

NSCT 和 CS-LBP 的低分辨率人脸识别

孙万春, 张建勋, 郑集元, 陈虹伶, 朱佳宝

(重庆理工大学 计算机科学与工程学院, 重庆 400054)

摘要: 针对目前监控视频采集的图像人脸信息分辨率较低问题, 提出一种基于非下采样 Contourlet 变换 (NSCT) 和分块中心对称局部二进制模式 (CS-LBP) 的低分辨率人脸识别方法。利用 NSCT 在方向和尺度上变换去分解过滤分辨率不高的图像; 借助 CS-LBP 在光照变换时受影响较小的优点, 分块提取经过分解得到的高低频图像信息, 将得到的特征直方图级联起来, 获取较为完整的能表达人脸的向量直方图。针对最后图像维度高, 使用 PCA 主成分分析法降维, 提高实时性能。实验结果表明, 该方法在低分辨率人脸识别环境下能够较好提取人脸特征, 获取更高的识别率。

关键词: 低分辨率; 人脸识别; 非下采样 Contourlet 变换; 特征提取; 中心对称局部二进制模式; 主成分分析

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-7024 (2018) 12-3823-06

doi: 10.16208/j.issn1000-7024.2018.12.038

Low-resolution face recognition based on NSCT and CS-LBP

SUN Wan-chun, ZHANG Jian-xun, ZHENG Ji-yuan, CHEN Hong-ling, ZHU Jia-bao

(College of Computer Science and Engineering, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China)

Abstract: Aiming at the low resolution of the current surveillance video, leading to low face recognition rate, a low resolution face recognition method based on nonsubsampling Contourlet transform (NSCT) and center-symmetric local binary pattern (CS-LBP) was proposed. NSCT was used to transform and decompose the image with low resolution in the direction and scale with the advantage of CS-LBP being less affected during illumination conversion. The high and low frequency image information obtained by decomposition was extracted by block and feature histograms were cascaded to obtain a more complete vector histogram that expressed faces. For the final image dimension, PCA principal component analysis was used to reduce dimensionality and improve real-time performance. Experimental results show that the proposed method can extract facial features better and achieve higher recognition rate in low-resolution face recognition environment.

Key words: low-resolution; face recognition; NSCT; feature extraction; CS-LBP; PCA

0 引言

目前, 低分辨率人脸识别方法主要分为两个方向: ①频域方法, 计算简便、理论通俗易懂、快速进行并行处理。②空域方法, 对图像进行模型分类。针对不同的类型运用不同算法进行处理, 主要包括基于学习和模式识别、最大后验概率法 (MAP) 等。基于频域的方法, 受限于平移运动和线性空间不变性约束, 限制了其灵活性和应用范畴。基于空域的方法^[1]能够对其通过先验知识的方法, 具有一定的灵活性和运用场景, 是目前研究热点方向。

李嘉頌等^[2]对低分辨率图像进行分块后提取局部特征, 利用加权 PCA 融合特征方法来提高人脸识别率, 该方法并没有对图像中的重要特征进行单独提取, 在低分辨率图像处理上识别率并不理想。文献 [3] 提出了一种基于图像进行超分辨率极限学习机的识别方法, 通过构建超分辨率图像, 并利用极限学习机的模型进行类别判断。杨威等^[4]提出一种改进的稀疏表达分类方法, 该方法仅仅针对低分辨率图像进行相适应的匹配系数关系调整, 并不适用于任何场景。

本文提出了一种基于非下采样 Contourlet 变换 (non-subsampling Contourlet, NSCT) 和 CS-LBP (center-sym-

收稿日期: 2017-12-14; 修订日期: 2018-10-17

基金项目: 四川省高校重点实验室开放基金项目 (2015WZJ02)

作者简介: 孙万春 (1989-), 男, 安徽芜湖人, 硕士研究生, 研究方向为图像处理、人脸识别; 张建勋 (1971-), 男, 四川吉安人, 博士, 教授, 硕士生导师, 研究方向为计算机图形学和虚拟现实技术; 郑集元 (1992-), 男, 重庆人, 硕士, 研究方向为深度学习; 陈虹伶 (1993-), 女, 重庆人, 硕士, 研究方向为图像处理; 朱佳宝 (1995-), 男, 四川达州人, 硕士, 研究方向为图像处理。

E-mail: sunwanchun@qq.com

metric local binary pattern) 的低分辨率人脸识别方法^[5]。对采样到的低分辨率图像, 首先通过 NSCT 对其进行滤波分解, 借助 CS-LBP 在光照变换时受影响较小的优点^[6], 分块去提取经过已经得到的高低频图像信息, 将得到的特征直方图级联起来, 以获取较为完整的能表达人脸的向量直方图。针对最后分解得到图像维度过高的问题, 使用主成分分析法 (principal component analysis, PCA) 进行降维, 提高实时性。

1 基于 NSCT 的 CS-LBP 特征提取

1.1 非下采样 Contourlet 变换 (NSCT)

NSCT 是基于 CT (Contourlet) 改进的可以提取全局特性的算法。NSCT 的多尺度多方向分解是在 NSP (非下采样金字塔滤波器组) 和 NSDFB (非下采样方向滤波器组) 基础上进行的, NSCT 的分解过程继承了传统的 CT 变换对图像多方向, 多尺度以及各向异性的同时加强了在变换过程中对于平移变换性的改进^[8], NSCT 与 CT 相比摒弃了 Contourlet 变换结构中下采样部分, 采用 NSP 和 NSDFB 来进行分解, 分解计算方法为 $R = \sum_{i=0}^{l-1} 2^{k_i}$, 其中 i 表示 NSP 的分解层数, 由公式计算可知相对 CT 提高了冗余度, 但是目前实验中硬件标准完全可以弥补由此所带来的冗余度的弊端。针对采样的低分辨率图像^[9], 利用 NSP 分解出高低频子带信息, 对其高频子带 NSDFB 进行循环多级分解, 来获取多个方向的子带信息。具体分解框架如图 1 所示。

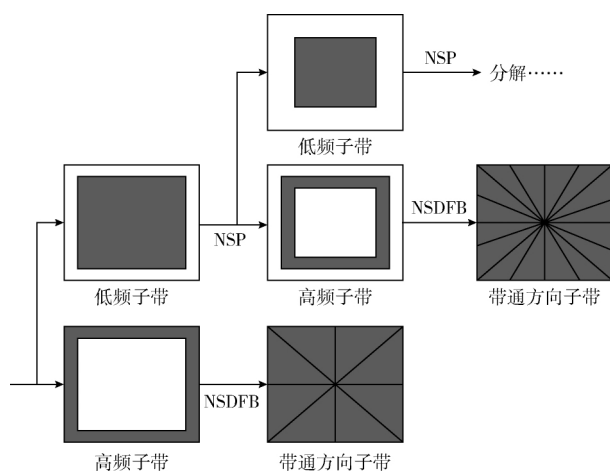


图 1 NSCT 分解

经由 NSCT 分解输出的低频子带部分蕴含着图像中较多的能量信息, 主要包含较多的大尺度背景图像内容, 因此低频部分能对于目标背景对比有着很重要的参考性。而高频部分^[10]则在细节上表现力较为出色, 能用分解出来的系数较大的值表示图像中诸如轮廓和边缘界限这样的明显信息。如图 2 所示, 展示了在二层条件分解下 NSCT 输出

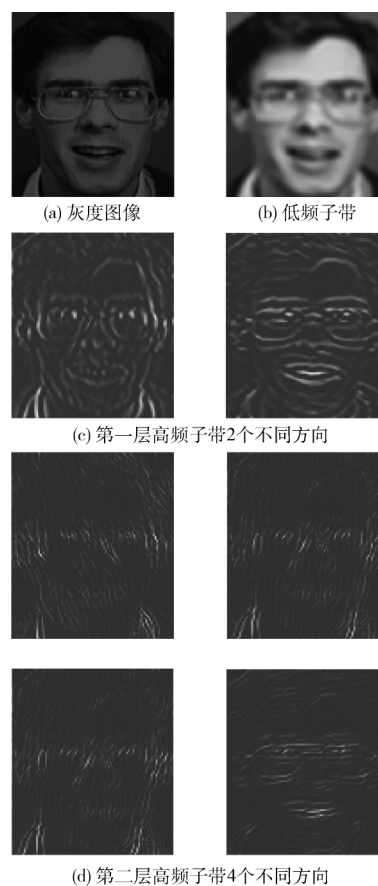


图 2 NSCT 分解框架

各阶段结果。

1.2 分块局部特征 CS-LBP

LBP^[11] 提取图像特性算法是以度量纹理进行的, 即局部二值模式, 尤其对于发生旋转和灰度变换时对图像仍然具有稳定识别性。具体原理是以 9 个像素组成的九宫格来表示, 依据中心像素及临近点来进行取值, 其定义如式 (1) 所示

$$LBPM(X_c, Y_c) = \sum_{p=0}^7 2^p s(i_p - i_c) \quad (1)$$

对于图像中心点其像素表示为 $M(X_c, Y_c)$, 其像素点亮度值为 i_c ; CS-LBP^[12] 分块中心对称局部二进制模式表示如式 (2) 和式 (3) 所示, 对于公式中的量化函数 $s(x)$

$$CS-LBPM(X_c, Y_c) = \sum_{p=0}^3 2^p s(i_p - i_c) \quad (2)$$

$$s(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} \quad (3)$$

对每一个邻域给定一个权值 2^p 到 $s(i_p - i_c)$ 以得到其 LBP 值, 此编码值是可以表达诸如幅度变化等局部模式信息的。对于 $M(X_c, Y_c)$ 的 8 位邻域, 共计 2^8 种表示, 中心对称局部则只需计算 59 种。图 3 展示了 $M(X_c, Y_c)$ 的 CS-LBP 局部特征提取的编码过程。

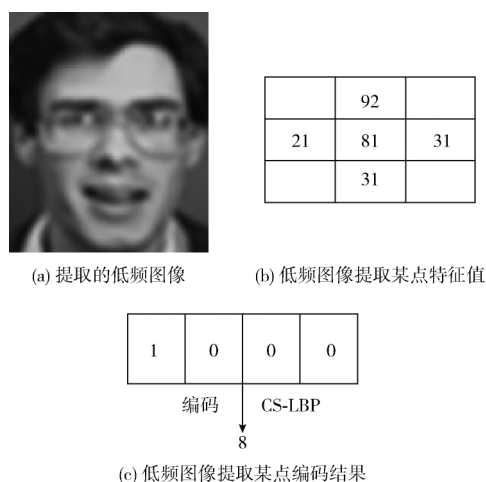


图 3 CS-LBP 编码

CS-LBP 编码的特殊结构, 使得其在对外界光照变换下能够具有较高的鲁棒性。利用 CS-LBP 这一特性可对 NSCT 分解出来的人脸特征进行直方图构造, 其表示如下

$$\begin{cases} F_{i,j}(p) = \sum_{(X_c, Y_c) \in LBPM} I_{(CS-LBPM(X_c, Y_c) = p)} \\ p = 0, 1, \dots, n-1 \end{cases} \quad (4)$$

设图 3 (b) 代表它的 3×3 矩阵, 以中心对称的局部采样参考, $n=59$ 。利用式 (5) ~ 式 (7) 可计算出 59 维度的向量 $F_{i,j}$, 图像采样的特征可表达为

$$R_k = [r_0, r_1, \dots, r_h] \quad (5)$$

$$r_h = \sum_{(X_c, Y_c) \in LBPM} I_{(LBPM(X_c, Y_c) = p)} \quad (6)$$

$$p = 0, 1, \dots, n-1 \quad (7)$$

以 $R_k = [r_0, r_1, \dots, r_h]$ 表示低分辨率下图像按矩阵分割的子块定义特征信息, 用 LBP 提取后级联, 最后以 $F_{i,j}$ 展示其结果向量, 以级联每一个直方图向量得到完整的人脸特征直方图。而 NSCT 分解来的低频子带人脸特征, 用图 4 表达其提取过程。

1.3 特征降维 PCA

人脸进行分块提取特征^[13], 其特征直方图维数较高, 特征的矢量矩阵运算复杂, 实时监测性能较差。通过实验发现可以利用 PCA 降维来解决。PCA 是经典矩阵降维方法, 其原理是使用 KL (karhunen-loeve) 变换, 将人脸特征从原来的多维通过映射到一个低维度上, 保留特征不变情况下降低了运算量。将原来维度上的特征指标通过矩阵映射到一个较低维度上, 达到降维。对于给定的一个特征直方图 $F(m, n) = \{X_1, X_2, \dots, X_m\}$, 其定义如下

$$X_i = \begin{bmatrix} X_{i,1} \\ X_{i,2} \\ \vdots \\ X_{i,m} \end{bmatrix}, X_{i,j} = \begin{bmatrix} X_i(j,1) \\ X_i(j,2) \\ \vdots \\ X_i(j,n) \end{bmatrix} \quad (8)$$

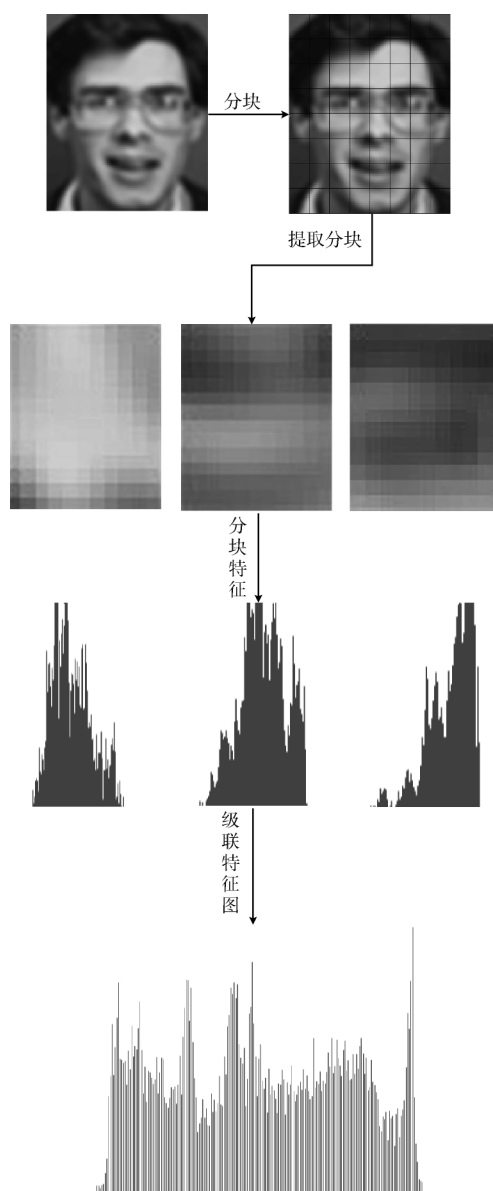


图 4 低频子带图像级联提取

以上公式中, X_i 是特征矩阵, 特征向量征集合 $F(m, n)$ 中第 i 幅图像特征。 $X_{i,j}$ 为 X_i 中的第 j 行向量。对于样本图像 X_1, X_2, \dots, X_m , 灰度图像的均列向量是

$$\bar{X} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i \quad (9)$$

对于图像的矩阵信息, 通过 $D_i = X_i - \bar{X}$ 构成一个完整的矩阵图, 其 Cov 表示如下所示

$$Cov = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m D_i^T D_i \quad (10)$$

对于图像, 其特征值为 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_k$, 标准的正交向量 $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_k$, 定义一个正交向量的子空间 $Sub = \{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_k\}$, 将由人脸的特征级联得到的直方图向量 $F^{[5]}$ 映射到此 Sub 空间进行表示。把采集的图像 O 用向量

表示为 \hat{O} 。则其在 Sub 子空间特征表示为

$$C = \phi(\hat{O} - \bar{X}) \quad (11)$$

利用式 (11) 可表示任意维度下的特征级联直方图。

传统的 PCA 降维^[14,15]最终得到的最佳重构矩阵, 其实并不能够有效地区别出鉴别人脸的矩阵特征。文献 [16] 通过实验论证人脸特征向量与外界的干扰因素有着密切联系。另外文献 [17] 提到, PCA 分量的值受到外界光线亮度、人脸本身的表情, 容貌改变等客观条件影响, 特别是 PCA 中较大的特征值的变化最显著。

为了达到有效识别基础上提高识别率, 本文对维矩阵加权了前 3 个分量

$$Z = [\omega_1 Z_1, \omega_2 Z_2, \omega_3 Z_3, \dots, Z_i] \quad (12)$$

其中, $\sum_{i=1}^3 \omega_i = 1, \omega_i \in (0, 1)$, 在本文的实验过程中发现, ω 的取值分别为 0.23、0.45、0.32 时其结果较为理想。

1.4 方法流程

结合 1.1 节、1.2 节、1.3 节所述, 如图 5 所示, 对本文方法流程进行简要概述。

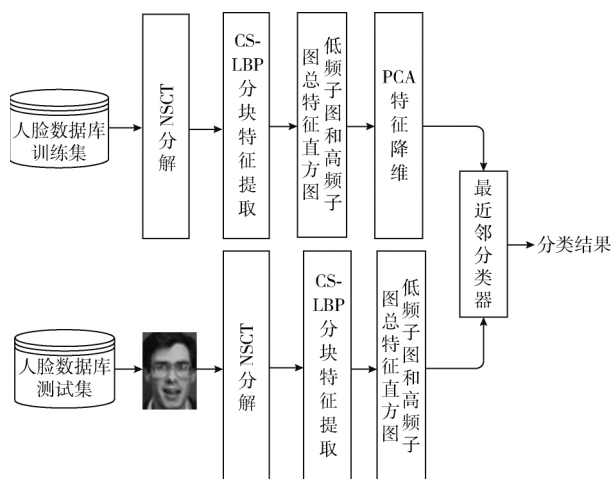


图 5 本文方法流程

低分辨率人脸特征提取方法如下:

(1) 对低分辨率图像利用 NSCT 分解出人脸的高低频子带特征信息。

(2) 本实验中, 对图像数据分成 8 块, 通过 CS-LBP 来提取这幅图的局部特征信息。

(3) 对于级联直方图, 通过加权 PCA 的方式对其进行降维。

为了方便实验数据的对比, 本实验利用最近邻分类器来进行数据的对比工作。

2 实验结果与分析

NSCT 对于图像的高低频子带信息分解过程的优劣主要依靠阈值参数 λ 的选择, 因此如何选择 λ , 对本文的实验

结果有非常大的影响。为了能够更好的对 λ 性能进行测试, 本文采用公开的 ORL 数据集, 对于不同的阈值参数选择其结果如图 6 所示。从图 6 中可知, 阈值参数在一定范围内, 其对识别率的影响呈现一定的低态走势。为了能够分解出较为理想的纹理特征, 达到较好的实验效果, λ 取值为 0.019 97。

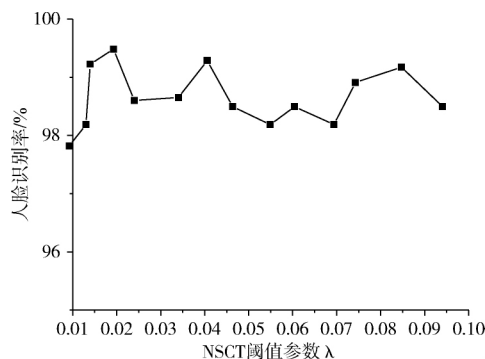


图 6 NSCT 阈值参数选取与识别率关系

为了验证本文基于 NSCT 的 CS-LBP 特征对低分辨率人脸识别的有效性, 本实验采用了 ORL 数据集, 并与 (CS-LBP+PCA)^[2]、(DTCWT+LBP)^[18] 两种不同的识别方法进行比较。

本实验中, 基于 ORL 人脸数据集。分辨率大小均为 92×112 像素, 由 60 个人、每个人 9 幅图, 共计 540 幅图像构成。按照不同的姿态、光照、拍摄角度等干扰的优劣对每个人的 9 幅图分成 3 组测试集。

实验过程中, 参考文献 [19] 的数据集标定方法, 预先通过双眼标定, 对每个训练集的人脸库分别进行平滑下采样至 46×56 像素和 23×28 像素。为了方便 NSCT 运算, 将处理后的图像均上采样到原始分辨率 92×112 。表 1~表 3 分别表示不同的数据集环境测试的实验结果。每组测试集均包含了每个人 83 种不同条件下的图像。实验数据结果见表 1~表 3。

表 1 ORL 测试集 1 识别率/%

检测方法	23×28	46×56	92×112
CS-LBP+PCA	57.8	62.6	92.6
DTCWT+LBP	89.8	91.4	95.1
本文方法	91.6	94.6	96.9

表 2 ORL 测试集 2 识别率/%

检测方法	23×28	46×56	92×112
CS-LBP+PCA	47.8	53.8	90.4
DTCWT+LBP	87.3	88.7	94.2
本文方法	89.7	92.6	94.8

表 3 ORL 测试集 3 识别率/%

检测方法	23×28	46×56	92×112
CS-LBP+PCA	40.3	51.6	86.6
DTCWT+LBP	85.1	86.4	93.8
本文方法	87.2	90.6	94.6

通过实验对比, 本文算法的识别率均高于 CS-LBP+PCA、DTCWT+LBP, 对于文献 [2] 算法, 仅仅对低分辨率图像进行了分块处理的方式来提取局部人脸的细节特征, 在算法上并没有进行针对性优化。而文献 [18] 算法同本文算法相比均提取了高低频的图像特征信息, 对边缘和轮廓提取的特征较好, 所以在识别率相对于前者更加健壮。DTCWT 通过利用传统小波变换的方式, 能提取不同频率中的局部特性, 更清晰的描述边缘特征等细节信息, 而 NSCT 则通过分解不同尺度的高低频子带信息, 分解系数中包含着更多的能量信息, 并且对高维信息具有更好的稀疏表达能力。从表 1~表 3 可以看出, 随着姿态、光照干扰越来越大, 本文算法相比文献 [18] 算法能够在细节特征上更具有鲁棒性, 在更复杂的干扰条件下识别率更具有优势。

3 结束语

针对目前低分辨率人脸识别率较低, 提出了一种基于 NSCT 和 CS-LBP 相结合的识别方法。在低分辨率人脸识别领域上采用 NSCT 的滤波分解来提取人脸高低频子带信息; 其次鉴于对于光照条件下考虑到 CS-LBP 在局部特征表现上具有较好的鲁棒性, 利用该特性进行人脸高低频子带信息提取工作, 从而得到其级联特征; 由于 CS-LBP 对于局部特征算子处理过程中会产生较高的特征维度问题, 本实验通过采用 PCA 对其进行降维处理来解决实际效率问题。通过本文方法发现其应用在对低分辨率图像人脸识别率上具有较好的效果。此外, 今后希望能够通过深度学习等方法进一步提高本文的识别率。

参考文献:

- [1] FENG Yuan. Research on learning-based image super-resolution reconstruction algorithms [D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2015 (in Chinese). [冯源. 基于学习的图像超分辨率重建算法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2015.]
- [2] LI Jiadi, CHEN Zhenxue, LIU Chengyun. Low-resolution face recognition based on blocking CS-LBP and weighted PCA algorithm [J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2016, 27 (2): 210-216 (in Chinese). [李嘉嶝, 陈振学, 刘成云. 分块 CS-LBP 和加权 PCA 的低分辨率人脸识别 [J]. 光电子·激光, 2016, 27 (2): 210-216.]
- [3] Cosmo DL, Inaba FK, Salles EOT. Single image super-resolution using multiple extreme learning machine regressors [C] // Sibgrapi Conference on Graphics, 2017: 397-404.
- [4] YANG Wei, LU Tao, WANG Hao. Very low resolution face recognition via semi-couple sparse representation [J]. Computer Engineering and Applications, 2016, 53 (22): 1-9 (in Chinese). [杨威, 卢涛, 汪浩. 基于半耦合稀疏表达的极低分辨率人脸识别 [J]. 计算机工程与应用, 2016, 53 (22): 1-9.]
- [5] SUN Wanchun. Research on the number of people in public places based on video [D]. Chongqing: Chongqing University of Technology, 2018 (in Chinese). [孙万春. 基于视频的公共场所人数统计研究 [D]. 重庆: 重庆理工大学, 2018.]
- [6] ZHANG Shanwen, ZHANG Qingqing, ZHANG Yunlong, et al. Palmprint recognition by combining weighted adaptive CS-LBP and local discriminant projection [J]. Application Research of Computers, 2017, 34 (11): 3482-3485 (in Chinese). [张善文, 张晴晴, 张云龙, 等. 加权自适应 CS-LBP 与局部判别映射相结合的掌纹识别方法 [J]. 计算机应用研究, 2017, 34 (11): 3482-3485.]
- [7] CHEN Musheng, CAI Zhishan. Study on fusion of visual and infrared images based on NSCT [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52 (6): 122-127 (in Chinese). [陈木生, 蔡植善. 基于 NSCT 的红外与可见光图像融合方法研究 [J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52 (6): 122-127.]
- [8] Wang JJ, Jia Z, Qin X, et al. Medical image enhancement algorithm based on NSCT and the improved fuzzy contrast [J]. International Journal of Imaging Systems and Technology, 2015, 25 (1): 7-14.
- [9] Yang Y, Song T, Huang S, et al. Multifocus image fusion based on NSCT and focused area detection [J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 15 (5): 2824-2838.
- [10] ZHOU Yan, LI Qingwu, HUO Guanying. Adaptive image enhancement based on NSCT coefficient histogram matching [J]. Optics and Precision Engineering, 2014, 22 (8): 2214-2222 (in Chinese). [周妍, 李庆武, 霍冠英. 基于非下采样 Contourlet 变换系数直方图匹配的自适应图像增强 [J]. 光学精密工程, 2014, 22 (8): 2214-2222.]
- [11] WANG Jiajing, ZHANG Shusheng, HE Weiping. Identification of tools with failure barcode based on multi-information fusion [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2014, 48 (346): 11-16 (in Chinese). [王佳婧, 张树生, 何卫平. 基于多信息融合的失效 DPM 码识别 [J]. 上海交通大学学报, 2014, 48 (346): 11-16.]
- [12] Yang W, Wang Z, Zhang B. Face recognition using adaptive local ternary patterns method [J]. Neurocomputing, 2016, 213: 183-190.
- [13] Liu Q, Zhang C, Guo Q. Adaptive sparse coding on PCA dictionary for image denoising [J]. The visual Computer, 2016,

32 (4): 535-549.

- [14] Luo Y, Zhang T, Zhang Y. A novel fusion method of PCA and LDP for facial expression feature extraction [J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2016, 127 (2): 718-721.
- [15] GAN Ling, ZOU Kuanzhong, LIU Xiao. Pedestrian detection base on PCA dimension reduction of multi-feature cascade [J]. Computer Science, 2016, 43 (6): 308-311 (in Chinese). [甘玲, 邹宽中, 刘肖. 基于 PCA 降维的多特征级联的行人检测 [J]. 计算机科学, 2016, 43 (6): 308-311.]
- [16] Wei C, Chen C, Wang YF. Robust face recognition with structurally incoherent low-rank matrix decomposition [J]. IEEE Transactionson Image Processing, 2014, 23 (8): 3294-3307.
- [17] Luan X, Fang B, Liu L, et al. Extracting sparse error of robust PCA for face recognition in the presence of varying illumination and occlusion [J]. Pattern Recognition, 2014, 47 (2): 495-508.
- [18] ZHAO Min, ZHU Ming. Low-resolution face recognition based on DTCWT and LBP [J]. Computer Engineering, 2012, 38 (22): 179-182 (in Chinese). [赵敏, 朱明. 基于 DTCWT 和 LBP 的低分辨率人脸识别 [J]. 计算机工程, 2012, 38 (22): 179-182.]
- [19] Peng Y, Spreeuwers L, Veldhuis R. Low-resolution face alignment and recognition using mixed-resolution classifiers [J]. Iet Biometrics, 2017, 6 (6): 418-428.

(上接第 3810 页)

- [13] Cao Jiuwen, Zhang Kai, Luo Minxia. Extreme learning machine and adaptive sparse representation for image classification [J]. Neural Networks, 2016, 81 (C): 91-102.
- [14] YUAN Qiping, LIN Haijie, CHEN Zhihong. Using support vector regression to achieve super-resolution reconstruction of single frame images [J]. Optical Precision Engineering, 2016, 24 (9): 2302-2309 (in Chinese). [袁其平, 林海杰, 陈志宏. 用支持向量回归法实现单帧图像超分辨率重建 [J]. 光学精密工程, 2016, 24 (9): 2302-2309.]
- [15] MJO Saarinen. Arithmetic coding and blinding countermeasures for lattice signatures [J]. Journal of Cryptographic Engineering, 2017, 32 (9): 1-14.
- [16] WANG Ning, LIN Song. Quantum image watermarking based on minimum effective bit [J]. Quantum Electronic Journal, 2016, 32 (3): 263-269 (in Chinese). [王宁, 林崧. 基于最低有效位的量子图像水印 [J]. 量子电子学报, 2016, 32 (3): 263-269.]
- [17] Birajdar, Gajanan K, Mankar. Blind method for rescaling detection and rescale factor estimation in digital images using periodic properties of interpolation [J]. AEU: International Journal of Electronics and Communications, 2014, 68 (7): 644-652.
- [18] CHEN Lin, WANG Jianpeng. Research on high capacity image steganography with optimal pixel adjusted coupling gene algorithm [J]. Computer Application Research, 2015, 32 (8): 2429-2432 (in Chinese). [陈琳, 王建鹏. 最优像素调整耦合基因算法的高容量图像隐写研究 [J]. 计算机应用研究, 2015, 32 (8): 2429-2432.]
- [19] Khorsand Movaghar, Raheleh. A new approach for digital image watermarking to predict optimal blocks using artificial neural networks [J]. Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences, 2017, 25 (1): 644-654.