

# 基于NSCT和仿生模式的人脸图像识别方法

周亮基<sup>1</sup> 李庆武<sup>1,2</sup> 霍冠英<sup>1,2</sup> 朱国庆<sup>1</sup>

<sup>1</sup>河海大学物联网工程学院, 江苏 常州 213022

<sup>2</sup>常州市传感网与环境感知重点实验室, 江苏 常州 213022

**摘要** 针对现有的人脸图像识别算法准确度不高的问题,提出了一种基于非下采样 Contourlet 变换(NSCT)和仿生模式的人脸图像识别的方法。对人脸图像进行 NSCT 分解,并将分解后的各系数矩阵转化为能量特征,利用仿生模式识别算法实现对手脸图像的识别。使用 UMSIT、Yale 和 ORL 人脸库进行实验,且设计了无拒识和有拒识两组方案,实验结果表明:与传统方法相比,利用基于非下采样 Contourlet 变换和仿生模式的人脸图像识别的方法能够获得更高的正确率,而有拒识的方案能够获得更好的综合性能。

**关键词** 图像处理;非下采样 Contourlet 变换;仿生模式识别;人脸识别;高维空间覆盖

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP52.031001

## Face Image Recognition Method Based on the NSCT and Bionic Pattern

Zhou Liangji<sup>1</sup> Li Qingwu<sup>1,2</sup> Huo Guanying<sup>1,2</sup> Zhu Guoqing<sup>1</sup>

<sup>1</sup>College of Internet of Things Engineering, Hohai University, Changzhou, Jiangsu, 213022, China

<sup>2</sup>Changzhou Key Laboratory of Sensor Networks and Environmental Sensing, Changzhou, Jiangsu 213022, China

**Abstract** Concerning the low accuracy of classical face recognition algorithm, a face image recognition method based on the nonsubsampling Contourlet transform (NSCT) and bionic pattern is proposed. A face image is decomposed with NSCT and the decomposed coefficients are converted into energy features, then the face image is recognized by using the bionic pattern recognition algorithm. The UMIST, Yale and ORL face databases are used in the simulation experiment and two schemes—non-rejection and rejection are designed for the experiment. The experimental results show that compared with classical methods, the face image recognition method based on the NSCT and bionic pattern is superior to others, and the scheme of rejection shows a better comprehensive performance.

**Key words** image processing; nonsubsampling Contourlet transform; bionic pattern recognition; face recognition; high-dimensional space cover

**OCIS codes** 100.4994; 100.4996; 100.5010

## 1 引言

人脸识别是当下最成功的生物识别方法之一,它提供了一种非侵入性和最自然的个人身份鉴别方法。近年来人脸识别技术广泛地应用于视频监控、安防系统和人机智能交互等领域<sup>[1]</sup>。在人脸识别系统中,人脸图像的灰度值构成了数值矩阵,测量空间的维数通常很高,若直接用人脸图像进行分类识别,不仅会陷入维数灾难<sup>[2]</sup>,而且识别精度也会很低,因此需要对人脸图像的特征进行提取。目前,人脸特征提取的方法主要有:主成分分析法(PCA)<sup>[3]</sup>、线性分析法(LDA)<sup>[4]</sup>和独立成分分析法(ICA)<sup>[5]</sup>。PCA、LDA 和 ICA 都属于线性子空间特征提取方法,而实际上由于受到光照、姿态、表情等诸多因素的影响,人脸图像的数据分布是一种非

收稿日期: 2014-09-22; 收到修改稿日期: 2014-11-02; 网络出版日期: 2015-01-29

基金项目: 国家自然科学基金(41306089)、江苏省科技计划(BY2014041, BE2013372)、常州市科技支撑计划(CE20135041)

作者简介: 周亮基(1989—),男,硕士研究生,主要从事图像处理方面的研究。E-mail: zhouliangji.ok@163.com

导师简介: 李庆武(1964—),男,博士,教授,博士生导师,主要从事智能感知与图像处理等方面的研究。

E-mail: li\_qingwu@163.com

常复杂的非线性分布,而线性模型对数据的这种非线性分布的表达能力是十分有限的。

传统的人脸识别方法中,不管是基于人脸几何特征的方法,还是基于模板匹配和神经网络的方法,都是基于系统中已有的人脸类型的划分而建立起来的算法,使得这些算法存在着不能克服的缺点<sup>[6]</sup>。基于最优分类超平面概念的支持向量机(SVM)分类识别方法近年来颇受人们的关注。究其根本,这些传统的模式识别都是将所有可用信息包含在训练集中,而忽略了同类样本点之间存在的先验知识,并且都以对若干有限类别的样本进行划分(包括SVM)为目标,这些方法虽然具有一般性和通用性,但实际效果仍然令人不满意。

Contourlet变换是一种多尺度、多方向的分析工具,能够有效地提取图像不同尺度不同方向的特征信息<sup>[7]</sup>。非下采样Contourlet变换(NSCT)<sup>[8]</sup>是对Contourlet变换的改进,人脸图像经NSCT分解后的低频系数能够很好地压缩和表征人脸的基本特征,而高频系数可以反映人脸图像的面部轮廓及五官曲线信息。区别于传统的模式识别方法,王守觉<sup>[9]</sup>提出的仿生模式识别方法基于特征空间中同源同类样本连续性的先验知识,在识别方法上不同于传统的只注意区分的模式识别,而是从认识的角度来进行模式识别,更接近于人类的识别。

众多文献将NSCT用于人脸的特征提取,但所提供的识别手段都是使用传统的分类器如SVM<sup>[10]</sup>、最近邻分类器<sup>[11]</sup>等。虽然NSCT提取出的特征能够很好地反映人脸图像不同方向的特征信息,但传统的分类器由于忽视了同类样本点之间存在的先验知识,因此都没有将NSCT提取出的特征信息最大化地利用,导致最终的识别率并不很高。而将仿生模式识别的方法运用于人脸识别多采用PCA方法提取人脸的特征<sup>[12-13]</sup>,这类线性子空间特征提取方法并不能很好地反映具有非线性分布特征的人脸图像,因此识别效果也只能算是差强人意。本文提出使用NSCT进行人脸图像的特征提取,进而结合使用仿生模式识别进行人脸识别,实验结果表明将这两种方法有机地结合起来能够获得更高的识别率。

## 2 非下采样Contourlet变换

NSCT是在Contourlet变换的基础上发展而来的,与Contourlet变换类似,NSCT也是将尺度分解与方向滤波分开进行:首先采用非下采样的塔式结构(NSP)对信号进行多尺度分解,然后用非下采样的方向滤波器组(NSDFB)对得到的各尺度子带信号进行方向分解,从而得到不同尺度、方向的子带。与Contourlet变换不同的是,在信号的分解和重构过程中,取消了下采样和上采样操作,使得NSCT不仅具备多尺度、良好的时频聚集性、高度的方向性和各向异性,还具有平移不变特性以及各子带之间具有相同尺寸大小等特性。图1给出了一幅人脸的NSCT分解示意图。

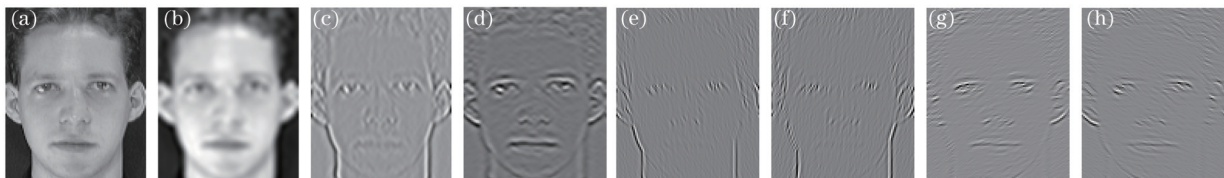


图1 人脸图像NSCT分解示例。(a)原始图像;(b)低频分解系数;(c-d)第一级分解系数;(e-h)第二级分解系数

Fig.1 NSCT decomposition examples of face image. (a) Original image; (b) low frequency decomposition coefficient; (c-d) first level decomposition coefficients; (e-h) second level decomposition coefficients

## 3 仿生模式识别

仿生模式识别又可称之为拓扑模式识别,利用高维空间几何分析法对每一类样本进行认识。仿生模式识别与传统模式识别的比较如表1所示。

传统模式识别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,以二维空间的情况示意,如图2所示。

图2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,折线为传统反向传播(BP)网络模式识别的划分方式,大圆为径向基函数(RBF)神经网络的划分方式(等同于以模板匹配的识别方式),细长椭圆形构成的曲线代表仿生模式识别的认识方式。仿生模式识别把分析特征空间训练样本点的关系作为基点,而特征空间中样本分布的连续性规律为此提供了可能性。

表1 传统模式识别与仿生模式识别的比较

Table 1 Comparison of classical pattern recognition and bionic pattern recognition

	Traditional pattern recognition	Bionic pattern recognition
Starting point	Optimal classification of different classes	Recognition of samples one by one class
Theoretical basis	All available information are included in the training set	Continuity of one sample class in feature space
Math tool	Statistics	Topology
Analyze methods	Theoretical derivation of algebra and equations (logical thinking)	Descriptive geometry of high-dimensional space (imagery thinking)
Recognition method	Division	Coverage of complex geometry in high-dimensional space
Realization approach	SVM and traditional neural networks	Multi-weight high-order neural networks

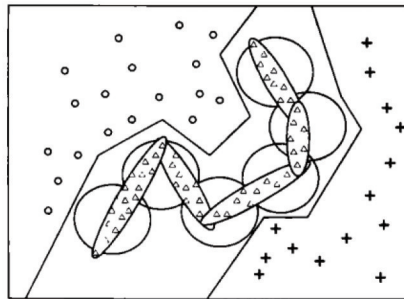


图2 几种模式识别方法

Fig.2 Several pattern recognition methods

仿生模式识别利用拓扑学中的高维流形理论,研究特征空间中同类样本集的拓扑属性,并采用高维空间复杂几何形体覆盖的方法,根据某类事物在其特征空间中的性质,给出一个合理的覆盖,这样事物就能够被认识。在仿生模式识别中,特征空间 $R^n$ 中任何一类事物(如 $A$ 类)全体在 $R^n$ 中的映射(必须是连续映射)的象所做成的点集被视为都是一个闭集,闭集 $A$ 根据仿生模式识别的具体应用对象的不同,可以是不同维数的流形。特征空间 $R^n$ 中,要构造一个能覆盖 $A$ 的 $n$ 维的几何形状,可以通过一个低维的流形与一个 $n$ 维超球体的拓扑乘积来实现。在实际工程中,无论模式识别想要解决的具体问题是什么,在采集样本和识别对象时必然会带来一定的随机噪声。在实用的仿生模式识别中,对 $A$ 类事物认识的判别覆盖集合用 $P_\alpha$ 取代集合 $A$ ,

$$P_\alpha = \{x | \rho(x, y) \leq k, y \in A, x \in R^n\}, \quad (1)$$

式中 $k$ 为选定的距离常数。人工神经网络的神经元在 $n$ 维空间中可以代表的几何体有很多,可以是各种各样的复杂封闭超曲面,多个神经元组合起来的人工神经网络就可以实现高维空间复杂几何形体的覆盖。因而,人工神经网络是实现仿生模式识别的十分合适的手段<sup>[14]</sup>。

## 4 人脸图像识别

### 4.1 基于NSCT的人脸图像特征提取

人脸图像的特征提取是人脸识别过程中一个非常重要的环节,其目的是用最少的特征量来表征人脸,同时要求特征量能够最大程度地保持不同人脸的可区分能力。对人脸图像进行NSCT分解,得到的低频部分能够很好地反映其姿态和面部器官等基本特征,而高频系数是经过非下采样方向滤波器组得到的,体现了图像的细节变化,其中包含了一些对识别很有用的方向信息。但由于NSCT每个子带频谱的尺寸相对于原图像并未改变,因此数据维数急剧增加,需要对数据进行压缩降维处理。对于低频分量,采用的压缩方法是使用双线性插值将低频子带图像缩放至合适的大小。原图、低频子带图像及压缩后的图像显示如图3所示。原图像的大小为112 pixel×92 pixel,经过NSCT分解之后,低频子带图像大小仍是112 pixel×92 pixel,采用双线性插值法(近似)按比例缩放后大小为12 pixel×10 pixel,数据压缩了近1/86。这样既可以降低计算和空间存储,还可以提高容错性。

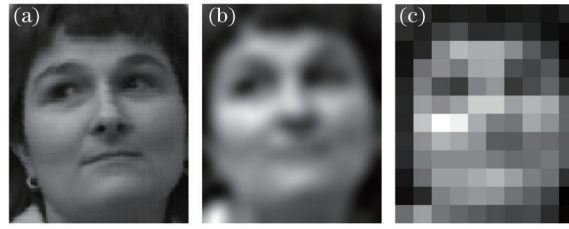


图3 低频图像压缩。(a) 原图像; (b) 低频图像; (c) 压缩图像

Fig.3 Low frequency image compression. (a) Original image; (b) low frequency image; (c) compressed image

高频系数包含了人脸的边缘及细节信息,是人脸最具识别效率的特征之一。在实验中选取了NSCT能量特征作为人脸的特征向量,因为它可以反映人脸图像的边缘及轮廓信息在不同分辨率、不同方向、不同位置下的分布情况,从而能够很好地刻画人脸的轮廓特征,其定义为<sup>[15]</sup>

$$E_{C_{ij}} = \frac{1}{m \times n} \sum_x^m \sum_y^n |C_{ij}(x,y)|, \quad (2)$$

式中  $C_{ij}(x,y)$  为  $i$  尺度  $j$  方向的 NSCT 系数,  $E_{C_{ij}}$  为  $i$  尺度各方向的 NSCT 能量。经修正的 NSCT 能量特征向量为

$$E = \frac{E_{C_{ij}} - A}{E_{C_{ij}} + A}, \quad (3)$$

式中  $A$  为  $E_{C_{ij}}$  的平均值。实验表明在人脸姿态、表情改变时,修正后的 NSCT 能量要比单纯的 NSCT 能量更能体现这种变化。实验时使用 NSCT 对人脸图像进行四级分解,其中第二级分解为 4 个方向子带,第三级有 8 个方向子带,第四级则有 16 个方向子带。最后,将提取的 120 维低频特征向量和 28 维高频特征向量组合 (148 维),作为整个人脸图像的特征向量。

#### 4.2 多自由度神经网络的构造

同源同类样本连续性原理指出:在高维特征空间中,全体同类样本是连续的。由此可知,同一个人脸在特征空间中的分布是连续的,不同类人脸样本在空间中的距离要大于同类人脸样本在空间中的距离。如图 4 所示。

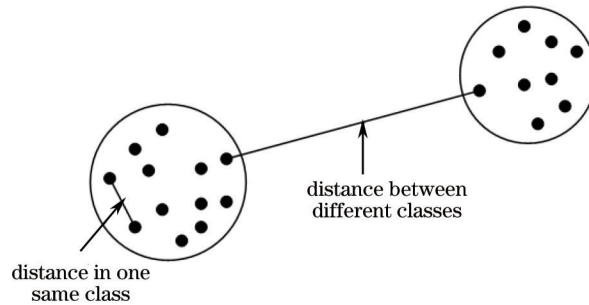


图4 高维特征空间中人脸样本距离示意图

Fig.4 Sketch map of distances among face samples in high-dimensional feature space

考虑到人脸图像的位置有上下、左右两个方向的变化,自由度变量有 2 个,可简单假设人脸样本在特征空间中近似为二维的流形分布,因此选用 2 个自由度的神经元(三角形神经元)来构造覆盖这些人脸样本的神经网络。

三角形神经元为 3 权值的神经元,命名为  $\psi^3$  神经元,其拓扑形状为一个超球与一个三角形的拓扑乘积,神经元的表达式为

$$Y = f[\phi(W_1, W_2, W_3, X) - \theta], \quad (4)$$

$$\phi(W_1, W_2, W_3, X) = \left\| X - \theta_{(W_1, W_2, W_3)} \right\|, \quad (5)$$

式中  $\theta_{(W_1, W_2, W_3)}$  表示由三个点  $W_1, W_2, W_3$  围成的一个有限空间,这里构成的是一个三角形区域。 $\phi(W_1, W_2, W_3, X) - \theta \leq 0$  表示有限空间的三角形区域与半径为  $\theta$  的超球的拓扑乘积。在高维空间覆盖中,选用样本点集中的三个样本点来构成一个三角形平面,然后依次构造出多个有限的二维平面,并用  $\psi^3$  神经元来

覆盖,由此便构成了某类人脸的诸多样本点在高维特征空间的复杂几何体。

假设某类样本点处理完成之后共产生了  $m$  个  $\psi^3$  神经元,则该类样本的覆盖区域就是这些神经元覆盖区域的并集  $P = \bigcup_{i=1}^m P_i$ 。其中  $P_i$  表示第  $i$  个  $\psi^3$  神经元所覆盖的区域:

$$P_i = \{x | \rho(x, y) \leq k, y \in T_i, x \in R^n\}, \quad (6)$$

$$T_i = \begin{cases} x | x = \alpha_1 \alpha_2 (B_i - A_i) \\ + \alpha_1 (1 - \alpha_2) (C_i - A_i) + A_i \\ \alpha_1 = [0, 1], \alpha_2 = [0, 1] \end{cases}, \quad (7)$$

式中  $T_i$  是由样本点  $(A_i, B_i, C_i)$  构成的第  $i$  个平面三角形。判别待识别样本  $X$  是否属于该类,其识别过程如下:

$$g = f\{\arg \min[\phi(W_{q1}, W_{q2}, W_{q3}, X) - \theta]\}, \quad q = 1, 2, \dots, m, \quad (8)$$

$$f(x) = \begin{cases} 1, & x \leq \theta \\ -1, & x > \theta \end{cases}, \quad (9)$$

式中  $f$  为判别函数,若  $f(g) = 1$ , 则判定  $X$  属于该类;若  $f(g) = -1$ , 则判定  $X$  不属于该类。

### 4.3 人脸图像识别算法

基于 NSCT 和仿生模式识别相结合的人脸图像识别在训练阶段的主要步骤是:首先对训练集中的人脸图像进行 NSCT 分解,得到一个 148 维的人脸特征向量,将其映射成高维空间中一系列样本点,然后利用仿生模式识别的高维空间覆盖理论对每一类样本点实现覆盖。识别阶段的主要步骤是:对待识别的人脸图像进行 NSCT 分解,提取特征向量,映射到高维空间,分别计算该待识别的样本点  $x$  到每一类样本的每一个神经元的距离  $d_{ij} = \|x - P_{ij}\|$ ,  $P_{ij}$  表示第  $i$  类样本的第  $j$  个神经元  $\psi^3$  所覆盖的区域,这个距离可以通过高维空间几何方法精确计算得到<sup>[16]</sup>。待识别样本点到某类人脸图像训练样本点整体的覆盖区域的距离  $d_i = \min_{j=1}^m d_{ij}$ 。对待识别样本进行判断时,考虑拒绝识别未知样本,包含拒识模式的判断过程:若待识别样本点到第  $i$  类样本的覆盖区域距离小于区域覆盖半径  $\theta$ , 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;若待识别样本点同时落入多个类别样本的覆盖区域,样本点到哪一类覆盖区域最近,则将其归为该类;若待识别样本点没有落入任何网络覆盖区域,则判断该样本不属于任何网络所属的类别,将它拒识。算法流程如图 5 所示。

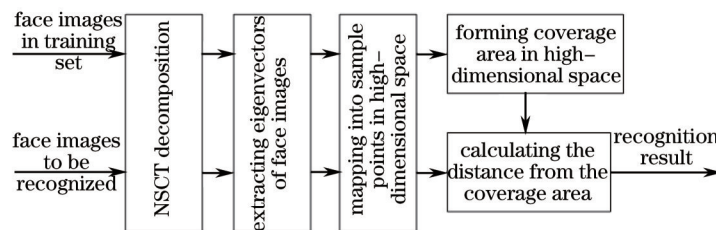


图5 本文算法流程

Fig.5 Flow chart of the proposed algorithm

## 5 实验结果与分析

为验证算法的有效性,对 UMIST 标准人脸库、Yale 标准人脸库和 ORL 标准人脸库进行了人脸特征的提取与识别。UMIST 人脸库包括 20 个人脸 564 幅人脸图像,所有的图像均为 112 pixel×92 pixel 的灰度图像,并且每个人脸都有幅度较大的侧转角度。Yale 库给出 15 人,每人 11 幅共 165 幅人脸图像,每幅图像均为 100 pixel×100 pixel 的灰度图像,图像背景复杂,且光照条件、人的脸部表情和姿态也有着很大程度的变化。ORL 人脸库有 40 个人,每人 10 幅共 400 幅人脸图像,每幅图像均为 112 pixel×92 pixel 的灰度图像,具备不同的光照、表情、发型和有无眼镜等,并且人脸有一定的侧转角度。

按照是否存在拒识,设计了两套实验方案如下:

方案一:无拒识,所有的测试样本在计算与覆盖区域的距离之后,不论其是否在某类覆盖区域之内,即使不被任何一类覆盖区域所覆盖,均用最小距离法判断待识别样本点属于哪一类;

方案二:有拒识,只有当待识别样本点被多个覆盖区域所覆盖时,才使用最小距离法判断该样本点属于哪一类,若样本点不被任何一类覆盖区域所覆盖,则拒识。

方案1:在UMIST库中每人选取12张共240张人脸图像用于训练,其余的用于测试;在Yale库中每人选取4张共60张人脸图像用于训练,其余用于测试;在ORL库中每人选取6张,共240张人脸图像用于训练,其余用于测试。

方案1的实验结果与SVM算法以及文献[13]、[17]的方法对比结果如表2所示。其中SVM-I和SVM-II<sup>[12]</sup>分别使用了3阶多项式核与径向基核两种核函数进行实验,分类器的输入均是按本文方法通过NSCT所提取的特征向量;文献[13]采用的是使用PCA提取的特征脸与仿生模式识别相结合的一个算法,使用的是具有3个自由度的四面体神经元,通过PCA降维后的特征脸维数为200;而文献[17]采用的是小波变换和特征加权融合与SVM分类相结合的一个算法,对加权融合后的小波系数也做了PCA降维处理。

表2 不同算法的识别结果比较

Table 2 Comparison of the recognition results for different algorithms

Face database	Algorithm	Number of training samples	Number of testing samples	False recognition	Correct recognition rate /%	Feature dimensions	Time /s
UMIST	Ref.[13]	240	324	8	97.53	200	80.40
	SVM-I	240	324	12	96.30	148	48.48
	SVM-II	240	324	9	97.22	148	48.22
	Scheme1	240	324	4	98.77	148	94.31
Yale	Ref.[13]	60	105	15	85.71	200	27.89
	SVM-I	60	105	13	87.62	128	15.88
	SVM-II	60	105	12	88.57	128	15.68
	Scheme1	60	105	10	90.48	128	32.38
ORL	Ref.[17]	240	160	4	97.50	150	22.07
	SVM-I	240	160	3	98.13	148	24.47
	SVM-II	240	160	2	98.75	148	24.37
	Scheme1	240	160	1	99.38	148	47.82

表2中,由于Yale人脸库中人脸图像的尺寸为100 pixel×100 pixel,按比例缩放后的大小为10 pixel×10 pixel,加上高频子带的28维特征,故可看到其特征维数是128维。由于文献[17]没有明确说明其使用的特征维数的大小,表中的维数大小是根据该文献列出的对比实验中所需要的时间估算出来的。采用基于NSCT的人脸特征提取方法,将其与SVM分类器相结合进行人脸识别,即表2中所列算法SVM-I和SVM-II,与文献[13]做比较,使用了较低了维数和较短的时间,却取得了较高的识别率;对比于文献[17],虽然在运行时间上多用了2.40 s,但却获得了更高的识别率。本文方案1(Scheme1)采用NSCT与仿生模式识别相结合的算法,对不同的人脸库进行实验,通过表2的数据可以看出,当训练样本相对充足时,该算法识别率上升明显。在运行时间上虽然该算法花费的时间最长,但却换取了最高的识别率,相信随着软硬件的不断升级,该算法运行所花费的时间将会不断减少。

方案2:大多数文献在进行不同的人脸识别算法比较时,只考虑在无拒识的情况下,分析参与训练的人的未训练样本的正确识别率,而忽略了在有拒识情况下,对参与训练的人的未训练样本的错识率、错误拒识率以及未参与训练人样本的正确拒识率与错误接受率的分析。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),为了防止非法者的入侵,要考虑在有拒识情况下,将错识率和错误接受率降至最低,而允许具有一定的错误拒识率,这样只会增加被识别者参与识别的次数与时间,并不会降低识别系统的安全性,即不会乱识,当然也应要求系统具有合理的正确拒识率。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<sup>[12]</sup>。

方案2正是为了进行这种综合分析而进行的实验。首先在在有拒识情况下对参与训练的人的未训练样本的正确识别率和错误拒识率进行实验,选用的人脸库以及样本使用情况同方案1。接着,使用未参与训练人样本进行错误接受率与正确拒识率的实验,受样本所限,采用的是交叉性实验的方式:1)选取80个ORL样

本和20个Yale样本组合共计100个测试样本对UMIST训练好的神经网络进行测试;2)选取60个UMIST样本和40个Yale样本组合共计100个样本对ORL训练好的神经网络进行测试;3)选取60个UMIST样本和40个ORL样本共计100个测试样本对Yale训练好的神经网络进行测试。

同时考虑到仿生模式识别中,神经元的覆盖半径 $\theta$ 与泛化能力之间的关系,故对不同覆盖半径下的神经网络分别进行了实验测试。 $\psi^3$ 神经元的覆盖半径 $\theta$ 一般取特征空间中某类训练样本点两两之间的最小欧氏距离 $d_{\min}$ , $\theta = n \times d_{\min}$ , $\theta$ 值的改变与测试样本的拒识率与识别率有一定关系,方案2的实验结果可由图6所示的折线图表示出来。

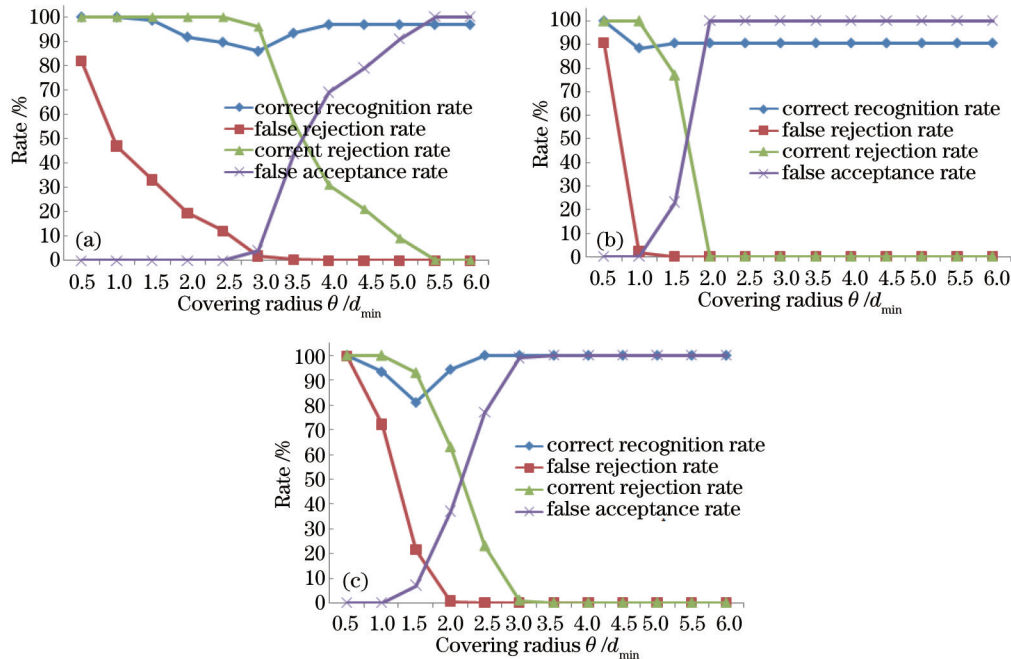


图6 覆盖半径与识别率和拒识率等关系图。(a) UMIST人脸库;(b) Yale人脸库;(c) ORL人脸库

Fig.6 Relational graph of cover radius, recognition rate and rejection rate. (a) UMIST face databases; (b) Yale face databases; (c) ORL face databases

通过不同覆盖半径下的正确识别率、错误拒识率、正确拒识率以及错误接受率四个指标之间的关系图可以看出:随着覆盖半径的增大,错误拒识率、正确拒识率这两个指标呈下降趋势,最终降低为0;与此同时错误接受率却呈上升趋势,最后上升为100%;而正确识别率则随着覆盖半径的增大有所波动,但最后趋于一个稳定值。综合来看,当覆盖半径 $\theta$ 取值为1.5~2倍的 $d_{\min}$ 时,比较能够均衡上述四个指标。

## 6 结 论

提出了一种基于NSCT和仿生模式识别结合的人脸图像识别方法。NSCT由于具有多尺度、多分辨的特性,能够更加准确地反映人脸图像的特征,为图像特征的提取提供了一条新的思路。仿生模式识别是一种较新颖的分类识别方法,比传统分类器有着很多优越性,传统方法一般不考虑拒识问题,而仿生模式识别(方案2)是对识别对象进行确认,若待识别对象不属于任何一类,只会拒识而不会误识,相比较而言具有较高的识别率和可靠性。由实验结果可知,将NSCT与仿生模式识别结合实现人脸图像的识别,对人脸光照、姿态以及表情变化具有很好的稳健性,而且综合考虑了识别率与拒识率。该方法也可以推广到其他图像识别和分类中。不过现有的仿生模式识别,由于对同一类样本覆盖区域各神经元所使用的覆盖半径为同一值,其泛化能力和结构风险不能得到很好的兼顾,从本文方案2的实验也能看出来,因此后续的研究方向即考虑如何采用自适应多值的覆盖半径去覆盖每一类样本的各个神经元,使得所设计出的仿生模式识别的神经网络能够更好地兼顾结构风险和泛化能力。

## 参 考 文 献

1 Y Wang. Face recognition by nonsubsampled contourlet transform and support vector machine[C]. Processing of the

- International Conference on Information Engineering and Application (IEA), 2013. 595–600.
- 2 R Bellman. Adaptive Control Processes: A Guided Tour[M]. Princeton: Princeton University Press, 1961.
- 3 M Turk, A Pentland. Eigenfaces for recognition[J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 71–86.
- 4 P Belhumeur, J Hespanha, D Kriegman. Eigenfaces vs. fisherfaces: Recognition using class specific linear projection[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transaction on, 1997, 19(7): 711–720.
- 5 M S Bartlett, J R Movellan, T J Sejnowski. Face recognition by independent component analysis[J]. Neural Networks, IEEE Transactions on, 2002, 13(6): 1450–1464.
- 6 Wang Zhihai, Zhao Zhanqiang, Wang Shoujue. The bionic pattern recognition in the application of the single lens face recognition[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2004, 17(1): 98–103.  
王志海, 赵占强, 王守觉. 仿生模式识别在单镜头人脸识别中的应用[J]. 模式识别与人工智能, 2004, 17(1): 98–103.
- 7 M N Do, M Vetterli. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation[J]. Image Processing, IEEE Transactions on, 2005, 14(12): 2091–2106.
- 8 A L da Cunha, J Zhou, M N Do. The nonsubsampled contourlet transform: Theory design, and applications[J]. Image Processing, IEEE Transactions on, 2006, 15(10): 3089–3101.
- 9 Wang Shoujue. Bionic (topological) pattern recognition—a new model of pattern recognition theory and Its applications [J]. Acta Electronica Sinica, 2002, 30(10): 1–4.  
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): 1–4.
- 10 Yang Yongmi. Face Recognition Technology Research Based on Nonsubsampled Contourlet Transform[D]. Jinan: Shandong University, 2011.  
杨永密. 基于非采样 Contourlet 变换的人脸识别技术研究[D]. 济南: 山东大学, 2011.
- 11 Feng Junpeng, Yang Huixian, Cai Yongyong, *et al.*. Face recognition based on histograms of nonsubsampled contourlet oriented gradient[J]. Journal of Computer Applications, 2014, 34(1): 158–161,166.  
奉俊鹏, 杨恢先, 蔡勇勇, 等. 基于非下采样 Contourlet 梯度方向直方图的人脸识别[J]. 计算机应用, 2014, 34(1): 158–161,166.
- 12 Wang Shoujue, Qu Yanfeng, Li Weijun, *et al.*. Face recognition: Biomimetic pattern recognition vs. traditional pattern recognition[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(7): 1057–1061.  
王守觉, 曲延锋, 李卫军, 等. 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.
- 13 Xiao Xiao, Wang Xianbao, Wang Shoujue. A multi-degree of freedom neurons model algorithm for face recognition[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2012, 33(12): 2693–2695.  
肖潇, 王宪保, 王守觉. 多自由度神经元模型的人脸识别算法研究[J]. 小型微型计算机系统, 2012, 33(12): 2693–2695.
- 14 Jiang Jiafu, Zou Hongmei. A texture image recognition method based on the contourlet transform and biomimetic pattern recognition[J]. Computer Engineering & Science, 2010, 32(1): 60–63.  
蒋加伏, 邹红梅. 基于 Contourlet 变换和仿生模式识别的纹理图像识别方法[J]. 计算机工程与科学, 2010, 32(1): 60–63.
- 15 Ni Xue, Li Qingwu, Meng Fan, *et al.*. Face feature extraction and face recognition using curvelet transform[J]. Journal of Applied Sciences, 2009, 27(1): 34–38.  
倪雪, 李庆武, 孟凡, 等. Curvelet 变换用于人脸特征提取与识别[J]. 应用科学学报, 2009, 27(1): 34–38.
- 16 Xiao Xiao. The Research on Theory of Complicated Geometry Shapes in High-Dimensional Space and its Application in Face Recognition[D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2012.  
肖潇. 高维仿生信息几何学研究及其在模式识别中的应用[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2012.
- 17 Zhao Huanli, Wang Yude, Zhang Xuezhi, *et al.*. Face recognition based on wavelet transform and weighted fusion of face features[J]. Journal of Image and Graphics, 2012, 17(12): 1522–1527.  
赵焕利, 王玉德, 张学志, 等. 小波变换和特征加权融合的人脸识别[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(12): 1522–1527.

栏目编辑: 苏 岑