

结合 DCT 和 WT 的多分类器融合的光照人脸识别

冯浩^{1,2}, 陈勇¹, 王宪保¹

FENG Hao^{1,2}, CHEN Yong¹, WANG Xian-bao¹

1. 浙江工业大学 信息工程学院, 杭州 310032

2. 嘉兴学院, 浙江 嘉兴 314001

1. College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310032, China

2. Jiaxing University, Jiaxing, Zhejiang 314001, China

E-mail: zjhzhf@126.com

FENG Hao, CHEN Yong, WANG Xian-bao. Fusion of classifiers for face recognition under varying lighting using Discrete Cosine Transform and Wavelet Transform. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(8): 153-155.

Abstract: In order to improve the performances of face recognition under non-uniform illumination conditions, a face recognition method combining illumination compensation with features extraction robust to change in lighting is proposed. Firstly, the original images are pre-processed by illumination compensation using Discrete Cosine Transform (DCT) in the logarithm domain. Secondly, cubic spline dyadic wavelet is applied to extract an approximation subband and three detail subbands which are robust to illumination variations. And then, 2DLDA is used to reduce dimension and four classifiers are constructed. At last, the result can be obtained by fusion of four classifiers. The proposed algorithm is tested on CAS-PEAL and YaleB face databases, and achieves 83.91% and 100% recognition rate respectively. The experiments prove that the proposed method is robust to varying lighting conditions.

Key words: Discrete Cosine Transform (DCT); wavelet transform; illumination compensation; fusion of classifiers

摘要: 为进一步提高各种光照条件下的人脸识别精度, 提出了一种将光照补偿和光照不变特征提取相结合的人脸识别方法。算法先应用对数域 DCT 进行光照补偿; 然后, 用三次样条二进小波分解提取一个低频子图 and 三个对光照变化鲁棒的边缘细节子图; 接着, 用二维线性判别分析进行特征降维并构造四个分量分类器; 最后, 通过多分类器融合规则进行融合分类。该文算法在 CAS-PEAL 人脸库光照子集上的实验达到了 83.91% 的识别率, 在 YaleB 人脸库上则实现了 100% 的识别率, 实验结果证明了该文算法对光照变换具有较好的鲁棒性。

关键词: 离散余弦变换; 小波变换; 光照补偿; 多分类器融合

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2010.08.043 **文章编号:** 1002-8331(2010)08-0153-03 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP391.41

1 前言

近些年, 人脸识别研究已取得了很大的进展, 许多好的人脸识别算法被相继提出^[1]。但有研究^[2]表明: 许多人脸识别算法在光照和姿态影响较大时识别效果不佳, 尤其当光照变化较大时, 许多算法的性能呈现急剧下降的现象。因此, 研究对光照鲁棒的算法已成为人脸识别的一个重要内容。

目前, 在人脸识别中解决光照问题的方法可以分为以下三类: 第一类是光照预处理的方法, 即通过对人脸图像进行光照预处理, 减少或归一化光照对人脸图像的影响。常用的方法包括 Gamma 校正、直方图均衡化、自适应直方图均衡化以及对数变换和对数域 DCT 光照补偿等方法。特别是对数域 DCT 光照补偿^[3]方法, 在人脸图像的对数域图像中进行 DCT, 然后丢弃部

分低频的 DCT 系数, 由于光照变化主要影响的是低频部分, 因此丢弃低频 DCT 系数相当于对光照变化作了补偿, 已证明该方法对光照变化具有较好的鲁棒性。第二类是提取光照不变特征的方法, 这类方法又可以分为基于人脸图像的方法和基于人脸边缘特征的方法。基于图像的方法典型的有特征脸、Fisher 脸以及熵图像等方法。而基于边缘特征的方法常见的有 edge maps、二维 Gabor 滤波等方法。最近 Yong 等^[4]提出的用样条二进小波提取对光照鲁棒的边缘细节特征的方法也属于这一类方法, 该文认为: (1) 二进小波能够应用 MALLAT 算法分解; (2) 样条二进小波不同于正交、双正交小波, 其应用 MALLAT 分解得到的边缘细节子带图像具有很好的边缘特性; (3) 用实验证明了边缘细节子带图像的有效融合对光照变化具有较好

基金项目: 国家自然科学基金(the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60871093)。

作者简介: 冯浩(1956-), 男, 博士生导师, 教授, 主要研究方向: 神经网络; 陈勇(1977-), 男, 博士生, 讲师, 主要研究方向: 小波应用, 模式识别; 王宪保(1977-), 男, 博士生, 讲师, 主要研究方向: 神经网络, 模式识别。

收稿日期: 2009-11-03 **修回日期:** 2009-12-21

的鲁棒性。第三类是对光照变化进行人脸建模的方法,典型的包括光照锥^[5]和 9D 线性子空间^[6]等方法。

以上三类方法从不同的机理去解决人脸识别中的光照问题,在一定的条件下均有不错的效果。但每一类方法在实际应用中均存在着一些问题,比如光照预处理方法单独使用时效果有待提高;提取光照不变特征的方法实际上只能提取对光照变化相对鲁棒的特征,Adini 等^[7]已经证明,没有任何表示方法能克服光照方向的变化,即提取完全的光照不变的特征是不可能的。而基于人脸模型方法又往往需要较多的样本数量,这在很多应用中是难以满足的。因此,研究不同方法的结合有望取得更好的效果,比如最近 Franco 等^[8]提出结合对数域 DCT 光照补偿和小波分解高频边缘特征的多分类器融合人脸识别算法。该算法融合 3 个分类器,其中 1 个分类器主要用对数域 DCT 光照补偿来获取特征并进行训练,另外 2 个分类器则由小波分解后得到的两幅边缘细节子带图像来获取特征并进行训练。

受文献[8]的启示以及结合文献[4]关于三次样条二进小波提取光照鲁棒特征的思想,提出了一种结合对数域 DCT 光照补偿和基于三次样条二进小波变换提取光照鲁棒特征的人脸识别方法。算法先应用对数域 DCT 进行光照补偿,然后用三次样条二进小波分解提取 1 个低频子图和 3 个对光照变化鲁棒的细节子图,接着用二维线性判别法进行特征降维并构造 4 个分量分类器;最后,通过多分类器融合规则进行融合分类。算法在 CAS-PEAL 人脸库光照子集上的实验最高达到了 83.91% 的识别率,在 YaleB 人脸库上则实现了 100% 的识别率,实验证明了该文算法对光照变换具有较好的鲁棒性。

2 算法和关键步骤介绍

2.1 算法总体框架

算法总体框架如图 1 所示,其具体步骤介绍如下:

(1)根据人脸两眼的位置对图像进行剪切和大小归一化。
(2)对归一化图像进行对数域 DCT 光照补偿,选取合适的 D_{th} 。

(3)用三次样条二进小波对经光照补偿的图像进行适当层数的分解,得到最后一层分解的 1 个低频子带图像 LL 和水平、垂直、对角线 3 个方向的细节子带图像 LH 、 HL 和 HH 。

(4)4 个子图分别经 2DLDA 投影后产生 4 个特征向量 A 、 B 、 C 和 D 。

(5)4 个特征向量 A 、 B 和 C 分别正规化,使得 A 、 B 、 C 和 D 均具有零均值和单位方差。

(6)构造 4 个分量分类器,并用多分类器融合规则融合 4 个分类器。

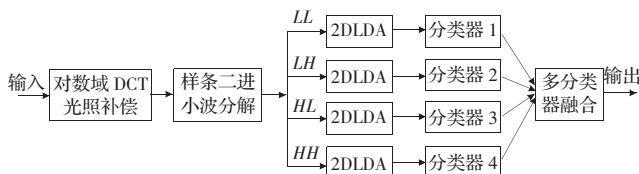


图 1 该算法框架图

2.2 对数域 DCT 光照补偿

人脸灰度图像 $f(x,y)$ 可以看成是反射分量 $r(x,y)$ 和光照分量 $e(x,y)$ 的乘积,即:

$$f(x,y)=r(x,y)e(x,y)$$

对上式两边取对数,得:

$$\log f(x,y)=\log r(x,y)+\log e(x,y)$$

通过取对数后,原来空间域中的相乘关系变成了对数域中的相加关系。

假定理想的均匀光照分量为 $e'(x,y)$, 在理想光照下的灰度图像为 $f'(x,y)$, 则:

$$\begin{aligned} \log f'(x,y) &= \log r(x,y) + \log e'(x,y) = \\ & \log r(x,y) + \log e(x,y) - \varepsilon(x,y) = \\ & \log f(x,y) - \varepsilon(x,y) \end{aligned}$$

其中 $\varepsilon(x,y)=\log e(x,y)-\log e'(x,y)$, 这样在对数域中减去一项 $\varepsilon(x,y)$, 相当于在空域中实现了光照补偿, 即 $f'(x,y)=r(x,y) \times e'(x,y)$, 因此可把 $\varepsilon(x,y)$ 称为光照补偿项。另外, 对数变换可以通过扩大较暗部分像素的值从而起到图像增强的作用, 所以, 在受光照影响较大时直接在对数域进行特征提取往往会取得较好的结果。

离散余弦变换(DCT)可以将图像从空域转换到频域, 而光照变化主要影响的就是低频部分, 这样通过选择适当的参数 D_{th} 即丢弃一定的低频 DCT 系数这一简单操作就可以有效实现光照补偿。文献[3]已经在实验上验证了该方法对光照变化具有很好的鲁棒性。

2.3 小波变换

小波变换按照连续性可以分为连续小波变换、离散小波变换以及二进小波变换, 目前在人脸识别领域, 使用最为广泛的是离散小波变换和连续小波变换, 离散小波变换典型的应用是用某一正交或双正交小波用 MALLAT 算法进行分解, 取低频子带作为原始人脸图像的近似表达, 然后进行下一步处理, 如频谱熵算法^[9]和小波变换+PCA^[10]算法等。人脸识别中连续小波的应用主要是基于 Gabor 小波, 比如弹性图匹配算法^[11]和 GFC^[12]算法。已经证明离散小波变换和连续小波变换在人脸识别应用中都已取得了很好的应用效果。

二进小波是连续小波变换与离散小波变换的折中, 它只对尺度参数进行离散化, 而在时域上仍保持平移量的连续变化, 因此二进小波仍具有连续小波变换的平移不变性, 这是它有别于离散小波变换的独特优点, 同时二进小波的实际应用场合, 通常选择的小波是某一平滑函数的导数如高斯函数和三次 B 样条函数, 因此二进小波往往还具有紧支撑性和对称性等特点, 所以二进小波常被应用于图像去噪、边缘检测、故障检测等领域, 并具有较好的应用效果。

最近, 文献[4]提出了基于三次样条二进小波变换的人脸识别, 使用分解后的边缘细节子带图像作为初始特征表达, 并在实验上证明了细节子带图像具有较好的光照鲁棒性, 在受光照影响情况下, 单独使用边缘细节子带图像的识别率甚至高于单独使用低频子带图像的识别率。另外当有效融合边缘细节子带的特征后取得了更好的识别效果。

2.4 多分类器融合

假设有 C 类人脸模式, N 个不同的样本, 共有 L 个不同的分类器, 对于某一待识别的人脸模式 X , 每个分类器的输出为 $R_m(m=1, 2, \dots, L)$ 。假定 C 类人脸模式出现的先验概率为 $P(X_n)(n=1, 2, \dots, C)$ 相等, 则根据贝叶斯理论, 待识别人脸模式 X 将被识别为后验概率最大的第 n 类模式 X_n :

$$n=\arg\left(\max_{i=1,2,\dots,C} P(X_i|R_1, R_2, \dots, R_L)\right)$$

文中 $L=4$, 即共使用了 4 个分类器。对每个分类器, 均计算待识别模式特征 Y 与所有样本模式特征 $Y_i(i=1, 2, \dots, N)$ 之间

的欧氏距离 $e_i = \|Y - Y_i\|$, 并用欧氏距离估计后验概率:

$$P(X_i | R_m) = \frac{1/e_i^2}{\sum_{k=1}^N (1/e_k^2)}$$

多分类器融合方法常见的是采用和、乘、最大、中值、最小以及投票等规则^[13], 文中采用的是乘法规则。可以进一步假定 L 个分类器是相互独立的并且认为后验概率是在先验概率附近变化, 这时可推知在采用乘规则情况下, 最终待识别人脸模式 X 的分类策略如下式所示:

$$n = \arg \left(\max_i \prod_{m=1}^L P(X_i | R_m) \right)$$

即待识别人脸模式 X 将被识别为多个分类器后验概率乘积最大的第 n 个样本所对应的这类模式 X_n 。

3 实验

3.1 人脸库和预处理

实验使用 CAS-PEAL 共享人脸库和 YaleB 人脸库。CAS-PEAL 人脸库共包含 1 040 个人, 总计 30 900 幅图像, 分为正面图像子库和姿态人脸子库, 其中正面人脸子库又被分为表情变化、光照变化、饰物变化、背景变化、距离变化和时间跨度变化等 6 个子集。CAS-PEAL 人脸库的光照子集有 233 个人, 每人有 9 幅到 30 幅图像, 实验中选用 CAS-PEAL 光照子集中每人相等的 9 幅图像, 即共 $233 \times 9 = 2 097$ 幅人脸图像。YaleB 人脸库共有 10 人, 每人 9 种姿态、64 种光照, 共计 5 760 幅人脸, 文中选用正面姿态下共 640 幅图像进行实验。图像根据光照的入射角度不同又可分为 5 个子集, 分别称为子集 1 到子集 5。

实验中的预处理是先根据人眼的中心位置进行剪切, 然后进行大小归一化。 D 表示两眼之间的水平距离, 3 个参数 hD 、 tD 、 bD 分别取 0.9、0.8 和 2.0, 剪切后归一化为 128×128 大小的人脸图像, 剪切方式和预处理结果见图 2。



图 2 剪切方式和结果图示

3.2 实验结果

对 CAS-PEAL 人脸库, 共实验了 6 个不同的算法, 每次实验选用前 2 至 5 幅图像作为训练图像, 其余图像为测试图像。

算法 1 是先对图像进行直方图均衡预处理, 然后为降低维数采用 4 下采样, 再用标准主分量分析方法, 实验结果见表 1 所示; 算法 2 是用对数域 DCT 进行光照补偿^[9], 用 4 下采样后

进行主分量分析。实验中主分量个数均取为 $N-1$, N 为训练图像数, 算法 3 在实验中当 $D_{th}=4$ 时具有最好的结果。算法 3 对算法 2 进行改进, 用二维线性判别分析代替主分量分析, 其中 2DLDA 取 10 维, 实验的平均识别率比算法 2 的 62.78% 提高到了 66.39%。算法 1 至算法 3 的实验结果均作为该文实验的比较基准数据。

算法 4 是在对数域 DCT 光照补偿的基础上结合小波变换光照不变特征提取方法, 即归一化图像先进行对数域 DCT 光照补偿, 再用三次样条二进小波进行二层小波分解, 取最后一层分解的 1 幅低频概貌子图 LL 和 3 幅边缘细节子图 LH 、 HL 和 HH , 然后将 4 幅子图进行特征串接融合, 即:

$$V = (LL^T, LH^T, HL^T, HH^T)^T$$

其中, T 表示矩阵转置。对融合的特征 V 进一步用 PCA 进行降维, 并用最近邻法进行分类。算法 5 则用二维线性判别分析代替算法 4 中的 PCA 分析。算法 4 和算法 5 实验中当 $D_{th}=3$ 有最好的结果, 2DLDA 取 10 维, 实验的平均识别率分别提高到了 74.14% 和 75.37%。

最后, 对该文算法进行实验测试, 实验中当使用乘法规则时具有最好的效果。识别率均有了进一步的提高, 当训练图像数为 5 幅时识别率达到了 83.91%, 算法的平均识别率也达到 77.44%, 比算法 5 提高了 2.07%, 比基准的算法 1、算法 2 和算法 3 分别提高了 26.16%、21.13% 和 17.52%。

针对 YaleB 人脸库, 对该文的算法也进行了测试。首先, 用子集 1 作为训练集(每人共有 7 幅图像), 子集 2 至子集 5 均作为测试集。对测试的子集 2 到子集 5 均取得 100% 的识别率。进一步, 实验用子集 1 中的 2 至 6 幅图像作为训练集, 其他图像作为测试集, 所有实验均取得了 100% 的识别率, 即仅使用子集 1 中的 2 幅图像作为训练图像时, 算法已可实现 100% 的识别率。

4 结论

对人脸识别中解决光照问题各类方法进行分析的基础上, 提出了结合对数域 DCT 光照补偿和三次样条二进小波变换的多分类器融合人脸识别方法。在 CAS-PEAL 人脸库和 YaleB 人脸库中的实验结果表明: 该文提出的用多分类器融合多种不同机理的光照鲁棒的方法对光照变换具有更强的鲁棒性。

参考文献:

- [1] Abate A F, Nappi M, Riccio D, et al. 2D and 3D face recognition: A survey[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28: 1885-1906.
- [2] Gao Wen, Cao Bo, Shan Shi-guang, et al. The CAS-PEAL large-scale Chinese face database and baseline evaluations[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part A: System and Humans, 2008, 38(1).
- [3] Chen Wei-long, Meng Joo Er, Wu Shi-qian. IEEE illumination compensation and normalization for robust face recognition using discrete cosine transform in logarithm domain[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part B: Cybernetics, 2006, 36(2): 458-466.
- [4] Chen Yong, Feng Hao, Wang Xian-bao, et al. Face recognition using cubic B-spline wavelet transform[C]. 2008 Pacific-Asia Workshop on Computational Intelligence and Industrial Application, PACIA 2008, 2008, 1: 360-365.

表 1 在 CAS-PEAL 人脸库上的实验结果和比较 (%)

序号	算法名称	识别率				平均识别率
		2	3	4	5	
1	HE+PCA	47.76	44.78	51.42	61.16	51.28
2	NormDCT+PCA	56.90	57.65	64.98	71.57	62.78
3	NormDCT+2DLDA	59.78	59.51	69.44	76.82	66.39
4	NormDCT+3B+PCA	70.08	72.17	75.97	78.33	74.14
5	NormDCT+3B+2DLDA	69.96	70.96	79.66	80.90	75.37
6	该文算法	72.10	72.96	80.77	83.91	77.44