

# 基于局部相位量化与仿生模式的伪装人脸识别算法

翟懿奎 甘俊英 徐 颖

(五邑大学信息工程学院, 江门 广东 529020)

**摘 要:** 伪装条件下的鲁棒人脸识别, 目前在人脸识别领域被日益重视, 并认为是难点问题之一。本文采用非伪装建模方法, 提出了一种基于局部相位量化特征提取与仿生模式识别理论的伪装人脸识别算法。该算法采用了局部相位量化方法进行对伪装模式下具有较好鲁棒性的相位统计特征提取, 进而采用仿生神经元构建高维几何覆盖形体, 有效利用了不同类别人脸特征的连续性, 从而避免了伪装模式的干扰。在 AR 数据库及采用警用面部复合软件设计建立的伪装数据库上的仿真实验均表明, 与现有主流算法相比较而言, 本文所提识别算法在伪装条件下取得了较高的识别性能。

**关键词:** 伪装人脸识别; 局部相位量化; 仿生模式

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2012)11-1498-07

## Disguised Face Recognition Algorithm Based On Local Phase Quantization and Biomimetic Pattern

ZHAI Yi-kui GAN Jun-ying XU Ying

(School of Information and Engineering, Wuyi University, Jiangmen, Guangdong 529020, China)

**Abstract:** Disguised face recognition (FR) is considered as one of the difficult and important problems in FR field. Rather than disguised modeling, a disguised face recognition algorithm based on local phase quantization (LPQ) feature and biomimetic pattern recognition (BPR) theory is presented in this paper. The LPQ method is applied to extract the phase statistics feature which is robust to the disguised mode and the biomimetic hyper sausage neuron is adopted to construct high dimensional geometry coverage of different classes, which makes full use of continuous characteristics of different class face features while avoids the interruption of the disguised mode. Experiments on the AR database and the disguised face recognition database established by police face combination software show that, compared with the state-of-the-art method, the proposed recognition algorithm can achieve high recognition rate under disguised conditions.

**Key words:** Disguised Face recognition; Local phase quantization; Biomimetic pattern

## 1 引言

人脸识别是当前模式识别和人工智能领域的一个重要研究课题, 尤其是近十几年来, 更是一个非常活跃的研究方向。研究人员已经提出了很多算法来解决人脸识别问题<sup>[1-6]</sup>。目前, 人脸识别的难点仍在于光照、图像质量、表情、姿态、年龄、伪装变化对人脸识别产生的影响<sup>[7-12]</sup>。其中, 光照变化已引起了研究者的极大关注<sup>[6-7]</sup>。但对于化妆、眼镜、帽子、胡须、年龄等变化

带来的识别问题, 一直未找到比较好的解决途径。尤其对某些特殊识别对象, 如罪犯或恐怖分子等, 往往通过人脸的蓄意伪装来掩饰自己的真实身份<sup>[8-12]</sup>。同样本在发型、胡须、眼镜、帽子、眉毛、嘴唇、年龄、皱纹等变化时的人脸图像, 称之为伪装人脸图像。对这类伪装人脸图像的识别问题统称为伪装人脸识别。目前, 伪装人脸识别是人脸识别面临的主要挑战, 近年来逐渐受到研究者关注<sup>[2,8]</sup>。Ramanathan 等<sup>[11]</sup>分别利用左右半边脸的特征空间来寻找其中较优的一边进行特

征投影,但对于伪装模式下的人脸识别,效果不佳。Singh 等<sup>[12]</sup>提出了一种利用动态神经网络架构及 2 维对数 Gabor 变换来提取相位特征的方法。该相位特征被分为多帧并用 Hamming 来进行匹配,取得了不错的结果。与上述方法不同的是,本文旨在通过两个方面去探讨伪装人脸识别问题。一方面是获取更有效特征。在特征提取方面,本文采用局部相位量化特征,取得伪装情况下较为稳定的特征;另一方面,在识别算法方面,从基于“认识”事物的角度出发,采用区别于传统模式识别方法的仿生模式识别理论,研究伪装模式下的高维几何空间覆盖方法,利用同类样本的连续性去构建适用于伪装模式下的高维几何形体,从而完成伪装人脸识别。

## 2 基于局部相位量化的特征提取

局部相位量化方法(Local Phase Quantization, LPQ)<sup>[13]</sup>是一种基于局部图像离散傅立叶变换的频域相位特征提取方法,其对包括运动、失去焦点和大气湍流造成的中心对称模糊具有不敏感性。该方法具体内容如下。

首先利用局部相位信息,首先计算图像  $f(x)$  上每一个像素点的  $M \times M$  邻域  $N_x$  来获取局部相位信息,其计算公式如下:

$$F(u, \nu) = \sum_{y \in N_x} f(x - y) e^{-j2\pi u^T y} = w_u^T f_x \quad (1)$$

其中  $w_u$  是二维 DFT 在频率  $u$  的基本向量,  $f_x$  是另一个包含  $N_x$  里面所有  $M^2$  个图像样本的向量。LPQ 仅考虑四个复值系数,即对应于二维频率点  $u_1 = [a, 0]^T$ ,  $u_2 = [0, a]^T$ ,  $u_3 = [a, a]^T$ ,  $u_4 = [a, -a]^T$ 。其中  $a$  是一个标量频率。令

$$F_x^c = [F(u_1, \nu), F(u_2, \nu), F(u_3, \nu), F(u_4, \nu)] \quad (2)$$

$$F_x = [\text{Re}\{F_x^c\}, \text{Im}\{F_x^c\}] \quad (3)$$

其中  $\text{Re}\{*\}$ ,  $\text{Im}\{*\}$  分别表示一个复数的实部和虚部,其对应的  $8 * M^2$  转换矩阵是

$$W = [\text{Re}\{W_{u1}, W_{u2}, W_{u3}, W_{u4}\}, \text{Im}\{W_{u1}, W_{u2}, W_{u3}, W_{u4}\}] \quad (4)$$

$$\text{可得} \quad F_x = W f_x \quad (5)$$

假设图像函数  $f(x)$  是一阶马尔可夫过程,邻近像素值之间的相关系数是  $\rho$ , 样本方差是  $\sigma^2$ 。不失一般性假设  $\sigma^2 = 1$ , 位置  $x_i$  和  $x_j$  的协方差就变为  $\sigma_{i,j} = \rho^{\|x_i - x_j\|}$ ;  $\|*\|$  表示模  $L^2$ , 所有  $M$  样本在  $N_x$  的协方差矩阵可表达成:

$$C = \begin{bmatrix} 1 & \sigma_{12} & \cdots & \sigma_{1M} \\ \sigma_{21} & 1 & \cdots & \sigma_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{M1} & \sigma_{M2} & \cdots & 1 \end{bmatrix}$$

因此,转换系数向量  $F_x$  的协方差矩阵可以从下面的表达式获得

$$D = WCW^T \quad (6)$$

在量化之前系数是解相关的,可以证明,如果量化的样本是统计独立的,那么该信息能够被最大限度的保存在标量量化中。假设可以使用白变换达到高斯独立分布:  $G_x = V^T F_x$ ,  $V$  是由矩阵  $D$  进行奇异值分解得出来的规范正交矩阵:  $D = U \Sigma V^T$ , 对所有像素点计算  $G_x$ , 如  $x \in \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ , 并使用一个简单的量化规则对结果

向量进行量化  $g_j = \begin{cases} 1, & g_j \geq 0 \\ 0, & \text{others} \end{cases}$ ;  $g_i$  是  $G_x$  第  $j$  个元素。量

化的系数用二进制编码整数值来代表  $b = \sum_{j=1}^8 g_j 2^{j-1}$ 。最后,生成量化的 256 维直方图。不同尺度下局部相位量化后的人脸图像及量化后的 LPQ 相位特征如图 1 所示。本文将量化后的 LPQ 相位特征按灰度值统计所得到 256 维的直方图作为后续识别的特征向量。

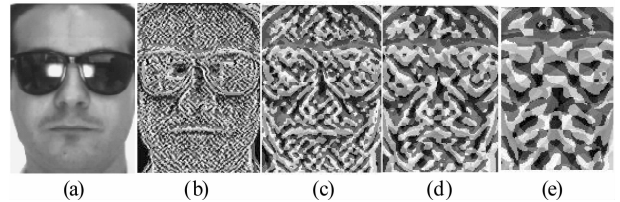


图 1 伪装人脸图像(a)及其在不同尺度下对应的 LPQ 量化相位特征(b-e)

Fig. 1 Disguised face image (a) and the corresponding quantized phase features (b-e) obtained by LPQ

## 3 本文所提伪装人脸识别方法

### 3.1 仿生模式识别超香肠神经元模型

仿生模式识别理论认为,自然界任何两个同类同源的事物,存在差异的渐变过程。在这个渐变过程当中的各事物都可以认为是同一类事物差异性的体现<sup>[14-15]</sup>。以数学公式描述为:在特征空间  $R^n$  中,设所有属于  $A$  类事物的全体所组成的点集为  $A$ , 若集合  $A$  中存在任意两个元素  $x$  与  $y$ , 则对  $\forall \varepsilon > 0$ , 必定存在集合  $B$ , 使

$$B = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n \mid x_1 = x, x_n = y, n \in N, \rho(x_m, x_{m+1}) < \varepsilon, \varepsilon > 0 \mid n-1 \geq m \geq 1, m \in N\} \quad (7)$$

其中  $B \subset A$ ,  $\rho(x_m, x_{m+1})$  为  $x_m$  和  $x_{m+1}$  间的距离。本文

采用基于仿生模式识别理论的“超香肠”模型进行高维几何空间的构建。超香肠神经元模型是一个一维流形与  $n$  维超球的拓扑乘积。用多个这样的拓扑乘积的并集来逼近一维流形与超球的乘积,从拓扑学上看,是合理的。其形状主要由三部分组成:

$$S_1: |\vec{X}-\vec{A}|^2 - \left[ (\vec{X}-\vec{A}) \cdot \frac{\vec{B}-\vec{A}}{|\vec{B}-\vec{A}|} \right]^2 = r^2 \quad (8)$$

$$S_2: |\vec{X}-\vec{A}|^2 = r^2 \quad (9)$$

$$S_3: |\vec{X}-\vec{B}|^2 = r^2 \quad (10)$$

$r$  为神经元模型的半径;  $S_1$  是到线段 AB 的距离为半径  $r$  的点的集合;  $S_2$  是到点 A 的距离为半径  $r$  的点的集合;  $S_3$  是到点 B 的距离为半径  $r$  的点的集合。超香肠神经元所覆盖的形体是这三部分的并集:

$$S = \bigcup_{i=1}^3 S_i \quad (11)$$

### 3.2 仿生模式高维几何形体覆盖及识别过程

高维几何形体的覆盖过程是在同一类的训练集中找出一条能覆盖所有的这类训练样本集的超香肠链,而同时能剔除掉被之前所覆盖过的超香肠链包含在内的样本点。

其几何形体覆盖过程为:**步骤 1:** 首先对于同一类的训练样本  $X = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ ,  $N$  为样本点总数,每个样本包含  $M$  个特征值,  $X_i = \{X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iM}\}$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$ , 计算所有同类样本点间的欧式距离,找出距离最小的两个点,记为  $A_{11}, A_{12}$ , 则  $A_{11}, A_{12}$  两点构成第一个一维线段  $A_{11} A_{12}$ , 用一个超香肠神经元来覆盖这个线段,覆盖范围为  $P_1$ 。**步骤 2:** 对于在  $P_1$  覆盖外的各点,按照步骤 1 的方法,找到距离  $A_{12}$  距离最近的点,记做  $A_{13}$ , 这样  $A_{12}$  与  $A_{13}$  就构成了第二个线段  $A_{12} A_{13}$ , 同样用一个超香肠神经元来覆盖这个线段,覆盖范围为  $P_2$ 。**步骤 3:** 在剩余样本点中,剔除包含在前面共  $j-1$  个超香肠神经元覆盖范围内的样本点,再在覆盖范围外的样本点中,找到距离  $A_{1(j-1)}$  最近的点,记做  $A_{1j}$ 。因此,前面两点就构成了第  $j$  个线段  $A_{1(j-1)} A_{1j}$ , 其超香肠神经元覆盖范围为  $P_j$ 。直到处理完所有样本点。**步骤 4:** 总共生成  $k$  个超香肠神经元,这  $k$  个超香肠神经元连成超香肠链,则超香肠链对该类样本的覆盖区域为:  $P = \bigcup_{i=1}^k P_i$ 。**步骤 5:** 上述步骤完成了对同一类样本的覆盖区域的构建学习,其他类别样本的覆盖区域也采用同样步骤进行构建。

本文所提识别算法流程框图如图 2 所示。其识别过程为:先计算待识别样本点  $X$  到各类别的各个超香肠神经元的覆盖区域的距离:

$$d_{ij} = \|X - \overline{A_i A_j}\| \quad (12)$$

其中  $i = 1, 2, \dots, N$ ;  $j = 1, 2, \dots, k$ ,  $k$  为第  $i$  类超香肠的个数。取最小距离作为该待识别样本到第  $i$  类样本覆盖区域的距离,即:

$$d_i = \min_{j=1}^M d_{ij} \quad (13)$$

最后对待识别样本进行判断:若待识别样本到第  $i$  类样本的覆盖区域的距离小于  $r$ , 则认为待识别样本点在第  $i$  类样本的覆盖范围内,将待识别样本识别为第  $i$  个网络所代表的类别。若待识别样本没有落入任何网络的覆盖区域,则该样本不属于任何网络所属的类别,可直接将它拒识。

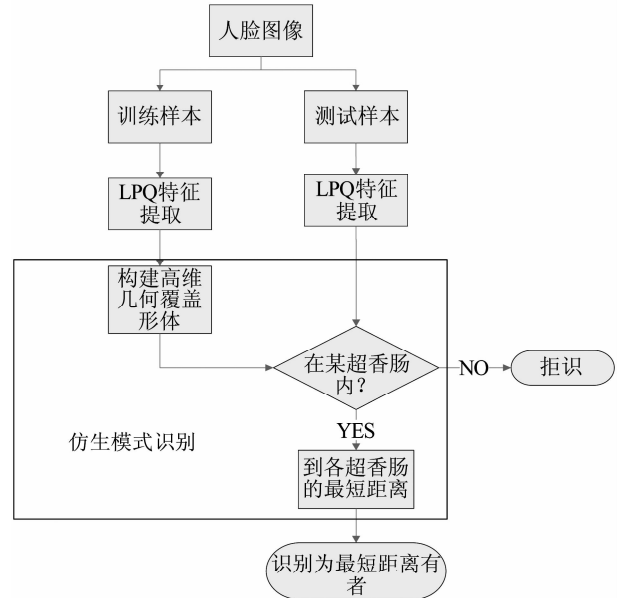


图 2 本文识别算法流程图

Fig. 2 Flow Diagram of Proposed Recognition Algorithm

## 4 实验结果与分析

### 4.1 实验配置

本设计仿真的硬件环境为 Intel Core i5 CPU, 2.40 GHz, 4G 内存, 软件环境为 Windows 7.0 操作系统, MATLAB 2010b 仿真平台。本算法在两个数据库上进行伪装人脸数据库的测试。第一个是由西班牙巴塞罗那计算机视觉中心建立的 AR 人脸库<sup>[16]</sup>, 该数据库里的 100 人, 其中包括 50 男, 50 女。每人有 26 张人脸图片, 分两阶段, 每阶段分别用相同方法采集 13 张图片。该数据库有眼镜遮挡伪装及围巾佩戴伪装, 因此被用来测试本文识别算法。AR 数据库中第二人在第一阶段采集的人脸图像如图 3 所示。



图 3 AR 数据库中的人脸图像

Fig. 3 Face images in AR Database

另一个数据库是本文设计的伪装人脸数据库。由于目前没有专门针对伪装的人脸数据库,为了对上述算法进行评测,本文采用文献[11]的方法,利用警用面部复合软件<sup>[17]</sup>设计了一个伪装人脸数据库 DS。该软件为全世界数以万计的警察机构,包括美国中央情报局、联邦调查局和美国军方等机构采用,并已成功辨认出追捕超过五年的犯罪嫌疑犯,其伪装模式多种多样,具有一定的代表性和真实性。本文所设计的数据库包含 100 类人,每类人共有 16 张人脸图像,其中正面非伪装人脸图像的 1 张,15 张带有种不同的伪装,整个数据库总共含有 1600 张图像,图像大小为  $450 \times 350$ 。15 种不同的伪装分别由 3 个戴不同眼镜的伪装人脸、2 个不同胡子的伪装人脸、3 个不同帽子的伪装人脸、1 个头巾伪装人脸、1 个前额伪装人脸、1 个眼影伪装人脸、1 个耳环伪装人脸、1 个下巴线伪装人脸、1 个口线伪装人脸和 1 个微笑线伪装人脸。数据库中某类样本的伪装人脸图像如图 4 所示。为了保证实验不受计算机内存的限制,把原图像先用双线性插值法下采样到大小为  $150 \times 116$  的图像再进行实验。

对于两个数据库中 100 类人脸图像,利用前 70 类进行训练识别实验,后 30 类进行拒绝识别实验。在第一阶段训练识别实验中,每类样本随机选择一半人脸样本作为训练样本集,另一半作为测试样本集,记为  $A_1$ ;而第

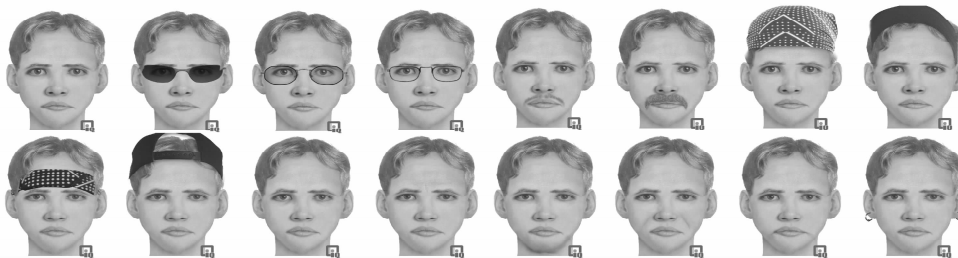


图 4 伪装人脸数据库中同类人脸样本图像

Fig. 4 Face images of same class in Disguised face database

二阶段实验中,后 30 类样本不参加训练,只是随机选择一般人脸样本作为测试集,记为  $A_2$ ;本文以正确识别率( $A$  被识别为  $A$ )、错误识别率( $A$  被识别为  $B$ )、错误拒识率(误认为陌生人);及正确拒识率(将陌生人拒绝)、错误接收率(接受了陌生人),作为人脸识别系统的评价标准:正确识别率= $A_1$  中识别正确的样本数/ $A_1$  样本总个数;错误识别率= $A_1$  中识别错误的样本数/ $A_1$  样本总个数;错误拒识率= $1 - \text{正确识别率} - \text{错误识别率}$ ;正确拒识率= $A_2$  中拒识正确的样本数/ $A_2$  样本总个数;错误接受率= $A_2$  中错误接受的样本数/ $A_2$  样本总个数;为使实验数据尽量真实可靠,把样本随机性降到最低,本文实验结果均经过 100 次实验求均值得出。

#### 4.2 实验结果

本文识别算法主要有两个识别参数,一个是 LPQ 特征提取时参数窗口大小值  $WinSize$  的选择;另一个是超香肠神经元半径值  $k$ 。此处先考虑  $WinSize$  的大小对算法的影响,固定超香肠神经元半径值  $k$  为 385(经多次实验后初步选定);改变该参数会影响正确识别率及正确拒识率,此处选取 100 次实验两个识别率的均值,即平均识别率= $(\text{正确识别率} + \text{正确拒识率}) / 2$  作为评价指标。实验结果如图 5 所示。从图 5 可见,对于 AR 数据库, $WinSize$  取为 15 时,取得最佳平均识别率 97.94%;对于 DS 数据库, $WinSize$  取为 5 时,取得最佳平均识别率 93.94%。

本文算法采用超香肠神经元模型构建高维几何空间覆盖形体,训练时关键参数为超香肠神经元半径值  $k$ 。为了验证正确识别率与正确拒识率随超香肠神经元半径值变化的关系,下面考虑在  $WinSize$  取最优值时, $k$  值改变时的最优正确识别率与最优正确拒识率间的平衡。超香肠神经元半径值变化情况下,AR 数据库及 DS 数据库上的识别实验与拒识实验结果如表 1 及表 2 所示。

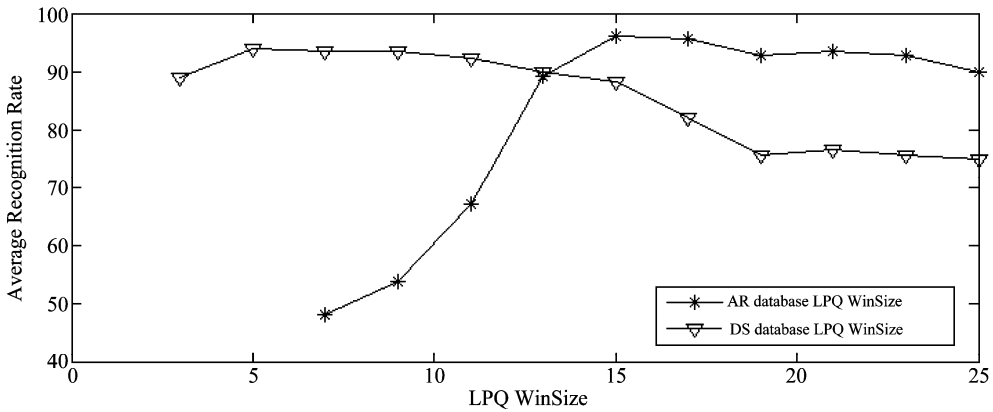


图5 AR及DS数据库平均识别率随LPQ窗口大小的变化

Fig. 5 Average Recognition Rate Changing via LPQ WinSize in AR and DS Database

表1 本文算法在AR数据库上的识别与拒识实验结果( $k$ 为超香肠半径值, LPQ WinSize=15)  
 Tab. 1 True Recognition and Rejection Results on AR Database by Proposed Algorithm Changing under varying Hyper Sausage Neuron Radius value  $k$ , while LPQ WinSize is set as 15

参加训练的类别识别实验				未参加训练的类别拒识实验			所有类别平均
$k$	正确识别率	错误识别率	错误拒识率	$k$	正确拒识率	错误接受率	正确识别结果
420	97.69%	1.77%	0.54%	420	69.52%	30.48%	69.52%
410	97.21%	1.22%	1.56%	410	81.35%	18.65%	81.35%
400	97.04%	1.22%	1.73%	400	92.94%	6.75%	92.94%
390	96.94%	0.95%	2.11%	390	96.35%	3.65%	96.35%
<b>385</b>	<b>96.80%</b>	<b>0.54%</b>	<b>2.65%</b>	<b>385</b>	<b>97.94%</b>	<b>2.06%</b>	<b>97.94%</b>
382	96.30%	0.44%	3.26%	382	98.72%	1.28%	98.72%
380	95.90%	0.44%	3.66%	380	99.66%	0.34%	99.66%
370	95.10%	0.33%	4.57%	370	99.89%	0.11%	99.89%

表2 本文算法在DS伪装数据库上的识别与拒识实验结果( $k$ 为超香肠半径值, LPQ WinSize=5)  
 Tab. 2 True Recognition and Rejection Results on DS Database by Proposed Algorithm Changing under varying Hyper Sausage Neuron Radius value  $k$ , while LPQ WinSize is set as 5

参加训练的类别识别实验				未参加训练的类别拒识实验			所有类别平均
$k$	正确识别率	错误识别率	错误拒识率	$k$	正确拒识率	错误接受率	正确识别结果
330	88.86%	11.14%	0.00%	330	99.44%	0.56%	94.15%
335	89.71%	10.29%	0.00%	335	100.00%	0.00%	94.86%
340	90.93%	9.07%	0.00%	340	100.00%	0.00%	95.47%
345	91.08%	8.92%	0.00%	345	99.44%	0.56%	95.26%
<b>350</b>	<b>92.43%</b>	<b>7.57%</b>	<b>0.00%</b>	<b>350</b>	<b>98.89%</b>	<b>1.11%</b>	<b>95.66%</b>
355	91.48%	8.52%	0.00%	355	99.44%	0.56%	95.46%
360	91.05%	8.95%	0.00%	360	98.89%	1.11%	94.97%
365	92.90%	7.10%	0.00%	365	97.78%	2.22%	95.34%

从表1及表2可以得出,随着 $k$ 值的增大,正确识别率增大,而正确拒识率变小;随着 $k$ 值变小,正确识别率越小,而正确拒识率越大。这刚好符合了仿生流形学的理论解释。由于仿生所建立的超香肠链是依赖

其超香肠神经元模型去对同样人脸进行覆盖。在取较小超香肠神经元半径 $k$ 值时,仿生模式识别所建立的高维几何形体未能完全覆盖到同类物体的渐变样本,所以可能导致较多伪装模式下同类人脸的拒绝识别。

表 3 本文算法与其他算法的在 AR 数据库及 DS 数据库中的比较结果(特征维数设为 256)  
Tab.3 Comparison True Recognition Result of proposed algorithm and other algorithms on AR Database  
and DS Database under the same 256 dimension feature

Method	PCA+SVM [19]	PCA+BPR [14]	SRC [18]	Proposed Method
AR Database	90.36%	91.63%	94.82%	97.94%
DS Database	89.56%	90.76%	92.16%	95.66%

而取较大的超香肠神经元半径  $k$  值时,高维几何形体则有可能覆盖了它类人脸的伪装样本,导致了较高的错误认识率。所以对于一个实际的仿生人脸识别算法,取得正确认识与正确拒识的平衡尤为重要。由于仿生的拒识率都保持着较高的水平,本文选择在较高的拒识率情况下,选择相对高的识别率对应的半径值作为最优超香肠神经元半径值,并在表中做了相应的表示,即在 AR 数据库及 DS 数据库中分别取为 385 和 350 时,本文算法获得最优结果,分别为 97.94% 和 95.66%。可见,本文算法对于伪装模式下的人脸识别是有效的。另外,由于本文所设计的 DS 数据库伪装模式比较多,所以识别结果比 AR 数据库识别结果稍低一些。

为了比较本文方法的性能,本文算法与 SVM 方法、SRC 方法及基于 PCA 的 BPR 方法进行了比较,其中,SVM 采用 RBF 核函数,SRC 方法采用随机降维进行下采样,每种方法都采用相同的 256 维特征、在 AR 和 DS 数据库中分别随机选取一半样本作为训练样本,另一半作为测试样本进行识别比较,识别结果采用 100 次实验的平均值,实验结果如表 3 所示。可见,本文方法比 SVM 方法,及 SRC 方法可以取得更优的识别结果。

## 5 结论

本文设计了一个伪装人脸数据库,并采用非伪装建模的方式对伪装人脸识别进行了研究。给出了一种基于局部相位量化特征提取与仿生模式识别的伪装人脸识别算法。该算法在 AR 数据库及采用警用面部复合软件设计建立的伪装数据库上的仿真实验均表明,其具有很高的计算效率,并显著提高了在伪装情况下人脸识别的识别性能。另外,由于伪装情况下,单特征和单尺度提取下的识别算法可能有一定的局限性,如何利用多种特征及多尺度挖掘对伪装模式下更稳定的特征,这将是本文的下一步工作。

## 参考文献

[1] W. Zhao, R. Chellappa, P. J. Phillips, A. Rosenfeld.

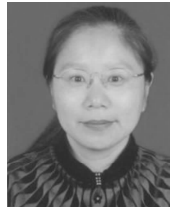
- Face recognition: A literature survey [J]. ACM Computing Survey. 2003, 35(4): 399-459.
- [2] K. Delac, M. Grgic and M. S. Bartlett. Recent advances in face recognition [M]. In-Tech, 2008.
- [3] 应自炉,蔡琳波,刘召义. 基于 LBP 的拉普拉斯特征映射人脸识别[J]. 信号处理,2010, 26(8): 1230-1233. Z. L. Ying, L. B. Cai, and S. Y. Liu. Face Recognition with Laplacian Eigenmaps on Local Binary Pattern [J]. Signal Processing, 2010, 26(8): 1230-1233. (in Chinese)
- [4] 金一,王移芝,阮秋琦. 张量正交局部敏感判别式分析及其在人脸识别中的应用[J]. 信号处理, 2011, 27(6): 820-827. Y. Jin, Y. Z. Wang, and Q. Q. Ruan. Tensor-based Orthogonal Locality Sensitive Discriminant Analysis and its Application on Face Recognition [J]. Signal Processing, 2011, 27(6): 820-827. (in Chinese)
- [5] 翟懿奎,甘俊英,李景文. 基于彩色信息融合和同伦算法的遮挡鲁棒人脸识别方法研究[J]. 信号处理, 2011,27(11): 1762-1768. Y. K. Zhai, J. Y. Gan, and J. W. Li, Study of Occluded Robust Face Recognition Approach based on Homotopy Algorithm and Color Information Fusion [J]. Signal Processing, 2011, 27(11): 1762-1768. (in Chinese)
- [6] A. S. Georghiades, P. N. Belhumeur, and D. J. Kriegman. From few to many: illumination cone models for face recognition under differing pose and lighting [J]. IEEE Trans. on Pattern Recognition and Image Analysis, 2001, 23(6): 643-660.
- [7] Y. H. Kim, A. M. Martinez, and A. C. Kak, Robust motion estimation under varying illumination[J]. Image Vision Computing, 2005, 23(4): 365-375.
- [8] J. H. Shin, D. Smith, W. Swiercz, and etc. Recognition of Partially Occluded and Rotated Images With a Network of Spiking Neurons [J]. IEEE Trans. on Neural Network, 2010, 21(11):1697-1709.
- [9] W. C. Zhang, S. G. Shan, X. L. Chen, W. Gao. Local gabor binary patterns based on Kullback-Leibler divergence for partially occluded face recognition [J]. IEEE Signal Proc. Letter, 2007, 14(11): 875-878.

- [10] J. Kim, J. Choi, J. Yi, M. Turk. Effective representation using ICA for face recognition robust to local distortion and partial occlusion [J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Learning*, 2005, 27(12): 1977-1981.
- [11] N. Ramanathan, A. R. Chowdhury, R. Chellappa, Facial similarity across age, disguise, illumination and pose, *Proceedings of International Conference on Image Processing 3 (2004) 1999-2002*.
- [12] R. Singh, M Vatsa, Afzel Noore. Face recognition with disguise and single gallery images [J]. *Image Vision Computing*, 2009, 27: 245-257.
- [13] V. Ojansivu and J. Heikkilä. Blur Insensitive Texture Classification Using Local Phase Quantization [C]. *International Conference on Image and Signal Processing, Lecture Notes in Computer Science 5099*, Springer, 2008, 236-243.
- [14] 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.  
S. J. Wang. Bionic (topological) pattern recognition - A new model of pattern recognition theory and its applications [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2002, 30(10): 1417-1420. (in Chinese)
- [15] 王守觉, 曲延锋, 李卫军, 覃鸿. 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 [J]. *电子学报*, 2004, 32(7): 1057-1061.  
S. J. Wang, Y. F. Qu, W. J. Li, H. Qin. Face recognition: Biomimetic pattern recognition vs. traditional pattern recognition [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2004, 32(7): 1057-1061. (in Chinese)
- [16] A. M. Martinez and R. Benavente. The AR Face Database. *CVC Technical Report #24*, June 1998.
- [17] IQ Biometrix Faces Software ver4. 0. [http://www.iqbiometrix.com/products\\_faces\\_40.html](http://www.iqbiometrix.com/products_faces_40.html).
- [18] J. Wright, A. Y. Yang, Arvind Ganesh, S. Shankar Sastri, Yi Ma. Robust Face Recognition via Sparse Representation [J]. *IEEE Transactions on PAMI*, 2009, 31(2): 210-227.
- [19] C. W. Hsu, C. J. Lin. A comparison of methods for multi-class support vector machines [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2002, 13(2): 415-425.

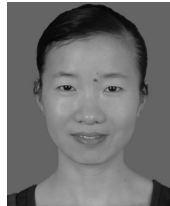
### 作者简介



翟懿奎(1982-),男,广东河源人,五邑大学信息工程学院,讲师,主要研究方向为信号与信息处理,图像处理,模式识别。E-mail:yikuizhai@163.com



甘俊英(1964-),女,江西萍乡人,五邑大学信息工程学院院长,教授,博士,硕士生导师,主要研究方向为生物特征识别,人机自然交互;广东省高等学校千百十工程省级培养对象,中国电子学会信号处理分会委员,广东省图像图形学会常务理事,五邑大学信号与信息处理重点学科带头人。  
E-mail:junyinggan@163.com



徐颖(1982-),女,湖北黄冈人,五邑大学信息工程学院,讲师,主要研究方向为智能系统与模式识别。  
E-mail:inspironxu2200@163.com