

基于血流图的小波域分块 DCT+FLD 红外人脸识别方法

谢志华^{1,2} 伍世虔¹ 方志军¹

(江西财经大学信息管理学院 南昌 330013)¹

(江西科技师范学院光电子与通信重点实验室 南昌 330013)²

摘 要 为了从生物特征角度同时结合人脸的局部特征和整体特征提高红外人脸的识别性能,提出了一种基于血流图的小波域分块 DCT+FLD(Fisher 线性判别)红外人脸识别方法。首先利用血流模型把温谱图转换成血流图,然后用小波变换对人脸血流图像做两级小波分解,再对低频子带进行分块并对每个分块进行 DCT 变换,提取部分变换后的系数作为子块的特征值,对这些子块的特征值构成的组合特征值从整体上做 Fisher 线性分析,得到特征子空间,最后根据欧氏距离和三阶近邻分类器进行识别,得到最终的识别结果。实验表明,同基于传统 PCA+FLD, DCT+FLD 以及 DWT+PCA+FLD 方法相比,所提出的方法得到了更好的识别效果。

关键词 Fisher 线性判别(FLD),血流图,离散余弦变换(DCT),红外人脸识别

Infrared Face Recognition Method Using Blood Perfusion and Sub-block DCT+FLD in Wavelet Domain

XIE Zhi-hua^{1,2} WU Shi-qian¹ FANG Zhi-jun¹

(School of Information Technology, Jiangxi University of Finance and Economics, Nanchang 330013, China)¹

(Key Lab of Optic-Electronic and Communication, Jiangxi Sciences and Technology Normal College, Nanchang 330013, China)²

Abstract To get the good performance of infrared face recognition from the biological feature and Combine the local and whole character, a novel method based on based for infrared face recognition was developed. A new method based on FLD for feature extraction was presented combing blood perfusion and block DCT in wavelet domain was proposed. Firstly, thermal images were converted into blood perfusion domain by blood perfusion model to obtain consistent facial images without effect of ambient variations. Secondly blood perfusion data were decomposed using two scales' discrete wavelet transform. Then, the component of low frequency sub-bands was partitioned into sub-blocks, to which the DCT was further applied. The FLD was applied to the global features combined by the extracted coefficients from all sub-blocks in DCT domain. Finally, Euclidean distance and the 3-NN classifier were utilized in recognition. The experiments conducted illustrate that the method proposed in this paper has better performance compared with traditional PCA, PCA+FLD in thermal images.

Keywords FLD, Blood perfusion, DCT, Infrared face recognition

人脸识别技术,由于具有直观性、被动性和非侵犯性,是当今生物识别技术中最为活跃的一个领域之一。美国 Mikos 公司的 Prokoski 博士于 1992 年最早提出用红外进行人脸识别的技术,相对于可见光的人脸识别技术,红外人脸识别技术可以在光照条件变化、人脸姿态变化、人脸表情、化妆、照片欺诈等条件下获得更好的识别率^[1,6,8]。在人脸图像识别中,主元分析(Principal Component Analysis, PCA),又称特征脸方法,被认为是最成功的线性鉴别分析方法之一,目前仍然被广泛地应用在人脸等图像识别领域。对于红外人脸图像,最近华顺刚等人^[4]在 PCA 特征提取的基础上进行 FLD 分析,从统计角度提高了 PCA 特征的鉴别能力,提高了识别性能。PCA 分析和 FLD 分析都是从统计角度来进行特征的提取,没有考虑到人脸内在特征信息,而且 PCA 方法的目的是在最小均方差意义下寻找最能代表原始数据的投影,它本身可能

会损失一些具有鉴别能力的局部特征^[7]。

本文提出一种基于血流图的小波域分块 DCT+FLD 的人脸识别方法。首先根据文献^[8]提出的血流模型,把温谱图转化为血流图从而减少外部环境对人脸图像的影响,以得到更为稳定的人脸特征。然后对血流图进行小波变换,小波变换具有多分辨率分析的特点,在时域和频域都具有表征信号局部特征的能力,可以聚焦到信号的任意细节^[9],因此,小波分析被誉为“数学显微镜”。血流图经过小波变换后,其低频部分保留了绝大部分信息和能量,同时,在图像的敏感位置,小波变换后生成的特征矢量模相对较大,这些特点均有利于人脸的识别。为了能够获得局部和全局的信息,本方法把小波变换后的低频子带进行分块,对每个子块进行 DCT 变换,该变换具有很强的压缩性能,能够用较少的系数表征较多的信息,从而可以对特征值进行一定程度的降维,然后把子块的

到稿日期:2009-03-14 返修日期:2009-05-14 本文受国家自然科学基金(60665001)和江西省教育厅科技项目(GJJ09296)资助。

谢志华(1977-),男,讲师,主要研究方向为模式识别等, E-mail: xie_zhihua@yahoo.com.cn; 伍世虔(1964-),男,教授,主要研究方向为模式识别等; 方志军(1970-),男,教授,主要研究方向为图像处理等。

特征值按照子块在整块的位置组合,得到组合特征值,再对组合特征值进行 FLD 线性分析。与 PCA+FLD 方法相比,本方法同时利用了血流图的局部特性和整体特性,得到了更具判别性能的特征子空间。实验结果表明,相对于传统的识别方法,本方法具有更好的识别性能。

1 人脸血流模型

为了得到稳定、一致的人脸特征,提高红外人脸识别系统在不同环境下的性能,文献[8]提出了一个人脸的血流模型,如图 1 所示。该模型的作用就是把易受外部环境影响的温度信息(温谱图)转为人体的生物信息(血流图),并以此生理数据用于人脸识别。根据该模型可得到下面的血流计算公式^[8]:

$$w = w_{tr} = \frac{\epsilon \sigma (T_s^4 - T_e^4) + AK_d d^{3M-1} (\text{Pr} g b / n^2)^M (T_s - T_e)^{M+1} - K_s (T_c - T_s) / D - 4.186}{\alpha c_b (T_a - T_s)} \quad (1)$$

其变量物理含义为: T_a 为动脉温度, T_e 为环境温度, T_s 为皮肤温度。其参数取值如下: $c_b = 3.78 \times 10^3 \text{ J} \cdot \text{Kg}^{-1} \cdot \text{K}^{-1}$, $T_a = T_c = 312.15 \text{ K}$, $k_s = 0.2 \text{ W} \cdot \text{M}^{-1} \cdot \text{K}^{-1}$, $k_f = 0.024 \text{ W} \cdot \text{M}^{-1} \cdot \text{K}^{-1}$, $\sigma = 5.67 \times 10^{-8} \text{ W} \cdot \text{M}^{-2} \cdot \text{K}^{-4}$, $\alpha = 0.8$, $\nu = 1.56 \times 10^{-5} \text{ M}^2 \cdot \text{S}^{-1}$, $A = 0.27$, $M = 0.25$ 。式(1)计算比较复杂,为了便于分析,对式(1)进行近似^[8],可以得到如下简化模型:

$$w = \frac{\epsilon \sigma (T_s^4 - T_e^4)}{\alpha c_b (T_a - T)} \quad (2)$$



图 1 温谱图与对应的血流图

从简化模型可以看出,血流图不仅反映了温谱图的特征,而且还反映了 $T_a - T$ 的特征,其实 $T_a - T$ 就决定了动脉和皮肤表面之间组织的人脸生理特征,所以从这点来说血流图提取了人脸的生理特征,可以提高识别率。对简化血流模对 T 求导得到血流变化率:

$$\frac{dw}{dT} = 4 \frac{\epsilon \sigma (4T_s^3 T_e - 3T_s^4 - T_e^4)}{\alpha c_b (T_a - T)^2} \quad (3)$$

dw/dT 表示血流变换后,温谱的变化对血流变化的影响,不同类的人脸对应点温度 T 的变化是区别不同类的主要依据,主要贡献为对类间距离的影响。同时,考虑到温谱值变换到血流值本身就会有一定的增益。为了归一化,定义 $WR = \frac{dw/dT}{w/T}$, 表示血流变换前后对类间距离的影响,代入式(2)、式(3)得:

$$WR = \frac{(4T_s^3 T_e - 3T_s^4 - T_e^4) T}{(T_a - T)^2 (T_s^4 - T_e^4)} \quad (4)$$

在一般情况下^[8], $T_a \approx T$, $T_e = 312.15 \text{ K}$, $T \geq 300 \text{ K}$ 。

$$WR \approx \frac{(4T_s^3 T - 3T_s^4 - T_e^4) T}{(T_a - T)^2 (T_s^4 - T_e^4)} = \frac{T}{(T_a - T)^2} \geq 2.2$$

从图 2 可以看出, WR 随着温谱 T 是单调递增的,一般情

况下都大于 1,而且当 T 与 T_e 比较接近时(一般情况下满足), WR 与环境温度 T_e 无关,基本消除了环境对识别的影响。从识别的角度来说,经过血流图的变换,可以大大增加类间距,提高识别率。另外,可以看出血流图是人体皮肤下面血管的生物特征,外界环境不会直接对血流产生影响,相对来说比较稳定,从这点来说,血流图的变换可以减小类间距,更进一步提高识别的效果。总结以上两方面可以得出血流图的转换,可以增加样本之间类间距和类内距的比值。

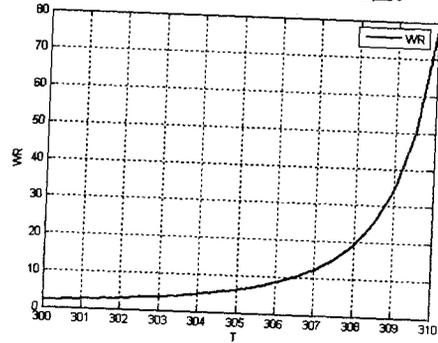


图 2 WR 与 T 的关系图

清华大学王永鑫等人提出了类内距和类间距的评价方法,基本思想是基于样本之间的相似度和样本之间的匹配误差。本文在实验中,设有 C 个类,第 i 类有 N_i 个样本, X_{ij} 为第 i 类的其中一个样本,定义近似类间距和类内距如下:

$$D_b = \sum_{i=1}^C \frac{N_i}{N} \|(\bar{X}_i - \bar{X})\| \quad (5)$$

$$D_w = \sum_{i=1}^C \frac{N_i}{N} \sum_{j=1}^{M_i} \frac{1}{M_i} \|(\bar{X}_{ij} - \bar{X}_i)\| \quad (6)$$

其中, \bar{X}_i 为第 i 类的均值样本, \bar{X} 为所有样本的均值样本, $\|X\|$ 表示 X 的范数,那么类间距和类内距的比值(RD)近似为:

$$RD = \frac{\sum_{i=1}^C \frac{N_i}{N} \|(\bar{X}_i - \bar{X})\|}{\sum_{i=1}^C \frac{N_i}{N} \sum_{j=1}^{M_i} \frac{1}{M_i} \|(\bar{X}_{ij} - \bar{X}_i)\|} \quad (7)$$

采用了不同的样本数进行实验, RD 的实验结果如表 1 所列。

表 1 不同样本 RD 结果

总样本(类样本/类内样本)	温谱图	血流图
500(50/10)	1.44	2.25
400(40/10)	1.42	2.32
300(30/10)	1.35	2.06
200(20/10)	1.16	1.95

从实验结果可以看出,转换成血流图后,在样本取 500 (50/10)时,温谱图的 RD 为 1.44,而对应的血流图为 2.25;在样本取 400(40/10)时,温谱图的 RD 为 1.42,而对应的血流图为 2.32,近似 RD 的值有较大的提高,而且增加的大小基本保持不变。

2 用于血流图和小波域分块的 DCT+FLD 方法

PCA 和 FLD 是分析人脸识别中最重要的基于统计特性的子空间方法, Fisher 线性判别分析在人脸识别中的一个主要问题就是所谓的零空间问题^[2,5],类内离散度矩阵不可逆。而 PCA 方法降维与 Fisher 线性判别分析的结合,主要是缓解了 Fisher 线性判别分析的小样本问题(零空间问题)^[2,3]。

PCA 和 FLD 线性判别分析都是从统计意义的角度来进行特征空间的提取,没有考虑到人脸本身的内在特征和局部特性,本方法在降维时用二级小波变换的方法滤掉血流图高频信息,从而可以对原始图像进行有效的降维,提高运算效率。由于低频子图像刻画的是人脸的不变特征,有较好的稳定性,包含与识别无关的信息少,因此小波变换后的低频子图像可以代替原始人脸图像。为了突出局部特征对识别的贡献,对低频子图像进行分块特征特取,对每个子块进行 DCT 变换,提取部分 DCT 系数作为识别特征。本文选取了低频子图像 LL2 作为人脸特征提取的对象,从而获得每幅训练样本的低频子图像,然后对每幅训练样本的低频子图像进行分块。假设训练样本 X 的 LL2 块 A 的大小为 $m \times n$,把 A 分成 $p \times q$ 模块矩阵(同线性代数中矩阵的分块类似),即:

$$A = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} & \cdots & A_{1q} \\ A_{21} & A_{22} & \cdots & A_{2q} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ A_{p1} & A_{p2} & \cdots & A_{pq} \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中,每个子图像矩阵 A_{ij} 是 $m_1 \times n_1$ 矩阵, $pm_1 = m, qn_1 = n$,然后对所有子块 A_{ij} 进行二维 DCT 变换,从而获得子块 DCT 变换后的系数。理论上说,DCT 变换的系数个数与图像的大小相等。由前面分析可知,图像进行 DCT 变换后,能量集中在低频部分,系数大的集中在左上角,系数过多往往会带来一些无关的信息,因此本文只取每一块的一定数量的 DCT 系数作为特征值,并存放在数据库中,采用“之”字型顺序来提取变换后的系数。降维后,考虑到已经提取出局部特征信息,为了充分利用整体特征值,把各个子块的系数按照各个分块的顺序组合,构成组合特征,对整个血流图的组合特征整体做 FLD 线性分析,得到最后的特征值。在识别阶段,本文采用了欧氏距离分类作为判别依据,该函数表达式为:

$$d = \|x - x_i\| \\ = \sqrt{(x_0 - x_{i,0})^2 + (x_1 - x_{i,1})^2 + \cdots + (x_{N-1} - x_{i,N-1})^2} \quad (9)$$

其中, $x = [x_0, x_1, \cdots, x_{N-1}]$ 和 $x_i = [x_{i,0}, x_{i,1}, \cdots, x_{i,N-1}]$ 分别表示测试样本与训练样本的特征空间, N 为保留的 DCT 系数的个数。为了避免分类结果的偶然性,先保留几个距离最小的类,然后再同这几个类中选出一个最终的识别结果。如果选择太少,则可能第一次选择时就排除了真正的识别结果,如果保留太多的类,则会增加计算的复杂度,而且会把过多的错误的结果包含进来。本文通过大量实验得出,保留 3 个最小距离的类比较合适,即“三阶近邻”分类器(3NN)。

3 实验结果与分析

系统所用的是 FLIR 公司生产的 ThermoVisionA40 红外相机。这种相机使用无冷却微辐射热测量传感器,其像素分辨率为 320×240 ,光谱响应频段为 $7.5 \sim 13$ 微米。为准确测出被测对象的表面温度,该设备设有温度自校正功能以消除温漂。其温度敏感度高达 0.08 摄氏度。本数据库中包含 50 个人,每人 20 张照片,共 1000 张照片,这些数据都是在同一条件下采集的,即控制环境温度在 $25.6 \sim 26.3$ 摄氏度左右,每个人都站在照相机前大约 1.5 米的地方。因为眼镜对红外来说是不透明的,所以所有训练样本都没有戴眼镜,但测试样本允许戴眼镜。每幅拍摄图像的原始尺寸大小为 240×320 ,

经过人脸预处理和归一化后图像大小为 80×60 。

把每个人的 10 张图像(不戴眼镜)作为训练样本,其余作为测试样本,共有 500 张图像。经过二级小波分解之后的低频子带的大小为 25×20 ,把子带分成 5×4 个子块,即每个子块的大小为 5×5 ,经过 DCT 变换后,最多可以得到 25 个系数。提取不同个数的系数作为特征进行识别,其识别率如图 3 所示。

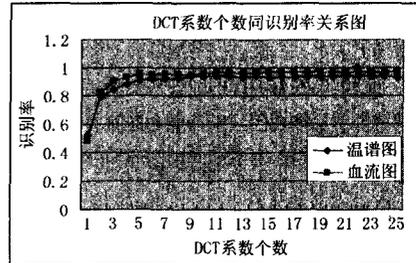


图 3 DCT 系数个数同识别率的关系

从图 3 可以看出,前十个系数基本就包含了绝大部分的有效辨别信息,更多的系数对识别率的提高影响不大。特别值得指出的是,基于血流图的分块 DCT 方法的性能均高于基于温谱图的方法(只取一个系数的情况除外)。

另外,我们还把提出的方法同经典的 PCA 方法、PCA+FLD 方法、DCT+FLD 方法以及 DWT+PCA+FLD 方法进行了比较,其结果如表 2 所列。

表 2 各种方法识别率的比较

方法	识别率
温谱图+PCA	90.3%
血流图+PCA	95.8%
温谱图+PCA+FLD	92.1%
血流图+PCA+FLD	97.6%
温谱图+分块 DCT+FLD	95.2%
血流图+分块 DCT+FLD	98.9%
温谱图+DWT+分块 DCT+FLD	95.2%
血流图+DWT+分块 DCT+FLD	98.9%

从表 2 可以看到,不管选择哪种特征提取方法,基于血流图都比基于温谱图的识别率高,这进一步显示了血流模型的有效性。另外,温谱图+DWT+分块 DCT+FLD 的识别率比温谱图+PCA+FLD 的识别率高 3.1 个百分点;血流图+DWT+分块 DCT+FLD 方法的识别率比血流图+PCA+FLD 方法要高 1.3 个百分点,这些都说明 DWT+分块 DCT 变换是有效的。采用分块 DCT 变换结合 FLD 主要有两大好处:1)DCT 变换的高压缩性能在较小的矩阵中更能充分地体现,可以让绝大部分的能量集中在有限的几个系数上。2)人脸图像中不同的区域都含有一定量的识别信息,直接对整个人脸图像进行 DCT 变换会忽略掉人脸图像的局部信息,而对图像进行分块可以利用各个局部(子块)的判别信息,然后对各个分块组合特征值进行整体 FLD,得到全局的信息,这样就同时利用了人脸温谱图的整体和局部特征信息。

从表 2 还可以看出,利用小波变换基本上不会降低识别率,而从计算复杂度上考虑,降低了处理的维数,可以提高识别的速度。

结束语 本文提出了一种基于血流图和小波域分块 DCT+FLD 的人脸识别方法,该方法把温谱图转到血流域,可以降低外部环境的影响,得到更一致的人脸特征,从而提高

识别率。小波域分块 DCT 得到的特征值可以突出人脸的局部特征,同时为了不丢失整体特征,可对组合特征值进行 FLD 分析。实验结果表明,本文提出的方法比传统的 PCA, PCA+FLD 方法有更好的识别性能。下一步的研究工作主要是基于各个分块自身的内容,自适应选取各个分块的 DCT 系数,以突出有利于识别的特征,削弱一些对识别无用的特征。

参考文献

[1] 李江,郁文贤,匡刚要,等. 红外图像人脸识别方法[J]. 国防科技大学学报,2006,28(2):73-76
 [2] Chen L, Liao H, Ko M, et al. A new LDA based Face Recognition System Which Can Solve the Small Sample Size Problem [J]. Pattern Recognition, 2000, 33(10): 1713-1726
 [3] 成新民,蒋云良,胡文军,等. 基于核的 Fisher 非线性最佳鉴别分析在人脸识别中的应用[J]. 中国图形图像学报,2007,12(8): 1396-1400
 [4] 华顺刚,周羽,刘婷. 基于 PCA+LDA 的热红外成像人脸识别[J]. 模式识别与人工智能,2008,21(2):160-164

[5] Wang Xiaogang, Tang Xiaoou. Dual-space Linear Discriminant Analysis for Face Recognition[C]//Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, USA, 2004
 [6] Socolinsky D A, Selinger A. A Comparative Analysis of Face Recognition Performance with Visible and Thermal Infrared Imagery[C]//Proc. Int. Conf. Pattern Recognition, Canada, 2002
 [7] Chen X, Flynn P J, Bowyer K. PCA - Based Face Recognition in Infrared Imagery; Baseline and Comparative Studies[C]//Proc. IEEE Int. Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures, Nice, France, 2003; 127-134
 [8] Wu S Q, Jiang L J, Xie S L, et al. Infrared Face Recognition by Using Blood Perfusion Data[C]//Proc. Audio- and Video-based Biometric Person Authentication, NY, July 2005; 320-328
 [9] Chien J T, Wu C. Discriminant Waveletfaces and Nearest Feature Classifiers for Face Recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(12): 1644-1649

(上接第 271 页)

同类型的图片合适的 R 阈值截然不同,无法自动设置,所以本文提出了改进方法。首先设定初始阈值 R_0 ,然后排序定量取点,得到合适的 R 阈值,对拼接的后续图像取点,这样便解决了 R 阈值的自动选取问题,并且因为不用排序,速度大大提高。图 3 是一组 280×385 室外拍摄图像序列,对首图像进行所有局部极值点排序,取前 100 个角点的时间是 1.3024s。设定初始阈值 $R_0 = 1000$,然后排序,取 100 个角点的时间是 0.7094s,且得到合适的 R 阈值为 4255.5。这样,根据该阈值对图像后续图像进行角点检测,分别得到 62,66,87,92 个角点,如图 3 所示,单幅图像角点提取的平均时间是 0.5596s。首图像的所有局部极值点有 367 个,经过初始阈值过滤后只剩下 145 个,所以角点提取时间降低。后续图像因为有合适阈值设定不用排序,时间大大减少,提取速度提高了约 57%。对 10 组其他不同类型大小的图像进行实验,本文的改进方法较传统的角点提取方法所用时间平均提高了 61.3% 左右。



图 2 不同类型的图像角点检测示意图



图 3 图像序列角点检测图



图 4 图像序列拼接图

角点提取之后,进行亚像素精确定位,这里使用最小二乘法求解超定方程组的未知参数。然后进行图像匹配拼接,图 4 是对图 3 的图像序列拼接的结果。因为角点经过亚像素定

位,提高了角点匹配和变换模型参数估计的精度,使得拼接结果效果良好,没有错位发生。图 5 是另一个拼接全景图。



图 5 拼接全景图

结束语 本文详细分析了 Harris 角点检测算法的原理及存在的缺点,提出了改进的 Harris 算法。整个过程无需人工干涉,根据首图像自动确定角点提取阈值的方法,操作简单,计算量小,使得角点提取速度提高了 61.3%。改进的梯度算子和亚像素定位使得角点位置更加准确。改进的算法在图像拼接中得到了验证,提高了拼接的实时性和精确度。该算法同样适合于其它图像检测与处理场合。

参考文献

[1] Zitova B, Flusser J. Image registration methods; a survey [J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(11): 977-1000
 [2] 蔡丽欢,廖英豪,郭东辉. 图像拼接方法及其关键技术研究[J]. 计算机技术与发展, 2008, 18(3): 1-4
 [3] 高莹莹,杨建峰,马晓龙,等. 基于 Fourier-Mellin 算法的干涉图像配准[J]. 光学精密工程, 2007, 15(9): 1415-1420
 [4] 付朝霞,韩焱,管波. 基于角点检测的图像镶嵌算法[J]. 光电工程, 2007, 34(5): 126-130
 [5] 王华,王龙山,高金刚,等. 面向汽车车架纵梁检测的序列图像快速拼接算法基[J]. 光学精密工程, 2008, 16(3): 531-536
 [6] 张红颖,张加万,孙济洲. 改进 Demons 算法的非刚性医学图像配准[J]. 光学精密工程, 2007, 15(1): 145-150
 [7] 赵文彬,张艳宁. 角点检测技术综述[J]. 计算机应用研究, 2006, 23(10): 17-19
 [8] 杨莉,张弘,李玉山. 一种快速自适应 RSUSAN 角点检测算法[J]. 计算机科学, 2004, 31(5): 198-200
 [9] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector[C] // Proceedings of the Fourth Alvey Vision Conference, Manchester, UK: Alvey Vision Conference, 1988; 147-151
 [10] 王崑,唐一平,任娟莉,等. 一种改进的 Harris 角点提取算法[J]. 光学精密工程, 2008, 16(10): 1995-2001