

# 基于改进 AlexNet 的手指静脉识别

陶志勇<sup>1</sup>, 胡亚磊<sup>1,2\*</sup>, 林森<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 辽宁工程技术大学电子与信息工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105;

<sup>2</sup> 阜新力兴科技有限责任公司, 辽宁 阜新 123000

**摘要** 针对 AlexNet 在手指静脉识别系统中训练耗时过长, 识别准确率较低的问题, 提出 AlexNet 的改进网络结构。针对 AlexNet 模型输入图像尺寸限制性, 自适应能力差的问题引入空间金字塔池化模式的网络结构。为了加快网络训练速度和降低网络模型的复杂度, 对 AlexNet 的卷积核尺寸、网络深度和全连接层等进行调整。实验结果表明, 改进后的网络模型在公开和自有指静脉数据集上的识别准确率及训练时长较 AlexNet 模型均有明显改善。

**关键词** 图像处理; 指静脉识别; 卷积神经网络; 空间金字塔池化

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.081005

## Finger Vein Recognition Based on Improved AlexNet

Tao Zhiyong<sup>1</sup>, Hu Yalei<sup>1,2\*</sup>, Lin Sen<sup>1</sup>

<sup>1</sup> School of Electronic & Information Engineering, Liaoning Technical University, Huludao, Liaoning 125105, China;

<sup>2</sup> Fuxinlixing Technology Company Limited, Fuxin, Liaoning 123000, China

**Abstract** An improved AlexNet structure is proposed to solve the problem of long time and low recognition accuracy of an AlexNet training finger vein recognition system. To address the problem of limited image size and poor adaptability of an AlexNet network model, the network structure of spatial pyramid pooling mode is introduced. To fasten the network's training speed and reduce the complexity of the network model, the convolution kernel size of AlexNet, network depth, and the full connection layer are adjusted. Results show that the improved network model has a significant improvement on the recognition accuracy and training duration compared with the AlexNet model in both public and private finger vein datasets.

**Key words** image processing; finger vein recognition; convolutional neural network; spatial pyramid pooling

**OCIS codes** 100.3005; 100.5010; 150.1135

## 1 引言

生物特征识别技术是利用人的行为特征及生理特征进行用户识别, 典型的代表包括步态、人脸、指纹、虹膜和静脉识别<sup>[1-7]</sup>等。其中指静脉识别是生物特征识别的一个重要分支。由于指静脉采集设备便于携带, 指静脉图像具有唯一性和安全性高等特点, 受到大众青睐, 广泛应用于系统安全、电子支付<sup>[8-9]</sup>等领域。基于以上优点, 手指静脉识别技术研究备受关注。

影响手指静脉识别系统最主要的两个因素包括: 指静脉图像采集过程中手指的平移和旋转造成图像错位; 采集时, 光照条件等环境变化对图像质量的影响。为了克服这些问题, 传统的指静脉识别技术采用不同的特征提取算法, 如基于局部线性特征<sup>[10]</sup>、基于纹理特征<sup>[11-12]</sup>等, 这类方法学习能力较差, 精度较低。之后逐渐引入基于学习的算法, 先利用 Gabor 滤波器提取静脉特征, 再采用支持向量机 (SVM) 算法进行匹配, 引入主成分分析 (PCA) 降维, 最后经神经网络实现分类。这类方法在一定程

收稿日期: 2019-07-26; 修回日期: 2019-08-26; 录用日期: 2019-09-06

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFB1403303)、辽宁省博士启动基金(20170520098)

\* E-mail: mrhu165981@163.com

度上提高了识别准确率,但仍依靠特定的图像特征提取算法,增加了系统复杂度。

近年来,卷积神经网络(CNN)在手指静脉识别系统中的应用逐渐增多,CNN不依赖人工提取特征,自身可完成图像特征提取,使得鲁棒性更强。LeCun等<sup>[13]</sup>提出的LeNet-5模型是CNN的开篇之作,首次被用于图像识别领域,获得了很好的效果。Hong等<sup>[14]</sup>以VggNet(Visual Geometry Group Network)模型为基础进行微调,输入待测样本与训练样本图像,通过网络学习两者的相关度,该方法提升了手指静脉识别系统的性能。陶志勇等<sup>[15]</sup>提出了以Inception ResNet V2为基础的深度学习未知指静脉识别模型,取得了很好的效果。

AlexNet<sup>[16]</sup>模型在2012年的ImageNet竞赛中表现优异,但训练参数量巨大,极大地增加了网络的训练难度;同时要求输入端图像尺寸固定,自适应能力较差;首个卷积层的卷积核尺寸过大,不能提取较为细致的深度图像特征;卷积核数目较少使得学习的图像特征不全面。针对以上问题提出改进的AlexNet模型,改进后的网络称为Im-AlexNet。

## 2 手指静脉图像获取及预处理

### 2.1 指静脉图像成像原理和采集方法

指静脉图像成像原理是人体手指内的血液中的血红蛋白对波长为720~1104 nm的近红外线具有较高的吸收能力,当入射光波长为这一波段时,血管部位吸收近红外线,手指中其他组织反射近红外光至成像系统,凸显指静脉纹路结构<sup>[9]</sup>。

常见的指静脉图像采集方式有光直射式和光反

射式。光直射式采集如图1(a)所示,光反射式采集如图1(b)所示。与光反射式采集相比,光直射式采集方式具有采集图像质量较高等优势。因此提到的自建手指静脉数据集JY\_DB(Jing Yuan Finger Vein Date Base)采用图1(a)采集方式。

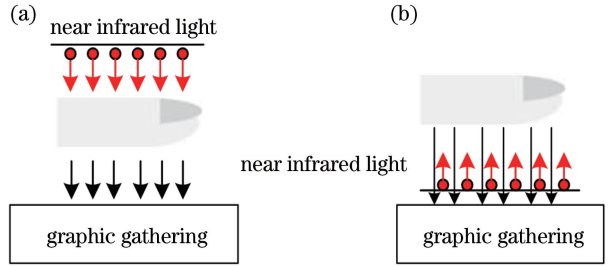


图1 图像采集方式。(a)光直射式采集;(b)光反射式采集  
Fig. 1 Image collection method. (a) Direct light collection; (b) light reflection collection

### 2.2 指静脉图像预处理

通过采集设备得到的指静脉图像可能带有一部分噪声,且不同个体的手指粗细不一致,这些因素都会影响后续的识别<sup>[17-18]</sup>。因此需对采集后的图像进行感兴趣区域(ROI)<sup>[17]</sup>提取,尺寸、灰度归一化和图像增强等处理。

#### 1) 图像 ROI 提取

为了凸显手指轮廓,采用Sobel边缘检测算子<sup>[17]</sup>检测手指边缘,在边界线位置进行切割得到手指静脉ROI。实验利用AlexNet与Im-AlexNet作对比。为了满足AlexNet的输入端要求,对指静脉ROI采用双线性插值<sup>[19]</sup>的方法进行图像尺寸归一化。具体处理流程如图2所示。Im-AlexNet模型输入端的图片无固定尺寸要求,故可以直接输入未经尺寸归一化处理的指静脉ROI。

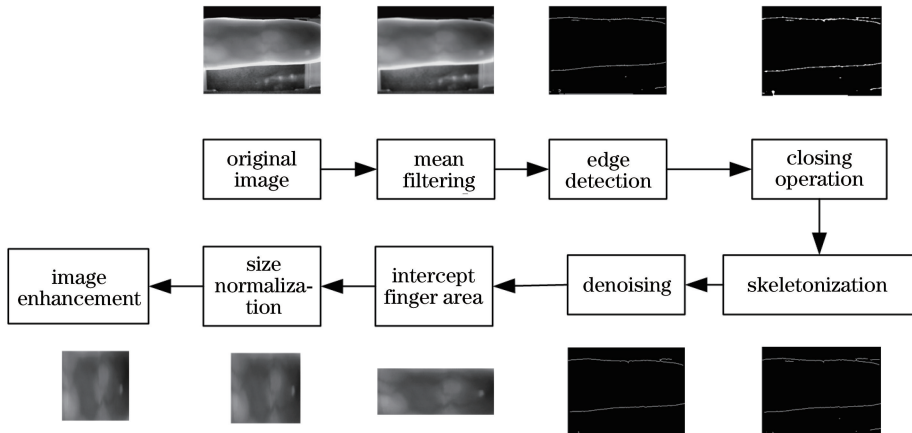


图2 手指静脉预处理流程

Fig. 2 Finger vein pretreatment process

## 2) 图像增强处理

近红外线受手指除静脉区域外的其他组织影响,导致细微的手指静脉纹路不清晰,非静脉区域存在阴影,静脉纹路与非静脉区域对比度小,这都影响最终的识别准确率。与其他图像增强算法相比,限制对比度的自适应直方图均衡化<sup>[20]</sup>(CLAHE)算法

具有明显优势,故采用 CLAHE 算法对指静脉作增强处理。CLAHE 算法核心内容是对原始图片进行灰度线性插值,原理如图 3 所示。位于图中中间部分(middle part)的像素采用双线性插值法,边缘部分(marginal part)采用线性插值法,角点处(corner)直接使用所在块的变换函数。

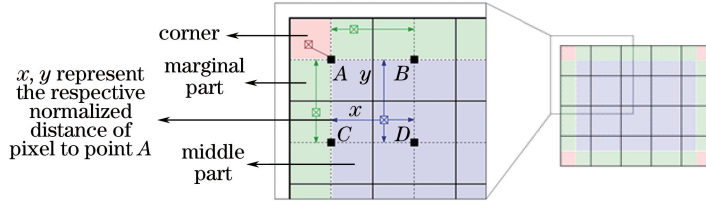


图 3 灰度线性插值原理

Fig. 3 Gray scale linear interpolation schematic

假设采样点处原始灰度值为  $s$ , 新的灰度值为  $s'$ , 则中间部分的计算过程可用公式表示为

$$s' = (1-y)[(1-x)g_A(s) + xg_B(s)] + y[(1-x)g_C(s) + xg_D(s)], \quad (1)$$

式中:  $x, y$  分别为关于点 A 的标准化距离;  $s'$  为点  $(x, y)$  处的灰度值;  $g_A(s)$  为所求点左上方的样本点灰度值;  $g_B(s), g_C(s), g_D(s)$  分别为其他三个方位

上的样本点灰度值。

从 JY\_DB 中随机选取一张指静脉图片如图 4(a) 所示, 经 CLAHE 算法增强处理后的结果如图 4(b) 所示。由图 4 可以看到, 与图 4(a) 相比, 图 4(b) 的静脉纹理更加突出, 并且纹理与背景信息的对比度更高, 因此采用 CLAHE 算法作指静脉图像增强处理, 效果较好。



图 4 CLAHE 算法处理指静脉效果。(a) 原图; (b) 图像增强

Fig. 4 Finger vein effect after CLAHE algorithm processing. (a) Original image; (b) image enhancement

## 3 网络结构

### 3.1 AlexNet 模型结构

AlexNet 模型结构参数如表 1 所示, 共包括 5 个卷积层(Conv)、3 个池化层(Max pooling)和 3 个全连接层(FC layer), 卷积层和全连接层共 8 层需进行参数迭代学习。AlexNet 模型结构如图 5 所示。

AlexNet 训练过程分为前向传播和反向传播。

#### 1) 前向传播过程

第  $l$  卷积层的图像输出特征为

$$z^{(l)} = f \left[ \sum_{i \in N^+} \mathbf{W}_i^{(l)} * \mathbf{x}_i^{(l-1)} + \mathbf{b}_i^{(l)} \right], \quad (2)$$

表 1 AlexNet 模型结构参数

Table 1 AlexNet model structure parameters

Layer	Number of filters	Size of kernel	Stride
Conv1	96	11×11	4
Pool1	—	3×3	2
Conv2	256	5×5	1
Pool2	—	3×3	2
Conv3	384	3×3	1
Conv4	384	3×3	1
Conv5	256	3×3	1
Pool3	—	3×3	2
FC layer1	4096	1×1	1
FC layer2	4096	1×1	1
FC layer3	1000	1×1	1

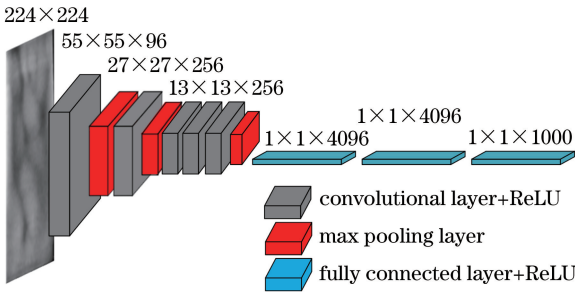


图5 AlexNet 模型结构

Fig. 5 AlexNet model structure

式中： $*$ 为卷积操作； $\mathbf{W}_i^{(l)}$ 为第 $l$ 卷积层第 $i$ 个权重函数，其实质为矩阵； $\mathbf{x}_i^{(l-1)}$ 为第 $l-1$ 卷积层的第 $i$ 个特征值； $N^+$ 为当前层输入变量的个数； $\mathbf{b}_i^{(l)}$ 为第 $l$ 卷积层第 $i$ 个偏置值，其实质为矩阵； $f(\cdot)$ 为激励函数。

### 2) 反向传播过程

反向传播过程是卷积神经网络的核心部分。通过神经网络由下一层对前一层不断求偏导，求得权重和偏置项，进而达到更新权重和偏置项的目的。卷积层与池化层是卷积神经网络中具有特殊意义的层，具体的反向传播计算公式分别表示为

第 $l-1$ 层元素的偏导数为

$$\delta^{(l-1)} = \delta^{(l)} \partial \mathbf{z}^{(l)} / \partial \mathbf{z}^{(l-1)} = \delta^{(l)} * \mathbf{r}_{180}[\mathbf{W}^{(l)}] \odot f'[\mathbf{z}^{(l-1)}], \quad (3)$$

式中： $\mathbf{r}_{180}[\mathbf{W}^{(l)}]$ 为对权重函数进行旋转 $180^\circ$ 操作，实质为卷积核的转置运算； $\odot$ 为哈达玛乘积(矩阵乘积)运算； $f'[\mathbf{z}^{(l-1)}]$ 为利用激活函数求导数。

$$\delta^{(l-1)} = \mathbf{u}_{\text{sample}}[\delta^{(l)}] \odot f'[\mathbf{z}^{(l-1)}], \quad (4)$$

式中： $\mathbf{u}_{\text{sample}}$ 为已知当前层的偏导数 $\delta^{(l)}$ 时求解上一层偏导数 $\delta^{(l-1)}$ 的过程。

### 3.2 Im-AlexNet 模型结构

将 AlexNet 应用到指静脉识别技术中，经过大量的网络结构调整，最终对网络进行如下更改。改进后的网络结构参数如表 2 所示，表中 Class 含义为待分类、识别的手指静脉的种类。

1) Conv1 的卷积核大小由  $11 \times 11$  减小至  $5 \times 5$ 。采用较小的卷积核网络可提取更加细致、深层次的手指静脉图像特征，进而提高识别准确率，同时减少参数连接数量。

2) Conv2~Conv5 中每层前加入一层  $1 \times 1$  卷积，并在每个  $1 \times 1$  卷积后加 ReLU 激活函数。 $1 \times 1$  卷积为二次提取指静脉图像特征的步骤，使得新提取的图像特征表达效果更好，加深网络的同时实现通道的信息整合。与其他激活函数相比，ReLU 激

活函数可加快训练速度，增强网络的非线性，提高数据拟合准确性，其系数一般为正值。当输入变量为负时，激活层抑制输出；当输入变量为正时，激活层正常表达。

3) 去除 FC layer1，修改后 FC layer2 的节点数为 Class(待识别的手指静脉类别)。原始 AlexNet 中 FC layer1 与 FC layer2 节点数均为 4096，仅两层间的参数连接数已达到  $1.67 \times 10^7$ 。由于实验室所用 GPU 服务器内存有限，其网络训练过程占用较大内存，造成训练速度缓慢。

4) Pool3 改成空间金字塔池化<sup>[21]</sup>，空间金字塔池化(SPP)采用多尺度分块的方法，通过使用多个不同大小的池化框操作保证固定的特征向量输出，进而提升网络输入自适应能力，实现不同尺寸的输入，其中池化框大小分别为  $4 \times 4$ ,  $2 \times 2$ ,  $1 \times 1$ 。图 6 为空间金字塔池化示意图。不同尺寸的池化框得到的指静脉特征图像经串联可得到固定尺寸的输出。由于 Im-AlexNet 输入端的图片尺寸大小不一，为了更好地展现其网络结构，与原始 AlexNet 模型结构效果作对比，图 7 将其输入端的图片尺寸设置为  $224 \text{ pixel} \times 224 \text{ pixel}$ ，图 7 为 Im-AlexNet 模型结构效果图。

表 2 Im-AlexNet 模型结构参数

Table 2 Im-AlexNet model structure parameters

Layer	Number of filters	Size of kernel	Stride
Conv1	96	$5 \times 5$	4
Conv2	96	$1 \times 1$	1
Pool1	—	$3 \times 3$	2
Conv3	256	$5 \times 5$	1
Conv4	256	$1 \times 1$	1
Pool2	—	$3 \times 3$	2
Conv5	384	$3 \times 3$	1
Conv6	384	$1 \times 1$	1
Conv7	384	$3 \times 3$	1
Conv8	384	$1 \times 1$	1
Conv9	256	$3 \times 3$	1
Conv10	256	$1 \times 1$	1
Pool3(SPP)	—	—	—
FC layer1	1024	$1 \times 1$	1
FC layer2	Class	$1 \times 1$	1

## 4 实验方案与结果分析

算法实验环境使用 Ubuntu 64 位操作系统，内存为 32 GB，CPU 为 Inter Core i5-5200U，GPU 为 GeForce GTX Titan-X，编程语言为 Python 2.7，深度学习框架为 Keras 和 TensorFlow。

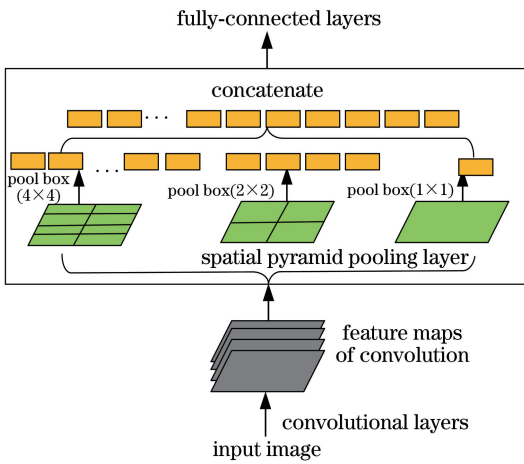


图 6 空间金字塔池化示意图  
Fig. 6 Schematic of SPP

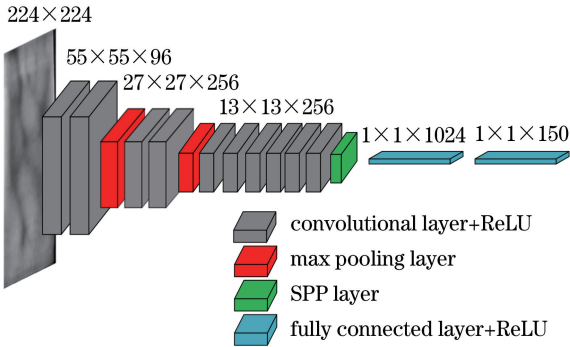


图 7 Im-AlexNet 模型结构效果图  
Fig. 7 Im-AlexNet model structure renderings

### 4.1 实验数据集介绍

通过实验室自建手指静脉数据集 JY\_DB 和公开的指静脉数据集 SDUMLA\_HMT 对 AlexNet 和提出的 Im-AlexNet 进行实验评估。实验所需数据集的具体划分方式如表 3 所示。两个数据集的基本介绍如下。

1) SDUMLA\_HMT<sup>[22]</sup> 由山东大学机器学习与数据挖掘实验室采集,采集的人数为 106 人,每人采集 6 根手指,分别采集左、右手的食指、中指和无名指,共采集 636(106×6)个不同手指的指静脉图片样本。每个手指采集 6 张分辨率为 320 pixel×240 pixel 的指静脉图片,共 3816(106×6×6)张图片,以下简称为 SD\_DB。

2) JY\_DB 采集的人数为 27 人,每人采集每只手的 4 根不同手指,共采集 108 个不同手指的指静脉图片样本。每根手指采集了 12 张分辨率为 176 pixel×415 pixel 的 bmp 格式图片。

实验数据集具体选择为随机选取 SD\_DB 的 150 张指静脉图片和 JY\_DB 的全部图片。

表 3 手指静脉数据集划分

Table 3 Finger vein datasets division

Database	Example	Separation	Class
JY_DB		Training set	8×108
		Test set	4×108
SD_DB		Training set	4×150
		Test set	2×150

### 4.2 实验参数设置

为了有效防止网络过拟合,提高训练后网络的鲁棒性,在进行网络训练前,使用 Python 脚本语句对指静脉图像通过随机裁剪、翻折变换和旋转变换<sup>[16,23]</sup>等方法扩充数据集。实验采用的训练块 (Batch) 数量为 128,共进行 500 步 Epoch 迭代训练,JY\_DB 与 SD\_DB 中的训练集图片均按照顺序循环提取 128 张图片进行扩展训练,数据集扩充后每个数据集总体训练的图片数量达到 64000 张。实验参数设置如表 4 所示。

表 4 实验参数设置

Table 4 Experimental parameters

Parameter	Value
Batch	128
Epoch	500
Numbers of samples per epoch	1280
LR of SGD	0.001
Momentum of SGD	0.9
Training number	64000
Dropout	0.25

其中,Batch:网络训练 128 个样本后进行一次梯度下降更新参数,即每次训练在训练样本集中取 128 张图片;Epoch:网络迭代次数,一个 Epoch 指将所有的训练集数据送入网络中完成一次前向计算及反向传播的过程,本文中将所有的手指静脉训练集样本训练一遍称为一个 Epoch,实验中一共设置 500 个 Epoch Numbers of samples per epoch:训练集样本过大时,无法一次存入,每个 Batch 的数据都从内存中获取,该参数为一个 Epoch 的样本数量;优化算法为随机梯度下降 (SGD) 法,学习率为 0.001,动量为 0.9;Training number:经图像扩充操作后训练样本数量,扩充图片后,训练集图片数量为 64000 张;Dropout:为了避免网络训练过程中出现过拟合现象,随机丢弃网络节点的一部分比率,实验设置为 0.25。

### 4.3 实验及结果分析

AlexNet 输入端需要输入网络的图像尺寸固定

为  $224 \text{ pixel} \times 224 \text{ pixel}$ , 利用第 2.2 节提及的双线性插值法对数据集进行尺寸归一化处理。提出的改进网络 Im-AlexNet 对输入端图像无固定尺寸要求, 故可直接输入未经尺寸归一化处理的指静脉 ROI。

JY\_DB 及 SD\_DB 经 AlexNet 及 Im-AlexNet

训练后, 验证集的认识准确率及损失变化曲线分别如图 8 和图 9 所示。其中图 8 和图 9 的横坐标含义为网络迭代步数; 图 8(a) 和图 9(a) 的纵坐标含义为验证集损失; 图 8(b) 和图 9(b) 的纵坐标含义为验证集指静脉图片的认识准确率。

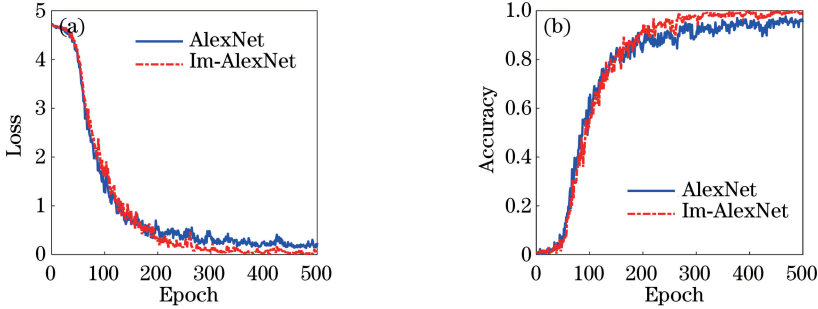


图 8 JY\_DB 的变化曲线。(a) 损失变化曲线; (b) 认识准确率变化曲线

Fig. 8 Curves of JY\_DB. (a) Loss curves; (b) recognition accuracy curves

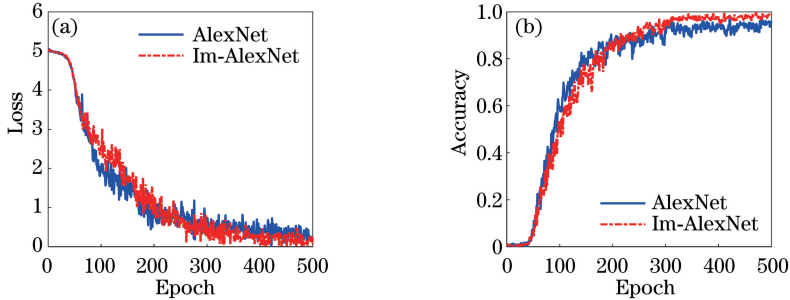


图 9 SD\_DB 的变化曲线。(a) 损失变化曲线; (b) 认识准确率变化曲线

Fig. 9 Curves of SD\_DB. (a) Loss curves; (b) recognition accuracy curves

由图 8 和图 9 可以看到, Im-AlexNet 对 JY\_DB 和 SD\_DB 进行分类实验并与 AlexNet 进行对比, 发现 Im-AlexNet 收敛速度更慢, 但对不同的数据集均能取得更高的准确率及更低的损失。这正是减小了卷积层中卷积核尺寸所出现的效果, 采用较小的卷积核, 提取更加深层细致的图像特征, 导致其收敛速度更慢, 认识准确率更高, 同时取得更低的损失。

但无论是 AlexNet 还是 Im-AlexNet 在公开数据集上的表现均没有自建数据集的效果好, 即 JY\_DB 数据集的认识准确率更高, 损失更小, 并在训练过程中参数变化较为稳定。这是由于 SD\_DB 与 JY\_DB 相比图像质量较差, 个别图片数据含有较多阴影, 手指姿势调整幅度较大, 所以初始损失值较大, 认识准确率较低, 个体间的差异较大造成训练过程中参数波动较大。而 JY\_DB 中同类手指静脉的图像特征与 SD\_DB 数据集更加接近, 故其认识准确率相对较大, 损失相对较小, 训练过程中参数变化更为稳定。

实验过程中分别记录了 AlexNet 和 Im-AlexNet 的训练过程所用时长, 实验结果如表 5 所示。将训练好的网络模型分别测试 JY\_DB 与 SD\_DB 的测试集图片, 实验所得结果如表 6 所示。

表 5 网络改进前后训练时长对比

Table 5 Comparison of training time before and after network improvement

Network	Database	Time/min
AlexNet	JY_DB	125
	SD_DB	84
Im-AlexNet	JY_DB	29
	SD_DB	25

由表 5 可知, AlexNet 训练 JY\_DB 和 SD\_DB 所用时长分别为 125 min 和 84 min; Im-AlexNet 训练 JY\_DB 和 SD\_DB 所用时长分别为 29 min 和 25 min。保证网络认识准确率的情况下, 训练过程所用时长分别缩短了 76.80% 和 70.23%。AlexNet 结构经改进后, 训练用时大幅减少, 正是采用较小的卷积核以及减少全连接层所带来的结果。

表6 网络改进前后识别准确率对比

Table 6 Comparison of recognition accuracy before and after network improvement

Network	Database	Accuracy/%
AlexNet	JY_DB	95.04
	SD_DB	94.36
Im-AlexNet	JY_DB	99.25
	SD_DB	98.23

利用训练好的 AlexNet 分别测试 JY\_DB 和 SD\_DB 的测试集图片,实验得到的识别准确率分别为 95.04% 和 94.36%; Im-AlexNet 分别测试 JY\_DB

表7 不同图像特征提取算法在 SD\_DB 上的识别准确率对比

Table 7 Comparison of recognition accuracy of different image feature algorithms on SD\_DB

Method	Accuracy / %
SPF <sup>[24]</sup>	87.00
SPCF <sup>[25]</sup>	92.71
CLAHE+directional dilation (DD) <sup>[26]</sup>	90.72
CNN (ULDFV-VGG16 <sup>[15]</sup> )	92.60
CNN (ULDFV-Xception <sup>[15]</sup> )	93.50
CNN (ULDFV-ResNet <sup>[15]</sup> )	96.60
CNN (Inception-ResNet V2 <sup>[15]</sup> )	96.70
Dula-sliding window+location+Pseudo-elliptical transformer+2D-PCA <sup>[27]</sup>	97.02
Block-based average absolute deviation (AAD) features <sup>[28]</sup>	97.76
CNN (Proposed CNN <sup>[29]</sup> )	97.48
CNN (AlexNet)	94.36
CNN (Im-AlexNet)	98.23

由表 7 统计结果可以得到,本文提出的 Im-AlexNet 对指静脉具有最高的识别准确率,识别准确率可以提高 0.47 个百分点到 11.23 个百分点不等。说明本次改进 AlexNet 结构是有意义的。

## 5 结 论

在 AlexNet 模型的基础上,对原网络结构进行了一系列改进:采用金字塔池化方法避免图像尺寸归一化操作造成的图像扭曲形变;采用较小的卷积核,提取更加细致的图像特征;增添  $1 \times 1$  卷积层,加深网络层数,增强网络非线性;改变全连接层,精简网络模型,大幅度减少网络训练参数。实验前假设 AlexNet 经本文的方法改进后可取得更好的识别效果,训练耗时可以大幅度减少,实验结果证实了实验前假设的正确性。与多个经典的手指静脉识别方法相比,Im-AlexNet 具有最好的识别效果,故应用于指静脉识别中效果较好。提出的 Im-AlexNet 模型得到的指静脉识别准确率仍有进一步提升的空间,下一步计划找出具体方法,使其得到进一步提高。

和 SD\_DB 的测试集图片,实验得到的识别准确率分别为 99.25% 和 98.23%。网络改进后的识别准确率分别提高 4.21 个百分点和 3.87 个百分点。

将所得实验结果与文献[15,24-29]作对比,每个文献得到的指静脉识别准确率及本文实验结果如表 7 所示。其中文献[15]中提到的 ULDFV 含义为基于卷积神经网络的指静脉识别方法,文献[29]中提到的 Proposed CNN 含义为改进后的 LeNet 模型。以上所列文献均采用 SD\_DB 作指静脉识别实验,且均采用不同的图像特征提取算法或不同的 CNN 模型。

## 参 考 文 献

- [1] Zhou Q, Sun Y Q, Yao A Q, et al. Research on gait recognition technology based on human joints location [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2019, 38(1): 52-56.  
周倩, 孙运强, 姚爱琴, 等. 基于人体关节定位的步态识别技术研究[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(1): 52-56.
- [2] Zou G F, Fu G X, Shen J, et al. Multi-pose face recognition based on weighted mean face [J]. Application Research of Computers, 2018, 35(10): 3164-3168.  
邹国锋, 傅桂霞, 申晋, 等. 基于加权均值人脸的多姿态人脸识别[J]. 计算机应用研究, 2018, 35(10): 3164-3168.
- [3] Ye W W, He L P, Lin F. Design of optical system for multimode recognition based on fingerprints and veins[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(9): 092201.  
叶文伟, 何丽鹏, 林峰. 指纹静脉多模识别光学系统的设计[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(9):

- 092201.
- [4] Li X C, Ma H Y, Lin S. Palmprint recognition based on subspace and texture feature fusion[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(7): 071007.  
李新春, 马红艳, 林森. 基于子空间与纹理特征融合的掌纹识别[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(7): 071007.
- [5] Marasco E, Ross A. A survey on antispoofing schemes for fingerprint recognition systems [J]. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 2014, 47(2): 28.
- [6] Nalla P R, Kumar A. Toward more accurate iris recognition using cross-spectral matching [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 26(1): 208-221.
- [7] Das R, Piciucco E, Maiorana E, et al. Convolutional neural network for finger-vein-based biometric identification [J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2019, 14(2): 360-373.
- [8] Wang D S, Li J P, Memik G. User identification based on finger-vein patterns for consumer electronics devices [J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2010, 56(2): 799-804.
- [9] Yang J F, Jia C Y. Development of embedded finger vein image acquisition system[J]. *Journal of Civil Aviation University of China*, 2015, 33(1): 50-54.  
杨金锋, 贾超云. 嵌入式手指静脉图像采集系统的研制[J]. *中国民航大学学报*, 2015, 33(1): 50-54.
- [10] Liu H, Song L, Yang G, et al. Customized local line binary pattern method for finger vein recognition[M]// Zhou J, Wang Y H, Sun Z N, et al. *Biometric recognition. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2017, 10568: 314-323.
- [11] Ma H, Popoola O P, Sun S L. A finger vein recognition method using improved oriented filter and elastic registration [J]. *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*, 2013, 6(7): 1153-1159.
- [12] Yu C B, Qin H F. Biometric identification technology: finger vein identification technology [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2009: 81-87.  
余成波, 秦华锋. 生物特征识别技术: 手指静脉识别技术[M]. 北京: 清华大学出版社, 2009: 81-87.
- [13] LeCun Y, Bottou L, Bengio Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition [J]. *Proceedings of the IEEE*, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [14] Hong H G, Lee M B, Park K R. Convolutional neural network-based finger-vein recognition using NIR image sensors[J]. *Sensors*, 2017, 17(6): 1297.
- [15] Tao Z Y, Wang H T, Wang L Y. An identification system for actively identifying unknown finger veins [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(12): 121002.  
陶志勇, 王浩童, 王黎彦. 一种主动鉴别未知类别指静脉的识别系统[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(12): 121002.
- [16] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[C]// *Advances in Neural Information Processing Systems 25 (NIPS 2012)*, December 3-6, 2012, Lake Tahoe, Nevada, USA. New York: Curran Associates., 2012: 1097-1105.
- [17] Yu C B, Qin H F. Research on extracting human finger vein pattern characteristics [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2008, 44(24): 175-177.  
余成波, 秦华锋. 手指静脉图像特征提取算法的研究[J]. *计算机工程与应用*, 2008, 44(24): 175-177.
- [18] Zhao X H, Yin L F, Zhu Y N, et al. Improved image classification algorithm based on principal component analysis network [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(2): 021004.  
赵小虎, 尹良飞, 朱亚楠, 等. 基于主成分分析网络的改进图像分类算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(2): 021004.
- [19] Zhang Y. Design and implementation of image scaling algorithm based on bilinear interpolation [J]. *Electronic Design Engineering*, 2016, 24(3): 169-170, 175.  
张洋. 基于双线性插值法的图像缩放算法的设计与实现[J]. *电子设计工程*, 2016, 24(3): 169-170, 175.
- [20] GrafX. Restricted contrast adaptive histogram equalization (CLAHE algorithm) [EB/OL]. (2016-11-23) [2019-07-25]. [https://blog.csdn.net/grafx/article/details/53311915?depth\\_1-utm\\_source=distribute.pc\\_relevant.none-task&utm\\_source=distribute.pc\\_relevant.none-task](https://blog.csdn.net/grafx/article/details/53311915?depth_1-utm_source=distribute.pc_relevant.none-task&utm_source=distribute.pc_relevant.none-task).  
GrafX. 限制对比度自适应直方图均衡(CLAHE算法) [EB/OL]. (2016-11-23) [2019-07-25]. [https://blog.csdn.net/grafx/article/details/53311915?depth\\_1-utm\\_source=distribute.pc\\_relevant.none-task&utm\\_source=distribute.pc\\_relevant.none-task](https://blog.csdn.net/grafx/article/details/53311915?depth_1-utm_source=distribute.pc_relevant.none-task&utm_source=distribute.pc_relevant.none-task). htm.
- [21] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Spatial



- pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1904-1916.
- [22] Yin Y, Liu L, Sun X. SDUMLA-HMT: a multimodal biometric database[M] // Sun Z, Lai J, Chen X, et al. Chinese conference on biometric recognition. Lecture notes in computer science. Heidelberg: Springer, 2011, 7098: 260-268.
- [23] Mohd Asaari M S, Suandi S A, Rosdi B A. Fusion of band limited phase only correlation and width centroid contour distance for finger based biometrics [J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(7): 3367-3382.
- [24] Dey N, Chaki J. A beginner's guide to image preprocessing techniques [M]. Boca Raton: CRC Press, 2018: 43-56.
- [25] Zhou L Z, Yang G P, Yin Y L, et al. Finger vein recognition based on stable and discriminative superpixels [J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2016, 30(6): 1650015.
- [26] Liu F, Yin Y L, Yang G P, et al. Finger vein recognition with superpixel-based features[C] // IEEE International Joint Conference on Biometrics, September 29-October 2, 2014, Clearwater, FL, USA. New York: IEEE, 2014: 14838145.
- [27] Banerjee A, Basu S, Basu S, et al. ARTeM: a new system for human authentication using finger vein images [J]. Multimedia Tools and Applications, 2018, 77(5): 5857-5884.
- [28] Qiu S R, Liu Y Q, Zhou Y J, et al. Finger-vein recognition based on dual-sliding window localization and pseudo-elliptical transformer[J]. Expert Systems with Applications, 2016, 64: 618-632.
- [29] Xie S J, Yoon S, Yang J C, et al. Feature component-based extreme learning machines for finger vein recognition [J]. Cognitive Computation, 2014, 6(3): 446-461.