基于多尺度 Gabor 滤波器组的不变特征点提取新方法

雷 琳,王 壮,粟 毅
(国防科学技术大学电子科学与工程学院,湖南长沙 410073)

摘 要: 针对复杂背景的光学遥感图像数据,提出一种基于尺度空间理论和多尺度 Gabor 滤波器组的目标局部不变特征提取方法. 该方法优点有二:一是利用 Gabor 滤波器的带通特性和多通道特性可从目标图像中提取更符合视觉特性、更具物理直观性的特征点,增强了不变特征提取方法在照度变化、噪声和背景干扰下的稳健性;二是基于尺度空间理论设计的多尺度 Gabor 滤波器组,可使提取的特征点具有尺度不变性,增强了对遥感图像复杂几何畸变的适应性.

关键词: 局部不变特征; 特征点; 尺度空间; Gabor 滤波器; 遥感图像
中图分类号: TP391 **文献标识码**: A **文章编号**: 0372-2112 (2009) 10-2314-06

A New Invariant Feature Detector Based on Multi-scale Gabor Filter Bank

LEI Lin, WANG Zhuang, SU Yi
(School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China)

Abstract: For interpretation of remote sensing optical images in clutter background, a local invariant feature detector, which combines multi-scale Gabor filter with scale-space theory, is proposed. Owing to the band-pass and multi-channel characteristic of Gabor filter, the invariant feature points extracted by our proposed approach are more intuitional and more accordant with vision perceptive model. Hence the invariant features perform more robust under the illumination change and the disturbance of noise and background. On the other hand, as the multi-scale Gabor filter banks are designed based on the scale-space theory, the feature points are scale invariant, which leads to the feature detector more adaptable to imaging geometric distortion.

Key words: local invariant feature; key point; scale-space; Gabor filter; remote sensing image

1 引言

图像不变特征提取是计算机视觉中的一个基础性问题,在图像匹配、目标识别与跟踪、图像检索等领域有着越来越广泛的应用. 根据信息利用程度不同,图像不变特征通常分为全局不变特征与局部不变特征两大类. 局部不变特征提取方法首先将目标图像分割成若干不变区域,然后分别提取每一区域的不变描述量,因此对图像存在复杂背景干扰和部分遮挡的处理能力更强,适用面更广.

局部不变特征提取通常分为两个基本问题:(1) 特征区域定位;(2) 区域信息描述(局部不变量). 目前的局部特征提取方法大都分开考虑这两个基本问题,而其中尤为关注第一个问题,因为如何在各种复杂干扰及几何畸变下提取重复率高的特征位置,构造不变特征区域是整个局部不变特征提取流程的关键. 特征点是图像在灰度分布和空间分布上表现出来的一种特殊结构,这种结构与图像内容有关,不随图像的变换而变化,且通常具有显著性、唯一性. 因此选择特征点来定位局部特征区域是局部不变特征提取的首选途径.

早期的特征点检测方法主要研究提取旋转不变特征点,从而出现了大量在空域基于角点模型的特征点检测算法[1~3]. 最为广泛使用的包括 Moravec、Harris、SUSAN 等角点检测器,但它们都不具有尺度不变性,因为空域角点模型不能适应图像分辨率大小或视点远近的变化. 为此,从多尺度分析理论出发的尺度不变特征点检测方法应运而生,最典型的有高斯差分法[4] (Difference-of-Gaussian, DoG)、Harris-Laplace[5]、小波特征点检测[6]等. 此类算法利用核函数将图像进行多尺度分解,通过捕捉图像频域变化信息来提取不变性更强的特征点. 但是目前此类方法所选用的核函数都无法对图像的频域信息进行合理的选择,经常会遗失部分频域信息变化剧烈的特征点,导致其适应性降低. 研究发现,2D Gabor 函数的窄带纹理场模型能在空域和频域同时达到最佳局部化,人们可根据特定的视觉需要相应地调整它的空间与频率采样特性,从而获得感兴趣的目标特征. 通

收稿日期:2008-10-07;修回日期:2008-12-03
基金项目:国防预研项目(No. 513220206);中国空间技术研究院 CAST 创新基金(No. CAST20080206)

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

过结合多尺度分析和 Gabor 函数的多通道模型,可发现更加符合视觉感知特性的显著特征. 因此本文以多尺度 Gabor 核函数为指导来设计性能更为优越的尺度不变特征点提取的数学模型,简称所提算法为 MS-Gabor (Multi-Scale Gabor).

2　问题描述

尺度不变特征点检测算法首先定位具有显著性和唯一性的特征点,然后确定每个特征点的特征尺度,使得特征尺度邻域内包含的图像内容不会随着图像分辨率的变化而变化. 这一问题的解决首先得益于 1983 年 Witkin[7]提出的尺度空间表示,Lindeberg[8]在 1998 年利用尺度空间理论(Scale-Space Theory)建立了自动尺度选择方法,为尺度不变特征点检测建立了较完整的理论.

2.1　尺度空间理论

Witkin 提出可以把尺度看作一个连续的参数,因此推广了当时的高斯锥形结构(Gaussian Pyramids)概念. 他还特别提到高斯锥形结构和扩散方程的联系,并发现了一个联系不同尺度图像结构的有效方法. 设 $f: R^N \to R$ 表示任意给定信号,$f(X)$ $(X \in R^N)$ 的尺度空间是一族信号$\{L(X,t), t \geq 0\}$的集合,这族信号是原信号在不同尺度 t 下的尺度空间表征:

$$L(X,t) = G(X,t) \otimes f(X) \tag{1}$$

其中:$L: R^N \times R_+ \to R$, $G: R^N \times R_+ \setminus \{0\} \to R$ 是尺度空间核,$t \in R_+$ 为尺度参量,且有 $L(X,0) = f(X)$.

尺度空间核满足:对于所有的输入信号 f,它与变换核 G 卷积后得到的信号 L 的极值数(一阶微分过零点数)不超过原信号的极值数. Koenderink[9]利用扩散方程来描述尺度空间滤波过程,并由此证明高斯核是实现尺度变换的唯一变换核:

$$G(X,t) = \frac{1}{(2\pi t)^{D/2}} \exp\left(-\frac{\sum_{i=1}^{D} x_i^2}{2t}\right) \tag{2}$$

其中 t 为正态分布的方差. 可见,信号在尺度空间表示的幅度会随着尺度的增加而减小. 为了寻找与尺度无关的图像结构,Lindeberg 提出了利用尺度归一化的思想进行自动尺度选择:对两个信号 f 和 f',满足 $f(u) = f'(u', u' = su$. 若 f 的归一化高斯微分 $t^{m/2}\partial_u^m L(u,t)$ 在 (u_0, t_0) 处获得局部极值,则 f 的归一化微分 $t'^{m/2}\partial_{u'}^m L(u', t')$ 也将在 $(su_0, s^2 t_0)$ 处获得局部极值,其中 $t' = s^2 t$.

对于二维图像,二维高斯函数定义如下:

$$G(x,y,\sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \tag{3}$$

图像的尺度空间表征可由它与二维高斯核的卷积得到:

$$L(x,y,\sigma) = G(x,y,\sigma) \otimes f(x,y) \tag{4}$$

其中,(x,y) 是图像 f 上点的位置. σ 称为尺度空间的空间尺度因子. 同样,σ 越小,图像平滑的范围越小;σ 越大,图像平滑的范围越大. 二维图像的尺度空间表示通过在图像数据中引入一个尺度维,提供了表达各尺度层间相互关系的解析途径,由此使在所有尺度上分析图像成为可能. 根据前述 Lindeberg 的观点可得:尺度空间图像中特征区域在线性微分算子作用下能够出现稳定的极值点,若尺度空间图像的归一化高斯微分组合在某个尺度层取局部最大值,则该尺度被认为反映图像中相应结构的特征长度,通常被称作特征尺度. 该极值点所在尺度可以用于确定特征区域的中心位置和几何尺寸. 由于对尺度空间图像的微分运算相当于利用高斯微分对图像进行尺度空间分解:

$$\partial_{x^m} L(X;t) = \partial_{x^m}(G \otimes f) = (\partial_{x^m} G) \otimes f = G \otimes (\partial_{x^m} f) \tag{5}$$

因此可直接利用微分算子对图像进行尺度空间分解,然后求取尺度层的极值点及其尺度. 最典型的线性微分算子组合有归一化高斯拉普拉斯算子(Laplacian-of-Gaussian,LoG)、Hessian 算子等:

$$LoG = t\nabla^2 L = t\left(\frac{\partial^2 L}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 L}{\partial y^2}\right) \tag{6}$$

$$Hessian = t^2\left(\frac{\partial^2 L}{\partial x^2}\cdot\frac{\partial^2 L}{\partial y^2} - \left(\frac{\partial^2 L}{\partial x \partial y}\right)^2\right) \tag{7}$$

基于上述理论,代表性的局部特征点提取方法有 Low 提出的 DoG 和 Mikolajczyk 提出的 Harris-Laplace 算法. DoG 算法是 LoG 算法的近似,其优点是算法效率高.

2.2　2D Gabor 滤波器

基于尺度空间理论的特征点检测算法本质是利用图像在频域的变化信息来提取不变性更强的特征点,多个尺度的高斯微分算子实际上是一组多尺度带通滤波器. 但是目前此类方法所选用的高斯微分核函数主要针对的是 Blob 模型的特征点,无法对图像频域信息进行方向选择,经常会遗失部分频域内方向信息变化剧烈的角点,导致其适应性降低.

人类视觉系统对不同频带的视觉信号的频率及频率取向具有不同的感觉特征,它把视网膜上的图像分解成许多滤波后的图像. 每一个滤波图像刻画了视网膜上图像在一个窄的频带和方向范围内的成分,这种局部范围常称为通道. 人类视觉这种多通道和多分辨率的特征,与 2D Gabor 滤波器极其相似. 2D Gabor 函数通常表示为一个高斯函数被复正弦函数调制成 $R^2 \to C$ 上的复值函数:

$$g(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left[-\frac{x^2}{2\sigma_x^2} + \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right] \cdot \exp[j(Ux + Vy)] \tag{8}$$

其中 σ_x 和 σ_y 分别为高斯包络在 X 和 Y 方向上的标准

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

差,它们决定了高斯包络的空间扩展. 对其进行二维傅立叶变换得:

$$G(u,v)=\exp\left\{-2\pi^2[\sigma_x^2(u-U_f)^2+\sigma_y^2(v-V_f)^2]\right\} \tag{9}$$

$U_f=U/2\pi$, $V_f=V/2\pi$ 是滤波器径向中心频率 $F=\sqrt{U_f^2+V_f^2}$ 的两个轴的分量,$\varphi=\tan^{-1}(V_f/U_f)$ 为滤波器在频域内的旋转角度. 频率中心由原点移到 (U_f,V_f) 处,是二维 Gaussian 函数在两个频率轴上发生平移之后的结果.

图 1 给出了不同参数取值下的 Gabor 滤波器空域和频谱图. 显然,变化 Gabor 基本函数族的各个参数,可提取出图像的局部二维频谱信息,而且并不会丢失空间位置信息和各种度量之间的关系信息. F 控制了中心频率位置,σ_x、σ_y 控制了 Gabor 滤波器的尺度大小和带宽. θ 控制了频谱的方向. 为增强 Gabor 滤波器对光照变化的鲁棒性,需要补偿图像的直流分量,使其对全局照明不敏感.

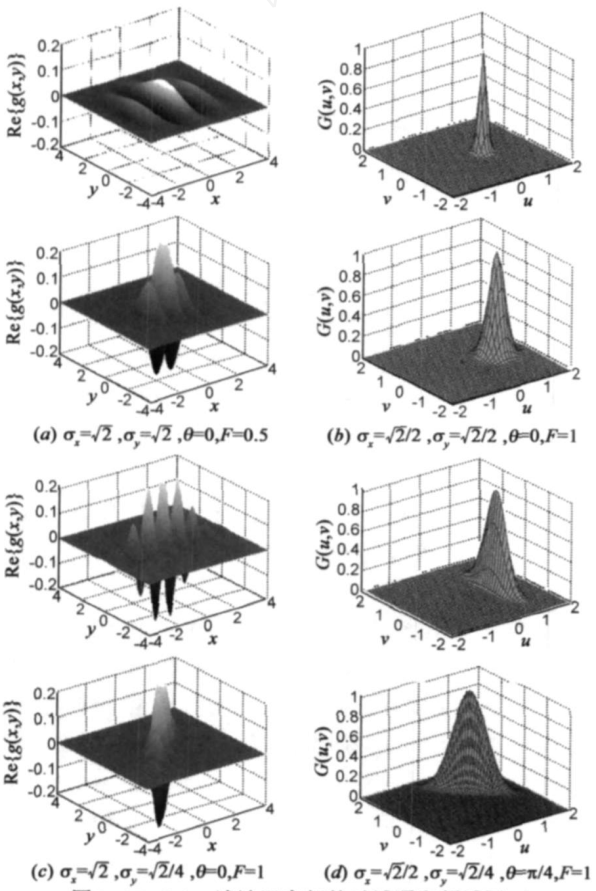


图1 2D Gabor滤波器实部的时域图和频域图

3 MS-Gabor 算法

图像的急剧变化之处常是分析图像特性的关键,图像 Gabor 变换的极大值反映了图像相应的地方在不同方向间存在较大变化. 在 DoG 算法的基础上,本文提出一种基于多尺度 Gabor 滤波器组的局部不变特征提取算法,将 Gabor 函数替代高斯函数作为尺度空间分解的核函数,构建一组自相似 Gabor 函数或 Gabor 小波,利用其多通道特性来发现更加符合视觉感知特性的显著特征.

3.1 参数选取

根据小波构造思想,σ_x,σ_y 应是调制频率的不同函数,它们之间一般要满足正比关系. 同时,特征点提取的稳定性与可靠性主要取决于尺度因子的选取. 为了保证算法具有较好的尺度适应性,必须选取大的尺度动态范围. 尺度动态范围越大,计算量就越大,且 Gabor 滤波器在每一尺度上还要进行多个通道的滤波,由此带来更大的计算量和存储负担.

在滤波器组的参数优化算法中,Kamarainen[10]选择滤波器参数使得频率之间距离 1 倍频程. 为解决 Gabor 特征冗余问题,Manjunath[11]提出保证半峰幅值支撑的滤波器响应在频域中互相接触,这是目前最为广泛接受的参数优化法. 利用这一算法可以构造出适合我们多尺度分析的 Gabor 函数:

$$g(x,y,v,\theta)=\frac{1}{2\pi}\exp\left[-\left(\frac{x'^2}{2v^2}+\frac{y'^2}{2v^2}\right)\right]\exp\left(j2\pi\frac{1}{2\sqrt{2\pi}v}x'\right) \tag{10}$$

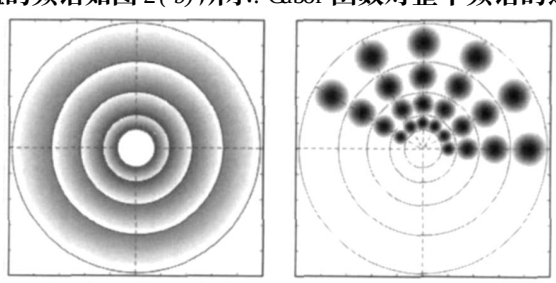
3.2 MS-Gabor 不变特征点提取流程

Gabor 滤波器 O_g 可以定义为:

$$L(x,y,v_l,\theta_n)=|f(x,y)\otimes g(x,y,v_l,\theta_n)|\,L(x,y) \tag{11}$$

其中 $f(x,y)$ 代表图像,L 是其滤波输出,$|\cdot|$ 表示模运算. v_l,θ_n 分别表示 Gabor 函数的尺度和方向,$g(x,y,v_l,\theta_n)$ 表示在这两个参数控制下的滤波器,其表达式见公式(10).

为保证提取的特征点具有旋转不变性,要求选用的滤波器是各向同性的. 基于尺度空间理论的高斯线性微分算子都是各向同性或近似各向同性的,如图 2(a)所示 DoG 算子的频谱图. 本文采用的 Gabor 滤波器组的频谱如图 2(b)所示. Gabor 函数对整个频谱的选择



(a) 多尺度DoG算子的频谱图 (b) 多尺度Gabor算子的频谱图

图2 多尺度DoG频谱与多尺度Gabor频谱的比较

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

特性与 DoG 算子一样,但进行了方向划分. 为了利用尺度空间理论,需要对多个方向的 Gabor 响应进行综合,使得它们也近似各向同性.

为了保持统一的信息变化,尺度因子必须呈指数增长[5],因此尺度选择 $v_l = v_1 k^{l-1}, l = 1, \cdots, L$.

参照 DoG 方法,本文基于多尺度 Gabor 滤波器和尺度空间理论构造局部不变特征的流程如下:

(1) 构建尺度-空间. 在离散尺度上计算 N 个方向的 Gabor 滤波图像 $L(x, y, v_l, \theta_n)$,并将个方向的滤波结果相乘,以得到图像在尺度 v_n 上近似的各向同性分解:

$$L(x, y, v_l) = \prod_{n=1}^{N} | L(x, y, v_l, \theta_n) |$$

(2) 将所有尺度层的分解结果进行叠加,得到最终的能量累积图:$L(x, y) = \sum_{l=1}^{\hat{L}} L(x, y, v_l)$;为了使能量累积图满足光滑性,在叠加之前,文献[6]提出对每一尺度下的分解图进行等尺度的高斯平滑,使得提取的特征点更具尺度适应性.

(3) 非最大值抑制. 求能量累积图的局部最大值点,构成尺度-空间的初始点集 $\tilde{X}$:$\tilde{X} = \{(x, y) | L(x, y) \geq L(x_w, y_w), \forall (x_w, y_w) \in N(x, y)\}$ 其中 $N(x, y)$ 表示 (x, y) 的邻域,作为极值点的搜索区域,通常是 3 ×3 的邻域.

(4) 仅保留响应值较大的点. 步骤(3)中提取的局部极大值点,并不是都符合"从整体上看稳定、显著的"要求,而且为了减少算法复杂度,也需要控制特征点的数量. 因此,设 $L_{\max} = \max_{(x, y) \in \tilde{X}} L(x, y)$,则保留的点集:$X = \{(x, y) | L(x, y) > T \cdot L_{\max}, (x, y) \in \tilde{X}\}$,其中 $T \in (0, 1)$ 是阈值因子.

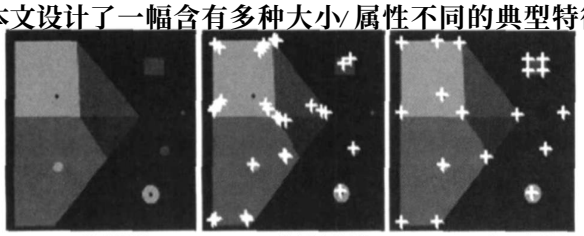
在本文后续实验中,尺度层数 $\hat{L} = 8$,Gabor 滤波器的方向数 $N = 6$,阈值因子 $T = 0.9$.

4　实验及性能分析

实验利用仿真数据和实际数据,从多个角度评估 MS-Gabor 算法性能.

4.1　感知模型适应性

为了测试算法模拟生物视觉感知模型的适应性,本文设计了一幅含有多种大小/属性不同的典型特征点的仿真图像,如图 3(a) 所示. DoG 和 MS-Gabor 算法提取出的特征点分别在图 3(b) 和 3(c) 中用"+"号标示出来. 由于 MS-Gabor 算法具有多通道特性,对各种类型的特征点适应性都很强,而 DoG 算法相对来说提取的部分特征点并不太符合视觉感知特性,物理直观性不强.

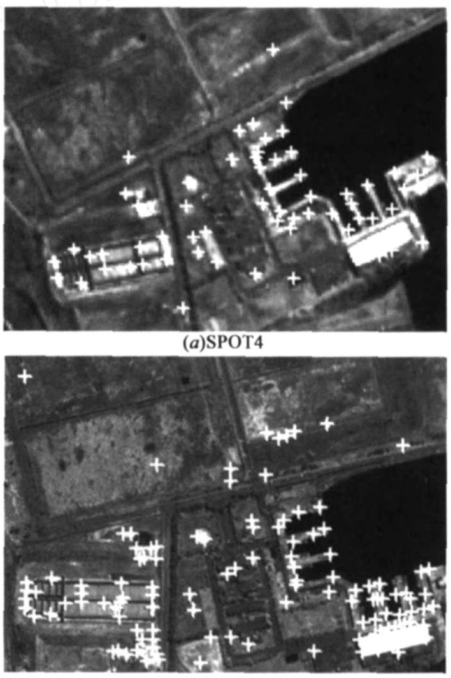


(a) 仿真图像　(b) DoG特征点检测　(c) MS-Gabor特征点检测

图3　感知模型适应性测试

4.2　实测数据验证

图 4(a) 和图 4(b) 分别给出了 SPOT4 和 Quickbird 关于同一地区的影像. 由于是不同传感器不同时间成像,两幅图像之间存在几何变换以及照度变化. 利用 MS-Gabor 算法检测到的特征点在图中同样用"+"号标示出来. 由检测结果可见,本文算法能够稳定的检测出实际遥感图像中的不变特征点.



(a)SPOT4

(b)Quickbird

图4　实测遥感图像MS-Gabor方法的特征点提取结果

4.3　评估准则

由于不同传感器的成像视角、范围及时间都有变化,因此它们获取的同一地区的遥感图像内容会有差异,很难基于这些图像来定量评估不变特征检测算法的性能. 通常的做法是对某一原始图像进行仿射等几何变换、以及照度变换来获得多幅测试图像. Smith 提出两个衡量特征点不变性的准则:重复率和信息含量,信息含量依赖于特征描述子的选择. 本文只比较特征点的重复率,在找到原始图像 a 与测试图像间 b 的匹配点对集合 R 之后,重复率就表示匹配上的点对个数与两幅图中最小的检测点个数的比值:

$$repeatability = \frac{|R|}{\min(|\{(x_a, y_a)\}|, |\{(x_b, y_b)\}|)} \quad (12)$$

其中 $|\cdot|$ 为集合的样本数,这一比值只对图像间存在几

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

何变换的情况适用,对噪声和对比度变化应和原图检测结果比较.由于变换前后图像内容完全相同,理论上所有特征点都应匹配上,重复率为1.

4.4 仿射不变性评估

图5(a)给出了一幅原始目标图像,"+"号标注出本文算法提取的特征点.图5(b)为原始图像的多尺度Gabor滤波能量累积图.

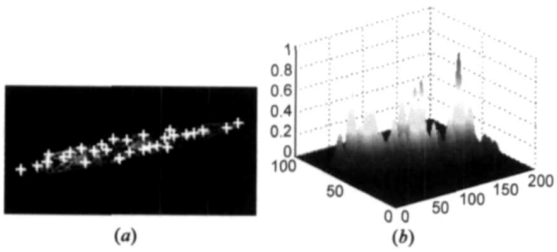


图5 目标图像MS-Gabor方法的特征点提取结果

仿射变换可以分解为平移、旋转、尺度和斜切变换.由于无法画出重复率随四种变换参数变化的性能曲线,因此分开考虑这几种变换下本文特征点检测算法的重复率.图6显示了其中一组按仿射角度α进行x方向斜切变换的图像及特征检测结果.(a)-(c)依次是原始图像拉伸α角度后的仿真图像,虚框表示原图形状,"+"号为MS-Gabor方法检测到的特征点.(d)-(f)的设置同(a)-(c),"+"号为DoG方法检测到的特征点.

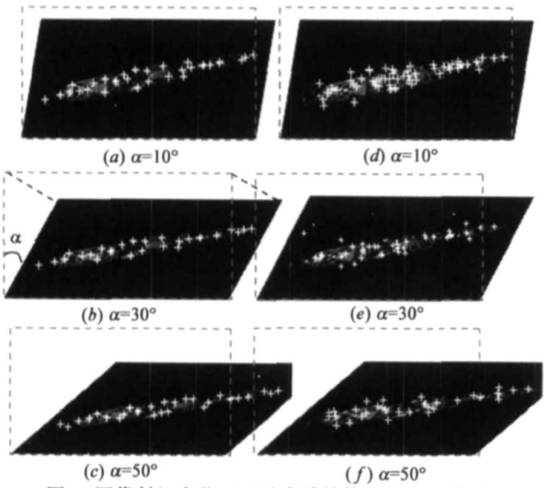
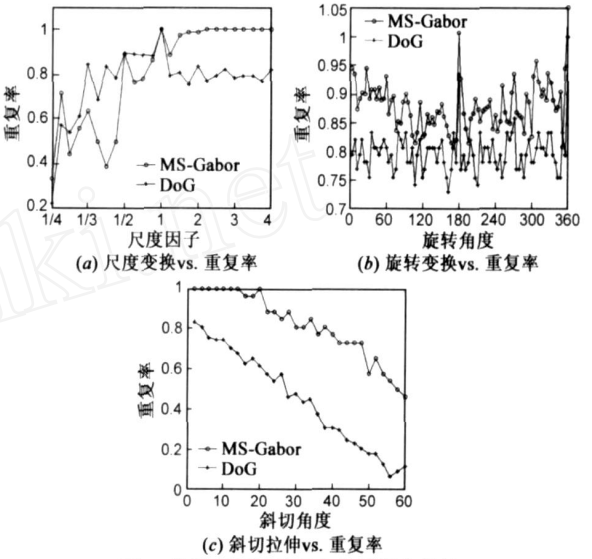


图6 图像斜切变化下两种方法的特征点提取结果

对原图像按比例间隔0.25缩小和放大,依次得到25幅缩放图像;对原图像按4间隔旋转,依次得到90幅图像;对原图像按2间隔进行斜切变换,依次得到30幅测试图像.分别利用DoG和MS-Gabor算法提取特征点后计算重复率,三种仿真情况下的重复率统计结果如图7(a)-7(c)所示.

实验结果表明,MS-Gabor尺度不变特征点提取算法对尺度、旋转变化具有较好的不变性,其性能都要优于DoG算法.但图像尺寸的变化对特征重复率的影响仍然较旋转变化要大得多,且图像缩小对提取结果的影响更大些.当斜切拉伸加剧时,DoG特征点出现的尺度发生变化,特征点重复率下降剧烈;而本文方法对仿射变换适应性较为稳定,这是因为角点等结构在拉伸后依然十分显著.



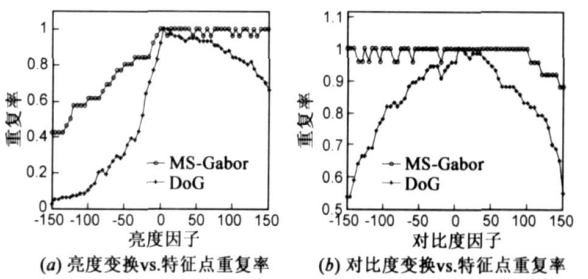
(a) 尺度变换vs. 重复率 (b) 旋转变换vs. 重复率

(c) 斜切拉伸vs. 重复率

图7 仿射变换下特征点的重复率统计

4.5 抗照度变化性能评估

将归一化图像的灰度搬移从-0.6到0.6变化,生成60幅不同等级亮度变化的仿真图像;对比度变换表现为灰度区间的缩放,将图像灰度区间按1/4到4的比例进行缩放,生成60幅不同等级对比度变化的仿真图像;统计本文方法及DoG方法检测特征点的重复率,如图8(a)-8(b)所示.



(a) 亮度变换vs.特征点重复率 (b) 对比度变换vs.特征点重复率

图8 照度变化下特征点的重复率统计

实验结果表明,在抗照度变化方面,本文算法的性能较大优于DoG方法.分析原因有二:首先是设计的Gabor滤波器具有0直流分量,因此对照度的变化不敏感;其次还是要归功于Gabor滤波器的多通道特性.

5 结论

提取不随成像条件及环境变化的图像局部不变特征是解决遥感图像解译的有效手段.本文提出了一种基于多尺度Gabor滤波器组的不变特征点检测方法.该

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

方法的核心是利用多个尺度呈指数增长的 Gabor 函数对图像进行滤波,构建图像尺度空间;然后利用尺度空间理论来寻求显著点的位置及特征尺度,从而可提取稳健的特征点及特征区域. 通过理论分析及实验证明可以得出以下结论:(1) 利用 Gabor 滤波器的带通特性可提取图像中与其邻域有显著差别的特征点;(2) 设计合理的多尺度 Gabor 滤波器组可使提取的特征点具有尺度不变性;(3) 利用 Gabor 滤波器的多通道特性能提取更稳健的特征点,且更加符合视觉特性. 此外,对于多尺度分析中尺度的自适应选择问题是设计更稳定的尺度不变特征点提取方法需要继续深入研究的方向.

参考文献:

[1] Moravec H P. Robot Rover Visual Navigation[M]. UMI Research Press,1981.

[2] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector [A]. Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference [C]. Manchester,1988. 147 - 151.

[3] Smith S M, Brady J M. SUSAN-a new approach to low level image processing[J]. International Journal of Computer Vision, 1997,23(1):45 - 78.

[4] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60 (2):91 - 110.

[5] Mikolajczyk K, Schmid C. Indexing based on scale invariant interest points[A]. Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision[C]. IEEE Press,2001. 525 - 531.

[6] Fauqueur J, Kingsbury N, Anderson R. Multiscale keypoint detection using the Dual-tree complex wavelet[A]. Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing[C]. IEEE Press,2006. 1625 - 1628.

[7] Witkin A P. Scale-space filtering[A]. Proceedings of the 8th International Joint Conference on Artificial Intelligence[C]. Karlsruhe, Germany,1983. 1019 - 1023.

[8] Lindeberg T. Feature detection with automatic scale selection [J]. International Journal of Computer Vision,1998,30(2):79 - 116.

[9] Koenderink J J. The structure of images[J]. Biological Cybernetics,1984,50(5):363 - 370.

[10] Joni Kamarainen. Local Object Description Using Gabor Features[OL]. http://www.lut.fi/～jkamarai.

[11] Manjunath B S. Textures features for browsing and retrieval of image data[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1996,18(8):837 - 842.

作者简介:



雷　琳　女,1980 年 8 月出生于湖南衡阳. 2003 年和 2008 年分别在国防科技大学获信息与通信工程专业硕士和博士学位,现为该校电子科学与工程学院讲师,主要从事遥感图像处理、目标识别、信息融合等方面的研究.
E-mail:alaleilin@yahoo.com.cn



王　壮　男,1973 年 9 月出生于陕西西安. 2001 年获国防科技大学信息与通信工程专业博士学位. 现为该校电子科学与工程学院副教授、硕士生导师. 主要从事数据融合与目标识别等方面的研究工作.



粟　毅　男,1961 年 11 月出生于山东泰安. 国防科技大学电子科学与工程学院教授,博士生导师. 主要从事信号处理、雷达系统、遥感信息处理等方面的研究工作.

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