

基于非下采样 Contourlet 梯度方向直方图的人脸识别

奉俊鹏, 杨恢先*, 蔡勇勇, 翟云龙, 李球球

(湘潭大学 材料与光电物理学院, 湖南 湘潭 411105)

(*通信作者电子邮箱 yanghx@xtu.edu.cn)

摘要:针对人脸识别系统准确度不高的问题,提出一种基于非下采样 Contourlet 梯度方向直方图(HNOG)的人脸识别算法。先对人脸图像进行非下采样 Contourlet 变换(NSCT),并将变换后的各系数矩阵进行分块,再计算各分块的梯度方向直方图(HOG),将所有分块的直方图串接得到人脸图像 HNOG 特征,最后用多通道最近邻分类器进行分类。在 YALE 人脸库、ORL 人脸库上和 CAS-PEAL-R1 人脸库上的实验结果表明,人脸的 HNOG 特征有很强的辨别能力,特征维数较小,且对光照、表情、姿态的变化具有较好的鲁棒性。

关键词:非下采样 Contourlet 变换;梯度方向直方图;人脸识别;最近邻分类器

中图分类号: TP391.413 **文献标志码:** A

Face recognition based on histograms of nonsubsamped contourlet oriented gradient

FENG Junpeng, YANG Huixian*, CAI Yongyong, ZHAI Yunlong, LI Qiuqiu

(Faculty of Material and Photoelectronic Physics, Xiangtan University, Xiangtan Hunan 411105, China)

Abstract: Concerning the low accuracy of face recognition systems, a face recognition algorithm based on Histograms of Nonsubsamped contourlet Oriented Gradient (HNOG) was proposed. Firstly, a face image was decomposed with Non-Subsamped Contourlet Transform (NSCT) and the coefficients were divided into several blocks. Then histograms of oriented gradient were calculated all over the blocks and used as face feature. Finally, multi-channel nearest neighbor classifier was used to classify the faces. The experimental results on YALE, ORL and CAS-PEAL-R1 face databases show that the descriptor HNOG is discriminative, the feature dimension is small and the feature is robust to variations of illumination, face expression and position.

Key words: Non-Subsamped Contourlet Transform (NSCT); Histograms of Oriented Gradient (HOG); face recognition; nearest neighbor classifier

0 引言

人脸识别近年来成为生物特征识别领域的一个研究热点,相对于人的其他生物特征识别技术,人脸特征识别具有非接触性和非强制性,因此在身份识别、金融安全和人机交互等领域有很好的应用前景。在人脸识别系统中,人脸特征的描述最为关键,如果使用不恰当的人脸特征描述,即使使用再好的分类器,也达不到好的识别效果。梯度方向直方图(Histograms of Oriented Gradient, HOG)是一种局部特征提取算子,最初在 2005 年由 Dalal 等^[1]提出并应用于行人检测,2011 年 Deniz 等^[2]将 HOG 应用于人脸识别。HOG 能够很好地提取图像的梯度方向信息,且对光照、尺度、方向等有很好的鲁棒性^[3-4],后来向征等^[5]详细分析了 HOG 各参数对人脸识别性能的影响,并证明 HOG 比 LBP 和 Gabor 小波具有更好的识别性能,但是直接对人脸图像使用 HOG 的识别结果并不十分理想。

研究表明 Gabor 小波可以提取图像特定区域内的多尺度、多方向空间频率特征,非常有利于人脸特征的提取,Gabor

小波在人脸识别中的成功应用,使得图像的多尺度、多方向分析方法受到研究者的关注,但 Gabor 滤波器所提取的原始特征维数过大,虽然弹性匹配图法能够有效降维,但是对特征点的选择和精度配准要求较高^[6],而基于子空间的方法识别率有限^[7],Contourlet 变换也是一种多尺度、多方向分析工具,能够有效地提取的图像不同尺度不同方向的特征信息^[8-9]。非下采样 Contourlet 变换(Nonsubsamped Contourlet Transform, NSCT)^[10]是对 Contourlet 变换的改进,克服了 Contourlet 变换因下采样而造成频谱泄露、频谱混叠和不满平移不变性等缺陷,能够保留更多的鉴别信息^[11-12],且 NSCT 对光照具有很好的鲁棒性^[13]。

为了有效地提取人脸图像各尺度各方向信息,提高人脸识别系统的识别率,先采用 NSCT 作为多尺度、多方向分析工具,并用 HOG 对变换后的各子带系数矩阵进行特征提取,最后将所有子带的特征串接起来组成人脸特征用来进行识别。

1 非下采样 Contourlet 变换

非下采样 Contourlet 变换由非下采样的金字塔结构分解

收稿日期:2013-07-22;修回日期:2013-09-29。 基金项目:湖南省教育厅科研项目(10C1263);湘潭大学科研项目(11QDZ11)。

作者简介:奉俊鹏(1990-),男,湖南娄底人,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、数字信号处理、模式识别; 杨恢先(1963-),男,湖南益阳人,教授,主要研究方向:图像处理、人工智能; 蔡勇勇(1988-),男,江苏南通人,硕士研究生,主要研究方向:模式识别、嵌入式系统; 翟云龙(1988-),男,湖北荆门人,硕士研究生,主要研究方向:模式识别、嵌入式系统; 李球球(1989-),女,湖南衡阳人,硕士研究生,主要研究方向:模式识别。

(NonSubsampled Pyramid, NSP) 和非下采样的方向滤波器组 (NonSubsampled Directional Filter Bank, NSDFB) 两个部分组成,图 1 是非下采样 Contourlet 变换三层分解的示意图。

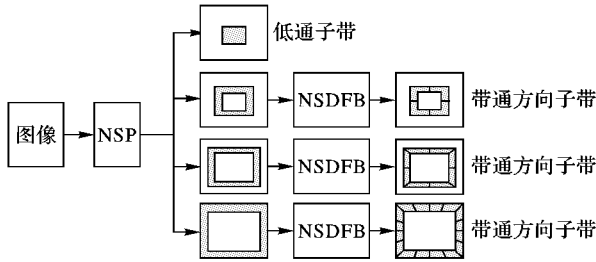


图 1 NSCT 三层分解的示意图

NSP 通过一个双通道滤波器组实现多尺度塔形分解,得到一个低通和多个带通部分,再对带通部分采用 NSDFB 进行多方向分解,从而完成对图像的多尺度、多方向分解,因为没有进行下采样操作,避免了 Gabor 小波的频谱重叠和频谱遗漏两个缺点,同时图像在经过 NSCT 分解后的各子带与原图尺寸保持一致,保留了更多的图像细节。

2 梯度方向直方图

将人脸图像划分为 $n \times m$ 个分块,并在每一个分块上计算梯度方向直方图,为了避免边缘问题,实际的做法是先在整个人脸图像上计算梯度方向和幅值,再进行分块求直方图。HOG 特征提取过程如下:

1) 采用简单的中心对称梯度算子 $[-1, 0, 1]$ 和 $[0, 1, -1]^T$ 在整个人脸图像上计算梯度方向和梯度幅值,其计算公式分别如式(1) ~ (2) 所示:

$$\theta(x, y) = \arctan \frac{I(x, y+1) - I(x, y-1)}{I(x+1, y) - I(x-1, y)} \quad (1)$$

$$m(x, y) = [(I(x, y+1) - I(x, y-1))^2 + (I(x+1, y) - I(x-1, y))^2]^{1/2} \quad (2)$$

其中: $I(x, y)$ 为人脸图像上点 (x, y) 的像素值, $\theta(x, y)$ 为该点上的梯度方向, $m(x, y)$ 为该点上的梯度幅值。

2) 在每个分块内统计梯度方向直方图,将 $0^\circ \sim 180^\circ$ 的方向空间等分为 n 个区间(称为梯度方向数),由于不采用高斯加权范围,因此分块内同一梯度方向区间的幅值按权值 1 相加。

3) 将每一个分块内的直方图进行一次 L2-norm 标准化,标准化公式如式(3)所示,最后将所有分块的直方图串接起来形成整个人脸的 HOG 特征。

$$v \rightarrow v / \sqrt{\|v\|_2^2 + \epsilon^2} \quad (3)$$

其中: v 表示进行标准化之前的直方图向量, ϵ 是为了防止计算得到无穷大值而加入的一个极小常量。

3 人脸识别算法

特征提取过程如图 2 所示,算法的基本流程描述为:

1) 对人脸图像进行裁剪和缩放后进行多尺度的 NSCT 分解,得到一个低频系数矩阵和不同尺度不同方向上的高频系数矩阵;

2) 计算各个系数矩阵的梯度幅值和梯度方向,并分块进行直方图统计,得到各子带的局部边缘和梯度结构信息;

3) 将所有分块的梯度方向直方图串接起来形成人脸的 NSCT 梯度方向直方图(Histogram of NSCT Oriented Gradient, HNOG),并用多通道最近邻分类器进行分类。

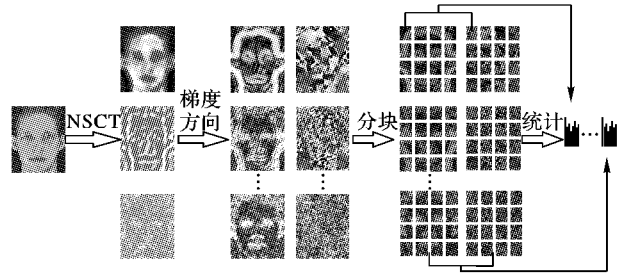


图 2 HNOG 特征提取流程

4 各项参数对 HNOG 算法识别性能的影响

影响 HNOG 算法识别性能的参数主要有 NSCT 的层数、方向数,统计各子带梯度方向直方图时的分块数和梯度方向数,选用 ORL 人脸库和 YALE 人脸库进行实验,ORL 人脸库包含 40 个人的表情、姿态等变化的 400 张图片,每个人 10 张图片,图片大小为 112×92 , YALE 人脸库包含 15 个人的 165 张图片,每个人 11 张,图像包含光照、表情和饰物(戴眼镜与不戴眼镜)的变化,实验前将图片裁剪并缩放为 100×100 像素。ORL 人脸库和 YALE 人脸库中部分图像如图 3 所示。



(a) ORL 人脸库部分图像



(b) YALE 人脸库部分图像

图 3 人脸库部分图像

在 ORL 人脸库和 YALE 人脸库中均随机取每个人的 2 张图像作为训练集,剩下的图像作为测试集。重复分类 50 次,取平均识别为最终识别率。实验所用软硬件环境为: Pentium G620 2.60 GHz, 4 GB 内存; 仿真环境为 Matlab7.12; NSCT 工具箱为 nscitb-1.0; NSP 和 NSDFB 滤波器选用“maxflat”和“dmaxflat7”。

4.1 NSCT 层数和方向数

图像进行 NSCT 分解后会得到一个低频系数矩阵和若干个高频系数矩阵,图 4 为一幅图像进行 NSCT 三层分解的示例。

由图 4 可看出,低频系数矩阵主要包含人脸的概貌信息,如嘴、鼻、眼的大致形状和位置信息等,而高频系数矩阵主要包含人脸五官的轮廓和纹理等信息。第一层高频子带包含非常重要一些细节特征和光照信息,第二层高频子带也包含了嘴、鼻、眼的细节特征,第三层虽然包含了大量对光照鲁棒的细节特征,但对姿态和表情变化十分敏感,在采用多通道最近邻分类器进行分类时,各层的方向数决定了各层在最终识别时所占的权重,因此根据各层子带所包含的信息量和对光照、姿态、表情的鲁棒性,取三层 NSCT 分解且各层方向数为 4, 4, 2 时较为合理。

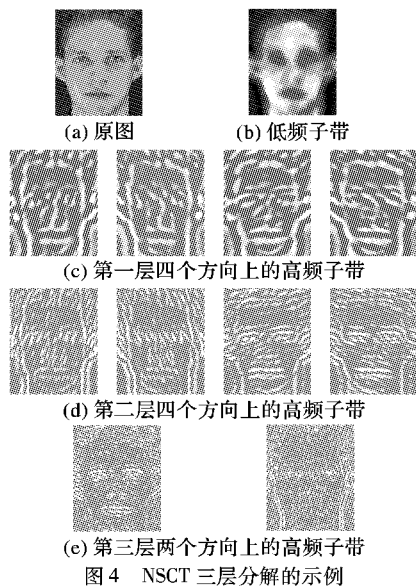


图4 NSCT三层分解的示例

4.2 分块数和梯度方向数

在进行直方图统计时,分块数对识别率的影响非常大,如果分块数过少,就无法体现人脸的形位信息,而分块数过多会使得对表情、姿态等的变化十分敏感,而降低识别率,同时也会增加特征维数,在YALE人脸库和ORL人脸库上采用不同分块数的识别率如图5~6所示。而梯度方向数的选择也同样重要,方向数过少,无法体现纹理特征,丢失很多重要的鉴别信息,方向数过多同样会对表情、姿态变化以及皱纹十分敏感,同时也会增加特征维数,在YALE人脸库和ORL人脸库上采用不同梯度方向数的识别率如图7所示。

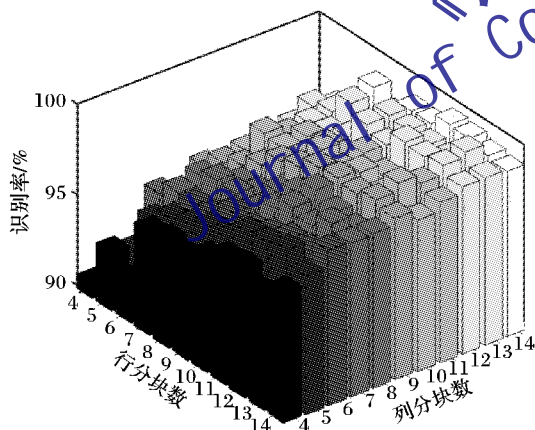


图5 YALE库中不同分块下的识别率

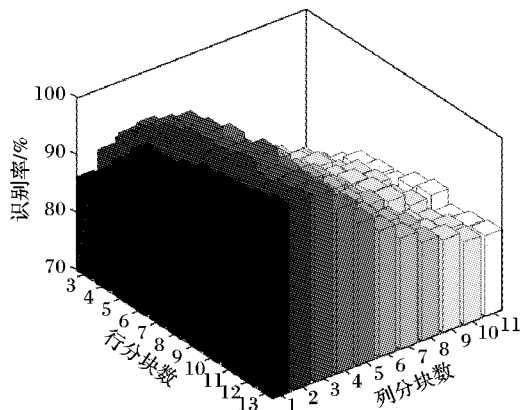


图6 ORL库中不同分块下的识别率

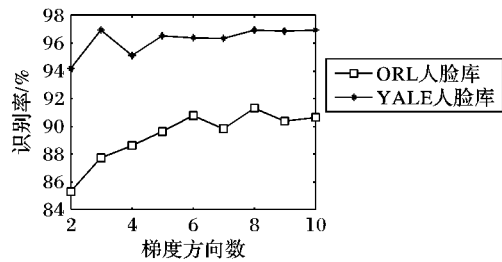


图7 不同梯度方向数的识别率

由图5~6可知,在YALE人脸库上的最佳的分数为 13×13 ,而在ORL人脸库上最佳分块数为 10×3 ,可见在ORL人脸库上最佳行分块数和最佳列分块数都比YALE人脸库上的小,这是因为YALE人脸库中图像姿态变化较小,而ORL人脸库中图像姿态变化较大,如图3所示,而姿态变化较大时,如果分块数过多会造成误配准而使识别率下降,因此在ORL人脸库上的分块数应比YALE人脸库少,但是明显ORL人脸库的最佳列分块数比最佳行分块数减少得更多,因为姿态变化主要为头部左右旋转和上下旋转,而左右旋转比上下旋转会使人脸图像各器官的形位特征发生更大变化,而形态特征发生较大变化时,如果分块数较多会造成误配准而使识别率下降,因此姿态变化对列分块数的影响要明显大于对行分块数的影响。

由图7可看出,识别率随着梯度方向数的增加并不是严格的上升,而是波动的,这是因为梯度方向数的增加会保留更多的鉴别信息,但同时也会对表情、姿态、皱纹等越来越敏感。梯度方向数的增加会增加人脸特征的维数,从而使存储空间和计算时间增加,因此综合考虑识别率和特征维数,在YALE人脸库上采用梯度方向数3为最佳梯度方向数,而ORL人脸库的最佳梯度方向数确定为6。

5 实验结果与分析

5.1 识别率分析

为了评价HNOC算法的有效性,在ORL人脸库、YALE人脸库和CAS-PEAL-R1共享库三个人脸库上进行实验,在ORL人脸库和YALE人脸库上从每个人的图像中随机取 n ($n = 2, 3, 4, 5, 6, 7$)张图像作为训练集,剩下的作为测试集,重复实验50次取平均识别率为最终识别率。CAS-PEAL-R1共享库包含1040人的30900幅人脸图像,实验时选用其中正面图像子库中199人的1791张光照变化图像和376人的1880张表情变化图像进行实验,其中光照变化图像每个人9张,选取前3张作为训练集,剩下的作为测试集,表情变化图像每个人5张,选取前2张作为训练集,剩下的作为测试集,实验前将CAS-PEAL-R1共享库中两个子集所有图像缩放为 80×80 像素。

用HOG^[2]、LGBPHS^[14]、Gabor + HOG和NSCT + LBP^[15]4种算法与HNOC算法进行比较,LGBPHS在ORL人脸库、YALE人脸库和CAS-PEAL-R1共享库上分别采用 7×3 、 8×8 和 8×8 的分块数,bins采用16,HOG、LGBPHS、Gabor + HOG和NSCT + LBP都使用最近邻分类器。实验结果如表1~3所示。

由表 1~3 的识别结果可看出,HNOC 算法均取得了更高的识别率,一个好的脸特征描述符要尽可能地减小同一个人的不同表情、姿态、光照等条件下拍摄的图像之间的差异,以增强人脸识别算法的鲁棒性,同时又要尽可能地增大不同人的图像之间的差异,以提高人脸识别算法的辨别能力,因此人脸识别就成了一个自相矛盾的问题,因为表情、姿态、光照等的变化产生的同一个人不同图像的差异有可能比不同人的脸图像之间的差异还大,所以人脸识别算法只能在对表情、姿态、光照等的鲁棒性和对不同人的辨别能力上取一个平衡点,从识别结果来看,HNOC 算法找到了一个更好的平衡点,采用 NSCT 进行多尺度多方向分解,能将人脸图像的特征信息分解到不同尺度和方向上,而 HOG 能很好地提取各子带上的纹理和轮廓等信息,因此 HNOC 算法比 HOG、LGBPHS、Gabor + HOG 和 NSCT + LBP 等算法都得到了更高的识别率。

表 1 不同算法在 ORL 人脸库上的识别率 %

算法	每类随机选取样本数					
	2	3	4	5	6	7
HOG	88.06	92.52	95.06	96.64	97.63	97.87
LGBPHS	89.78	94.60	96.65	98.13	98.72	99.08
Gabor + HOG	90.12	95.08	97.10	97.65	98.62	99.08
NSCT + LBP	89.14	94.79	96.20	98.11	98.69	99.01
HNOC	91.16	95.04	97.17	98.37	99.06	99.42

表 2 不同算法在 YALE 人脸库上的识别率 %

算法	每类随机选取样本数					
	2	3	4	5	6	7
HOG	84.53	88.92	90.82	91.20	91.82	93.03
LGBPHS	88.76	92.88	94.99	96.20	96.80	97.63
Gabor + HOG	92.37	94.58	96.00	96.56	97.87	97.83
NSCT + LBP	94.95	98.10	98.84	99.20	99.44	99.67
HNOC	96.39	98.70	99.18	99.42	99.57	99.83

表 3 不同算法在 CAS-PELRI 共享库上的识别率 %

算法	表情子集	光照子集
HOG	99.56	92.55
LGBPHS	99.47	95.36
Gabor + HOG	99.73	97.85
NSCT + LBP	99.38	96.23
HNOC	99.82	98.91

5.2 特征维数与计算时间分析

分别在 YALE 人脸库和 ORL 人脸库上进行实验,为了说明算法本身的性能,均没有对算法进行降维处理,实验时每个人随机抽取 2 张作为训练集,实验结果如表 4~5 所示,表中特征提取时间为对一张人脸图像进行特征提取所需的时间,而匹配时间为每一张测试图像与训练集其他图像随机匹配 1000 次的时间。

从表 4~5 中的维数可看出,HNOC 特征维数比 LGBPHS、Gabor + HOG、NSCT + LBP 都要小,因为采用 NSCT 分解时只产生 11 个子图像,且梯度方向数在 YALE 人脸库上和 ORL 人脸库上分别只取了 3 和 6,而 Gabor 分解时将产生 5 个尺度和 8 个方向的 40 个子图像,采用 LBP 则至少需要 16 个或 59 个(等价模式)bins。因此 HNOC 能用更少的特征维

数获得更高的识别率。

采用 NSCT 的方法特征提取时间比采用 Gabor 的方法要长,但是匹配时间要少,在实际应用中对一张人脸图像进行识别所需的时间 t 为:

$$t = T_1 + n \times T_2 \tag{4}$$

其中: n 表示样本数,单位为千张,所以 $n \times T_2$ 表示测试图像与所有样本图像进行一次匹配所需的时间,对于每一次识别,特征提取的时间是固定的,但匹配时间会随着人脸库样本数 n 的增大而线性增长,当人脸库较大时,HNOC 能更快速地完成识别任务。

表 4 不同算法在 YALE 人脸库上的特征维数与计算时间

算法	维数	识别率/%	特征提取时间 T_1 /ms	匹配时间 T_2 /ms
HOG	560	84.53	6.0	6.7
LGBPHS	40960	88.76	519.7	536.1
Gabor + HOG	20280	92.37	473.9	244.2
NSCT + LBP	11264	94.95	861.9	116.8
HNOC	5577	96.39	886.1	66.5

表 5 不同算法在 ORL 人脸库上的特征维数与计算时间

算法	维数	识别率/%	特征提取时间 T_1 /ms	匹配时间 T_2 /ms
HOG	240	87.26	4.8	2.5
LGBPHS	13440	90.69	372.7	98.8
Gabor + HOG	7200	90.12	306.6	65.2
NSCT + LBP	3696	89.28	856.3	30.1
HNOC	1980	91.03	852.5	21.2

6 结语

提出了一种基于非下采样 Contourlet 梯度方向直方图的特征提取方法,并应用于人脸识别,NSCT 能很好地表达人脸图像在不同尺度和方向上的特征,而采用梯度与二值模式相比,能更多地保留鉴别信息,同时梯度对光照具有很好的鲁棒性,而采用直方图对梯度进行统计能够对姿态和表情变化具有很好的鲁棒性,最后对人脸的 HNOC 特征采用多通道最近邻分类器进行分类,取得了更好的识别率,证明了 HNOC 算法的有效性。

参考文献:

[1] DALAL N, TRRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]// CVPR 2005: Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2005, 1: 886 - 893.

[2] DENIZ O, BUENO G, SALIDO J, et al. Face recognition using histograms of oriented gradients[J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(12): 1598 - 1603.

[3] LEE S E, MIN K, SUH T. Accelerating histograms of oriented gradients descriptor extraction for pedestrian recognition[J]. Computers and Electrical Engineering, 2013, 39(4): 1043 - 1048.

[4] SHU C, DING X, FANG C. Histogram of the oriented gradient for face recognition[J]. Tsinghua Science and Technology, 2011, 16(2): 216 - 224.

视频接收设备多样性的前提下,满足视频传输的实时性要求。

参考文献:

- [1] GUPTA R, PULIPAKA A, SEELING P, *et al.* H.264 coarse grain scalable and medium grain scalable encoded video: a trace based traffic and quality evaluation [J]. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2012, 58(3): 428 - 435.
- [2] JI W, LI Z, CHEN Y. Joint source channel coding and optimization for layered video broadcasting to heterogeneous devices [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2012, 14(2): 443 - 451.
- [3] GAN T, GAN L, MA K K. Reducing video quality fluctuations for streaming scalable video using unequal error protection, retransmission, and interleaving[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(4): 819 - 824.
- [4] HA H, YIM C. Layer-weighted unequal error protection for scalable video coding extension of H.264/AVC[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2008, 54(2): 736 - 739.
- [5] HA H, YIM C, KIM Y Y. Packet loss resilience using unequal forward error correction assignment for video transmission over communication networks[J]. *Computer Communications*, 2007, 30(1): 3677 - 3682.
- [6] KHALEK A A, NIS C C, HEATH R W, Jr. A cross layer design for perceptual optimization of H.264/SVC with unequal error protection[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2012, 30(7): 1157 - 1164.
- [7] HUUSKO J, VEHKAPERÄ J, AMON P, *et al.* Cross layer architecture for scalable video transmission in wireless networks[J]. *Signal Processing Image Communication*, 2007, 22(3): 317 - 326.
- [8] SUN Y, ZHANG X, TANG F, *et al.* Layer-aware unequal error protection for robust scalable H.264 video transmission over packet lossy networks [C]// *Proceedings of the 2011 14th International Conference on Network-Based Information Systems*. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2011: 627 - 632.
- [9] CHANG S H, COSMAN P C, MILSTEIN L B. Iterative channel decoding of FEC-based multiple description codes[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(3): 1138 - 1146.
- [10] LECUIRE V. Unequal error protection under bitrate constraint for video streaming over Internet [J]. *Computer Communications*, 2012, 35(3): 287 - 297.
- [11] SUN G, XING W, LU D M, *et al.* Unequal loss protection for FGS video transmission under bandwidth constrained channel[J]. *Journal of Zhejiang University: Engineering Science*, 2006, 40(12): 2057 - 2062. (孙钢, 邢卫, 鲁东明, 等. 带宽约束下 FGS 视频传输非均等错误保护[J]. *浙江大学学报: 工学版*, 2006, 40(12): 2057 - 2062.)
- [12] FANG T, CHAU L P. Gop based channel rate allocation using genetic algorithm for scalable video streaming over error prone networks [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(6): 1323 - 1329.
- [13] DU Y, FANG J, MIAO C. Frequency-domain system identification of an unmanned helicopter based on an adaptive genetic algorithm [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2013, 61(2): 870 - 881.
- [14] STO Y, CAMPELO F, IGARASHI H. Meander line antenna design using an adaptive genetic algorithm[J]. *IEEE Transactions on Magnetics*, 2013, 49(5): 1889 - 1892.
- (上接第 161 页)
- [5] XIANG Z, TAN H, MA Z. Performance comparison of improved HOG, Gabor and LBP[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2012, 24(6): 787 - 792. (向征, 谭恒良, 马争鸣. 改进的 HOG 和 Gabor, LBP 性能比较[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2012, 24(6): 787 - 792.)
- [6] DING R, SU G, LIN X. Using key points to improve elastic matching in face recognition[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2002, 30(9): 1292 - 1294. (丁嵘, 苏光大, 林行刚. 使用关键点信息改进弹性匹配人脸识别算法[J]. *电子学报*, 2002, 30(9): 1292 - 1294.)
- [7] HUO Y. Face recognition method based on multi-channel Log-Gabor and (2D)²PCALDA[J]. *Journal of Computer Applications*, 2010, 30(11): 2970 - 2973. (火元莲. 基于多通道 Log-Gabor 小波与 (2D)²PCALDA 的人脸识别方法[J]. *计算机应用*, 2010, 30(11): 2970 - 2973.)
- [8] DO M N, VETTERLI M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14(12): 2091 - 2106.
- [9] PO D D Y, DO M N. Directional multiscale modeling of images using the contourlet transform[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(6): 1610 - 1620.
- [10] da CUNHA A L, ZHOU J, DO M N. The nonsubsampling contourlet transform: theory design, and applications [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(10): 3089 - 3101.
- [11] XIE X, LAI J, ZHENG W S. Extraction of illumination invariant facial features from a single image using nonsubsampling contourlet transform[J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(12): 4177 - 4189.
- [12] CHENG Y, HOU Y, ZHAO C. Robust face recognition based on illumination invariant in nonsubsampling contourlet transform domain[J]. *Neurocomputing*, 2010, 73(10/11/12): 2217 - 2224.
- [13] CHENG Y, ZHAO C, WANG H, *et al.* Illumination invariant and face recognition based on NSCT and SQI[J]. *Journal of Nanjing University of Science and Technology: Natural Science*, 2010, 34(4): 425 - 430. (程勇, 赵春霞, 王欢, 等. 基于 NSCT 和 SQI 的光照不变量及人脸识别[J]. *南京理工大学学报: 自然科学版*, 2010, 34(4): 425 - 430.)
- [14] ZHANG W, SHAN S, GAO W, *et al.* Local Gabor binary pattern histogram sequence (LGBPHS): a novel non-statistical model for face representation and recognition[C]// *ICCV 2005: Proceedings of the Tenth IEEE International Conference on Computer Vision*. New York: ACM Press, 2005, 1: 786 - 791.
- [15] YUE X, YANG H, ZHU G, *et al.* Face recognition using nonsubsampling Contourlet transform and local binary pattern[J]. *Journal of Computer Applications*, 2012, 32(7): 1890 - 1893. (岳许要, 杨恢先, 祝贵, 等. 非采样 Contourlet 变换与局部二值模式相结合的人脸识别[J]. *计算机应用*, 2012, 32(7): 1890 - 1893.)