

基于差异性稀疏表示的人脸识别算法

胡 伟^{1,2} 张少华¹ 郭晓丽²

(上海大学自动化系 上海 200072)¹ (南通大学 南通 226019)²

摘 要 针对光照变换产生的阴影、反光等原因,提出了一种差异性稀疏表示的人脸识别算法。首先利用非下采样 contourlet 变换(NSCT, nonsubsampled contourlet transformation)将测试图像分解。利用不同子带系数特点,依据子带对图像分类的贡献度分类,并将子带信息进行融合,得到具有差异性的特征,最后用于人脸识别。在人脸数据库上的实验结果表明,该算法对于光照和表情变换具有较好的鲁棒性。

关键词 人脸识别, 稀疏表示, 差异性, 非下采样 contourlet 变换(NSCT)

中图法分类号 TN216 文献标识码 A

Discriminative Sparse Representations in Face Recognition

HU Wei^{1,2} ZHANG Shao-hua¹ GUO Xiao-li²

(Department of Automation, Shanghai University, Shanghai 200072, China)¹

(Nantong University, Nantong 226019, China)²

Abstract In order to alleviate the influence of illumination variations on face recognition, in this paper, we proposed an effective discriminative sparse representation face recognition method. Firstly, we decomposed test image by using non-subsampled contourlet transformation (NSCT), then used coefficients of each subbands to calculate the contribution of each subbands and fusion the subbands information according to the contribution of each classified image block. Finally, we obtained the discriminative character of the test image, applied it in the face recognition. The experiment on AR database shows that the proposed algorithm is more robust in illumination and expression variations in face recognition.

Keywords Face recognition, Sparse representation, Discriminative, Nonsubsampled contourlet transformation

1 引言

人脸识别一直是计算机视觉和模式识别中的一个重要研究领域^[1,2]。目前一些学者将稀疏表示运用到人脸识别中,并得到广泛关注。人脸识别的本质目的是寻找差异性。而稀疏表示系数关联度低,具有一定的差异性,因此,将稀疏表示进行人脸识别是可行的。文献^[3]将稀疏编码用于人脸识别,提出了基于稀疏表示分类的人脸识别方法。算法利用所有不同类别训练样本构成的字典,但是当训练样本的数量较少、特征向量的维数较低时,其识别率不高,由于采样环节并没有考虑信息的重要性,因此导致识别率的降低。文献^[4]利用 Gabor 变换对测试图像进行分析,虽然使得人脸识别率明显提高,但是由于 Gabor 变换后子带结构信息分散,不利于局部信息的获取。针对以上问题,利用多尺度几何分析提高图像的多尺度分析能力,而且算法由于具有多方向选择及平移不变性,因此可以更好地保留低频光照区域的边缘信息,同时,更大程度地保留人脸图像的高频细节信息。

2 非下采样 contourlet 变换

非下采样 contourlet 变换(NSCT, nonsubsampled contourlet transformation)是在 Contourlet 变换基础上发展而来的。在实现 Contourlet 变换时,拉普拉斯塔式分解中的 H, G

为二维可分离双正交滤波器组,它们的带宽均大于 $\pi/2$ 。根据多抽样率理论,对滤波后的图像在进行隔行隔列下抽样会产生频谱混淆现象。而各方向子带是由高频子带经过方向滤波器组形成,意味着方向子带也同样存在频谱混淆现象。这会丢失图像的信息,使得图像处理存在缺陷。因此,需要构造出平移不变的 Contourlet 变换。由于 Contourlet 变换在两个滤波器中都采用了上下采样,使得 Contourlet 变换不具有平移不变性。将 LP 和 DFB 两个滤波器去掉采样过程,获得 NonSubsampled Pyramid(NSP)和 NonSubsampled DFB(NS-DFB)。利用 NSP 和 NSDFB 构造出新的变换就称为非下采样 Contourlet 变换,如图 1 给出了非下采样 Contourlet 变换^[5,6]。

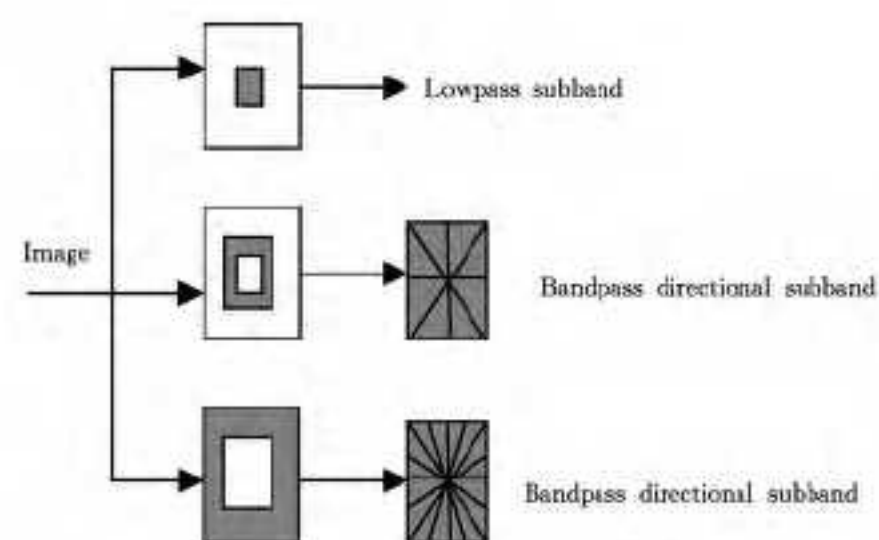


图 1 非下采样 Contourlet 变换

本文受国家自然科学基金项目(61171077),江苏省高校自然科学基金项目(12KJB510025)资助。

胡 伟(1981—),女,硕士生,主要研究方向为智能信息及图形图像,E-mail:huweinuaa@126.com;张少华(1966—),男,博士,教授,主要研究方向为电力市场风险管理、博弈分析等;郭晓丽(1971—),女,硕士,副教授,主要研究方向为电能质量检测。

利用 NSCT 对人脸图像进行 3 尺度分解^[1-3], 每尺度由粗到细分解的方向数为 2, 4, 8。非下采样 Contourlet 变换具有平移不变性, 使得不同子带下的系数具有与原始图像相同的位置。

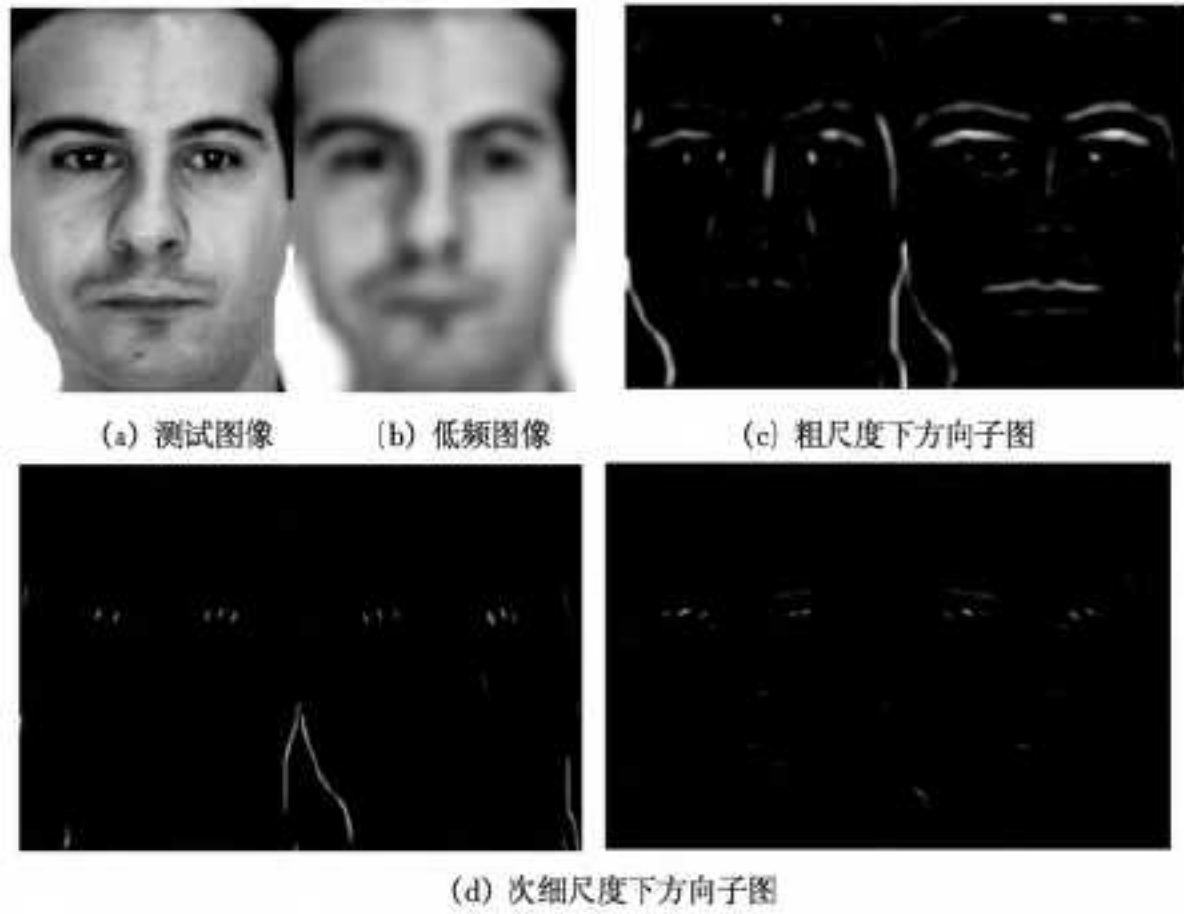


图 2 为各个尺度不同方向分解示意图

由上面的图 2 可知, 不同尺度下系数存在明显的差别, 由 NSCT 系数特点可知, 强系数不随尺度的变化而变化, 保持着较大的值, 弱系数随着尺度的变化, 不同子带的值是变化的, 在某些方向具有大值而其他方向上则是较小的值, 噪声信号则在子带中保持着较小的值。利用强系数来进行图像识别, 其鲁棒性要强于其它系数。因此, 将不同尺度和方向系数进行融合, 获得具有区别性的子图像, 提高人脸识别的效率。

3 差异性稀疏表示的人脸识别算法

3.1 稀疏表示分类算法

稀疏表示分类算法^[7,8]是寻找测试样本在字典中最稀疏的原子表示, 即用最少数目训练样本的线性组合来表示测试样本。稀疏表示问题定义为:

$$\arg \min \| \alpha \|_0 \quad \text{subject to} \quad \| x - D\alpha \|_2 \leq \epsilon \quad (1)$$

其中, α 为 x 的稀疏表示系数, D 为过完备字典, ϵ 为逼近误差容限。

在图像处理中, 利用测试图像随机提取的子图像, 构成训练样本集 $F = \{f_i\}_{i=1}^L$, 并利用这些样本集中的训练获得能够很好地稀疏逼近样本块的字典。 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_L\}$ 为待构造的过完备字典, d_i 为字典原子, 则稀疏问题的目标函数为:

$$\arg \min_{D, \alpha} \| F - D\alpha \|_2^2 \quad \text{s. t.} \quad \| \alpha_i \|_0 \leq L \quad (2)$$

其中, α_i 为对应样本的稀疏表示系数。

基于稀疏表示的分类算法步骤如下: 利用训练样本构造字典 $D = [D_1, D_2, \dots, D_k] \in R^{m \times N}$, 测试样本 $y \in R^m$; 通过式 (2) 得到样本与所有训练样本字典 D 的线性关联系数 $\hat{\alpha}_x$, 然后计算残差 $r_i(y) = \| y - D_i \hat{\alpha}_i(x) \|_2, i = 1, 2, \dots, k, \hat{\alpha}_i(x) = [\alpha_{i,1}, \alpha_{i,2}, \dots, \alpha_{i,k}]^T$ 对应 i 类样本的系数矢量。最后将残差最小的类别作为识别的结果: $\text{identify}(y) = \arg \min r_i(y)$ 。

3.2 差异性特征提取

基于差异性稀疏表示的人脸识别算法的思想是, 利用不同子带系数特点, 结合不同子带对于图像特征的贡献度, 提取出图像的特征。本文的算法可以归纳为: 利用 NSCT 对图像进行稀疏分解, 获得不同尺度不同方向下的子图。图 3 给出

了不同尺度下各个方向子图的融合结果。由图可知, 不同尺度下的子带图像所包含的图像信息不同, 细尺度下的系数主要集中在人脸一些关键部位。因此, 如何提取不同子图中的关键信息, 构成具有差异性的特征是关键。下面将引入子图的贡献度, 来实现差异性特征的提取。

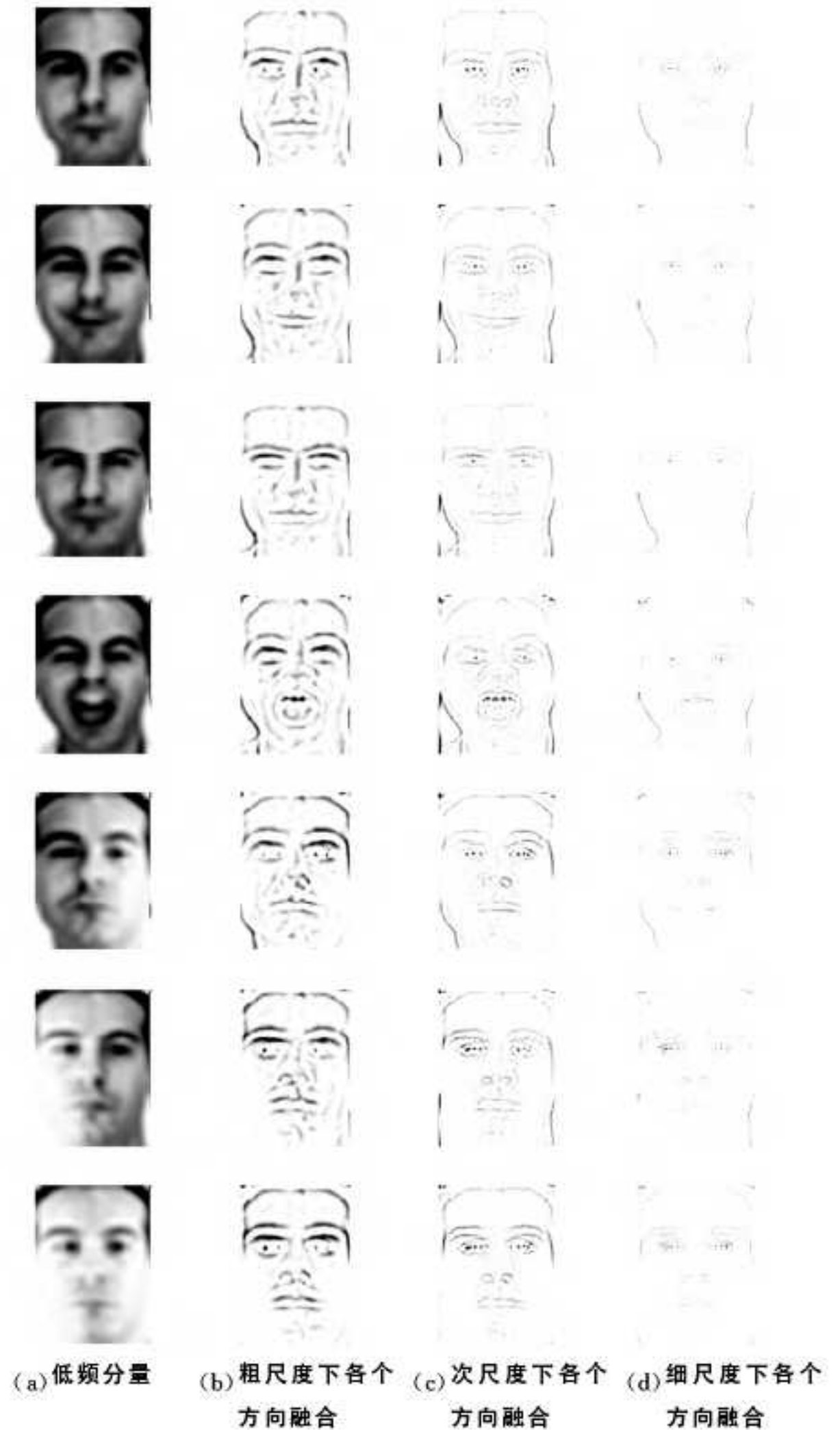


图 3 不同测试样本图像人脸特征图

为了计算各个尺度下不同方向子图的贡献度, 利用结构相似度 (Structural SIMilarity, SSIM)^[9] 进行定量分析比较, 结构相似度是一种全参考型图像质量评价方法, 从图像形成的角度来讲, 结构信息反映了场景中物体的结构, 它应独立于图像的亮度和对比度。将两幅灰度图像中相同位置处对应的图像块 x, y 作为两个输入信号, 它们的亮度、对比度和结构的相似度分别定义为:

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1}, c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2}, \quad (3)$$

其中, μ_x 为图像块 x 的均值, 反映其亮度信息; σ_x 为 x 的方差, 反映其对比度信息; σ_{xy} 为 x, y 的相关系数, 反映结构信息的相似性。则 x, y 的相似性测度为:

$$\text{SSIM}(x, y) = [l(x, y)]^\alpha \cdot [c(x, y)]^\beta \cdot [s(x, y)]^\gamma \quad (4)$$

其中, $\alpha > 0, \beta > 0, \gamma > 0$ 。

利用结构相似度理论, 计算不同方向子带对于测试图像的贡献, 则各子带的贡献度定义为:

$$c_d = \frac{1}{\sum_{d=1}^J ssim(y, z_d)} ssim(y, z_d) \quad (5)$$

其中, J 为 NSCT 的分解尺度, z_d 代表方向子带图, c_d 为子带图的贡献度, 采用各个子图的贡献度, 构造具有较好区别性的特征图。图 4 给出了不同光照和表情下的特征。

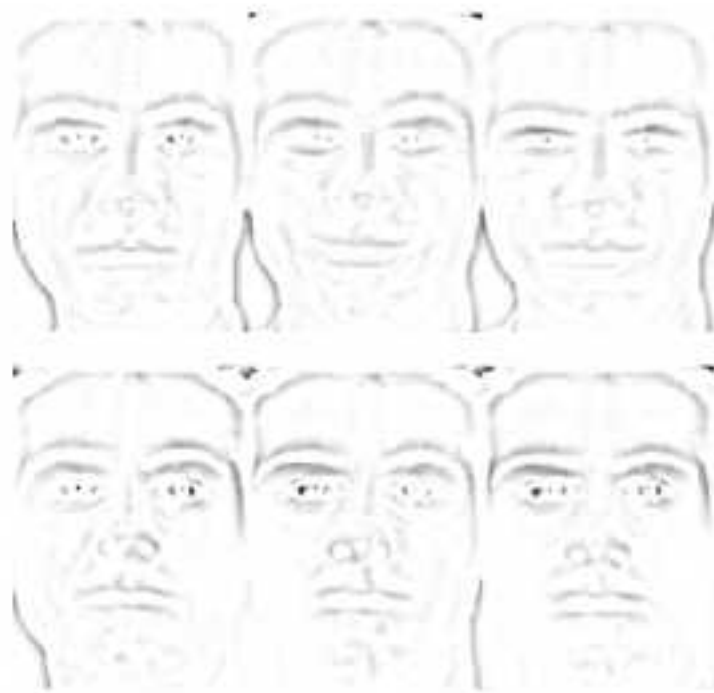


图 4 差异性稀疏表示人脸图

3.3 算法步骤

结合上述的分析, 本文算法具体步骤如下:

1. 利用 NSCT 对测试样本进行稀疏分解, 得到图像低频子图和各个尺度各个方向下的高频子图。
2. 利用式(4)、式(5)计算各个高频子图的贡献度, 利用贡献度对子图进行融合, 构造特征图。
3. 图像差异性特征向量构造, 利用高频子图和低频子图构造特征向量。
4. 解式(1)、式(2), 得到测试样本图像关于训练样本字典的线性相关系数 $\hat{x}$ 。
5. 计算残差 $r_i(y) = \|y - D_i \delta_i(\hat{x})\|_2, i=1, 2, \dots, k$, 将残差最小的类别作为识别的结果。

4 实验结果及性能分析

选用 AR 数据库中的 100 人, 每人 14 幅图像, 这些图像具有不同的光照和表情变化, 选择 7 幅作为训练样本, 剩下的 7 幅作为测试样本。每幅图像为 165×120 像素的灰度图。部分样本如图 5 所示。



图 5 不同表情和光照下的样本图像

在不同维数特征下进行实验, 将本文算法的识别率与鲁棒稀疏分类 (RSC, Robust Sparse Classification) 算法的识别率进行比较, 如表 1 所列, 由表可知, 本文算法比线性回归的分类 (LRC, Linear Regression Classification)^[10]、RSC^[3] 算法, 在不同维数特征下都具有一定的优势, 随着维数增加, 算法识

别率提升并趋于稳定。

表 1 不同特征维数下算法的比较

算法	30	54	120	300
LRC ^[10]	60.6%	65.8%	71.2%	75.2%
RSC ^[3]	66.8%	83.0%	88.6%	93.2%
本文算法	69.5%	85.4%	91.5%	94.7%

为了更好地验证本文算法的适用性, 算法将 Extended Yale B 人脸库作为实验库。Extended Yale B 人脸库包含 38 人在 64 种光照条件和 9 种姿态下获取的人脸图像。表 2 给出几种算法的比较, 本文算法在不同维数特征下都具有一定的优势。

表 2 不同特征维数下算法的比较

算法	30	54	120	300
LRC ^[10]	49.6%	61.9%	71.2%	75.2%
RSC ^[3]	53.8%	67.0%	81.6%	88.2%
本文算法	67.5%	77.4%	88.5%	91.7%

由表 1 和表 2 可知, 本文算法在不同的人脸库下具有较稳定的识别能力。为了进一步说明算法对于训练样本数的要求, 采用不同训练样本数进行实验。将本文的算法与 RSC 算法的识别率进行比较, 将通过多次试验获得的平均值作为结果。表 3 为在固定特征维数不同的训练样本数下, 算法的比较。本文算法利用了差异性特征构造, 提高了算法的鲁棒性。因此, 当训练样本较小时, 本文算法较 RSC 算法的识别率要高出 10% 左右, 同时训练样本数越多, 算法的识别率越高。

表 3 不同训练样本下算法的比较

算法	1	2	3	4	5	6	7
RSC ^[3]	45.0%	60.2%	68.5%	77.1%	79.9%	83.5%	87.0%
本文算法	53.0%	68.9%	80.2%	83.8%	87.1%	90.0%	91.2%

结束语 针对人脸识别特征构造问题, 提出了一种差异性稀疏表示的人脸识别算法, 解决了传统算法针对整幅图像处理的不足。本文在 NSCT 多尺度、多方向及平移不变特征的基础上, 利用不同子带的不同贡献度, 将不同贡献度的子图进行融合, 构造具有稳定的特征, 大大降低图像光照等因素的影响, 使算法具有更好的稳定性。通过大量的实验论证, 本文算法能够保留图像稳定特征, 同时在不同光照和表情下, 具有较好的识别率。

参考文献

- [1] Yang M, Zhang L, Shiu S, et al. Monogenic Binary Coding: An Efficient Local Feature Extraction Approach to Face Recognition [J]. IEEE Trans. on Information Forensics and Security, 2012, 7(6): 1738-1751
- [2] 朱杰, 杨万扣, 唐振民. 基于字典学习的核稀疏表示人脸识别方法[J]. 模式识别与人工智能, 2012, 25(5): 859-864
- [3] Wright J, Yang A, Ganesh A, et al. Robust face recognition via sparse representation[J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 2009, 30(2): 210-227
- [4] Yang Meng, Zhang Lei. Gabor feature based sparse representation for face recognition with gabor occlusion dictionary[C] // Proceedings of the 11th European conference on Computer vision. Crete, Greece, 2010, 448-461

(下转第 202 页)

- likelihood estimate when sampling from a stable distribution [J]. The Annals of Statistics, 1973, 1(5): 948-957
- [33] Andrews B, Calder M, Davis R A. Maximum likelihood estimation for α -stable autoregressive processes[J]. The Annals of Statistics, 2009, 37(4): 1946-1982
- [34] Mittnik S, Rachev S T, Doganoglu T, et al. Maximum likelihood estimation of stable Paretian models[J]. Mathematical and Computer Modelling, 1999, 29(10-12): 275-293
- [35] Aysal T C, Barner K E. Rayleigh-Maximum-Likelihood filtering for speckle reduction of ultrasound images[J]. IEEE Transactions Medical Imaging, 2007, 26(5): 712-727
- [36] Godsill S. MCMC and EM-based methods for inference in heavy-tailed processes with alpha-stable innovations[C] // Proceeding of the IEEE Signal Processing Workshop on Higher-Order Statistics, 1999: 228-232
- [37] Szajnowski W J, Wynne J B. Simulation of dependent samples of symmetric alpha-stable clutter[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2001, 8(5): 151-152
- [38] Givens G H, Hoeting J A. Computational Statistics[M]. Beijing: Posts & Telecom Press, 2008
- [39] Buckle D J. Bayesian inference for stable distributions[J]. Journal of American Statistical Association, 1995, 90(430): 605-613
- [40] Salas-Gonzalez D, Kuruoglu E E, Ruiz D P. Modelling with mixture of symmetric stable distributions using Gibbs sampling[J]. Signal Processing, 2010, 90(3): 774-783
- [41] Lombardi M J. Bayesian inference for α -stable distributions: A random walk MCMC approach[J]. Computational Statistics & Data Analysis-CS&DA, 2007, 51(5): 2688-2700
- [42] Fama E F, Roll R. Parameter estimates for symmetric stable distributions[J]. Journal of the American Statistical Association, 1971, 66(334): 331-338
- [43] Press S J. Estimation of univariate and multivariate stable distributions[J]. Journal of the American Statistical Association, 1972, 67(340): 842-846
- [44] Kuruoglu E E. Density parameter estimation of skewed α -stable distributions[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2001, 49(10): 2192-2201
- [45] Moser G, Zerubia J, Serpico S B. Dictionary-based stochastic expectation maximization for SAR amplitude probability density function estimation[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(1): 188-200
- [46] Bates S, McLaughlin S. The estimation of stable distribution parameters from teletraffic data[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2000, 48(3): 865-871
- [47] Tsihrintzis G A, Nikias C L. Performance of optimum and sub-optimum receivers in the presence of impulsive noise modeled as an alpha-stable process[J]. IEEE Transactions on Communications, 1995, 43(2): 904-914
- [48] 王梓坤. 概率论基础及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 1976
- [49] Xie Hua, Pierce L E, Ulaby F T. Statistical Properties of Logarithmically Transformed Speckle[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(3): 721-727
- [50] Andrews D F, Mallows C L. Scale Mixtures of normal distributions. Journal of the Royal Statistical Society [J]. Series B (Methodological), 1974, 36(1): 99-102
- [51] West M. On scale mixtures of normal distributions[J]. Biometrika, 1987, 74(3): 646-648
- [52] Yu Cheng-pu, Zhangm Ci-shen, Xie Li-hua. A multiplicative Nakagami speckle reduction algorithm for ultrasound images[J]. Multidimensional Systems and Signal Processing, 2012, 23(4): 499-513
- [53] Kuruoglu E E, Molina C, Fitzgerald W J. Approximation of α -stable probability densities using finite Gaussian mixtures[C] // The 9th European Signal Processing Conference: Theories and Applications. Rhodes, Greece, 1998: 989-992
- [54] Jakeman E, Pusey P N. Significance of K distributions in scattering experiments[J]. Physical Review Letters, 1978, 40: 546-550
- [55] Salas-Gonzalez D, Kuruoglu E E, Ruiz D P. Finite mixture of α -stable distributions [J]. Digital Signal Processing, 2009, 19(2): 250-264
- [56] Sangston K J, Gerlach K R. Coherent detection of radar targets in a non-Gaussian background[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1994, 30(2): 330-340
- [57] Achim A M, Kuruoglu E E, Zerubia J. SAR image filtering based on the heavy-tailed Rayleigh model[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(9): 2686-2693
- [58] Koziak R J, Sadler B M. Maximum-likelihood array processing in non-Gaussian noise with Gaussian mixtures[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 48(12): 3520-3535
- [59] 白静, 侯彪, 王爽, 等. 基于提升 Direction-let 域高斯混合尺度模型的 SAR 图像噪声抑制 [J]. 计算机学报, 2008, 31(7): 1234 - 1241
- [60] 李旭涛, 王首勇, 金连文. 应用 Alpha 稳定分布对雷达杂波的辨识 [J]. 电子与信息学报, 2008, 30(9): 2042-2046
- [61] Kuruoglu E E, Zerubia J. Skewed alpha-stable distributions for modeling textures [J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(1): 339-348
- [62] Tsionas E G. Monte carlo inference in econometric models with symmetric stable disturbances [J]. Journal of Econometrics, 1998, 88(2): 365-401

(上接第 180 页)

- [5] 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
- [6] Li Hong-jun, Zhao Zhi-min, Yu Xiao-lei. Grey theory applied in non-subsampling Contourlet transform[J]. IET Image Processing, 2012, 6(3): 264-272
- [7] 杨萌, 张弓. 自适应超完备字典学习的 SAR 图像降噪 [J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(4): 596-602
- [8] 李洪均, 谢正光, 李蕴华, 等. 图像字典的盲构造算法 [J]. 光电子·激光, 2013, 24(9): 1825-1831
- [9] Wang Z, Bovik A C. A universal image quality index[J]. IEEE signal Processing Letters, 2002, 9(3): 81-84
- [10] Naseem I, Togneri R, Bennamoun M. Linear regression for face recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(11): 2106-2112