

基于卷积神经网络的虹膜活体检测算法研究

李志明

(河西学院信息技术中心,甘肃 张掖 734000)

摘要: 针对虹膜活体检测中的特征提取问题,提出一种基于深度卷积神经网络的虹膜活体检测算法。通过归一化、分块归一化和直接切取方式对虹膜图像进行预处理,利用卷积神经网络提取经预处理的虹膜图像特征,使用训练分类器对真伪虹膜进行分类。实验结果表明,该算法能自动学习虹膜图像的隐藏特征,使真实虹膜和伪造虹膜的特征更具区分性,并且在 ND-Contact 和 CASIA-Iris-Fake 数据库中获得 96.72% 以上的检测正确率。

关键词: 生物特征识别;虹膜识别;虹膜活体检测;卷积神经网络;自动特征学习

中文引用格式: 李志明. 基于卷积神经网络的虹膜活体检测算法研究[J]. 计算机工程, 2016, 42(5): 239-243, 248.

英文引用格式: Li Zhiming. Research on Iris Liveness Detection Algorithm Based on Convolutional Neural Network[J]. Computer Engineering, 2016, 42(5): 239-243, 248.

Research on Iris Liveness Detection Algorithm Based on Convolutional Neural Network

LI Zhiming

(Center for Information Technology, Hexi University, Zhangye, Gansu 734000, China)

[Abstract] In view of iris liveness detection of feature extraction, this paper proposes an iris liveness detection algorithm based on deep Convolutional Neural Network (CNN). Three modes of iris regions including normalization, block normalization and cutting directly are used to preprocess iris image, and they are suggested as the input of CNN for extracting features, then genuine and fake irises are identified with trained classifier. Experimental results show that this algorithm can learn the hidden characteristics of iris image automatically, make it more discriminative between genuine and fake iris feature, and it achieves above 96.72% accuracy on ND-Contact and CASIA-Iris-Fake database.

[Key words] biometric feature recognition; iris recognition; iris liveness detection; Convolutional Neural Network (CNN); automatic feature learning

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2016.05.041

1 概述

随着虹膜识别技术的发展,虹膜识别技术已经大量运用于实际生活中,如机场安检、煤矿、公司考勤、刑侦等领域,并且研究人员提出了许多虹膜识别算法^[1-4]。然而,随着虹膜识别技术的快速发展,虹膜识别系统也越来越容易受到攻击。特别是伪造虹膜的攻击,使虹膜识别系统的应用受到很多限制。因此,必须开发一些智能算法来保护虹膜识别系统,以免造成不必要的损失。

利用伪造虹膜攻击虹膜识别系统是一种比较常见的攻击方式。伪造虹膜图像可能为佩戴隐形眼镜的虹膜、合成虹膜、打印在纸上的虹膜、显示在

液晶屏上的虹膜等。虹膜活体检测主要是检测输入虹膜是否来自真正的生物体。因此,虹膜活体检测是虹膜识别系统不可缺少的部分,本文利用卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)自动学习虹膜的纹理特征,区分真实虹膜和伪造虹膜。

2 相关研究

特殊的传感器可以用来检测伪造虹膜。例如,通过关闭照明设备来检测虹膜的反光度来判断真伪虹膜。文献[5]提出一种伪造虹膜检测方法,该方法通过平行 IR-LED 的高光点来检测伪造虹膜。文献[6]发现在 750 nm ~ 850 nm 之间虹膜具有较强的

基金项目: 河西学院青年教师科研基金资助项目(QN2014-25)。

作者简介: 李志明(1980-),男,讲师、硕士,主研方向为计算机视觉。

收稿日期: 2015-10-09 **修回日期:** 2015-11-19 **E-mail:** lzm@hxxu.edu.cn

活性,据此可以区分打印伪造虹膜和人造眼球虹膜。利用特殊的传感器可以有效检测部分伪造虹膜,但是依靠传感器来检测伪造虹膜不太稳定,容易造成错误检测。

近年来,研究人员通过设计智能检测算法区分真伪虹膜。文献[7]提出基于频率分析的方法检测印刷虹膜。文献[8]提出纹理统计的方法检测佩戴隐形眼镜的虹膜,该方法利用灰度共生矩阵法和支持向量机来分类真实和伪造的虹膜图像。文献[9]提出一种基于纹理特性的检测方法来检测佩戴隐形眼镜的虹膜。文献[10]利用加权 LBP 特征来区分真伪虹膜。文献[11]根据虹膜图像质量来区分真伪虹膜。文献[12]利用多方向的 Gabor 滤波器求出虹膜特征区域上半部和下半部熵值差来区分真伪虹膜。文献[13]提出基于小波包分解的虹膜防伪检测方法,能有效区分真伪虹膜。由此可见,利用智能检测算法来检测伪造虹膜不需要依赖硬件设备。真实虹膜通常具有光滑的纹理特征,真伪虹膜具有显著的纹理差异(见图1)。所以,纹理分析是虹膜活体检测的关键。

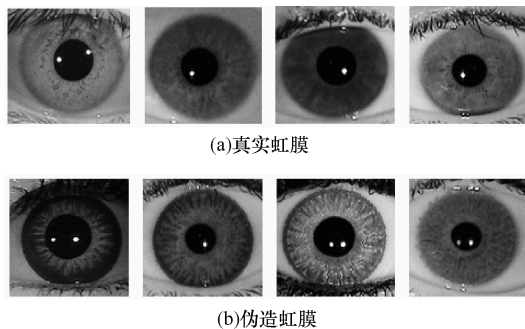


图1 真伪虹膜图像纹理特征对比

虽然现有大量方法被用于检测虹膜活体,然而虹膜活体检测还存在很多问题。现有的方法主要是基于手工纹理特征,一些特征选择算法^[14]可以有效定义真伪虹膜的纹理特性,然而并没有严格地定义真伪虹膜图像的纹理模式。相比之下,通过机器自动学习纹理特征具有很大的优势,如卷积神经网络,能找到合适的纹理特征。

3 基于卷积神经网络的活体检测

本文提出3种基于卷积神经网络的虹膜活体检测方法。CNN虹膜活体检测流程如图2所示,主要包括3个步骤:虹膜图像预处理,CNN设计,特征训练和分类。同时,本文提出归一化法(NROI)、分块归一化法(INROI)和直接切取法(ROI)3种不同的虹膜预处理方法来检测伪造虹膜。

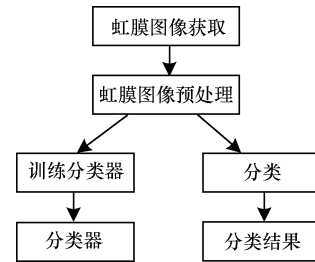


图2 基于CNN的虹膜活体检测流程

3.1 归一化法与卷积神经网络

3.1.1 NROI + CNN 虹膜图像预处理

虹膜图像预处理主要包括3个步骤(如图3所示):

步骤1 将虹膜图像归一化到极坐标系,归一化的虹膜图像大小为512像素×80像素。

步骤2 每一个归一化虹膜图像分成两部分,左边部分I1和右边部分I2,然后使I2逆时针旋转180°和I1重叠。通过以上步骤,归一化虹膜图像的大小为256像素×160像素。

步骤3 通过步骤2得到归一化为200像素×200像素的图像,即归一化虹膜图像,然后进行卷积神经网络训练。

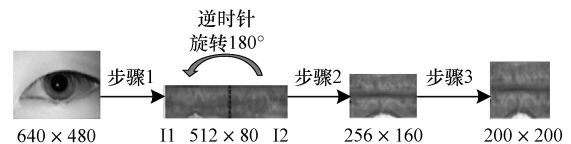


图3 NROI + CNN 虹膜图像预处理

3.1.2 卷积神经网络设计

卷积神经网络的结构如图4所示。第1层是卷积层,将200像素×200像素的输入图像中64个大小为5×5的核进行卷积。第2层是抽样层,利用2×2的核进行抽样。第3层是卷积层,利用5×5的核对特征图进行卷积。第4层是抽样层,得到全连接层,2个全连接层都有53 792个神经元。最终得到2个神经元,这2个神经元称为决策神经元。

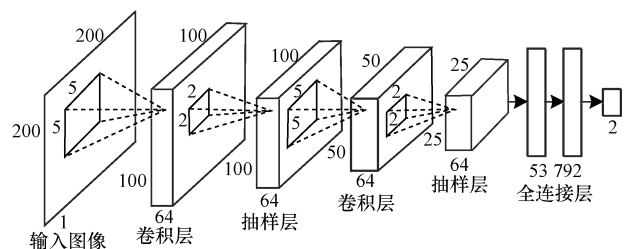


图4 卷积神经网络结构

3.1.3 特征训练和分类

伪造虹膜为负样本,真实虹膜为正样本。先利用CNN训练分类器,再使用CNN分类器分类测试样本。虹膜图像的特征训练和分类流程如图5所示。

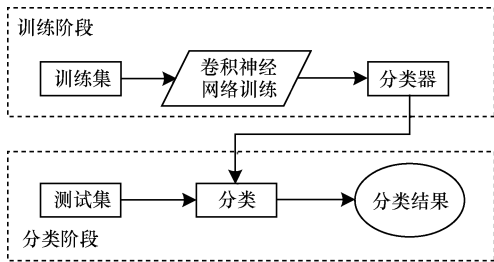


图 5 NROI + CNN 特征训练和分类流程

3.2 分块归一化法与卷积神经网络

该方法通过统计虹膜真实子块检测伪造虹膜, INROI + CNN 算法流程如图 6 所示。该算法由 3 个步骤组成:虹膜图像预处理;CNN 设计;训练和获得真伪虹膜图像的真实子块的概率密度分布,并确定阈值来检测伪造虹膜。

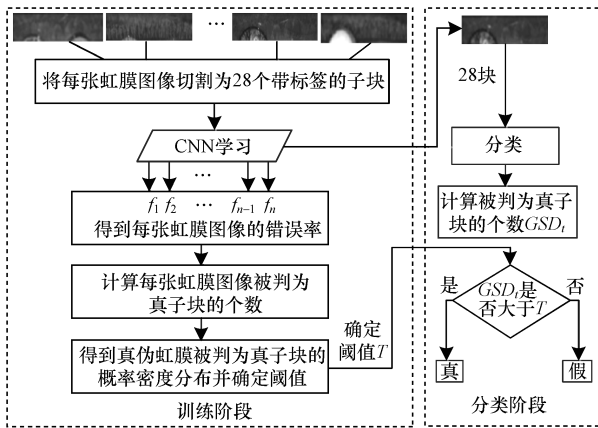


图 6 INROI + CNN 算法流程

3.2.1 INROI + CNN 虹膜图像预处理

归一化后的虹膜图像大小为 512 像素 × 80 像素, 构建一个 80 像素 × 80 像素的窗口, 以 16 像素步长对虹膜图像进行遍历, 得到 28 块 80 像素 × 80 像素的虹膜子块, 操作过程如图 7 所示。

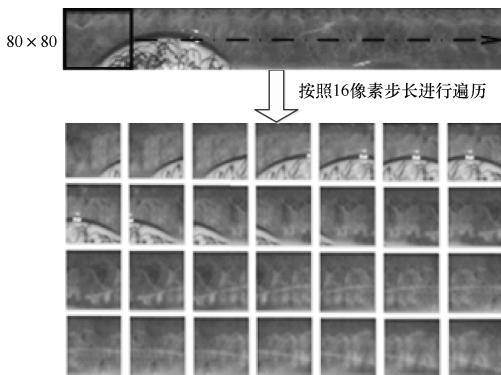


图 7 INROI + CNN 虹膜图像预处理

3.2.2 CNN 训练和 GSD 特征抽取

每一张真实的虹膜图像或伪造的虹膜图像可分为 28 个子块, 这有助于增加训练样本的数量。首先, 数据库有 n 张真实的虹膜图像和 m 张伪造的虹膜图

像, 所以, 共有 28 × (m + n) 个子块。然后, 真实的虹膜子块被标为 1, 伪造的虹膜子块被标为 0。最后, 利用 CNN 来训练这些子块得到子块分类器。通过子块分类器来判断每张虹膜的 28 个子块的真伪。对于一张真实的虹膜图像, 利用 CNN 得到的错误率为 f, 那么它有 28 × (1 - f) 个虹膜子块被判定为真子块。以同样的方式, 对于一张伪造的虹膜图像, 如果 f 为错误识别率, 那么它有 28 × f 个子块被判定为真子块。

$$G_{GSD} = \begin{cases} 28 \times (1 - f) & \text{lable 1} \\ 28 \times f & \text{lable 0} \end{cases} \quad (1)$$

$$f = \frac{\text{被判定为真子块的个数}}{28} \quad (2)$$

一般来说, 当一张虹膜图像的 GSD (Genuine Sub-patch Descriptor) 值比较大时, 则它可能为真实的虹膜图像; 否则, 它可能为伪造的虹膜图像。例如, 图 8(a) 是一张真实的虹膜图像, 它的 GSD 值为 27。图 8(b) 是一张伪造的虹膜图像, 它的 GSD 值为 0。该例子说明 GSD 值可以作为虹膜活体检测的指标。

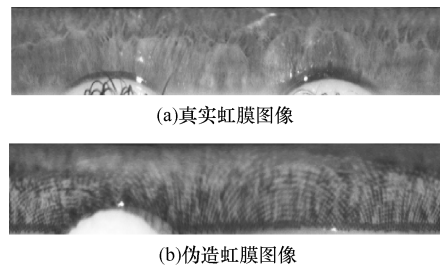


图 8 基于 GSD 的真伪虹膜图像区分

ND-Contact 数据库上真实虹膜和伪造虹膜的 GSD 概率密度分布曲线, 如图 9 所示, 可以通过一个阈值 T 来区分真实虹膜图像和伪造虹膜图像。

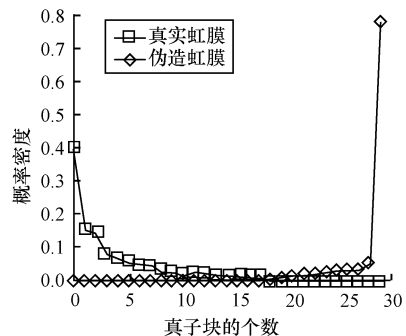


图 9 ND-Contact 数据库上真伪虹膜的 GSD 概率密度

3.2.3 阈值 T 确定和真伪虹膜图像分类

利用真实虹膜图像和伪造虹膜图像的 GSD 概率密度分布曲线来确定一个阈值 T 区分真伪虹膜, 定义 2 条概率密度分布曲线的交叉点为阈值 T。如果虹膜图像的 GSD 大于阈值 T, 系统可以判断该虹膜图像为真实虹膜图像。如果虹膜图像的 GSD 小

于阈值 T , 系统可以判断该虹膜图像为伪造虹膜图像。所以, 基于 CNN 和 GSD 设计分类器来区分真实虹膜图像和伪造虹膜图像。

3.3 直接切取法与卷积神经网络

对于 ROI + CNN, 直接将原始的虹膜区域输入到 CNN 中进行训练。与 NROI + CNN 和 ROI + CNN 相比较, 只是预处理的方法不同, ROI + CNN 的预处理方式如图 10 所示。CNN 的结构、特征训练和分类的过程与 NROI + CNN 一样, 在此不进行具体描述。



图 10 ROI + CNN 虹膜图像预处理

4 实验结果与分析

本节进行 3 个实验来测试不同条件下虹膜活体检测算法的性能。首先, 将 NROI + CNN 和 ROI + CNN 在混合数据库 CASIA-Iris-Fake 上进行测试。并在数据库 CASIA-Iris-Fake 上, 利用不同数量的训练样本测试算法的泛化性能。然后, 将 NROI + CNN, INROI + CNN, ROI + CNN 在单样本数据库 ND-Contact 上进行测试。

4.1 实验数据库

据笔者所知, ND-Contact 虹膜库^[15]是全球最大的隐形眼镜伪造虹膜数据库。这个数据库中包含了未佩戴隐形眼镜、佩戴软性隐形眼镜和佩戴美容隐形眼镜的虹膜。在本文研究中, 未佩戴隐形眼镜和佩戴软性隐形眼镜被视为真正的虹膜图像。佩戴美容隐形眼镜的虹膜被当作伪造虹膜样本。图 11 显示了 ND-Contact 中的部分样本图片。

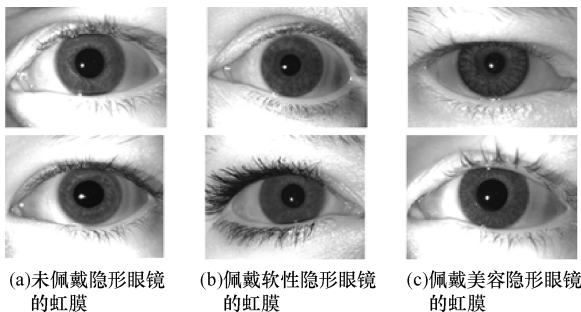


图 11 ND-Contact 数据库中的一些样本示例

由于 ND-Contact 只有一种类型的伪造虹膜图像, 因此实验中还用到了数据库 CASIA-Iris-Fake^[16], 该数据库有 4 种虹膜类型, 其中 3 种为伪造虹膜, 分别为打印在纸上的虹膜、佩戴隐形眼镜的虹膜、塑料眼球虹膜。图 12 显示了 CASIA-Iris-Fake 中的部分样本

图片。

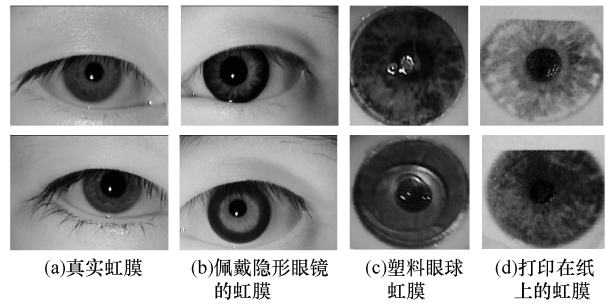


图 12 CASIA-Iris-Fake 数据库中的一些样本示例

4.2 CASIA-Iris-Fake 数据库上的实验

为了评价虹膜活体检测算法的整体性能, 将 NROI + CNN, ROI + CNN 算法在数据库 CASIA-Iris-Fake 上进行实验。使用文献[10]提出的加权 LBP 算法与本文算法作比较。分别用 100, 200, 400, 600, 800, 1 000, 1 200, 1 400, 1 600 的真伪虹膜数量加入到 CNN 网络中训练分类器。数据库中剩余的虹膜图像作为测试集。本文得出正确识别率 (Correct Recognition Rate, CRR) 随训练样本数目变化的曲线, 结果如图 13 所示。

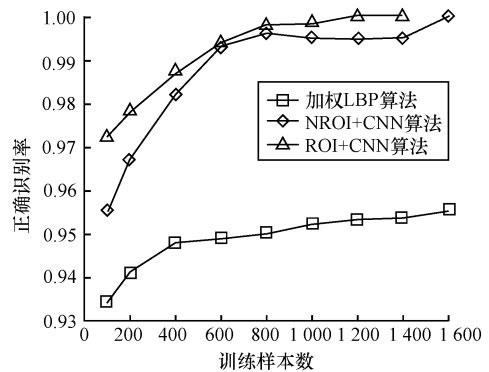


图 13 正确识别率随训练样本数目的变化

从图 13 可以得出如下结论:

(1) 当利用大量样本训练时, 2 种虹膜活体检测算法可以达到较高的精度。从图 13 可以看出, 当训练样本数达到很大时, NROI + CNN, ROI + CNN 几乎可以达到 100% 的正确识别率, 说明基于深度学习的算法对大数据量的训练集更有用。因为大量的真伪虹膜图像可以构建最优的 CNN 分类器来区分真伪虹膜。

(2) 本文提出的基于深度学习的 NROI + CNN 和 ROI + CNN 算法比加权 LBP 的性能更好, 因为它们充分利用虹膜图像的原始像素信息进行活体检测。但使用加权 LBP 特征提取的虹膜图像会失去一些重要的信息。

(3) ROI + CNN 比 NROI + CNN 的检测效果更好。该结论表明, 在极坐标虹膜归一化可能会失去

活体检测的一些有用信息。

4.3 ND-Contact 数据库上的实验

为了探讨虹膜活体检测算法在单个数据集上的性能,本文使用 ND-Contact 数据库。该数据库只包含单一类型的假虹膜图像,即佩戴隐形眼镜的虹膜。所有算法都在该数据库上进行测试,并与局部约束线性编码(Locality-constrained Linear Coding, LLC)和层次视觉编码(Hierarchical Visual Codebook, HVC)进行比较。ND-Contact 中包含 2 800 张真实虹膜图像和 1 400 张佩戴眼镜的虹膜图像。其中,训练集有 3 000 张虹膜图像(2 000 张真实虹膜样本和 1 000 张伪造虹膜样本);测试集有 1 200 张虹膜图像(800 张真实虹膜样本和 400 张伪造虹膜样本)。实验结果如表 1 所示。

表 1 各检测算法在 ND-Contact 数据库上的性能比较

算法	正确识别率/%	测试时间/ms
LLC	100.00	0.41
HVC	100.00	0.50
NROI + CNN	99.83	0.39
INROI + CNN	100.00	0.89
ROI + CNN	100.00	0.39

所有算法在该数据库上均具有较好的性能。为了展示 NROI + CNN, INROI + CNN 和 ROI + CNN 的优点,只使用 ND-Contact 中 30% 的训练图像用于训练,其他 70% 的训练图像用于测试。所有算法的结果如表 2 所示。

表 2 ND-Contact 中使用 30% 训练图像的性能比较 %

算法	正确识别率
LLC	94.07
HVC	98.29
NROI + CNN	96.72
INROI + CNN	96.94
ROI + CNN	98.67

从表 2 可以得出如下结论:

(1) NROI + CNN, INROI + CNN 和 ROI + CNN 具有较高的正确识别率,即使采用 ND-Contact 数据库上较小的训练样本数据,也都可以获得较好的正确识别率,从而表明基于深度学习的虹膜活体检测算法具有很好的泛化能力。

(2) 在利用 ND-Contact 中 30% 的训练数据时, ROI + CNN 具有很高的正确识别率,甚至略优于 HVC^[17], HVC 是手工提取特征最好的方法。该结果说明,手动提取特征的方法会损失一些潜在的特征,然而通过机器自动学习得到的特征更加鲁棒且符合

真伪虹膜的特性。

(3) INROI + CNN 略优于 NROI + CNN, 这表明结合多个区域的虹膜活体检测结果更加优于单个区域的活体检测结果。

5 结束语

虹膜活体检测是虹膜识别系统中的一个重要模块。本文提出一种基于卷积神经网络的虹膜活体检测算法。同时,提出 3 种不同的虹膜预处理方式,并把处理结果输入到卷积神经网络中对虹膜进行活体检测。该算法通过机器自动学习图像的隐藏特征,提取出隐藏的纹理特征,使真实虹膜和伪造虹膜的特征更具区分性,这就是深度学习算法优于 Gabor、局部约束线性编码、层次视觉编码等传统方法的根本原因。未来的工作将利用深度学习框架来解决其他虹膜分类问题,如种族分类、虹膜图像质量评估等。

参考文献

- [1] 苑玮琦,高斌秀.基于曲面匹配的虹膜识别方法[J].计算机工程,2007,33(5):176-179.
- [2] 曹江中,戴青云,何家峰,等.基于纹理分布和 Gabor 滤波器的虹膜识别算法[J].计算机工程,2006,32(9):199-200.
- [3] 金鑫,聂仁灿,周冬明.一种基于 PCNN 的改进型虹膜识别算法[J].计算机科学,2014,41(11A):110-115.
- [4] 涂娟,王海滨,曹林,等.基于 Hough 变换的快速虹膜识别算法研究[J].电视技术,2014,38(19):211-215.
- [5] Lee E, Park K, Kim J. Fake Iris Detection by Using Purkinje Image [C]//Proceedings of ICB'06. Berlin, Germany: Springer, 2006:397-403.
- [6] Lee E, Park K, Kim J. Robust Fake Iris Detection Based on Variation of the Reflectance Ratio Between the Iris and the Sclera [C]//Proceedings of 2006 Biometrics Symposium. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2006: 1-6.
- [7] Daugman J. How Iris Recognition Works [J]. IEEE Transactions on Circuits System Video Technology, 2004,14(1):21-30.
- [8] He Xiaofu, Lu Yue, Shi Pengfei. A Fake Iris Detection Method Based on FFT and Quality Assessment [C]//Proceedings of CCPR'08. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2008:1-4.
- [9] Wei Zhuoshi. Counterfeit Iris Detection Based on Texture Analysis [C]//Proceedings of ICPR'08. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2008:1-4.
- [10] Zhang Hui, Sun Zhenan, Tan Tieniu. Contact LENS Detection Based on Weighted LBP [C]//Proceedings of the 20th International Conference on Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2010:4279-4282.

(下转第 248 页)



图13 本文方法实验结果

7 结束语

基于边缘检测方法和阈值分割方法,本文提出一种壁画线描画生成方法。实验结果表明,当局部范围内的笔道灰度值小于背景的灰度值时,该方法能够生成定位准确、保留壁画原有风格的笔道。由于壁画中可能存在灰度值大于周围背景的笔道以及不同程度的病害,因此后期需要改进该方法,使其可以适用于更多的应用场景。

参考文献

- [1] Canny J. A Computational Approach to Edge Detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6): 679-698.
- [2] Ehsan N, Sara S, Hamid H. Edge Detection Techniques: Evaluations and Comparison[J]. Applied Mathematical Sciences, 2008, 2(29-32): 1507-1520.
- [3] Pablo A, Michael M, Charless F, et al. Contour Detection and Hierarchical Image Segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(5): 898-916.
- [4] He Jianing, Wang Shan, Zhang Yi, et al. A Computational Fresco Sketch Generation Framework[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia & Expo. Washington D. C., USA; IEEE Press, 2013; 1-6.
- [5] Pablo A, Michael M, Charless F, et al. Contour Detection and Hierarchical Image Segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(5): 898-916.
- [6] Boykov Y Y, Jolly M P. Interactive Graph Cuts for Optimal Boundary & Region Segmentation of Objects in N-D Images [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Washington D. C., USA; IEEE Press, 2001; 105-112.
- [7] Carsten R, Vladimir K, Andrew B. GrabCut: Interactive Foreground Extraction Using Iterated Graph Cuts [J]. ACM Transactions on Graphics, 2004; 23(3): 309-314.
- [8] Tang Meng, Lena G, Olga V, et al. GrabCut in One Cut[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Washington D. C., USA; IEEE Press, 2013; 1769-1776.
- [9] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic Active Contours [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Washington D. C., USA; IEEE Press, 1997; 61-79.
- [10] 林亚忠, 李新, 张会奇, 等. 基于局部特性的分割校正模型改进[J]. 计算机工程, 2014, 40(8): 229-232.
- [11] 林亚忠, 李新, 张会奇, 等. 基于局部图像拟合偏差的活动轮廓分割模型[J]. 计算机工程, 2013, 39(11): 259-263.
- [12] Otsu N. A Threshold Selection Method from Gray-level Histogram [J]. IEEE Transactions on System Man and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66.
- [13] Peter S. Potrace: A Polygon-based Tracing Algorithm[EB/OL]. [2015-03-09]. <http://potrace.sourceforge.net>.
- [14] Clayton T M, Whitaker J P, Maguire C N. Identification of Bodies from the Scene of a Mass Disaster Using DNA Amplification of Short Tandem Repeat (STR) Loci [J]. Forensic Science International, 1995, 76(1): 7-15.
- [15] Jain A K, Ross A A, Nandakumar K. Introduction to Biometrics [M]. Berlin, Germany; Springer, 2011.
- [16] CASIA-Iris-Fake [EB/OL]. [2015-09-15]. <http://www.cripac.ia.ac.cn/people/znsun/Irisclassification/CASIA-Iris-Fake.rar>.
- [17] Sun Zhenan, Zhang Hui, Tan Tieniu. Iris Image Classification Based on Hierarchical Visual Codebook [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(6): 1120-1133.

编辑 刘冰

编辑 陆燕菲

(上接第 243 页)

- [11] Galbally J, Ortiz-Lopez J, Fierrez J, et al. Iris Liveness Detection Based on Quality Related Features [C]//Proceedings of the 5th IAPR International Conference on Biometrics Compendium. Washington D. C., USA; IEEE Press, 2012; 271-276.
- [12] 贾皓丽, 沈建新, 邢文元. 基于 Gabor 滤波的虹膜活体检测 [J]. 计算机应用与软件, 2012, 29(11): 137-138.
- [13] 安树娟, 何孝富, 施鹏飞. 一种基于小波包分解的虹膜防伪检测方法 [J]. 测控技术, 2008, 27(6): 9-11.
- [14] Clayton T M, Whitaker J P, Maguire C N. Identification of Bodies from the Scene of a Mass Disaster Using DNA