

大鱼际掌纹图像特征提取方法研究

朱习军¹, 周兆山², 白秋菊¹, 刘大专¹

(1 青岛科技大学 信息科学技术学院, 山东 青岛 266061; 2 青岛海慈医疗集团呼吸科, 山东 青岛 266033)

摘要: 为了更客观更准确的判断出患者的大鱼际掌纹的级数, 可以采用图像处理技术对大鱼际掌纹进行预处理、特征提取和分类, 以实现大鱼际掌纹的量化与客观识别. 文中提出一种基于改进的二维主成分分析技术(2DPCA)再结合 Gabor 滤波的特征提取方法. 以定位分割并经增强处理的大鱼际掌纹图像为基础, 获得图像的特征矩阵, 作为下一步量化分级的特征输入量. 仿真实验结果表明该方法是适用有效的.

关键词: 大鱼际掌纹; 主成分分析; Gabor 分解; 特征提取

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2011)09-0202-04

Study on Feature Extraction of Thenar Palmprint Image

ZHU Xi-jun¹, ZHOU Zhao-shan², BAI Qiu-ju¹, LIU Da-zhuan¹

(1 College of Information Science and Technology, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266061, China; 2 Qingdao Hiser Medical Group, Qingdao 266033, China)

Abstract: In order to more objectively determine more accurately in patients with thenar palmprint of the series, image processing techniques can be used on the thenar palmprint for preprocessing, feature extraction and classification. This paper presents an improved two-dimensional principal component analysis (2DPCA) combined with Gabor filter feature extraction method. Image processing techniques can be used on the thenar palmprint for preprocessing, feature extraction and classification. The experimental results shows that the method which use combined algorithm can give the best performance.

Key words: thenar palmprint; principal component analysis; Gabor decomposition; feature extraction

1 引言

图像特征是指图像原始的特性或者属性, 每一幅图像都有其自身的特征, 有些是可以通过视觉直接感受到的自然特征, 如亮度、纹理、边缘轮廓或色彩, 而有些需要通过变换才能获得如直方图等. 特征参数展示了某张图像或者某一类图像与其它图像的区别. 因此, 特征参数的提取在图像处理和图像识别中有着极其重要的地位和作用^[1].

医学上可以根据观察大鱼际掌纹来进行诊断治疗, 医者通过观察患者大鱼际掌纹走向、纹间距离、纹沟深浅、纹间相互构成的花纹特征, 根据肉眼观察

及触诊信息, 将大鱼际掌纹分为 4 级^[2].

目前对患者大鱼际掌纹的分级主要是依靠肉眼和触诊, 存在一定的主观性, 为了更客观更准确的判断出患者的大鱼际掌纹的级数, 可以采用图像处理技术对大鱼际掌纹进行预处理、特征提取和分类, 以实现大鱼际掌纹的量化识别. 大鱼际区域是指拇指根部至腕关节中那块肌肉隆起的外侧肌群, 每个人的大鱼际掌纹形态均不相同, 纹理复杂, 而且随年龄的增长大鱼际区域的特征也有相应的变化, 比如变的粗糙、更加高耸等^[3]. 大鱼际掌纹图像的主要纹理特征, 如纹间距离、纹间相互构成的花纹特征等, 是判断其分类的主要依据, 对大鱼际掌纹图像进行图

收稿日期: 2011-01-13; 修回日期: 2011-01-28

基金项目: 国家自然科学基金项目(30873315); 山东省自然科学基金项目(ZR2009GM007); 山东省高校科技计划(J09LG12); 青岛市卫生局科技计划(2009-zyz001)

像处理和特征提取是对大鱼际掌纹量化识别的关键步骤,由于大鱼际掌纹图像的纹理特征不明显,为使得分类更加准确,需要对大鱼际掌纹图像进行增强处理^[3].对增强后的大鱼际掌纹图像再进行 Gabor 变换后的主成分分析特征提取,用以作为大鱼际掌纹图像分类的特征输入量.

2 Gabor 分解

为了研究信号在局部范围内的频率特性,在 1946 年 Dennis Gabor 针对 Fourier 函数的纯频域分析的局限性,在 Gaussian 函数的基础上提出了著名的“窗口”Fourier 变换^[4],即我们现在所研究的 Gabor 变换.相对于传统的 Fourier 变换,Gabor 变换定义如下^[4]:

$$\Psi_f(\omega, b) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{-j\omega t} g_a(t-b) f(t) dt$$

其中, $g_a(t)$ 是形如高斯函数的窗口函数.对于任意给定的 $a > 0$,有

$$g_a(t) = \frac{1}{2\sqrt{2\pi}a} e^{-\frac{t^2}{4a}}$$

对信号的 Gabor 变换是用平移后的窗函数去乘信号本身,然后再对信号本身做傅里叶变换.这样就使得 $\Psi_f(\omega, b)$ 在 $t = b$ 的周围信号 f 的 Fourier 变换局部化,即大部分能量将会处于 $t = b$ 的时间间隔 $[T, T]$ 和频率间隔 $[\Omega, \Omega]$. 其 Gabor 变换将局限在区域 $[T, T]$ 内,而在此之外的空间中, Gabor 因子将逼近于零. Gabor 函数一般采用 Gaussian 函数乘以一个调制函数的形式,因为 Gaussian 函数在时间和频率域中的形式是一致的,所以 Gabor 函数具有很好的局域性.

二维 Gabor 函数同样可以分解为奇函数和偶函数两部分,其表达式分别如下:

$$\Psi(x, y, \sigma, \omega_0)_e = \frac{1}{2\pi\sigma\beta} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{(x-x_0)^2}{\sigma^2} + \frac{(y-y_0)^2}{\beta^2}\right) \cos(\omega_0(x-x_0) + (y-y_0))$$

$$\Psi(x, y, \sigma, \omega_0)_o = \frac{1}{2\pi\sigma\beta} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{(x-x_0)^2}{\sigma^2} + \frac{(y-y_0)^2}{\beta^2}\right) \sin(\omega_0(x-x_0) + (y-y_0))$$

二维的 Gabor 滤波器是在二维 Gabor 函数的基础上构建的,其不仅仅可以像一位 Gabor 函数一样同时获得频率域和时间域的最小不确定性.虽然基函数构不成一个完备正交集,但是 Gabor 滤波器仍然可以看作是一种小波滤波器,同样由于它在频

域和时域有着显著的优势,其被广泛的应用于图像处理中^[4].

Gabor 滤波器的定义是基于 Gabor 小波族的基础之上进行离散处理得到的.通过对标准的 2DGabor 函数进行归一化处理,可以得到 Gabor 滤波器函数的形式,即如下表达式:

$$\Psi(x, y, \theta, \lambda) = \exp\left(-\frac{(x+x_0)^2}{\sigma^2}\right) \cdot \exp\left(\frac{2\pi(x\cos\theta + y\sin\theta)}{\lambda}\right)$$

$$\theta = \frac{\pi}{n}(k-1), k=1, 2, \dots, n$$

其中, λ, θ 分别为正弦波的波长和方向, σ 为高斯包络在 x 和 y 方向上的标准差,在这里 $\sigma_x = \sigma_y$,它决定了高斯包络在空间上的扩展方向.

3 二维主成分分析算法

霍特林 (Hotelling) 提出了一个可以去除随机向量中各元素间相关性的线性变化,称作“主分量分析”^[5],即主成分分析 (PCA) 是基于 K-L 分解基础上,在数据空间寻找一组向量,以尽可能的解释数据的方差.通过寻求一个特殊的向量矩阵,将数据从原来的高维空间投影到一个低维的向量空间中,降维后将保存数据的主要信息.从数学角度讲主成分分析就是求图像数据的协方差矩阵的特征向量.

传统的 PCA 算法是将一幅图像的数据用一个矩阵表示.针对图像的主成分分析首先的任务是将图像矩阵转化为一个图像向量,通常的做法是将图像的各行或者各列依次相接.这样便将一个图像矩阵转变成一个图像向量.将图像矩阵转化成为图像向量后,将会造成图像向量的维数一般偏高,使得整个特征提取计算量变大.

为克服 PCA 方法使得图像向量维数偏高计算量巨大的缺陷可以采用二维主成分分析技术 (2DPCA)^[6],与主成分分析算法得到的协方差矩阵相比,用二维主成分分析算法得到的协方差矩阵要小的多,且确定特征向量的时间也要比主成分分析方法所需要的时间要小的多,大大加快了特征提取的速度.

设一幅图像为 A 为 $m \times n$ 的图像矩阵, u 为 n 维的列向量,则 A 通过线性变换在 u 上的投影为

$$y = Au$$

得到一个 m 维的列向量 y , y 称为图像 A 的投影特征向量,问题是如何求得最佳投影轴 u 使得投影特征向量的散度最大,可以使用以下的准则来确定最佳

投影轴 u

$$J(u) = \text{tr}(S_u)$$

S_u 表示训练样本特征向量 y 的协方差矩阵, $\text{tr}(S_u)$ 表示 S_u 的迹, 当使得上式取得最大值的时候求得的投影向量 u , 使得所得的矩阵特征向量的总体散布矩阵最大化, 对于二维的图像矩阵, 矩阵 S_u 可表示成如下形式:

$$\begin{aligned} S_u &= E(y - E_y)(y - E_y)^T \\ &= E[(A - EA)u][(A - EA)u]^T \end{aligned}$$

其中, E 表示向量的数学期望, 故

$$J(u) = \text{tr}(S_u) = u^T [E(A - EA)^T (A - EA)] u$$

定义 A 的总体散布矩阵(协方差矩阵)为:

$$G = E[(A - EA)^T (A - EA)]$$

G 是一个 $n \times n$ 的非负定矩阵, 可由原始的图像矩阵得到, 则准则函数可以改写为:

$$J(u) = u^T G u$$

其中, u 是归一化正交列向量, 这个准则叫广义总体散布准则, u 使得准则最大化, 也叫做最佳投影轴, 其物理意义是: 图像在投影轴上投影所得到的特征向量具有最大的散度. 数学意义上, 最佳投影轴就是图像协方差矩阵 G 的最大特征值对应的特征向量.

对图像进行二维主成分分析, 单一的投影方向是不够的, 需要寻找一组满足标准正交条件, 使得准则函数最大化的投影向量 $u_1, u_2, \dots, u_d$, 因此以 G 的前 d 个最大特征值所对应的标准正交的特征向量, 即 $y_k = Au_k, k = 1, 2, \dots, d$ 得出图像 A 的特征向量 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_d] = Au$.

4 Gabor 变换结合改进的 2DPCA 算法

4.1 改进的二维主成分分析算法

由于 PCA 方法是基于一维数据的特征提取, 需要首先将二维的大鱼际掌纹图像矩阵转换成一维向量. 将剪切出的大鱼际掌纹图像归一化为 128×128 的灰度图像, 经过转换后的图像的维数高达 16384, 在此向量上进行运算, 代价是非常高的. 2DPCA 的方法是直接使用二维图像矩阵计算方差矩阵, 相比传统的 PCA, 该方法构成的方差矩阵的维数从 $16384 \times M$ (M 为样本的个数) 下降为 128×128 , 大大降低了特征值分解的复杂度, 缩短了运算的时间, 但是提取的特征维数为 $128 \times P$ (P 为投影轴的个数), 这样不利于后面的分类操作, 文中将借鉴其他掌纹识别的方法, 引入一种新的特征提取方法, 称为改进的 2DPCA^[7]. 该方法在水平和垂直两个方向上顺序进行两次 2DPCA 运算, 在降低计算复杂度的

同时也压缩了大鱼际掌纹图像的特征维数.

2DPCA 方法是按照水平方向将大鱼际掌纹压缩到一组列向量上, 消除了大鱼际掌纹图像的列相关性, 但是忽略了其行相关性, 因此改进的 2DPCA 方法其基本思想是在水平和垂直两个方向上顺序执行两次 2DPCA. 对图像矩阵在垂直方向上进行 2DPCA, 可以用对图像矩阵的转置在水平方向上进行 2DPCA 来代替^[7].

具体实现方法是根据 2DPCA 方法获得图像的特征矩阵 B , 然后对 B^T 进行二维主成分分析, 以寻找最佳的投影矩阵 V , 进而提取特征 $C^T = B^T V$.

类似的定义一个散布矩阵

$$H_i = E[(B^T - EB^T)T(B^T - EB^T)]$$

寻找投影轴 $V = [v_1, v_2, \dots, v_q]$, 使得 $J(V) = V^T H_i V$ 最大, 实际上 $v_1, v_2, \dots, v_q$ 为 H_i 的前 q 个最大的特征值对应的特征向量. 因此

$$C^T = B^T V \Rightarrow C = V^T B = V^T A u$$

式中, C 为 $p \times q$ 维的特征矩阵, 一般这样压缩后得到的向量维数 p, q 远小于初始向量维数 m, n .

4.2 结合算法

由于 Gabor 函数同时能够很好的兼顾信号在频域和时域的分辨能力, 因此用 Gabor 滤波器组首先对预处理过的大鱼际掌纹图像进行分解. 文中将滤波器组选定为 (6×4) , 即行 4 个尺度, 列 6 个方向, 将 Gabor 滤波器组中每个特定的方向和尺度分别表示, 其在频域中表示和相应的每个特定的方向和尺度的滤波器在空域的标示图(略)清楚表明其二维分解的形式, 从中可以直观的观察滤波器在频域和方向上的变化, 同时随着尺度的变化, 滤波器的覆盖范围发生着相应的变化.

下一步把经 Gabor 变换后的图像各部分与主成分分析相结合进行特征提取, 即, 首先将图像进行多尺度多方向的分解, 将分解得到的每一幅子图像应用改进的 2DPCA 方法进行降维特征提取, 从而获得最终的特征输入量.

5 实验与分析

实验采用通过对标准的 2DGabor 函数进行归一化处理, 得到 Gabor 滤波器函数的形式如下:

$$\begin{aligned} \Psi(x, y, \theta, \lambda) &= \\ \exp\left(-\frac{(x+x_0)^2}{\sigma^2}\right) \cdot \exp\left(\frac{2\pi(x\cos\theta+y\sin\theta)}{\lambda}\right) i \\ \theta &= \frac{\pi}{n}(k-1), k = 1, 2, \dots, n \end{aligned}$$

实验选定滤波器的参数为 $\sigma_x = \sigma_y = 0.5, \lambda = 1$, 其中 $\theta = 0, 30, 60, 90, 120, 150$. 滤波器组由 4×6 个 4 尺度, 6 方向的滤波器组成.

对分解的每一级的每一幅子图像应用改进的 2DPCA 方法进行特征提取, 选取 $p, q = 5$, 这样得到总的特征向量的维数为 $5 \times 5 \times 24$.

由于实验图片需要掌纹大鱼际区域纹理清晰, 因此在拍摄照片时需要采用高像素图片采集设备. 本实验图片为使用千万像素数码相机在封闭环境单一白色 LED 灯光照射环境下拍摄得到. 采集到大鱼际掌纹图片 400 幅, 由医学专家认定的每一级各 100 幅, 即大鱼际掌纹呈现阳性的 200 幅, 呈现阴性的 200 幅. 首先通过对采集到的图像进行感兴趣区域分割等其他预处理^[8], 然后分别对阴阳两类图像进行 Gabor 分解和 2DPCA 处理. 结果如图 1 和图 2 所示.

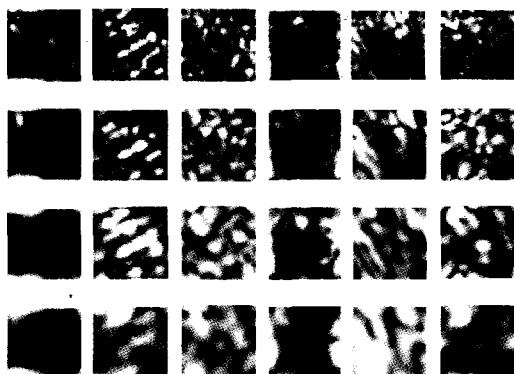


图 1 阴性大鱼际掌纹 Gabor 分解图

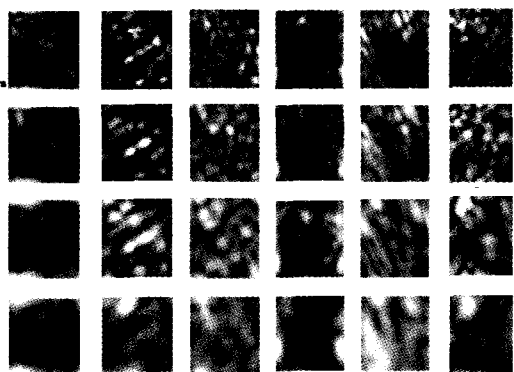


图 2 阳性大鱼际掌纹 Gabor 分解图

从实验过程和结果来看, 采用 Gabor 分解再结合 2DPCA 算法进行大鱼际掌纹图像特征提取, 较好的达到了特征向量输入的准备, 并且算法速度和效率大大优于已知的其他掌纹特征提取算法.

6 结束语

文中通过对大鱼际掌纹进行 Gabor 分解变换,

然后再通过对各子图像进行 2DPCA 处理, 提取其特征向量, 作为大鱼际掌纹图像分类的输入特征量. 实验结果表明该方法切实有效, 即该结合算法在大鱼际掌纹特征提取上是可行的, 且算法效率相对较高. 为了后续的进一步多分类和量化识别, 其特征类型需进一步多样和准确, 因此, 如何进一步提高大鱼际掌纹特征多样性和准确率以进一步多分类和量化识别是后续研究的一个方向.

参考文献:

- [1] Zhang J, Marszalek M, Lazebnik S, et al. Local features and kernels for classification of texture and object categories, a comprehensive study [J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 73(2): 213-238.
- [2] 周兆山, 王燕青, 姜洪玉, 等. 大鱼际掌纹形态特征与变应性皮炎相关性研究 [J]. 中国中医药信息杂志, 2006, 13(6): 19-21.
- [3] Zhu Xijun, Liu Dazhuan, Zhang Qiulin. Research of technology for thenar palmprint locating and segmentation [C]// Proceedings of 2009 International Workshop on Information Security and Application. Qingdao, China: ACADEMY Publisher, 2009: 601-604.
- [4] 张贤达. 现代信号处理 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2002.
- [5] H. Hotelling. Analysis of a complex of statistical variables into principal components [J]. J Educ Psychol, 1933: 417-441.
- [6] Yang J, Yang J Y. From image vector to matrix: a straightforward image projection technique—IMPCA vs. PCA [J]. Pattern Recognition, 2002, 35(9): 1997-1998.
- [7] 祝磊, 朱善安. 基于二维广义主成分分析的人脸识别 [J]. 浙江大学学报, 2007: 264-268.
- [8] Zhu Xijun, Zhang Qiulin, Liu Dazhuan, et al. An edge extraction algorithm of thenar palmprint image based on wavelet multi-scale [C]// Proceedings of ISIP2010. Qingdao: IEEE, 2010: 555-558.

作者简介:

朱习军 男, (1964-), 博士, 副教授. 研究方向为信号与图像处理.

白秋菊 女, (1987-), 硕士研究生. 研究方向为信号与图像处理.

刘大专 男, (1986-), 硕士研究生. 研究方向为信号与图像处理.