

[文章编号] 1007-7405(2017)05-0065-08

# 基于 FS-LBP 特征的人脸活体检测方法

吴继鹏<sup>1,2</sup>, 蔡国榕<sup>1,3</sup>, 陈水利<sup>1,4</sup>, 吴云东<sup>1,3</sup>

(1. 厦门市无人机遥感应用工程技术研究中心, 福建 厦门 361021; 2. 集美大学理学院, 福建 厦门 361021;  
3. 集美大学计算机工程学院, 福建 厦门 361021; 4. 集美大学诚毅学院, 福建 厦门 361021)

[摘要] 针对人脸识别系统无法识别人脸图像是否来自真人的问题, 首先改进了傅里叶频谱(Fourier spectrum, FS)特征的人脸活体检测方法, 并验证了局部二值模式(local binary pattern, LBP)特征和灰度共生矩阵(gray-level co-occurrence matrix, GLCM)特征人脸活体检测性能。在此基础上, 提出了融合 LBP 特征的 FS-LBP 特征人脸活体检测算法。实验结果表明, 提出的 FS-LBP 特征在多数数据库的混合数据的准确率高达 83.17%, 更优于多尺度局部二值模式(multiscale local binary pattern, MSLBP)特征。

[关键词] 人脸识别; 傅里叶频谱; 局部二值模式; 灰度共生矩阵; 活体检测  
[中图分类号] TP 391

## Face Anti-Spoofing Based on FS-LBP Features

WU Jipeng<sup>1,2</sup>, CAI Guorong<sup>1,3</sup>, CHEN Shuili<sup>1,4</sup>, WU Yundong<sup>1,3</sup>

(1. Xiamen Unmanned Aerial Vehicle Remote Sensing Application Engineering Technology Research Center, Xiamen 361021, China; 2. School of Science, Jimei University, Xiamen 361021, China;  
3. School of Computer Engineering, Jimei University, Xiamen 361021, China;  
4. Chengyi University College, Jimei University, Xiamen 361021, China)

**Abstract:** For the face recognition system, it is difficult to recognize whether the human face image comes from a real person. Firstly, FS feature method was improved, and LBP feature method and GLCM feature method for face antispoofing were discussed respectively. Furthermore, two feature fusion techniques were presented based on FS feature and LBP feature, that is FS-LBP method. Experimental results showed that the accuracy of FS-LBP proposed in this paper is 83.17% higher than that of MSLBP.

**Keywords:** face recognition; Fourier spectrum; local binary pattern; GLCM; anti-spoofing

## 0 引言

人脸识别技术<sup>[1-2]</sup>是一种稳定性好、精度高、使用方便的生物识别技术, 近年来已经取得很大进展, 并得到了广泛的应用。但人脸识别技术频繁受到假冒攻击<sup>[3]</sup>, 存在诸多安全隐患。假冒攻击的多样性也使得人脸识别研究面临着巨大挑战。在抵抗假冒攻击上, 活体检测具有显著的效果, 它对样本是否具有生命特征进行了辨识。针对不同的攻击方式, 活体检测算法也有所不同, 而基于纹理特征的活体检测算法<sup>[4]</sup>认为同一设备采集的伪造人脸与真实人脸相比存在细节差异或者丢失, 而细节上

[收稿日期] 2017-02-22

[修回日期] 2017-04-28

[基金项目] 福建省科技计划重点项目(2014H0034); 福建省自然科学基金项目(2016J01310, 2016J01309)

[作者简介] 吴继鹏(1991—), 男, 硕士生, 从事人脸识别、机器学习研究。通信作者: 蔡国榕(1979—), 男, 副教授, 博士, 硕导, 从事计算机视觉、机器学习研究, E-mail: guorongcai.jmu@gmail.com。

的差异就会导致图像纹理上的差异。伪造人脸图像通过真实人脸图像加工而成。以 ipad 攻击人脸为例, 伪造人脸图像通过图像采集设备二次采集 ipad 上的图像, 至少在 2 个细节上存在差异: 一是图像采集设备二次成像, 不可能将 ipad 上的图像细节完全捕捉; 二是在采集过程中, 与真实人脸图像相比, 伪造人脸图像不可避免会存在人脸变形、图像局部高光等差异。因此, 同真实人脸图像相比, 伪造人脸图像在加工过程中容易丢失细节信息。

Li 等<sup>[5]</sup>提出了通过傅里叶频谱 (Fourier spectrum, FS) 分析的方法来确定人脸图像的真伪。该方法基于 2 条准则: 1) 真实人脸尺寸大于人脸照片的尺寸, 并且人脸照片是 2D 的, 所以伪造人脸图像的高频分量要低于真实人脸图像的; 2) 伪造的人脸在时间上不存在局部运动, 因此伪造人脸在时域上频域变换较少。因此, 本文通过二维傅里叶变换将图像转换到频域上来判别真伪人脸图像。针对输入图像, 隔几帧选取一帧图片作为训练集, 计算每一帧图片的高频描述子, 并求得高频描述子能量值的标准差, 用来区分活体人脸图像的伪造人脸图像, 但基于全局特征的傅里叶描述子检测性能较差。Kim 等<sup>[6]</sup>提出了基于频率特征的提取方法: 第一, 对输入的人脸图像进行人脸检测, 获得人脸区域的图像, 并将图像大小标准化为  $64 \times 64$ ; 第二, 计算图像的二维离散傅里叶变换并统计直方图后连成一维的特征向量。

Anjos 等<sup>[7]</sup>在分析了真伪人脸差异性的基础上, 加入时域信息, 提出了三正交平面的局部二值模式 (local binary pattern from three orthogonal planes, LBP-TOP)<sup>[8-9]</sup>描述子, LBP-TOP 基于 3 个正交平面 ( $XY$  方向、 $XT$  方向、 $YT$  方向) 交叉的中心像素点。首先对人脸图像灰度化, 并将图像大小标准化为  $64 \times 64$ , 对每一个平面都计算局部二值模式 (local binary pattern, LBP) 特征, 且在不同的 RT 条件下计算  $XT$  和  $YT$  方向的特征, 直方图统计后链接成一个一维的特征, 并通过支持向量机 (support vector machine, SVM) 分类判别。Jukka 等<sup>[10]</sup>提出了基于多尺度局部二值模式 (multiscale local binary pattern, MSLBP)<sup>[11]</sup>特征的人脸活体检测算法, 该方法首先从图像提取出多尺度和多区域的 LBP 特征, 组成一个 833 维的新向量, 并结合 SVM<sup>[12]</sup>进行分类判别。该方法简单, 并取得很好的人脸活体检测效果。但 MSLBP 特征的方法纬度较大, 时间复杂度高。

人脸活体检测的目的是准确判断出呈现在人脸认证系统中的人脸是合法用户还是伪造合法用户。针对这一点, 本文在前人的研究基础上, 改进了 FS 特征的人脸活体检测算法, 并结合 LBP 特征<sup>[13-16]</sup>, 提出了融合 FS 特征和 LBP 特征的描述子, 最后通过 SVM 的方法验证人脸活体检测性能。

## 1 融合 FS 和 LBP 的纹理特征提取

### 1.1 FS 特征提取

当人脸检测系统受到照片或者视频攻击的时候, 假定伪造人脸图片的高频信息要低于活体人脸的, 且伪造人脸图片是 2 维平面的, 因此, 伪造人脸图像的功率谱标准差要低于活体人脸图像的。

令  $f(x, y)$  表示大小为  $M \times N$  人脸图像, 其中  $x = 0, 1, 2, \dots, M - 1; y = 0, 1, 2, \dots, N - 1$ 。  $f$  的二维离散傅里叶变换可表示成  $F(u, v)$ ,

$$F(u, v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} [f(x, y) e^{-j2\pi(ux/M+vy/N)}], \tag{1}$$

其中  $u = 0, 1, 2, \dots, M - 1, v = 0, 1, 2, \dots, N - 1$ 。

令  $R(u, v)$  和  $I(u, v)$  分别表示  $F(u, v)$  的实部和虚部, 则  $F(u, v)$  的幅度定义为:

$$|F(u, v)| = [R^2(u, v) + I^2(u, v)]^{1/2}, \tag{2}$$

则频谱图的功率谱  $P(u, v)$  定义为幅度  $|F(u, v)|$  的平方:

$$P(u, v) = |F(u, v)|^2. \tag{3}$$

本文在研究 Jain 等人的 FS 分析法的基础上, 引入分块子空间的方法, 提出了 FS 特征的人脸活体检测法。该方法将 FS 图均分成若干个子块 (见图 1), 求得每一个子块内图像的平均能量值, 接着

将每一个子区域图像内的平均能量值归一化, 并级联成一个全局 FS 特征向量。

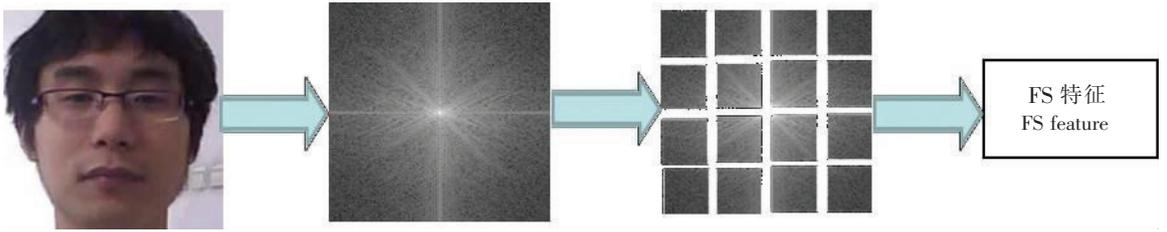


图 1 FS 图分块

Fig.1 The block of FS

设每一个子块图像大小为  $m \times n$ , 则子区域的平均能量值为

$$P = \sqrt{P(u,v)} / (m \times n), \tag{4}$$

其中:  $u = 0, 1, 2, \dots, m - 1$ ;  $v = 0, 1, 2, \dots, n - 1$ 。

假定伪造人脸图像的高频信息低于活体人脸图像的, 真伪人脸图像在频谱图局部区域的能量值有所差别, 尤其是在频谱图的边角和中心位置。因此, 提取频谱图局部区域特征并进行人脸活体检测, 也是一个较好的研究方向。但是, 随着人脸照片采集设备不断增加, 不同照片像素不一, 伪造人脸图像的高频信息不一定会低于活体人脸图像的。故随着人脸活体检测数量的增加, 频谱特征的活体检测准确率会不断下降。基于此特性, 本文引入了 LBP 特征, 提出了 FS 特征和 LBP 特征结合的人脸活体检测描述子。

### 1.2 基于 FS 和 LBP 的融合特征

在使用 LBP 特征的人脸活体检测中, 一般不使用 LBP 值直接作为特征向量用于分类识别, 而是使用 LBP 值的统计直方图作为特征向量用于分类识别<sup>[17-18]</sup>。因为 LBP 值与位置信息紧密相关, 若直接提取 LBP 值作为特征向量进行判别分析, 会由于位置信息不匹配而产生很大的误差。

设  $c$  为像素点, 令  $g_c$  为像素点的灰度值,  $g_p$  为  $c$  的领域点灰度值 ( $p = 0, 1, 2, \dots, 8$ ), 则 LBP 值定义为:

$$LBP_p = \sum_{p=0}^8 [s(g_p - g_c)2^p], \tag{5}$$

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0, \\ 0, & x < 0. \end{cases} \tag{6}$$

本文将人脸图像划分成若干子区域, 对每个子区域内像素求 LBP 值, 然后在每个子区域求 LBP 值的统计直方图 (即每个 LBP 值出现的概率), 再将每一个子区域的 LBP 值的统计直方图级联成一个特征向量, 即得到人脸图像的 LBP 特征向量。

LBP 算子采用 LBP 直方图来描述纹理特征, 特征维数大, 给计算带来很大麻烦。采用特征降维的方法又难以避免纹理特征损失。因此, 如何有效降低维数, 又能取得良好的人脸活体检测率<sup>[19]</sup>, 是 LBP 特征的一个重要研究方向。

本文提出了 FS 特征和 LBP 特征融合的方法, 将 81 维的 FS 特征与 128 维的 LBP 特征级联成新的 209 维的 FS-LBP 特征, 并对比 LBP 特征和灰度共生矩阵 (gray-level co-occurrence matrix, GLCM) 特征在多个数据库混合下的人脸活体检测准确率。FS-LBP 特征的提取主要包括以下几个步骤:

输入:

$D_{\{1, \dots, A\}}^{\text{train}}$ : 人脸图像训练集,

输出:

$f_a(x, y)$ : 人脸区域图像  $a \in \{1, 2, \dots, A\}$

$SF_a^b(u, v)$ : 人脸频谱图子块, 子块大小为  $m \times n$

$P_a$ : 人脸图像的 FS 特征向量

$LBP_a$  :人脸图像的 LBP 特征向量

$FSLBP_{\{1, \dots, A\}}$  :FS-LBP 特征向量集

for  $a$  from 1 to  $A$  do

$D_a^{train} \rightarrow f_a(x, y)$

$$F_a(u, v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} [f_a(x, y) e^{-j2\pi(ux/M+vy/N)}]$$

$$F_a(u, v) \xrightarrow{\text{Sub-block}} SF_a^{\{1, \dots, B\}}(u, v)$$

for  $b$  from 1 to  $B$  do

$$P_a^b = |SF_a^b(u, v)| / (m \times n)$$

end for

$$P_a^1 \cup P_a^2 \cup \dots \cup P_a^B = P_a$$

$f_a(x, y) \rightarrow LBP_a$

$P_a \cup LBP_a \rightarrow FSLBP_a$

end for

$$FSLBP_{\{1, \dots, A\}} = \{FSLBP_1, FSLBP_2, \dots, FSLBP_A\}$$

本文首先对图像进行预处理<sup>[20]</sup>，图像进行人脸识别，提取大小为  $M \times N$  的人脸图像  $f(x, y)$ ，接着分别提取出人脸图像的 FS 特征向量和 LBP 特征向量，并将 FS 特征向量和 LBP 特征向量级联，得到一个新的 FS-LBP 特征向量。最后利用 SVM 验证 FS-LBP 特征向量的人脸活体检测性能。算法流程图见图 2。

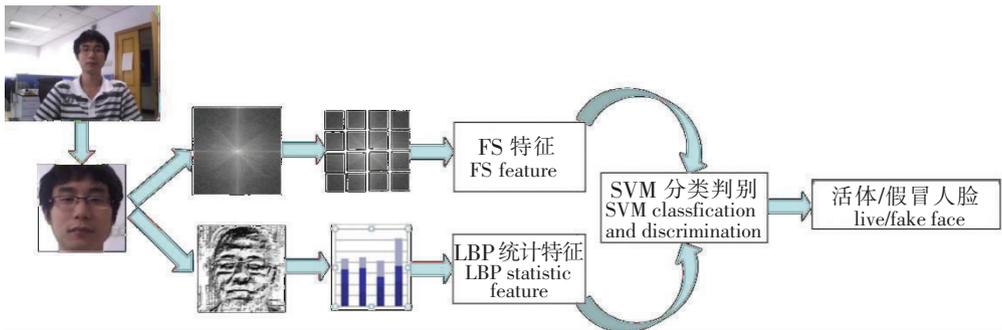


图 2 基于 FS 和 LBP 特征的人脸活体检测算法流程图

Fig.2 Face living detection algorithm flow chart based on FS and LBP features

## 2 实验结果与分析

### 2.1 数据库

本文主要使用目前主流的 4 个人脸活体数据库，包括南京航空航天大学的 NUAA 数据库、中科院自动化研究所的 CASIA-FASD 数据库、密西根州立大学的 MSU MFSD 数据库和 Idiap 最新的 REPLAY-ATTACK 数据库。4 个数据库的基本信息见表 1。

表 1 人脸活体检测 4 个公开数据库

Tab. 1 Four public face living detection database

数据库名称 Database name	数据类型 Database type	人数 The number of people	数据量 The amount of data	分辨率 Resolution
NUAA	图片 Photo	15	12 641	640 × 480
CASIA-FASD	视频 Video	50	600	640 × 480/480 × 640/920 × 1080
MSU MFSD	视频 Video	55	280	720 × 480/640 × 480
REPLAY-ATTACK	视频 Video	50	1 200	320 × 240

本文与提取出来的特征 SVM 相结合, 并通过 Matlab 绘制出受试者工作特征 (receiver operating characteristic, ROC) 曲线来辨别算法的优劣。为了验证算法的人脸活体检测性能, 本文进行了 3 个实验: 实验 1 主要测试在频谱图上  $2 \times 2$ 、 $4 \times 4$ 、 $6 \times 6$ 、 $9 \times 9$  分块时, FS 特征在 NUAA 和 CASIA-FASD 活体检测数据库上的人脸活体检测性能; 实验 2 主要测试 FS、LBP、GLCM、FS-LBP 特征在融合 NUAA、CASIA-FASD、MSU MFSO 和 REPLAY-ATTACK 4 个数据库数据上的人脸检测性能; 实验 3 测试 FS-LBP 特征、高维 LBP 特征和 MSLBP 在实验 3 融合数据上的人脸活体检测性能。

## 2.2 实验结果分析

### 2.2.1 实验 1

实验 1 在 NUAA 数据库和 CASIA-FASD 数据库下训练并测试, 结果如图 3 和图 4 所示。在 NUAA 数据库上, 共使用训练集样本 9072 张, 其中正样本 3359 张, 负样本 5713 张; 共使用测试集样本 3476 张, 其中正样本 1740 张, 负样本 1736 张。在 CASIA-FASD 数据库上, 共使用训练集样本 8155 张, 其中正样本 4604 张, 负样本 3651 张; 共使用测试集样本 5879 张, 其中正样本 2790 张, 负样本 3089 张。对 FS 图分别进行  $2 \times 2$ 、 $4 \times 4$ 、 $6 \times 6$  和  $9 \times 9$  分块, 分别提取出 4 维、16 维、36 维和 81 维的 FS 特征向量, 并结合 SVM 分类判别, 验证 FS 特征的人脸活体检测性能。4 维、16 维、36 维和 81 维 FS 特征在 NUAA 数据库上的人脸活体检测准确率分别为 58.42%、78.64%、90.25% 和 91.17%, 在 CASIA-FASD 数据库上的准确率分别为 60.86%、80.43%、84.62% 和 94.67%, 两组实验结果均表明, 分块子空间的方法能够有效提高 FS 特征的人脸活体检测准确率, 如表 2 和表 3 所示。而 NUAA 数据库上的实验表明, 将人脸图像分块到一定维数后, FS 特征的人脸活体检测准确率将不再明显变化。这是因为人脸图像分块数量对人脸活体检测有一定影响, 如果分块数量太少, 则不能充分利用人脸图像的局部信息, 如果分块数量过多, 则会过于强调人脸图像的局部因素, 削弱了其整体信息。

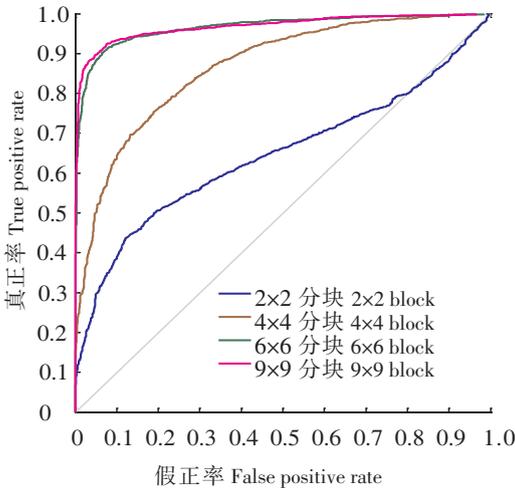


图 3 FS 特征在 NUAA 数据库上的 ROC 曲线

Fig.3 The ROC curve of FS features in NUAA database

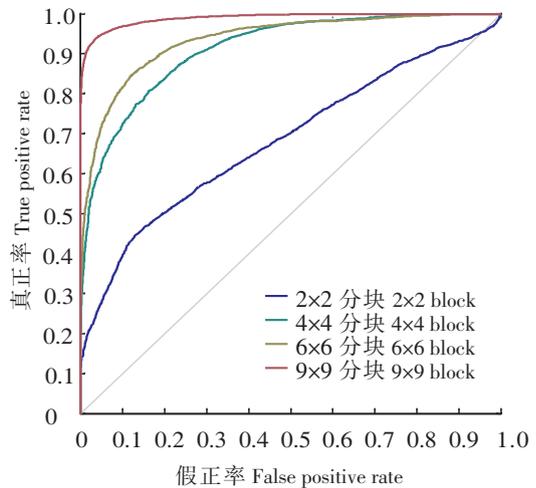


图 4 FS 特征在 CASIA-FASD 数据库上的 ROC 曲线

Fig.4 The ROC curve of FS features in CASIA-FASD database

表 2 几种 FS 特征在 NUAA 数据库上的准确率

Tab.2 The accuracy of several FS features in NUAA database

FS	训练集 Training set		测试集 Testing set		准确率 Accuracy rate/%
	真实人脸 Live face	照片人脸 Photo face	真实人脸 Live face	照片人脸 Photo face	
$2 \times 2$	3359	5713	1740	1736	58.42
$4 \times 4$	3359	5713	1740	1736	78.64
$6 \times 6$	3359	5713	1740	1736	90.25
$9 \times 9$	3359	5713	1740	1736	91.17

表 3 几种 FS 特征在 CASIA-FASD 上的准确率  
 Tab.3 The accuracy of several FS features in CASIA-FASD database

FS	训练集 Training set		测试集 Testing set		准确率 Accuracy rate/%
	真实人脸 Live face	照片人脸 Photo face	真实人脸 Live face	照片人脸 Photo face	
2 × 2	4604	3651	2790	3089	60.86
4 × 4	4604	3651	2790	3089	80.43
6 × 6	4604	3651	2790	3089	84.62
9 × 9	4604	3651	2790	3089	94.67

### 2.2.2 实验 2

本实验在 NUAA、CASIA-FASD、MSU MFSD 和 REPLAY-ATTACK 4 个数据库的数据上训练,如图 5 所示,训练集样本 37 959 张,其中,正样本 18 605 张,负样本 19 354 张;测试集样本 31 052 张,其中,正样本 15 230 张,负样本 15 822 张。实验结果如表 4 所示,FS、LBP、GLCM 和 FS-LBP 特征的人脸活体检测准确率分别为 64.66%、78.25%、71.14% 和 83.17%,本文提出的 FS-LBP 特征的准确率要高于 LBP、GLCM 和 FS 特征的。FS 特征通过高低频信息对真伪人脸图像进行区分, GLCM 特征反映了人脸图像间同样亮度或者亮度接近像素的空间分布特性,而 LBP 特征描述了原始人脸图片的局部纹理特征。通过级联 LBP 特征和 FS 特征得到的 FS-LBP 合成特征能够更全面描述人脸的纹理特性,有利于增加人脸活体检测的性能。

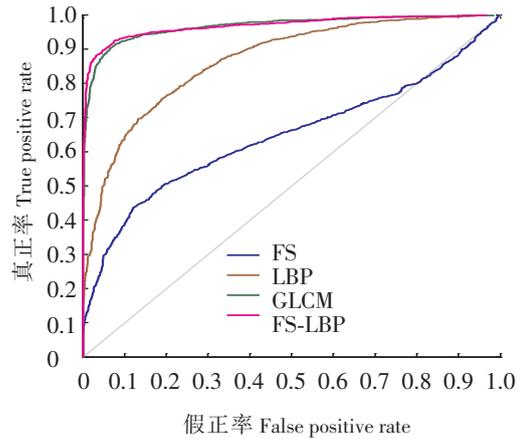


图 5 FS、LBP、GLCM 和 FS-LBP 特征在多个数据库下的 ROC 曲线

Fig.5 The ROC curve of FS,LBP,GLCM and FS-LBP features in several database

表 4 FS、LBP、GLCM 和 FS-LBP 特征在多个数据库混合样本下的准确率

Tab.4 The accuracy of FS,LBP,GLCM and FS-LBP features in several database

方法 Method	训练集 Training set		测试集 Testing set		准确率 Accuracy rate/%
	真实人脸 Live face	照片人脸 Photo face	真实人脸 Live face	照片人脸 Photo face	
FS	37 959	18 605	15 230	15 822	64.66
LBP	37 959	18 605	15 230	15 822	78.25
GLCM	37 959	18 605	15 230	15 822	71.14
FS-LBP	37 959	18 605	15 230	15 822	83.17

### 2.2.3 实验 3

实验 3 采用和实验 2 相同的数据,高维局部二值模式 (high-dimensional local binary pattern, HDLBP) 的特征表示将人脸图像划分为 16 个子区域,直方图划分为 32 个子区间,计算得到 512 维的 LBP 特征,MSLBP 特征表示将人脸图像划分为 16 个子区域,直方图分别划分为 8 个子区间和 16 个子区间,得到的值级联成 384 维的 LBP 特征,具体图 6 所示。

从算法时间复杂度来说, HDLBP > MSLBP > FS-LBP > LBP; 从人脸活体检测准确率来说, FS-LBP > MSLBP > HDLBP > LBP。实验结果如表 5 所示, LBP、HDLBP、MSLBP 和 FS-LBP 特征的人脸活体检测准确率分别为 78.25%、79.43%、81.34% 和

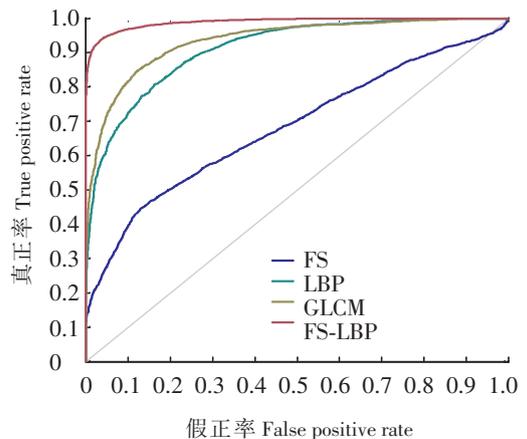


图 6 LBP、HDLBP、MSLBP 和 FS-LBP 特征在多个数据库下的 ROC 曲线

Fig.6 The ROC curve of LBP,HDLBP,MSLBP and FS-LBP features in several database

83.17%。实验结果表明, 本文所提出的 FS-LBP 算法的人脸活体检测准确率更高于 LBP 算法、HDLBP 算法和当下最主流的 MSLBP 算法的。

表 5 LBP、HDLBP、MSLBP 和 FS-LBP 特征在多数数据库混合样本下的准确率

Tab.5 The accuracy of FS, HDLBP, MSLBP and FS-LBP features in several database

方法 Method	训练集 Training set		测试集 Testing set		准确率 Accuracy rate/%
	真实人脸 Live face	照片人脸 Photo face	真实人脸 Live face	照片人脸 Photo face	
LBP	37 959	18 605	15 230	15 822	78.25
HDLBP	37 959	18 605	15 230	15 822	79.43
MSLBP	37 959	18 605	15 230	15 822	81.34
FS-LBP	37 959	18 605	15 230	15 822	83.17

### 3 结论

本文引入分块子空间的方法, 改进了 Jain 等人 FS 分析法。首先对频谱图进行分块, 然后提取每一块人脸图像 FS 图的平均能量作为特征。实验表明, FS 特征对活体人脸的检测有较好的准确率。同时验证了 LBP 和 GLCM 特征的人脸活体检测性能, 并提出了 FS-LBP 特征的人脸活体检测的描述子, 与 FS、LBP、GLCM、HDLBP 和 MSLBP 特征在 NUAA、CASIA-FASD、MSU MFSD、REPLAY-ATTACK 4 个人脸活体数据库的实验数据进行对比, 实验结果表明, 本文提出的 FS-LBP 特征在人脸活体检测上更优于 LBP、GLCM 和 MSLBP 特征。

### [ 参 考 文 献 ]

- [1] YU H, YANG J. A direct LDA algorithm for high dimensional data with application to face recognition [J]. Pattern Recognition, 2001, 34(10): 2067-2070. DOI:10.1016/S0031-3203(00)00162-X.
- [2] BARTLETT M S. Independent component representations for face recognition [M]. NewYork: Springer US, 2001: 39-67. DOI:10.1007/978-1-4615-1637-8\_3.
- [3] XIE X, LAM K M. Face recognition under varying illumination based on a 2D face shape model [J]. Pattern Recognition, 2005, 38(2): 221-230. DOI:10.1016/j.patcog.2004.07.002.
- [4] CHEN T, YIN W, ZHOU X S, et al. Total variation models for variable lighting face recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(9): 1519-1524. DOI:10.1109/TPAMI.2006.195.
- [5] LI J, WANG Y, JAIN A K. Live face detection based on the analysis of Fourier spectra [J]. Proc Spie, 2004, 5404: 296-303. DOI:10.1117/12.541955.
- [6] SUHR J K, EUM S, JUNG H G, et al. Recognizability assessment of facial images for automated teller machine applications [J]. Pattern Recognition, 2012, 45(5): 1899-1914. DOI:10.1016/j.patcog.2011.11.014.
- [7] ANJOS A, MARCEL S. Counter-measures to photo attacks in face recognition: a public database and a baseline [C] // IJCB. Proceedings of the 2011 International Joint Conference on Biometrics. Washington DC: IEEE, 2011: 1-7. DOI: 10.1109/IJCB.2011.6117503.
- [8] PEREIRA T D F, ANJOS A, MARTINO J M D, et al. LBP-TOP based countermeasure against face spoofing attacks [J]. International Conference on Computer Vision, 2012, 7728: 121-132. DOI:10.1007/978-3-642-37410-4\_11.
- [9] TAN X, LI Y, LIU J, et al. Face liveness detection from a single image with sparse low rank bilinear discriminative model [J]. European Conference on Computer Vision, 2010, 6316: 504-517. DOI:10.1007/978-3-642-15567-3\_37.
- [10] OJALA T, PIETIKA M, INEN M, et al. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971-987. DOI: 10.1109/TPAMI.2002.1017623.
- [11] ZULPE N S, PAWAR V P. GLCM textural features for brain tumor classification [J]. International Journal of Computer Science Issues, 2012, 9(3): 354-359.
- [12] JOACHIMS T. Making large-scale SVM learning practical [J]. Technical Reports, 1998, 8(3): 499-526.

- [13] MÄÄTTÄ J, HADID A, PIETIKAINEN M. Face spoofing detection from single images using micro-texture analysis [C] //IJCB. Proceedings of the 2011 International Joint Conference on Biometrics. Washington DC: IEEE, 2011: 1-7. DOI:10.1109/IJCB.2011.6117510.
- [14] SCHWARTZ W R, ROCHA A, PEDRINI H. Face spoofing detection through partial least squares and low-level descriptors [C] //IJCB. Proceedings of the 2011 International Joint Conference on Biometrics. Washington DC: IEEE, 2011: 1-8. DOI:10.1109/IJCB.2011.6117592.
- [15] SHARMA A, JACOBS D W. Bypassing synthesis: PLS for face recognition with pose, low-resolution and sketch [J]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2011, 1(7): 593-600. DOI:10.1109/CVPR.2011.5995350.
- [16] AMEUR B, MASMOUDI S, DERBEL A G, et al. Fusing Gabor and LBP feature sets for KNN and SRC-based face recognition [C] //IEEE. International Conference on Advanced Technologies for Signal and Image Processing. Monastir: IEEE, 2016: 453-458. DOI:10.1109/ATSIP.2016.7523134.
- [17] CHETTY G. Biometric liveness checking using multimodal fuzzy fusion [J]. IEEE International conference on Fuzzy Systems, 2010, 23(3): 1-8. DOI:10.1109/FUZZY.2010.5584864.
- [18] CHETTY G, WAGNER M. Investigating feature-level fusion for checking liveness in face-voice authentication [C] //IEEE. Eighth International Symposium on Signal Processing and Its Applications. Sydney: IEEE, 2005: 66-69.
- [19] LEI Z, LI S Z. Coupled spectral regression for matching heterogeneous faces [C] //IEEE. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami: IEEE, 2009: 1123-1128. DOI:10.1109/CVPR.2009.5206860.
- [20] TAN X, SONG F, ZHOU Z H, et al. Enhanced pictorial structures for precise eye localization under incontrolled conditions [C] //IEEE. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami: IEEE, 2009: 1621-1628. DOI:10.1109/CVPR.2009.5206818.

(责任编辑 马建华 英文审校 黄振坤)