

基于改进梯度局部二值模式的人脸识别

杨恢先¹, 陈永^{1*}, 张翡¹, 周彤彤²

¹湘潭大学物理与光电工程学院, 湖南 湘潭 411105;

²湖南应用技术学院机电工程学院, 湖南 常德 415000

摘要 针对局部二值模式采样不充分和对随机噪声及非一致性光照敏感的问题, 提出一种改进梯度局部二值模式 (IGLBP) 的人脸描述方法。利用多半径和多方向的采样方式获取两组 $3 \text{ pixel} \times 3 \text{ pixel}$ 的子邻域, 其由 2 个半径 8 个方向的 16 个像素点组成; 再将其用梯度局部二值模式提取特征, 并将两组特征进行编码融合产生 IGLBP 值; 将得到的 IGLBP 特征进行分块和统计直方图得到人脸的特征向量, 并进行人脸的分类识别。在 CAS-PEAL 和 AR 人脸数据库的实验结果表明, 该方法能够有效地提取特征信息, 对人脸识别中的光照、表情、部分遮挡变化以及噪声等具有较好的稳健性。

关键词 图像处理; 人脸识别; 改进梯度局部二值模式; 直方图相交; Sobel 算子

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.061004

Face Recognition Based on Improved Gradient Local Binary Pattern

Yang Huixian¹, Chen Yong¹, Zhang Fei¹, Zhou Tongtong²

¹ School of Physics and Optoelectronics, Xiangtan University, Xiangtan, Hunan 411105, China;

² College of Mechanical and Electrical Engineering, Hunan Applied Technology University, Changde, Hunan 415000, China

Abstract Aiming at the problems of the insufficient sampling and sensitivity to random noise and non-uniform illumination of the local binary pattern, a face recognition method of the improved gradient local binary pattern (IGLBP) is proposed. Two groups of $3 \text{ pixel} \times 3 \text{ pixel}$ subneighborhood are obtained by the multi-radius and multi-direction sampling mode, including 16 pixels in two radii and eight directions. The features are extracted by the gradient local binary pattern, and then the two sets of them are encoded to produce IGLBP. Finally, the IGLBP feature is divided to get the feature vector of the face according to the block histogram, and it is used for classification and recognition. The experimental results of CAS-PEAL and AR face database show that the proposed algorithm can effectively extract the feature information, and it is robust to variations of the illumination, expression, partial occlusion and noise in face recognition.

Key words image processing; face recognition; improved gradient local binary pattern; histogram cross; Sobel operator

OCIS codes 100.2960; 100.4994; 100.5010

1 引言

随着科学技术的迅速发展, 人脸识别的研究者越来越多, 涌现的许多方法已广泛应用于生活中, 如个人身份认证、摄像监视系统、金融机构的门禁管理

以及公安侦察等。人脸识别主要包括特征信息提取和分类器设计, 作为其比较关键的一个环节, 如何有效获取人脸特征信息是人脸识别研究的重点^[1]。当前, 人脸特征的提取方法可分为全局法和局部法。其中, 全局人脸识别方法主要有基于主成分分析法

收稿日期: 2017-10-09; 收到修改稿日期: 2017-11-27

基金项目: 湖南省教育厅科学研究项目(15C1009)

作者简介: 杨恢先(1963—), 男, 硕士, 教授, 主要从事嵌入式系统应用、图形图像处理、计算机辅助设计方面的研究。

E-mail: yanghx@xtu.edu.cn

* 通信联系人。E-mail: 279474385@qq.com

(PCA)^[2-3]和线性鉴别分析法(LDA)^[4]两种。

经典局部人脸识别方法有基于局部二值模式(LBP)^[5-7]、局部方向模式(LDP)^[8-9]和 Gabor 小波变换^[10-13]等。LBP 是由 Ojala 等^[5]在 1996 年构造出的雏形,其能快速且较为准确地提取图像的纹理特征。为了减少 LBP 数据维度,文献^[6]对 LBP 进行改进并提出中心对称局部二值模式(CSLBP),改进后其特征维度只有 LBP 的 1/2。虽然 LBP 准确提取图像的特征信息的速度较快,但其只提取邻域上各个像素点与中心像素点之间的差值信息,使其存在对非一致性光照和随机噪声比较敏感的缺点。针对此问题,Jabid 等^[8]提出了 LDP,利用 Kirsch 模板与图像做卷积运算以获取邻域内 8 个方向局部边界强度信息,其提取到的相对稳定信息能够在一定程度上解决 LBP 对非一致性光照和随机噪声比较敏感的问题,但其通过对 8 个方向的模板做卷积运算提取的特征信息,存在着算法的执行速度较慢的问题。每一种特征提取方式都有其优缺点,为了获得更多的优点,文献^[11]中把 Gabor 滤波和局部二值模式相结合得到局部 Gabor 二值方法(LGBP),Gabor 滤波是一种多尺度变换使图像样本得到了扩充,能够在人脸识别上取得不错的效果,但其是以 Gabor 变换得到大量的特征图,在处理这些特征图时比较耗时。针对 LBP 对随机噪声和非一致性光照比较敏感以及特征信息提取不够充分的缺点,本文提出一种改进梯度局部二值模式,从多条径线进行采样,利用梯度局部二值模式(GLBP)的方式对采样得到的两个尺度的邻域进行计算,将其 GLBP 编码值进行融合得到改进梯度局部二值模式(IGLBP)编码值,再将整个图像的编码值(特征图)进行一系列处理得到特征向量,最后对特征向量用分类器进行识别。

2 基本原理

2.1 对 LBP 和 Sobel 梯度算子的分析

LBP 表示局部纹理特征的具体描述是在一个半径为 R 的邻域内,选取圆心的像素点 g_c 作为中心像素点和圆周上的 P 个像素点作为采样点 g_i ($i=0, 1, \dots, P-1$),当采样点的灰度值大于等于中心像素点的灰度值时相应的编码位为 1,反之为 0。将所有采样点得到的 P 位二进制转为十进制,从而得到中心像素点 g_c 的 LBP 值,记作 $C_{LBPcode}$ 。

LBP 存在非一致性光照和随机噪声不稳健的缺陷,原因是当受到光照和噪声影响时,其计算的数据可能发生质的变化,即数据的符号发生改变而导致二进制编码发生质变,因而影响其提取的特征信息。而 Sobel 梯度算子^[14-15]是比较典型的一阶导数算子,其在边缘检测方面应用广泛。由于 Sobel 算子类似局部平均的计算,因此对噪声和光照有着良好的平滑滤波的效果,可以很好地消除噪声和光照的影响。受 Sobel 梯度算子启发提出了 GLBP 算子,分别用 4 个方向的 Sobel 模板(图 1)与图像进行卷积运算,运算结果 ≥ 0 时相应的编码位为 1,反之为 0,因此得到四位二进制 GLBP 编码,记作 $C_{GLBPcode}$ 。

$$(a) \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} (b) \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} (c) \begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \\ -2 & -1 & 0 \end{bmatrix} (d) \begin{bmatrix} 2 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & -2 \end{bmatrix}$$

图 1 Sobel 算子。(a)水平方向;(b)竖直方向;
(c) 45°方向;(d) 135°方向

Fig. 1 Sobel operator. (a) Horizontal direction;
(b) vertical direction; (c) 45° direction; (d) 135° direction

图 2 为 LBP 与 GLBP 的采样图和编码免图。图 2 中符号函数 $S(x)$ 为

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

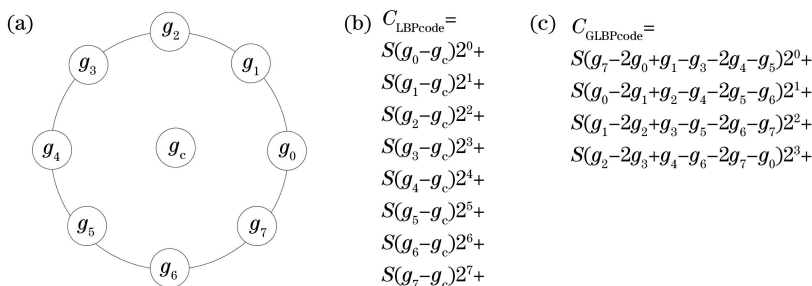


图 2 (a)采样点;(b) LBP 编码;(c) GLBP 编码

Fig. 2 (a) Sampling point; (b) LBP encoding; (c) GLBP encoding

由图 2(b)可知,LBP 提取的是邻域内单个像素点与中心像素点的差值信息,当某一个像素点发生改变,就可能使整个编码值变化。而图 2(c)中 GLBP 采用 Sobel 梯度算子计算,考虑到多个像素值之间的差值信息,在一定程度上减少了因环境因素变化而产生的影响,能够提取到相对更加稳定的纹理信息。

图 3 是 LBP 和 GLBP 对高斯噪声或非一致性光照的稳健性比较。图 3(a)、(b)分别表示原始图像块和对其加噪后的图像块。从两者的比较结果可以看出,融合了 Sobel 梯度算子的 GLBP 比单纯计算的两个像素点差值的 LBP 要稳定,且 GLBP 计算的是个方向的二值模式,因此其特征维数只有 LBP 的 1/2,可以减小计算的开销。

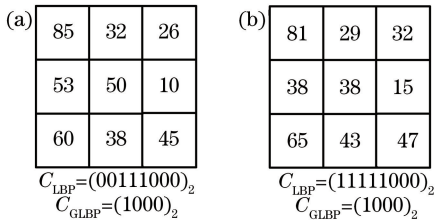


图 3 GLBP 与 LBP 的稳健性比较。(a)原始编码;(b)加噪编码

Fig. 3 Robustness of GLBP versus LBP.

(a) Original encoding; (b) noise encoding

原始 LBP 是在一个半径上提取特征,导致了 LBP 算子对图像的特征信息提取不够充分。图 4 (a)为通常情况下的 8 个像素点的多半径提取方式,其从不同半径圆形邻域上的像素点提取到更多的信息,但是 LBP 的采样点集中在 4 条虚线所表示的半径线上(采样半径的角度分别为 0° 和 180° 、 45° 和 225° 、 90° 和 270° 、 135° 和 315°),没有考虑到不同半径和方向所带有的纹理信息。针对这个问题,采用如图 4(b)所示的 8 条径线的双半径圆形邻域提取图像中的更多纹理信息(其内外采样半径的角度分

别为 0° 和 180° 、 22.5° 和 202.5° 、 45° 和 225° 、 67.5° 和 247.5° 、 90° 和 270° 、 112.5° 和 292.5° 、 135° 和 315° 、 157.5° 和 337.5°)。

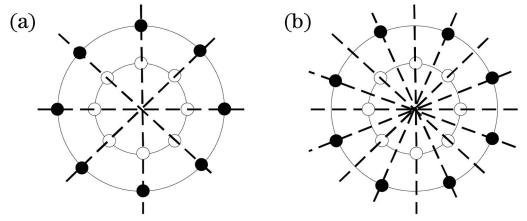


图 4 (a)传统的信息提取;(b)改进的信息提取

Fig. 4 (a) Traditional feature extraction;

(b) improved feature extraction

2.2 改进梯度局部二值模式

多半径、多方向采样方式和梯度局部二值模式融合,形成一种能够优势互补的特征提取算子 IGLBP。将 Sobel 梯度算子融入传统 LBP 算子中,不仅能够提取主要纹理信息,而且通过 Sobel 算子的平滑作用避免了不重要信息的干扰,表现出对光照和噪声更强的稳健性。不同半径能够提取到的人脸特征信息是不一样的,采用双半径的方式进行特征提取,使得提取的人脸信息更加充分。由于图像的不同方向上存在着不同的纹理细节,在多半径的基础上将传统 LBP 的 8 个方向增加到 16 个方向,通过不同方向上的纹理细节提取,使该算子获取了更加丰富的人脸细节信息。如图 5 所示,IGLBP 编码将图像中某个中心像素点 (i, j) 的 $5 \text{ pixel} \times 5 \text{ pixel}$ 邻域分别用半径 R 为 2 和 1 的采样分成两组 $\{M_i\}$ 和 $\{N_i\}$ ($i=0, 1, \dots, 7$),然后按照顺序将这两组像素点排列成两个 $3 \text{ pixel} \times 3 \text{ pixel}$ 子邻域,并分别计算 GLBP 特征,得到编码 M 和 N ,可以得到 IGLBP 编码:

$$C_{IGLBPcode} = M \times 16^1 + N \times 16^0, \quad (2)$$

式中 M 和 N 分别为 IGLBP 编码十六进制的高位、低

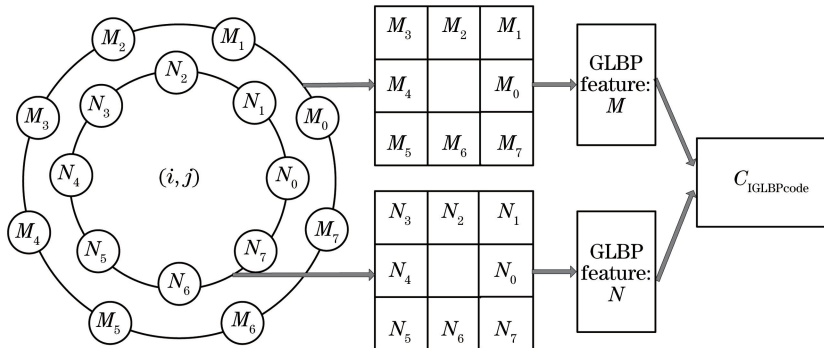


图 5 IGLBP 的编码过程
Fig. 5 IGLBP encoding process

位,其取值范围为0~15,则 $C_{\text{IGLBPcode}}$ 的模式有256种。

3 基于 IGLBP 的人脸识别

为了对人脸图像进行匹配识别,需要对其进行

预处理(裁剪),并基于 IGLBP 算子提取出人脸特征数据,再根据特征数据采用直方图相交^[16]的方式进行人脸分类识别,及计算识别率。图6为算法流程图。

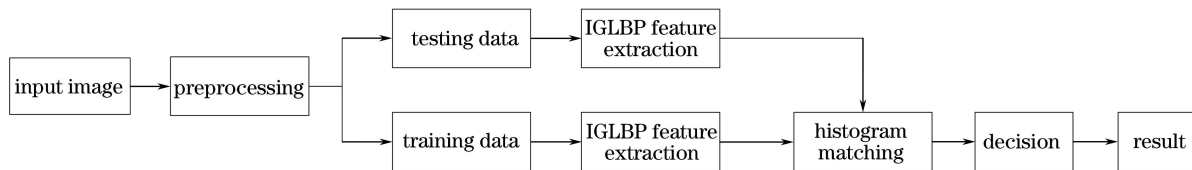


图6 算法流程图

Fig. 6 Flow chart of the proposed algorithm

3.1 IGLBP 特征提取

IGLBP 特征提取流程如图7所示。1)用 IGLBP 编码方式对整个人脸图像进行编码;2)对提取出来的人脸编码特征图进行分块处理;3)对分块

得到的每一块编码特征图进行直方图特征统计;4)将所有分块的直方图特征串联起来组成一维的 IGLBP 编码向量。

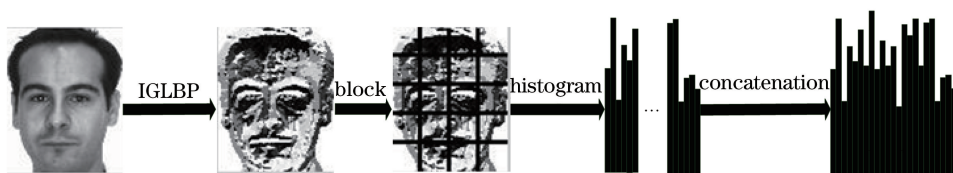


图7 IGLBP 特征提取流程

Fig. 7 Flow chart of IGLBP feature extraction

3.2 人脸匹配

在匹配过程中,计算出两张人脸图像特征向量 IGLBP 编码(即直方图序列)之间相交的距离来衡量两个人脸图像之间的相似度。直方图相交定义为

$$\text{Sim}(H_1, H_2) = \sum_{i=1}^n \min[h_1(i), h_2(i)], \quad (3)$$

式中 H_1 和 H_2 分别为两个图像的直方图序列, n 是每个直方图类的个数, $h_1(i)$ 、 $h_2(i)$ 分别为两个直方图中第 i 类的值。

4 实验结果与分析

4.1 评价方法和实验环境

采用识别率作为人脸匹配的测试评价指标,其计算方法为

$$C_{\text{RR}} = \frac{C}{U} \times 100\%, \quad (4)$$

式中 C 为正确匹配的次数, U 为匹配的总次数。

实验的仿真环境是 MatlabR2014a, Windows10 系统,CPU 为 Intel^(R) Core^(TM) E3-1231V3,主频为 3.4 GHz,内存为 8 GB。

4.2 人脸库的选取

实验在 AR^[17]、CAS-PEAL^[18]和 YALE 人脸库上进行,选择如图8~10所示的样本。

AR 人脸库包含 70 个男性和 56 个女性共计 4000 多幅的人脸图像,其中存在表情、光照和遮挡等变化。将原始的人脸图像裁剪成 120 pixel × 165 pixel 的分辨单元用于本次实验,将每个人的第一张人脸作为实验的训练样本。选取 AR 人脸图像库中 50 个男性和 50 个女性的 3 种变化组成 4 个测试集,每个测试集由 3 张人脸组成,分别为表情集、光照集、遮挡集 A(带眼镜)和遮挡集 B(带围巾)。其某个样本的人脸图像如图8所示。

CAS-PEAL 人脸库包含 595 个中国男性和 445 个中国女性共计 99450 幅人脸图像,其中存在背景、光照、饰物、表情和姿态等变化。将原始的人脸图像裁剪成 100 pixel × 100 pixel 的分辨单元用于本次实验,随机选取 200 人用作实验,训练样本为一张正面人脸,在饰物、背景和表情变化上组成 3 个测试集,且每个测试集由 2 张人脸组成,其中某个样本的人脸图像如图9所示。

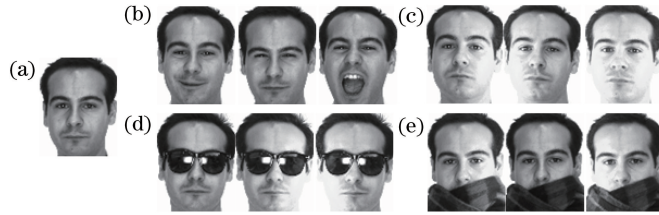


图 8 (a) 训练样本; (b) AR 表情集; (c) AR 光照集; (d) AR 遮挡 A 集; (e) AR 遮挡 B 集

Fig. 8 (a) Training sample; (b) AR expression subset; (c) AR illumination subset; (d) AR partial occlusion subset A; (e) AR partial occlusion subset B

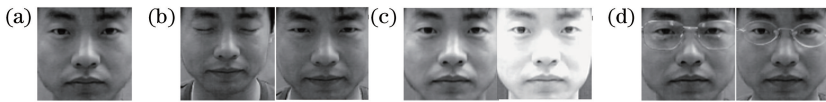


图 9 (a) 训练样本; (b) CAS-PEAL 表情集; (c) CAS-PEAL 背景集; (d) CAS-PEAL 饰物集

Fig. 9 (a) Training sample; (b) CAS-PEAL expression subset; (c) CAS-PEAL background subset; (d) CAS-PEAL accessory subset

YALE 人脸库包含 15 人, 每人 11 幅共计 165 幅正面人脸图像, 其中存在表情、光照、遮挡等变化。将原始的人脸图像裁剪成 $100 \text{ pixel} \times 100 \text{ pixel}$ 的

分辨单元用于本次实验, 随机选取每个人 2~5 幅图像作为本次实验的训练样本, 其余图像作为测试样本。其中某个样本的人脸图像如图 10 所示。



图 10 YALE 人脸库

Fig. 10 YALE face library

4.3 IGLBP 算法与其他典型算法识别率对比

不同算法识别率对比实验分别在 AR、CAS-PEAL 和 YALE 人脸库中进行。IGLBP 算法分别与 LBP 算法^[5]、LDP 算法^[8]、CSLBP 算法^[6] 和 LGBP 算法^[11] 进行比较。仿真结果如表 1~3 所示。

表 1 不同算法在 AR 人脸库上的识别率

Table 1 Recognition rate on AR database of different algorithms %

Algorithm	Facial expression subset	Illumination subset	Partial occlusion subset A	Partial occlusion subset B
LBP	93.33	92.33	91.67	72.67
LDP	96.33	93.00	90.00	71.67
CSLBP	96.67	95.00	87.67	73.00
LGBP	94.67	99.00	94.33	90.33
IGLBP	99.67	99.00	98.67	94.33

由表 1~3 可知, IGLBP 算法的识别率高于其他算法。LBP 算法提取邻域上像素点与中心像素点之间的差值信息, 当环境因素发生变化时, 其识别效果会变差。CSLBP 算法计算的是邻域中以中心像素点为中心的单个像素值之间的差值信息, 存在

表 2 不同算法在 CAS-PEAL 人脸库上的识别率

Table 2 Recognition rate on CAS-PEAL database of different algorithms %

Algorithm	Background subset	Expression subset	Accessory subset
LBP	91.00	89.00	91.00
LDP	97.33	95.00	86.00
CSLBP	93.25	87.25	90.25
LGBP	97.52	91.25	93.00
IGLBP	99.75	96.25	97.00

着特征提取不完善的问题。LGBP 算法通过 Gabor 变换将图像的样本进行扩充后, 可以有效提取到更多的局部特征信息, 因此其识别率有着不俗的表现, 但样本扩充导致其特征维数较大和计算较复杂的问题。LDP 算法是为解决 LBP 的缺陷提出来的, 有着不错的识别效果, 但其在 8 个方向做模板卷积运算时存在特征提取时间过长的问题。IGLBP 算法是一种在更大范围、更充分地提取相对更稳定的特征信息的方法, 通过利用不同尺度圆形邻域多条径线上的邻域像素点, 并采用相对稳定的 GLBP 算子进行计算, 能有效地挖掘人脸图像特征信息, 提高人脸识别能力。在光照、表情、部分遮挡变化等情况

下,IGLBP 算法取得了较高的识别效果,相对其他传统算法,其结果更加稳定,因此具有较好的稳健性。

表 3 不同算法在 YALE 人脸库上的识别率

Table 3 Recognition rate on YALE database of different algorithms %

Algorithm	Number of sample			
	2	3	4	5
LBP	73.25	77.66	78.00	78.33
LDP	78.00	81.75	82.34	84.75
CSLBP	79.37	82.06	83.00	85.72
LGBP	85.32	90.09	92.33	93.25
IGLBP	86.61	92.05	93.57	94.53

4.4 噪声稳健性实验

为了验证算法的抗噪性能,在 CAS-PEAL 人脸

表 4 加入不同方差的高斯噪声后,不同算法在 CAS-PEAL 背景集人脸库上的实验结果

Table 4 Results on CAS-PEAL background subset of different algorithms after adding different variances of Gaussian noise %

Algorithm	$\sigma=0$	$\sigma=0.0001$	$\sigma=0.0002$	$\sigma=0.0003$	$\sigma=0.0004$	δ
LBP	91.00	36.25	16.00	9.25	6.75	92.58
LDP	97.33	95.00	93.25	90.50	87.75	9.84
CSLBP	93.25	90.25	83.52	76.25	65.25	30.03
LGBP	97.52	96.25	95.75	94.00	93.25	4.38
IGLBP	99.75	99.50	99.25	99.00	98.50	1.25

表 5 加入不同方差的高斯噪声后,不同算法在 CAS-PEAL 表情集人脸库上的实验结果

Table 5 Results on CAS-PEAL expression subset of different algorithms after adding different variances of Gaussian noise %

Algorithm	$\sigma=0$	$\sigma=0.0001$	$\sigma=0.0002$	$\sigma=0.0003$	$\sigma=0.0004$	δ
LBP	89.00	28.50	13.50	7.25	6.25	92.98
LDP	95.00	91.25	87.25	82.98	78.00	17.89
CSLBP	87.25	83.50	79.25	74.75	63.25	27.51
LGBP	91.25	90.50	89.00	88.50	86.75	4.93
IGLBP	96.25	92.50	92.00	91.25	90.75	5.71

表 6 加入不同方差的高斯噪声后,不同算法在 CAS-PEAL 饰物集人脸库上的实验结果

Table 6 Results on CAS-PEAL accessory subset of different algorithms after adding different variances of Gaussian noise %

Algorithm	$\sigma=0$	$\sigma=0.0001$	$\sigma=0.0002$	$\sigma=0.0003$	$\sigma=0.0004$	δ
LBP	91.00	26.25	14.00	8.50	6.50	92.86
LDP	86.00	83.50	79.25	74.75	71.67	16.66
CSLBP	90.25	97.25	81.00	74.75	63.00	30.19
LGBP	93.00	91.25	90.50	89.75	87.65	5.75
IGLBP	97.00	94.75	94.50	93.50	92.75	4.90

由实验结果可知,加入高斯噪声后,各算法的识别率均开始下降。其中,下降最大的是 LBP 算法,故该算法提取的人脸特征抗噪性能最差。LDP 算法是为了解决 LBP 算法对噪声比较敏感的问题而提出来的,其抗噪能力较强。CSLBP 算法计算的是中

库各子集上进行加入噪声的实验,采用高斯白噪声作为实验的噪声模型,将均值设置为 0,并将归一化方差 σ 分别设为 0.0001,0.0002,0.0003,0.0004。选取标准正面人脸作为训练样本且不加高斯噪声,选取背景集、表情集和饰物集 3 个测试集,并对这些测试集加入高斯噪声,在重复 50 次实验后取均值作为识别率。为了说明算法对噪声的稳健性,采用 δ 描述识别率下降的快慢程度:

$$\delta = \frac{a-b}{a} \times 100\%, \quad (5)$$

式中 a 为没有加入高斯噪声的识别率, b 为加入高斯噪声后的识别率, δ 为识别率下降的快慢程度。其值越小表示抗噪性能越好,反之越差。各算法加入噪声后的识别率及抗噪性能如表 4~6 所示。

心对称的两个像素点的差值信息,其对噪声的稳健性高于 LBP 算法。LGBP 算法通过扩充样本能够提取到更多的特征信息,同时在抗噪性能方面也表现不错。当高斯白噪声归一化方差增加到 0.0004 时,LGBP 算法在 CAS-PEAL 背景集、表情集和饰

物集中的 δ 分别为 1.25%、5.71% 和 4.9%，明显低于大部分其他对比算法。IGLBP 算法成功地引入了 Sobel 梯度算子具有类似局部平均的运算，能够对噪声产生平滑的效果，因此其抗噪声的能力优于其他几种人脸识别算法。

4.5 算法复杂度分析

为了对比各算法的复杂度，以 YALE 人脸库作为复杂度测试人脸库，实验中随机选取一张人脸作为训练集，其他人脸作为测试集，计算每个算法完成一张人脸图像的识别所需要的平均时间为

$$t = T_1 + T_2, \quad (6)$$

式中 T_1 为对一张图像进行特征提取的平均时间， T_2 为对一张测试样本与每个人的一张训练样本进行匹配的时间。每个算法在 YALE 人脸库的特征维数和平均耗时如表 7 所示。

表 7 不同算法在 YALE 人脸库的特征维数和平均耗时

Table 7 Feature dimensions and average time of different algorithms on YALE database

Algorithm	Feature dimension	T_1 /ms	T_2 /ms
LBP	16384	30.3	23.2
LDP	16384	439.1	22.9
CSLBP	1024	23.6	2.5
LGBP	655360	883.5	102.6
IGLBP	16384	94.5	23.0

在算法的时间复杂度方面，LBP 算法计算周围邻域与中心像素的差值，需要进行 8 次差运算；LDP 算法用 Kirsch 模板计算图像在 8 个方向上的强度，需要进行 8 次卷积运算；CSLBP 算法计算 4 个方向的差值，需要进行 4 次差运算；LGBP 算法采用 Gabor 变换在 5 个尺度、8 个方向生成 40 个子图，需要进行 40 次高斯卷积运算；IGLBP 算法用 Sobel 算子提取 4 个方向的梯度，需要进行 4 次卷积运算，4 次差运算。虽然在表 7 中 IGLBP 算法的特征提取时间要大于 LBP 和 CSLBP 算法，但是 IGLBP 算法通过引入 Sobel 算子提取到更多的纹理信息，在识别率上有着较大的优势。通过实验可知，总体上 IGLBP 算法优于其他方法。

5 结 论

提出一种改进梯度局部二值模式的人脸识别方法。针对传统的 LBP 算法中多半径采样方式采样不充分的问题提出了一个改进的采样方式，其不仅从多个半径上提取人脸特征信息，而且还从多个方向上提取人脸特征信息，利用了不同半径和不同方向的纹理信息能有效地增强人脸特征的代表能力。

针对传统的 LBP 算法对随机噪声和非一致性光照比较敏感的问题，利用 Sobel 梯度算子对光照和噪声有类似平滑的效果，提出了 GLBP 算子，能够提取到对环境变化表现更稳定的纹理信息。实验表明：相比于 LBP、CSLBP、LDP 和 LGBP 算法，IGLBP 算法能更好地提取分类信息，在人脸识别实验中有着不错的识别率，且在抗噪方面也有着不俗的效果。

参 考 文 献

- [1] Bowyer K W. Face recognition technology: security versus privacy [J]. IEEE Technology & Society Magazine, 2004, 23(1): 9-19.
- [2] Li J D, Chen Z X, Liu C Y. Low-resolution face recognition based on blocking CS-LBP and weighted PCA algorithm [J]. Journal of Optoelectronics · Lasers, 2016, 27(2): 210-216.
李嘉岷, 陈振学, 刘成云. 分块 CS-LBP 和加权 PCA 的低分辨率人脸识别 [J]. 光电子·激光, 2016, 27(2): 210-216.
- [3] Cheng L Y, Mi G Y, Li S, *et al.* Quality diagnosis of joints in laser brazing based on principal component analysis-support vector machine model [J]. Chinese Journal of Lasers, 2017, 44(3): 0302004.
程力勇, 米高阳, 黎硕, 等. 基于主成分分析-支持向量机模型的激光钎焊接头质量诊断 [J]. 中国激光, 2017, 44(3): 0302004.
- [4] Huang W, Wang X H, Jiang Y Z. Linear discriminant analysis method based on column for face recognition [J]. Computer Engineering and Applications, 2017, 53(13): 211-215.
黄伟, 王晓辉, 江玉珍. 基于列最近邻的线性鉴别分析方法及应用 [J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(13): 211-215.
- [5] Ojala T, Pietikäinen M, Harwood D. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions [J]. Pattern Recognition, 1996, 29(1): 51-59.
- [6] Heikkilä M, Pietikäinen M, Schmid C. Description of interest regions with local binary patterns [J]. Pattern Recognition, 2009, 42(3): 425-436.
- [7] Zhou X, Cao L. The sketch face recognition combining with AdaBoost and blocking LBP [J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(1): 50-58.
周汐, 曹林. 分块 LBP 的素描人脸识别 [J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(1): 50-58.
- [8] Jabid T, Kabir M H, Chae O. Local directional

- pattern (LDP) for face recognition[J]. International Journal of Innovative Computing, Information and Control, 2010, 8(4): 2423-2437.
- [9] Wu D, Tang Y Q, Lin G H, *et al.* Roboust face recognition based on significance local directional pattern and deep learning [J]. Journal of Optoelectronics • Lasers, 2016, 27(6): 655-661.
吴迪, 唐勇奇, 林国汉, 等. 基于显著性局部定向模式和深度学习的鲁棒人脸识别[J]. 光电子·激光, 2016, 27(6): 655-661.
- [10] Yang P, Shan S, Gao W, *et al.* Face recognition using ada-boosted gabor features[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, 2004: 356-361.
- [11] 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]// Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision, 2005: 786-791.
- [12] Ye Z, Bai L, Nian Y J. Hyperspectral image classification algorithm based on Gabor feature and locality-preserving dimensionality reduction[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(10): 1028003.
叶珍, 白麟, 粘永健. 基于 Gabor 特征与局部保护降维的高光谱图像分类算法[J]. 光学学报, 2016, 36(10): 1028003.
- [13] Lin S, Xu T Y, Wang Y. Palm vein recognition based on Gabor wavelet and NBP algorithm [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(5): 051002.
林森, 徐天扬, 王颖. 基于 Gabor 小波和 NBP 算法的手掌静脉识别[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(5): 051002.
- [14] Song R, Zhang H X, Wu Y B, *et al.* Image edge detection algorithm for laser active imaging[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(8): 081007.
宋睿, 张合新, 吴玉彬, 等. 激光主动成像图像边缘检测算法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(8): 081007.
- [15] Li Y Y, Zhang Z Y, Yuan L. Extraction of point cloud normal vector based on circumcircle method [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2014, 51(6): 061205.
李莹莹, 张志毅, 袁林. 基于外接圆方法的点云法向量提取[J]. 激光与光电子学进展, 2014, 51(6): 061205.
- [16] Zhang W C, Shan S G, Qing L Y, *et al.* Are Gabor phases really useless for face recognition?[J]. Pattern Analysis & Applications, 2009, 12(3): 301-307.
- [17] Martínez A, Benavente R. The AR face database [R]. Indiana: Purdue University, 1998.
- [18] Gao W, Cao B, Shan S G, *et al.* CAS-PEAL large-scale Chinese face database and evaluation protocols [J]. Technique Report No. JDL-TR_04_FR_001, Joint Research & Development Laboratory, CAS, 2004.