

中图法分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)01-0072-07

论文索引信息: 徐婉莹, 黄新生, 刘育浩, 张巍. 一种基于 Gabor 小波的局部特征尺度提取方法[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(1): 72-78

一种基于 Gabor 小波的局部特征尺度提取方法

徐婉莹¹⁾, 黄新生¹⁾, 刘育浩¹⁾, 张巍²⁾

¹⁾(国防科技大学机电工程与自动化学院, 长沙 410073) ²⁾(国防科技大学计算机学院, 长沙 410073)

摘要: 图像的局部特征尺度在进行特征提取和构造尺度不变量时非常重要。提出了一种基于 Gabor 小波的局部特征尺度提取方法, 该方法利用视皮层简单细胞的 2 维 Gabor 函数模型, 构造了一个 Gabor 尺度空间核函数, 利用该核函数计算图像的 Gabor 尺度空间分解, 并在尺度空间中搜索局部极大值作为特征点的固有尺度。实验结果表明, 该方法可在不同对比度条件下有效地提取各类特征的局部尺度, 并且相比高斯拉普拉斯 (LoG) 方法有更好的适应性和可靠性。

关键词: 局部尺度检测; Gabor 尺度空间; 核函数; 视皮层简单细胞; LoG (高斯拉普拉斯算子)

A local characteristic scale selection method based on Gabor wavelets

Xu Wanying¹⁾, Huang Xinsheng¹⁾, Liu Yuhao¹⁾, Zhang Wei²⁾

¹⁾(College of Mechatronics Engineering and Automation, National University of Defence Technology, Changsha 410073 China)

²⁾(College of Computer, National University of Defence Technology, Changsha 410073 China)

Abstract: Local characteristic scale of images plays an important role in feature extraction and local scale invariant construction. This paper proposed a local characteristic scale selection method based on Gabor wavelets, in which a Gabor scale-space kernel was formed using the 2D Gabor function model of simple cortical cells. A Gabor scale-space representation of the image was calculated based on the kernel first, then the maximum over scales of the feature point was detected and the scale corresponding to the maximum was selected as the characteristic scale. Experiments results show that the proposed method can select the characteristic scale effectively for different types of features in different conditions. Comparison with LoG method shows that the proposed method has better accuracy, applicability and reliability.

Keywords: local scale selection; Gabor scale-space; kernel function; simple cortical cells; LoG (Laplacian of Gaussian)

0 引言

自然界中的物体在视野中呈现怎样的形状取决于物体与观测者的距离, 也即观测的尺度。反映在图像处理领域, 尺度的概念在描述图像中未知的结构和特征时非常重要。现有的特征提取算法大都假定在某个特定的全局尺度上进行, 在该尺度上尽量达到特征定位准确性与抗噪性的折衷。然而对一幅图像来说, 并不是所有的特征都能在同一尺度下进行分

析, 有些特征需要在较大的尺度下提取结构的框架, 而另外一些特征需要在较小的尺度下提取细节信息; 此外在模式识别和景象匹配算法中, 当需要构造局部尺度/仿射不变区域和仿射不变量时, 也常常需要兴趣点所在的局部尺度。因此, 局部特征尺度的提取在图像处理和模式识别领域具有十分重要的意义。

图像的局部固有尺度是指使局部特征得到最佳描述的尺度, 它反映了图像中特征附近局部结构的大小, 与图像当前所处的分辨率无关, 但会随着图像尺度的变化而成比例地变化。在现有的局部尺度提

收稿日期: 2009-07-08; 修回日期: 2009-10-19

第一作者简介: 徐婉莹(1981—), 女, 国防科技大学控制科学与工程专业博士研究生, 主要研究方向为精确制导技术。

E-mail: wanying_xu@nudt.edu.cn。

取方法中,最为广泛应用的是 Lindeberg 的自动尺度选择理论^[1-2],通过寻找尺度标准化微分算子(包括 LoG 算子)在 3 维尺度空间的局部极大值来定位特征点和局部特征尺度。Lowe^[3-4]则通过高斯差模型(DoG 算子)在 3 维尺度空间金字塔中寻找极值点来定位特征点和特征尺度。此外,Jeong 和 Kim^[5]通过多模能量函数的最小化和并行松弛算法来选择局部尺度,计算量非常大。还有一些基于概率计算局部尺度的方法^[6-8],其置信度与图像的信噪比有很大的关联,当信噪比较低时,置信度也很低。

由于 Gabor 小波具有优良的时频域分析特性,在分析图像纹理和结构时具有独特的优势,一些文献探讨了基于 Gabor 小波的局部尺度提取方法。其中 Valdivia 等人^[9-10]研究了在 3 种不同的图像表示下计算全局尺度的方法,其中基于 Gabor 滤波器的多通道图像表示,其滤波器输出方差的极大值也被用来选择局部特征尺度,不过此方法只对滤波器有强响应的那些点进行检测,且在每个通道上都有不同的全局尺度和局部尺度。Moreno^[11-12]使用 Gabor 函数构造了一种 λ 特征,该 λ 特征标准化后通过寻找其过零点可得到特征的局部固有尺度,然而该 λ 特征构造复杂且闭合解的形式庞大,计算复杂度高。

提出一种新的基于 Gabor 小波的局部特征尺度提取方法。该方法根据人眼的多尺度特性,利用视皮层简单细胞的 Gabor 感受野模型构造 Gabor 尺度空间核函数进行局部尺度提取。该方法采用数值计算,操作简单,得到的局部特征尺度能较好地描述目标外部特征的大小,并且相对于 LoG 方法有更好的适用性。

1 基于 Gabor 函数的局部尺度提取

1.1 简单细胞响应的 Gabor 函数模型

神经生物学方面的证据表明,Gabor 函数由于其良好的空间和频率特性,相对于 DoG 模型能更好地近似单细胞的感受野函数。Gabor 函数拥有众多可调节的参数可根据不同的应用对不同类型的简单细胞其进行建模^[13]。我们这里采用圆对称型 2 维 Gabor 函数模型:

$$g_{\sigma,\theta}(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} e^{i\frac{\pi}{\sigma}(x\cos\theta+y\sin\theta)} \quad (1)$$

式中 σ 为尺度因子,表示时域中高斯包络线的宽度, θ 为其朝向。

对一幅图像 $I(x,y)$,将其与不同尺度和朝向上

的 Gabor 函数进行卷积,就可以分析图像在不同尺度和方向上的结构。图像中点 (x_0,y_0) 处的 Gabor 函数响应为

$$G_{\sigma,\theta}(x_0,y_0) = \iint I(x,y) g_{\sigma,\theta}(x_0-x,y_0-y) dx dy \quad (2)$$

1.2 Gabor 尺度空间核函数

为了对图像的局部尺度特性进行分析,首先建立图像中像素点的尺度空间响应模型。为此先构造 Gabor 尺度空间核函数

$$GSS_{\text{kernel}}(x,y,\sigma) = \int_{-\pi}^{\pi} g_{\sigma,\theta}(x,y) d\theta \quad (3)$$

在这里图像模式的尺度特性是需要考察的对象,因而通过积分消除了方向参数 θ 的影响,并由此获得尺度空间表示的方向不变性。

将式(1)代入,经过推导求得 Gabor 尺度空间核函数的解析式为

$$GSS_{\text{kernel}}(x,y,\sigma) = \frac{1}{\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \left(1 + \sum_{n=1}^{\infty} \frac{(-1)^n b^n}{(n!)^2} \right) \quad (4)$$

式中 $b = \frac{\pi^2}{4\sigma^2} (x^2 + y^2)$ 。

可以证明上式中的级数求和在 σ 和 x,y 有意义的范围内是收敛的,但是它没有闭合的显式解,在实际计算中相当不便。因此考虑采用数值积分方法求解。考虑到共轭对称性,计算只在 $1/2$ 圆周平面上进行,将方向范围 $[0,\pi]$ 分为 N 个区间,则有

$$GSS_{\text{kernel}}(x,y,\sigma) = \frac{\pi}{N} \sum_{k=1}^N g_{\sigma,\theta_k}(x,y) \quad (5)$$

式中 $\theta_k = k\pi/N$ 。

显然当 N 越大时,上式越趋近于真实值。不过基于运算量的考虑, N 不需要取到非常大。经大量实验证实,当 $N=4$ 时,即可达到较好的效果。选取方向分别为 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 的 4 个通道,每个通道都对应 45° 的方向带宽。这个结果与生物学研究中发现的视皮层细胞的中值方向带宽为 42° 一致^[14]。

图 1 为 4 个通道上的 Gabor 偶函数模板,从左到右 θ 分别为 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 。 σ 为 11,模板大小为 80×80 像素。

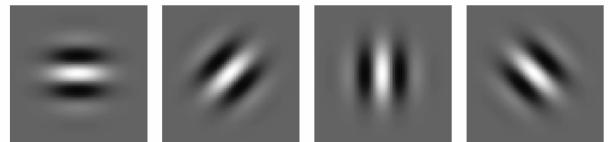


图 1 Gabor 偶函数模板

Fig.1 The Gabor even function template

1.3 Gabor 尺度空间核函数的空域和频域特性分析

图 2 给出了 Gabor 尺度空间核函数和 LoG 尺度空间核函数(式(10))在特定尺度的 3 维曲面和 1 维切线图,以及其傅里叶变换的幅值图,下面对其空域特性进行分析和对比。

空域特性分析:从图 2(a)(b)(d)(e)中可以看出,除幅值与符号不同外,Gabor 尺度空间核函数与 LoG 核函数在形状上类似,因而它们都可用于特征检测和尺度提取。不同的是,LoG 函数在不同尺度上的响应幅值有很大的差别,因而需要尺度标准化因子(式(10)中的 σ^2)对其进行标准化;而 Gabor 核函数在不同尺度上的响应幅值基本在同一值域范围

内,因而不需要对其标准化(见 1.4 节)。此外,消去方向因子 θ 之后的 Gabor 核函数与 LoG 函数一样是圆对称的,保证了其特征尺度检测的方向不变性。

频域特性分析:尽管 Gabor 尺度空间核函数与 LoG 函数在空域有类似的形状和特性,但由于该核函数是基于 Gabor 函数构造的,Gabor 函数极好的时频局部化特性使得该函数对于图像的纹理特征有更好的分析优势。而 LoG 函数的能量谱在高频处有较大的混叠,在这一频率范围内对信息的提取能力稍弱。图 2(c)(f)为两个不同波长的 Gabor 核函数和中心频率相同的两个 LoG 函数的傅里叶变换能量谱。可以看到,LoG 函数在高频处混叠比较严重,相比之下 Gabor 核函数对能量谱有更好的区分性。

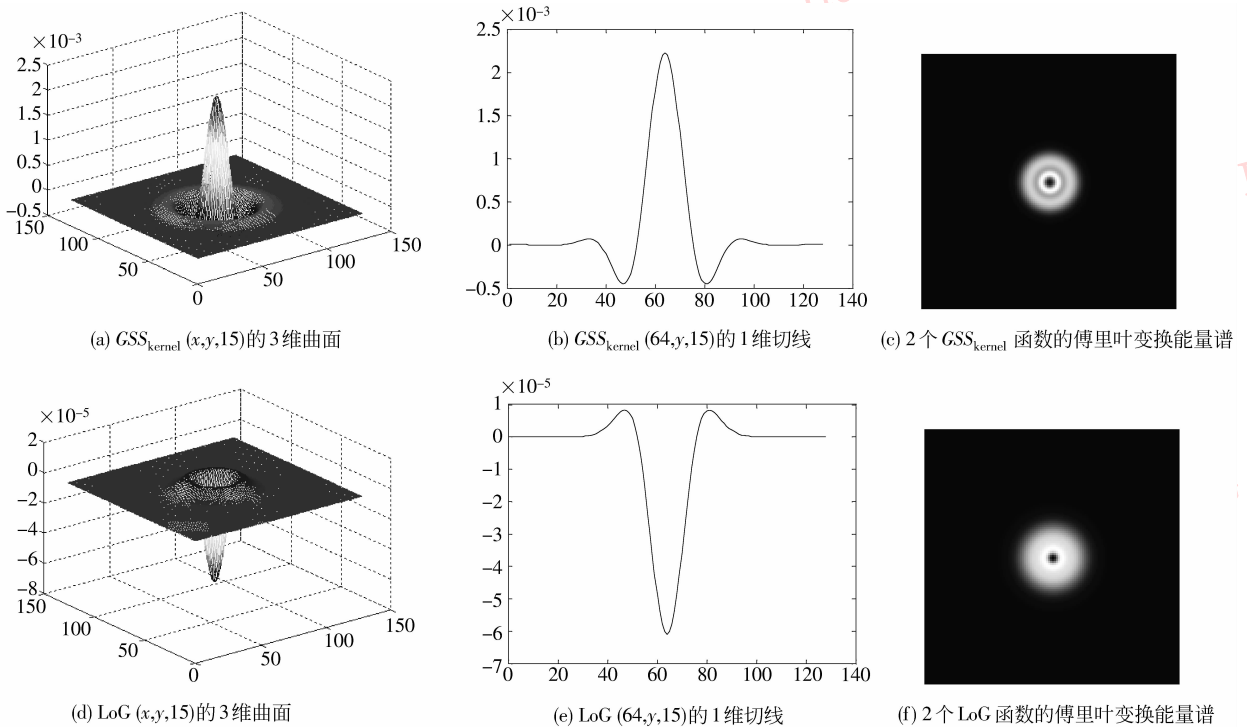


图 2 Gabor 核函数与 LoG 核函数的时域和频域图像对比

Fig. 2 Comparison of Gabor scale-space kernel and LoG scale-space kernel in space domain and frequency domain

1.4 基于 Gabor 核函数的局部特征尺度提取方法

首先根据 Gabor 尺度空间核函数对图像 $I(x, y)$ 进行尺度空间分解:

$$GSS(x, y, \sigma) = I(x, y) * GSS_{\text{kernel}}(x, y, \sigma) \quad (6)$$

尺度空间分解提供了图像的结构和特征在不同尺度上的核函数响应。根据图像局部固有尺度是使特征获得最佳描述的尺度这一假设,对图像中任一特征点 (x_0, y_0) ,该点及其局部结构在某一尺度上应当获得比在其他尺度上更强的响应。因此取该点尺

度空间响应沿尺度方向的局部极大值,对应的尺度即为该点的局部特征尺度:

$$\sigma_{\text{int}} = \underset{\sigma}{\operatorname{argmax}} |GSS(x_0, y_0, \sigma)| \quad (7)$$

理论上尺度参数的取值应当在 $\sigma \in (0, +\infty)$ 范围内,然而在实际问题中,尺度过大或过小并没有实际的意义,因而可以合理地去掉尺度很大和很小的部分。对尺度空间的采样通常采用指数采样: $\sigma = \alpha^j, j \in \mathbf{N}$,在感兴趣的尺度范围内搜索极大值取特征尺度。 α 视需要选择为 1~2 之间的小数。

如果 $I(x, y)$ 经过 s 倍的尺度变换, 得到一幅新图像 $I_s(x, y) = I(sx, sy)$ 。因为由式(4)易得

$$GSS_{\text{kernel}}(x, y, \sigma) = s^2 GSS_{\text{kernel}}(sx, sy, s\sigma) \quad (8)$$

卷积得到新图像在点 (x_1, y_1) 处的尺度空间响应

$$GSS_{\text{new}}(x_1, y_1, \sigma) = GSS(sx_1, sy_1, s\sigma) \quad (9)$$

这说明经过尺度变换的图像, 其尺度空间响应可以与原图像中的对应点在 s 倍尺度上的响应保持一致。从中可以看出, 一是不同尺度图像上对应点的 Gabor 尺度空间响应幅值在同一数量级, 因而计算局部特征尺度时不需标准化; 二是对应特征点局部固有尺度之间的比值能反映图像间的尺度变换参数。

2 实验结果分析

为了对算法进行评估, 在本节中通过实验对算法进行综合测试, 并与其他局部特征尺度提取算法进行比较。文献[15]中对几种微分形式的特征尺度提取算子进行了对比, 包括 LoG 算子、DoG 算子、Harris 方程、平方梯度等, 结果显示 LoG 算子提取到正确特征尺度的百分比最高, 因此在下面的实验中将主要与 LoG 算子进行对比。

LoG 算子是由 σ^2 正则化的 2 维高斯拉普拉斯算子, 它是很好的圆斑状特征检测算子。特征点的 LoG 响应的尺度空间极值点所在的尺度就是其局部

特征尺度 $\sigma_{\text{int}}^{\text{LoG}}$ 。

$$\begin{aligned} \text{LoG}(x, y, \sigma) &= \nabla^2 G_{\text{Gauss}} = \frac{\partial^2 G}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 G}{\partial y^2} = \\ &= -\frac{1}{\pi\sigma^4} \left(1 - \frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right) e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}} \\ \sigma_{\text{int}}^{\text{LoG}} &= \underset{\sigma}{\text{argmax}} |\sigma^2 I * \text{LoG}| \end{aligned} \quad (10)$$

2.1 不同对比度条件下目标的局部尺度提取实验

1) 强对比度条件下的目标局部尺度提取

图 3 中 (a)(b) 为从不同高度拍摄的航空图像, 目标与环境的对比度较高; 使用本文方法和 LoG 方法分别计算图中目标中心点 (“+”) 的特征尺度, 图 3 (c) 为 Gabor 尺度空间响应曲线; (d) 为 LoG 尺度空间响应曲线。

图 3(c) 中两条曲线的极大值(也是最大值)点对应的尺度分别为 26.5 和 14。以 1.5 倍尺度值为半径, 以特征点为圆心, 在原图像中作圆, 见图 3(a)(b) 中的白色圆圈。图 3(d) 中两条曲线中间的极大值点对应的尺度分别为 15 和 7.5。以该特征尺度为半径的圆见图 3(a)(b) 中的黑色圆圈。可见在目标与环境对比度较强的情况下, 本文方法与 LoG 方法都能很好地提取目标的特征尺度, 不同的是本文方法提取的局部尺度反映了目标外部结构的大小, 而 LoG 方法提取的局部尺度反映了目标内部结构的大小。

从图 3(c)(d) 中的尺度空间响应曲线还可以

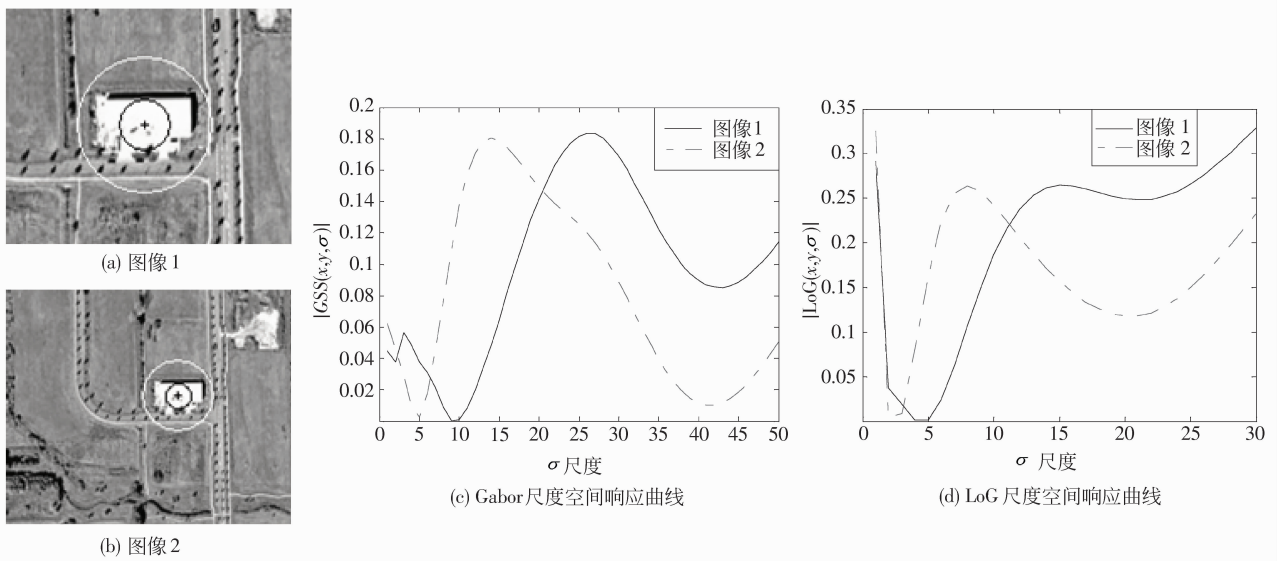


图 3 强对比度条件下本文方法与 LoG 方法提取效果对比

Fig. 3 Scale selection results of the proposed method and the LoG method under high contrast condition

看出, Gabor 尺度空间响应曲线在有意义的尺度范围内只有一个极大值点, 且峰值突出, 峰谷比大, 因此定位峰值位置非常容易, 求取的特征尺度也相对可靠。而 LoG 尺度空间响应曲线在尺度很大或很小时都有峰值, 且有效局部峰值范围较宽, 下降缓慢, 峰谷比小, 因此要定位峰值位置相对困难, 容易受到干扰。

2) 弱对比度条件下的目标局部尺度提取

图 4 为目标与环境对比度较低的两幅目标图像, 其中各子图表示的内容与图 3 相同。

可以看到, 在目标与环境对比度很低的情况下, 图 4(c) 中的两条曲线仍然有明显的波峰和波谷, 且

峰值突出, 峰谷比很大, 极大值点对应的尺度分别为 29 和 15.5, 以该特征尺度为半径得到的圆环见图 4(a)(b)。

而图 4(d) 中 LoG 方法的响应曲线只有一条有极大值点, 且峰谷比很小, 而另一条曲线没有极大值点, 说明 LoG 函数对图 4(a) 中的目标点求取局部特征尺度失败。可见, 本文算法在低对比度条件下也具有很好的性能, 相对于传统的 LoG 方法有更好的适应性和可靠性。

综合以上两组实验, 本文提出的 Gabor 尺度空间局部尺度提取方法比 LoG 方法有更广的应用范围和更优的性能。

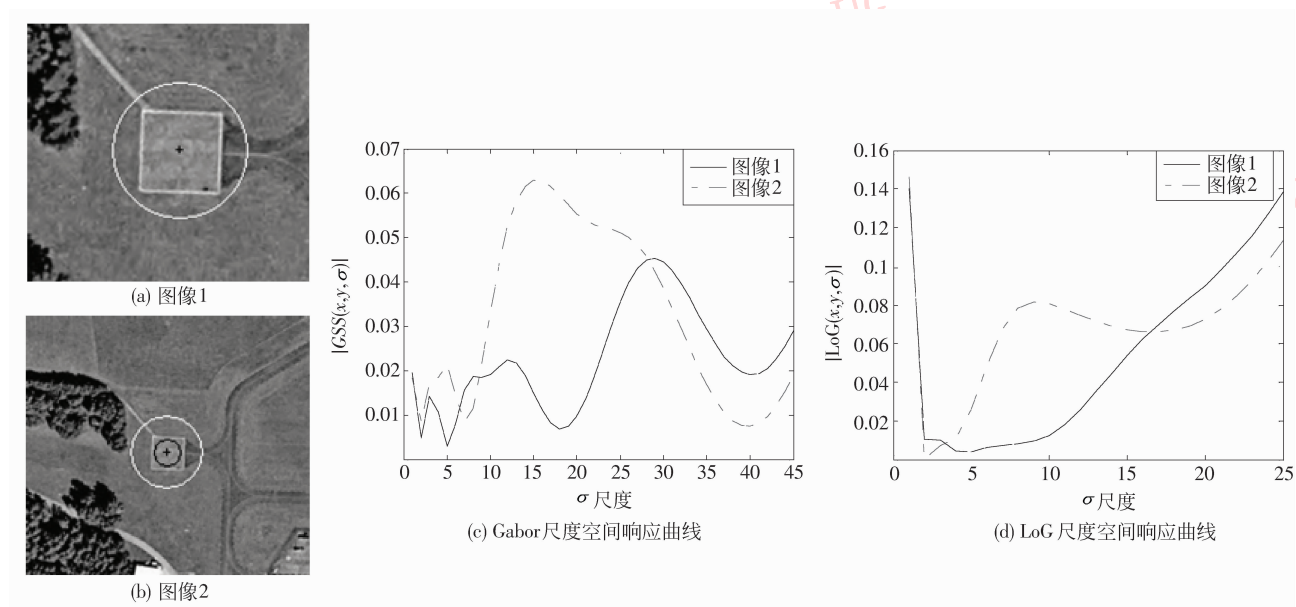


图 4 弱对比度条件下本文方法与 LoG 方法提取效果对比

Fig. 4 Scale selection results of the proposed method and the LoG method under low contrast condition

2.2 抗噪性实验

对图 3 中的两幅航拍图像加入高斯噪声, 得到两幅信噪比 (SNR) 为 15 dB 的噪声图像, 对同样的目标点采用本文提出的方法和 LoG 方法分别进行局部尺度提取, 结果如图 5 所示。

从图 5 中可以看出, 本文算法和 LoG 方法对噪声都有很好适应性。得到的尺度空间响应曲线与图 3 中的原始图像差别不大, 只在尺度较小的范围内有微小的波动, 对曲线走势和峰值都没有什么影响, 得到的特征尺度值与图 3 中相同。这是因为两种方

法中都有高斯部分, 高斯函数对噪声有很好的抑制能力很强; 而且特征尺度提取的问题主要面向的是目标的结构, 而非其局部细节特征, 因而噪声的存在对结果影响不大。

2.3 局部尺度提取准确性实验

前面 3 组实验验证了本文算法的有效性、适应性和抗噪性, 本节验证提取的尺度参数的准确性。

由于特征尺度反应图像局部结构的大小, 而自然图像中特征的局部结构并不能精确地定义其大小, 因而也无从比较。因此只能通过存在比例缩放

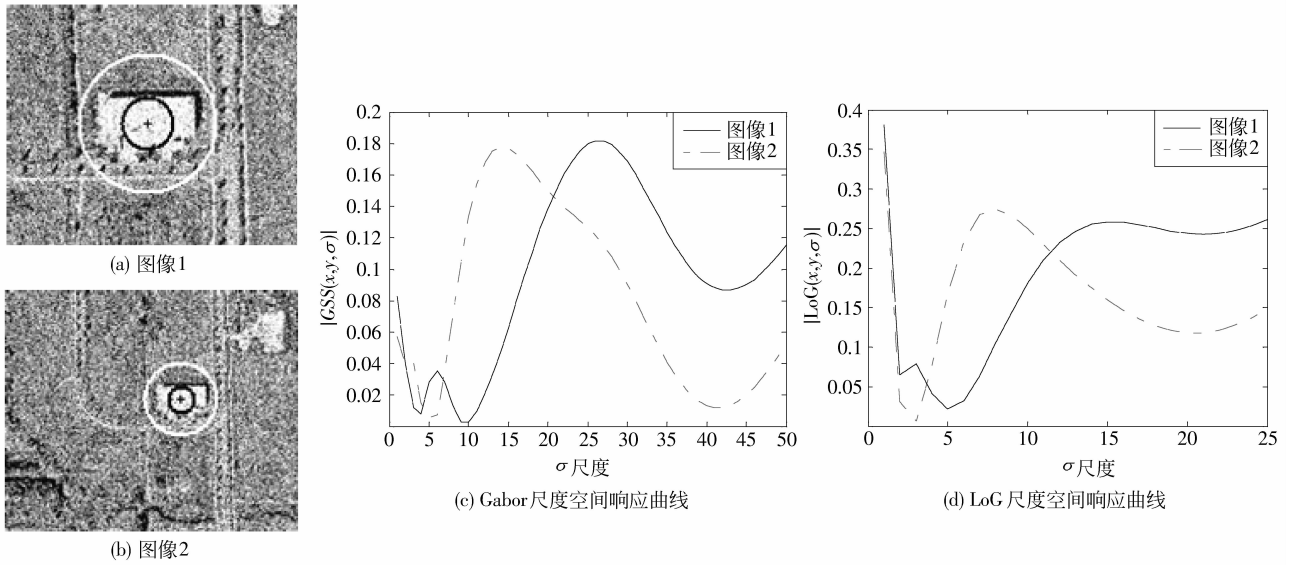


图 5 噪声条件下本文方法与 LoG 方法提取效果对比

Fig. 5 Scale selection results of the proposed method and the LoG method under noisy condition

的图像对中,特征之间固有尺度的比值是否准确地反映图像的尺度变化参数来判断结果的准确性。

本组实验在两幅存在比例缩放的人脸图像上选取不同类型的特征点,采用本文算法和 LoG 方法分别提取其特征尺度,然后求两幅图像中对应特征点的局部尺度之比值,并在所有特征点对之间求均值,得到两幅图像的近似缩放参数,并与真实的缩放参数相比较,判断两种算法的精确度。

图 6 为两幅存在尺度缩放的人脸图像,尺度变化因子为 1.333 3。对每对特征点采用两种方法进行尺度检测,结果列于表 1。从结果可见,本文算法求出的缩放参数更接近于真实值,证明了算法的精确性。



图 6 人脸图像及手工标注的特征点位置
Fig. 6 Facial images with manual landmarks

表 1 人脸图像特征点固有尺度提取结果

Tab. 1 Intrinsic scale at feature points of facial images

	σ_{int}^{Gabor}	σ_{int}^{LoG}
左眼 1	8	3.5
左眼 2	6	3
比值	1.333 3	1.166 7
右眼 1	7.5	4
右眼 2	5.5	3
比值	1.363 6	1.333 3
鼻 1	8.5	4
鼻 2	6	3
比值	1.416 7	1.333 3
嘴 1	25.5	11.5
嘴 2	21	9
比值	1.214 3	1.277 8
平均比值	1.332 0	1.277 8

3 结 论

提出了一种基于 Gabor 小波的局部特征尺度提取方法,该方法利用 Gabor 函数模型构造尺度空间核函数,然后沿尺度方向搜索尺度空间响应的局部极大值,并以该极大值点对应的尺度作为特征尺度。综合实验表明,该方法可以在不同的对比度条件下

准确、可靠地提取不同类型特征的固有尺度,提取出的局部尺度值反映了目标特征点所在位置外部结构的大小,并且具有很好的抗噪性能。与广泛应用的 LoG 方法相比,本文提出的特征提取方法具有更好的频域特性,适用的范围更广,提取的特征尺度更准确可靠。

参考文献 (References)

- [1] Lindeberg T. Edge detection and ridge detection with automatic scale selection [J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 30(2): 117-154.
- [2] Lindeberg T. Feature detection with automatic scale selection [J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 30(2): 79-116.
- [3] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features [C]// Proceeding of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision, NY, US: IEEE Computer Society, 1999: 1150-1157.
- [4] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [5] Jeong H, Kim C I. Adaptive determination of filter scales for edge detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(5): 579-585.
- [6] Elder J H, Zucker S W. Local scale control for edge detection and blur estimation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(7): 699-716.
- [7] Marimont D H, Rubner Y. A probabilistic framework for edge detection and scale selection [C]// Proceeding of the 6th International Conference on Computer Vision. Bombay, India: Narosa Publishing House, 1998: 207-214.
- [8] Gomez G, Marroquin J, Sucar L. Probabilistic estimation of local scale [C]// Proceeding of the 15th International Conference on Pattern Recognition. NY, US: IEEE Computer Society, 2000: 790-793.
- [9] Fdez-Valdivia J, Garcia J A, Martinez-Baena J, et al. The selection of natural scales in 2D images using adaptive Gabor filtering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(5): 458-469.
- [10] Martinez-Baena J, Garc J A, Fdez-Valdivia J, et al. Scale selection using three different representations for images [J]. Pattern Recognition Letters, 1997, 18(14): 1453-1467.
- [11] Moreno P, Bernardino A, Santos-Victor J. Appearance based salient point detection with intrinsic scale-frequency descriptor [C]// Proceeding of the 5th IASTED International Conference on Visualization, Imaging and Image Processing, Benidorm, Spain: ACTA Press, 2005: 332-337.
- [12] Moreno P. Object component models using Gabor filters for visual recognition [D]. Lisboa, Portugal: Universidade Tecnica de Lisboa, 2008.
- [13] Jones J P, Palmer L A. An evaluation of the two-dimensional Gabor filter model of simple receptive fields in cat striate cortex [J]. Journal of Neurophysiology, 1987, 58(6): 1233-1258.
- [14] De V R, Yund E W, Hepler N. The orientation and direction selectivity of cells in macaque visual cortex [J]. Vision Research, 1982, 22(5): 531-544.
- [15] Mikolajczyk K, Schmid C. Indexing based on scale invariant interest points [C]// Proceeding of the 8th IEEE International Conference on Computer Vision. Vancouver, Canada: Springer, 2001: 525-531.