

文章编号: 1001-0920(2012)08-1277-04

Gabor滤波器参数设置

孔锐, 张冰

(暨南大学 电气信息学院, 广东 珠海 519070)

摘要: 利用 Gabor 滤波器进行特征提取时, 不同的 Gabor 滤波器参数所提取的特征具有不同的特点, 首先从理论上分析了 Gabor 滤波器不同的时域(频域)窗口尺寸、不同的 Gabor 滤波器方向对所提取特征的影响; 然后分析不同 Gabor 滤波器模板尺寸对所提取特征的影响; 最后利用 CAS-PEAL-R1 人脸库进行仿真实验.

关键词: Gabor 滤波器; 人脸识别; 特征提取; 卷积

中图分类号: TP391

文献标识码: A

Design of Gabor filters' parameter

KONG Rui, ZHANG Bing

(College of Electrical and Information, Ji'nan University, Zhuhai 519070, China. Correspondent: KONG Rui, E-mail: tkongrui@jnu.edu.cn)

Abstract: When extracting features of images by Gabor filters, different Gabor filters' parameter can extract different characteristic features of images. Therefore, the paper firstly analyzes that Gabor filters of different sizes and different orientation have different characteristics, and then analyzes that Gabor filters of different size templates have different characteristics. Finally, some experiments are executed on CAS-PEAL-R1 face data.

Key words: Gabor filters; face recognition; features extraction; convolution

1 引言

目前, 基于人脸图像进行身份认证的研究主要集中在如何快速、准确地确定被测试者的身份, 研究的重点是人脸图像的特征提取方法(人脸图像表示)和分类方法. 高性能的人脸识别系统不仅要求可以提取高质量的人脸特征, 而且要求特征提取算法以及分类器的训练和识别速度要快. 二维的 Gabor 滤波器能够捕捉对应于空间位置、空间频率和方向选择性的局部结构信息, 具有与哺乳动物视觉皮层简单细胞二维感受野剖面相似的性质, 同时具有较强的空间位置和方向选择性^[1-2], 是一种非常好的特征提取算法. 利用 Gabor 滤波器进行特征提取时, 最直接的方式是在粗略对齐人脸图像的前提下, 逐像素计算每个像素点的多方向、多尺度 Gabor 变换特征, 形成 Gabor 特征的人脸表示; 然后进一步进行后期的特征提取、选择和分类. 这种方法的优点是图像计算简单, 只需要精确定位眼睛位置而不需要定位其他

关键特征点. 当利用 Gabor 滤波器进行特征提取时, 不同的 Gabor 滤波器参数所提取的特征具有不同的特点^[3], 有关该类问题的研究文献较少. 这里需要重点说明: 利用 Gabor 滤波器对人脸图像进行卷积时, 有两个窗口, 容易混淆, 一个是 Gabor 滤波器频域窗口, 即带通滤波器的频域带宽(与时域窗口大小成反比关系); 一个是 Gabor 滤波器卷积模板窗口, 即进行 Gabor 滤波时所选择的卷积模板大小. 很多文献只使用 Gabor 滤波器进行特征提取^[4], 并没有特别强调两种窗口之间的区别, 更没有讨论参数的选择问题, 在使用时容易引起歧义. 本文尝试对该类问题进行探讨, 并给出一些有意义的结论.

2 Gabor 滤波器的构造

Gabor 于 1946 年将短时傅里叶变换的窗函数取为高斯函数, 提出了 Gabor 变换, 二维 Gabor 滤波器(函数)由 Daugman 首次提出^[1], 可以看作是一个高斯函数调制的复正弦函数, 二维 Gabor 函数是惟一能够

收稿日期: 2010-12-27; 修回日期: 2011-04-06.

基金项目: 国家自然科学基金项目(50878188); 广东省教育部产学研结合项目(2008B090500185); 广东省科技计划项目(2009A030200002).

作者简介: 孔锐(1964—), 男, 副教授, 博士, 从事机器学习、图像识别的研究; 张冰(1965—), 女, 副教授, 从事图像识别的研究.

达到测不准原理下界的函数(测不准原理是指不可能在时域和频域都能获得任意的测量精度,要使频率分辨率提高,必然牺牲时域分辨率),即 Gabor 函数可以同时获得较高的时域和频域分辨率.二维 Gabor 滤波器与哺乳动物视觉皮层简单细胞二维感受野剖面非常相似,具有优良的空间局部性和方向选择性,能够抓住图像局部区域内多个方向的空间频率和局部性结构特征.二维 Gabor 滤波器可以看作是一个对方向和尺度敏感的有方向性的显微镜^[1-3].同时,二维 Gabor 函数也类似于增强边缘以及峰、谷、脊轮廓等底层图像特征,这相当于增强了被认为是面部关键部件的眼睛、鼻子、嘴巴等信息,同时也增强了诸如黑痣、酒窝、伤疤等局部特征,从而使得在保留总体人脸信息的同时增强局部特性成为可能^[5].

二维 Gabor 滤波器是一个带通滤波器,可以定义为一个用高斯函数调制的复指数函数^[6-7],即

$$G(x_0, y_0, \theta, \omega_0) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp[-(x_0^2 + y_0^2)/(2\sigma^2)] \times [\exp(j\omega_0 x_0) - \exp(-j\omega_0^2 \sigma^2/2)]. \quad (1)$$

其中

$$x_0 = x \cos \theta + y \sin \theta, \quad (2)$$

$$y_0 = -x \sin \theta + y \cos \theta, \quad (3)$$

x, y 为空间域像素的位置; ω_0 为滤波器的中心频率; θ 为 Gabor 小波的方向; σ 为高斯函数沿两个坐标轴的标准方差, $\exp(j\omega_0 x_0)$ 为交流成分; $\exp(-j\omega_0^2 \sigma^2/2)$ 为直流补偿.为了增强 Gabor 滤波器对光照变化达到鲁棒性,使其具有 0 直流分量,以保证不同亮度值构成的均匀亮度区域的响应相同.当参数 σ 较大时,直流补偿可以忽略.其中: ω_0 控制 Gabor 滤波器的频域尺度,决定 Gabor 滤波器在频域的中心位置; θ 控制 Gabor 滤波器的方向. σ 和 ω_0 的关系为

$$W_t = \sqrt{2}\sigma \approx \sqrt{2}\pi/\omega_0, \quad (4)$$

其中 W_t 为 Gabor 小波时域窗.由此可见,当参数 σ 确定后,时域窗宽与频域的中心频率成反比关系.时域窗若取得过大,对应的 Gabor 带通滤波器的中心频率较小(对应的频域窗小),所提取特征属于低频特征,则不利于表示图像的局部特性,丢失图像的细节;时域窗若取得过小,对应的 Gabor 带通滤波器的中心频率较大(对应的频域窗大),所提取特征属于高频特征,则会突出图像中的细节,但容易受到噪声干扰.

由式(1)可以看出,二维 Gabor 滤波器实际上是时域中两个函数相乘,一个为高斯函数,一个为复指数函数.由“频域卷积定理”可知,时域中两个函数相乘等于频域中两者的傅里叶变换相卷积,高斯函数的傅里叶变换仍是高斯函数,复指数函数的傅里叶变换是冲激函数,因为任何函数和冲激函数相卷积等于

该函数,所以卷积的结果仍是高斯函数,即 Gabor 滤波器在频域中也是一个高斯函数形式,当在频域中对频域窗口尺寸和方向进行采样时,即获得不同尺度和方向的 Gabor 滤波器.本文采用 5 个不同的时域窗尺度(时域窗宽分别为 $W_t^1 \approx 2, W_t^2 \approx 3, W_t^3 \approx 4, W_t^4 \approx 5, W_t^5 \approx 6$, 对应 5 个不同的中心频率 $\omega_0^1 = \sqrt{2}\pi/2, \omega_0^2 = \sqrt{2}\pi/3, \omega_0^3 = \sqrt{2}\pi/4, \omega_0^4 = \sqrt{2}\pi/5, \omega_0^5 = \sqrt{2}\pi/6$) 和 8 个方向 ($\theta_1 = 0, \theta_2 = \pi/8, \theta_3 = \pi/4, \theta_4 = 3\pi/8, \theta_5 = \pi/2, \theta_6 = 5\pi/8, \theta_7 = 3\pi/4, \theta_8 = 7\pi/8$) 的 40 个 Gabor 滤波器(以下简称 $G_{11}, G_{12}, \dots, G_{18}, G_{21}, \dots, G_{58}$).

实际上,所谓的 Gabor 特征就是将人脸图像经过 Gabor 滤波器滤波后所获得的输出响应.在信号处理理论中,将人脸图像与 Gabor 滤波器进行卷积,卷积的结果便是所提取的 Gabor 特征^[7].令 $f(x, y)$ 代表人脸图像, $f(x, y)$ 和 $G(x_0, y_0, \theta, \omega_0)$ 的卷积定义为

$$F(x, y, \theta, \omega_0) = f(x, y)G(x_0, y_0, \theta, \omega_0). \quad (5)$$

显然 Gabor 特征是一个复值响应.根据实部与虚部的不同选取方法, Gabor 特征可分为奇特征、偶特征、幅值特征等.偶特征为 Gabor 特征复值响应的实部,记为 F_R ; 奇特征是相应的虚部,记为 F_I ; 幅值特征为 $\sqrt{F_R^2 + F_I^2}$.用 Gabor 滤波器进行特征提取时有两个窗口,一个是 Gabor 滤波器频域窗口,即带通滤波器的频域带宽(与时域窗口大小成反比关系,频域带宽由中心频率 ω_0 和 σ 决定);另一个是 Gabor 滤波器卷积模板窗口,即进行 Gabor 滤波时所选择的卷积模板大小.

3 Gabor 滤波器频域窗尺度和模板大小对提取特征的影响

3.1 40 个不同尺度和方向的 Gabor 滤波器对所提取特征的影响

利用 40 个不同尺度和方向的 Gabor 滤波器 $G_{11}, G_{12}, \dots, G_{18}, G_{21}, \dots, G_{58}$ 对一幅人脸图像所提取的特征如图 1~图 3 所示, Gabor 滤波器的模板为 64×64 .

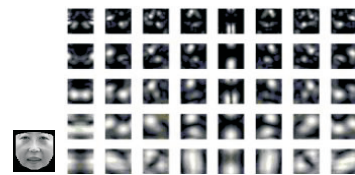


图 1 幅度特征

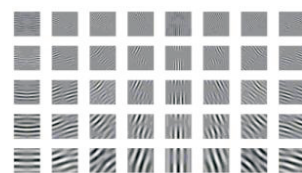


图 2 实部特征

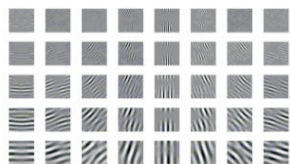


图 3 虚部特征

从图 1~图 3 中可以看出, 随着 Gabor 滤波器频域窗口由小到大(对应中心频率由小到大)的变化, Gabor 滤波器的非零部分越来越大, 因此所提取的特征逐渐由局部特征向全局特征变化, 局部特征突出细节部分, 全局特征突出整体.

3.2 卷积模板大小对所提取特征的影响

利用 40 个不同尺度和方向的 Gabor 滤波器 $G_{11}, G_{12}, \dots, G_{18}, G_{21}, \dots, G_{58}$ 对一幅人脸图像所提取的 Gabor 特征如图 4 和图 5 所示, 这里采用不同的卷积模板尺寸.



图 4 卷积模板 5 × 5

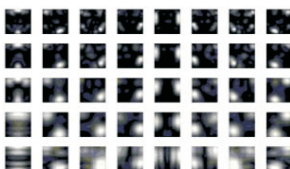


图 5 卷积模板 55 × 55

从图 4 和图 5 中可以看出, 随着 Gabor 滤波器卷积模板由小到大变化, Gabor 滤波器所提取的特征逐渐由全局特征向局部特征变化. 由图 4 可以看出人脸的整体轮廓, 而图 5 只能看出局部的一些特征.

4 实验和结果分析

为了深入研究 Gabor 滤波器参数对所提取特征的影响, 以及如何针对不同人脸图像采用最佳参数的 Gabor 滤波器进行特征提取问题的研究, 利用 CAS-PEAL-R1 人脸库^[8]进行人脸识别实验. 实验中, 只选择表情变化(377 人 1 884 幅图像)、饰物变化(438 人 2 646 幅图像)和光照变化(233 人 2 450 幅图像)3 个子集进行识别实验. 特征的幅值反映了图像局部的能量谱, 也可认为是特定方向边缘的强度, 且在真实边缘附近具有良好的光滑性, 有利于匹配识别, 而特征的相位信息是不稳定的, 不利于识别, 所以实验中只采用特征的幅值进行识别.

进行特征提取时, 采用文献[7-9]的方法进行人脸图像归一化, 所有图像归一化为 64×64 像素. 然后

将 Gabor 滤波器对人脸图像进行卷积, 卷积过程采用补零法, 对边界处的像素灰度值进行补零. 这样, 在每个像素位置均可得到 40 个幅值特征, 所以一幅人脸图像的特征维数等于 $64 \times 64 \times 40 = 163\ 840$ 维. 直接对这样高维特征进行识别较为困难, 实验中为了解决逐像素 Gabor 特征维数过高的问题, 采用简单的下采样处理方法, 将特征维数降为 9 000 维^[10]. 用 PCA 进一步将特征维数降到 500 维, 再用增强的判别分析(FDA)方法降维到 250 维, 最后用最近邻法进行识别.

4.1 Gabor 滤波器模板尺寸对识别率的影响

利用 CAS-PEAL-R1 人脸库进行人脸识别实验, 通过改变模板尺寸来提取人脸图像特征, 然后进行识别. 图 6 为 Gabor 滤波器模板尺寸对于识别率的影响, 模板是正方形的, 尺寸为边长的大小. 实验结果显示, 随着 Gabor 滤波器模板由小到大变化, 表情和饰物的识别率逐渐提高, 光照的识别率逐渐降低. 原因分析如下: Gabor 滤波器模板过小, 所提取的特征是全局特征, 缺少细节特征; 若模板过大, 则提取的特征是细节特征, 但对于干扰较为敏感. 实验结果还显示, 随着 Gabor 滤波器模板尺寸增加, 识别的速度也明显减慢, Gabor 滤波器模板为 3×3 时的速度明显高于 Gabor 滤波器模板为 64×64 .

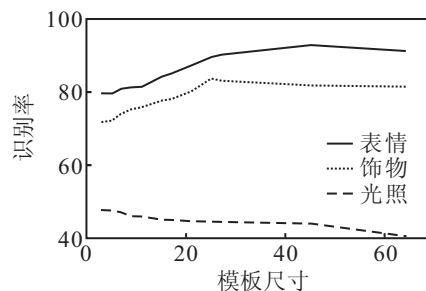


图 6 Gabor 滤波器模板尺寸对识别率的影响

4.2 Gabor 滤波器时域(频域)窗口尺寸对识别率的影响

实验中, 将 Gabor 滤波器 5 个时域(频域)窗口尺寸进行改变, 分别选择了 3 组时域(频域)窗口进行特征提取和识别, 表 1 为实验结果.

表 1 不同 Gabor 滤波器时域(频域)尺寸对识别率的影响

名称	时域(频域)					测试集最佳识别率/%		
	W_t^1	W_t^2	W_t^3	W_t^4	W_t^5	表情	饰物	光照
窗口尺寸	1	2	3	4	5	92.1	86.6	40.2
	2	3	4	5	6	92.9	85.1	44.3
	3	4	5	6	7	90.2	83.3	46.9

实验结果显示, 随着时域窗口由小到大变化, 表情和饰物的识别率逐渐下降, 光照的识别率逐渐上升.

原因分析如下:当时域窗口由小到大变化时, Gabor 滤波器中心频率由高向低变化, 所提取的特征由局部特征向全局特征变化. 表情和饰物的识别率下降可能由于所提取的特征由局部变为全局特征, 即细节特征变少, 识别率下降. 由于光照变化对图像的细节特征影响较大, 当时域窗口由小到大变化时, 所提取特征由局部向全局特征变化, 全局特征对光照不是太敏感, 识别率有所提高.

5 结 论

利用 Gabor 滤波器进行图像特征的提取, 可以提取到图像的局部和方向特征, 有利于分类识别. 二维 Gabor 滤波器是一个带通滤波器, 当其中心频率(对应时域窗口的大小)变化时, 所提取的特征包含不同的频率成分, 反映到时域图像上即为局部细节特征和全局特征. 由于 Gabor 特征是图像与 Gabor 滤波器模板进行卷积的结果, Gabor 滤波器模板的尺寸对所提取特征也有影响. 本文对这些问题进行了较深入的探讨, 并得出了以下有意义的结论:

1) 当 Gabor 滤波器的时域窗口由小到大变化时, Gabor 滤波器的中心频率由大到小变化, 所提取的图像特征由局部特征(高频)向全局特征(低频)变化.

2) 当 Gabor 滤波器的模板由小到大变化时, Gabor 滤波器的非零部分由大变小, 所提取的图像特征由全局特征向局部特征变化.

3) 进行人脸识别时, 局部特征和全局特征可根据如下建议选择: 局部特征对光照变化敏感, 如果样本集没有光照变化, 则尽量选择局部特征进行识别; 如果样本集有光照变化, 则尽量选择全局特征进行识别.

4) Gabor 滤波器模板大小对识别的速度有一定影响, 模板越大识别速度越慢, 模板越小识别速度越快.

研究还发现, 对于不同的样本集, 可以通过调节 Gabor 滤波器的参数来获得最佳识别率. 下一步将对现有的一些公共人脸图像库进行实验, 以总结出更有价值的结论.

参考文献(References)

[1] Daugman J G. Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by

two-dimensional visual cortical filters[J]. J of the Optical Society of America, 1985, 2(7): 1160-1169.

[2] Daugman J G. Complete discrete 2-D Gabor transforms by neural networks for image analysis and compression[J]. IEEE Trans on Acoustics, Speech and Signal Processing, 1988, 36(7): 1169-1179.

[3] Young Ian T, Michael van Ginkel. Recursive Gabor filtering[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2002, 50(11): 2798-2805.

[4] Ahmed Bilal Ashraf, Simon Lucey, Tsuhan Chen. Reinterpreting the application of Gabor filters as a manipulation of the margin in linear support vector machines[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(7): 1335-1341.

[5] Lades Martin, Vorbrueggen Jan C, Buhmann Joachim, et al. Distortion invariant object recognition in the dynamic link architecture[J]. IEEE Trans on Computers, 1993, 42(3): 300-311.

[6] Lee T S. Image representation using 2D Gabor wavelets[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(10): 959-971.

[7] 山世光. 人脸识别中若干关键问题的研究[D]. 北京: 中国科学院计算技术研究所, 2004.

(Shan S G. Study on some key issues in face recognition[D]. Beijing: Institute of Computing Technology Chinese Academy of Sciences, 2004.)

[8] 张晓华, 山世光, 曹波, 等. CAS-PEAL 大规模中国人脸图像数据库及其基本评测介绍[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(1): 9-17.

(Zhang X H, Shan S G, Cao B, et al. CAS-PEAL: A large-scale Chinese face database and some primary evaluations[J]. J of Computer - Aided Design and Computer Graphics, 2005, 17(1): 9-17.)

[9] 山世光, 高文, 唱铁钲, 等. 人脸识别中的“误配准灾难”问题研究[J]. 计算机学报, 2005, 28(5): 1-13.

(Shan S G, Gao W, Chang T Z, et al. “Curse of mis-alignment” problem in face recognition[J]. Chinese J of Computers, 2005, 28(5): 1-13.)

[10] Liu C, Wechsler H. Gabor feature based classification using the enhanced fisher linear discriminant model for face recognition[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2002, 11(4): 467-476.