchang 330022, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Color Face Image Recognition Based on LBPT Method

Abstract

Abstract: Aiming to the shortcomings of exiting algorithm to obtain better color face image information for color facial image recognition, *the LBPT algorithm was proposed to realize the high efficiency recognition of color face image. LBPT algorithm reflected the texture features of gray image through adaptively obtaining neighborhood radius, ascertaining the relationship between neighborhood radius and neighborhood pixel number, setting threshold. The RGB color model was used to separate the color face image into the R,G,B three component diagrams. The LBPT algorithm was used to obtain the feature of the component diagrams. In order to realize further recognition, the method of uncertainty was used to allocate weight to the feature of component diagrams and fuse them.* Experiments show that the LBPT operator has certainly increased the recognition accuracy.

Keywords

color image, face recognition, LBPT(Local Binary Parttern Threshold) algorithm, RGB, uncertainty

Recommended Citation

Ye Jihua, Chen Yahui, Wang Shimin. Color Face Image Recognition Based on LBPT Method[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(1): 160-166.

基于 LBPT 方法的彩色人脸图像识别

叶继华, 陈亚慧, 王仕民

(江西师范大学计算机信息工程学院, 江西 南昌 330022)

摘要: 针对现有彩色人脸图像识别时获取较好的彩色人脸图像信息算法的不足, 提出了 LBPT(Local Binary Parttern Threshold) 算法实现高效的彩色人脸图像识别。LBPT 算法是通过自适应获取邻域半径、确定邻域半径与邻域像素点个数关系以及阈值设定来反映灰度图像的纹理特征。利用 RGB 颜色空间模型将彩色人脸图像分离为 R, G, B 3 个分量图; 利用 LBPT 算法获取分量图的特征; 利用不确定度方法为分量图特征分配权值并融合, 进一步实现识别。实验证明: LBPT 算子在识别精度上有一定的提高。

关键词: 彩色图像; 人脸识别; LBPT 算子; RGB; 不确定度

中图分类号: TP311 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2016) 01-0160-07

Color Face Image Recognition Based on LBPT Method

Ye Jihua, Chen Yahui, Wang Shimin

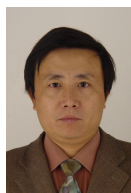
(College of Computer Information Engineering, Jiangxi Normal University, Nanchang 330022, China)

Abstract: Aiming to the shortcomings of exiting algorithm to obtain better color face image information for color facial image recognition, the LBPT algorithm was proposed to realize the high efficiency recognition of color face image. LBPT algorithm reflected the texture features of gray image through adaptively obtaining neighborhood radius, ascertaining the relationship between neighborhood radius and neighborhood pixel number, setting threshold. The RGB color model was used to separate the color face image into the R,G,B three component diagrams. The LBPT algorithm was used to obtain the feature of the component diagrams. In order to realize further recognition, the method of uncertainty was used to allocate weight to the feature of component diagrams and fuse them. Experiments show that the LBPT operator has certainly increased the recognition accuracy.

Keywords: color image; face recognition; LBPT(Local Binary Parttern Threshold) algorithm; RGB; uncertainty

引言

彩色人脸识别的研究历史较短, 彩色人脸识别技术不是很多, 假彩色图像融合处理可以说是就目前的硬件条件而言比较容易实现的一种方法, 是在



收稿日期: 2015-06-07 修回日期: 2015-09-09;
基金项目: 国家自然科学基金项目(61262036); 江西省分布计算工程技术研究中心项目(2012006);
作者简介: 叶继华(1966-), 男, 江西广丰, 硕导, 教授, 研究方向为图像处理、系统仿真等; 陈亚慧(1990-), 女, 江西万年, 硕士生, 研究方向为图像处理。

人眼对颜色的分辨率远超过对灰度等级的分辨率这一视觉特性的基础上提出的方法, 比较典型的是 Torres^[1]等人将基于 RGB 颜色空间模型的彩色图像分离成 R, G, B 3 个分量图像, 然后在每个分量上采用 PCA(Principal Component Analysis)方法进行特征提取, 进一步融合 3 个分量图像的特征, 对其进行分类, 最后达到彩色人脸识别的效果, Wang^[2]等直接将人彩色图像的 R, G, B 3 个颜色通道表示成矩阵的形式, 之后将其投影到 2DPCA

(2-Dimension Principal Component Analysis)特征子空间, 以得到的投影系数作为特征进行人脸识别。Yang^[3]等人通过一组组合系数将彩色人脸的三个颜色通道变换到一个通道, 最后以一维矢量的形式表示一幅彩色人脸图像, 并用于随后的彩色人脸识别, 利用这种方法进行彩色人脸图像的识别。但是这些方法仍然存在维数过高, 计算复杂度大、图像失真等类似问题, 降低识别精度。

因此, 针对以上的不足, 本文提出了 LBPT (Local Binary Parttern Threshold)算法, LBPT 算法是通过自适应获取邻域半径、确定邻域半径与邻域像素点个数关系以及阈值设定来反映灰度图像的纹理特征。首先, 通过 RGB 空间模型将彩色图像分离成 R, G, B 3 个分量图像。其次, 利用 LBPT 方法计算分量图特征。然后, 采用不确定度方法^[4]为 3 个分量图的特征分配加权因子, 通过加权因子将三个分量图特征进行融合。最后, 通过最近邻分类器达到识别。实验证明, 该方法应用于彩色人脸图像的识别是有效可行的。

1 RGB 颜色空间模型

彩色图像的颜色信息主要由颜色空间模型来描述的, 彩色空间模型多种多样, 其中应用最广泛且最初的颜色空间模型是基于 RGB 模型^[5], 并且任何图像的彩色处理最终都将归结至 RGB 空间的转换, 直接在 RGB 空间的假彩色处理具备计算简单、相对易于实现等优点。在 RGB 模型中, 彩色图像的颜色都是在 R, G, B 3 种原色光谱分量的基础上变化的, 如图 1 所示。

图 1 中, 红色、绿色、蓝色、黑色、青色、深红色、黄色、白色分别占据立方体的八个角上, 其中黑色位于原点, 白色的位置离原点最远, 这两点的连线体现了图像的灰度级别。图 1 中立方体内的任一点表示一种颜色, 该颜色的颜色值表示方式 $C_v = (R, G, B), R, G, B \in [0, 255]$ 。

在 RGB 模型中, 一幅彩色图像可由 R, G, B 这 3 个图像分量组成。分量图像都是一幅 8 比特图

像, 则每个分量图像中颜色总数为 $2^8 = 256$ 种。因此, 当 R, G, B 这 3 个图像分量混合产生一幅彩色图像时, 颜色总数为 $(2^8)^3 = 16\,777\,216$ 。图 2 显示了彩色图像分离为 R, G, B 这 3 个分量图像的过程。

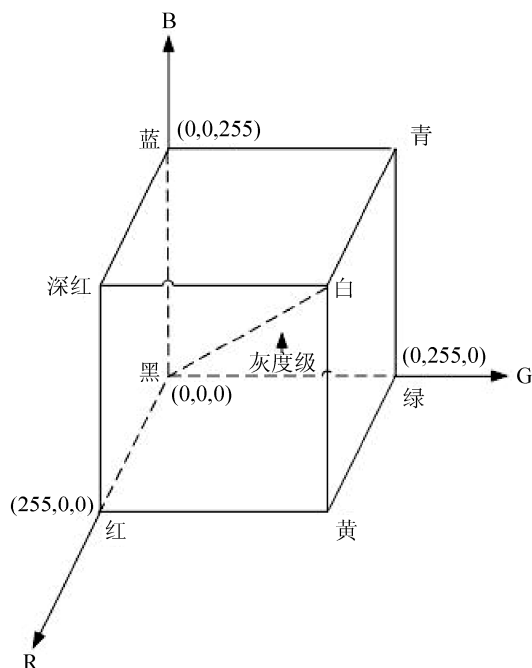


图 1 RGB 模型示意图

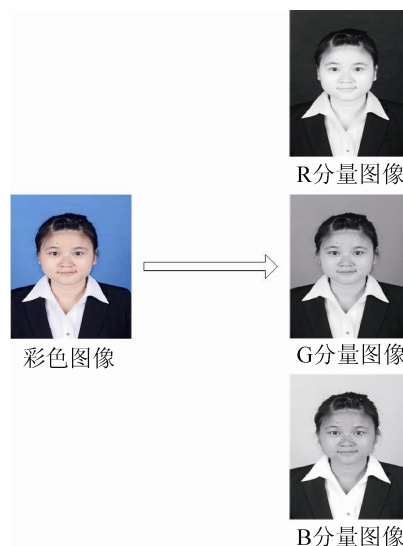


图 2 彩色图像-分量图像示意图

由于不同传感器的信息总存在着差异, 并且总是以不同传感器图像间不同的灰度分布为表征, 因此直接基于 RGB 空间的假彩色处理就是经过某种

处理后, 以某种组合方式送至 RGB 三通道直接融合显示。本文使用不确定度计算三通道的权值, 进行加权融合。

2 阈值化的 LBP 方法—LBPT 方法

T.Ojala^[6]提出的局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)是一种有效的纹理描述子, 以 3×3 的窗口中心像素为阈值, 将相邻的 8 个像素的灰度值与其进行比较并进行编码实现的, 计算过程如图 3 所示。

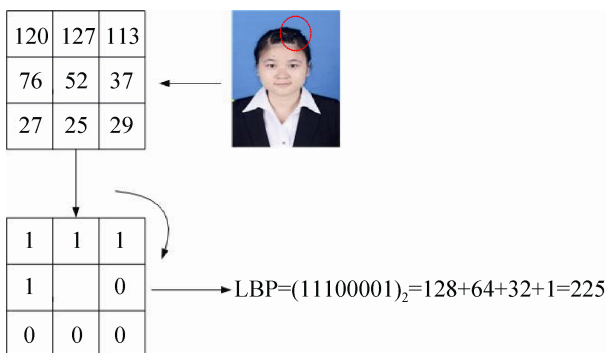


图 3 LBP 计算示意图

其数学形式如下:

$$LBP_{g_0} = \sum_{i=1}^8 s(g_0 - g_i) \times 2^{i-1}, s(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 0 \\ 1, & x > 0 \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中, LBP_{g_0} 表示窗口中心像素点的 LBP 值, 窗口中心像素点灰度值用 g_0 表示, g_i 表示窗口中其他像素点的灰度值。然而, 二值化的计算过程会导致不同像素点的 LBP 值是相等的, 从而导致人脸图像关键信息的丢失, 计算过程如图 4 所示。

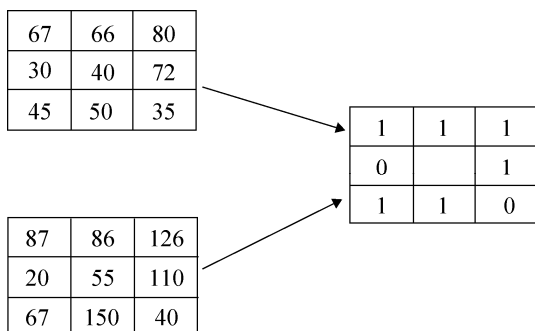


图 4 不同像素点对应相同 LBP 值

针对这个问题, T.Ojala 等人将原始 LBP 中定义的窗口扩充为半径 R 的圆周、取 P 个邻域, 实现不同尺度纹理信息的提取^[7], 但该方法不能很好地区分相似灰度分布的区域纹理。

针对以上不足, 提出了阈值化的 LBP 方法, 首先通过梯度计算方法获得邻域半径 R , 然后确定邻域像素点个数 P 和半径 R 的关系, 最后, 通过设定不同的阈值进行不同的有效编码。

LBPT 方法计算步骤如下:

1) 半径 R 的获取

(1) 为避免邻域区域过大, 设定半径的取值范围 $1 \leq R \leq 8$ 。

(2) 使用二维离散函数表示人脸图像, 通过对该二维离散函数求导计算图像梯度, 如式(2)所示:

$$\begin{aligned} G(x, y) &= d_x(i, j) + d_y(i, j) \\ d_x(i, j) &= I(i+1, j) - I(i, j) \\ d_y(i, j) &= I(i, j+1) - I(i, j) \end{aligned} \quad (2)$$

其中: $I(i, j)$ 表示图像中坐标为 (i, j) 的像素值。

(3) 利用图像梯度在大小为 $(2R+1) \times (2R+1)$ 像素的活动窗口中计算像素的平均梯度值, 如下:

$$G_r(x, y) = \sum_{i=x-2R}^{x+2R} \sum_{j=y-2R}^{y+2R} \frac{g(i, j)}{(2R+1)^2} \quad (3)$$

式(3)中, $g(i, j)$ 是位于 (i, j) 的像素梯度值大小, $G_r(x, y)$ 表示平均梯度值, 其中 $r=1, 2, \dots, 8$ 。

(4) 平均梯度值最大对应的 r 被用来设置为最佳半径 R 。

2) 确定 P, R 关系

根据 LBP 算子的定义, 常见的邻域像素点个数 P 和半径 R 的关系有: $P=8, R=1.0$; $P=16, R=2.0$; $P=24, R=3.0$; 本文设定邻域像素点个数 P 和半径 R 的关系如下:

$$P = \begin{cases} 8R, & R \leq 3 \\ 32, & 3 < R \leq 8 \end{cases} \quad (4)$$

3) 编码的确定

确定 P, R 关系后, 设定阈值 T 进行 LBPT 的编码。本文设定了 3 个阈值 T_1, T_2, T_3 来进行编

码, 分别定义 LBPT_C, LBPT_S, LBPT_M 为 3 个阈值下相应的计算结果。

(1) 以中心像素点的灰度值为阈值 T_1 进行编码, 得到 LBPT_C, 表示如下:

$$\text{LBPT_C}(x_c, y_c) = \sum_{i=0}^{P-1} s(g_i - T_1) \times 2^i \quad (5)$$

计算中心像素点与邻域像素点的各个差值 diff_p , 对每个差值进行绝对值计算, 然后对各个绝对值计算算术平均值, 得到阈值

$T_2 = \sum_{i=1}^P |\text{diff}_i| / P$, 得到 LBPT_S, 表示如下:

$$\text{LBPT_S} = \sum_{i=0}^{P-1} s(p_i, T_2) \times 2^i, \quad (6)$$

$$s(x, T_2) = \begin{cases} 1, & x \geq T_2 \\ 0, & x < T_2 \end{cases}$$

(3) 以包含中心像素点和邻域像素点的平均灰度值为 T_3 , 得到 LBPT_M, 表示如下:

$$\text{LBPT_M} = \sum_{i=0}^{P-1} s(p_i, T_3) \times 2^i, \quad (7)$$

$$s(x, T_3) = \begin{cases} 1, & x \geq T_3 \\ 0, & x < T_3 \end{cases}$$

通过以上 3 个步骤计算, 获得 LBPT_C, LBPT_S, LBPT_M 3 个特征矢量, 融合这 3 个特征矢量获得 LBPT。

3 基于 LBPT 方法的彩色人脸识别算法

颜色和纹理特征是彩色人脸识别的重要特征^[8], 本文通过对彩色图像的分量图进行 LBPT 特征提取进行彩色人脸识别, 步骤如下:

假设 I 为原彩色图像, I^r, I^g, I^b 分别为图像 I 的分量图像。

1) 样本的选择。

从人脸库中选择训练样本图像, 训练图像集表示为 $\{S_j^i \in R^{M \times N}, j=1, 2, \dots, np, i=1, 2, \dots, t\}$, 其中: $M \times N$ 表示图像大小; np 表示人脸库中的人数; t 表示针对每个人选择训练样本的总数; S_j^i 表示第 j 个人的第 i 张图像。

2) LBPT 方法处理各个分量图

首先, 得到训练集中每个图像所对应的各个分量图 I^r, I^g, I^b 。

下面以分量图 I^r 的处理为例说明对各个分量图的处理过程:

(1) 将训练集中每个图像中对应的分量图 I^r 进行分块, 大小为 $A \times B$, 利用第 3 节的计算方法获得分量图 I^r 的 LBPT_C, LBPT_S, LBPT_M 特征矢量。

(2) 令 $\text{LBPT_C}_{\max}, \text{LBPT_S}_{\max}, \text{LBPT_M}_{\max}$ 为分量图中 LBPT_C, LBPT_S, LBPT_M 特征矢量中最大的特征矢量, 将其他小于 $\text{LBPT_C}_{\max}, \text{LBPT_S}_{\max}, \text{LBPT_M}_{\max}$ 的特征矢量进行扩大并整合, 获得新的 LBPT_C, LBPT_S, LBPT_M 特征矢量, 分别表示为:

$\{\text{LBPT_C}_j^i \in R^{1 \times (\text{LBPT_C}_{\max})}, j=1, 2, \dots, np, i=1, 2, \dots, t\}$;
 $\{\text{LBPT_S}_j^i \in R^{1 \times (\text{LBPT_S}_{\max})}, j=1, 2, \dots, np, i=1, 2, \dots, t\}$;
 $\{\text{LBPT_M}_j^i \in R^{1 \times (\text{LBPT_M}_{\max})}, j=1, 2, \dots, np, i=1, 2, \dots, t\}$ 。

(3) 利用 2DPCA 对特征矢量进行降维, 对 LBPT_S 特征矢量的降维过程如下:

$$E(\text{LBPT_S}) = \frac{1}{np \times t} \sum_{j=1}^{np} \sum_{i=1}^t \text{LBPT_S}_j^i$$

$$G_s = \frac{1}{np \times t} \sum_{j=1}^{np} \sum_{i=1}^t \begin{bmatrix} \text{LBPT_S}_j^i - E(\text{LBPT_S}) \\ \text{LBPT_S}_j^i - E(\text{LBPT_S}) \end{bmatrix}^T \quad (8)$$

其中, $E(\text{LBPT_S})$ 表示 LBPT_S 特征集合的均值, G_s 表示图像总协方差矩阵, 由式(8)可知, G_s 是非负的, 则取 G_s 的 m 个最大特征值所对应的标准正交的特征矢量作为降维后的特征矢量 $lbpt_s_1, lbpt_s_2, \dots, lbpt_s_m$ 。

同理可求, LBPT_C 和 LBPT_M 这 2 个特征矢量对应的降维结果分别为 $lbpt_c_1, lbpt_c_2, \dots, lbpt_c_m, lbpt_m_1, lbpt_m_2, \dots, lbpt_m_m$ 。

(4) 令 V_c, V_s, V_m 分别为 LBPT_C, LBPT_S, LBPT_M 的投影空间, 将降维后的结果分别作为 V_c, V_s, V_m 的一组基, 则将样本训练集分量图像分别在 V_c, V_s, V_m 上进行投影, 获得样本训练集

分量图像的 LBPT_C, LBPT_S, LBPT_M 特征, 计算如下:

$$\begin{aligned} \text{LBPT_C}^i &= S_j^i V_c, \text{LBPT_S}^i = S_j^i V_s \\ \text{LBPT_M}^i &= S_j^i V_m, j=1, 2, \dots, np, i=1, 2, \dots, t \end{aligned} \quad (9)$$

将训练集分量图像的 LBPT_C, LBPT_S, LBPT_M 特征融合成一个 LBPT 特征, 表示为 $\text{LBPT}^r = \{[\text{LBPT_C}^i, \text{LBPT_S}^i, \text{LBPT_M}^i]\}$ $i=1, 2, \dots, np \times t$ 。

同理可求, 训练集分量图像 I^g, I^b 对应的 LBPT 特征表示为 $\text{LBPT}^g, \text{LBPT}^b$ 。

3) 使用不确定度分配权值因子。

不确定度指由于测量误差的存在, 对被测量值的不能肯定的程度, 不确定度愈小, 所述结果与被测量的真值愈接近, 质量越高, 水平越高, 其使用价值越高; 不确定度越大, 测量结果的质量越低, 水平越低, 其使用价值也越低。RGB 空间模型中, 三基色对人脸识别的作用往往是不一样的, 为了更确切的表征实验数据, 这里引入不确定度作为每个通道信息接近真实情况的量度。本文通过不确定度计算 R, G, B 三通道的权值因子, 从而区分它们对人脸识别的作用。本文中使用了《测量不确定度表示指南》中 A 类不确定度计算权值因子。

令权值因子分别为 w_r, w_g, w_b , 且 $\sum_{i=r,g,b} w_i = 1$, 则彩色图像的 LBPT 特征为:

$$\text{LBPT} = \sum_{i=r,g,b} w_i \text{LBPT}^i \quad (10)$$

其中图像 I 中灰度图的 LBPT 特征表示为 LBPT_g , 则式(10)中权值因子 w_i 的计算方式如下:

$$\begin{aligned} \sigma^2 &= E \left[\left(\sum_{i=r,g,b} w_i \text{LBPT}_g - \sum_{i=r,g,b} w_i \text{LBPT}^i \right)^2 \right] = \\ &E \left[\sum_{i=r,g,b} w_i^2 (\text{LBPT}_g - \text{LBPT}^i) + 2 \times \right. \\ &\left. \sum_{i,j=r,g,b, i \neq j} (\text{LBPT}_g - \text{LBPT}^i)(\text{LBPT}_g - \text{LBPT}^j) \right] \quad (11) \end{aligned}$$

因为 $(\text{LBPT}^r, \text{LBPT}^g, \text{LBPT}^b)$ 彼此相互独立,

并且 LBPT_g 为无偏估计, 则有

$$E[(\text{LBPT}_g - \text{LBPT}^i)(\text{LBPT}_g - \text{LBPT}^j)] = 0。$$

$$\text{故 } \sigma^2 = E \left[\sum_{i=r,g,b} w_i^2 (\text{LBPT}_g - \text{LBPT}^i) \right] \quad (12)$$

其中 $\sigma_i^2 (i=r,g,b)$ 分别为距离矢量矩阵中第 i 个行矢量的方差, 则得到:

$$\sigma^2 = \sum_{i=r,g,b} w_i^2 \sigma_i^2 \quad (13)$$

计算总的均方误差最小值, 由式(12)应用拉格朗日乘法进行求解, 得到函数

$$LL = \sum_{i=r,g,b} w_i^2 \sigma_i^2 + \gamma \left(\sum_{i=r,g,b} w_i - 1 \right) \quad (14)$$

式中 γ 为拉格朗日常数。将式(13)求解得到权值的计算公式为:

$$w_i = \frac{1}{\sigma_i^2 \sum_{i=r,g,b} \left(\frac{1}{\sigma_i^2} \right)} \quad (15)$$

获得权值之后, 计算彩色人脸图像的 LBPT 特征为 $\text{LBPT} = \sum_{i=r,g,b} w_i \text{LBPT}^i$ 。

4) 人脸识别。使用最近邻分类器进行人脸识别。

4 仿真实验结果及分析

仿真实验是基于 MATLAB 完成的, 利用 MATLAB 工具实现 LBPT 算法。试验中采用的人脸库是加州理工大学彩色人脸图像库, 库中有 450 张原始图像, 其中包含 27 个人的彩色图像, 每人 5~25 张不等的彩色图像, 大小为 896×592 。这些彩色人脸库中存在光照、表情等外在因素的影响。

在实验过程中, 首先利用 MATLAB 提供的彩色图像分离函数对人脸库中的人脸库图像进行分离, 分别获得 R, G, B 分量图像, 其次对 R, G, B 分量图像进行分块, 对分量图像的分块图进行 LBPT 直方图特征计算, 将分块图像的 LBPT 直方图特征连接, 构成分量图像的 LBPT 直方图, 然后

通过不确定计算方法为 R, G, B 分量图像特征分配权重因子进行特征融合, 获取彩色图像的 LBPT 直方图特征, 最后利用最近邻方法进行识别。

1) 参数的选择

该实验对图像分块数目进行选择。若图像图像分块数目越多, 则分块图像大小越小, 冗余信息增加; 反之, 分块图像大小越大, 可能造成关键人脸信息的丢失。为合理选取图像分块数目, 在人脸库上进行试验, 比较不同图像分块数目下的识别率, 选择最佳图像分块数目。

在实验过程中, 随机选择每个人的 50% 彩色人脸图像作为训练集, 剩余的作为测试集, 重复实验 10 次, 结果取 10 次实验的平均值, 图像分块大小的取值结果如图 5 所示。

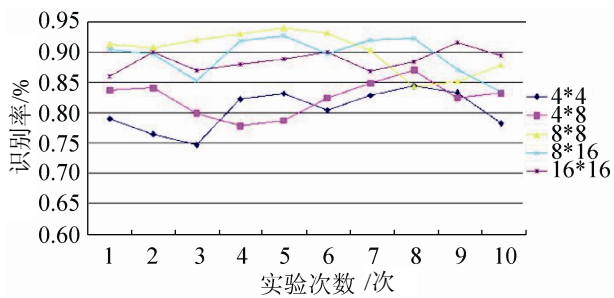


图 5 图像分块数目对人脸识别的影响

从图 5 中的曲线图可知, 图像分块数目对人脸识别的识别精度有一定的影响, 最高识别精度与最低识别精度之差约为 20%。针对表 1 中的平均识别率数据可知, 当图像分块大小为 8×8 时, LBP 应用于人脸识别的识别精度最高, 与最低的识别精度之差接近 10%。因此, 最佳图像分块数目为 8×8 。

表 1 平均识别率

分块大小	4×4	4×8	8×8	8×16	16×16
平均识别率	0.80 518	0.824 51	0.901 51	0.894 41	0.886 12

2) 基于 LBPT 方法的人脸识别

实验中, 通过改变训练集在彩色人脸库中的比例来比较算法应用于彩色人脸识别中的识别率, 试验中考虑训练集所占比例分别为 30%, 40%, 50%, 60%, 70%。

在实验过程中, 分别使用 LBP 方法, LBPT_C 方法, LBPT_S 方法, LBPT_M 方法、LBPT 方法以及 Gabor 结合 LBP 方法^[9]对训练集和测试集图像进行特征提取, 最后进行识别, 识别结果如图 6 所示。

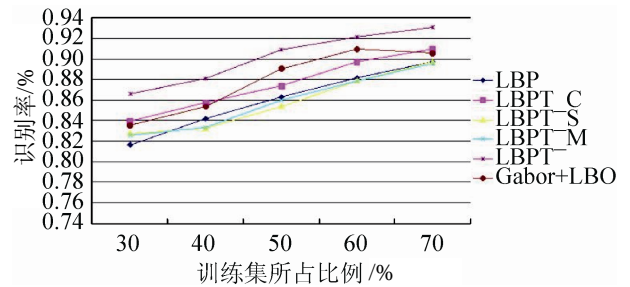


图 6 不同纹理特征提取方法对应的识别率

从图 6 可知, LBPT 方法的识别率高于 LBP, LBPT_C, LBPT_S, LBPT_M 方法的识别率。LBPT 算子是由 LBPT_C, LBPT_S, LBPT_M 这 3 部分组成的。LBPT_C, LBPT_S, LBPT_M 分别以不同阈值进行编码实现的, 获得不同的人脸信息, 将三者结合获得尽可能多地人脸信息。LBPT_C 算子的计算过程是和 LBP 算子一样, LBPT_C 是通过利用不同大小范围的邻域来提取纹理特征, 而 LBP 是通过固定 3×3 窗口来提取纹理。所以, LBPT_C 提取区域结构纹理的关键特征较多, 识别精度高于 LBP。此外, LBPT_M 高于 LBPT_S 和 LBPT_C, 这是因为 LBPT_C 编码设定的阈值不能很好地体现局部纹理基元的阈值设定, 导致丢失了太多的人脸信息。LBPT_S 编码设定的阈值是基于局域区域块内的像素间关系考虑的, 在一定程度上保留了部分人脸信息。而 LBPT_M 编码设定的阈值是根据中心像素与邻域像素的平均灰度值设定的, 该平均灰度值包含额外的识别信息, 即考虑了人脸图像的整体信息。另外, 针对图中 LBPT 方法的曲线图可知, 基于 LBPT 方法的人脸识别率高于基于 Gabor 结合 LBP 的人脸识别率。由于 Gabor 小波虽然从不同方向和不同尺度来描述人脸特征, 但容易构成信息的冗余, 从曲线图可知, 当训练集过多时, 冗余信息冗余就越多, 识别效果反而下降, LBPT 方法

通过设定不同阈值来尽可能考虑多种情况获取人脸信息。因此, LBPT 方法应用于彩色人脸识别中是有效可行的。

5 结论

本文提出的 LBPT 方法在彩色人脸识别的精度上有了一定的提高, LBPT 算法能够很好的描述人脸图像的纹理特征, 这是因为 LBPT 通过自适应获取邻域半径, 定义领域像素点与半径的关系, 设定不同阈值来在不同情况下获取不同的人脸信息, 减少信息的冗余, 降低计算复杂度。图 5 中 LBPT 曲线图表明了这种方法适用于彩色人脸图像的识别, 其识别精度也有所提高。

参考文献:

- [1] L Torres, J Y Reutter, X Lorente. The Importance of the color information in face recognition [C]//Proc.of the IEEE Int. Conf. on image Proc. ICIP'99, Kobe, 1999: 627-631.
- [2] 王成章, 白晓明. Color Face Recognition Based on Fisher Block Diagonal LNMf[J]. 计算机工程, 2010, 36(16): 24-26.
- [3] J Yang, C Liu. Color image discriminant models and algorithms for face recognition [J]. IEEE Transactions on Neural Networks(S1045-9227), 2008, 19(12): 2088-2098.
- [4] 叶继华, 王仕民, 郭帆, 等. 基于 Gabor 不确定度的嵌入式人脸识别系统[J]. 计算机应用, 2001, 31(9): 2502-2505.
- [5] 汤海纓, 庄天戈. 计算机彩色模型在图像显示与分割中的应用[J]. 计算机学报, 1999, 22(4): 375-382.
- [6] T Ojala, M Pietikainen, T Maenpaa. Multi-resolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence (S0162-8828), 2002, 24(7): 971-987.
- [7] Yue Qiusheng, Zhou Shuren, Li Feng, et al. Research of Pedestrian Detection Method Based on HSV and LBP Feature Fusion [J]. 计算机工程与科学, 2014, 36(10): 163-167.
- [8] Zhao Guoying, Ahonen T. Rotation -invariant Image and Video Description with Local Binary Pattern Features [J]. IEEE Transactions on Image Processing(S1057-7149), 2012, 21(4): 1465-1477.
- [9] 雷晨雨. 基于彩色图像的人脸识别研究[D]. 江苏: 南京理工大学, 2013: 43-50.
- [10] denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing (S1057-7149), 2014, 23(6): 2459-2472.
- [11] V M Patel, R Chellappa. Sparse Representations and Compressive Sensing for Imaging and Vision [M]. Germany: Springer, 2013.
- [12] W Dong, L Zhang, G Shi. Centralized sparse representation for image restoration [C]// IEEE ICCV. USA: IEEE, 2011: 1259-1266.
- [13] W Dong, L Zhang, G Shi, et al. Nonlocally centralized sparse representation for image restoration [J]. IEEE Transactions on Image Processing (S1057-7149), 2013, 22(4): 1620-1630.
- [14] W Zuo, L Zhang, D Zhang. Gradient histogram estimation and preservation for texture enhanced image [J]. IEEE Transactions on Image Processing (S1057-7149), 2014, 23(6): 2459-2472.
- [15] K He, J Sun, X Tang. Guided image filtering [J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. (S0162-8828), 2013, 35(6): 1397-1409.
- [16] H Mohimani, M Zadeh, C Jutten. A fast approach for overcomplete sparse decomposition based on smoothed L_0 norm [J]. IEEE Transactions on Signal Processing (S1053-587X), 2009, 57(1): 289-301.
- [17] M Hyder, K Mahata. An improved smoothed L_0 approximation algorithm for sparse representation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing (S1053-587X), 2010, 58(4): 2194-2205.

(上接第 159 页)