分割双纹理图像的最佳 Gabor 滤波器设计方法

吴高洪,章毓晋,林行刚
(清华大学电子工程系,北京 100084)

摘 要: 本文提出了一种用单 Gabor 滤波器分割双纹理图像时最佳 Gabor 滤波器的设计方法. 该方法根据纹理图像能量在频域上的分布相对集中但并不局限于单一频率的特性,通过比较两类纹理之间的 Fourier 功率谱密度来设计最佳 Gabor 滤波器. 与现有的方法相比,它具有计算量小、分割效果好的特点. 另外它还提供了一种根据 Gabor 滤波器的频率带宽参数来指导搜索最佳滤波器的新策略,这与人类视觉系统的特性是相吻合的,具有很强的可操作性.

关键词: 图像分割; 纹理分割; Gabor 滤波器; 视觉特性
中图分类号: TN911.73 **文献标识码**: A **文章编号**: 0372-2112 (2001) 01-0048-03

Optimal Gabor Filter Design for Bi-Textured Image Segmentation

WU Gao-hong, ZHANG Yu-jin, LIN Xing-gang
(Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: A new method for designing optimal Gabor filters is proposed, which aims at segmenting bi-textured image with a single Gabor filter. It is known that the energy distribution of texture is centralized relatively in the frequency domain, but not focused on a single frequency component. Therefore, the optimal Gabor filter is designed by comparing the Fourier power spectrum density between two types of textures. Compared with other existing algorithms, the proposed algorithm requires less computational load and acquires better segmentation result. Moreover, a strategy to search the optimal filter with the help of the bandwidth parameter of Gabor filters is provided, which is matched with the perceptual property of human vision system and has great maneuverability.

Key words: image segmentation; texture segmentation; Gabor filters; visual perceptual property

1 引言

在图像处理和图像分析领域,Gabor 滤波器已经得到了成功的应用. Gabor 滤波器的一个优越性在于它满足"不确定性原理"所确定的有效持续时间和有效频率带宽乘积的下限,这意味着 Gabor 滤波器可以同时在时域和频域获得最佳的局部化. Gabor 滤波器的另一个优越性在于它是带通的,与人类视觉接收场模型相吻合[1]. 本文讨论采用 Gabor 滤波器进行纹理图像分割的问题.

在纹理分割中应用 Gabor 滤波器的一个基本问题是确定滤波器的参数. 现有的两种方法分别是:通过检测纹理图像 Fourier 功率谱的峰值来确定滤波器的参数[2];采用一组参数预先设定的 Gabor 滤波器[3]. 由于它们都没有考虑到纹理本身的特点,得到的滤波器并不总是最优. 另外它们都借助由多个 Gabor 滤波器组成的滤波器组,由于 Gabor 滤波在实现上还没有行之有效的快速算法[4],所以它们都需要大量的计算. 也有采用单 Gabor 滤波器分割双纹理图像的[5,6],虽然在滤波操作上减小了计算量,但在滤波器设计过程中计算量偏大,操作性也不强.

本文着眼于用单 Gabor 滤波器分割双纹理图像,通过提出一种利用 Fourier 功率谱选择最佳 Gabor 滤波器的方法,并根据人类视觉系统的频率响应特点,给出了利用滤波器频率带宽参数指导搜索最佳 Gabor 滤波器的策略.

2 Gabor 函数和 Gabor 滤波器

Gabor 函数是由 Gabor 首先定义的[7],而后由 Daugman 将其扩展成 2 维结构[8]. 在一般情况下,往往令 2 维 Gabor 函数的纵横比为 1,此时 2 维 Gabor 函数可表示为:

$$h(x,y) = g(x,y)\exp[2\pi j(Ux+Vy)] \tag{1}$$

式中 (U,V) 表示特定的空间频率, $g(x,y)$ 为下式所示的高斯函数

$$g(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2}\exp\left[-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right] \tag{2}$$

可见 Gabor 函数 $h(x,y)$ 是一个被复正弦函数调制的高斯函数,它是一个 $R^2 \to C$ 上的复值函数. $h(x,y)$ 的 Fourier 变换为

$$H(u,v) = \exp\{-2\pi^2\sigma^2[(u-U)^2+(v-V)^2]\} \tag{3}$$

Gabor 滤波器 O_h 可以定义为[5]

$$m(x,y) = O_h(i(x,y)) = |i(x,y) * h(x,y)| \tag{4}$$

式中 $i(x,y)$ 代表一幅图像, $m(x,y)$ 是其滤波输出, $*$ 表示卷

收稿日期:1999-05-24;修回日期:2000-04-17
基金项目:国家自然科学基金(No. 69672029);清华大学信息学院基础创新研究基金(No. EE9906)

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

积,| ¬ 表示模运算. 生物学研究表明[9],单纯的线性机制并不足以解释人类识别纹理的过程,为了模拟人类认知纹理的机制,人们引入了非线性机制. 式(4)的模运算正是这种非线性机制的一种体现.

由式(1)～(3)可知,若要确定一个 Gabor 滤波器,需确定其频率参数(U,V)和高斯函数参数 σ.

3　单个最佳 Gabor 滤波器的设计

本文的工作着眼于用单个最佳 Gabor 滤波器分割由两种纹理构成的图像. 在这方面的工作,除了文献[5]和[6]外,尚未见其它文献报道. 用单 Gabor 滤波器分割双纹理图像的方法不仅可以极大地减轻用 Gabor 滤波器进行纹理分割在计算上的负担,其原理还可以为用多 Gabor 滤波器分割多纹理图像这种更为通用的方法提供有用的思路.

生物学实验表明[9],人类视觉神经细胞对于空间信息输入的响应具有频率选择性,而且具有一定的频率带宽范围. 这里的频率带通常由响应幅度为最大值一半时候的频率宽度(即半峰带宽)来定义. 人类视觉神经细胞的频率响应带宽范围为 0.6 至 2.0 个倍频程,平均约为 1.3 个倍频程. 由于人类视觉神经细胞的频率响应带宽范围具有一定的不变性,如果利用这一带宽参数来指导搜索最佳的 Gabor 滤波器,不但与人类视觉系统的纹理认知机制相吻合,而且还会具有很强的可操作性. 文献[5]和[6]的滤波器设计方法利用式(2)中的高斯函数参数 σ 指导最佳 Gabor 滤波器的搜索. 文献[1]给出了一个依据纹理图像中纹理基元的大小来选择 σ 的方法. 但是对于真实的纹理,特别是自然纹理,其中的纹理基元是很难确定的. 实际上,对于大多数纹理来说,根本就不可能确定明确的纹理基元. 所以利用 σ 来搜索最佳 Gabor 滤波器的方法是不实用的.

众所周知,纹理图像可以看作是具有准周期性的信号,虽然它的准周期性并不表现在其 Fourier 变换系数的极大值处,但其能量相对集中在一定的频率范围内. 由于 Gabor 滤波器的带通特性,如果这一频率范围与 Gabor 滤波器的通频带吻合,滤波器输出的值将会很大;而如果不吻合,其输出将受到抑制. 可见,如果我们设计一个 Gabor 滤波器,它的滤波输出能够使某一类纹理的能量顺利通过,而使另一类纹理的能量受到抑制,那么就可以分割这两类纹理.

根据以上考虑,可以根据 Gabor 滤波器的带宽参数来对纹理 Fourier 变换的频域进行分区,并通过比较各个分区内对应两类纹理的平均功率来设计滤波器.

由式(3)可得,Gabor 滤波器的半峰带宽 B(倍频程)为

$$B=\log_2\left[\frac{\pi F\sigma+\alpha}{\pi F\sigma-\alpha}\right] \tag{5}$$

式中 $F=\sqrt{U^2+V^2}$ 为 Gabor 滤波器的中心频率,$\alpha=\sqrt{(\ln 2)/2}$. 对于给定的 B,设半峰处的频率分别为 F_1 和 F_2 $(F_1<F_2)$,则根据倍频程带宽的定义,它们满足 $B=\log_2[F_2/F_1]$. 如果考虑到 Gabor 滤波器的对称特性,则有 $F=(F_1+F_2)/2$,于是可得

$$F_1=\frac{2F}{1+2^B},\ F_2=\frac{2F}{1+2^{-B}} \tag{6}$$

假设已知原始图像的 Fourier 功率谱密度为 $P(u,v)$,其极坐标形式为 $P(f,\theta)$,其中 $f=\sqrt{u^2+v^2}$,$\theta=\tan^{-1}(v/u)$,用给定 B 条件下的 F_1 和 F_2 对极坐标形式的频域(f,θ)进行分区,角度分区宽度设为 ψ.

假设两个已知纹理图像分别为 $i_1(x,y)$ 和 $i_2(x,y)$,则最佳滤波器设计方法的具体步骤如下:

(1)利用 FFT 计算 $i_1(x,y)$ 和 $i_2(x,y)$ 的功率谱密度,设分别为 $P_1(u,v)$ 和 $P_2(u,v)$,其极坐标形式分别为 $P_1(f,\theta)$ 和 $P_2(f,\theta)$.

(2)对频域进行分区. 频率的划分方式为:先设 $F=1$,由式(6)计算 F_1 和 F_2,可以得到第 1 段频率范围 Δf_1;然后再令 $F=F_2$,再由式(6)计算新的 F_1 和 F_2,从而得到第 2 段频率范围 Δf_2;如此下去,直到 F_2 大于最大频率为止. 这样得到的频率分段为$\{\Delta f_1,\Delta f_2,\cdots,\Delta f_m\}$,其中 m 为分段数. 角度的划分方式为:以宽度 ψ,步长 $\psi/2$,在 0 至 360°之间进行分段,这样得到的角度分段为$\{\Delta\theta_1,\Delta\theta_2,\cdots,\Delta\theta_n\}$,其中 n 为分段数. 由频率分段$\{\Delta f_1,\Delta f_2,\cdots,\Delta f_m\}$和角度分段$\{\Delta\theta_1,\Delta\theta_2,\cdots,\Delta\theta_n\}$的交叉,可得到 $m\times n$ 个频域的分区$\{\Delta f_k\Delta\theta_l\}$,将这些分区用 $R(k,l)$ 表示,$k=1,2,\cdots,m$;$l=1,2,\cdots,n$.

(3)对每一个频域分区计算其中的平均功率谱,即

$$\bar{P}_{1,R(k,l)}=\frac{1}{\#\ R(k,l)}\sum_{(f,\theta)\in R(k,l)}P_1(f,\theta) \tag{7}$$

式中 $\#\ R(k,l)$ 为该区域内频率分量的数目. $\bar{P}_{2,R(k,l)}$ 的计算形式与 $\bar{P}_{1,R(k,l)}$ 相似.

(4)根据下式得到两类纹理平均功率谱相差最大的区域

$$R(K,L)=\arg\left\{\max_{k,l}\left(\frac{\bar{P}_{1,R(k,l)}}{\bar{P}_{2,R(k,l)}}\right)\right\} \tag{8}$$

(5)在区域 $R(K,L)$ 内,寻找两类纹理功率谱密度相差最大的频率点(F,Θ)(即(U,V)),将其作为最佳 Gabor 滤波器的频率参数

$$(F,\Theta)=\arg\left\{\max_{(f,\theta)\in R(K,L)}\left(\frac{P_1(f,\theta)}{P_2(f,\theta)}\right)\right\} \tag{9}$$

(6)根据式(6)可以得到最佳 Gabor 滤波器的另一参数 σ,即

$$\sigma=\frac{\pi(2^B-1)F}{\alpha(2^B+1)} \tag{10}$$

(7)将带宽 B 从 0.6 开始按一定间隔增加 ΔB 直到 2.0,重复步骤(2)～(6),用得到的最佳 Gabor 滤波器,按文献[6]的分割方法分割由这两类纹理组成的图像,并根据分割效果最终选定最佳的 Gabor 滤波器.

在上述步骤中,有 2 个参数(即角度分区宽度 ψ 和带宽增量 ΔB)需要预先设定. 根据经验,ψ 可以设为 10°～30°之间,ΔB 设为 0.1～0.2 之间. 对于步骤(2)的频域分区,相邻各区有一定重叠,这是为了保证功率谱密度相对集中的频率范围能包括在同一个频率分区内,从而保证获得的最佳 Gabor 滤波器是真正的最佳. 步骤(4)中平均功率谱相差最大的区域是通过式(8)将第 1 类纹理的平均功率谱除以第 2 类纹理平均

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

功率谱来获得的. 为使效果更好,还可以将这一比值的倒数也进行比较,这样的比较是相互的. 由式(8)可以看出,用选定的最佳 Gabor 滤波器进行滤波时,某一类的能量能够顺利的通过,而另一类则受到抑制,滤波的结果给出分割的结果.

这里对计算量给予进一步的讨论. 上述方法在获取最佳 Gabor 滤波器的整个过程中,对每一类纹理作了一次 FFT 计算,因此,对于整个带宽 B 的搜索,算法的计算量约为 $O(M^2\log_2 M)$. 相比之下,文献[5]和[6]的算法需要对各个 σ 分别进行搜索,而对于每一个给定的 σ,又分别需要约 $O(9M^2\log_2 M)$ 和 $O(200M^2\log_2 M)$ 的计算量[6]. 因此,在计算量上本文所提出的算法比现有算法的减少是非常巨大的,另外分割效果也有改善(见下节).

4 对双纹理图像的分割实验结果

对如图 1(a)所示的两幅双纹理图像进行分割实验. 它们分别由两类 Brodatz[10]纹理混合而成. 实验中 Gabor 滤波器的带宽从 0.6 开始,以步长 0.1 增大,直至最大带宽 2.0. 图 1(b)是采用本文算法得到的分割结果,获得该结果的 Gabor 滤波器参数为 $(U, V, \sigma) = (0.450, 0.188, 1.323)$,带宽为 1.0 个倍频程. 从分割结果上来看,本算法是令人满意的.

为了进行比较,本文还用根据文献[6]设计的 Gabor 滤波器对图 1(a)进行了分割实验,实验中 Gabor 滤波器的参数 σ 首先从 1.0 开始,以步长 0.1 增加,直至最大值 5.0. 此时最佳分割在 $\sigma = 1.4$ 时获得. 然后细化对 σ 的搜索,从 1.22 开始,以步长 0.01 增加,直至最大值 1.58. 细化搜索后的最佳分割在 $\sigma = 1.34$ 时获得,结果如图 1(c)所示.

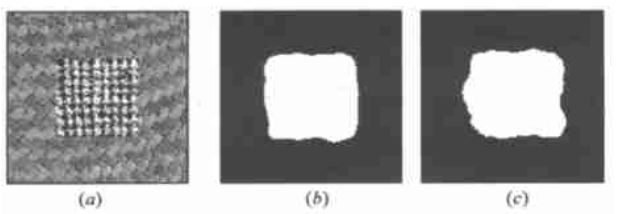

图 1 原始图像和两种方法分割结果的比较

通过对比图 1(b)和图 1(c),可明显看出前者的效果要比后者好,即用本文的算法搜索得到的最佳 Gabor 滤波器的性能要比用文献[6]的算法搜索得到的最佳 Gabor 滤波器的性能好. 而且从上面的实验过程可以看出,文献[6]的参数 σ 搜索方法没有一定的指导准则,是相当繁琐的,而本文从带宽参数出发搜索最佳 Gabor 滤波器显然要比文献[6]的方法具有指导性.

5 结论

本文提出了一种用于分割双纹理图像的单最佳 Gabor 滤波器设计方法. 该方法基于人类视觉系统对于空间信息输入响应的频率带宽范围大致不变的特性和纹理频谱能量的相对集中的特性,根据 Gabor 滤波器的带宽参数对纹理图像的频域进行分区,通过比较两类纹理在响应频率分区内的平均功率来获得最佳 Gabor 滤波器的参数. 采用本方法设计的 Gabor 滤波器可以使某一类纹理的能量顺利通过,而使另一类纹理的输出受到抑制,从而可以用阈值化方法对由这两种纹理组成的图像进行分割. 与现有的单 Gabor 滤波器设计方法相比,本文的方法具有计算量小,效果好的特点,而且由于提供了一种根据 Gabor 滤波器的频率带宽参数来指导搜索最佳滤波器的新策略,使得本文方法与人类视觉系统的特性比较吻合,具有很强的可操作性.

参考文献:

[1] Dunn D, Higgins W E, Wakeley J. Texture segmentation using 2-D Gabor elementary functions [J]. IEEE Transactions on PAMI, 1994, 16(2): 130 - 149.

[2] Bovik A C, Clark M, Geisler W S. Multichannel texture analysis using localized spatial filters [J]. IEEE Transactions on PAMI, 1990, 12(1): 55 - 73.

[3] Jain A K, Farrokhinia F. Unsupervised texture segmentation using Gabor filters [J]. Pattern Recognition, 1991, 24(12): 1167 - 1186.

[4] Orr R S. The order of computation for finite discrete Gabor transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(1): 122 - 130.

[5] Dunn F D, Higgins W E. Optimal Gabor filters for texture segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1995, 4(7): 947 - 964.

[6] Weldon T P, Higgins W E, Dunn F D. Efficient Gabor filter design for texture segmentation [J]. Pattern Recognition, 1996, 29(12): 2005 - 2015.

[7] Gabor D. Theory of communication [J]. Journal of IEE, 1946, 93: 429 - 457.

[8] Daugman J G. Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters [J]. J. Opt. Soc Am. A, 1985, 2(7): 1160 - 1169.

[9] Pollen D A, Ronner S E. Visual cortical neurons as localized spatial frequency filters [J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, 1983, 13(5): 907 - 916.

[10] Brodatz P. Textures: A Photographic Album for Artists and Designer [M]. Dover, New York, 1966.

作者简介:

吴高洪 1967 生,1999 年于清华大学电子工程系获工学博士学位. 现在美国威斯康星医学院从事博士后研究工作. 感兴趣的研究领域主要有纹理图像分析、医学图像处理、核磁共振成像及应用等,已发表多篇研究论文.

章毓晋 教授,博士生导师. 研究领域主要在其倡导的图像工程(图像处理、图像分析、图像理解及其技术应用)学科,已发表 150 余篇研究论文,著书三本. 现为中国图像图形学会学术委员会副主任,中国图像图形学报副主编,2000 年召开的第一届国际图像图形学术大会(ICIG'2000)程序委员会共同主席,IEEE 高级会员.

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net