

# 基于仿生模式识别与传统模式识别的人脸识别效果比较研究

王守觉, 曲延锋, 李卫军, 覃 鸿

(中国科学院半导体研究所神经网络实验室, 北京 100083)

**摘 要:** 本文实现了一种基于仿生模式识别的人脸识别系统, 并将其识别效果同最近邻分类器与不同核函数的 SVM 进行了分析比较. 以 ORL 人脸库为识别对象, 针对有/ 拒识0 的情况下, 通过改变不同识别算法的可调参数, 在保证参与训练人的正确识别率在大致相同水平的条件下, 分析了参与训练人的错误识别率( 错误识别为参与训练的其他人) 与未参与训练人的错误接受率( 错误识别为参与训练的某人) 的优劣. 比较结果表明, 基于仿生模式识别的方法明显优于其它模式识别方法.

**关键词:** 仿生模式识别; 人脸识别; 主分量分析 (PCA); 最近邻分类器; 支持向量机 (SVM)  
**中图分类号:** TP39114 **文献标识码:** A **文章编号:** 03722112 (2004) 07105205

## Face Recognition: Biomimetic Pattern Recognition vs. Traditional Pattern Recognition

WANG Shou2jue, QU Yan2feng, LI Wei2jun, QIN Hong

(Lab of Artificial Neural Networks, Institute of Semiconductors, CAS, Beijing 100083, China)

**Abstract:** Based on a new theory mode2BPR (Biomimetic Pattern Recognition), a face recognition system is implemented. In order to compare the recognition performance of it with that of some TPR (traditional pattern recognition), such as NN2based method and SVM2based methods with different types of kernel functions, using the ORL face database, we analyze the misclassification rate and false acceptance rate at the same level of the correct recognition rate by adjusting parameters of different algorithms. Comparison results show that our method is superior to the other two methods.

**Key words:** biomimetic pattern recognition; face recognition; principle component analysis; nearest2neighbor classification; sup2port vector machine

### 1 引言

自美国 9110 事件以来, 由于世界各国对反恐活动的迫切要求, 使得人脸的自动识别再度成为研究的热点. 人脸识别的研究可追溯到二十世纪六十年代末<sup>[1]</sup>, 经历了几十年的蓬勃发展, 各种算法层出不穷, 如模板匹配方法<sup>[2]</sup>、特征脸 (Eigen2face) 方法<sup>[3]</sup>、线边缘图方法<sup>[4]</sup>、神经网络方法<sup>[5,6]</sup>等. 以往人们把过多的精力投入到前期特征提取上, 而忽视了对识别系统的后期识别算法的分析研究, 并且现今的对人脸识别方法的分类方式大多都是从特征提取的角度出发的<sup>[7]</sup>. 如果认为前期的特征提取已经完成, 而仅考虑后期的识别算法的实现问题, 则目前采用的识别算法多为最近邻分类器<sup>[8]</sup>, 如特征脸方法<sup>[3]</sup>, 模板匹配方法<sup>[2]</sup>等; 或是采用神经网络分类器<sup>[5,6]</sup>以及近来成为研究热点的支持向量机分类器 (SVM)<sup>[9~11]</sup>等. 现

有的这些识别方法只侧重于/ 区别0, 即一类样本与有限类已知样本的区分, 而忽视了/ 认识0 的概念, 而这与人类对事物的识别功能恰恰相反, 人类认识事物是一类类样本的/ 认识0 过程, 即一类样本与无限类未知样本的区分, 侧重于/ 认识0. 只有在细小之处才重视/ 区别0<sup>[12]</sup>. 正是由于这些模式识别方法忽略了/ 认识0 的概念, 必然会带来两个缺点: 一是首次遇到未学习过的新事物时容易误认为是某一种学习过的旧事物; 二是在对未学习过的新事物进行新的学习时, 往往会打乱旧知识, 即破坏对原学习过的对旧事物的识别.

作者提出的仿生模式识别<sup>[12]</sup> (拓扑模式识别) 就是强调调用/ 认识0 模式取代传统的模式/ 分类0 与划分, 因而将其应用在人脸识别上比起传统的模式识别方法会有较大的优势. 针对现有人脸识别方法评价标准的不全面性, 提出了新的评价标准, 并在此基础上, 将本文方法与最近邻分类器、支持向量

机分类器进行了比较. 实验结果表明, 基于仿生模式识别的人脸识别方法在新的评价标准下, 找到了一个较佳的平衡点.

## 2 仿生模式识别简介

传统模式识别中把不同类样本在特征空间中的最佳划分作为目标, 而仿生模式识别则以一类样本在特征空间的分布的最佳覆盖作为目标, 以二维空间的情况为例, 如图 1 所示.

图中, 三角形为要识别的样本, 圆圈和十字形为与三角形不同类的两类样本, 折线为传统 BP 网络模式识别的划分方式, 大圆为 RBF 网络的划分方式(等同于以模板匹配的识别方式), 细长椭圆形构成的曲

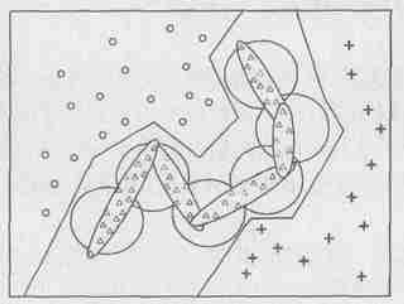


图 1 不同识别算法二维空间覆盖示意图

表 1 仿生模式识别与传统的模式识别的差异

	传统模式识别	仿生模式识别
基本出发点	多类样本的最优分类	一类类样本的认识
理论基础	所有可用的信息都包含在训练集中	特征空间中同类样本的连续性规律
数学工具	统计学	拓扑学
分析方式	代数、方程的理论推导(逻辑思维)	高维空间画法几何(形象思维)
识别方法	划分	高维空间复杂几何形体覆盖
实现途径	支持向量机、传统神经网络等	多权值高阶神经网络、通用神经计算机

线代表仿生模式识别的/认识0方式. 因而, 仿生模式识别把分析特征空间训练样本点间的关系作为基点, 而特征空间中样本分布的连续性规律为此提供了可能性. 仿生模式识别用的方法是/高维空间复杂几何形体覆盖识别方法0, 是在特征空间中研究某类样本的分布状况而加以合理覆盖, 从而来/认识0某类样本. 仿生模式识别与传统模式识别的差异如表 1 所示, 关于仿生模式识别的详细叙述请参考文献[12].

## 3 基于仿生模式识别的人脸识别方法

### 3.1 多权值神经网络与高维空间封闭超曲面

仿生模式识别/认识事物0的实现过程就是利用多权值高阶神经网络, 建立高维空间封闭超曲面完成对/事物0的最佳覆盖的过程. 一个多权值神经元性能的通用表达式为:

$$Y = f[5(W_1, W_2, \dots, W_m, X) - H] \quad (1)$$

式中  $W_1, W_2, \dots, W_m$  为  $m$  个权值矢量;  $X$  是输入矢量;  $5$  为由多权值矢量神经元<sup>[13]</sup>决定的计算函数(多个矢量输入, 一个标量输出);  $H$  为多权值神经元的激活阈值;  $f$  为非线性转移函数.

设特征空间是  $n$  维实数空间  $R^n$ , 即  $X \in R^n$ , 则矢量函数方程:

$$5(W_1, W_2, \dots, W_m, X) = H \quad (2)$$

可视为由  $W_1, W_2, \dots, W_m$  等  $m$  个权值矢量所决定的在特征空间  $R^n$  中  $X$  矢量的一种轨迹, 此轨迹为  $R^n$  空间中的  $(n-1)$  维超曲面(或超平面), 它把  $R^n$  分成两个部分<sup>[12]</sup>. 如果使公式(2)是一个封闭的超曲面, 则就在特征空间中形成了一个有限覆盖区域. 为了说明这一点, 我们利用双权值突触高阶神经元<sup>[14]</sup>数学模型在三维空间加以叙述, 其实 CASSANN<sup>0</sup> 神经计算机的一个结点的计算数学模型就是基于双权值突触高阶神经元实现的<sup>[14]</sup>. 一个双权值突触高阶神经元具有两个权值; 方向权值和核心权值, 其所采用的基本的计算模型如下:

$$Y = f \left[ \sum_{j=1}^n \left( \frac{w_j(x_j - wc_j)}{|w_j(x_j - wc_j)|} \right)^s |w_j(x_j - wc_j)|^p - H \right] \quad (3)$$

式中:  $Y$  为神经元的输出;  $f$  为神经元的激励函数;  $H$  为神经元的激活阈值;  $w_j$  和  $wc_j$  为由第  $j$  个输入端接至神经元的方向权值与核心权值;  $x_j$  为第  $j$  个输入端输入;  $n$  为空间的维数;  $S$  为决定单项正负号方法的参数;  $P$  为幂参数.

如果设定  $S = 0$ , 公式(3)就是个封闭的超曲面神经元. 如将  $f$  函数的基设为定值时, 则输入点的轨迹是封闭的超曲面, 它的核心位置由核心权值矢量决定. 当核心权值矢量的各维相同的情况下, 则封闭超曲面的形状由  $P$  的值决定, 如图 2 (a)~(d) 所示; 当核心权值矢量的各维具有不同的值, 则相

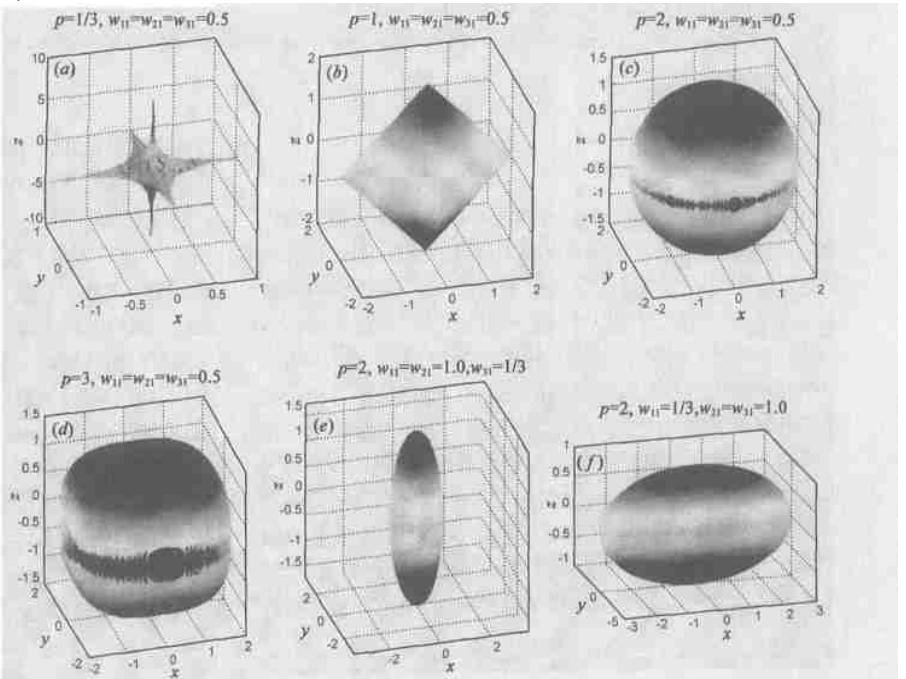


图 2 不同形状的高维空间超曲面示意图

当于将封闭超曲面在各个不同方向加以拉伸或压缩, 图 2 (e)、2(f) 给出了当 P = 2 时, 原始的超球面将在不同维方向伸缩形成不同的超椭球面。

### 3.1.2 高维空间复杂几何形体覆盖与人脸识别方法

由公式(1), 设 f 函数的基为  $\gamma$ , 即:

$$\gamma(W_1, W_2, \dots, W_m, H, X) = \gamma(W_1, W_2, \dots, W_m, X) - H(4)$$

对于人脸识别, 令 f 函数为符号函数  $\text{sgn}(\#)$ , 即:

$$f(\gamma) = \begin{cases} 1, & \gamma \geq 0 \\ -1, & \gamma < 0 \end{cases} \quad (5)$$

仿生模式识别的基本出发点是一类一类样本的识别, 而其识别的过程可以利用多权值高阶神经网络建立高维空间复杂几何形体完成对某类样本的最佳覆盖的过程, 从而也就是根据训练样本建立  $\gamma$  函数神经元的过程<sup>[12, 15, 16]</sup>. 在特征空间中, 以同类样本点间连接为出发点, 以同一类样本的识别为目标, 以多权值矢量神经网络算法(多权值神经元已被受理申请专利<sup>[13]</sup>, 申请号 021226381.5) 训练构筑神经网络( $\gamma$  函数神经元的算法, 在 CASSAN 神经网络计算机仿生模式识别系统软件中配套提供)。

设第 i 类人脸的 k 个训练样本矢量(经过预处理的特征矢量)为  $S_{i1}, S_{i2}, \dots, S_{ik}$ , 则对应的  $\gamma_i$  函数的 m 个权值矢量由这 k 个训练样本矢量所决定, 从而有  $m \times k$ , 即:

$$W_{11} = w_1(S_{i1}, S_{i2}, \dots, S_{ik}),$$

$$W_{12} = w_2(S_{i1}, S_{i2}, \dots, S_{ik}),$$

$$\dots$$

$$W_{1m} = w_m(S_{i1}, S_{i2}, \dots, S_{ik}).$$

针对 p 类人脸样本, 经过上述过程可确立 p 个  $\gamma$  函数神经元, 从而就完成了对训练样本在高维空间的覆盖. 对于待识别样本 X, 其识别过程如下:

$$q = \arg \max_{i=1, \dots, p} (W_i(X)),$$

判定结果:

如果  $\text{sgn}(\gamma_q(X)) = 1$ , 则判定待识别样本应属于第 q 类人;

如果  $\text{sgn}(\gamma_q(X)) = -1$ , 则拒识。

## 4 基于 SVM 的人脸识别

支持向量机(SVM)是 AT&T Bell 实验室的 V Vapnik 等人根据统计学习理论提出的一种新的机器学习方法, 已经在模式识别等领域获得了极大的应用. SVM 的基本思想<sup>[17]</sup>是: 首先通过非线性变换将输入空间到一个高维空间, 然后在这个新空间中, 根据结构风险最小化准则求取最优线性分类面, 而这种非线性变换是通过定义适当的内积函数实现的. 下面简要介绍如何利用 SVM 实现人脸的识别, 关于 SVM 的进一步叙述请参考文献[11].

首先考虑两类模式分类问题. 设输入样本集合为:

$$\{(x_i, y_i) | x_i \in R^n, y_i \in \{-1, 1\}, i = 1, 2, \dots, N\}$$

其中  $y_i$  是样本  $x_i$  的所属类的标志, n 为样本维数, N 是训练样本的个数.

空间  $R^n$  中的模式样本 x 映射到某个 m 维高维特征空间  $R^m$ ,  $m \geq n$ , 然后在这个空间中考虑样本的线性可分.

SVM 是在约束条件:

$$0 \leq \sum_{i=1}^N y_i A_i = C, \quad i = 1, 2, \dots, N; \quad \sum_{i=1}^N y_i A_i = 0, \quad \text{其中 } C \text{ 为惩罚因子,}$$

通过改变惩罚因子可以在分类器的泛化能力和误分类率之间进行折衷.

求解下列函数的最大值:

$$Q(A_i) = \sum_{i=1}^N A_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N A_i A_j y_i y_j K(x_i, x_j), \quad \text{其中 } K(x_i, x_j) =$$

$U(x_i)U(x_j)$ , 称为核函数, 关于几种核函数的具体形式请参见文献[11].

设求得的最优解为  $A_i^*$ , 从而得到的最优分类函数可表示为:

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^N A_i^* y_i K(x_i, x) + b^* \right\} \quad (6)$$

由文献[11]可知, 只有一部分(通常是很少部分)  $A_i^*$  不为零, 其对应的样本称为支持向量. 支持向量满足:  $y_i$

$$\left( \sum_{i=1}^N A_i^* y_i K(x_i, x_j) + b^* \right) = 1, \quad \text{从而可以确定式(6)中的 } b^*.$$

对于 p 类人脸识别问题, 我们利用 SVM 设计了 p 个两类分类器, 每个分类器只区分本人与其他人, 训练过程是将本人样本标志为 1, 将其它所有人的样本标志为 -1, 利用 SVM 过程建立分类判别函数. 设 p 个分类函数为:

$$g^t(x) = \sum_{i=1}^N A_i y_i K(x_i, x) + b^t, \quad t = 1, 2, \dots, p \quad (7)$$

对于待识别样本 x, 其识别过程如下:

$$q = \arg \max_{i=1, \dots, p} (g^i(x)),$$

判定结果:

如果  $\text{sgn}(g^q(x)) = 1$ , 则判定待识别样本应属于第 q 类人;

如果  $\text{sgn}(g^q(x)) = -1$ , 则拒识。

## 5 人脸识别系统框架与识别能力的评价标准

我们实现的人脸识别系统包括三部分, 如图 3 所示. 预处理过程包括人脸检测、双眼定位、尺度归一化与灰度分布标准化, 关于人脸检测与

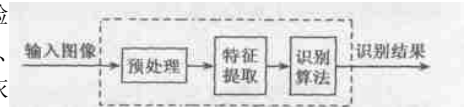


图 3 人脸识别系统框架图

双眼定位算法我们将另文发表; 由于经过预处理后的图像维数较高, 在这里采用了主分量分析(PCA)进行特征提取, 关于 PCA 的详细介绍请参见文献[3, 17]; 最后对经过特征提取后的特征矢量, 采用不同的识别算法进行训练与识别并给出识别结果.

现今绝大多数文献在进行不同的人脸识别算法比较时<sup>[18-20]</sup>, 只考虑在无拒识的情况下, 分析参与训练人的未训练样本的正确识别率(Correct Recognition Rate)的优劣; 而忽略了在有拒识情况下, 对参与训练人的未训练样本的错误识别为参与训练的其他人(Misclassification Rate)、错误拒

识率(False Rejection Rate)以及未参与训练人样本的错误接受率(错误识别为参与训练的某人, False Acceptance Rate)与正确拒识率(Correct Rejection Rate)的分析。这显然是不全面的,因为在安全性较高的识别系统中(如计算机人脸自动登录系统),为了防止/非法者0的入侵,要考虑在有拒识情况下,将 Misclassification Rate 与 False

Acceptance Rate 降至最低,而允许具有一定的 False Rejection Rate,这样只会增加被识别者参与识别的次数与时间,而不会降低识别系统的安全性,即不会/乱识0,当然也应要求系统具有合理的 Correct Rejection Rate.所以要全面衡量一个识别系统的识别能力,应在有拒识的情况下,对上述指标进行综合分析。

## 6 实验与结果分析

为了分析本文所实现系统的识别能力,我们假设图3中预处理过程已经完成,对使用不同的识别算法的识别结果进行分析对比。实验使用的是各种文献进行算法比较时较常采用的 ORL 人脸图像数据库,共有 40 个人,每人 10 幅,每幅大小为  $112 \times 92$ ,共 400 幅图像。随机选取其中 35 人的 3 幅共 105 幅图像构成训练样本,如图4所示;这 35 人的剩余 7 幅共 245 幅图像构成测试样本 A,其余 5 人的共 50 幅图像构成测试样本 B(考虑有拒识的情况)。



图4 用于训练的部分人脸图像

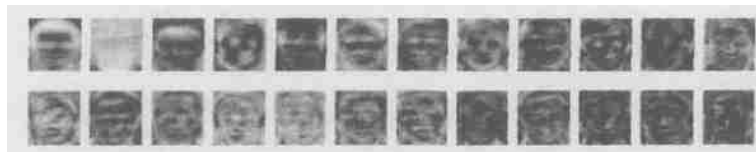


图5 /特征脸0空间的前24个正交基

利用文献[17]介绍的方法对训练样本进行主分量分析,由于一共是 105 幅图像,这样得到的/特征脸0空间最多是 105 维,部分/特征脸0图像如图5所示。经过分析可知,/特征脸0空间的前 75 个/特征脸0正交基已经占据了整体能量的 95%,故采用在这 75 个/特征脸0上的投影系数作为人脸识别需要的特征矢量,这样对人脸图像的描述由原来的  $112 \times 92$  维降低为 75 维。关于利用这 75 个/特征脸0进行人脸重建的例子

表2 各种识别算法的识别结果比较

各种分类器	计算复杂度	Test A (245 幅)			Test B (50 幅)	
		Correct Recognition	Misclassification	False Rejection	False Acceptance	Correct Rejection
NN(0.132* $d_{max}$ )	105	189(77.11%)	12(4.91%)	44(18.0%)	11(22%)	39(78%)
SVM $\bar{N}$ (3阶多项式核)	736	190(77.16%)	2(0.8%)	53(21.6%)	3(6%)	47(94%)
SVM $\bar{0}$ (径向基核)	822	193(78.18%)	4(1.6%)	48(19.6%)	5(10%)	45(90%)
BPR	35	194(79.2%)	0(0%)	51(20.8%)	0(0%)	50(100%)

如图6所示。

我们采用三种不同的识别算法进行了比较,最近邻分类器(NN)、不同核函数 SVM 分类器(3阶多项式核与径向基核)以及仿生模式识别(BPR)算法。为了在相同条件下,衡量不同算法的识别能力,我们通过改变不同算法的可调参数,在保证 Correct Recognition Rate

在大致相同水平的条件下,分析比较了 Misclassification Rate 与 False Acceptance Rate 的优劣。对于最近邻法可调参数为其分类阈值,为训练样本最远欧氏距离  $d_{max}$  的不同比例;对于 SVM 可调参数为惩罚因子等。各种算法的比较结果如表2所示,其中最近邻分类器的计算复杂度指的是比较核心的个数,SVM 的计算复杂度指的是所有 SVM 分类器的支撑向量总个数,仿生模式识别计算复杂度指的是 7 函数神经元的个数。

由表2的比较结果可知,基于仿生模式识别的人脸识别方法在不降低正确识别率的情况下,具有良好的识别能力,明显优于其它方法。

## 7 结论

与传统以/最佳划分0为目标的统计模式识别相比,仿生模式识别是基于/认识0事物而不是基于/区分0为目的,更接近于人类/认识0事物的特性,这样就使得机器识别的能力有较大的提高。正是由于仿生模式识别算法的自身的优越性,使得本文所实现的系统在人脸识别方面表现了良好的性能,尤其用于身份确认的情况下,明显优于其它传统的模式识别方法,适合构筑一个安全性较高的人脸识别系统。本文只是阐述了仿生模式识别算法在人脸识别方面的应用实现,相信经过对仿生模式识别的进一步研究,能够应用到更为广泛的领域,促进人工智能全面发展。

## 参考文献:

- [1] W Bledsoe. Man-machine facial recognition[A]. Panoramic Research Inc, Palo Alto, CA, 1966, Rep. PRI: 22.
- [2] R Bruneli, T Poggio. Face recognition: features versus templates[J].



图6 利用/特征脸0进行人脸重建结果(上面为原图,下面为重建图像;其中前两幅为训练集以外的图像,后两幅为训练集以内的图像)

- IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15: 1042 - 1052.
- [ 3 ] M Turk, A Pentland. Face recognition using eigenfaces [ A ]. Proc of IEEE Conf On CVPR [ C ]. 1991. 586- 591.
- [ 4 ] Yongsheng Gao. Face recognition using line edge map [ J ]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, June 2002, 24( 6 ): 764- 779.
- [ 5 ] Shang Huang Lin, Sun Yuan Kung, Long Ji Lin. Face recognition / detection by probabilistic decision based neural network [ J ]. IEEE Trans On neural networks, Jan. 1997, 8( 1 ): 114- 132.
- [ 6 ] N Intrator, D Reisfeld, Y Yeshurun. Extraction of facial features for recognition using neural networks [ A ]. Proceedings of International Workshop on Automatic Face and Gesture Recognition [ C ]. 1995. 260 - 265.
- [ 7 ] 张翠平, 苏光大. 人脸识别技术综述 [ J ]. 中国图象图形学报, Sept. 2000. 5A(11): 885- 894.
- [ 8 ] 张辉, 等. 基于主元分析神经网络的人脸特征提取及识别研究 [ J ]. 模式识别与人工智能, 1996, 9(1): 52- 57.
- [ 9 ] P J Phillips. Support vector machines applied to face recognition [ A ]. In Advances in Neural Information Processing Systems 11 [ C ]. USA: MIT Press, 1998. 803- 809.
- [ 10 ] G D Guo, S Z Li, K L Chan. Face recognition by support vector machines [ J ]. Image and Vision Computing, 2001, 19( 10 ): 631- 638.
- [ 11 ] Vladimir N Vapnik. 统计学习理论的本质 [ M ]. 张学工, 译. 北京: 清华大学出版社, 2000.
- [ 12 ] 王守觉. 仿生模式识别 ( 拓扑模式识别 ) ) ) 一种模式识别新模型的理论与应用 [ J ]. 电子学报, 2002, 30( 10 ): 1417- 1420.
- [ 13 ] 专利申请文件, 申请号 02122638.5.
- [ 14 ] 王守觉, 等. 通用神经网络硬件中神经元基本数学模型的讨论 [ J ]. 电子学报, 2001, 29( 5 ): 577- 580.
- [ 15 ] 王守觉, 等. 人工神经网络的多维空间几何分析及其理论 [ J ]. 电子学报, 2002, 30( 1 ): 1- 4.
- [ 16 ] 王守觉, 等. 基于仿生模式识别的多镜头人脸身份确认系统研究 [ J ]. 电子学报, 2003, 31( 1 ): 1- 3.
- [ 17 ] 边肇祺, 等. 模式识别 [ M ]. 北京: 清华大学出版社, 2000.
- [ 18 ] Peter N Belhumeur, Joao Hespánha, David J Kriegman. Eigenfaces vs. fisherfaces recognition using class specific linear projection [ J ]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19( 7 ): 711- 720.
- [ 19 ] G D Guo, H J Zhang. Boosting for fast face recognition [ A ]. Second International Workshop on Recognition, Analysis and Tracking of Faces and Gestures in Realtime Systems ( RATFGRTS 2001 ) [ C ]. Conjunction with ICCV 2001, 2001. 96- 100.
- [ 20 ] 黄修武, 等. 基于隶属度的人脸图像特征抽取和识别 [ J ]. 电子学报, 1998, 26( 5 ): 89- 92.

### 作者简介:

**王守觉** 男, 1926 年出生于上海, 历任中国科学院半导体研究所室主任、副所长、所长等职, 1980 年当选中国科学院院士. 现为半导体所神经网络实验室负责人, 我国半导体器件与微电子奠基人之一. 在国家 / 八五〇 / 九五〇 科技攻关中, 提出了新的 / 仿生 ( 拓扑 ) 模式识别理论和 / 高维空间复杂几何形体覆盖识别方法, 为模式识别开辟了一个崭新的理论与实现的新途径. 他是中国电子学会副理事长, 5 电子学报 6 和 5 CJE6 主编, 中国计算机学会 CAD 与图形学专业委员会名誉主任. Email: wsjue@red.semi.ac.cn.

**曲延锋** 男, 1975 年 7 月出生于黑龙江省齐齐哈尔市, 中国科学院半导体研究所神经网络实验室博士研究生, 从事人脸检测与识别的算法研究.

**李卫军** 男, 1975 年 12 月出生于湖北黄冈市, 中国科学院半导体研究所神经网络实验室博士研究生, 从事神经网络人脸识别硬件与算法研究.

**覃 鸿** 女, 1977 年 9 月出生于广西壮族自治区来宾市, 中国科学院半导体研究所神经网络实验室在职研究生, 从事神经网络软、硬件研究工作.