

# 基于卷积神经网络的人脸信息增强识别研究

王 燕 王双印

(兰州理工大学计算机与通信学院 兰州 730050)

**摘 要** 在采集人脸图像时,图像存在模糊性较大或者姿态变化幅度较大等问题,人脸准确识别的精度不高,为了提高人脸识别的准确率,提出一种基于卷积神经网络的信息增强的人脸识别算法。对采集的模糊人脸图像进行小波降噪处理,对降噪输出的图像进行自适应模板匹配,结合图像分割方法对人脸图像进行分块,利用 Radon 尺度变换的几何特征不变性对人脸的关键特征点进行信息增强,采用卷积神经网络分类器对增强的人脸特征点进行分类,实现特征点优化提取和人脸准确辨识。仿真结果表明,采用该方法进行人脸识别的准确性较好,且能满足大批量样本人脸快速识别的应用需求。

**关键词** 卷积神经网络, Radon 尺度变换, 分块, 图像, 人脸识别, 降噪

**中图分类号** TP391.9 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.08.048

## Research on Face Information Enhancement and Recognition Based on Convolutional Neural Network

WANG Yan WANG Shuang-yin

(School of Computer and Communication, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

**Abstract** There exist large fuzziness of human face and large change of people's gesture and other issues when images are collected, and the accuracy of face recognition is not high. In order to improve the accuracy of human face recognition, this paper proposed a new face recognition algorithm based on information enhancement of convolutional neural network. Wavelet denoising is applied to the collected fuzzy face images. The adaptive template matching is given for output image after noise reduction, and the face image is segmented by the image segmentation method. The geometric feature invariance of the Radon scale transform is used to implement information enhancement for the key feature points of the face. The convolutional neural network classifier is used to classify the enhanced facial feature points to realize feature point optimization and accurate face recognition. The experiments show that the accuracy of proposed method is better, and the proposed method can fulfill the application requirements of rapid recognition for large-scale sample faces.

**Keywords** Convolutional neural networks, Radon scale transform, Block, Image, Face recognition, Noise reduction

人脸识别是进行身份验证的快捷有效的方法,其被公安、银行、安检、考勤等领域广泛应用。随着计算机图像处理技术的发展,人们对人脸识别的精度和鲁棒性提出了更高的要求,如需要在一些极端恶劣的图像采集条件下进行有效的人脸识别,相关识别技术将在公安破案、交通抓拍等领域具有广泛的应用前景。同时,研究模糊图像和人脸姿态变化条件下的人脸识别方法,在犯罪取证、身份验证等领域具有应用价值。因此,对人脸识别优化算法的研究受到研究者的极大重视。

快速高效的人脸识别方法建立在人脸区域内关键信息特征点的鲁棒性检测和定位上,其结合计算机视觉分析方法模拟人脸的姿态表情信息,实现对面脸的三维特征重构,结合专家数据库和先验采集的特征信息进行样本训练和匹配,通过分类器实现人脸特征点的检测和识别<sup>[1]</sup>。传统的人脸识别方法主要分为单样本人脸识别和批量人脸识别,常见的方法有如主成分特征分析方法、BP 神经网络识别方法,以及 Gabor

和 LBP 等特征提取方法等<sup>[2-3]</sup>。将人脸图像进行图像分块和特征配准,结合人脸的特征信息点提取方法实现人脸识别,取得了一定的研究成果。其中,文献[4]提出了一种基于跨姿态人脸匹配的三维人脸识别方法,针对不同姿态的人脸图像生成虚拟人脸样本,用光流算法计算人脸遮挡的状态特征信息,结合卡方距离估计方法实现人脸辨识和分类提取,具有较好的识别精度;但该方法的计算开销较大,且在人脸特征属性分类时容易出现局部收敛。文献[5]提出了一种基于 Gabor 小波变换与 K-L 高斯黎曼流形判别的人脸识别方法,利用混合高斯模型进行人脸几何结构的子空间模型构建,采用可信的 K-L 变换进行人类特征分类,提高了识别精度;但该方法对模糊性较大和姿态变换剧烈的人脸图像的识别准确性不佳。文献[6]提出了一种基于人眼定位与 Adaboost Gabor 滤波的人脸检测算法,根据五眼三庭知识得到人脸的区域,在自适应训练强分类器中进行人脸分类,提高了分类准确性;但该

到稿日期:2017-07-21 返修日期:2017-10-10 本文受国家自然科学基金:多民族欠发达地区传染病传播动力学特征分析与建模(61263019)资助。

王 燕(1971—),女,教授,硕士生导师,主要研究方向为模式识别、数据挖掘, E-mail: wangyan@lut.cn(通信作者);王双印(1988—),男,硕士生,主要研究方向为模式识别。

方法对相似性较大的人脸图像的识别准确性不高。文献[7]提出了基于多块局部二值模式特征和人眼定位的人脸检测方法,采用多块局部二值分割方法进行人脸分割和信息特征配准,该方法存在抗干扰性低和计算量大等问题。

针对上述问题,本文提出一种基于卷积神经网络和分块 Radon 尺度变换信息增强的人脸识别算法。首先进行图像采集和降噪预处理;然后对降噪输出的图像进行自适应模板匹配,结合图像分割方法对人脸图像分块,利用 Radon 尺度变换的几何特征不变性对人脸的关键特征点进行信息增强;最后在卷积神经网络中进行人脸特征点分类,实现人脸的准确辨识。经过仿真测试分析,所提方法的准确性较好,且实时性较好,具有较高的应用价值。

## 1 人脸图像降噪与模板匹配预处理

### 1.1 小波降噪算法

为了实现对模糊性较大或者姿态变化幅度较大的人脸图像的准确识别,需要进行人脸图像的姿态矫正和降噪处理。本文采用小波降噪方法,首先给出不同姿态特征下的人脸图像的几何结构模型,对不同姿态下的人脸模型进行特征提取和样本采集,在旋转坐标下构建分布着人脸图像特征的两个向量空间之间的仿射变换,其中,基于  $x, y$  坐标对应的像素值重新构建一个新的人脸图像,并进行人脸图像降噪,通过训练人脸库和调整待测人脸图像的各种姿态,给出图像集中人脸图像的像素集描述:

$$\begin{aligned} J_1(W_i) &= \sum_{r=1}^t \sum_{p=1}^{k_1} \|W_i^T x_{ir} - W_i^T x'_{irp}\|^2 A_{irp} \\ &= \sum_{r=1}^t \sum_{p=1}^{k_1} \text{tr}(W_i^T x_{ir} - W_i^T x'_{irp})(W_i^T x_{ir} - \\ &\quad W_i^T x'_{irp})^T A_{irp} \\ &= \sum_{r=1}^t \sum_{p=1}^{k_1} \text{tr}(W_i^T [(x_{ir} - x'_{irp})(x_{ir} - x'_{irp})^T A_{irp}] W_i) \\ &= \text{tr}(W_i^T [\sum_{r=1}^t \sum_{p=1}^{k_1} (x_{ir} - x'_{irp})(x_{ir} - x'_{irp})^T A_{irp}] W_i) \\ &= \text{tr}(W_i^T H_1 W_i) \end{aligned} \quad (1)$$

其中,

$$H_1 = \sum_{r=1}^t \sum_{p=1}^{k_1} (x_{ir} - x'_{irp})(x_{ir} - x'_{irp})^T A_{irp} \quad (2)$$

通过 Gabor 小波变换对像素集中的噪点进行滤波处理,获取底层数据分布,得到小波降噪后输出的图像像素特征信息  $J_2(W_i)$ ,可以用如下形式表示:

$$\begin{aligned} J_2(W_i) &= \sum_{r=1}^t \sum_{q=1}^{k_2} \|W_i^T x_{ir} - W_i^T x_{irq}\|^2 B_{irq} \\ &= \text{tr}(W_i^T [\sum_{r=1}^t \sum_{q=1}^{k_2} (x_{ir} - x_{irq})(x_{ir} - x_{irq})^T B_{irq}] W_i) \\ &= \text{tr}(W_i^T H_2 W_i) \end{aligned} \quad (3)$$

其中,

$$H_2 = \sum_{r=1}^t \sum_{q=1}^{k_2} (x_{ir} - x_{irq})(x_{ir} - x_{irq})^T B_{irq} \quad (4)$$

表示 Gabor 小波变换的尺度信息。推导出  $H_1$  与  $H_2$ ,可以通过式(5)来获取人脸图像的几何结构分布的投影映射  $W_i$ :

$$W_i = (H_1 - H_2)\omega = \lambda\omega \quad (5)$$

设  $\{w_1, w_2, \dots, w_{d_i}\}$  为线性仿射子空间中根据特征分布的密度大小关系  $\{\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{d_i}\}$  顺序排列的  $d_i$  个特征值,其中  $\{\lambda_j | j = 1, 2, \dots, d_i\}$  所对应的特征向量表示人脸姿态的多样性特征,  $d_i$  的值可以通过每个图像数据集的特征分量间

的不同距离  $\{\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{d_i} > 0 \geq \lambda_{d_i+1} \geq \lambda_{d_i+2} \geq \dots \geq \lambda_d\}$  确定,  $W = \{w_1, w_2, \dots, w_{d_i}\}$  是  $W_i$  的仿射不变矩阵。这样,通过小波降噪求得  $N$  个投影矩阵输出权向量  $W_1, W_2, \dots, W_N$ ,通过鉴别投影方法进行姿态调整和模糊检索,输出质量较高的人脸图像。

### 1.2 自适应模板匹配

在对人脸图像进行降噪和姿态矫正处理的基础上,对降噪输出的图像进行自适应模板匹配,结合图像分割方法对人脸图像进行分块。根据核主成分分析(KPCA)对人脸图像的背景种子点进行特征信息参量提取,得到背景种子点求解的迭代式为:

$$W^{ij}(x, y) = \frac{G^{ij}(x, y)}{\sum_{i=1}^{n_x} \sum_{j=1}^{n_y} G^{ij}(x, y) + \epsilon} \quad (6)$$

其中,  $G^{ij}(x, y)$  表示以  $(x^{ij}, y^{ij})$  为人脸位置模板匹配中心的剖面层位和断层的种子点数据。通过像素标记得到人脸图像分割数据集的分块区域大小为:

$$G^{ij}(x, y) = \exp\left(-\frac{(x-x^{ij})^2 + (y-y^{ij})^2}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

对表征人脸图像结构的几何特征连续区域进行帧扫描和信息融合,输出图像  $F$ ,由式(8)表示:

$$F(x, y) = \sum_{i=1}^{n_x} \sum_{j=1}^{n_y} W^{ij}(x, y) \cdot O^{ij}(x, y) \quad (8)$$

基于线性仿射子空间变换,在低对比度、光照不均匀的环境下进行人脸图像的自适应模板匹配,建立人脸轮廓分布的多边形信息模型,并根据人体姿态的多样性、衣服颜色等因素进行颜色特征的 LGB 分解,得到面部轮廓的相关系数为:

$$\rho_{xy} = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sqrt{D(X)} \sqrt{D(Y)}} \quad (9)$$

其中,  $\rho_{xy}$  是一个无量纲的量。对核子空间上的人脸图像特征分布种子点进行协方差估计,并进行全自动的人物图像分割,将人脸图像分成  $t$  块互不重叠的局部小块,表示为:

$$y_i = W_i^T M_i = [y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{in}] \quad (10)$$

$$y_T = W_T^T M_T = [y_{T1}, y_{T2}, \dots, y_{Tn}] \quad (11)$$

其中,  $M_i$  及  $M_T$  表示经过  $W_i$  投影后得到的反映人脸面部特征的局部信息子空间。通过自适应模板匹配,结合图像分割方法对人脸图像进行分块,为进行人脸识别提供准确的数据输出基础。

## 2 人脸识别算法的改进与实现

### 2.1 基于 Radon 尺度变换的特征提取

在人脸图像降噪与模板匹配预处理的基础上,进行人脸识别算法的改进与设计。本文提出一种基于分块 Radon 尺度变换信息增强的人脸识别算法,其关键是,利用 Radon 尺度变换的几何特征不变性进行特征提取<sup>[8]</sup>。令  $I_x$  为一个单样本人脸,其中  $x = P, N$ ,那么图像的 Radon 尺度变换式为:

$$S_c = [S_0, \dots, S_{Q-1}]_{\text{binary}} = \left[ \sum_i^{Q-1} S_i \times 2^i \right]_{\text{Dec}} \quad (12)$$

$$S_i = \sum_j^{W \times W} I_x^j \quad (13)$$

其中,  $Q$  为图像分布的邻域块数目,  $W$  为 Radon 尺度变换的步长。令  $H_x$  和  $H_y$  分别为人脸图像分布在  $x$  轴和  $y$  轴的流形特征量,那么根据流形特征的定义,利用 Radon 尺度变换的几何不变性<sup>[9]</sup>,在以  $I_c$  为中心的  $N \times N$  窗口  $w_i$  内,得到对

人脸姿态进行缩放、旋转后的尺度不变性特征矩阵:

$$O = \begin{bmatrix} \vdots & \vdots \\ H_x(t) & H_y(t) \\ \vdots & \vdots \end{bmatrix}, t \in \omega_i \quad (14)$$

计算人脸面部特征子空间与姿态特征子空间之间的距离,并将其作为流形与流形之间的距离,构造协方差矩阵:

$$C = O^T O \begin{bmatrix} \sum H_x(t)H_x(t) & \sum H_x(t)H_y(t) \\ \sum H_y(t)H_x(t) & \sum H_y(t)H_y(t) \end{bmatrix} \quad (15)$$

应用奇异值分解 SVD 方法对姿态特征子空间矩阵  $O$  进行特征分解<sup>[10]</sup>,从而获得人脸内部信息变化的特征变换信息,奇异值分解式为:

$$O = USV^T \quad (16)$$

其中,  $U$  是一个  $N \times N$  的训练样本集矩阵,  $V$  是一个  $2 \times 2$  的流形矩阵,  $S$  是一个  $N \times 2$  的姿态投影矩阵。基于 Radon 尺度变换,得到特征提取结果为:

$$f_R(z) = \begin{pmatrix} f_x(z) \\ f_y(z) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} h_x * f(z) \\ h_y * f(z) \end{pmatrix} \quad (17)$$

其中,  $f(z)$  是输入的图像流形内部特征向量,  $*$  为卷积运算。

### 2.2 卷积神经网络分类别

利用 Radon 尺度变换的几何特征不变性对人脸的关键特征点进行信息增强,在人脸面部信息特征子空间中,特征点的状态响应分别为  $H_x = -j\omega_x / \|\omega\|$  和  $H_y = -j\omega_y / \|\omega\|$ , 其中  $\omega = (\omega_x, \omega_y)$ 。在  $N \times N$  的局部区域中进行人脸分块,令  $f_x$  和  $f_y$  为某一尺度的  $x$  方向和  $y$  方向的人脸分块权重,利用特征值为各个主分量加权,得到关键特征点的信息增强输出:

$$O_i = U_i S_i V_i^T = U_i S_i [v_{i1}, v_{i2}]^T \quad (18)$$

$$v_i = [v_{i1}, v_{i2}] \quad (19)$$

对增强的人脸信息特征点进行信息分类<sup>[11]</sup>,构建卷积神经网络分类器(见图 1)。

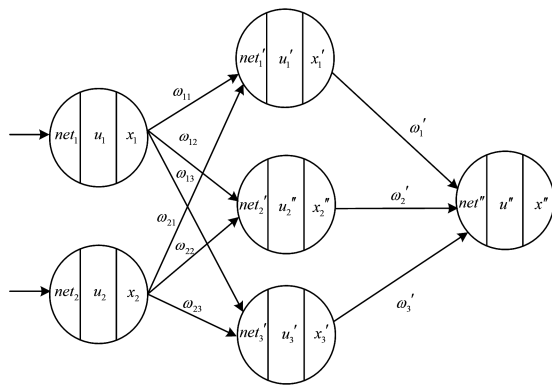


图 1 卷积神经网络分类器

Fig. 1 Convolutional neural network classifier

图 1 所示的卷积神经网络分类器为三层体系结构,输入层输入的  $net_j$  为提取的人脸信息特征,将各支路的输入量  $x_1, x_2, \dots, x_n$  分别乘上权重值  $w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{nj}$ , 即可得到神经元的输出为:

$$x_i(k) = \frac{1}{1 + e^{-u_i(k)}} \quad (20)$$

输出层神经元的输出函数与卷积神经网络中其他神经元的输出函数相同,因此人脸识别结果等于输出层神经元的输出,即:

$$net_j'(k) = \sum_{i=1}^2 w_{ij} x_i(k), j=1,2,3 \quad (21)$$

其中,  $w_{ij}$  为输入层到隐含层的连接权重值。根据上述建立的卷积神经网络分类器模型,将每张人脸图像分割成大小相等的块,计算若干模块的  $\tau_i(t_r)$  个采样点为:

$$\{\tau_k(t_i) : |\tau_k| \geq 4, i=2, \dots, |\tau_k| - 2, k=1, \dots, K\} \quad (22)$$

运用矩阵特征值分解的方法计算人脸特征点映射到分块区域的最大似然概率值  $\tau_i(t_r)$ ,计算出人脸识别的卷积神经网络的最优权值  $\omega_j^*$ , 其满足:

$$\omega_1^* * \sigma_1 + \omega_2^* * \sigma_2 + \omega_3^* * \sigma_3 - \bar{\rho}(t) = \varepsilon(\varphi_a, \dot{\varphi}_a) < \varepsilon_1 \quad (23)$$

利用自适应学习方法进行人脸特征点的分类决策训练<sup>[12]</sup>,在局部主方向中以分块图像的信息熵作为分块的权值,得到人脸识别的优化问题表示:

$$S_m = \frac{dot(F_m^G, F_m^P)}{\|F_m^G\| \cdot \|F_m^P\|} \quad (24)$$

其中,  $dot(\cdot)$  表示内积运算,  $\|\cdot\|$  表示 2-范数。综上分析,得到本文设计的改进的人脸识别算法,其流程图如图 2 所示。

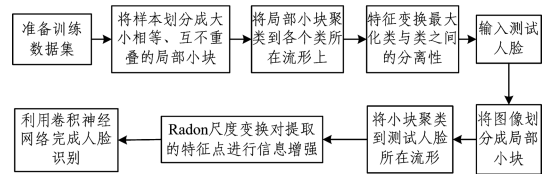


图 2 所提算法的流程图

Fig. 2 Flowchart of proposed algorithm

### 3 仿真实验分析

为了测试本文方法在人脸准确识别中的应用性能,进行仿真实验分析。实验建立在 Matlab 7.0 仿真软件的基础上,计算机硬件平台为:台式计算机,XP32 位,双核 2.60 GHz, 2GB 内存。人脸样本采集于人脸识别数据库 YaleB 数据库,将数据库中的 8 个人共计 1024 张人脸图像作为研究样本进行信息采集和特征提取,对于姿态变换的人脸,定位帧数分别第 100 帧和 200 帧。采用  $10 \times 10$  分块模式进行形态学分割,实现脸部区域分块。Radon 尺度分割的阈值为 0.25,迭代步数为 1000,邻域大小  $\omega = 7$ ,小波降噪的小波系数  $a = 0.43$ ,小波尺度  $K = 50$ 。根据上述仿真环境和参量的设定进行人脸识别仿真分析。待识别的人脸图像样本如图 3 所示。



图 3 10 张人脸图像样本

Fig. 3 10 face image samples

对上述图像样本进行降噪和信息增强,首先确定分块最优值,分别在  $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7, 11 \times 11$  的分块模式下测试人脸准确识别率,得到的结果如图 4 所示。分析可知,在  $5 \times 5$  分块模式下进行人脸区域分割的平均识别率最高。在确定的分块大小的情况下,利用 Radon 尺度变换进行特征提取和信息增强,实现人脸特征点的提取,得到的特征提取结果如图 5 所示。

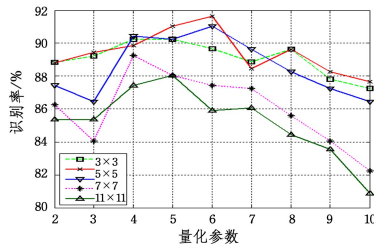


图 4 不同分块下的识别率测试结果

Fig. 4 Identification rate test results under different blocks

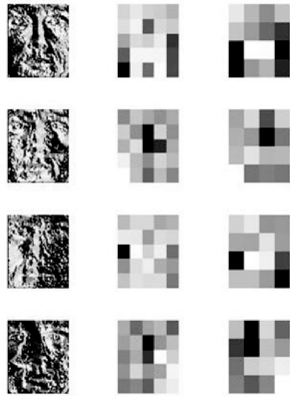


图 5 人脸信息增强与特征提取结果

Fig. 5 Face information enhancement and feature extraction results

根据图 5 给出的特征提取结果,利用卷积神经网络分类器实现人脸的准确识别。为了对比算法的性能,采用不同的方法进行 1000 次识别实验,并取统计平均值,得到识别率对比结果,如表 1 所列。分析表 1 数据可知,应用本文方法进行人脸识别的准确性较好,并且使用该方法进行人脸识别能满足大批量样本的人脸快速识别的应用需求。

表 1 人脸识别准确率对比

Table 1 Comparison of face recognition accuracy

(单位:%)

样本数	本文方法	Gabor 方法	LBP 方法
100	99.85	92.11	90.08
500	97.63	92.14	89.32
1000	98.44	95.43	93.21
1500	99.08	89.32	91.09
2000	99.36	90.34	94.77

**结束语** 本文研究了人脸优化识别问题,提出了一种基于卷积神经网络的人脸信息增强识别算法。首先对采集的模糊人脸图像进行小波降噪处理,并对降噪输出的图像进行自适应模板匹配;然后结合图像分割方法将人脸图像进行分块,利用 Radon 尺度变换的几何特征不变性对人脸的关键特征点进行信息增强;最后在卷积神经网络分类器中进行特征分类,实现特征点的优化提取和人脸的准确辨识。分析实验结果可知,采用该方法进行人脸识别的准确性较好,且对于大样本的人脸识别的准确性较高,实时性较好,具有较高的应用价值。

参 考 文 献

[1] TUIA D,PASOLLI E,EMERY W J. Using active learning to adapt remote sensing image classifiers[J]. Remote Sensing of Environment,2011,115(9):2232-2242.  
 [2] JIANG Z,CHENG C L. Improved HOG Face Feature Extrac-

tion Algorithm Based on Haar Characteristics[J]. Computer Science,2017,44(1):303-307. (in Chinese)  
 蒋政,程春玲. 基于 Haar 特性的改进 HOG 的人脸特征提取算法[J]. 计算机科学,2017,44(1):303-307.  
 [3] QIU Y,ZHAO J Y,WANG Y F. Facial Expression Recognition Using Temporal Relations Among Facial Movements[J]. Acta Electronica Sinica,2016,44(6):1307-1313. (in Chinese)  
 邱玉,赵杰煜,汪燕芳. 结合运动时序性的人脸表情识别方法[J]. 电子学报,2016,44(6):1307-1313.  
 [4] LI X X,GONG X. 3D face modeling and validation in cross-pose face matching[J]. Journal of Computer Applications,2017,37(1):262-267. (in Chinese)  
 李昕昕,龚勋. 三维人脸建模及在跨姿态人脸匹配中的有效性验证[J]. 计算机应用,2017,37(1):262-267.  
 [5] HUANG M,WANG L T,ZHANG H C. Face Recognition Based on Gabor Wavelet Transform and K-L Gaussian Riemannian Manifold Discriminant[J]. Computer Engineering,2016,42(9):208-213. (in Chinese)  
 黄森,王刘涛,张海朝. 基于 Gabor 小波变换与 K-L 高斯黎曼流形判别的人脸识别[J]. 计算机工程,2016,42(9):208-213.  
 [6] YANG L P,LI W. Low-Rank Relative Gradient Histogram Features for Illumination-Robust Face Recognition[J]. Acta Electronica Sinica,2016,44(8):1940-1946. (in Chinese)  
 杨利平,李武. 光照健壮人脸识别的低秩相对梯度直方图特征[J]. 电子学报,2016,44(8):1940-1946.  
 [7] WANG X Y,ZHANG Y Z,CHEN D Y. Face detection based on MB-LBP and eye tracking[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2014,35(12):2739-2745. (in Chinese)  
 王小玉,张亚洲,陈德运. 基于多块局部二值模式特征和人脸定位的人脸检测[J]. 仪器仪表学报,2014,35(12):2739-2745.  
 [8] MOHAMMADZADE H,HATZINAKOS D. Iterative closest normal point for 3D face recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2013,35(2):381-397.  
 [9] ZHANG J. Sparse Orthogonal Procrustes Problem Based Regression for Face Recognition with Pose Variations[J]. Computer Science,2017,44(2):302-305. (in Chinese)  
 张娟. 稀疏正交普鲁克回归处理跨姿态人脸识别问题[J]. 计算机科学,2017,44(2):302-305.  
 [10] EL-MEZOUAR M C,KPALMA K,TALEB N,et al. A Pan-sharpening Based on the Non-subsampled Contourlet Transform;Application to Worldview-2 Imagery[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing,2014,7(5):1806-1815.  
 [11] MORENO-SALINAS D,PASCOAL A M,ARANDA J. Optimal sensor placement for multiple target positioning with range-only measurements in two-dimensional scenarios[J]. Sensors,2013,13(8):10674-10710.  
 [12] BHADOURIA V S,GHOSHAL D,SIDDIQI A H. A new approach for high density saturated impulse noise removal using decision-based coupled window median filter[J]. Signal, Image and Video Processing,2014,8(1):71-84.  
 [13] HUANG L W,YANG H H,WANG B. Research and Improvement of Multi-Methods Combining Face Image Illumination Compensation Algorithm[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science),2017,31(11):179-184. (in Chinese)  
 黄丽雯,杨欢欢,王勃. 多方法结合人脸图像光照补偿算法研究及改进[J]. 重庆理工大学学报(自然科学),2017,31(11):178-184.