

Gabor 核函数窗的设置研究

赵英男^{1,2} 孟凡斌³ 金 忠¹

(南京理工大学计算机科学与技术学院 南京 210094)¹ (南京信息工程大学计算机与软件学院 南京 210044)²
(吉首大学物理科学与信息工程学院 吉首 416000)³

摘要 Gabor 滤波器广泛应用于模式识别等领域,但是在应用傅立叶变换进行 Gabor 快速卷积过程中,对 Gabor 核函数窗的设置研究较少。首先从理论上分析 Gabor 核函数窗的性质及其对特征提取的影响;其次从对称性、范围两个方面在 YaleB 人脸库上进行实验,研究 Gabor 核函数窗的不同设置对目标识别率的影响;最后给出相应的结论。

关键词 Gabor 滤波器, Gabor 核函数, 人脸识别

中图法分类号 TP391 **文献标识码** A

Research on Design of Gabor Kernels' Windows

ZHAO Ying-nan^{1,2} MENG Fan-bin³ JIN Zhong¹

(School of Computer Science & Technology, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China)¹

(College of Computer and Software, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China)²

(College of Physics Science & Information Engineering, Jishou University, Jishou 416000, China)³

Abstract Gabor filters have been widely used in many applications such as pattern recognition. Unfortunately, the design of Gabor kernels' windows is seldom studied in the course of Gabor fast convolution with FFT. It analysed the characteristic of Gabor kernels' windows and the influence to feature extraction. Experiments were conducted on YaleB face image database to study the influence of Gabor kernels' windows design to recognition rates in terms of symmetry and scope. The conclusions were presented.

Keywords Gabor filter, Gabor kernels, Face recognition

1 引言

Gabor 滤波器由于具有生物学背景和最佳时频局部化性质,已经广泛应用于许多领域^[1,2],例如边缘检测、目标检测、人脸识别、虹膜识别、指纹识别、车辆检测、车型识别、纹理分割、图像编码、图像表示与压缩等。在上述领域中的成功应用表明,Gabor 特征具有良好的类别表征能力。Gabor 特征的提取是通过原图像和 Gabor 核函数的卷积实现的。在这个过程中,通常根据卷积定理,利用傅立叶快速变换算法 FFT 进行卷积的加速。在已有的 Gabor 滤波器应用技术中,对于该过程中 Gabor 核函数窗设置的研究较少。而我们在实验中发现,该窗口的不同设置对于提取的 Gabor 特征具有一定的影响,所以本文对此进行了认真研究。文中首先从理论上分析 Gabor 核函数窗的性质,包括 Gabor 核函数窗的定义以及对特征提取的影响;其次从对称性、范围两个方面,在 YaleB 人脸库上实验分析 Gabor 核函数窗的不同设置对目标识别率的影响;最后给出相应的结论。

2 Gabor 核函数窗的性质

2.1 Gabor 核函数窗的定义

为了说明 Gabor 核函数窗的性质,这里给出 Gabor 核函数的定义形式如下^[3,4]:

$$\psi(x, y, \theta_k, \omega_0) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp[-(x^2 + y^2)/(2\sigma^2)] \cdot \{\exp[i\omega_0(x \cos\theta_k + y \sin\theta_k)] - \exp(-\omega_0^2\sigma^2/2)\} \quad (1)$$

其中, λ 和 θ_k 分别为正弦波的波长和方向, θ_k 定义为:

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

式(2)中, k 决定了滤波器方向的个数, σ 决定了高斯包络在空间的扩展是均衡的。其中 $\exp(-\omega_0^2\sigma^2/2)$ 一项是为了增强 Gabor 滤波器对光照变化的鲁棒性,使其具有 0 直流分量。

应用 Gabor 滤波器对图像进行特征提取,实质上是一个卷积过程。令 $I(x, y)$ 代表样本图像,那么 $I(x, y)$ 和 $\psi(x, y, \omega_0, \theta_k)$ 的卷积定义如下:

$$C_{\psi}(x, y, \omega_0, \theta_k) = I(x, y) * \psi(x, y, \omega_0, \theta_k) \quad (3)$$

其中 $*$ 代表卷积操作, $C_{\psi}(x, y, \omega_0, \theta_k)$ 表示特定的 (ω_0, θ_k) 所对应的卷积结果。当给定一组 ω_0 和 θ_k 时,就可以得到图像 $I(x, y)$ 的多层次 Gabor 表示。因为直接根据卷积的定义进行计算,速度较慢,所以在实际应用中,通常根据卷积定理利用已有的傅立叶变换快速算法 FFT 进行卷积的加速,即:

到稿日期:2008-02-22 本文受国家自然科学基金项目(No. 60702076),中国高技术研究发展计划(863)课题(2006AA01Z119),湖南省自然科学基金项目(07JJ6109),南京信息工程大学科研基金资助。

赵英男(1973-),女,副教授,工学博士,研究方向为人脸识别、特征抽取、图像处理等,E-mail:yingnanzhao@163.com。

$$C_{gt}(x, y, \omega_0, \theta_k) = F^{-1}(F(I(x, y)) \cdot F(\psi(x, y, \omega_0, \theta_k))) \quad (4)$$

其中 F 和 F^{-1} 分别代表傅立叶正变换和傅立叶逆变换, 中间运算是矩阵间的点乘运算, 式(4)和式(3)是等价的。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, 记作 R_c ; 奇特征是相应的虚部, 记为 I_c ; 幅值特征为 $\sqrt{R_c^2 + I_c^2}$ 。Gabor 核函数窗是指式(4)中核函数 $\psi(x, y, \omega_0, \theta_k)$ 通过 (x, y) 的不同取值构成的卷积核, 这里涉及到 (x, y) 设置是否对称以及取值范围等不同设置问题。

2.2 Gabor 核函数窗的设置对特征提取的影响

根据式(1)和(2), 我们可以用图像表示 Gabor 卷积核的各种特征, 如图 1 所示。其中图 1(a)是 Gabor 核函数的奇特征, (b)是偶特征, (c)是幅值特征。各参数的设置为:

$$\theta_k = \frac{k\pi}{n} (n=8), \omega_0^1 = \frac{\pi}{2}, \omega_0^2 = \frac{\sqrt{2}}{4}\pi, \omega_0^3 = \frac{\pi}{4}, \sigma = \pi/\omega_0$$

可见, 该 Gabor 滤波器组由 24 个滤波器组成。Gabor 核函数窗的设置 $(x, y) \in [-15, 16]$ 。从图 1 可以看出 Gabor 特征具有明显的方向特性和尺度特性。

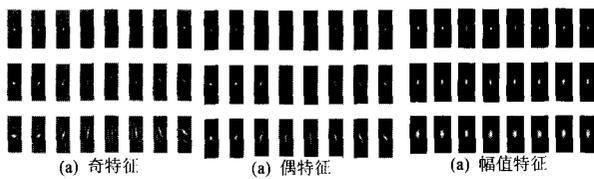


图 1 Gabor 核函数的特征显示

Gabor 核函数窗设置会影响相应 Gabor 滤波器的形状, 现在我们对此进行考察。这一节以下图示中显示的均是奇特征, 因为其他 Gabor 特征的变化类似, 这里忽略。具体的参数设置为 $\omega_0 = \pi/2, \sigma = 2, \theta = \pi/4$ 。

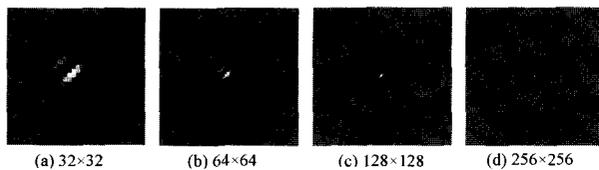


图 2 Gabor 核函数窗范围变化引起 Gabor 滤波器的改变

当 Gabor 核函数窗的取值范围从 32×32 顺次加倍变化到 256×256 时, 相应的滤波器形状变化如图 2 所示, 其中每个核函数窗在相应范围内都是对称设置的。从图 2 可以看出, 随着 Gabor 核函数窗范围的增大, 相应 Gabor 卷积核的非零部分在图中所占的比例逐渐缩小, 说明其提取的特征逐渐趋于细节特征。因此, 我们需要根据具体的应用来选择适当的 Gabor 核函数窗范围。范围过小, 较难提取细节特征; 范围过大, 可以很好地提取细节特征, 但易受噪声等影响。图 3 给出相应的 Lena 图像的示例分析, 其中(a)到(d)的 Gabor 核函数窗的设置与图 2 相对应, 这里 Lena 原图像大小为 256×256 。可以明显看出, 随着 Gabor 核函数窗设置范围的逐渐增大, 对 Lena 图像提取的 Gabor 特征的细节特征逐渐增多。

图 4 显示了 Gabor 核函数窗不对称设置时引起的 Gabor 滤波器的变化。图 4(a)至(e)中核函数窗的范围为一定值 $32 \times$

32, 其中图(c)的 $[-15, 16]$ 是对称设置, 其余则是以一定尺度变化的非对称设置。从图中可以看出, 如果是对称设置, Gabor 滤波器的非零部分处于中心位置。而随着不对称尺度的逐渐加大, 其非零部分逐渐偏离中心位置。在应用 Gabor 滤波器提取特征的过程中, Gabor 核函数窗的不对称设计会引起提取特征的变化, 如图 5 所示。这是针对 Lena 图像应用图 4 的 Gabor 滤波器提取的 Gabor 特征, 可以看出 Gabor 特征随 Gabor 滤波器的改变而进行的偏移, 其中图 5(c)正确描述了原图像的基本特征。

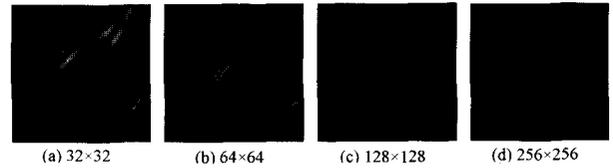


图 3 Gabor 核函数窗范围变化引起 Lena 图像 Gabor 特征的改变

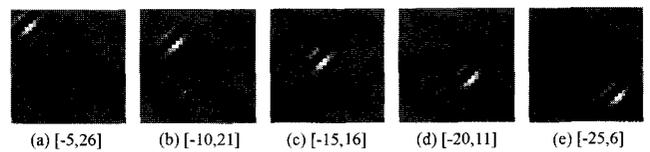


图 4 Gabor 核函数窗不对称设置引起 Gabor 滤波器的偏移

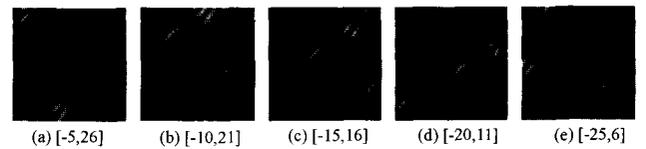


图 5 Gabor 核函数窗不对称设置引起 Lena 图像 Gabor 特征的偏移

3 实验与数据分析

这一部分, 我们将根据具体的人脸识别实验分析 Gabor 滤波器窗的设置(包括 Gabor 滤波器窗的对称性变化和范围变化)对目标识别率的影响。由于 Gabor 特征自身具有良好的类别表征能力, 选用一般人脸库识别率, 差异不是很明显。这里我们基于 YaleB 人脸库, 并根据一定规则组建新的人脸库, 便于进行相应的实验分析。

我们将 YaleB 中选出每个人前视姿态 00(pose00)的 45 幅图像, 并根据每幅图像中眼和嘴的位置将其裁剪为 32×32 大小, 组成一个新的数据库。依据原 YaleB 的标准, 按照光源的方位角与高度角的大小, 新库仍分为 4 个子集: 第一子集由光源方位角与高度角均小于 12 度的图像组成; 第二子集中光源方位角与高度角均小于 25 度, 且方位角或高度角中至少有一个为 20 度与 25 度之间; 第三子集中光源方位角与高度角均小于 50 度, 且方位角或高度角中至少有一个为 35 度与 50 度之间; 第四子集中光源方位角与高度角均小于 77 度, 且方位角或高度角中至少有一个为 60 度与 77 度之间。图 6 给出了库中同一个人的各个子集的人脸图像。这里用第一子集进行学习, 其他 3 个子集进行验证。分类器选用最小距离分类器。因为我们这里需要考察 Gabor 核滤波器窗的设置对原始 Gabor 特征的影响, 所以没有对 Gabor 特征进行降维操作。

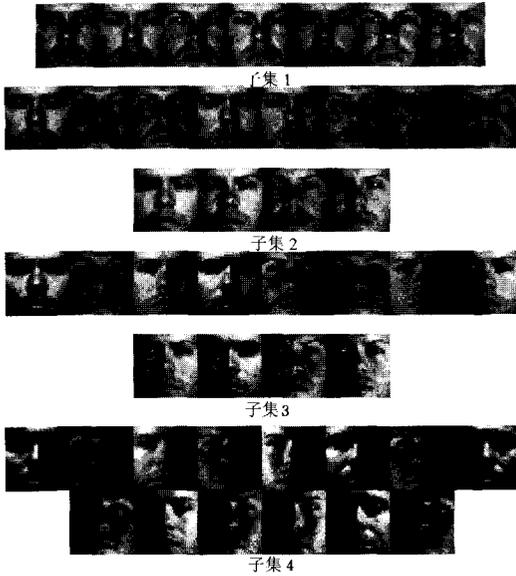


图6 YaleB中同一个人的各个子集的人脸图像

3.1 对称性变化

在实验中,我们保持窗的总体范围不变,都为 32×32 大小。图7中,纵坐标为幅值特征的识别率,横坐标则是相应的 Gabor 窗设置。横坐标中 $[-15, 16]$ 为对称设置,对应图0点位置。然后在0点左右两端分别按固定尺度放缩,形成规律性的不对称设计。例如横坐标 -10 对应的 Gabor 核函数的设置为 $[-25, 6]$, 而横坐标 10 对应的 Gabor 核函数的设置为 $[-5, 26]$, 其他以此类推。在图中的三条曲线中,虚线代表第二子集,实线和点划线分别代表第三和第四子集。由实验结果可以看出, Gabor 核函数窗不对称设置时对目标的识别率会产生影响。这种影响可以表现为以下三个方面:

(1) 在 Gabor 核非零部分位于 Gabor 滤波器的内部不靠近边界时,窗口的对称性发生变化对识别结果没有太大影响。由前述可知, Gabor 核函数窗对称设计时提取的 Gabor 特征符合原图像。当不对称设计时图像特征会发生规律性的偏移,但是这种偏移对于训练图像和测试图像的作用是相同的,因此对识别率并不会产生太大影响。

(2) 当 Gabor 核函数窗的不对称设计使 Gabor 核偏移到 Gabor 滤波器的边界时(参见图4(a)和(e)),识别率的变化随着光照影响的逐渐增强而逐渐增强。

(3) 当 Gabor 核函数窗的不对称设计使 Gabor 核偏移到 Gabor 滤波器的外部时,三个子集的识别率会大幅下降。这是因为在此种情况下,对于原图像提取的有效特征明显减少。

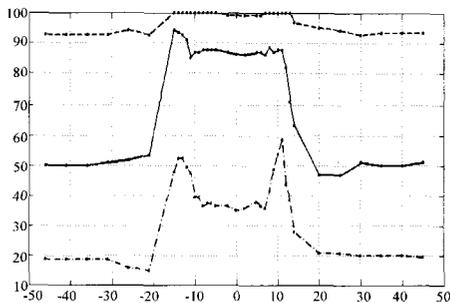


图7 Gabor 核函数窗对称性变化对幅值特征的影响

3.2 范围变化

在上节实验中,我们得到对称性窗口设置可以较好的表征人脸图像。在这一节我们继续考察范围设置对识别率的影响。实验中采用八组 Gabor 核函数窗的范围,由 4×4 顺次加倍到 32×32 。在每个范围中核函数窗采用对称性设置,具体设置如图8的横坐标所示,图中相应的纵坐标表示基于幅值特征的目标识别率。图8的数据显示,对于第二子集,整个曲线基本呈上升趋势,当核函数窗设置为图像大小 32×32 时,识别率最高。而对于第三和第四子集,则没有这种规则的变化趋势。这是因为从子集二到子集四,光照变化的影响逐渐加大。对于子集二来说,光照变化影响较小,这时大范围的核函数窗口设置提取人脸较多的细节特征,识别率会随着 Gabor 核函数窗的范围增大而提高。但随着光照变化影响的加大,细节特征受噪声影响比较显著,即鲁棒性随着 Gabor 核函数窗的范围增大而降低。

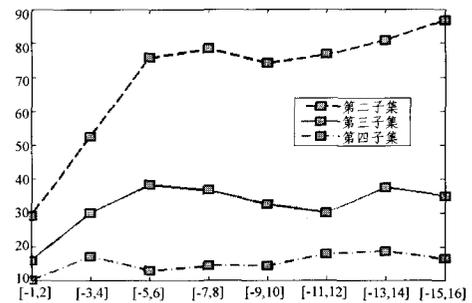


图8 Gabor 核函数窗范围变化对幅值特征的影响

结束语 在基于傅立叶快速变换算法 FFT 进行 Gabor 特征提取的过程中, Gabor 滤波器窗的设置对提取的 Gabor 特征有一定影响,文中对此进行了研究,并通过理论和相应的 YaleB 人脸库上的实验分析,得到以下结论:

(1) 当 Gabor 核函数窗不对称设置时对目标的识别率会产生影响,这种影响表现在 Gabor 核非零部分位于整个 Gabor 滤波器的内部、边界还是外部。

(2) 随着 Gabor 核函数窗的设置范围增大,将提取人脸较多的细节特征,有助于识别率的提高,但鲁棒性会下降。

但是,在实验中当 Gabor 核函数窗的不对称设计使 Gabor 核偏移到 Gabor 滤波器的边界时,识别率反而会随着光照影响的逐渐增强而逐渐增强。如何对此现象进行深入的分析,这将是下一步的研究工作方向。

参考文献

- [1] Daugman J G. Complete discrete 2-D Gabor Transforms by neural networks for image analysis and compression. *IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1988. 36(7): 1169-1179
- [2] Su Y M, Wang J F. A novel stroke extraction method for Chinese characters using Gabor filters. *Pattern Recognition*, 2003, 36(3), 635-647
- [3] Lee T S. Image representation using 2D Gabor wavelets. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, 18(10): 959-971
- [4] Chui C K. An introduction to wavelets. Academic Press