

一种轻量化模型的手指静脉识别技术

杨东亮, 宋昌江

(黑龙江省科学院智能制造研究所, 黑龙江 哈尔滨 150090)

摘要: 为了提高卷积神经网络识别手指静脉的能力, 提出了一种结合通道重要性的 MobileNet 网络。具体而言, 对 MobileNet 提取的特征进行信道重要性分析, 对不重要的特征信道进行压缩, 提高网络特征表示能力。同时, 利用三重态损失提取的网络模型具有类间分布和类内紧密性的特点, 提高了网络模型的判别能力。在 MultiView-FV 静脉数据集上进行了实验, 结果表明该方法是有用的。

关键词: 手指静脉识别; 轻量化模型; MobileNet

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1003-7241(2025)01-0181-04

A lightweight Model of Finger Vein Recognition Technology

YANG Dong-liang, SONG Chang-jiang

(Intelligent Manufacturing Institute, Heilongjiang Academy of Sciences, Harbin 150090 China)

Abstract: In order to improve the ability of convolutional neural networks to recognize finger veins, a MobileNet network combining the importance of channels is proposed. Specifically, the channel importance analysis is carried out on the features extracted by MobileNet, and the less important feature channels are compressed to improve the capability of network feature representation. At the same time, the network model extracted by triplet loss has the characteristics of inter-class distribution and intra-class tightness, which improves the discriminant ability of the network model. Experiments are carried out on MultiView-FV venous dataset, and the results show that the method is effective.

Keywords: finger vein recognition; Lightweight model; MobileNet

0 引言

随着人们对认证的要求越来越高, 传统的认证技术已经不能满足当前的需求。与传统认证方式相比, 生物识别技术可以更有效地保护个人身份信息, 其安全性和有效性明显优于传统认证方式。手指静脉验证是一种很有前途的生物识别方法, 因其安全性高而受到广泛关注^[1]。

与其他生物识别技术相比, 指静脉技术^[2-3]有其自身的特点: 指静脉属于人体内部特征, 不随时间变化, 具有更高的唯一性和稳定性; 静脉图像必须在活体中采集, 不易伪造、盗取, 不易受皮肤、污染、温度等外界环境影响。

近年来, 随着深度学习的出现, 可以自动提取图像特征。随机森林^[4]和深度学习神经网络 CNN、DBN^[5]和 RNN^[6-7]逐渐成为静脉识别的主要方法。胡慧鹏等^[8]将谷形检测与 CAN 相结合, 修改了边缘以增强细节。Borui Hou 等^[9]提出了一种新的损失函数 arccosine center loss, 以提高神经网络对手指静脉验证的判别能力。Zhao^[10]介绍了一种基于中心损失函数和动态正则化的轻量级神经网络识别手指静脉的新方法。由于基于红外光的传感器条件不理想, 手指静脉图像质量不佳, 现有数据库缺乏不同

角度的静脉, 导致指纹识别的准确性不高。

针对上述问题, 本文提出了一种结合通道重要性的卷积神经网络用于手指静脉识别。具体而言, 对 MobileNet2 提取的特征按信道重要性进行分析, 对不重要的特征信道进行压缩, 增强网络的特征表示能力。利用三重态损失提取具有类间分布和类内紧密性的网络模型, 提高了网络模型的判别能力。

1 轻量化指静脉识别模型及其结构

结合 MobileNet2^[11]的优势和通道重要性, 提出的手指静脉分类深度网络模型如图 1 所示。在第一阶段, 引入该模型提取 MobileNet2 下的特征。在第二阶段, 评估每个通道的重要性。在最后一个阶段, 三联体的损失是用来拉近所有相同的手指静脉, 而推动不同的手指静脉分开。所提出的网络的目标是最小化三重损失和软最大损失。损失值越小, 该网络的识别能力越强。

1.1 轻量化模型结构

MobileNet V2 提出了一种轻量级的深度神经网络设计, 通过使用反向残余结构和线性瓶颈来减小模型尺寸和计算复杂度。反向残差结构允许模型在保持特征传

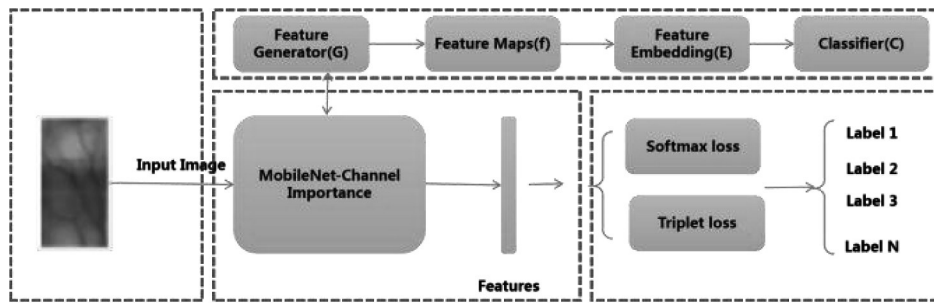


图1 模型框架

递的同时降低维数,而线性瓶颈通过减少通道数来减小模型尺寸和计算量。

MobileNetV2网络模型共有17个瓶颈层。每个瓶颈包含两个逐点卷积层和一个深度卷积层,一个标准卷积层和两个逐点卷积层,总共54个可训练的参数层。使用预训练的MobileNet v2作为该方法的主干。特征生成器G(.)、特征嵌入E(.)和分类器C(.)都是MobileNet v2的子结构。如表1所示,特征嵌入E(.)包含一个瓶颈层和一个conv2d 1x1层。用f表示G(.)输出的特征映射,用e表示E(.)输出的特征映射。其中,G(.)输出160个特征通道,其输出特征记为f。E(.)输入160个特征通道,输出1 280个通道。C(.)输出k个通道,其中k表示指静脉的种类数。

表1 网络结构参数

Input	Operator	t	c	n	s
2242*3	Conv2d	-	32	1	2
1122*32	bottleneck	1	16	1	1
1122*16	bottleneck	6	24	2	2
562*24	bottleneck	6	32	3	2
282*32	bottleneck	6	64	4	2
142*64	bottleneck	6	96	3	1
142*96	bottleneck	6	160	3	2
72*160	bottleneck	6	320	1	1
72*320	conv2d	-	1 280	1	1
72*1 280	avgpool	-	-	1	-
12*1 280	conv2d	-	K	-	-

1.2 通道的重要性

本文提出了一种通过计算各通道的重要性来区分特征映射f中重要通道和不重要通道的方法。具体来说,给定一个输入图像x,首先将其传递给特征生成器G(.)得到特征映射f。导出的f包含c个通道,然后依次将f中的单个通道设置为0(范围从1到c),其余通道保持不变,得到c个新的特征映射{f, f1, f2, ..., fc}。然后,将原始特征映射f和所有c个新特征映射f, f1, f2, ..., fc输入特征嵌入层E(.)、分类层C(.)和softmax层,从而得到相应的识别精度r和{r1, r2, ..., rc}。最后,通过计算表示r与ri之间的距离(i的取值范围为1-c)得到信道距离阵列dis。根据识别率变化的程度,可以判断某一信道特征对系统识别的重要性。

计算f中每个通道的重要性,得到c值dis={dis[1], dis[2], ..., dis[c]},选择前30个频道作为重要频道。

如果通道i非常重要,则结果对应意味着acc将与acc_i发生显著变化。abs(acc-acc_i)值越大,表示该通道重要。相反,如果abs的值很小,则表示网络输出对第i个通道的抑制不敏感,则该通道为不重要通道。

1.3 损失函数

在神经网络的训练过程中,选择三损失法来训练深度模型。众所周知,三损失可以用于细粒度图像识别。人脸识别和手指静脉识别都属于细粒度图像识别。具体计算方法如下式所示:

$$tri_loss = \|f(A) - f(P)\|_2^2 - \|f(A) - f(N)\|_2^2 + \alpha$$

通过优化该损失目标,可以增加不同类别的矿脉之间的距离,使相同类别之间的矿脉之间的距离更近。f(A)和f(P)具有相同标号的特征映射;f(A)和f(N)具有不同的特征映射,具有不同的标签,其中f为特征生成器。d(A, P)表示锚点与正样本的距离,d(A, N)表示锚点与负样本的距离。a表示边缘参数,它使锚静脉对与正静脉对之间、锚静脉对与负静脉对之间的间隙变大。通过优化该目标函数,使d(A, P)-d(A, N)+A 不大于0,最终使同一类别的静脉特征更加聚集,而不同类别的静脉特征更加分散。

1.4 系统搭建



图2 采集设备

系统分为采集设备和应用软件。采集设备如图2所示,已经初步实现了采集设备的原型,完成了对指纹指静脉图像的采集与传输;应用软件分注册模块和验证模块;注册模块完成用户注册和指纹指静脉图像的获取与特征提取,并存储到数据库中。而验证模块完成对指纹指静

脉图像的获取与特征提取,并与数据库中存储的特征进行特征匹配和识别。系统的工作流程如图3所示。

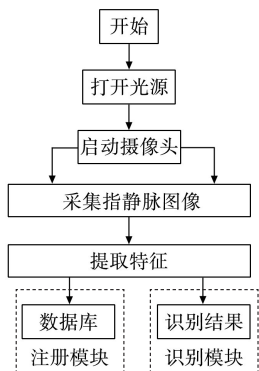


图3 指静脉识别系统工作流程

2 实验与分析

2.1 实验设置和数据集

选择了数据库 MultiView-FV 来验证提出的方法。从三个摄像头的不同角度各收集三张图像,重复这个过程四次,然后为每个手指收集12张图像。单个图像样本如图4所示。数据集共收集受试者135人,其中女性72人,男性63人。

在采集过程中,采集受试者的指静脉,即数字静脉数据库(MultiView-FV)。由于采集设备有三个不同角度的摄像头进行采集,即同时采集三个角度的数字静脉图像,因此数据库中的图像差异较大,更接近实际场景。MultiView-FV 提供了一个更具挑战性的静脉数据库。选取每一类图像的前6个样本作为训练集,其余样本作为测试集进行测试。

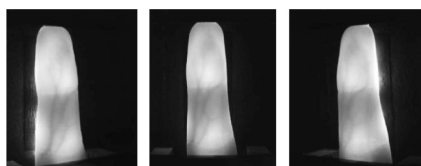


图4 MultiView-FV 数据集中的手指静脉图像

在实验环境参数中,优化器使用 Adam,学习率为0.001,权重衰减为0.000 1,batch size 设置为8,训练epoch 数设置为100。实验过程中的参数如表2所示。

表2 实验参数

参数	数值
学习速率	0.001
批量大小	8
迭代	100
权重衰减	0.000 1

2.2 消融实验

为了验证模型改进的有效性,本研究进行了消融实验。在实验过程中使用了相同的训练环境和训练参数。

表3显示了提出的手指静脉识别算法中不同改进分量对识别精度的影响。在静脉识别算法中,对从原始图像中获得的特征进行通道重要性分析,并对不重要的特征通道进行压缩。此外,在识别模型中使用轻量级深度网络,并使用三重损失函数训练深度网络。这些创新都在不同程度上提高了手指静脉识别的准确性。基线表示直接使用 MobileNet V2 算法。在表3中,比较了添加改进模块对识别结果的影响。

表3 不同模块性能比较

基准	通道的重要性	三元组损失	准确性
✓	×	×	96.83%
✓	✓	×	98.31%
✓	×	✓	97.62%
✓	✓	✓	99.47%

2.3 不同算法比较

为了合理有效地评价改进算法的能力,本文将该算法与主流模型进行了比较。为了评估所提方法的性能,将其与几种最先进的识别方法进行比较。赵东东^[10]引入了一种新的方法,使用具有中心损失函数的轻量级神经网络。CNN(三元损失)^[12]结合 CNN 和三元损失对指静脉进行分类。CNN(VGG16)^[13]采用预训练机制,采用 VGG16 进行特征预训练。表4显示了提出的数字静脉数据集上不同网络识别的平均结果。与其他网络相比,本文提出的方法在匹配精度上具有优势。此外,与 Dong 相比,本文提出的轻量级深度神经网络的平均识别准确率提高了2.34%。提出的方法通过分析特征通道的重要性,具有更强的特征表征能力,提高了静脉识别性能。因此,本文提出的轻量级深度网络在识别精度上优于其他现有骨干网。

表4 算法性能比较

方法	准确性
MobileNetV2 ^[11]	96.83%
Dong[10]	97.13%
CNN(三元损失) ^[12]	97.52%
CNN(VGG16) ^[13]	96.92%
本文方法	99.47%

3 结束语

本文在 MobileNetV2 中加入通道重要性分析,用于手指静脉识别。利用通道重要性分析和不重要特征通道压缩对 MobileNetV2 手指静脉特征提取模型进行优化。同时三联体丢失是用来拉紧所有相同的手指静脉,同时分离不同的手指静脉。与其他方法相比,在 MultiView-FV 数据库上获得了最先进的结果。

参考文献:

[1] Yang W, Luo W, Kang W, Huang Z, and Wu Q, FVRAS-

net: An embedded finger-vein recognition and antispoofing system using a unified CNN[J]. IEEE Trans. Instrum. Meas., 2020, 69(11): 8690–8702.

[2] Kuzu R S, Piciuccio E, Maiorana E, and Campisi P, On-the-fly finger-vein-based biometric recognition using deep neural networks[J]. IEEE Trans. Inf. Forensics Security, 2020(15): 2641–2654.

[3] Kono M. A new method for the identification of individuals by using vein pattern matching of a finger[J]. Proc. Fifth Symposium on Pattern Measurement, Yamaguchi, Japan, 2000: 9–12.

[4] Camgöz N C, Kindiroglu A A, Akarun L. Gesture recognition using template based random forest classifiers[J]. European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2014: 579–594.

[5] Wang W, Xiu J, Yang Z, et al. A deep learning model for predicting movie box office based on Deep Belief Network[J]. International Conference on Swarm Intelligence. Springer, Cham, 2018: 530–541.

[6] Mishra D, Naik B, Sahoo R M, et al. Deep recurrent neural network (Deep-RNN) for classification of nonlinear data[J]. Computational Intelligence in Pattern Recognition. 2020: 207–215.

[7] 宋锋玲. 手指静脉图像增强方法的研究[D]. 山东大学, 2019.

[8] 胡慧鹏, 高小明, 彭勇. 基于改进谷形检测增强和 Canny 边缘修正的手指静脉识别方法[J]. 西南科技大学学报, 2019, 34(2):

92–97.

[9] Hou B and Yan R, ArcVein-arc cosine center loss for finger vein verification[J]. IEEE Trans. Instrum. Meas., 2021, 70(1): 1–11.

[10] Zhao D, Ma H, Finger vein recognition based on lightweight CNN combining center loss and dynamic regularization[J]. Infr. Phys. Technol., 2020, 105(3): 103188.

[11] Sandler M, Howard A, Zhu M, A. Zhmoginov, and L.-C. Chen, MobileNetV2: Inverted residuals and linear bottlenecks[J]. in Proc. IEEE/CVF Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit., 2018(6): 4510–4520.

[12] Xie C and Kumar A, Finger vein identification using convolutional neural network and supervised discrete hashing[J]. Pattern Recognit. Lett., 2019, 119(3): 148–156.

[13] Hong M L, and Park K, Convolutional neural network-based finger-vein recognition using NIR image sensors[J]. Sensors, 2017, 17(6): 1297.

作者简介: 杨东亮(1984-), 男, 硕士, 助理研究员, 研究方向: 计算机应用技术。

通信作者: 宋昌江(1983-), 男, 硕士, 研究员, 研究方向: 计算机应用技术。

(上接第176页)

4 结束语

目前面向项目全生命周期的语义融合方法存在融合准确率低、召回率低、ROUGE-L 数值低等问题。为此提出面向项目全生命周期的语义融合模型的构建方法。该方法首先提取出语义的特征向量, 然后将特征向量输入到朴素贝叶斯分类器中完成分类, 最后构建基于图模型的半监督学习模式, 完成面向项目全生命周期的语义融合。本文提出的建模技术不仅有效提升了建模融合准确率和召回率, 一定程度上也提高了算法的 ROUGE-L 数值。

参考文献:

[1] 王振, 杨珺, 邓佳莉, 等. 多尺度特征自适应融合的图像语义分割算法[J]. 小型微型计算机系统, 2022, 43(4): 834–840.

[2] 潘理虎, 刘云, 谢斌红, 等. 基于语义增强的多特征融合小样本关系抽取[J]. 计算机应用研究, 2022, 39(6): 1663–1667.

[3] 刘向实, 赵元林, 孙君录, 等. 输电线路避雷器全生命周期状态在线监测方法[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(2): 60–63, 115.

[4] 徐博艺, 金初阳, 胡代平, 等. 医联网应用中异源健康数据语义融合方法研究[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(7): 2063–2067, 2071.

[5] 肖宝, 韦丽娜, 李璞, 等. 融合文本和路径语义的知识图谱嵌入学习模型[J]. 华南师范大学学报(自然科学版), 2020, 52(6): 103–112.

[6] 李俊, 吕学强. 融合 BERT 语义加权与网络图的关键词抽取

方法[J]. 计算机工程, 2020, 46(9): 89–94.

[7] Stavropoulos Thanos G, Meditskos Georgios, Andreadis Stelios, et al. Semantic event fusion of computer vision and ambient sensor data for activity recognition to support dementia care[J]. Journal of ambient intelligence and humanized computing, 2020, 11(8): 3057–3072.

[8] Shi W J, Xu J W, Zhu D C, et al. RGB-D Semantic Segmentation And Label-Oriented Voxelgrid Fusion for Accurate 3D Semantic Mapping[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2022, 32(1): 183–197.

[9] 杨官霞, 陈杰. 基于物联网技术的变电站智能监控系统设计[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(5): 93–97.

[10] 马文, 陈庚, 李昕洁, 等. 基于朴素贝叶斯算法的中文评论分类[J]. 计算机应用, 2021, 41(S2): 31–35.

[11] 肖振远, 王逸涵, 罗建桥, 等. 基于部分加权损失函数的 RefineDet[J]. 计算机应用, 2021, 41(7): 1928–1932.

[12] 谭建豪, 张思远. 基于自适应空间正则化的视觉目标跟踪算法[J]. 计算机研究与发展, 2021, 58(2): 427–435.

作者简介: 李学龄(1984-), 男, 本科, 高级工程师, 研究方向: 数字化电网、数据中台。