

文章编号 1004-924X(2008)09-1773-08

# 基于 2DPCA 和 EBFNN 的指纹识别方法

罗 菁<sup>1</sup>, 林树忠<sup>2</sup>, 詹湘琳<sup>3</sup>, 倪建云<sup>4</sup>

(1. 天津工业大学 计算机技术与自动化学院, 天津 300160;

2. 天津市现代机电装备技术重点实验室, 天津 300160; 3. 中国民航大学 电子信息工程学院, 天津 300300;

4. 天津理工大学 自动化学院, 天津 300191)

**摘要:**结合小波变换(WT)、二维主元分析(2DPCA)和椭球基函数(EBF)特点,提出了一种基于 WT、2DPCA 和 EBF 神经网络指纹识别方法。利用小波变换将原始图像分解为高频分量和低频分量,并忽略水平高频与垂直高频分量,获得原始图像的基本特征。再通过 2DPCA 算法对该图像进行降维,获取降维特征;最后结合椭球基函数神经网络(EBFNN)完成指纹识别。本算法将 2DPCA 优化的特征提取与 EBFNN 的自适应性相结合,在 FVC2000(国际指纹竞赛数据库)上做了测试,总的正确识别率可达 91.4%,具有一定的实用价值。与 WT-PNN 算法和 WT-2DPCA-RBF 算法进行比较,结果表明,本文提出的算法在平移、旋转及光照变化的指纹数据库上的识别效果优于 WT-PNN 算法和 WT-2DPCA-RBF 算法。

**关键词:**指纹识别;二维主元分析;椭球基函数;小波变换

**中图分类号:**TP391.41 **文献标识码:**A

## A novel fingerprint recognition algorithm based on 2DPCA and EBFNN

LUO Jing<sup>1</sup>, LIN Shu-zhong<sup>2</sup>, ZHAN Xiang-lin<sup>3</sup>, NI Jian-yun<sup>4</sup>

(1. College of Computer Technology and Automation, Tianjin Polytechnic University, Tianjin 300160, China;

2. Tianjin Key Laboratory for Mechanical & Electrical Equipment Technology, Tianjin 300160, China;

3. School of Electronic and Information Engineering, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

4. School of Electronic Engineering, Tianjin University of Technology, Tianjin 300191, China)

**Abstract:** In combination with Wavelet Transform (WT), Two-dimensional Principal Component Analysis(2DPCA) and Ellipsoidal Basis Function(EBF), a fingerprint recognition algorithm based on WT, 2DPCA and EBF neural network(EBFNN) is proposed. Original images are decomposed into high-frequency and low-frequency components with WT, and horizontal and vertical high-frequency components are ignored, so the prime features of original images can be obtained; then, the projected features are solved by 2DPCA; finally, fingerprint recognition can be realized by EBFNN. The algorithm combines the optimization of 2DPCA and the adaptability of EBFNN and achieves the accurate recognition rate of 91.4%. The experimental results based on FVC2000 verify that proposed algo-

收稿日期:2007-12-21;修订日期:2008-02-24.

基金项目:国家自然科学基金重点项目(No. 60534050)

rithm has higher recognition rate than that of WT-PNN and WT-2DPCA-RBF.

**Key words:** fingerprint recognition; Two-dimensional Principal Component Analysis (2DPCA); Ellipsoidal Basis Function (EBF); Wavelet Transform(WT)

## 1 引言

由于指纹具有唯一性和不变性等重要特征,因而指纹识别技术在信息安全领域、个人身份识别领域等许多方面得到越来越多的应用。在指纹识别系统中,指纹特征的提取是自动指纹识别的关键技术之一。良好的特征能有效避免压力、光照变化和旋转平移等因素的影响。因此,如何选择有效的特征提取方法是目前指纹识别中有待解决的问题。目前,指纹识别算法主要分为两大类:第一类是基于指纹细节特征的识别算法<sup>[1-6]</sup>,第二类是基于某个数学方法获取指纹特征,然后利用人工神经网络(ANN)方法从宏观上对两个指纹图像信号能量之间差异进行比较。这种方法关注的是指纹图像的总体变化趋势,而非细节特征<sup>[7-9]</sup>。第一类算法在特征提取之前需要进行复杂的预处理工作(包括图像增强、平滑、二值化、细化和去噪等操作),因而明显地存在计算量大,识别速度慢等不足,在实时应用中效果不佳。第二类算法不需要进行复杂的预处理工作,因此其流程和运算类型均较简单,识别速度快,而且,这类算法的容错性比较好,自适应性强。但这类算法事先要经过足够数量样本的训练,系统才能正确地进行工作,因此,这类匹配方法会影响指纹识别的实时性。

文献[8]提出了一种基于小波变换(WT)的指纹识别算法。这类方法简化了复杂的预处理步骤,减少了计算量,提高了识别速度。但是,利用小波变化获取特征时,当小波分解的层数较少时,获取的小波域特征向量的维数过高,因而造成指纹特征识别时的计算量过大,速度较慢;另一方面,当小波分解的层数较多时,可以获得尺寸较小的特征向量,但分辨率也相应降低,影响指纹识别的正确率。针对以上分析,在保证较高的指纹识别率的前提下,需要对小波特征域的高维矩阵进行降维。2DPCA<sup>[10]</sup>是一种直接投影技术,它用二维的数据矩阵直接构建一个协方差阵。而且,2DPCA 提取的有效特征受样本个数的影响较小。

因此,本文利用 2DPCA 来进行特征降维,获取尺寸较小的特征向量。

1993年, Jakubek 等<sup>[11]</sup>根据模式识别问题的特点和要求,提出了一种带有椭圆作用函数的网络,并进行了模式识别分解策略的研究。椭球基函数神经网络(Ellipsoidal Basis Function Neural Network, EBFNN)是一种前馈神经网络,它的隐层节点采用椭球单元函数,以超椭球划分决策空间,形成封闭有界的决策区域。与径向基函数神经网络<sup>[12]</sup>(Radial Basis Function Neural Network, RBFNN)的高斯函数相比,对空间的划分更明确,模式识别能力将有所提高。

本文结合 WT、2DPCA 与 EBFNN 的特点,提出一种基于小波变换、二维主元分析和神经网络的指纹识别方法(WT-2DPCA-EBFNN)。首先,对训练样本实施小波变换,获得低频分量和高频分量,并去掉水平高频与垂直高频分量,从而得到无噪声影响又相对稳定的基本特征;然后利用 2DPCA 对所得的指纹图像特征进行降维;最后结合 EBFNN 完成指纹识别。本算法将 2DPCA 优化的特征提取与 EBF 的自适应性相结合,在 FVC2000(国际指纹竞赛数据库)上做了测试,并与 WT-PNN 算法和 WT-2DPCA-RBF 算法进行比较。实验结果表明,本文提出的算法在平移、旋转及光照变化的指纹数据库上的识别效果优于 WT-PNN 算法和 WT-2DPCA-RBF 算法。

## 2 指纹识别模型与算法

指纹图像矢量的维数通常比较大,而训练样本数通常比较小,所以设计用于指纹识别的神经网络分类器比较困难。为了提高神经网络分类器的推广能力并降低网络运算的复杂性,首先利用小波变换提取指纹特征,再利用 2DPCA 对所得的指纹图像特征进行降维。最后,将降维后的图像向量送入 EBFNN 训练,并用训练好的 EBFNN 进行识别,获得识别结果。

### 2.1 特征提取

首先利用双立方插值法(插值邻域的大小选

为  $4 \times 4$ ) 将  $256 \times 256$  的原始图像缩小成  $64 \times 64$  大小,然后利用小波变换进行二级小波分解。

2.1.1 小波变换

小波变换是一种基于多层次函数分解的数学工具。信号经过小波变换后可以用小波系数来描述,小波系数体现信号的特征<sup>[13-14]</sup>。因此,小波变换在信号处理、图像处理、模式识别等领域引起越来越多的关注和重视,在纹理识别中的应用也较为广泛。

小波变换是把被称为基本小波的函数  $\Psi(x)$  做位移  $b$  后,在不同尺度  $a$  下与待分析的信号  $f(x)$  做内积,即

$$w_T(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \overline{\psi\left(\frac{x-b}{a}\right)} dx, \quad (1)$$

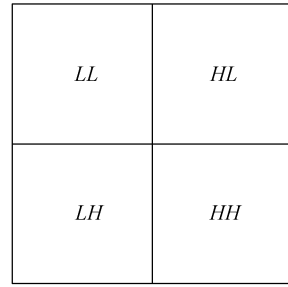
其中,  $a > 0$ 。在式(1)一维小波变换的基础上,引入  $y$  方向的小波变换,则可将一维小波变换推广为二维小波变换。设一维小波变换沿  $x$  方向和  $y$  方向的平移参数分别为  $b$  与  $c$ ,且尺度参数均为  $a$ 。同时,定义  $x$  方向小波函数为  $\psi\left(\frac{x-b}{a}\right)dx$ ,  $y$

方向小波函数为  $\psi\left(\frac{y-c}{a}\right)dy$ , 设  $f(x,y)$  表示待分析的二维函数,则二维小波变换为

$$w_T(a,b,c) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_R \int_R f(x,y) \overline{\psi_x\left(\frac{x-b}{a}\right)\psi_y\left(\frac{y-c}{a}\right)} dx dy. \quad (2)$$

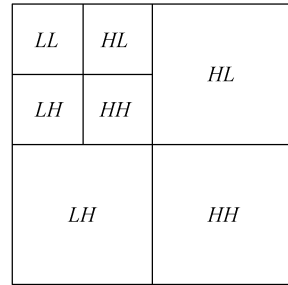
图像处理中最常用的是二进制小波变换。令尺度按 2 的幂级数进行离散化,即  $a = 2^0, 2^1, 2^2, \dots, 2^j, j = 1, 2, \dots, N$ 。幂指数  $j$  较小的变化会引起尺度的较大变化,因此,二进制小波变换在信号分析中具有高效的变焦作用。当  $f(x,y)$  表示一幅图像信号时,其二进制小波变换相当于  $f(x,y)$  分别沿  $x$  方向和  $y$  方向经由不同的一维滤波器滤波,得到低频和垂直子带图像,如图 1(a) 所示。其中,  $LL$  表示图像的低频分量,  $HL$  表示图像的水平高频分量,  $LH$  表示图像的垂直高频分量,  $HH$  则表示图像的对角高频分量。若对图像的低频分量  $LL$  重复分解下去,得到二级分解,如图 1(b) 所示。图像经过小波变换后,若在某一频率和方向上具有较明显的特征,与之对应的子带图像的输出则具有较大能量。因此,图像信息集中在相应的少数小波系数上。

信号经过小波变换,只要使用尺度合适的小



(a) 小波分解图像

(a) Wavelet decomposition



(b) 二级小波分解图像

(b) Two-level wavelet decomposition

图 1 小波分解图像

Fig. 1 Images of wavelet decomposition

波函数,可以任意尺度观察信号。同时,信号可分解成近似分量与细节分量。近似分量代表信号的低频分量,细节分量代表信号的高频分量。对于含噪信号,噪声分量的主要能量一般集中在小波分解的细节分量中。因此,忽略部分高频分量可以消除噪声。

设  $x_i \in \mathbf{R}^{m \times n}$  表示训练样本图像,  $i = 1, 2, \dots, M, M$  为训练样本数。在保证指纹图像分辨率<sup>[6]</sup>的前提下,利用小波变换对其进行二级小波分解,分别获得训练样本的一级水平高频分量  $H_1$  和垂直高频分量  $V_1$ 、以及二级水平高频分量  $H_2$  和垂直高频分量  $V_2$ 。这里  $H_1, V_1, H_2$  和  $V_2$  均表示小波分解后的子带图像。为了使其与训练样本矩阵匹配,必须对其添加零矩阵予以拓展,使  $H_1 \in \mathbf{R}^{m \times n}, V_1 \in \mathbf{R}^{m \times n}, H_2 \in \mathbf{R}^{m \times n}, V_2 \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 。消除训练样本噪声的影响后,训练样本  $x_i \in \mathbf{R}^{m \times n}$  则变为:

$$p_i = x_i - \bar{x} - H_1 - V_1 - H_2 - V_2, \quad (3)$$

其中,  $\bar{x}$  表示训练样本的平均图像,且

$$\bar{x} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i, \quad p_i \in \mathbf{R}^{m \times n}. \quad (4)$$

本文使用的是大小为  $256 \times 256$ , 灰度级为 256 的指纹图像, 经过 2 层离散小波分解后, 虽然向量的维数大大缩小, 但是这样的图像还有 16 维分量, 对于神经网络来说仍嫌太大, 有必要对获取的特征进行降维, 以降低分类器的输入特征矢量维数。

### 2.1.2 二维主元分析

2DPCA 用二维数据矩阵直接构建一个协方差矩阵, 求出此协方差矩阵特征值和特征向量, 并用对应于最大几个特征值的特征向量构建坐标系, 然后将每个数据矩阵在这个坐标系上投影, 从而得到有效的特征。因此, 本文采用 2DPCA 方法来对小波特征矩阵降维。

经过小波变换, 可消除噪声影响。此时, 去噪后的训练样本为  $p_i \in \mathbf{R}^{m \times n}, i=1, 2, \dots, M$ 。然后, 利用 2DPCA 去二阶统计相关、降维, 求得训练样本的白化矩阵。去噪后训练样本的协方差矩阵  $G$  定义为

$$G = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (p_i)^T (p_i), \quad (5)$$

其中,  $p_i \in \mathbf{R}^{m \times n}$  协方差矩阵的特征值与特征向量的求解为

$$U^T G U = \Lambda, \quad (6)$$

其中,  $\Lambda \in \mathbf{R}$  表示特征值组成的对角阵,  $U$  为特征值对应的特征向量组成的正交阵。

设协方差矩阵  $G$  的特征值表示为  $\lambda_i (i=1, 2, \dots, n)$ , 且  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n (i=1, 2, \dots, n)$ , 对应的特征向量表示为  $u_i (i=1, 2, \dots, n)$ , 则

$$\Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_n \end{bmatrix}. \quad (7)$$

选择前  $d$  个较大特征值对应的特征向量  $u_i (i=1, 2, \dots, d)$ , 来构造特征子空间, 其中  $d \leq n$ 。此时

$$\Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_d \end{bmatrix}. \quad (8)$$

白化矩阵  $E$  的计算则为

$$E = \Lambda_d^{-1/2} U_d^T, \quad (9)$$

其中,  $E \in \mathbf{R}^{d \times n}, \Lambda_d \in \mathbf{R}^{d \times d}, U_d \in \mathbf{R}^{n \times d}$ 。

接着, 求训练样本零均值矩阵后的白化。这里通过白化矩阵  $E \in \mathbf{R}^{d \times n}$  与去噪后的训练样本  $p_i \in \mathbf{R}^{m \times n} (i=1, 2, \dots, M)$  的转置相乘来求得, 即

$$Z_i = E(p_i)^T, \quad i=1, 2, \dots, M, \quad (10)$$

其中,  $Z_i \in \mathbf{R}^{d \times m}$ , 从而获得白化后的训练样本。

## 2.2 EBFNN 模型

经典椭球单元神经网络是一种前馈神经网络, 由隐层节点采用椭球单元的三层网络构成。每个输入节点到各个隐含节点有两个权值连接, 分别代表超椭球单元在输入空间各维上的中心和半长轴, 但每个隐层节点不为所有输出节点所共享, 而只与相应的模式类别的输出节点连接。

对于经典椭球单元神经网络的隐层节点数与模式类输出节点数系统, 这种结构的网络, 只有每个超椭球都恰好包围各自的样本时, 样本的输出才接近它的期望输出值。如果样本中存在较大的噪声, 特别是在某模式类样本分布范围较广时, 则网络训练过程中不能保证椭球单元在输入空间所形成的超椭球区域始终包含相应模式类的所有训练样本。这样训练时将导致权值的调整值很不稳定, 造成网络不能收敛, 使模式识别失败。

受到 RBFNN 的启发, 本文采用的 EBFNN 共有三层, 结构与 RBFNN 相同, 但是隐含层采用椭球基函数。每个输入节点到各个隐层节点由两个权值连接, 分别代表超椭球单元在输入空间各维上的中心和半长轴。而且, 隐含层节点与输出层的节点进行全连接。

这样的网络由于隐含层采用了 EBF, 其作用使样本输入空间形成封闭有界的分割区域, 与 RBFNN 的高斯函数相比, 对空间的划分更明确, 模式识别能力将有所提高。

对  $n$  维输入向量  $\mathbf{X}(x_1, x_2, \dots, x_n)$ , 椭球基函数节点的净输入和净输出分别为

$$E_j^{\text{in}}(X) = 1 - \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - c_{ji})^2}{b_{ji}^2}, \quad (11)$$

$$E_j^{\text{out}}(X) = \frac{e^\alpha + 1}{e^\alpha + 1 + \exp(-\alpha E_j^{\text{in}}(x))}, \quad (12)$$

其中,  $c_{ji}$  和  $b_{ji}$  分别是超椭球单元函数  $j$  在输入空间  $i$  各维上的中心和半长轴, 式(12)中的系数  $\alpha$  可以调节曲线的斜率。  $E_j^{\text{in}}$  和  $E_j^{\text{out}}$  的输出范围分别是  $[-\infty, 1]$  和  $[0, 1]$ 。与 RBF 的作用函数比较如图 2 所示。

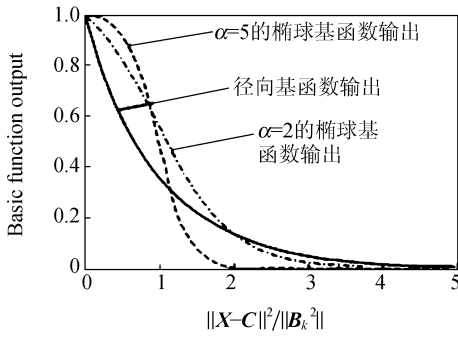


图 2 椭圆基函数、径向基函数输出曲线比较图  
Fig. 2 Curves of EBF and RBF

从图 2 中可以看出,当  $\|X-C\|^2 / \|B_k\|^2 \leq 1$  时,径向基神经元的输出衰减很快;而椭圆基神经元则衰减较慢,而且  $\alpha$  的值越大,衰减速度越慢。当  $\|X-C\|^2 / \|B_k\|^2 > 1$  时,椭圆基神经元则衰减较快,并且随着  $\alpha$  值的增大,衰减的速度越来越快。因此可以通过调节斜率参数  $\alpha$  的值,使椭圆单元内的样本接近数值 1,椭圆单元外的样本接近于数值 0。这样,每个椭圆单元就好似一个封闭的分类器函数划分了一类样本,而椭圆基函数网络就类似多个封闭分类器函数划分了整个输入空间,使得椭圆基函数神经元要比径向基函数神经元划分输入空间更为准确和快速。

### 2.3 椭圆基函数神经网络设计

将 EBFNN 用于指纹识别时,网络的输入层的每一个节点对应样本的一个特征。经过二级小波变化后,指纹图像的维数通常较大,所以应用上述 2DPCA 算法降维后的指纹识别特征向量作为输入层的神经元。一般地,隐含层的神经元小,网络将不能建立复杂的判断界,使网络训练不出来,或不能识别以前没有的样本,且容错性差;而神经元数大,网络的冗余性大,增加了网络一次训练的训练时间,尽管使网络收敛的训练次数会减少,但会降低分类器的推广能力。而输出层的节点数等于类别数,一个输出节点对应一个类。例如在训练阶段,如果输入训练样本的类别标号是  $i$ ,则训练时的期望输出假设第  $i$  个节点为 1,而其余输出节点均为 0。在识别阶段,当一个未知类别样本作用到输入端时,考察各输出节点的输出,并将这个样本类别判定为具有最大值的输出节点对应的类别。考虑到如果使用训练类别以外的图像来测试网络,网络应拒绝识别。本文规定,具有最大值

的输出节点数值较小(小于某个阈值,本文取 0.5),则网络做出拒绝判断。

## 3 实验结果

### 3.1 实验对象

本文的实验对象取自基于光学采集仪标准指纹数据库(FVC2000 DB1)和 CMOS 采集仪的标准指纹数据库(FVC2000 DB2)。FVC2000 DB1 指纹数据库是基于平移、旋转和光照等变化的指纹数据库。该数据库有 80 张图像,共 10 个人,每个人有 8 种不同的平移、旋转和光照指纹图像。此外,这些图像分别从不同角度拍摄,分辨率为  $300 \times 300$ ,灰度级为 256。FVC2000 DB1 指纹数据库部分图像如图 3 所示。FVC2000 DB2 指纹数据库有 80 张图像,共 10 个人,每个人有 8 种不同的平移、旋转和光照指纹图像,分辨率为  $256 \times 364$ ,灰度级为 256。FVC2000 DB2 指纹数据库部分图像如图 4 所示。为了验证 WT-2DPCA-EBF



图 3 FVC2000 DB1 指纹数据库中的图像  
Fig. 3 Some images of FVC2000 DB1 fingerprint database



图 4 FVC2000 DB2 指纹数据库中的图像  
Fig. 4 Some images of FVC2000 DB2 fingerprint database

算法,本文分别在 FVC2000 DB1 与 FVC2000 DB2 数据库上进行实验,同时与 WT-PNN 算法和 WT-2DPCA-RBF 算法进行比较。

### 3.2 实验结果

首先,在 FVC2000 DB1 指纹数据库进行实验。随机选取每人的 5 幅图像作训练样本,剩余 3 幅图像作测试样本。这 3 幅图像分别包含了指纹平移,旋转和光照变化 3 种情况。

此时,训练样本为 50 幅图像,测试样本为 30 幅图像。利用双立方插值法(插值邻域的大小选为  $4 \times 4$ )将  $256 \times 256$  的原始图像缩小成  $64 \times 64$  大小,即  $m=64, n=64$ 。然后利用小波变换进行二级小波分解,分别获得水平高频分量和垂直高频分量。再用均值后的训练样本图像减去水平高频分量和垂直高频分量,利用 2DPCA 获得训练样本图像的协方差矩阵  $G_i$  为  $16 \times 16$ ,从而计算出其特征值与特征向量。按式(9)计算白化矩阵,此时  $d=6$ ,即取前 6 个较大特征值对应的特征向量。根据式(10),可获得训练样本的白化矩阵。

最后利用 EBFNN 完成指纹识别。每个网络的输入层都有 6 个神经元,分别对应于特征指纹的 6 个系数;输出层有 10 个神经元;对应于 10 个待识别对象。在训练过程中,每训练一个样本的特征向量修正一次权值,本文选取适当的期望训练误差和最大训练步数。如果在最大训练步数内,网络的误差降到期望误差之下,则停止训练,而且认为网络已经收敛;如果训练步数超过最大训练步数,而网络的误差还没降到期望误差之下,则停止训练,且认为网络不收敛。此时,将增加隐层节点数,训练神经网络,来获取较小的期望误差。为了测试网络的学习和识别性能,实验中依次选择的隐含层节点数  $m$  分别为 8, 10, 11, 12。将本文算法与 WT-PNN 算法和 WT-2DPCA-RBF 算法做了比较,结果如表 1 所示。这里,正确识别率定义为正确识别的样本数与测试样本总数之比。其次,在 FVC2000 DB2 指纹数据库进行实验,结果如表 2 所示。

表 1 基于 FVC2000 DB1 指纹数据库的 WT-PNN、WT-2DPCA-RBF 和 WT-2DPCA-EBF 正确识别率(%)

Tab. 1 Recognition results on FVC2000 DB1 fingerprint database

隐层节点	训练样本图像		平移图像			旋转图像			光照图像	
	WT-PNN	WT-2DPC A-RBF	WT-2DPC A-EBF	WT-PNN	WT-2DPC A-RBF	WT-2DPC A-EBF	WT-PNN	WT-2DPC A-RBF	WT-2DP CA-EBF	
8	85.1	86	86.2	83	84	84.3	82.3	82.5	83.0	
10	85.5	87	87.1	84	84.5	85.0	83.4	84.3	84.5	
11	87.0	89	90	85.5	86	86.5	85	85.5	86.0	
12	88.2	89	90.5	87	87.5	88.0	87.3	87.5	88.0	

表 2 基于 FVC2000 DB2 指纹数据库的 WT-PNN、WT-2DPCA-RBF 和 WT-2DPCA-EBF 正确识别率(%)

Tab. 2 Recognition results on FVC2000 DB2 fingerprint database

隐层节点	训练样本图像		平移图像			旋转图像			光照图像	
	WT-PNN	WT-2DPC A-RBF	WT-2DPC A-EBF	WT-PNN	WT-2DPC A-RBF	WT-2DPC A-EBF	WT-PNN	WT-2DPC A-RBF	WT-2DP CA-EBF	
8	92.1	93	93.5	90	91	91.2	89.2	90.1	90.5	
10	92.5	93.5	94.0	91	92	92.5	90.4	91.6	92.0	
11	93.0	94.1	94.3	92	93.1	93.5	91.3	92.7	93.0	
12	93.2	94.2	95.0	92.4	93.5	94.0	92.6	93.1	93.2	

### 3.3 结果分析

从表 1 和表 2 可知,采用不同的隐含层节点数,网络的识别率不同。隐层节点数  $N$  一般取为  $(M+P)/2 \sim 2M+1$  之间( $M$  是输入节点数, $P$  是

输出节点数)。综合考虑了网络的学习能力和泛化能力,通过不断试验确定隐含层节点数选为 11。实验表明,当指纹发生平移、旋转和光照等变化时,FVC2000 DB1 和 FVC2000 DB2 上的正确

识别率分别可达88.8%和94%。

本文方法获得较好的识别结果,主要是因为该方法综合利用WT、2DPCA与EBFNN的优点。通过小波变换将图像的高频分量和低频分量进行分离,并忽略水平与垂直高频分量的影响,获得无噪声影响而又相对稳定的基本特征。2DPCA提取的降维特征受样本个数的影响较小。EBFNN能有效避免平移、旋转和光照变化对特征提取的影响,因此,当指纹发生平移、旋转和光照变化时,本文提出的基于小波变换、二维主元分析和椭圆基神经网络的指纹识别方法可获得优于WT-PNN算法和WT-2DPCA-RBF算法的识别结果。

## 4 结 论

本文综合WT、2DPCA与EBFNN的优点,

提出一种指纹识别方法。首先,利用小波变换将原始图像分解为高频分量和低频分量,并忽略水平高频与垂直高频分量,获得原始图像的基本特征;然后,通过2DPCA算法对该图像进行降维,获取降维特征;最后,结合EBFNN完成指纹识别。基于FVC2000指纹数据库的实验结果表明,总的指纹识别的正确率可达91.4%,识别率高于WT-PNN算法和WT-2DPCA-RBF算法。同时,对平移、旋转及光照变化等因素具有较好的稳定性。与目前最优的指纹识别方法相比,本文提出的方法还有一定差距,但由于本文提出使用2DPCA并综合EBF的指纹识别方法,是这两种技术一个比较有创意的应用,相信可以通过进一步优化椭圆基的衰减因子和隐含层节点数来提高识别的准确性。

## 参考文献:

- [1] 乌旭,胡家升,梁殿亮. 基于区域分割的指纹奇异性检测及中心点计算[J]. 光学精密工程,2006,14(2):229-235. WU X, HU J SH, LIANG D L. An algorithm for singularity detection and center point calculation based on fingerprint segmentation [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(2): 229-235. (in Chinese)
- [2] 尹义龙,宁新宝,张晓梅,等. 一种基于纹线相似度的指纹匹配算法[J]. 模式识别与人工智能,2002,15(4):502-506. YIN Y L, NING X B, ZHANG X M, *et al.*. Fingerprint matching algorithm based on ridge comparability[J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2002,15(4):502-506. (in Chinese)
- [3] JAIN A K, LIN H, SHARATH P, *et al.*. An identity authentication system using fingerprints [J]. *IEEE*, 1997, 85(9):1363-1388.
- [4] SKEA D, BARRODALE I, KUWAHARA R, *et al.*. Control point matching algorithm[J]. *Pattern Recognition*, 1993,26(2):269-276.
- [5] MEHTRE B M. Fingerprint image analysis for automatic identification[J]. *Machine Vision and Applications*, 1993,6(2):124-139.
- [6] ISENER D K, ZAKY S G. Fingerprint identification using graph matching[J]. *Pattern Recognition*, 1986,19(2):113-120.
- [7] WILSON C L, WATSON C I, PAEK E G. Effect of resolution and image quality on combined optical neural network fingerprint matching[J]. *Pattern Recognition*, 2000, 33(2): 317-331.
- [8] LEE S W, NAM B H. Fingerprint recognition using wavelet transform and probabilistic neural network [C]. *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, 1999,5:3276-3279.
- [9] WILSON C L, WATSON C I, PAEK E G. Combined optical and neural network fingerprint matching[J]. *SPIE*, 1997, 3073: 373-382.
- [10] YANG J, ZHANG D, ALEJANDRO F F, *et al.*. Two-dimensional PCA: a new approach to appearance-based face representation and recognition[J]. *IEEE Trans. Patten Analysis and Machine Intelligence*, 2004;26(1):131-137.
- [11] JAKUBEK S, STRASSER T. Fault-giagnosis using neural networks with ellipsoidal basis functions[C]. *Proceedings of the American Control Conference Anchorage*, 2002(5):3846-3851.

- [12] 陈华才,吕进,陈星旦,等.基于径向基函数网络的茶多酚总儿茶素近红外光谱检测模型的研究[J].光学精密工程,2006,14(1):58-62.  
CHEN H C, LV J, CHEN X D, *et al.*. Near infrared spectroscopic model for determinating total catechins in tea polyphenol powder based on radical basis function network[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(1):58-62. (in Chinese)
- [13] 江洁,邓琼,张广军.基于小波变换的正则化盲图像复原算法[J].光学精密工程,2007,15(4):582-586.  
JIANG J, DENG Q, ZHANG G J. Regularization algorithm for blind image restoration based on wavelet transform [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(4): 582-586. (in Chinese)
- [14] 方勇华,孔超,兰天鸽,等.应用小波变换实现光谱的噪声去除和基线校正[J].光学精密工程,2006,14(6):1088-1092.  
FANG Y H, KONG CH, LAN T G, *et al.*. Denoising and baseline correction of spectrum by wavelet transform [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(6): 1088-1092. (in Chinese)

作者简介:罗菁(1976—),女,博士在读,讲师,主要从事图像处理、模式识别等方面的研究。E-mail:luiojing@tjpu.edu.cn

林树忠(1953—),男,教授,博士生导师,主要从事光机电与网络制造技术研究,信息传感与远程控制技术等方面的研究。E-mail:linshuzhong@tjpu.edu.cn

## ●下期预告

# 基于吸收系数修正的硅片激光弯曲模拟与试验

王续跃,胡亚峰,许卫星,吴东江

(大连理工大学 精密与特种加工教育部重点实验室,辽宁 大连 116024)

考虑热吸收系数随温度变化的因素,以硅为对象进行了激光弯曲模拟和试验。借助 APDL 语言编写激光弯曲成形的仿真程序,对单脉冲作用过程进行模拟,以得到单点脉冲周期内的温度分布;并采用 NiCr/NiSi 合金薄膜热电偶对单脉冲作用过程中的温度分布进行测量,对比上述的温度模拟与测量结果,修正硅材料的激光综合吸收系数为 0.82。采用有限元分析软件实现了硅片的脉冲激光弯曲成形的仿真和模拟,并对硅片多次连续扫描的弯曲模拟与弯曲试验进行对比,误差仅为  $0.1^\circ$ ,验证了仿真程序的有效性,为硅片的激光弯曲成形提供了理论与试验依据。