

基于深度学习的非接触掌纹识别方法

郑仕伟, 韩俊刚

(西安邮电大学 计算机学院, 陕西 西安 710121)

摘 要: 采用非接触的方式获取到的掌纹图像容易受到手掌摆放姿势、光照条件等因素的影响, 造成识别效果欠佳. 针对这些问题, 提出使用卷积神经网络来处理非接触式掌纹识别问题. 首先利用肤色阈值切割出手掌图像, 采用一种指根点检测算法确定指根点, 使用确定的指根点建立坐标系, 分割出 ROI 图像. 其次, 使用卷积神经网络自动提取特征, 并将提取到的特征送入分类器得出结果. 最后, 在公开掌纹数据库上进行实验, 取得了不错的识别效果, 证明了此方法的有效性.

关键词: 卷积神经网络; 掌纹识别; 深度学习; 非接触

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2018)04-0098-05

Deep Learning for Contact-less Palmprint Recognition

ZHENG Shi-wei, HAN Jun-gang

(School of Computer Science & Technology, Xi'an University of Posts & Telecommunications, Xi'an 710121, China)

Abstract: Under the influence of palm pose, illumination variation and complicated backgrounds; contact-less hand image recognition systems have unsatisfied recognition effect. To solve these question, a contact-less hand image recognition method based on convolutional neural network (CNN) was proposed. First the hand image was segmented from the background with a skin-color thresholding method. A finger base point detection method was used to find the finger base points. These points could be used to locate region of interest (ROI) of palm. Then CNN was used to extract hand features which could be basic for classification. The presented method was tested on publication hand image database. The results demonstrate that proposed algorithm can be used to improve the recognition accuracy.

Key words: convolutional neural network; palmprint recognition; deep learning; contact-less

1 引言

生物特征识别是指用人的生理特征来对身份进行识别的一门技术. 目前主要有人脸识别^[1]、虹膜识别^[2]、指纹识别^[3]等. 相比其他生理特征, 掌纹图像侵犯性低、稳定性好, 可以用来进行识别的特征丰富; 得到了研究人员的广泛关注, 并取得了大量的成果^[4].

目前已经有一些效果较好的掌纹识别方法^[5-6]. 从采集方式上来看, 掌纹图像的采集主要分为接触式与非接触式. 接触式的掌纹采集方式固定了手掌

的摆放位置, 并且是在单一光照条件下完成, 采集到的掌纹图像质量高, 同时也便于切割感兴趣区域. 但是接触式的采集方式也存在一些问题, 如采集设备容易被损坏, 不卫生, 掌纹图像容易被盗用等问题^[7]. 非接触式的掌纹采集方式则更易为人们所接受, 也是目前研究的主要方向^[8]. 非接触式的掌纹采集方式容易受到光照变化, 手掌摆放姿态不一等因素的影响, 会造成采集到的掌纹图像模糊, 掌纹图像产生形变等问题, 给后续掌纹提取感兴趣区域带来困难, 同时也影响掌纹的识别效果.

本文针对非接触的方式采集到的掌纹识别率不

佳、鲁棒性差等问题,提出使用卷积神经网络进行特征提取的思路^[9-11],该方法鲁棒性好、效率高,与其他典型的掌纹识别方法相比,该方法的识别性能更佳。

2 掌纹图像预处理

掌纹图像的特征主要集中在手掌的中间区域,该区域也就是掌纹图像的感兴趣区域(ROI)。为了减少卷积网络的运算量,同时能更好地提取特征,就必须将掌纹图像的 ROI 区域切割出来。首先利用肤色分割将掌纹从不同光照与背景下的场景中提取出来,其次使用一种指根点检测算法确定出手掌的指根点,最后依据确定的指根点切割出 ROI 区域。

2.1 肤色分割

在 RGB 颜色模型中,其亮度和色度信息不是分离的,R、G、B 三基色不仅表示颜色,还表示亮度。不同光照条件下的掌纹图像其亮度信息也是不一样的,因此 RGB 不适合于彩色掌纹图像的分离。为此需要将 RGB 颜色模型转换到一些亮度与色度相分离的空间。本文选取 YCbCr 颜色空间,RGB 到 YCbCr 的公式变换为

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.256\ 8 & 0.504 & 0.123\ 7 \\ -0.147\ 4 & -0.291 & 0.439\ 2 \\ 0.439\ 2 & -0.367\ 8 & -0.071\ 4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (1)$$

变换后 Y, Cb, Cr 的取值在[0 255]。

为了将彩色掌纹图像分割出来,考虑到掌纹图像的采集条件,使用一种简单而快速的固定阈值的方法,将 YCbCr 图像转化为二值图像。所取定的阈值为经验值。二值图像获取如式(2)所示

$$bw = \begin{cases} 1, & 100 < Cb < 127 \& 138 < Cr < 170 \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (2)$$

原始的 RGB 图像如图 1(a)所示,由 RGB 颜色模型转换到 YCbCr 模型图像如图 1(b)所示,图 1(c)为根据式(2)计算得出的二值图像。

2.2 指根点检测

本文使用一种指根点检测算法来确定指根点;拇指与食指、食指与中指、中指与无名指、无名指与小指之间的指根点分别记为 P1,P2,P3,P4;对于五指张开的情况,该算法可以准确检测出 P2,P3,P4。对拇指与食指之间的指根点依据两指之间角度的不同检测结果不是特别准确。该方法的步骤如下。

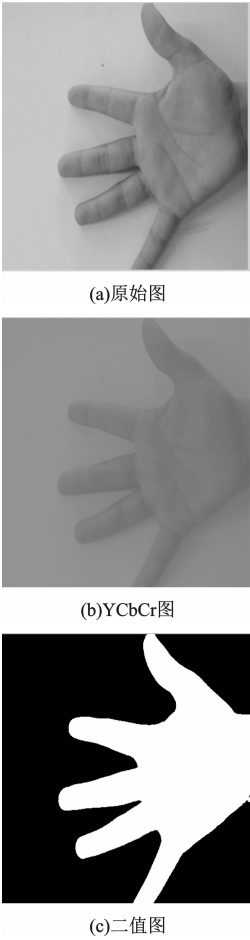


图 1 RGB 图及转换到 YCbCr 空间图和二值图

- (1)求出掌纹的质心点 P,并对二值掌纹图像进行轮廓跟踪,得出其轮廓坐标;如图 2 所示。
- (2)利用欧式距离公式,依次求出掌纹轮廓点与质心点之间的距离记为 d;
- (3)将所有的距离值视为信号的幅值,求出距离负值的峰峰值;由掌纹图像的特点可知,该值所在的点即为指根点,如图 3 所示。

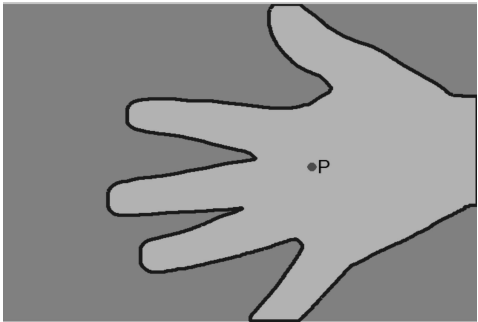


图 2 掌纹轮廓及质点图

2.3 掌纹 ROI 分割

在获取到掌纹图像的指根点之后,选取 P2 与

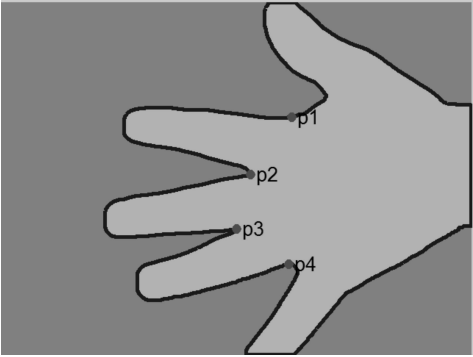
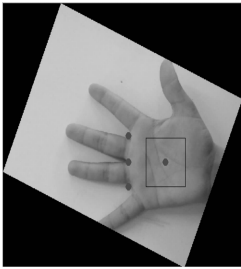
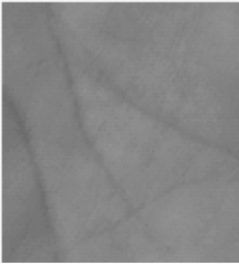


图 3 指根点检测图

P4 点,根据这两个点的坐标关系,将图像进行一定的旋转,使 P2 与 P4 保持水平,然后选取这两个点的中点坐标,沿着水平方向选取一个点,以这个点作为新的中心点,截取 128×128 大小的区域作为掌纹图像的感兴趣区域,如图 4(a)所示,截取出来的感兴趣区域如图 4(b)所示。



(a)定位ROI



(b)掌纹ROI

图 4 掌纹 ROI 区域截取

3 卷积神经网络

3.1 网络结构

卷积神经网络是一种特殊的神经网络,其特殊之处在于其具有局部感受和权值共享两大特性;在图像处理领域得到广泛应用.典型的卷积神经网络主要由输入层、卷积层、下采样层、全连接层、输出层构成.输入层是原始的 RGB 图像数据,卷积层主要用于图像特征的提取,下采样层用于降低数据维数,

其处理过程如下。

卷积处理:原始的图像数据与一个滤波器 f_x 做卷积运算,然后加上一个偏置值 b_x ,得到卷积层 C_x ;

下采样层:选取一个像素点的 4 邻域,求出其像素的最大值,经由一个权值 W_x 加权之后,使用一个激励函数,得到一个特征映射图,此时的特征映射图的数据量缩小了 4 倍。

全连接层:其操作主要是向量的点积运算,将全连接层的上一层的输出数据与一个权重向量做点积,然后将这个点积结果加上一个偏置值送入激励函数得到下一层的输入。

输出层:输出层本质上是一个分类器,典型的卷积神经网络的输出层使用的是径向基函数(RBF).本文使用适用于多分类问题的 Softmax,其表达式如式(3)所示。

$$h_{\theta}(x^{(i)}) = \begin{bmatrix} p(y^i = 1 | x^i; \theta) \\ p(y^i = 2 | x^i; \theta) \\ p(y^i = 3 | x^i; \theta) \\ \dots \\ p(y^i = k | x^i; \theta) \end{bmatrix} = \frac{1}{\sum_{j=1}^k e^{\theta_j^T x^{(i)}}} \begin{bmatrix} e^{\theta_1^T x^{(i)}} \\ e^{\theta_2^T x^{(i)}} \\ e^{\theta_3^T x^{(i)}} \\ \dots \\ e^{\theta_k^T x^{(i)}} \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中, $p(y^i = k | x^i; \theta)$ 表示样本 x^i 属于某一类 k 的概率; θ_j^T 表示模型参量; $\frac{1}{\sum_{j=1}^k e^{\theta_j^T x^{(i)}}}$ 用来对所求的概率进行归一化。

3.2 AlexNet

在 2012 年, Alex Krishevsky^[10] 等人首次将卷积神经网络应用于 ImageNet 大规模视觉识别挑战赛(ILSVRC),并取得了图像分类任务的第一名,所使用的卷积神经网络结构就是 AlexNet,本文使用这一经典的结构来提取掌纹特征. AlexNet 一共包含 8 层,前五层都是卷积层,后面三层为全连接层,其网络结构如图 5 所示。

4 实验结果分析

4.1 实验环境

本次实验的实验环境如表 1 所示。

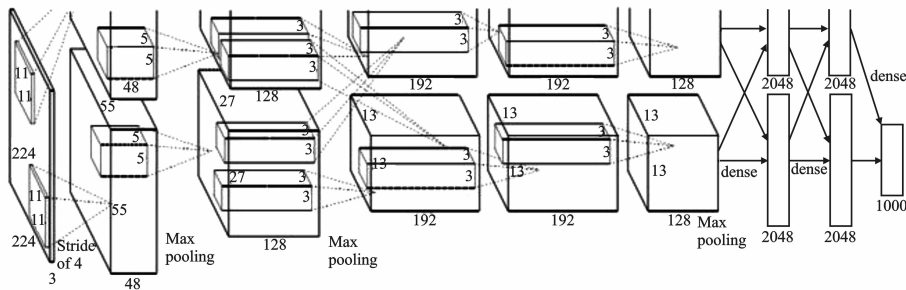


图 5 AlexNet 结构图

表 1 实验环境

实验环境	环境配置
操作系统	Ubuntu16. 04LTS 64 位
CPU	Intel®Core™ i7-3770 CPU @ 3. 40GHz
内存	8 GB
GPU	GTX1080
深度学习框架	Caffe
图像预处理	Matlab2013

4. 2 数据库介绍

本次实验所选用的数据库为 IITD^[12] 与 Mutah University^[13] 掌纹数据库,图 6 展示了两种数据库中的掌纹样本.



(a)IITD palm



(b)Mutah University palm

图 6 掌纹样本图

IITD 掌纹数据库包含 2 601 张掌纹,共来自 230 名志愿者,每名志愿者采集了左右手掌的图像;本实验从右手掌中选取了 1 000 张图像进行实验. Mutah University MOHI Palm Database 中的掌纹采集于 2014 年底,使用手机拍摄,共包含 3 000 张图像,共来自 200 名志愿者,其中 50 名志愿者的掌纹是在光照及其不好的条件下拍摄的,本实验不采用. 选取 100 名志愿者的共 1 500 张掌纹进行实验.

4. 3 实验结果

实验的第一步是准备数据,利用上文中使用的指根点检测算法,切割出掌纹 ROI 区域,并且将之归一化为 256×256 ;将此作为卷积神经网络的输入;其次,配置 caffe 环境,设置参数,通过 AlexNet 网络提取掌纹特征. 经过不断调整参数进行实验,最终在 Mutah University 掌纹数据库上取得 92% 的识别率,在 IITD 掌纹数据库上取得 99. 12% 的识别率.

相比较之下,IITD 掌纹库中的掌纹识别效果更佳,主要是因为 IITD 掌纹数据的采集是在一个光照较为恒定的条件之下,并且采集掌纹时手掌摆放较为统一,很少存在旋转、平移等情况. 这使得切割出的掌纹 ROI 区域较为固定,提取出的特征也更为有效. 相比较之下 Mutah University 掌纹数据的采集条件限制更少,光照变化、手掌距离摄像头的距离远近等都影响到掌纹的采集效果. 这也是非接触掌纹识别要解决的难点所在.

表 2、表 3 将本文所使用算法与一些典型的方法进行了对比;本文使用算法在 Mutah University 掌纹数据库上的识别性能取得了一定提高.

表 2 不同算法在 IITD 掌纹库上的对比

识别方法	识别正确率/%
BRISK ^[7]	98. 124 2
SURF ^[14]	96. 750 3
SIFT ^[15]	95. 947 1
CNN + Hausdorff ^[9]	99. 34
本文算法	99. 12

表 3 不同算法在 Mutah University 掌纹库的对比

识别方法	识别正确率/%
ANN ^[13]	82. 0
本文算法	92. 0

5 结束语

本文使用卷积神经网络来处理非接触掌纹识别问题. 首先使用一种指根点检测算法来自动定位掌纹 ROI 区域, 该方法在不同的光照条件下定位效果良好; 能够适应非接触掌纹识别对光照变化的挑战; 其次, 使用一个 8 层的卷积神经网络自动提取掌纹特征, 并且使用 Softmax 分类器对特征进行分类, 在两个公开的掌纹数据库上进行实验表明所使用的方法具有可行性. 比较典型的掌纹识别方法, 所使用的方法能取得更好的识别效果. 进一步的研究方向为复杂背景下的掌纹识别, 并提高识别率.

参考文献:

- [1] Rikhtegar A, Pooyan M, Manzuri-Shalmani M T. Genetic algorithm-optimised structure of convolutional neural network for face recognition applications[J]. Iet Computer Vision, 2016, 10(6):559-566.
- [2] Frucci M, Nappi M, Riccio D, et al. WIRE: Water-shed based iris recognition[J]. Pattern Recognition, 2016, 52:148-159.
- [3] Kumar A, Kwong C. Towards contactless, low-cost and accurate 3D fingerprint identification[J]. Pattern Analysis & Machine Intelligence IEEE Transactions on, 2015, 37(3):681-696.
- [4] Kong A, Zhang D, Kamel M. A survey of palmprint recognition[J]. Pattern Recognition, 2009, 42(7):1408-1418.
- [5] 岑瑶, 潘新, 郜晓晶, 等. 基于 MB-LBP 和 HOG 的掌纹识别[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(3):920-923.
- [6] 张善文, 张晴晴, 张云龙, 等. 加权自适应 CS-LBP 与局部判别映射相结合的掌纹识别方法[J/OL]. [2016-11-28]. <http://www.aocmag.com/article/02-2017-11-050.html>.
- [7] 林森, 苑玮琦, 宋辉. 二进制鲁棒不变尺度特征在非接触掌纹识别中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(12):2785-2792.
- [8] Jaafar H, Ibrahim S, Ramli D A. A robust and fast computation touchless palm print recognition system using LHEAT and the IFkNCN classifier[J]. Comput Intell Neurosci, 2015(5):1-17.
- [9] Dian L, Dongmei S. Contactless palmprint recognition based on convolutional neural network [C]//Signal Processing (ICSP), 2016 IEEE 13th International Conference on. IEEE, 2016: 1363-1367.
- [10] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [C]// International Conference on Neural Information Processing Systems. Curran Associates Inc, 2012: 1097-1105.
- [11] Toshev A, Szegedy C. DeepPose: Human pose estimation via deep neural networks[C]// Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2014:1653-1660.
- [12] IIT . Delhi touchless palmprint database version 1. 0 [EB/OL]. [2017-06-28]. http://web.iitd.ac.in/~ajaykr/Database_Palm.htm.
- [13] Hassanat A, Al-Awadi M, Btoush E, et al. New mobile phone and webcam hand images databases for personal authentication and identification[J]. Procedia Manufacturing, 2015, 3:4060-4067.
- [14] Badrinath G S, Gupta P, Mehrotra H. Score level fusion of voting strategy of geometric hashing and SURF for an efficient palmprint-based identification[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2013, 8(3):265-284.
- [15] Dongmei, Zhengding. A novel image enhancement method for SIFT feature extraction of low resolution palmprint images[J]. Chinese Journal of Electronics, 2011, 20(1):111-113.

作者简介:

郑仕伟 男, (1993-), 硕士研究生, 研究方向为深度学习. E-mail: zsw02046@163.com.

韩俊刚 男, (1942-), 硕士, 教授, 研究方向为图形处理器、深度学习.