

# 融合 Gabor 特征的局部自适应三值微分模式的人脸识别

夏军 裴东 王全州 孙瑜欣

西北师范大学物理与电子工程学院, 甘肃 兰州 730070

**摘要** 提出了一种融合 Gabor 特征和局部三值微分模式(LTDP)的人脸识别算法,并在该算法中对 LTDP 方法进行改进,提出了自适应阈值算子。通过 Gabor 滤波器对人脸图像进行滤波,提取人脸多尺度、多方向的幅值特征;针对每个幅值特征图像,运用局部 Gabor 自适应三值微分模式(LGATDP<sup>2</sup>)方法提取局部方向关系模式;通过模式区域直方图统计,计算信息熵权重,加权串联后得到最终的人脸描述。识别过程中,采用  $\chi^2$  距离对特征直方图进行相似度匹配。分别在 ORL 和 Yale 数据库中进行仿真。结果表明, LGATDP<sup>2</sup> 方法具有更好的普适性,在光照变化、表情变化和噪声干扰下具有更高的稳健性。

**关键词** 图像处理; 人脸识别; 局部 Gabor 自适应三值微分模式; 自适应阈值

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A

**doi:** 10.3788/LOP53.111004

## Face Recognition Based on Local Adaptive Ternary Derivative Pattern Coupled with Gabor Feature

Xia Jun Pei Dong Wang Quanzhou Sun Yuxin

College of Physics and Electronic Engineering, Northwest Normal University, Lanzhou, Gansu 730070, China

**Abstract** A face recognition algorithm based on fusing Gabor feature and local ternary derivative pattern (LTDP) is proposed. The LTDP method is improved and an adaptive threshold operator is presented in this algorithm. Face images are filtered by the Gabor filter to extract face magnitude features with multi-scale and multi-orientation. The local Gabor adaptive ternary derivative pattern (LGATDP<sup>2</sup>) method is used to extract the local orientation relationship patterns of magnitude feature images. The information entropy weight is calculated by the pattern area histogram statistics, and the face image is described after the weighted series. The similarity match of the feature histograms is carried out with the chi-square distance. The simulations are conducted in the ORL and the Yale databases. The results show that the LGATDP<sup>2</sup> method has better universality, and it is more robust under the conditions of illumination variation, expression changing and noise interference.

**Key words** image processing; face recognition; local Gabor adaptive ternary derivative pattern; adaptive threshold

**OCIS codes** 100.2960; 100.4994; 100.5010

## 1 引言

近年来,智能机器人受到越来越多的关注,服务机器人作为其中一个重要分支,在安防、医疗、娱乐和助老等领域应用广泛。但是由于周围环境的影响(如光照不均匀、图像噪声干扰、人脸表情、姿态和存在遮挡物),机器人在复杂环境下的人脸识别率仍然较低,因此迫切需要一种较好的解决方案以提高人脸识别系统的稳健性。

**收稿日期:** 2016-07-06; **收到修改稿日期:** 2016-07-24; **网络出版日期:** 2016-10-27

**基金项目:** 国家自然科学基金(61263036)

**作者简介:** 夏军(1991—),男,硕士研究生,主要从事数字图像处理和人机交互方面的研究。

E-mail: 953510651@qq.com

**导师简介:** 裴东(1965—),男,副教授,硕士生导师,主要从事模式识别和机器人控制方面的研究。

E-mail: peidong@nwnu.edu.cn(通信联系人)

Gabor 小波能够很好地提取图像的时频域特征,具有一定的抗干扰性<sup>[1-3]</sup>。局部微分模式(LDP)为近几年在局部二值模式(LBP)基础上发展起来的一种具有方向的高阶微分算子。二阶局部微分模式(LDP<sup>2</sup>)结合图像 4 个方向(角度为 0°、45°、90°、135°对应的方向)的纹理特征得到 32 位特征编码,相对于 LBP 方法具有更加丰富的细节特征<sup>[4-5]</sup>,但是这种编码方式产生大量的冗余信息。齐永锋等<sup>[6]</sup>将 LDP<sup>2</sup> 方法的编码方式拓展到三值模式,提出了二阶局部三值微分模式(LTDP<sup>2</sup>)方法,得到 64 位编码信息;该方法相对于 LDP<sup>2</sup> 方法具有更好的辨识能力,在光照变化、姿态表情变化和遮挡物干扰下具有更好的鉴别力<sup>[7]</sup>。姜艳霞等<sup>[8]</sup>将 LDP<sup>2</sup> 方法和 Gabor 特征进行融合,对 Gabor 滤波获得的幅值特征图像进行 LDP<sup>2</sup> 运算,融合后算法的抗干扰能力得到进一步提升;但是在光照变化的情况下,该方法的识别率仍有待提高<sup>[9]</sup>。

与 LDP<sup>2</sup> 方法相比,LTDP<sup>2</sup> 方法可获得更加丰富的细节信息,对光照变化具有更好的稳健性。但 LTDP<sup>2</sup> 算法通过改变固定常数  $P$  调节阈值,降低了算法的运行效率。本文提出了一种融合 Gabor 特征和局部三值微分模式的人脸识别方法<sup>[10]</sup>,并提出一种自适应阈值算子,显著提高了算法的普适性。通过 Gabor 滤波器组,获得人脸图像多尺度、多方向的幅值特征;提取幅值特征图像的局部三值微分特征;通过直方图统计和信息熵加权获得最终的人脸描述。本文提出了局部 Gabor 自适应三值微分模式(LGATDP<sup>2</sup>)方法,不仅可以提高算法的普适性,而且在有光照和遮挡物干扰情况下具有更好的稳健性。该方法融合 Gabor 特征之后,充分结合两种算法的优势,较文献<sup>[8]</sup>提出的方法具有更好的识别效果,显著提高了人脸在复杂环境下的识别率。

## 2 Gabor 小波幅值特征

Gabor 小波具有较好的空间局部性和方向选择性,在光照和表情的变化下具有一定的稳健性,可用于提取图像局部纹理特征<sup>[11-13]</sup>。采用的二维 Gabor 核函数可表示为

$$\phi_{u,v}(z) = \frac{\|\mathbf{k}_{u,v}\|^2}{2\sigma^2} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{k}_{u,v}\|^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}\right) \left[ \exp(i\mathbf{k}_{u,v}z) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right) \right], \quad (1)$$

式中  $z$  为图像像素位置,  $\sigma$  为高斯窗口的宽度和正弦波波长的比值,  $\mathbf{k}_{u,v} = \begin{bmatrix} k_v \cos \phi_u \\ k_v \sin \phi_u \end{bmatrix}$ ,  $k_v = 2^{-(v+2)/2} \pi$ ,  $\phi_u = \pi u/8$ ,  $u = 0, 1, \dots, 7$ ,  $v = 1, 2, 3, 4$ 。将人脸灰度图像与 Gabor 核函数作卷积运算,获得复数特征  $J_{u,v}(z)$ , 包括幅度谱和相位谱<sup>[14]</sup>, 即

$$J_{u,v}(z) = I(z) * \phi_{u,v}(z), \quad (2)$$

式中  $I(z)$  为图像灰度的灰度分布函数。选择 5 个尺度、8 个方向的 Gabor 滤波器组进行滤波,使用较为平滑的幅值特征表示人脸特征<sup>[15]</sup>。

## 3 改进的二阶局部三值微分模式

### 3.1 二阶局部三值微分模式

LDP 方法可提取图像的高阶微分信息,但 LDP 算子过分依赖中心像素,抗噪能力较弱,而且可能存在过多的冗余信息。将 LDP<sup>2</sup> 方法拓展到三值模式,提出了 LTDP<sup>2</sup> 方法,进一步提升了算子的抗噪能力,该方法可提取更加详细的特征<sup>[6]</sup>。以中心像素位置  $g_0$  点的邻域 ( $3 \times 3$ ) 为例,采用 LTDP<sup>2</sup> 方法计算像素一阶微分编码  $I'_\alpha(g_0)$ :

$$I'_\alpha(g_0) = \begin{cases} 1, & I(g_0) - I(g_j) > (s_t/p) \\ 0, & |I(g_0) - I(g_j)| \leq (s_t/p) \\ -1, & I(g_0) - I(g_j) < -(s_t/p) \end{cases}, \quad (3)$$

式中  $\alpha$  为方向角,分别取 0°、45°、90°、135°;  $g_i$  为方向角 0°、45°、90°、135°对应的方向像素值,  $j = 1, 2, 3, 4$ ;  $S_t$  为以  $g_0$  为中心像素时区域灰度值的标准差;  $p$  为可调节参数。结合邻域像素计算二阶微分编码  $f_u, f_L$ :

$$f_u [I'_\alpha(g_0), I'_\alpha(g_i)] = \begin{cases} 1, & I'_\alpha(g_0)I'_\alpha(g_i) = 1 \\ 0, & I'_\alpha(g_0)I'_\alpha(g_i) = -1 \quad \text{or} \quad I'_\alpha(g_0)I'_\alpha(g_i) = 0 \end{cases}, \quad (4)$$

$$f_L [I'_a(g_0), I'_a(g_i)] = \begin{cases} 1, & I'_a(g_0)I'_a(g_i) = -1 \\ 0, & I'_a(g_0)I'_a(g_i) = 1 \text{ or } I'_a(g_0)I'_a(g_i) = 0 \end{cases}, \quad (5)$$

式中  $i$  为每个邻域像素的位置。得到的二阶微分编码  $LTDP_{u,0^\circ}$  和  $LTDP_{L,0^\circ}$  可分别表示为

$$LTDP_{u,0^\circ}(g_0) = \{f_u [I'_a(g_0), I'_a(g_1)], f_u [I'_a(g_0), I'_a(g_2)], \dots, f_u [I'_a(g_0), I'_a(g_8)]\}, \quad (6)$$

$$LTDP_{L,0^\circ}(g_0) = \{f_L [I'_a(g_0), I'_a(g_1)], f_L [I'_a(g_0), I'_a(g_2)], \dots, f_L [I'_a(g_0), I'_a(g_8)]\}. \quad (7)$$

### 3.2 自适应阈值调整

人脸图像不同或光照发生变化时, 阈值改变。LTDP<sup>2</sup> 算法通过改变参数  $p$  手动调整阈值, 但手动调整阈值增加了工作量, 降低了识别效率。在此基础上, 提出局部自适应三值微分模式(LATDP<sup>2</sup>)算法, 避免了对参数  $p$  的调节过程, 直接使用邻域像素与区域平均值差值的标准差为阈值。邻域像素  $g_k$  与区域平均值差值的标准差  $\sigma$  可分别表示为

$$g_k = g_k - \left(\sum_{k=1}^p g_k + g_0\right) / (p + 1), \quad (8)$$

$$\sigma = \sqrt{\left(\sum_{k=1}^p (g_k - \bar{g})^2\right) / p}, \quad (9)$$

式中  $q$  为邻域像素的个数;  $k$  为像素位置,  $k=1, 2, \dots, q; \bar{g} = (\sum_{k=1}^q g_k) / p$ 。

利用区域像素平均值代替中心像素值, 可有效规避算法对中心像素的依赖; 采用邻域与区域平均值差值的标准差可以更好地度量样本的离散程度。对于类内样本,  $\sigma$  随邻域的变化自适应地调整, 在类内保持相对稳定; 对于类间样本,  $\sigma$  差异明显。因此该阈值选择方法不仅可以提高算法的普适性和运行效率, 而且可以更好地描述图像纹理特征, 增强算法分类性能, 进一步提升算法的抗噪声能力。

LATDP<sup>2</sup> 算法的编码方式如图 1 所示, 其中三值编码为  $(-1)1(-1)(-1)0(-1)00$ , 高模式编码为 01000000, 低模式编码为 10110100。图中  $m_{bit}$  为二进制位。

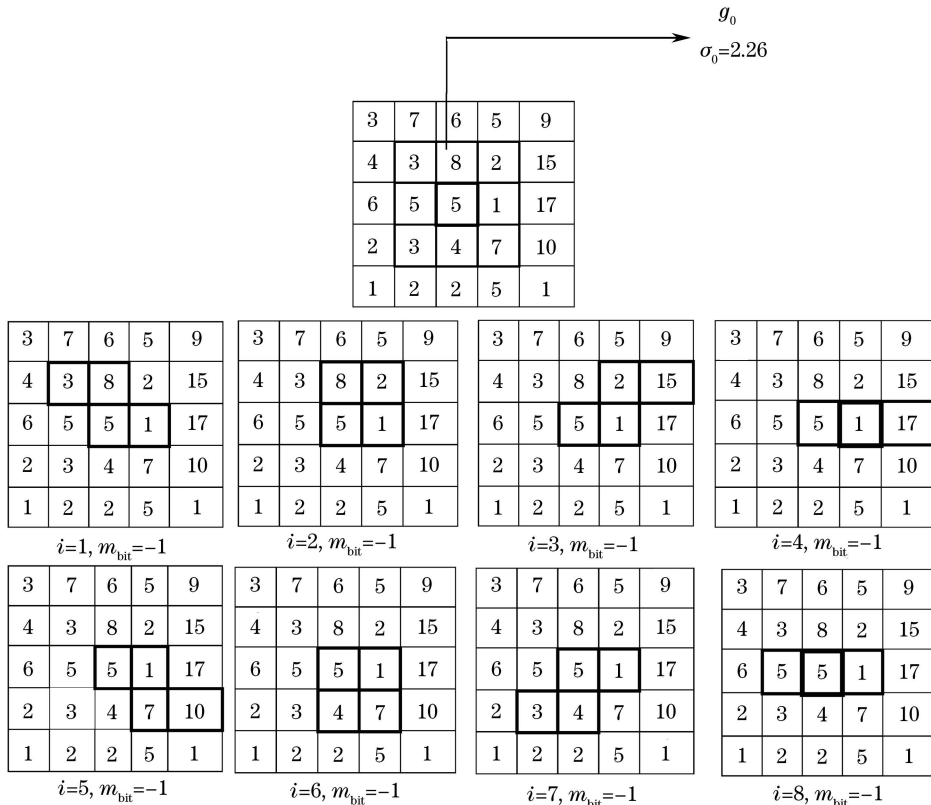


图 1 LATDP<sup>2</sup> 编码示例

Fig. 1 Example of LATDP<sup>2</sup> coding

## 4 局部 Gabor 自适应三值微分模式

Gabor 滤波器可以提取图像多方向、多尺度的幅值特征,且对表情变化不敏感<sup>[17]</sup>;局部三值微分模式方法可以获得更加详细的图像特征,在光照和噪声的干扰下具有显著优势。结合上述两种方法的特点,将 Gabor 滤波后的幅值特征作 LATDP<sup>2</sup> 运算,提出了 LGATDP<sup>2</sup> 方法<sup>[18]</sup>。从图 2(a)~(d)可以发现,与 LBP 方法、LDP<sup>2</sup> 方法相比,LGATDP<sup>2</sup> 方法可以获取更丰富的特征,图 2(f)为对 Gabor 幅值特征图像进行 LATDP<sup>2</sup> 运算后的结果。结果表明,对 Gabor 滤波后的图像进行处理可以获取更加详细的特征<sup>[19]</sup>。LATDP<sup>2</sup><sub>up</sub>、LATDP<sup>2</sup><sub>low</sub> 分别为高低模式下的三值微分编码。

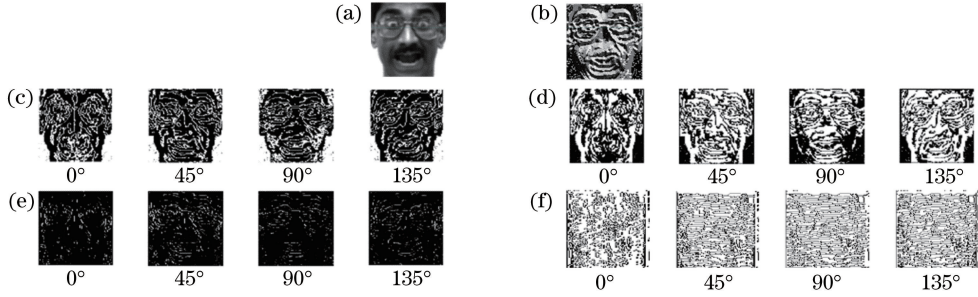


图 2 (a) 原始人脸图像; (b) LBP 特征图像; (c) LDP<sup>2</sup> 特征图像; (d) LGATDP<sup>2</sup><sub>up</sub> 特征图像; (e) LGATDP<sup>2</sup><sub>low</sub> 特征图像; (f) 对 Gabor 特征图像进行 LATDP<sup>2</sup> 运算的结果

Fig. 2 (a) Original face image; (b) LBP feature image; (c) LDP<sup>2</sup> feature images; (d) LGATDP<sup>2</sup><sub>up</sub> feature images; (e) LGATDP<sup>2</sup><sub>low</sub> feature images; (f) results of Gabor feature images after LATDP<sup>2</sup> arithmetic

特征提取流程如图 3 所示。将人脸图像进行 Gabor 滤波,获得幅值特征(GMMs)<sup>[20]</sup>;对幅值图像进行 LATDP<sup>2</sup> 运算,提取三值微分特征 LGATDUPs 和 LGATDLPs;分为  $m$  个子块,经分块直方图统计并串联得到两种模式下的级联直方图特征  $H_{up,u,v}$  和  $H_{low,u,v}$ ,即

$$H_{up,u,v} = (h_{up,0,0,0}, \dots, h_{up,0,0,i}, \dots, h_{up,u,v,0}, \dots, h_{up,u,v,i}), \quad (10)$$

$$H_{low,u,v} = (h_{low,0,0,0}, \dots, h_{low,0,0,i}, \dots, h_{low,u,v,0}, \dots, h_{low,u,v,i}), \quad (11)$$

式中  $h_{up,u,v,i} = (h_{up,0^\circ,u,v,i}, h_{up,45^\circ,u,v,i}, h_{up,90^\circ,u,v,i}, h_{up,135^\circ,u,v,i})$ ,

$h_{low,u,v,i} = (h_{low,0^\circ,u,v,i}, h_{low,45^\circ,u,v,i}, h_{low,90^\circ,u,v,i}, h_{low,135^\circ,u,v,i}), i = 0, 1, \dots, m - 1$ 。

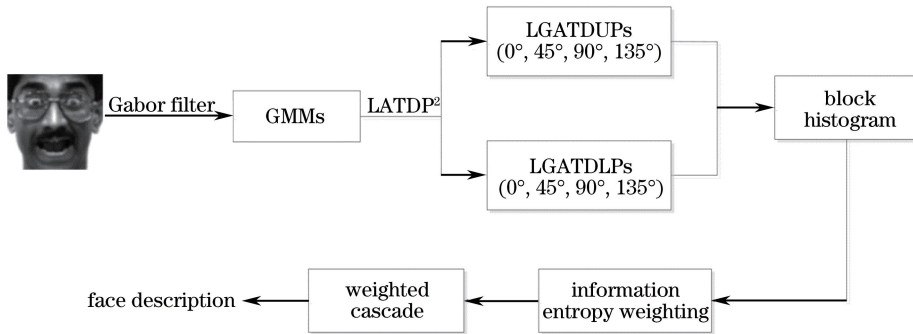


图 3 LGATDP<sup>2</sup> 方法的人脸特征提取流程图

Fig. 3 Flow chart of face feature extraction by LGATDP<sup>2</sup> method

考虑到不同区域对识别率的贡献程度不同,选择使用信息熵方法计算权重。首先,计算区域  $i$  的信息熵  $E_{U,i}$ ,即

$$E_{U,i} = - \sum_{j=0}^{n-1} P_{j,i} \ln p_{j,i}, \quad (12)$$

式中  $P_{j,i} = \frac{\sum T\{f(x,y)=j\}}{\sum_{j=0}^{n-1} \sum T\{f(x,y)=j\}}$ , 其中  $j$  为特征分量,  $i = 0, 1, \dots, m - 1$ ,  $T(x) = \begin{cases} 1, & \text{true} \\ 0, & \text{false} \end{cases}$ 。然后计算区域

$i$  占总信息熵的比重  $\omega_{up,i}$  为

$$\omega_{up,i} = E_{U,i}/E_U, \quad (13)$$

式中  $E_U = \sum_{i=0}^{m-1} E_{U,i}$ 。

利用同样的方法计算区域  $i$  下低模式比重  $\omega_{low,i}$  和高低两种模式所占的总比重  $\lambda_1, \lambda_2$ , 对直方图进行信息熵加权后得到特征向量  $\mathbf{H}_{u,v}$ , 即

$$\mathbf{H}_{u,v} = [\lambda_1 (\omega_{up,0,0,0} h_{up,0,0,0} \cdots \omega_{up,u,v,i} h_{up,u,v,i}), \lambda_2 (\omega_{low,0,0,0} h_{low,0,0,0} \cdots \omega_{low,u,v,i} h_{low,u,v,i})]。 \quad (14)$$

## 5 仿真与分析

利用 ORL 和 Yale 标准数据库分别对 LATDP<sup>2</sup> 方法和 LGATDP<sup>2</sup> 方法进行人脸识别仿真, 邻域区域选择  $(P, R) = (8, 2)$ , 对图像边界像素的处理采用补零的方法, 其中  $P$  为周围像素点个数,  $R$  为邻域半径。识别过程采用  $\chi^2$  距离进行相似度匹配, 经最近邻分类器输出识别结果。

### 5.1 ORL 数据库仿真

ORL 数据库由 40 个不同年龄、性别和种族的人组成, 每人 10 幅人脸图像(包括表情姿态的变化和脸部饰物的遮挡等)<sup>[21]</sup>。选择第 1~8 幅图像作为训练样本, 其余图像作为测试样本, 以测试在表情、姿态和有遮挡物干扰下不同算法的识别效果。

仿真 1: 为了验证所提出的自适应阈值算子的有效性, 选择 LDP<sup>2</sup> 方法、LTDP<sup>2</sup> 方法和 LATDP<sup>2</sup> 方法进行仿真和对比分析, 仿真结果如图 4 所示。

仿真 2: 选择融合 Gabor 特征的二阶微分模式(LGDP<sup>2</sup>)方法和 LGATDP<sup>2</sup> 方法进行仿真, 仿真结果如图 5 所示。

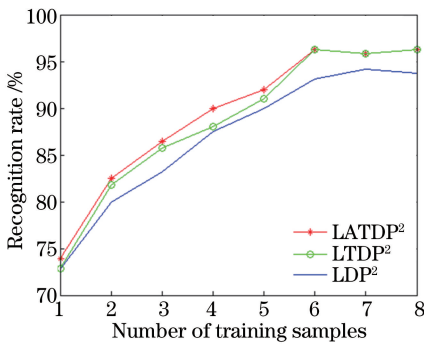


图 4 基于 ORL 数据库的 LDP<sup>2</sup> 方法、LTDP<sup>2</sup> 方法和 LATDP<sup>2</sup> 方法的识别率曲线

Fig. 4 Recognition rate curves of LDP<sup>2</sup>, LTDP<sup>2</sup> and LATDP<sup>2</sup> methods based on ORL database

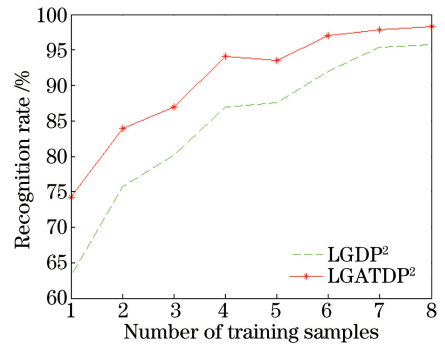


图 5 基于 ORL 数据库的 LGDP<sup>2</sup> 方法和 LGATDP<sup>2</sup> 方法的识别率曲线

Fig. 5 Recognition rate curves of LGDP<sup>2</sup> and LGATDP<sup>2</sup> methods based on ORL database

### 5.2 Yale 数据库仿真

Yale 数据库创建于耶鲁大学, 共包含 15 人, 每人 11 幅人脸图像, 含有复杂光照变化和面部表情变化, 其中光照变化是该数据库的一大特色。选择该数据库中第 1~10 幅图像作为训练样本, 其余图像作为测试样本, 以测试在复杂光照环境下不同算法的识别效果。

仿真 1: 选择 LDP<sup>2</sup> 方法、LTDP<sup>2</sup> 方法和 LATDP<sup>2</sup> 方法进行仿真和对比分析, 仿真结果如图 6 所示。

仿真 2: 选择 LGDP<sup>2</sup> 方法和 LGATDP<sup>2</sup> 方法进行仿真, 结果如图 7 所示。

由图 4、6 可知, LATDP<sup>2</sup> 方法与 LDP<sup>2</sup> 方法相比, 识别率得到较大提高; 与文献[3]方法相比, LATDP<sup>2</sup> 方法不仅提高了算法的普适性, 而且还提升了算法的抗干扰能力。所提出的算子具有 LTDP<sup>2</sup> 算法的优势, 可提取更多的细节特征, 增强算法的分类能力; 削弱 LDP 算子对中心像素的依赖, 提高算法对表情变化和遮挡物等干扰的稳健性, 对噪声等干扰也具有一定的抵抗力。由图 5、7 可知, LGATDP<sup>2</sup> 算法能够很好地结合 Gabor 特征和 LATDP<sup>2</sup> 特征的优势, 相对于 LGDP<sup>2</sup> 算法, LGATDP<sup>2</sup> 算法对光照变化具有更好的稳健性, 引入的信息熵计算区域权值的方法可以突出不同区域的贡献程度, 进一步提高了算法的识别率。



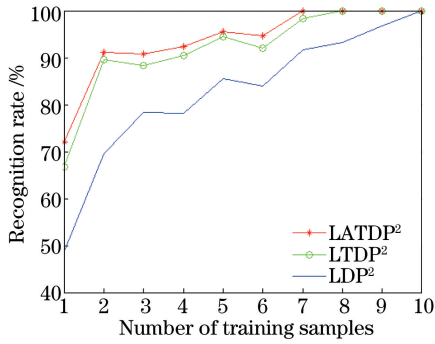


图 6 基于 Yale 数据库的 LDP<sup>2</sup> 方法、LTDP<sup>2</sup> 方法和 LATDP<sup>2</sup> 方法的识别率曲线

Fig. 6 Recognition rate curves of LDP<sup>2</sup>, LTDP<sup>2</sup> and LATDP<sup>2</sup> methods based on Yale database

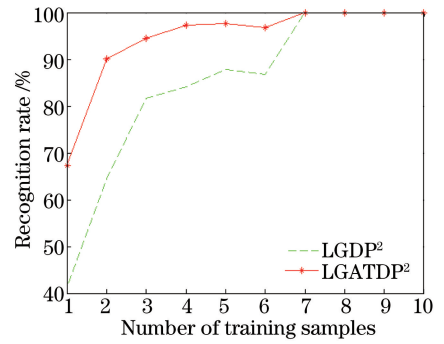


图 7 基于 Yale 数据库的 LGDP<sup>2</sup> 方法和 LGATDP<sup>2</sup> 方法的识别率曲线

Fig. 7 Recognition rate curves of LGDP<sup>2</sup> and LGATDP<sup>2</sup> methods based on Yale database

## 6 结 论

进一步改进 LTDP<sup>2</sup> 方法,提出了自适应阈值算子,提高了算法的通用性和运行效率,同时减弱了 LDP 算子对中心像素的依赖;该算法融入 Gabor 滤波,进一步增强了特征提取的能力,提高了系统在复杂光照环境下的识别率;对于特征向量的处理,采用信息熵计算区域权值的方法,提升了对不同区域的鉴别能力。仿真表明, LGATDP<sup>2</sup> 算法在光照、表情、姿态和遮挡物等干扰下均取得较好的识别效果,满足复杂环境下对人脸识别系统的要求。但是,该算法特征维数高、运行时间长,因此对图像进行有效分割、高效地提取人脸特征将成为下一步的工作重点。

## 参 考 文 献

- Zong Junbin. Face recognition algorithm based on Gabor wavelet coefficients fusion[D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2009: 24-25.  
宗君斌. 基于 Gabor 小波系数融合的人脸识别[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2009: 24-25.
- Ye Zhen, Bai Lin, Nian Yongjian. Hyperspectral image classification based on Gabor features and locality-preserving dimensionality reduction[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(10): 1028003.  
叶 珍, 白 璘, 粘永健. 基于 Gabor 特征与局部保护降维的高光谱图像分类[J]. 光学学报, 2016, 36(10): 1028003.
- Li Yaqian, Li Yingjie, Li Haibin, *et al.* Fusion of global and local various feature for facial expression recognition[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(5): 0515001.  
李雅倩, 李颖杰, 李海滨, 等. 融合全局和局部多样性特征的人脸表情识别[J]. 光学学报, 2014, 34(5): 0515001.
- Zhang B, Gao Y, Zhao S, *et al.* Local derivation pattern versus local binary pattern: face recognition with high-order local pattern descriptor[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(2): 533-544.
- Hui Xiaowei, Zhang Junyu, Lin Sen, *et al.* Application of improved local directional pattern in palm vein recognition[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(7): 071001.  
惠晓威, 张俊宇, 林 森, 等. 改进局部方向模式在掌脉识别中的应用[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(7): 071001.
- Qi Yongfeng, Huo Yuanlian. Face recognition method base local ternary derivation pattern [J]. Infrared and Laser Engineering, 2014, 43(2): 640-646.  
齐永锋, 火元莲. 基于局部三值微分模式的人脸识别方法[J]. 红外与激光工程, 2014, 43(2): 640-646.
- He Lin, Pan Jing, Pang Yanwei. Face recognition based on DCT and linear regression [J]. Application Research of Computers, 2012, 29(3): 1123-1126.  
何 林, 潘 静, 庞彦伟. 基于 DCT 和线性回归的人脸识别[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(3): 1123-1126.
- Jiang Yanxia, Tang Caihong, Wang Juan. Face recognition based on fusion of second-order local derivation pattern in Gabor characteristic [J]. Opto-Electronic Engineering, 2011, 38(10): 103-109.

- 江艳霞, 唐彩虹, 王 娟. 融合 Gabor 特征二阶局部导数模式的人脸识别[J]. 光电工程, 2011, 38(10): 103-109.
- 9 Sheng Jianhui, Fan Chunnian. Improved wavelet based illumination normalization algorithm for face recognition [J]. Journal of Liaoning Technical University (Natural Science), 2011, 30(6): 917-920.  
盛剑会, 范春年. 一种改进的基于小波的人脸图像光照归一化算法[J]. 辽宁工程技术大学学报(自然科学版), 2011, 30(6): 917-920.
- 10 Cheng Xuefeng, Li Shun, Long Fei. Face recognition of illumination invariant based on Log-Gabor filters and LBP [J]. Journal of Xiamen University (Natural Science), 2014, 53(3): 359-363.  
程雪峰, 李 顺, 龙 飞. 基于 Log-Gabor 滤波和 LBP 算子光照不变人脸识别方法[J]. 厦门大学学报(自然科学版), 2014, 53(3): 359-363.
- 11 Lu Jianyun. Research on face feature extraction algorithm based on Gabor wavelet and CS-LBP [D]. Chongqing: Chongqing University, 2010: 23-25.  
卢建云. 基于 Gabor 小波与 CS-LBP 的人脸特征提取算法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2010: 23-25.
- 12 Liu C, Wechsler H. Gabor feature based classification using the enhanced Fisher linear discriminate model for face recognition [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(4): 467-476.
- 13 Luo Fei, Wang Guoyin, Yang Yong. New approach for facial expression recognition based on Gabor features [J]. Computer Science, 2009, 36(1): 181-183.  
罗 飞, 王国胤, 杨 勇. 一种基于 Gabor 小波特征的人脸表情识别新方法[J]. 计算机科学, 2009, 36(1): 181-183.
- 14 Zhang W C, Shan S G, Gao W, *et al.* Local Gabor binary pattern histogram sequence (LGBPHS): a novel non-statistical model for face representation and recognition [C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2005: 8814854.
- 15 Deng Hongbo, Jin Lianwen. Facial expression recognition based on local Gabor filter bank and PCA+LDA [J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(2): 322-329.  
邓洪波, 金连文. 一种基于局部 Gabor 滤波器组及 PCA+LDA 的人脸表情识别方法[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(2): 322-329.
- 16 Li Weisheng, Wang Lidou, Zhou Lifang. Research on the local adaptive threshold ternary pattern for face recognition [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2014, 35(9): 2099-2103.  
李伟生, 王立逗, 周丽芳. 一种基于 LTP 自适应阈值的人脸识别方法[J]. 小型微型计算机系统, 2014, 35(9): 2099-2103.
- 17 Zhang Ying, Wang Yaonan. Gabor filter envelopes-based face recognition algorithm [J]. Journal of Image and Graphics, 2008, 13(12): 2314-2320.  
张 莹, 王耀南. 基于 Gabor 滤波器包络的人脸识别算法[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(12): 2314-2320.
- 18 Zhang Jun, Zhang Qizhi, Zhou Yali, *et al.* Face recognition based on local Gabor ternary patterns [J]. Journal of Beijing Information Science and Technology University, 2013, 28(2): 71-76.  
张 军, 张奇志, 周亚丽, 等. 基于局部 Gabor 三值模式的人脸识别[J]. 北京信息科技大学学报, 2013, 28(2): 71-76.
- 19 Li Yunhong, Yi Xin. Image denoising using wavelet packet transform based on correctional Wiener filtering [J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(21): 182-185.  
李云红, 伊 欣. 基于修正维纳滤波的小波包变换图像去噪[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(21): 182-185.
- 20 Zhou Lijian, Ma Yanyan, Sun Jie. Face recognition with adaptive local Gabor features based on energy [J]. Journal of Computer Applications, 2013, 33(3): 700-703.  
周立俭, 马妍妍, 孙 洁. 基于能量的自适应局部 Gabor 特征提取的人脸识别[J]. 计算机应用, 2013, 33(3): 700-703.
- 21 Duda R, Hart P, Stork D. Pattern classification [M]. 2<sup>nd</sup> ed. Beijing: Beijing Publishing House, 2001.