

# A Finger Vein Recognition Method Based on PCA-RBF Neural Network\*

Chengbo Yu, Jun Tan, Lei Yu, Qiang He, Rui Li

Research Institute of Remote Testing and Control, Chongqing University of Technology, Chongqing  
Email: yuchengbo@cqut.edu.cn, ainitanjun@yahoo.com.cn, darcy520yu@163.com

Received: Aug. 14<sup>th</sup>, 2012; revised: Sep. 4<sup>th</sup>, 2012; accepted: Sep. 10<sup>th</sup>, 2012

**Abstract:** This paper proposes a finger vein classification algorithm which combines Principal Component Analysis (PCA) with Radial Basis Function (RBF) neural network algorithm, named the PCA-RBF algorithm. Use the training sample to reduce PCA dimensions, and abstract the main component of the image. Because of the advantages of RBF neural network classifying, put finger vein images into different classes, and then use the shortest distance to recognize. Through the experiment result comparing with Back Propagation (BP) neural network, PCA-RBF neural network is better in finger vein recognition. The result shows that PCA-RBF has faster training speed, simpler algorithm and higher recognition rate.

**Keywords:** Principal Component Analysis; Radial Basis Function Neural Network; Finger Vein Recognition; Dimensionality Reduction

## 基于 PCA-RBF 神经网络的手指静脉识别\*

余成波, 谭俊, 余磊, 何强, 李芮

重庆理工大学远程测试与控制技术研究所, 重庆  
Email: yuchengbo@cqut.edu.cn, ainitanjun@yahoo.com.cn, darcy520yu@163.com

收稿日期: 2012年8月14日; 修回日期: 2012年9月4日; 录用日期: 2012年9月10日

**摘要:** 提出了一种将主成分分析法(PCA)和径向基神经网络(RBF)算法相结合的手指静脉分类算法, 即 PCA-RBF 算法。首先对手指静脉训练样本进行 PCA 降维, 提取图像主要成分, 利用 RBF 神经网络分类识别中的优势, 对降维后的静脉图像分类, 并采用最短距离法进行识别, 通过与 BP 神经网络识别效果的对比试验, 结果表明, PCA-RBF 方法加快了手指静脉识别的训练速度、简化了算法结构、提高了识别率。

**关键词:** 手指静脉识别; 主成分分析; 径向基神经网络; 降维

### 1. 引言

手指静脉识别技术具有速度快、安全等级高、活体识别、非接触式等优点。在日本等国家已经将手指静脉识别应用于 ATM 取款机中, 而国内还未进入实用阶段。因此对手指静脉识别技术的研究已成为关注重点和研究热点之一<sup>[1]</sup>。现阶段手指静脉识别方法有多种: 免疫克隆以、遗传算法和人工神经网络等等。

其中免疫克隆算法是模拟生物抗体克隆选择机理, 通过克隆操作、免疫基因操作和选择操作实现高效的搜索, 不要求数据可微、连续, 局部搜索能力强, 但是全局收敛速度慢, 识别时间长。遗传算法是一种通过模拟自然进化过程搜索最优解的方法, 它以生物进化为原型, 具有很好的收敛性, 识别时间短等优点, 但是容易过早的收敛, 稳定性差。人工神经网络识别方法是模仿生物神经网络结构和功能, 通过训练分类进行识别, 它具有一些其他技术所没有的优点: 良好

\*资助信息: 本项目属于重庆市科技攻关计划项目赞助(CSTC-2011AC2122)、重庆市教育委员会科学技术研究项目。

的容错能力、分类能力强等<sup>[2]</sup>,但是在数据量偏大的情况下,存在训练时间较长、收敛速度慢和系统稳定性差的问题。而基于主成分分析(PCA)的径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络,通过 PCA 处理降低数据维数,保留了静脉图像重要特征,具有全局逼近的特点,PCA-RBF 神经网络计算量少,学习速度比一般算法快得多,为此,本文提出了基于 PCA-RBF 神经网络应用于手指静脉识别,对提高训练速度、简化算法、识别率等具有重要的理论意义和实用价值。

## 2. PCA-RBF 神经网络

### 2.1. 手指静脉图像采集

本文中静脉图片是通过实验室课题组研制的基于 PC 机上采集装置获取,其原理是使用红外发光二极管发射峰值为 850 nm 的近红外光从手指背部照射手指,此时静脉红血球中的血红蛋白因照射而脱失氧份,还原后的血红蛋白对波长 760 nm 附近的红外线会有吸收作用,从而导致静脉部分的透射较少,在影像上产生静脉暗影图案,由于人体手指静脉比较靠近指腹表皮,相机在指腹一侧拍摄时,采集到静脉纹路图像,如图 1 所示为前端采集装置。在采集过程中,将手指放入采集系统,由系统自动检测后灯光打开,实时采集静脉图像,建立数据库,如图 2 所示为不同 4 人的手指静脉图片,这些手指静脉图像是灰度级为 256 的灰度图像,其分辨率是 288 × 352。

### 2.2. PCA 降维

数据库中的静脉图像需经过滤波去噪和归一化处理,但其数据维数仍是非常庞大,本文首次采取 PCA 方法应用于手指静脉图像的降维,获取图像的特征矩阵,提高后处理的效率。其原理是将高维向量通



Figure 1. Finger vein collection device  
图 1. 手指静脉前端采集装置

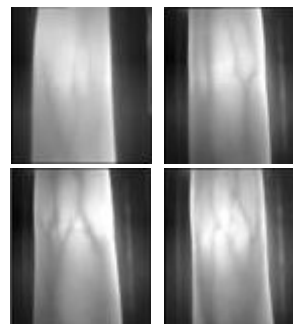


Figure 2. Finger vein images of different four people  
图 2. 不同 4 人的手指静脉图像

过一个特殊的特征向量矩阵投影到一个低维的向量空间,保持图像的主要成分不变,删除其中冗余信息,降低图像的数据维数。

将训练样本图像数据行首尾相连,得到的行向量记为  $\mathbf{X} = \{\mathbf{X}_m \in R^d\}, m=1,2,\dots,M$ ,  $\mathbf{X}$  为一个  $d \times M$  维的空间,  $d$  为  $k \times k$  的向量空间。由式(1)计算所有训练样本的平均值

$$E(\mathbf{X}) = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \mathbf{X}_m \quad (1)$$

令  $\mathbf{X}_m$  中每一个向量与平均向量之差记为一个新的向量集合  $\mathbf{X}'$ ,  $\mathbf{X}' = \{\mathbf{X}'_m\}$ , 其中  $\mathbf{X}'_m = \mathbf{X}_m - E(\mathbf{X})$ , 则得所有图像训练样本的协方差矩阵为:

$$\mathbf{C}_X = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (\mathbf{X}_m - \mathbf{X}')^T (\mathbf{X}_m - \mathbf{X}') \quad (2)$$

式中,  $\mathbf{C}_X$  为一个  $k \times k$  的可逆矩阵,对其进行特征值的分解就得到训练样本的特征向量矩阵。

### 2.3. RBF 神经网络

RBF 神经网络是径向基函数神经网络的简称,其网络结构与多层前向网络结构类似,与 BP 网络相同也是一种三层向前无反馈网络<sup>[3]</sup>,其拓扑结构如图 3 所示。

第一层为输入层,由信号源节点组成;第二层为隐含层,用径向基函数作为隐单元的“基”构成隐含层空间;第三层为输出层,它对输入模式的作用做出响应<sup>[4]</sup>。输入的矢量可以直接映射到隐含层空间而不需要经过权连接,使得在低维空间线性不可分问题在高维空间线性可分。

设网络输入为  $n$  维输入向量  $\mathbf{P}$ ,选取高斯(Gaussians)函数作为 RBF 神经元传递函数,其核函数

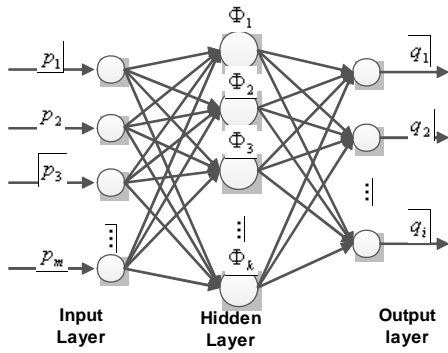


Figure 3. Operational principle of RBF network  
图 3. RBF 网络工作原理

可表示为

$$\Phi(\|p - c_i\|) = \exp\left\{-\frac{\|p - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right\} \quad (3)$$

其中,  $c_i$  是高斯函数中心,  $\|p - c_i\|$  是输入向量与中心向量之间的距离,  $\sigma_i$  是函数围绕中心点的宽度。

### 3. PCA-RBF 神经网络算实现

经过主成分分析法处理后的手指静脉图像作为 RBF 神经网络的输入信号。算法过程如图 4 所示。

手指静脉识别包括样本的训练和样本的测试两个过程。RBF 神经网络算法主要应用在样本的训练过程, 而 RBF 网络学习过程包括两个阶段: 确定基函数的中心和调整输出权值<sup>[5]</sup>。

确定径向基函数的中心, 常用的方法有正交最小二乘法, 随机选取中心法, 非监督选取中心法和有监督选取中心法<sup>[6]</sup>。本文采用非监督选取中心法。非监督选取中心法是一种无导师学习, 常用  $K$ -均值聚类法对所有输入样本进行聚类<sup>[7]</sup>。其中径向基函数的中心计算步骤如下:

设数据库中有  $M$  幅人的手指静脉输入图像。

第一步, 初始化网络, 指定  $k$  幅静脉图像作为初始聚类中心  $c_i(n)$ ,  $i = 1, 2, \dots, k$ , 其表示第  $n$  次迭代时基函数的中心。目前,  $k$  值主要依靠经验来选取, 在满足精度要求的情况下, 网络结构要具有最小结构, 因为取值过大会使网络的结构过于复杂, 延长训练时间, 取值过小会降低网络识别精度。

第二步, 计算所有静脉输入图像与聚类中心的距离

$$L_t = \|p_t - c_i(n)\|, \quad i = 1, 2, \dots, k \quad (4)$$

其中  $t = 1, 2, \dots, M$ 。

第三步, 找出离  $c_i(n)$  最近的静脉输入图像  $p_t$ , 并将此样本归为第  $i$  类样本, 即

$$L_t = \min_i \|p_t - c_i(n)\| \quad (5)$$

$p_t \in \theta_i(n)$ ,  $\theta_i(n)$  为第  $n$  次迭代的第  $i$  类。

第四步, 采用式(6)对聚类中心进行调整:

$$c_i(n+1) = \frac{1}{r_i} \sum_{p \in \theta_i(n)} p, \quad i = 1, 2, \dots, k \quad (6)$$

其中,  $r_i$  为第  $i$  类样本中包含的静脉图像个数。

如果  $c_i(n+1) \neq c_i(n)$ , 返回到第二步计算所有手指静脉输入图像的距离并进行分类, 直到满足  $c_i(n+1) = c_i(n)$ , 聚类完成, 此时得到的聚类中心  $c_i$  就是所需的基函数中心。算法流程如图 5 所示。

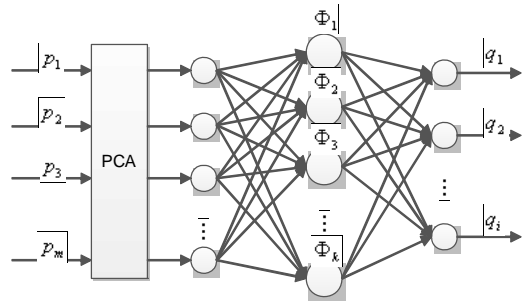


Figure 4. Operational principle of PCA-RBF network  
图 4. PCA-RBF 算法过程

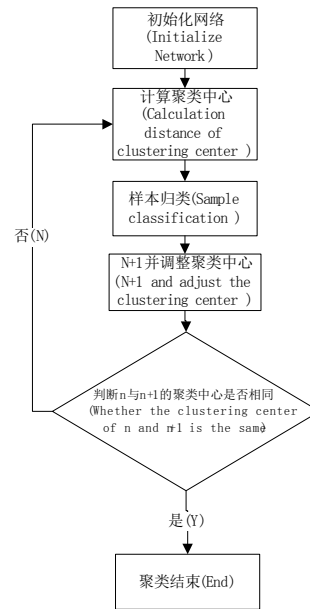


Figure 5. Algorithm flow chart of PCA-RBF network  
图 5. PCA-RBF 算法流程图

由于选取高斯函数为传递函数，宽度

$$\sigma_i = \frac{c_{\max}}{\sqrt{2k}}, \quad i = 1, 2, \dots, k \quad (7)$$

$c_{\max}$  为选取中心之间的最大距离。第二阶段确定输出权值向量  $w_i$  可采用伪逆法直接计算。伪逆法的输入就是 RBF 网络隐含层的输出，RBF 网络输出层神经元对隐含层的输出加权求和<sup>[8]</sup>。因而 RBF 网络输出矩阵  $Q(n)$  为：

$$Q(n) = \Phi(n)W(n) \quad (8)$$

$W(n) = (w_1, w_2, \dots, w_n)$  为 RBF 网络当前权值向量， $\Phi(n)$  为隐含层输出矩阵，即隐含层各神经元传递函数集合。

#### 4. 试验分析

实验室手指静脉库中取 30 个人的 300 幅图像分为两组，每人的前 5 幅作为训练样本，后 5 幅作为测试样本，用于样本训练和样本测试，两组样本中没有重叠，测试样本不包含在训练样本中。实验环境为 Inter1.60 GHz，内存为 1 GB，Matlab7.1 仿真。通过 PCA 方法，将原始图像的维数由  $288 \times 352$  降低到  $29 \times 29$ ，得到对应的 29 组特征值的特征向量征值为  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{29}$ ，如表 1 所示。

经过处理后的手指静脉图像作为输入信号，再由 RBF 神经网络对其进行样本训练。在识别时，计算测试样本与训练样本之间的距离，并将测试样本分类到与其距离最小的静脉样本所在的类，完成识别。

在相同的辨识条件下，设目标误差为 0.0004，结果见表 2。

由表 2 实验结果可见，PCA-RBF 算法和 RBF 算法的迭代次数虽然都为 28 次，但是未经过 PCA 降维的 RBF 算法的对静脉图像训练的误差分类数为 14 个高于 PCA-RBF 算法的 8 个，识别率 91.95% 也远低于 PCA-RBF 算法的 95.40%，运行时间上看，PCA-RBF 算法只需要 2 秒，远远低于 PCA-BP 算法和 RBF 算法。这表明 PCA 算法虽然降低了样本图像的数据维数，但是很好的保留了数据的重要方面，并提高了 RBF 算法的识别率和减少 RBF 算法的训练时间。

为了体现 PCA-RBF 算法的优势，分别对 PCA-RBF 算法和 PCA-BP 算法进行了收敛性分析，各自收敛曲线如图 6 所示。

Table 1. Vein image feature vector  
表 1. PCA 算法降维后静脉图像特征向量

	$\lambda_1$	$\lambda_2$	$\lambda_3$	...	$\lambda_{29}$
降维后的特征向量 (Eigenvector)	-0.2178	0.1777	0.0784	...	-0.2615
after PCA dimension reduction)	-0.3350	-0.0327	-0.0122	...	-0.2388
	-0.0954	0.13110	0.0149	...	0.3103
	0.0615	-0.4471	-0.0317	...	-0.0688
	-0.0099	0.4950	0.1420	...	0.2321
	-0.1362	-0.0749	-0.2505	...	0.0261

Table 2. The experimental result  
表 2. 实验结果对比表

算法 (Algorithm)	迭代次数 (Iterations)	时间/(s) (Time)	错误分类数 (Error classification)	识别率 (Recognition rate)
PCA-RBF	28	2	8	95.40%
PCA-BP	68	169	11	93.68%
RBF	28	11	14	91.95%

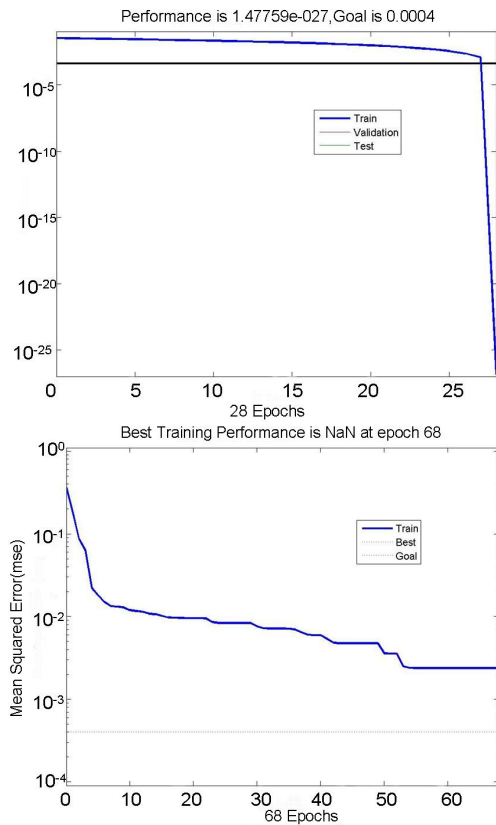


Figure 6. Convergence graph of PCA-RBF and RPC-BP network  
图 6. PCA-RBF 算法和 PCA-BP 算法收敛曲线图

PCA-RBF 神经网络隐含层神经元的最大个数为训练样本集的样本数目，本实验为 30 人 150 幅手指静脉训练样本，经过迭代，收敛曲线光滑稳定，当神经元为 28 个时，网络迅速收敛达到目标精度要求。而 PCA-BP 神经网络隐含层神经元为 68 个，相比 PCA-RBF 神经网络更加复杂，而且随着迭代次数增

加,收敛曲线也有一定波动,这使得其收敛速度缓慢,稳定性和精度也不如前者。

BP 网络算法是对非线性映射的全局逼近,而 RBF 网络算法是进行局部逼近,使得在需要达到相同精度的条件下,RBF 网络训练速度所需的时间少得多,训练次数也少很多。由于本实验选取静脉图像训练样本数量,属于小样本分类,相比适合的大数量样本,RBF 网络的识别能力略有下降,而 BP 网络的识别能力大大下降,因此 RBF 网络有更大的优势,本实验准确率也就高于 BP 网络。并且经过 PCA 降维,PCA-RBF 神经网络比直接进行 RBF 神经网络训练时间更短,在静脉图像样本分类上,PCA-RBF 算法明显优于 PCA-BP 算法和 RBF 算法。

## 5. 结论

本文所提出的基于 PCA-RBP 神经网络的手指静脉识别算法,首先利用线性降维技术对手指静脉图像进行降维,剔除冗余信息,提取了脉图像的特征向量,然后将这些特征向量用于 RBF 神经网络的训练与识别。此算法不仅大大降低了神经网络模型的复杂度,

还提高了 RBF 神经网络的训练效率和收敛速度。从实验结果可见,PCA 与 RBF 神经网络的结合对手指静脉分类识别具有较好的识别效果。

## 参考文献 (References)

- [1] 余成波,张进,张一萌. 基于核 Fisher 鉴别分析的手指静脉识别[J]. 重庆邮电大学学报, 2012, 1: 90-95.
- [2] 朱树先,张仁杰,郑刚. 基于RBF神经网络的人脸识别[J]. 光学仪器, 2008, 30(2): 31-33.
- [3] 王洪斌,杨香兰,王洪瑞. 一种改进的RBF神经网络学习算法[J]. 系统工程与电子技术, 2002, 24(6): 103-105.
- [4] S. Seshagir, H. K. Khail. Output feedback control of nonlinear systems using RBF neural networks. IEEE Transactions on Neural Networks, 2000, 11(1): 69-79.
- [5] 余华,杨露菁,李启元. 基于径向基神经网络的语音识别技术[J]. 控制工程, 2009, 16(S2): 90-93.
- [6] 张德丰. MATLAB 神经网络应用设计[M]. 北京: 机械工业出版社, 2008.
- [7] G. B. Huang, P. Saratchandran. A generalized growing and pruning RBF (GGAP-RBF) neural network for function approximation. IEEE Transactions on Neural Networks, 2000, 11(1): 69-79.
- [8] A. D. Niros, G. E.Tsekouras. A fuzzy clustering algorithm to estimate the parameters of radial basis functions neural networks and its application to system modeling. Lecture Notes in Computer Science, 2008, 5138: 194-204.