

身份认证中灰度共生矩阵和小波分析的 活体人脸检测算法

曹 瑜¹ 涂 玲² 毋立芳¹

(1. 北京工业大学电子信息与控制工程学院, 北京 100124; 2. 中日友好医院, 北京 100029)

摘 要: 随着身份认证技术的广泛应用, 各种假冒合法用户欺骗身份认证系统的手段不断出现。针对这一问题, 本文提出了一种基于灰度共生矩阵和小波分析的活体照片人脸检测方法, 该方法分析了活体人脸和照片人脸成像后在纹理上的差异性, 在人脸灰度共生矩阵的基础上提取能量、熵、惯性矩和相关性四个纹理特征量; 同时利用小波变换对人脸图像进行二级分解, 提取高频子带系数作为特征向量训练 SVM 分类识别, 算法在公开的数据库 NUAA 上进行了验证, 实验结果表明该方法降低了计算复杂度, 提高了检测准确率。

关键词: 活体检测; 灰度共生矩阵; 小波分析; 人脸; 身份认证

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2014)07-0830-06

Face Liveness Detection using Gray Level Co-Occurrence Matrix and Wavelets Analysis in Identity Authentication

CAO Yu¹ TU Ling² WU Li-fang¹

(1. School of Electronic Information and Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China;
2. China-Japan Friendship Hospital, Beijing 100029, China)

Abstract: With the wide range application of authentication technology, all kinds of spoofing attacks occur when a person tries to masquerade system by exhibiting fake faces of an authorized client. Hence, we propose to approach the problem of face liveness detection based on gray level co-occurrence matrix (GLCM) and wavelet analysis. Our method focus on analyzing the facial image texture difference between a live person and a face print. We extract the four features-energy, entropy, moment of inertia and the correlation on the basis of GLCM. In addition, it obtain the high frequency subbands coefficients using secondary decomposition of wavelet transform for classification recognition. Primary experiments on the publicly available NUAA photo-imposter database show that the algorithm reduce the computational complexity and improve the detection accuracy.

Key words: liveness detection; gray level co-occurrence matrix; wavelet analysis; face; authentication technology

1 引言

近年来,生物特征识别技术取得飞速发展,指纹识别、人脸识别、虹膜识别等身份识别技术得到非常广泛的应用。其中,人脸特征由于其具有不容

易丢失、窃取、对用户友好等优点受到了广泛的欢迎。人脸识别技术作为有效的身份认证方法,给人们的日常生活带来了极大的便利,目前已广泛应用于门禁系统、出入安检、案件侦破、银行系统等领域。但是,生物特征信息的获取和伪造随着生物技

收稿日期: 2013-12-10; 修回日期: 2014-04-22

术的发展也变得更加简单快捷,N. M. Duc^[1]等人仅仅使用一张打印的人脸照片成功地通过了认证系统,同时各种极具欺骗的假冒技术不断出现,这给身份认证技术的应用带来了极大的挑战。为了更安全的进行身份认证和检测身份来源的真实性,检测被识别的对象是否是活体显得尤为重要。活体检测是身份认证中一种抗欺骗技术,是利用有效的方法判断获取的生物特征信息是否从合法用户的活体上获取的。随着生物特征识别技术逐步应用于生产生活,更多的研究者致力于研究系统的安全性问题。

在现实应用场景中,身份认证系统主要面临着三种常见的欺骗方法:

1) 照片欺骗:获取合法用户的假冒照片是一种最便捷的欺骗方式。欺骗者利用假冒照片在图像采集设备前弯曲、旋转等造成一种模拟合法用户真人的效果去欺骗认证系统。

2) 视频欺骗:合法用户的假冒视频是一种更具有威胁性的欺骗手段,同样可以通过摄像头偷拍方式获取,与照片相比,视频中包含头部运动、面部表情、眨眼等特征,产生的效果和真实人脸非常相似。

3) 三维模型欺骗。通过对真人三维人脸的建模,可以模仿真人眨眼、说话、头部运动等各种动作,相比照片和视频欺骗其威胁性更大,但是伪造活体的三维模型也具有一定的难度。因此常见的身份认证欺骗是照片欺骗和视频欺骗两种手段。

近年来国内外很多研究机构的学者都致力于活体检测问题的研究,许多国际会议及期刊文献中所涉及的活体检测算法已有很多。现今,应用于人脸识别的活体检测方法主要包括:

1) 基于运动信息分析:从静态观测的角度,活体人脸和照片人脸的区别在于前者是三维物体,后者是二维平面结构,二者产生的运动截然不同。T. Choudhary^[2]等人利用眼睛、鼻子和嘴巴的位作为跟踪估计的特征点,从头部运动中估计特征点的三维深度坐标值,实验表明活体人脸不同特征点的深度坐标变化较大而假冒照片基本相同。K. Kollreider^[3]提出利用光流学的方法检测人脸动态变化从而进行活体检测。这种方法存在活体检测所需的

特征难以获取,需要用户的主动配合,而且假冒者刻意将照片弯曲变形时,估计的深度坐标会有较大变化;同时这种判断容易受到噪声和光照条件的影响,具有可靠性不强、计算机代价高等缺陷。

2) 基于活体特征信息分析:如分析人脸的热红外图像、眨眼等活体特征等,Diego A^[4]等人将拍摄到可见光人脸和热红外人脸进行匹配,根据两者相关性进行活体判断。Hyung-Keun Jee^[5]等人在输入连续图片序列中检测眼睛并且计算每只眼睛区域的运动,以用来判断输入的人脸是活体还是假冒照片。邓刚^[6]、潘刚^[7]等人利用眨眼这一活体的生理特性,训练睁眼或闭眼的分类器识别真假。这些方法需要额外的设备,本身存在不稳定因素,在普通设备上无法大力推广等缺点。

3) 基于纹理信息分析:研究者分析三维活体人脸和照片人脸成像后的差异性,提取相关纹理特征进行活体判别。A. K. Jain^[8]等人提出用傅里叶频谱分析的方法,定义频率动态描述子来区分活体人脸和照片人脸。Andre Anjos^[9], Jukka Maatta^[10]等人分析了LBP算子提取特征的有效性;Jukka Maatta^[10]利用LBP^{16,2}、LBP^{8,1}、LBP^{8,2}分别提取人脸特征,分类训练SVM识别活体人脸。Jukka Maatta^[11]等人在2012年改进了算法,提出了利用LBP特征、Gabor wavelet和HOG三种特征融合的方法。这些方法由于特征提取的维数较大,需要较大的计算时间、空间的开销,增大了计算复杂度。

本文提出的基于灰度共生矩阵和小波分析的活体照片人脸检测方法提取活体和照片成像后的纹理特征,训练SVM分类器进行真假判断,并在公开的真假人脸数据库上进行了验证。该方法无需用户的主动配合,具有一定的隐蔽性,同时提取的特征维数不高,减少了时间开销,降低了算法的复杂度。接下来我们将会在第二节中详细介绍本文的活体人脸检测方法,第三节中将实验结果进行对比,第四节进行全文总结。

2 基于纹理特征的活体人脸检测方案

对于活体人脸成像后的图像和该活体人照片成像后的图像,我们人眼可能很难准确地分

辨^[12-14]如图1所示。事实上,活体人脸是一复杂的非刚性三维物体,而照片人脸是一平面的刚性物体,因此会产生不同的光照反射和阴影;由于真实人脸和照片人脸的表面属性的差异性,比如色素;而且照片人脸通常包含印刷质量的缺陷,这一差异可以利用纹理细节较好的检测。因此,本文提出了一种基于灰度共生矩阵和小波分析的活体照片人脸检测方法来解决这一问题。算法框图如图2所示(在本论文实验中,NUAA数据库为灰度图像,因此第二步可省略)。



图1 NUAA^[15]数据库中活体人脸(第一行)和照片人脸的实例(第二行)

Fig. 1 Examples of images captured from real faces(upper row) and from printed photos(lower row) in NUAA databases

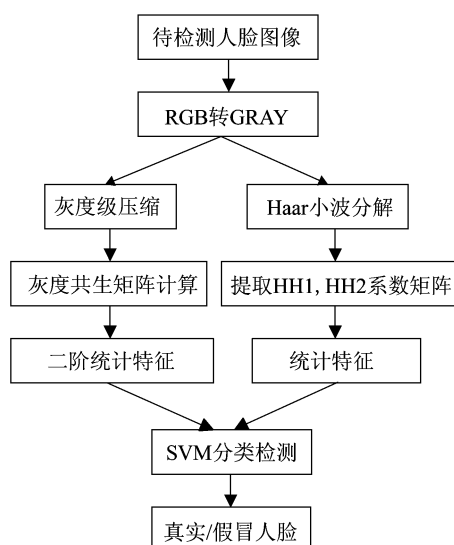


图2 基于灰度共生矩阵和小波分析的活体人脸检测算法框架

Fig. 2 Framework of face liveness detection based on GLCM and wavelet analysis

2.1 灰度共生矩阵

灰度的空间共生关系估计是图像的二阶统计

特征,与之相对应的统计特征可以用来描述图像的各种纹理特征。设 $f(x, y)$ 为一幅二维数字图像,其大小为 M^*N ,灰度级别为 N_g ,则满足一定空间关系的灰度共生矩阵(Gray Level Co-occurrence Matrix)为

$$p(i, j) = \# \{ (x_1, y_1) | (x_2, y_2) \in M^*N | f(x_1, y_1) = i, f(x_2, y_2) = j \}$$

其中 $\#(x)$ 表示集合 x 中的元素个数, P 为 $N_g^*N_g$ 的矩阵。

灰度共生矩阵的统计特征是将可视纹理特征转化成定量的描述,通过定量的分析以区分目标类型特征。本文中的统计特征包括能量、熵、惯性矩、相关性特征:

- 1) 能量: $E = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \{p(i, j | d, \theta)\}^2$
- 2) 熵: $Ent = - \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} p(i, j | d, \theta) \log p(i, j | d, \theta)$
- 3) 惯性矩: $I = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (i-j)^{2*} p(i, j | d, \theta)$
- 4) 相关性: $C = \frac{\sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} i^* j^* p(i, j | d, \theta) - u^2}{\sigma^2}$

其中: $u = \frac{1}{N_g \cdot N_g} \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} p(i, j | d, \theta)$

$$\sigma^2 = \frac{1}{N_g \cdot N_g} \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (p(i, j | d, \theta) - u^2)$$

为了减少计算量,本文将人脸图像压缩为16灰度级分别计算4个方向的灰度共生矩阵,取距离 d 为1,角度 θ 分别为 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$;然后在灰度共生矩阵的基础上再提取能量、熵、惯性矩和相关性4个纹理特征量;再次对4个纹理特征量的4个灰度共生矩阵分别求均值和方差作为特征向量。

2.2 Haar小波分解

小波变换的基本思想是将信号展开成一族基函数之加权和,一幅二维图像经过小波变换之后,小波系数的空间分布同原始图像的空间分布具有很好的对应关系。

设给定的人脸图像

$$\{X_{m,n}\} \quad m, n \in Z \in Z, \text{ 令 } C_{0,m,n} = X_{m,n} \quad m, n \in Z$$

则二维人脸图像小波分解递推公式为

$$C_{j\ m\ n} = (H \otimes H) C_{j+1} = \sum_{k\ l} C_{j+1\ k\ l} h_{k-2m} h_{l-2n}$$
$$D^1_{j\ m\ n} = (H \otimes G) C_{j+1} = \sum_{k\ l} C_{j+1\ k\ l} h_{k-2m} g_{l-2n}$$
$$D^2_{j\ m\ n} = (G \otimes H) C_{j+1} = \sum_{k\ l} C_{j+1\ k\ l} g_{k-2m} h_{l-2n}$$
$$D^3_{j\ m\ n} = (G \otimes G) C_{j+1} = \sum_{k\ l} C_{j+1\ k\ l} g_{k-2m} g_{l-2n}$$

其中, 滤波器 H (低通), G (带通) 是不为零的有限项, 使用具有紧支集的正交小波基可以构造这类滤波器。

小波分解后, 图像的低频成分集中了人脸图像的主要能量, 而图像在 LH, HL, HH 三个方向上的高频成分分别保持了人脸图像的水平边缘细节、垂直边缘细节和斜边缘细节。图像小波分解各子带分布如图 3 所示。

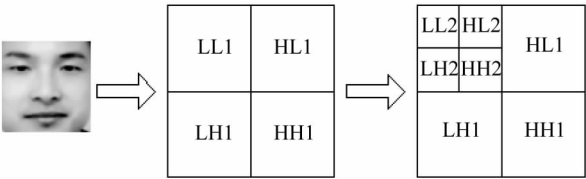


图 3 图像小波一级和二级分解子带分布
Fig. 3 The first and second subbands distribution of wavelets decomposition

Haar 小波在时域具有良好的局部化特征, 在频域衰减较差, 但它却是唯一的对称的实紧支标准正交小波基, 与其他正交函数相比, 它具有构造简单, 计算方便的特点。因此本文采用 Haar 小波基对真人人脸进行小波分解, 如图 4 所示。

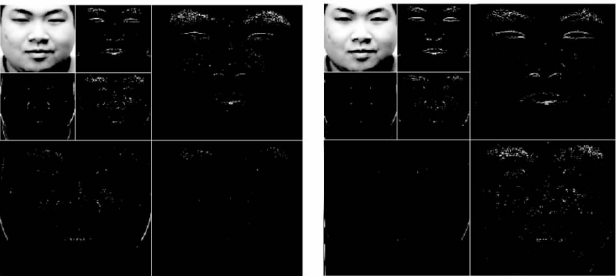


图 4 真人人脸(左) 照片和照片人脸(右) 的二级小波分解
Fig. 4 The secondary wavelet decomposition of real face (left) and printed photos (right)

从图 2 中人脸小波二级分解后的子带可以看出真实人脸和假冒人脸在高频子带区域有明显

的差异, 因此我们分别提取子带 HH1, HH2 的系数矩阵 $\text{Det}_{\text{HH1}}, \text{Det}_{\text{HH2}}$, 求均 $\text{Mean}_{\text{HH1}}, \text{Mean}_{\text{HH2}}$ 和方差 $\text{Var}_{\text{HH1}}, \text{Var}_{\text{HH2}}$ 作为特征向量用于训练 SVM 分类识别。

3 实验结果

为了测试本文算法对活体人脸和假冒人脸的鉴别能力, 我们采用本领域中公开的真假人脸数据库 NUAA^[15]进行测试, 数据库中正例是使用网络摄像头收集的 9 个真人人脸的图像序列; 反例样本是使用这 9 个人的照片采集得到的图像序列。采集反例样本所使用的照片包括四寸照片 (6.8cm*10.2cm) 和五寸照片 (8.9cm*12.7cm) 两种大小以及打印机打印和传统冲洗两种质地的照片。经过人脸检测、眼睛定位后, 得到的正例样本为 9 组真人人脸图片序列, 共计 3548 张真实人脸图片, 反例样本为 45 组照片人脸图片序列, 共计 21910 张照片人脸图片。从 9 组真人图片中随机选择 4 组, 共计 1743 张图片作为正例训练样本, 从 45 组照片人脸图片中随机选取 15 组照片人脸图片, 共计 1748 张图片作为反例训练样本训练 SVM^[16]; 将剩余的, 从未参加过训练的样本全部作为测试集, 训练集和测试集的图片数量如表 1 所示。

表 1 NUAA 数据库中测试集和训练集人脸图像^[15]
Tab.1 The face images in training set and test set of NUAA database

	第一部分	第二部分	第三部分	总和
训练集				
活体人脸图像	889	854	0	1743
照片人脸图像	855	893	0	1748
测试集				
活体人脸图像	0	0	3362	3362
照片人脸图像	0	0	5761	5761

为了测试算法的有效性, 本文提取真假人脸的 LBP 特征和 GLCM 及小波特征用于分类训练 SVM, 其检测准确率如表 2 所示; 另分别测试了在灰度共生矩阵的基础上加入小波特征后对真假人脸的检测准确率如表 3 所示。

表 2 GLCM 及小波统计特征与 GLCM、基本 LBP 特征对比
Tab. 2 Comparison of GLCM and wavelet analysis features
with GLCM or basic LBP features

样本	TP	TN	检测 正确率	特征值 维数
基本 LBP 特征	93.55%	94.06%	93.87%	59
GLCM	96.44%	91.13%	94.27%	8
GLCM 及 小波特征	97.03%	96.88%	96.97%	12

表 3 GLCM 及小波统计特征和 All LBPV^[17]、
Uniform LBPV^[17]、CDD(Component Dependent Descriptor^[18]) 对比
Tab. 3 Comparison of wavelet analysis features with GLCM
features and all LBPV features and Uniform LBPV features
and Component Dependent Descriptor^[18]

样本	TP	TN	检测 正确率	特征值 维数
All LBPV ^[17]	91.84%	86.39%	88.03%	256
Uniform LBPV ^[17]	88.13%	86.25%	86.95%	59
CDD ^[18]	--	--	97.7%	512
GLCM 及 小波特征	97.03%	96.88%	96.97%	12

表中 TP 表示正样本检测正确率 ,TN 代表负样本检测正确率。

表 2 中可以看出 ,以灰度共生矩阵为基本特征 ,对比了加入小波特征对系统检测率的影响 ,从数据可以看出 ,虽然小波特征的加入增加了特征维数 ,但是系统的检测正确率由 94.27% 明显提高至 96.97% ;基本的 LBP 统计特征虽然计算简单 ,但是特征维数 59 大于 GCLM 及小波特征 12 维 ,加大了系统的开销 ;且 GLCM 及小波统计特征的活体检测识别率为 96.97% 明显高于 LBP 特征 93.87% 的识别率。

从表 3 的数据可得出 ,与 All LBPV^[17] 和 Uniform LBPV^[17] 相比 ,GCLM 及小波特征具有明显的优势 ,12 维特征相对于 256 维和 59 维 ,大大降低了算法复杂度 ,同时检测正确率大幅提高 ;相对于 CDD^[18] 特征 ,GLCM 及小波特征正确率有所降低 ,但算法复杂度明显下降。因此 ,我们以后的工作将致力于减小算法复杂度的同时 ,有效提高检测正确率。

4 结论

本文在分析活体人脸和照片人脸纹理特征差异的基础上提出了一种基于灰度共生矩阵和小波分析的活体照片人脸检测方法 ,该方法对人脸灰度图像提取灰度共生矩阵 ,并在此基础上提取能量、熵、惯性矩和相关性四个纹理特征量 ;同时利用小波变换对人脸图像进行二级分解 ,提取高频子带系数作为特征向量训练活体和照片人脸支持向量机分类识别 ,实验结果表明该方法降低了计算复杂度 ,提高了检测准确率。但是在实际应用中我们还需考虑更多的干扰因素 ,比如光照条件的影响 ,比如用高分辨率的相机拍摄的人脸照片图像等等 ,这将是以后我们工作研究的重点。

参考文献

[1] N. M. Duc and B. Q. Minh. Your face is not your password[C]//Black Hat Conference 2009: 1-16

[2] T. Choudhury , B. Clarkson , T. Jebara , A. Pentland. Multimodal person recognition using unconstrained audio and video[C]//AVBPA 99 , Washington DC , 1999: 176-181.

[3] K. Kollreider , H. Fronthaler , J. Bigun. Evaluating liveness by face images and the structure tensor [C] // Fourth IEEE Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies , Oct. 2005: 75-80.

[4] D. A. Socolinsky , A. Selinger , J. D. Neuheisel. Face Recognition with Visible and Thermal Infrared Imagery [J]. CVIU , 2003 , 91(1-2) : 72-114.

[5] Hyung-Keun Jee , Sung-Uk Jung , Jang-hee Yoo. Liveness detection for embedded face recognition system [J]. International Journal of Medicine Science , 2006: 235-238.

[6] 邓刚等. 基于支持向量机眼动模型的活性判别算法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报 , 2003 , 15(7) : 853-857.

Deng Gang etc. Liveness Check Algorithm Based on Eye Movement Model Using SVM [J]. Journal of Computer-aided Design and Computer Graphics , 2003 , 15(7) : 853-857. (in Chinese)

[7] G. Pan , L. Sun , Z. Wu , S. Lao , Eyeblick-based Anti-Spoofing in Face Recognition from a Generic Webcam [C]//in Proc. 11th IEEE ICCV , 2007: 1-8.

[8] J. Li , Y. Wang , T. Tan , A. Jain , Live Face Detection Based on the Analysis of Fourier Spectra [C]//Biometric

- Technology for Human Identification, Proc. SPIE, vol. 5404, 2004: 296-303.
- [9] I. Chingovska, A. Anjos, and S. Marcel. On the effectiveness of local binary patterns in face anti-spoofing. In A. Bromme and C. Busch, editors, BIOSIG, IEEE, 2012: 1-7.
- [10] Jukka Maatta, Abdenour Hadid, Matti Pietikainen. Face Spoofing Detection From Single Images Using Micro-Texture Analysis [C] // International Joint Conference on Biometrics (IJCB2011) Washington DC, USA, 2011: 10-17.
- [11] Jukka Maatta, Abdenour Hadid, Matti Pietikainen. Face spoofing detection from single images using texture and local shape analysis [J]. The Institution of Engineering and Technology 2012 (IET Biometrics 2012). 2012, 1(1): 3-10.
- [12] W. R. Schwartz, H. Guo, L. S. Davis. A Robust and Scalable Approach to Face Identification [C] // In ECCV, volume 6316 of Lecture Notes in Computer Science, 2010: 476-489.
- [13] M. M. Chakka, A. Anjos, S. Marcel, R. Tronci, D. Muntoni, G. Fadda, M. Pili, N. Sirena, G. Murgia, M. Ristori, F. Roli, J. Yan, D. Yi, Z. Lei, Z. Zhang, S. Li, W. R. Schwartz, A. Rocha, H. Pedrini, J. Lorenzo-Navarro, M. Castrillon-Santana, and J. Maatta. Competition on Counter Measures to 2D Facial Spoofing Attacks [C] // In IJCB, 2011: 467-472.
- [14] J. Li, Y. Wang, T. Tan, and A. K. Jain. Live face detection based on the analysis of fourier spectra [C] // In SPIE Biometric Technology for Human Identification, 2004: 296-303.
- [15] X. Tan. Face liveness detection from a single image with sparse low rank bilinear discriminative model [C] // in ECCV (6), 2010: 504-517.
- [16] C.-c. Chang and c.-J. Lin. LIBSVM: A library for support vector machines [J]. ACM TIST, 2, 2011.
- [17] Neslihan Kose, Jean-Luc Dugelay. Classification of Captured and Recaptured Images to Detect Photograph Spoofing [C] // In ICIEV 2012: 1027-1032.
- [18] Jianwei Yang, Zhen Lei, Shengcai Liao, Stan Z. Li. Face Liveness Detection with Component Dependent Descriptor, ICB, 2013, 1-6.

作者简介



曹 瑜 女, 1988 年生于湖南省衡阳市, 硕士研究生, 就读于北京工业大学, 主要研究方向为生物特征识别、人脸活体检测、图像处理与模式识别。

E-mail: caoyu_2011@emails.bjut.edu.cn

涂 玲 女, 1985 年生于江西, 中日友好医院信息技术和管理部助理工程师。主要研究方向为医疗数据分析、图像处理。E-mail: too0@sohu.com



毋立芳 女, 1970 年生于山西, 教授, 副院长, 现就职于北京工业大学电子信息与控制工程学院, 主要研究方向为视频分析及应用、人脸检测与识别、生物特征加密及应用、图像处理。

E-mail: lfwu@bjut.edu.cn