

# 应用色彩纹理特征的人脸防欺骗算法

包晓安<sup>1</sup> 林晓东<sup>1</sup> 张 娜<sup>1</sup> 徐 璐<sup>1</sup> 吴 彪<sup>2</sup>

(浙江理工大学信息学院 杭州 310018)<sup>1</sup> (山口大学东亚研究科 山口 753-8514)<sup>2</sup>

**摘 要** 针对目前人脸识别系统中存在易被人脸照片、人脸视频等方式攻击的问题,提出了一种应用融合色彩纹理特征的人脸防欺骗检测算法。目前,主要的人脸防欺骗检测算法分为用户配合式检测与静默式检测。针对如今火热的在线认证系统,静默式活体检测因具有良好的用户体验性以及分类结果的精确性,成为了该领域的热门研究方向。不同于当前静默式活体检测算法中较为流行的基于亮度特征以及图像质量分析的活体检测方法,文中在验证了色彩特征信息对区分活体人脸与虚假人脸的有效性的基础上,充分地研究了局部纹理特征的特性,并提出了一种结合亮度特征、色彩特征以及局部纹理特征的特征提取融合算法。首先,通过 seetaFace 人脸检测算法定位人脸及人眼坐标,并利用人眼坐标信息提取仅包含人脸的图像,以减少周围背景图像的干扰;其次,通过转换色彩空间的方式分离图像中的色彩信息和亮度信息,利用色道分离的方式有效地提取纹理特征;最后,采用融合局部纹理特征的提取方法在不同色道上提取特征,并将各通道提取的特征向量联合为一个特征向量,运用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)训练分类器。将所提算法在 MSU, CASIA, OULU 标准人脸活体检测数据集中进行实验,实验结果表明,算法的性能良好,在分类准确率上取得了良好的效果。

**关键词** 活体检测, 人脸识别, 纹理特征, 颜色空间

**中图法分类号** TP391.4 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/jsjcx.180901688

## Face Anti-spoofing Detection Using Color Texture Feature

BAO Xiao-an<sup>1</sup> LIN Xiao-dong<sup>1</sup> ZHANG Na<sup>1</sup> XU Lu<sup>1</sup> WU Biao<sup>2</sup>

(School of Information Science and Technology, Zhejiang Sci-tech University, Hangzhou 310018, China)<sup>1</sup>

(The Graduate School of East Asian Studies, Yamaguchi University, Yamaguchi-shi 753-8514, Japan)<sup>2</sup>

**Abstract** Aiming at the difficulty that face recognition system could be easily deceived by face photos and face videos, a face anti-spoofing detection algorithm were proposed, which uses the fusion color texture features. At present, the main face anti-spoofing detection algorithms are divided into user-matched detection and silent detection. For hot online authentication system nowadays, silent detection has become popular because of its good user experience and accuracy of classification results. Different from the currently popular methods based on brightness characteristics and image quality analysis, the proposed method studies the effectiveness of color features and combined texture features, and then the method combining brightness features, color features and local texture features is proposed. Firstly, the seetaFace algorithm is used to get the coordinates of face and eyes. And then the images which only contain the face are extracted to reduce the interference of background. Secondly, the color information and the brightness information in the image are separated by converting color space and color channel separation. Finally, the method of extracting fusion local texture features is used to extract features from different channels and the feature vectors extracted by each channel are combined and stretched into one-D feature vector, and SVM(Support Vector Machine) is used to train the classifier. The algorithm was performed on the MSU, ASIA, ULU base-line spoofing face database. The experimental results show that the proposed method performs well on improving classification accuracy.

**Keywords** Liveness detection, Face recognition, Texture feature, Color space

到稿日期: 2018-09-10 返修日期: 2019-02-24 本文受国家自然科学基金(61502430, 61562015), 广西自然科学基金重点基金(2015GXNSFDA139038), 浙江理工大学 521 人才培养计划项目资助。

包晓安(1973—), 男, 硕士, 教授, 主要研究方向为图像处理、机器学习; 林晓东(1993—), 男, 硕士生, 主要研究方向为图像处理、机器学习; 张 娜(1977—), 女, 硕士, 副教授, 主要研究方向为智能信息处理, E-mail: zhangna@zstu.edu.cn(通信作者); 徐 璐(1988—), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为 3D 图像; 吴 彪(1989—), 男, 博士生, 主要研究方向为图像识别。

## 1 引言

目前,随着人脸识别技术的发展与成熟,利用合法用户的人脸信息冒充合法用户来欺骗识别系统的行为已经成为了人脸识别系统的重要威胁之一。人脸欺骗攻击的手段复杂多样,如打印照片、电子设备播放视频、3D 人脸面具等。因此,在人脸识别系统中设置防欺骗检测系统成为了当前的研究热点。针对此问题,国内外众多学者提出了许多相关算法,但这些算法都有其局限性。

基于双目摄像头的反欺骗系统是现今应用最广的一类人脸防欺骗系统,但其存在许多限制,如增加了应用设备的成本,而且只能应用于特定的场合,几乎不能应用于目前流行的在线认证系统。寻求用户配合以防止欺骗攻击的方法同样十分常见,如 Alsufyani 等<sup>[1]</sup>提出的利用红外光的随机移动来追踪人眼的相关移动轨迹,以及 Singh 等<sup>[2]</sup>和 Pan 等<sup>[3]</sup>提出的通过检测用户的眨眼活动和嘴唇运动活动来抵御人脸欺骗攻击。这一类寻求用户配合式的检测方法的弊端在于,通过检测用户做出规定动作的检测方法所需要的检测时间过长,并且需要用户做出配合动作的要求,会影响用户的使用体验。基于特定设备和寻求用户配合的方式都不是理想的检测方法,因此不依赖于额外设备以及通过用户视频或照片进行快速检测和分辨的静默式检测方式成为了学者们的研究热点。Wen 等<sup>[4]</sup>曾提出一种结合图像形变分析特征的算法,Tang 等<sup>[5]</sup>提出一种基于亮度反射特征的算法,这类算法主要关注于分析和提取一次成像与二次成像图片在光照反射特征上的差异,其明显的缺点在于真实环境中光照的复杂性无法预见,只能适用于室内实验环境。Pinto 等<sup>[6]</sup>提出了一种利用视觉频率分析的方法来检测视频人脸的攻击。二次采样的视频图像会因为两次采样的摄像机的频率不同而产生随机噪声信号,从而在人的视觉中产生凌乱的纹理,即摩尔纹,由此来区分视频攻击。此方法的问题在于,目前的高分辨率移动设备在二次成像过程中几乎不会产生肉眼可见的摩尔纹,因此该算法也有一定的局限性。Maatta 等<sup>[7]</sup>利用 LBP 特征完成了欺骗攻击的检测,Tirunagari 等<sup>[8]</sup>结合 DMD(Dynamic Mode Decomposition),LBP,SVM 来进行活体检测评分,这类基于纹理特征的检测方法是基于灰度图像提取的,所提取的特征不够全面,从而影响了最终的检测结果,精度有限。

针对以上各类检测算法存在的缺点与不足,本文在基于静默式检测的前提下提出了一种应用融合色彩纹理特征<sup>[9-10]</sup>的防欺骗检测算法。本文首先利用真人成像和翻拍照片、视频回放等方式造成的二次成像的图像之间存在的色彩分布差异以及合理的色彩空间<sup>[11-12]</sup>,对真假人脸图像中的色彩分布进行了分析;然后对各通道分别提取多尺度融合纹理特征<sup>[13]</sup>,利用 SVM 分类器对输入图片的真伪性进行判别;最后在当前流行的 MSU,CASISA 和 OULU 标准数据集上对本文算法进行了实验分析,证明了该算法的合理性和有效性。

## 2 色彩特征分析

色彩特征作为彩色图片所拥有的特征之一,在图像处理中也有其独特的价值。以往的人脸防欺骗检测算法关注于真

实人脸和欺骗人脸的亮度信息,忽略了同样具有分辨价值的色彩特征信息。本文对色彩特征进行了详细的分析研究,发现色彩特征在防欺骗检测算法中是一种有效的特征信息。实验分析指出,相较于常用的 RGB 色彩空间,在 HSV 色彩空间和 YCbCr 色彩空间进行特征处理会更加有效。

### 2.1 通道相关性的分析

RGB 色彩空间是基于人类视觉系统的色彩空间,平常所见的图片大多在此空间呈现。但 RGB 色彩空间在图像处理中并不高效,其原因在于 RGB 色彩空间的各通道之间有极强的相关性<sup>[14]</sup>,不利于进行实验分析与研究。针对色彩空间各通道之间的相关性,本文对 RGB,HSV,YCbCr 色彩空间的 3 个色彩通道分别进行了分析,结果如图 1—图 3 所示(横纵坐标均为色彩空间的通道值)。分析实验选择将每种色彩空间的 3 个色彩通道两两结合进行相关性分析,采用同一张原图分别在 3 种色彩空间中进行散点图统计。图 1 给出了 RGB 色彩空间中各通道彼此之间的关系,可以发现 RGB 色彩空间中各通道之间具有线性相关性。图 2、图 3 给出了 HSV 和 YCbCr 色彩空间中各通道的相关性分析结果,由图可知,各通道之间基本相互独立,具有较低的相关性。

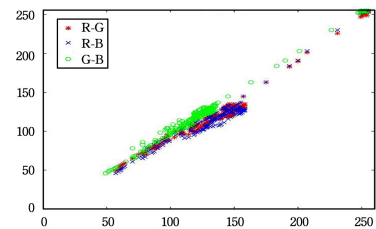


图 1 RGB 色彩空间散点图

Fig. 1 Scatter diagram of RGB space

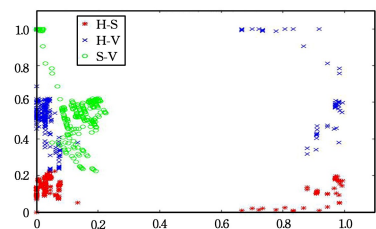


图 2 HSV 色彩空间散点图

Fig. 2 Scatter diagram of HSV space

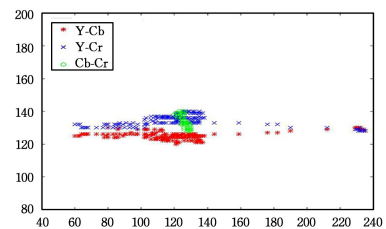


图 3 YCbCr 色彩空间散点图

Fig. 3 Scatter diagram of YCbCr space

与 RGB 色彩空间相比,HSV 和 YCbCr 色彩空间都有一条通道将亮度信息单独分离,将色彩信息和亮度信息分开提取对于本文所提算法是十分重要的,因此本文算法首先将图像的色彩空间转换为 HSV 和 YCbCr 色彩空间。

## 2.2 色彩分布分析

亮度特征在一次成像和二次成像之间存在一定的差别,真实人脸图像与欺骗攻击图像之间的色彩分布也存在着差异性。本文针对两者在色彩分布上的差异性进行分析研究,在HSV和YCbCr色彩空间上对各个通道进行直方图统计,结果如图4所示(横坐标为像素点数量,纵坐标为色彩通道值)。选择翻拍照片和电子显示屏回放视频两种欺骗攻击方式,其中红色表示真人图像的结果,绿色代表翻拍照片图像的结果,蓝色代表回放视频图像的结果。由于最终图像是仅包含人脸信息的归一化图像,因此色彩分布相对集中,但仍可发现三者之间的差异,而对于代表亮度的Y通道和V通道,三者之间的差异更加明显。

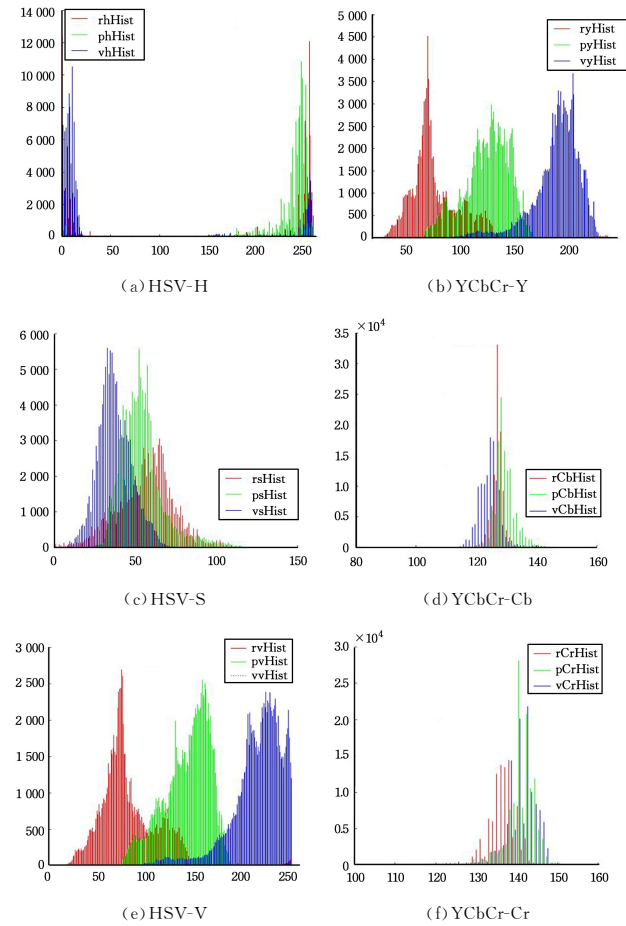


图4 真假人像的各通道分布直方图统计(电子版为彩色)

Fig. 4 Histogram of different color channels




基于真人图像与欺骗攻击图像在各色彩通道之间的差异,本文将对真人图像和欺骗攻击图像分别提取简单的色彩纹理特征,并比较其相似性,以证实色彩纹理特征的有效性。简单色彩纹理特征分别提取自灰度色彩空间和YCbCr色彩空间。纹理特征选用LBP特征,相似性计算公式采用卡方距离,如式(1)所示:

$$d_{\chi^2}(H_x, H_y) = \sum_{i=1}^N \frac{(H_x(i) - H_y(i))^2}{H_x(i) + H_y(i)} \quad (1)$$

其中,  $H_x$  和  $H_y$  是两图像的LBP直方图统计。计算时,采用一张真人图像作为比较基准,另取一张真人图像、一张翻拍照片图像和一张回放视频图像,最终计算结果如表1所列。

表1 真人和欺骗攻击图像在简单色彩纹理特征上的相似性比较

Table 1 Similarity comparison of real face and spoof face based on simple color texture feature

图像类型	Gray	YCbCr-Y	YCbCr-Cb	YCbCr-Cr
 真人和真人	$\chi^2=34.4$	$\chi^2=25.6$	$\chi^2=25.3$	$\chi^2=33.5$
 真人和照片	$\chi^2=38.7$	$\chi^2=131.4$	$\chi^2=54.3$	$\chi^2=39.8$
 真人和视频	$\chi^2=44.7$	$\chi^2=232.2$	$\chi^2=127.0$	$\chi^2=45.4$

由表1可知,在灰度空间中提取LBP纹理特征时,真人与欺骗攻击的相似性十分接近,无法做到高精度的区分;而对YCbCr空间中的各通道提取LBP纹理特征就会产生明显的差异性。这证明了将色彩纹理特征应用在人脸欺骗检测算法中的有效性。下一节将具体讲述如何选择高效的纹理特征。

## 3 纹理特征分析

局部纹理特征能够有效地获取图像的局部细节特征,因此在图像处理领域中被广泛应用。在人脸检测和人脸识别相关技术中,图像纹理特征的使用也尤为频繁。局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)特征作为一种简单易用的局部纹理特征,也曾在反欺骗检测算法中被应用<sup>[13]</sup>。本文算法与已有的基于纹理特征算法的不同之处在于,前者结合了亮度和色彩信息,并且提出了一种高效稳健的融合纹理特征,该特征基于相邻局部二值模式(Co-occurrence of Adjacent Local Binary, CoALBP)特征和局部相位量化(Local Phase Quantization, LPQ)特征融合实现。

### 3.1 CoALBP算子和LPQ算子

CoALBP算子是一种基于LBP算子的改进特征算子,前者包含了更多的空间信息。CoALBP算子首先采用简化LBP算子计算方法对图像中的各像素点进行计算和替换。简化LBP算子分为 $LBP_+$ 和 $LBP_{\times}$ ,如图5所示, $LBP_+$ 只计算与中心点直接相连的邻域点,而 $LBP_{\times}$ 计算中心点的对角邻域点。在计算简化LBP特征后,以计算得到的LBP算子为中心点,联合周围邻域的LBP算子组成新的特征算子,即可得到CoALBP特征算子。根据以下4个方向进行空间关系计算:

$$D = \{(0, \Delta B), (\Delta B, 0), (\Delta B, \Delta B), (-\Delta B, \Delta B)\}$$

其中,  $B$  是两个临近LBP特征算子的距离。

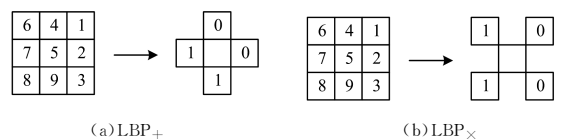


图5 简化LBP算子

Fig. 5 Simple LBP

LPQ算子同样是基于LBP算子的改进版本,相比于LBP特征算子,LPQ特征算子具有对图像模糊不敏感的特性,其特征提取更加稳定。LPQ算子是基于二维离散傅里叶

变换,利用短时距傅里叶变换(Short-Term Fourier Transform,STFT)来计算像素点局部  $M \times M$  邻域内的相位信息。

$$F(u, x) = \sum_{y \in N_x} f(x-y)e^{-j2\pi u^T y} = \mathbf{W}_u^T \mathbf{f}_x \quad (2)$$

其中,  $\mathbf{W}_u$  表示频率为  $u$  时的基本二维离散傅里叶变换向量,  $N_x$  表示邻域内的像素点集合,  $\mathbf{f}_x$  表示另外一个包含所有邻域像素点的向量。

LPQ 算子中只包含 4 个复杂频率:  $u_0 = (\alpha, 0)$ ,  $u_1 = (\alpha, \alpha)$ ,  $u_2 = (0, \alpha)$ ,  $u_3 = (-\alpha, -\alpha)$ , 其中  $\alpha$  是一个频率标量且  $\alpha \ll 1$ 。这些频率可以被看作是 4 个不同的方向,分别为  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$  和  $135^\circ$ 。  $\mathbf{F}_x = [\text{Re}\{F_{u_0}(x), F_{u_1}(x), F_{u_2}(x), F_{u_3}(x)\}, \text{Im}\{F_{u_0}(x), F_{u_1}(x), F_{u_2}(x), F_{u_3}(x)\}]$  表示  $x$  点的 LPQ 特征向量,其中  $\text{Re}\{\cdot\}$  和  $\text{Im}\{\cdot\}$  分别代表了实数部分和虚数部分。分别应用  $\delta$  函数对这 8 个元素进行量化操作,从而得到一个 8 位的二进制数来表示某一点的 LPQ 像素值。

### 3.2 融合纹理特征

利用局部纹理特征能够获得图像的局部细节特征,然而局部区域也有范围大小。为此,本文设计了一种基于 CoALBP 特征算子和 LPQ 特征算子的多尺度融合纹理特征方法,以得到更加丰富的局部细节特征。该算法结合 CoALBP 的空间信息、LPQ 的相位信息以及提取的各部分特征,按照固定顺序将其联合拼接为一个新的特征向量。为验证融合纹理特征的有效性,基于 CASIA 数据集以及 HSV 色彩空间对各纹理特征分别进行提取训练,并测试其精度,结果如表 2 所列。实验结果表明,相比传统的 LBP 算子,两种改进型的纹理特征算子更加有效,而结合两种特征的融合纹理

特征也进一步提升了计算精度,因此本文最终选定融合纹理特征为最终的纹理特征。

表 2 基于 HSV 色彩空间及 CASIA 数据集的测试结果

Table 2 Test results based on HSV and CASIA

纹理特征	测试精度(EER)/%
LBP	13.6
CoALBP	6.5
LPQ	7.4
CoALBP+LPQ	4.0

## 4 反欺骗检测系统的设计

基于前文的描述结果,本节将给出完整的人脸反欺骗检测系统的设计流程。在实际检测中得到的是连续多帧的视频图像,只判别单一的图像将影响实验精度,因此本文将采用多帧判别并根据结果投票选择最终的分类结果。系统设计流程如图 6 所示。首先,输入连续多帧的视频图像或单张图片进行人脸检测及定位,并将检测到的人脸图像归一化为仅包含人脸信息的图像,去除背景干扰。然后,将输入图像转换为 HSV 和 YCbCr 色彩空间,并进行色彩通道的分离。接着,分别对分离后的各个通道提取融合纹理特征,将特征按照固定顺序拼接整合为一个特征向量。如果是单张图片,则直接利用训练好的 SVM 分类器进行判别;如果是连续多帧的视频图像,则根据一定的抽样频率选取抽样图像,并利用训练好的分类器对各抽样图像进行分类判别,记录各图像的分类结果,当真人的比率超过 50% 时判定为真,反之则判定为欺骗攻击行为。

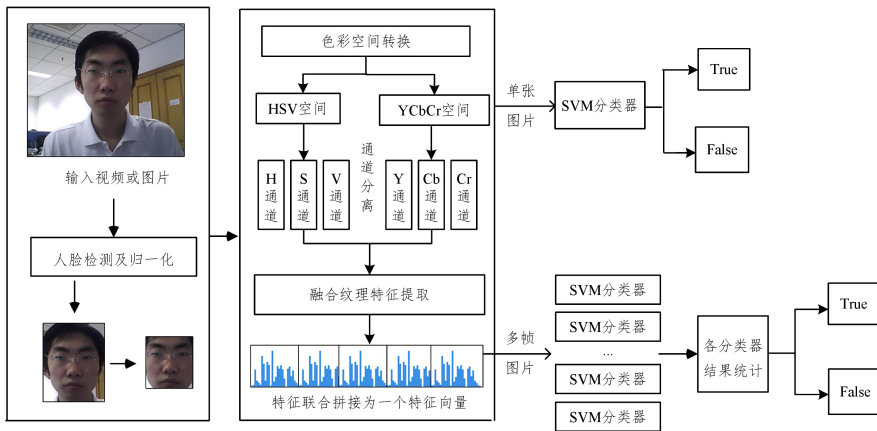


图 6 应用融合纹理特征的反欺骗检测系统的流程

Fig. 6 Flow chart of face anti-spoofing system

## 5 实验结果与分析

### 5.1 实验环境

本实验使用 C++ 语言完成代码编写,使用 visual studio 2015 编译器,使用的第三方库为 opencv3.3 和 libsvm。笔记本电脑型号为联想 Y700,硬件环境为 Intel i5-5630HQ CPU,8GB 内存。人脸检测及人脸关键点的定位部分采用 seetaFace 算法。

采用了 3 个人脸活体检测数据库进行对比实验,即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 2017 国际人脸活体检测大赛中使用的

奥卢大学的 OULU-NPU 数据库。3 个数据库的基本信息如表 3 所列。

表 3 标准数据库信息

Table 3 Informations of databases

数据库名称	人数	数据量	分辨率
			640×480
CASIA-FASD	50	600	480×640
			920×1080
MSUMFSD	55	280	720×480
			640×480
OULU-NPU	55	4950	1080×1920

本实验将采用相等错误率(Equal Error Rate, EER)以及平均错误率(Half Total Error Rate, HTER)作为实验结果精度的评估指标。

## 5.2 实验结果

首先采用 seetaFace 人脸检测算法进行人脸检测并定位人眼位置,再根据人眼位置定位人脸位置,将检测到的人脸归一化为仅含人脸信息的图像,以减少背景干扰。人脸图像被归一化为  $144 \times 144$  像素。CoALBP 特征将采用  $LBP_{\times}$  作为简化 LBP 特征,半径  $R = \{1, 2, 4\}$ , LBP 算子邻域半径  $B = \{2, 4, 8\}$ 。LPQ 算子的参数设置为:  $M=7, \alpha = \frac{1}{7}, \sigma=0.9$ 。特征的融合采用联合拼接的方式,按照固定的顺序将不同的特征向量依次联合拼接为一个新的特征向量。最后利用 libsvm 库对保存的特征向量进行 SVM 分类器训练, SVM 选用线性核,将训练得到的分类器用于测试数据集的测试。

### 5.2.1 色彩空间对比实验

本节基于不同的色彩空间和不同的纹理特征对 3 个标准数据集进行验证实验,结果如表 4—表 6 所列。在多个数据集下进行实验的结果表明,在色彩空间不变的情况下,CoALBP 特征和 LPQ 特征相较于 LBP 特征是一种更加有效的局部纹理特征。同时,在采用相同局部纹理特征的情况下,彩色空间相较于灰度色彩空间取得了更优的实验精度。通过本节实验可以证明色彩信息在人脸防欺骗检测算法中的有效性,同时结合高效的局部纹理特征可以使结果精度得到进一步的提升。

表 4 CASIA 数据集下不同纹理和色彩空间的对比(EER)

Table 4 Different texture and color space on CASIA database(EER)  
(单位:%)

色彩空间	LBP	CoALBP	LPQ	融合特征
Gray	22.6	14.8	23.2	15.3
RGB	21.0	11.0	14.4	8.6
HSV	13.6	5.5	7.4	4.0
YCbCr	12.4	10.0	9.2	8.7

表 5 MSU 数据集下不同纹理和色彩空间的对比(EER)

Table 5 Different texture and color space on MSU database(EER)  
(单位:%)

色彩空间	LBP	CoALBP	LPQ	融合特征
Gray	35.0	19.9	23.9	20.2
RGB	12.3	17.7	22.1	12.5
HSV	13.9	9.8	12.2	11.4
YCbCr	13.0	8.1	7.4	4.9

表 6 OULU 数据集下不同纹理和色彩空间的对比(EER)

Table 6 Different texture and color space on OULU database(EER)  
(单位:%)

色彩空间	LBP	CoALBP	LPQ	融合特征
Gray	33.4	21.3	24.6	18.9
RGB	12.8	16.8	22.7	12.7
HSV	14.5	9.2	11.5	13.1
YCbCr	13.5	8.8	7.9	5.6

### 5.2.2 融合色彩纹理特征的对比实验

上述实验可以证明利用 CoALBP 特征与 LPQ 特征在色彩空间上进行特征提取时可以有效地提升算法精度。本文实验将采用前文所述的融合纹理特征,在不同色彩空间及不同数据集上进行对比实验;同时,将采用对比多色彩空间联合的方式来选取最有效的色彩空间。实验结果如表 7 所列。

表 7 融合纹理特征在不同色彩空间中的实验结果(EER)

Table 7 Results of fusion texture feature combine with different color space(EER)

色彩空间	(单位:%)		
	CASIA	MSU	OULU
RGB	8.6	12.5	12.7
HSV	4.0	11.4	13.1
YCbCr	8.7	4.9	5.6
RGB+HSV	3.6	8.7	9.1
RGB+YCbCr	4.4	4.9	5.3
HSV+YCbCr	3.2	3.5	3.5

实验结果表明,在相同色彩空间条件下,融合纹理特征比单一纹理特征更加有效。在不同单一色彩空间和组合色彩空间的比较中,组合色彩空间比单一色彩空间对实验精度的提升更加有效,其中,HSV 和 YCbCr 色彩空间的组合是几种色彩空间组合中最稳定有效的。因此,本文算法最终将选用 HSV 和 YCbCr 色彩空间的组合方案。

为验证本文算法的泛性,本文随后进行了一组运用不同数据集进行交叉测试的验证实验,结果如表 8 所列。表 8 第一列表示用于训练分类器的数据集,第 2—4 列分别表示数据在其他数据集的训练集和测试集上的测试结果,精度采用 HTER 表示。实验结果表明,分类器的实用效果与数据集中的图像质量密切相关,更加全面的数据集在交叉验证实验中表现出了更高的准确性。

表 8 不同数据之间的交叉测试(HTER)

Table 8 Cross-test between different databases(HTER)  
(单位:%)

Test on	Train on		
	CASIA	MSU	OULU
CASIA Train	—	20.0	23.4
CASIA Test	—	20.8	24.2
MSU Train	43.3	—	25.6
MSU Test	48.7	—	27.3
OULU Train	37.8	16.5	—
OULU Test	34.3	17.9	—

### 5.2.3 与目前相关算法的对比实验

本实验将本文所提出的算法与目前国内外已经实现的人脸活体检测算法进行了对比,实验结果如表 9 所列。因为 OULU 属于较新的数据集,本实验将仅对比 CASIA 数据集和 MSU 数据集的实验结果。对比结果表明,相比已有的基于 LBP 纹理特征的算法、基于图像质量分析的方法、基于亮度特征分析的方法以及基于 CNN 的深度学习方法,本文所提出的算法在两种数据集上均显示出了十分优异的结果。实验证明,本文所提出的融合色彩纹理特征在防欺骗检测算法中表现出了极佳的特性,对于该领域的研究具有一定的启发意义。

表 9 与当前相关算法的对比结果(EER)

Table 9 Compare with related algorithms(EER)

检测算法	(单位:%)	
	CASIA	MSU
DMD <sup>[8]</sup>	21.8	—
LBP <sup>[15]</sup>	18.2	—
IQA <sup>[16]</sup>	12.7	—
FLSB <sup>[17]</sup>	6.4	—
IDA <sup>[4]</sup>	—	8.5
CNN <sup>[18]</sup>	5.2	—
本文算法	3.2	3.5

**结束语** 本文提出了一种应用融合色彩纹理特征的人脸防欺骗检测算法,该算法是一种静默式的检测算法,其目的在于防止欺骗人脸进入人脸识别系统。本文利用真实人脸与欺骗攻击图像在色彩特征方面的差异性以及细节纹理特征方面的差异性,应用融合色彩纹理特征,最终实现了一种高效的算法。该算法已经在课题组研发的智能门禁系统中得到应用,在获取优秀训练数据集的条件下,其可以满足基本应用需求。与已有算法相比,在应用局部纹理特征的前提下,所提算法可以有效地减弱实际应用场景中光照变化对检测结果的影响,结合色彩信息特征可以有效地区分真实人脸与欺骗攻击人脸,从而提高人脸识别系统的安全性。

未来的相关工作将从以下两个方面展开:1)针对目前课题组的智能门禁系统,图像采集环境分为白天和黑夜,在夜间主要运用红外光谱采集,缺少色彩信息,因此需要针对夜间成像设计相应的特征算法;2)基于目前的研究成果,需要对特征进行进一步优化,在确保检测准确率的前提下,通过改进特征向量数目并采用合理的编码规则缩减特征向量规模,从而加快特征的提取速率,提高算法的检测效率。

## 参 考 文 献

[1] ALSUFYANI N, ALI A, HOQUE S, et al. Biometric presentation attack detection using gaze alignment[C]//IEEE International Conference on Identity, Security, and Behavior Analysis. IEEE, 2018: 1-8.

[2] SINGH A K, JOSHI P, NANDI G C. Face recognition with liveness detection using eye and mouth movement[C]//International Conference on Signal Propagation and Computer Technology. IEEE, 2014: 592-597.

[3] PAN G, SUN L, WU Z, et al. Monocular camera-based face liveness detection by combining eyeblink and scene context[J]. Telecommunication Systems, 2011, 47(3/4): 215-225.

[4] WEN D, HAN H, JAIN A K. Face Spoof Detection With Image Distortion Analysis[J]. IEEE Transactions on Information Forensics & Security, 2015, 10(4): 746-761.

[5] TANG D, ZHOU Z, ZHANG Y, et al. Face Flashing: a Secure Liveness Detection Protocol based on Light Reflections [J]. arXiv: 1801. 01949.

[6] PINTO A, PEDRINI H, SCHWARTZ W R, et al. Face Spoofing

Detection Through Visual Codebooks of Spectral Temporal Cubes[J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2015, 24(12): 4726.

[7] MAATTA J, HADID A, PIETIKAINEN M. Face spoofing detection from single images using micro-texture analysis[C]//International Joint Conference on Biometrics. IEEE, 2011: 1-7.

[8] TIRUNAGARI S, POH N, WINDRIDGE D, et al. Detection of Face Spoofing Using Visual Dynamics[J]. IEEE Transactions on Information Forensics & Security, 2015, 10(4): 762-777.

[9] CERNADAS E, FERNÁNDEZ-DELGADO M, GONZÁLEZ-RUFINO E, et al. Influence of normalization and color space to color texture classification[J]. Pattern Recognition, 2017, 61(1): 120-138.

[10] ALHASSAN A K, ALFAKI A A. Color and texture fusion-based method for content-based Image Retrieval[C]//2017 International Conference on Communication, Control, Computing and Electronics Engineering (ICCCCE). IEEE, 2017: 1-6.

[11] WEN W, ZUO L X. Blind Color Image Quality Assessment Base on Color Characteristics[J]. Computer Science, 2017, 44(S1): 151-156. (in Chinese)

闻武, 左凌轩. 基于色彩特征的无参考彩色图像质量评价[J]. 计算机科学, 2017, 44(S1): 151-156.

[12] HUANG R, HU M. Content-based Image Retrieval Using Color Position and Texture Fused Features[J]. Computer Science, 2014, 41(S1): 118-121. (in Chinese)

黄仁, 胡敏. 综合颜色空间特征和纹理特征的图像检索[J]. 计算机科学, 2014, 41(S1): 118-121.

[13] ZHONG R, WU H Y, HE Y. Fast Face Recognition Algorithm Based on Local Fusion Feature and Hierarchical Incremental Tree[J]. Computer Science, 2018, 45(6): 308-313. (in Chinese)

钟锐, 吴怀宇, 何云. 基于局部融合特征与分层增量树的快速人脸识别算法[J]. 计算机科学, 2018, 45(6): 308-313.

[14] REINHARD E, ASHIKHMIN M, GOOCH B, et al. Color Transfer between Images[J]. IEEE Computer Graphics & Applications, 2002, 21(5): 34-41.

[15] CHINGOVSKA I, ANJOS A, MARCEL S. On the effectiveness of local binary patterns in face anti-spoofing[C]//Biometrics Special Interest Group. IEEE, 2012: 1-7.

[16] YE H C H, CHANG H H. Face Liveness Detection Based on Perceptual Image Quality Assessment Features with Multi-scale Analysis[C]//IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision. IEEE, 2018: 49-56.

[17] YE H C H, CHANG H H. Face liveness detection with feature discrimination between sharpness and blurriness[C]//Fifteenth IAPR International Conference on Machine Vision Applications. IEEE, 2017: 398-401.

[18] REHMAN Y A U, MAN P L, LIU M. LiveNet: Improving Features Generalization for Face Liveness Detection using Convolution Neural Networks[J]. Expert Systems with Applications, 2018, 108: 159-169.