基于 Gabor 滤波器组的多特征尺度不变特征提取方法

侯 毅,周石琳,雷 琳,赵 键
(国防科学技术大学电子科学与工程学院,湖南长沙 410073)

摘 要: 提出了一种多特征尺度不变特征提取方法,简称 GIFT(Gabor scale-Invariant Feature Transform).该方法首先利用 2D Gabor 滤波器组模拟生物视觉感知计算模型进行特征点检测,符合生物视觉感知特性,得到具物理直观性、稳健的特征点.其次采用基于 Gabor 核函数的特征尺度选择方法对所检测的特征点选择多个特征尺度,得到高可区分性的多特征描述子.最后,通过设计面向多特征尺度的特征匹配策略,提高特征匹配的可靠性.基于标准数据集的对比实验结果表明,GIFT 方法在特征匹配率和稳健性上均优于 SIFT.

关键词: 不变特征; 局部不变特征; 特征尺度; Gabor 滤波器组
中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2013) 06-1146-07
电子学报 URL: http://www.ejournal.org.cn **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.06.016

Invariant Feature with Multi-Characteristic Scales Using Gabor Filter Bank

HOU Yi, ZHOU Shi-lin, LEI Lin, ZHAO Jian
(*School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan* 410073, *China*)

Abstract: An invariant feature extraction method called GIFT(Gabor scale-Invariant Feature Transform) is proposed, which has multi-characteristic scales. Firstly, by using 2D Gabor filter bank to model the biological cognitive computational model, intuitional and robust keypoints are detected. It is accordant with vision perceptive characteristic. Secondly, multi-characteristic scales of the detected keypoints are selected based on the Gabor kernel function, and then multi-characteristic descriptors with high distinctiveness are obtained. Finally, a feature matching strategy for multi-characteristic scales is designed, which increases the reliability of feature matching. The comparison experimental results on the standard dataset show that the proposed GIFT outperforms SIFT on both feature matching rate and robustness.

Key words: invariant feature; local invariant feature; characteristic scale; Gabor filter bank

1 引言

因具备对各种图像变换不敏感、对局部遮挡适应性强等特点,局部不变特征被广泛应用于图像检索、目标识别、三维重建等众多领域.局部不变特征提取已成为计算机视觉和图像处理领域中一个重要的研究课题.

迄今,已有许多局部不变特征提取方法见诸文献[1~4].其中热门的一类是结构化方法,包括尺度空间、特征检测、特征描述、特征匹配四个模块.此类方法引入了多尺度分析思想,采用高斯差分(Difference of Gaussian,DoG)函数作为尺度空间分解的核函数,并利用特征尺度选择机制[5]选择特征尺度.典型方法有 Harris/Hessian-Laplace[2]、SIFT[3]、SURF[4]等.

另一类是初级视觉方法,其思想是模拟生物初级视觉感知机理进行特征点检测.1992 年 Heitger 等[6]提出了一种模拟单/双 end-stopped 细胞的单尺度特征点检测方法.2000 年 Würtz 等[7]指出不同尺度的 end-stopped 细胞组合对特征点的检测性能比单一尺度性更好,提出了基于多尺度 end-stopped 皮层细胞组合的角点检测方法.2005 年 Rodrigues 等[8]利用 NCRF(Non-Classical Receptive Field)抑制方法将目标结构从表面纹理中分离以检测特征点.2006 年 Csapo 等[9]提出了基于生物视觉感知计算 VFA(Visual Feature Array)模型的特征点检测方法.雷琳等[10]于 2009 年提出了一种基于多尺度 Gabor 滤波器组的不变特征点提取方法,但未能对其视觉机理进行分析,也没有解决特征尺度选择问题,本文对此进行了进一步深入研究.

结构化方法相比于初级视觉的方法能提取出尺度不变性更好的特征,并进一步构造出稳健的特征描述子,这在各种匹配应用中具有极大的优势.但也存在两

收稿日期:2012-06-12;修回日期:2013-01-10
基金项目:国家自然科学基金(No.61105031)

点明显的不足:①DoG 无频域方向选择性,常会遗失频域方向变化的特征点;②传统多尺度特征点检测存在特征冗余(详见 2.3 节).对此,我们发现可利用初级视觉感知模型的方向选择特性加以改进.研究表明,2D Gabor 滤波器具有良好的频率方向选择特性,能很好地捕捉频域方向变化.同时,在多尺度分解累加组合下检测特征点,可减少特征冗余,而且更加符合视觉感知特性.

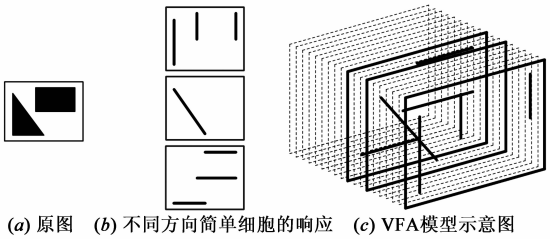
基于上述分析,本文有针对性地将初级视觉方法的思想融入结构化方法中,提出了一种基于 Gabor 滤波器组的多特征尺度不变特征提取方法(GIFT).该方法不仅继承了结构化方法具有良好尺度不变性的特点,而且用 Gabor 核函数代替 DoG 函数进行多尺度 - 方向分解,基于多尺度分解的能量累积图检测特征点,从而能利用初级视觉感知模型的方向选择特性检测更加符合视觉感知特性的显著特征点,克服特征冗余.并且,在对所检测的特征点提取多个特征尺度的基础上,生成区分性更强的多特征区域描述子,有效地提高特征匹配率.实验结果证明,GIFT 的特征匹配性能优于 SIFT.

2　GIFT 特征点检测

为克服结构化方法的不足,采用具有多尺度-方向选择特性的 2D Gabor 滤波器组对 VFA 模型进行模拟,利用其方向选择特性检测各种类型的特征点.

2.1　视觉感知计算 VFA 模型

初级视觉皮层(通常称为 *V*1)是进行视觉信息感知处理的基本结构[6~9,11].*V*1 是由简单细胞、复杂细胞和 end-stopped 细胞构成.简单细胞负责方向性的边缘和直线检测,复杂细胞接收来自前者的输入,然后进行非线性运算,并将其输出作为 end-stopped 细胞的输入,进行特征点检测.因此,*V*1 的视觉信息处理是一个分级处理的过程.Hubel 等[11]于 1962 年提出了 Ice-Cube 模型,对 *V*1 简单细胞的分级结构进行描述.在此基础上,Csapo 等[9]提出了 VFA 模型,并将其应用于特征点检测.VFA 是 *V*1 区域内简单细胞的一种感知计算模型,是一个以立方体的形式排列的神经元阵列,如图 1 所示.



(*a*) 原图　(*b*) 不同方向简单细胞的响应　(*c*) VFA模型示意图

图1　VFA模型示意图

VFA 沿着方向维度有序地排列成 18 层,每一层神经元的方向均相同.当某一神经元接收域内的直线段与神经元同向时,该神经元的响应会增加.VFA 中简单细胞的输出可用三个坐标(x,y,φ)描述,当存在一个方向为 φ 的直线通过场景中的点(x,y)时,VFA(x,y,φ)的值为正值,否则为 0.文献[9]分别按式(1)和(2)定义直线段交点和端点:

$$\sum_{i=1}^{18} \mathrm{VFA}(x,y,\varphi_i) > 2 \tag{1}$$

$$|\mathrm{VFA}(x,y,\varphi_i) * \mathrm{RF}(x,y,\varphi_i)| > T \tag{2}$$

其中,$\varphi_i = 0°,10°,\cdots,180°$,RF$(x,y,\varphi_i)$为接收域加权函数,$T$ 为阈值.上述公式所模拟的神经元模型可看作是复杂细胞的响应,随后其输出进入 end-stopped 细胞,根据交点和端点的组合进行特征点检测.

由此可见,*V*1 及 VFA 模型最重要特性就是简单细胞的方向选择性,并通过不同方向响应的组合感知特征点.目前,已有许多数学函数对简单细胞进行建模,其中 2D Gabor 函数被认为是当前初级视觉信息加工的最优模型.

2.2　2D Gabor 滤波器组

Gabor 滤波器具有良好的方向和频率选择特性,能在空域和频域同时达到最优的联合分辨率,尤其是 2D Gabor 可很好地描述哺乳动物视觉皮层细胞的感受野特性[12].同时,Kamarainen 等[13]也从理论上证明了其具有良好的平移、旋转和尺度不变特性.因此,本文采用圆对称型 2D Gabor 函数[7]

$$g(x,y,\sigma,\theta) = \frac{1}{2\pi\sigma^2}\exp\left[-\left(\frac{x'^2}{2\sigma^2}+\frac{y'^2}{2\sigma^2}\right)\right]\exp\left[\mathrm{j}\frac{\pi x'}{\sigma}\right] \tag{3}$$

作为尺度空间分解的核函数,利用其方向选择性和多通道特性捕捉频域变化剧烈的特征点.其中,σ 为尺度因子,θ 为朝向,且 $x' = x\cos\theta + y\sin\theta$,$y' = -x\sin\theta + y\cos\theta$.该 Gabor 函数的积分值趋于 0,且其 1 - 范数独立于 σ,前者是简单细胞的已知特性,后者则使得不同尺度上的响应易于比较.

为模拟方向和尺度不同的简单细胞,将不同尺度 σ_s 和朝向 θ_n 的 2D Gabor 滤波器构成一组多尺度带通滤波器组 $g(x,y,\sigma_s,\theta_n)$.图 2 为 4 个方向和 3 层尺度的 2D Gabor 滤波器组示意图,可以看出,2D Gabor 滤波器组具有显著的方向和频率选择特性.

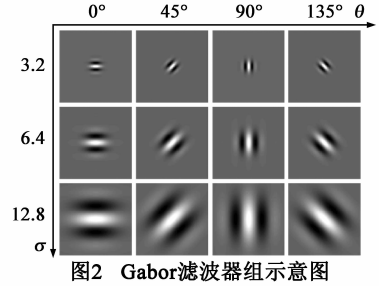
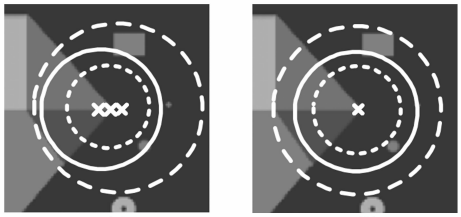


图2　Gabor滤波器组示意图

2.3 多尺度特征点检测分析

结构化方法存在特征冗余.原因在于特征点支撑邻域所对应的局部图像结构通常存在于某个尺度范围内,而结构化方法在尺度空间中的每个单一尺度下检测特征点,会将这个尺度范围内所有代表此局部结构的特征点都检测出来.这些特征点的位置仅存在微小差异,如图 3(a)所示.这不仅会造成信息冗余,而且会增加后续匹配的错误率及复杂度.



(a) (b)

图3 多尺度特征点检测分析

但是,如能将特征点定位于同一位置(如图 3(b)所示),则以上缺点将会转变成优点:相当于有多个支撑邻域对应于同一个特征点,多特征区域生成多特征描述子,区分性更强,匹配可靠性更高.而且,不同尺度响应组合的检测性能比单一尺度性更好,更加符合生物视觉的多尺度特性[7].因此,GIFT 将基于多尺度分解的能量累积图进行特征点检测,以消除特征点冗余,提高匹配率.

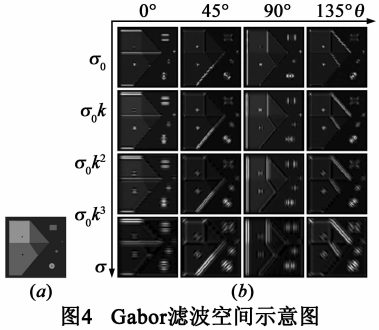
2.4 GIFT 特征点检测方法

视觉信息分级处理的前两个阶段[6~9]:①简单细胞对视觉输入信息的响应;②复杂细胞接收简单细胞输出的响应,能分别用输入图像与 2D Gabor 函数的卷积和卷积的模进行建模.因此,GIFT 将 Gabor 滤波器组 $g(x,y,\sigma_s,\theta_n)$与图像 $I(x,y)$进行卷积,以分析图像在不同尺度和方向上的结构,构成 Gabor 滤波空间:

$$L(x,y,\sigma_s,\theta_n)=|I(x,y)\otimes g(x,y,\sigma_s,\theta_n)| \quad (4)$$

其中,$I(x,y)$代表输入图像,$L(x,y,\sigma_s,\theta_n)$代表其输出图像,构成 Gabor 滤波空间,$\otimes$为卷积运算,$|\cdot|$为模运算.

图 4 为 Gabor 滤波空间示意图.图 4(a)为一幅含有多种大小和属性不同的典型特征的仿真图像;图 4(b)为该仿真图像与 Gabor 滤波器组卷积后构成的 Gabor 滤波图像空间.记 Gabor 滤波器组的尺度数为 S_1,方向数为 N,初始尺度为 σ_0,指数采样间隔为 k,则图 4 的 Gabor 滤波器组的具体参数为:



(a) (b)

图4 Gabor滤波空间示意图

$$\begin{aligned}&S_1=4,N=4,\sigma_0=1.6,k=\sqrt{2},\\&\sigma_s=\sigma_0k^{s-1},s=\{1,2,\cdots,S_1\},\\&\theta_n=n\pi/N,n=\{0,1,\cdots,N-1\}\end{aligned} \quad (5)$$

由图 4 可以看出,Gabor 滤波器组能很好地模拟 VFA 模型中简单细胞的方向性边缘和直线检测功能,Gabor 滤波空间的每一层均相当于一个 VFA 信息处理单元,能对图像频域变化信息进行很好的方向性选择;同时,多尺度的应用也是对生物视觉多尺度特性的模拟.

在接下来的第三阶段中,更高层次的 end-stopped 细胞将复杂细胞的输出作为输入,进行特征点检测.文献[9]的特征点检测方法存在三点不足:①式(1)的交点检测实际上是多方向响应的求和运算,而求和对特征点的突显作用有限,对边缘点和非特征点的抑制作用不强;②式(2)的端点检测所应用的接收域加权函数目前只是一种经验方式,不准确,并且阈值不易确定;③该方法是基于交点和端点的模型假设而设计的,通用性不好.为解决这些问题,GIFT 将每一尺度层 σ_s 上各个方向的滤波结果相乘,以得到图像在该尺度上近似的各向同性分解:

$$L(x,y,\sigma_s)=\prod_{n=1}^{N}|L(x,y,\sigma_s,\theta_n)| \quad (6)$$

乘法运算的优势在于:不仅可突显多个方向的、频域变化的点的变化强度,而且也能同时兼顾不同类型的特征点,通用性更好.

为克服特征点冗余,GIFT 将所有尺度层的分解结果进行累加组合,得到最终的能量累积图(如图 5(a)所示):

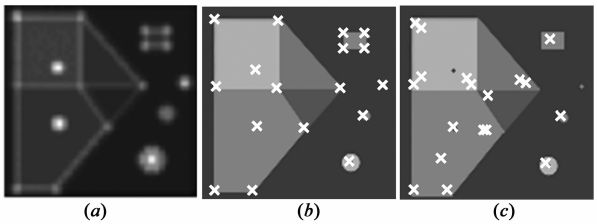
$$L(x,y)=\sum_{s=1}^{S_1}L(x,y,\sigma_s) \quad (7)$$

最后,进行非局部最大值抑制,检测特征点.

特征点检测参数设置为:①参与的尺度层数 S_1 和方向数 N 不需很多.经大量实验证实,当 $S_1=4,N=4$ 时,可达到较好的效果,不仅计算量较小,而且符合视觉特性.因为此时方向为 4 个通道(0°,45°,90°,135°),每个通道的方向带宽都为 45°,与生物学研究中发现的视觉皮层细胞的中值方向带宽为 42°基本一致;②初始尺度 σ_0 与指数采样间隔 k 设置与 SIFT 方法相同;③为使能量累积图满足光滑性,在叠加前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;④将能量累积图归一化到 0~1,一是使其对均匀光照变化具有更好的不变性,二是便于非局部最大值抑制阈值 T(经验值为 0.2~0.4)的设置.

图 5(b)和(c)分别为 GIFT 和 SIFT 的特征点检测结

果.可以看出,GIFT 特征点比 SIFT 定位更精确,没有冗余,而且对各种类型特征的适应性更好.



(*a*)　(*b*)　(*c*)

图5　特征点检测结果

3　GIFT 多特征尺度选择

根据特征尺度选择机制,尺度选择函数在尺度空间中取得极大值时所在尺度即为局部图像结构的特征尺度.因此,当尺度空间响应沿着尺度方向存在多个极大值时也应存在多个特征尺度.这一现象对特征描述及匹配是有利的,因为由此生成的特征描述子的区分性应更强.

因此,为利用多特征尺度的优势,本文提出了一种多特征尺度选择方法.即利用基于 Gabor 核函数的特征尺度提取方法[14]对每一个特征点提取对应不同局部图像结构的多个特征尺度,不仅保证了尺度不变性,而且可用多个特征区域信息描述同一个特征点,特征描述子区分性更强.

3.1　基于 Gabor 核函数的特征尺度选择

为消除方向 θ 的影响,获得方向不变性,可构造 Gabor 尺度空间核函数:

$$\mathrm{GSS}_k(x,y,\sigma_s)=\frac{\pi}{N}\sum_{n=1}^{N} g(x,y,\sigma_s,\theta_n) \tag{8}$$

然后,对 $I(x,y)$进行尺度空间分解,构成 Gabor 尺度空间:

$$\mathrm{GSS}(x,y,\sigma_s)=I(x,y)\otimes \mathrm{GSS}_k(x,y,\sigma_s) \tag{9}$$

于是,特征点(x_0,y_0)所在的特征尺度 σ' 为 $\mathrm{GSS}(x_0,y_0,\sigma_s)$沿尺度方向取得局部极大值时所对应的尺度:

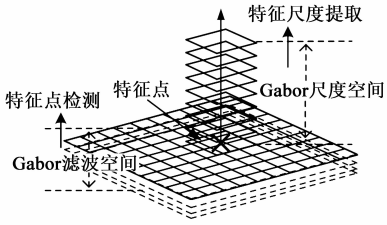
$$\sigma'=\arg\max_{\sigma}|\mathrm{GSS}(x_0,y_0,\sigma)| \tag{10}$$

这里,Gabor 滤波器组 $g(x,y,\sigma_s,\theta_n)$的参数设置为:①初始尺度 σ_0 与指数采样间隔 k 设置与特征点检测相同;②方向数 $N=8$,能在符合视觉特性的前提下,更好地保证各向同性;③考虑到尺度过大或过小并没有实际的意义,因此将尺度范围限制为 $\sigma_0 k^{S_1-1}\sim$ MaxScale(经验值为 100),则尺度参数具体为:

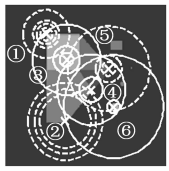
$$\sigma_s=\sigma_0 k^{s-1},\ \sigma_0 k^{S_2-1}<\mathrm{MaxScale},\ s=\{S_1,S_1+1,\cdots,S_2\} \tag{11}$$

3.2　GIFT 多特征尺度选择

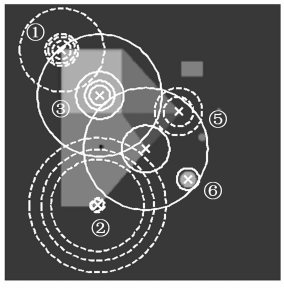
本文在 Gabor 尺度空间中利用以上 Gabor 核函数方法进行多特征尺度选择,如图 6(*a*)所示.



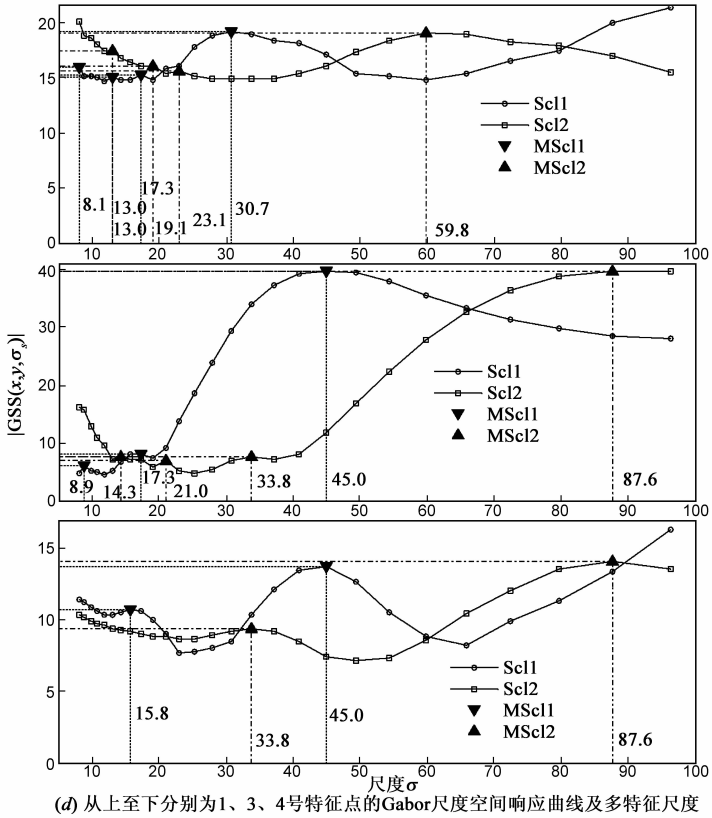
(*a*) 特征点的Gabor尺度空间



(*b*) 原图检测结果



(*c*) 放大2倍后检测结果



(*d*) 从上至下分别为1、3、4号特征点的Gabor尺度空间响应曲线及多特征尺度

图6　Gabor尺度空间及多特征尺度选择示意图

基本思想为:首先,对所检测的每个特征点(x_i, y_i)只计算该点的 Gabor 尺度空间响应 GSS(x_i, y_i, σ_s);然后沿尺度方向搜索每一个局部极大值,并将其极大值所在的尺度作为该特征点的特征尺度;这样,当该点 Gabor 尺度空间响应沿尺度方向存在多个局部极大值时,就会选择多个特征尺度.由于只计算每个特征点的 Gabor 尺度空间,故本文方法选择较大尺度范围内的多特征尺度的计算量也较小.

图 6(b)和(c)分别为图 4(a)的原始图像和放大 2 倍后图像的多特征尺度选择结果.图 6(d)分别给出了 1、3、4 号特征点的多特征尺度选择详细示意图.图中的 Scl = 1 和 Scl = 2 分别代表图 6(b)和(c)中图像的 Gabor 尺度空间响应曲线,MScl = 1 和 MScl = 2 分别代表各自的局部极大值点.由图 6(b)和(c)可以看出,两幅图像中同一位置的两个特征点的多特征区域所覆盖的局部图像结构相似度很高;由图 6(d)可以看出,在考虑尺度采样间隔的影响下,本文算法提取的特征尺度参数比较接近于真实值.这两点充分验证了本方法所提取的特征尺度的精确性.

4 GIFT 特征描述及匹配

针对多特征尺度的特殊性,并为利用多特征描述子区分性更强的特点,以提高特征匹配可靠性,本文对 SIFT 的特征描述与匹配算法进行了拓展,设计了面向多特征尺度的特征描述与匹配策略.基本步骤为:

(1)将多特征尺度分解为多个单特征尺度.例如,多特征尺度$(x_0, y_0; \sigma_1, \cdots, \sigma_m)$表示某一特征点$(x_0, y_0)$所对应的多个特征尺度$(\sigma_1, \cdots, \sigma_m)$,则可将其分解为 m 个单特征尺度:$(x_0, y_0; \sigma_1), \cdots, (x_0, y_0; \sigma_m)$;

(2)每个单特征尺度将对应单个特征区域,采用 SIFT 特征描述与匹配方法进行对每个单个特征区域进行特征描述与特征匹配,得到初始匹配结果;

(3)将所分解的 m 个单特征区域的匹配结果进行合并,就可获得特征点间特征匹配对数,将匹配对数最多的特征点对作为最终的匹配对.

由于是多个特征描述子对同一特征点进行描述,区分性更强,约束更强,则匹配可靠性更高.

5 实验与结果分析

为验证 GIFT 方法的有效性,进行了基于标准数据集的性能评价实验,并与 SIFT 方法进行了对比分析.

5.1 性能评价指标

采用匹配率和误配率作为算法性能的评价指标.

(1)匹配率 matching rate:指匹配正确的特征对数与两幅图像中检测出特征的最小个数之比,即:

$$\text{matching rate} = \frac{\#\ \text{correct matches}}{\min(\#\ N_1, \#\ N_2)} \tag{12}$$

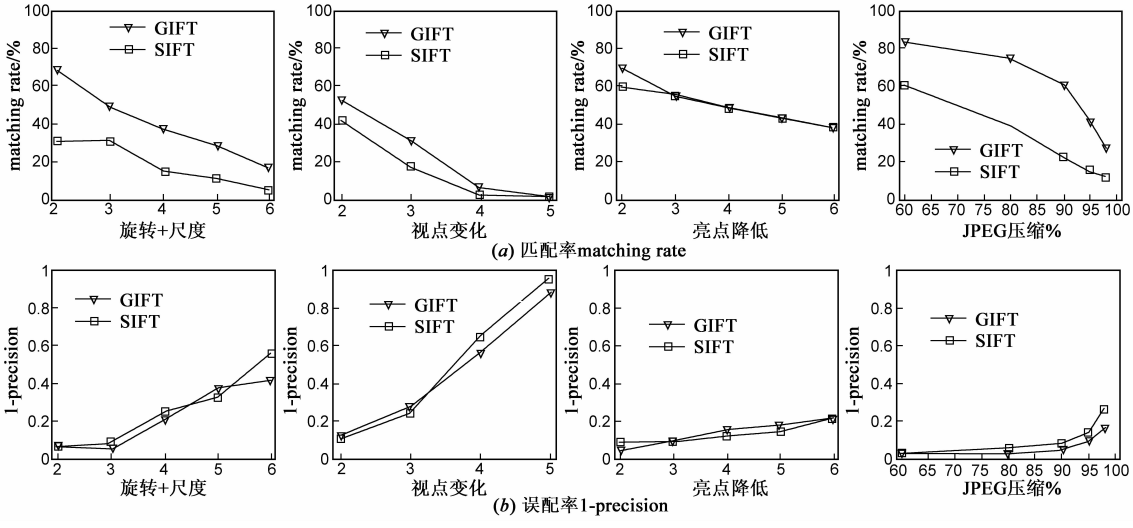
(2)误配率 1 – precision:指匹配错误的特征对数与所有匹配上的特征对数之比,即:

$$1 - \text{precision} = \frac{\#\ \text{false matches}}{\#\ \text{all matches}} \tag{13}$$

其中,$\#\ N_1$,$\#\ N_2$ 分别为两幅图像中检测出的特征数.# all matches 是特征匹配后所得的所有匹配上的特征对数,# correct matches 是利用 RANSAC 方法剔除错误匹配后所得的匹配正确的特征对数,# false matches 为匹配错误的特征对数.匹配率 matching rate 越高,误配率 1 – precision 越低,则说明该算法鲁棒性越好.

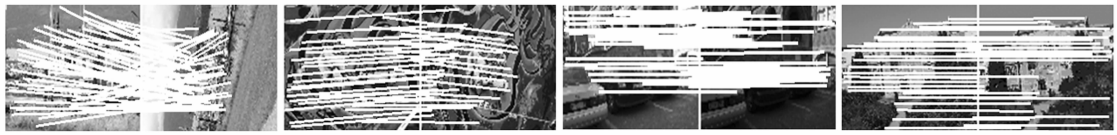
5.2 标准数据集性能评估

本实验采用国际通用的 Mikolajczyk 标准数据集作为测试图像,将本文 GIFT 方法与 SIFT 方法分别在尺度 + 旋转变换、视点变化、光照变化及图像压缩等变换条件下的特征匹配性能进行对比,性能评价结果如图 7 所示.图 7(a)和(b)分别为匹配率 matching rate 和误配率 1 – precision 统计结果,图 7(a)为 GIFT 匹配实例,为便于观察,仅显示了少量随机选取的匹配对.



(a) 匹配率matching rate

(b) 误配率1-precision



(*c*) GIFT匹配实例(仅显示少量匹配对)

图7　标准数据集性能评估结果

可以看出,在匹配率 matching rate 上,GIFT 方法在尺度 + 旋转变换、视点变化和 JPEG 压缩变换下优于 SIFT 方法约 10%;在误配率 1 - precision 上,视点变化和 JPEG 压缩下低于 SIFT,其他与 SIFT 相当.

总体来说,GIFT 方法的匹配性能优于 SIFT 方法,不变性和鲁棒性较好.原因在于,GIFT 方法利用频域方向变化信息检测出的特征点更稳健,则匹配率更高;并且提取的多特征尺度生成的特征描述子区分性更强,特征匹配约束更强,则误配率更低.

6　结论

针对结构化方法的不足,本文在其基础上引入初级视觉方法的思想,提出了基于 Gabor 滤波器组的多特征尺度不变特征提取方法.基本思想为:首先利用多尺度 Gabor 核函数对图像进行多尺度分解和多通道滤波,捕捉频域内显著的方向变化信息.其次在多尺度分解的能量累加图上检测特征点,在近似得到各向同性分解的同时,又能克服传统方法在每个单一尺度下均检测特征点时出现特征冗余的不足.最后,在对所检测的特征点提取多个特征尺度的基础上,生成区分性更强的多特征区域描述子,并设计了面向多特征尺度的特征匹配策略,提高了特征匹配可靠性.

经理论分析及实验结果证明可得出四点结论:①利用方向选择性和多通道特性更好的 2D Gabor 函数代替 DoG 函数进行尺度空间分解,可更好地捕捉频域方向变化信息;②各方向响应的乘积运算比求和能更加突显特征点频域变化,抑制边缘响应;③在基于视觉感知计算 VFA 模型的能量累积图下而不是在每个单一尺度下检测特征点,不仅可克服特征点冗余,而且可发现更加符合视觉感知特性的显著特征点;④对所检测的特征点提取对应不同局部图像结构的多个特征尺度,生成的描述子的区分性更强,面向多特征尺度的特征匹配策略保证了特征匹配率更高.

下一步的主要工作是研究利用 Gabor 滤波器本身所能提取的方向信息和特征显著性度量构造不变性和区分性更强的特征描述子.

参考文献

[1] Tuytelaars T, Mikolajczyk K. Local invariant feature detectors: a survey[J]. Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision, 2008, 3(3): 177 - 280.

[2] Mikolajczyk K, Schmid C. Scale and affine invariant interest point detectors[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(1): 63 - 86.

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

[4] Bay H, Ess A, et al. Speeded-up robust features (SURF)[J]. International Journal on Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346 - 359.

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

[6] Heitger F, Rosenthaler L, et al. Simulation of neural contour mechanisms: from simple to end-stopped cells[J]. Vision Research, 1992, 32(5): 963 - 981.

[7] Würtz P, Lourens T. Corner detection in color images through a multiscale combination of end-stopped cortical cells[J]. Image and Vision Computing, 2000, 18(6): 531 - 541.

[8] Rodrigues J, Buf H. Multi-scale cortical keypoint representation for attention and object detection[A]. Proc of 2nd Iberian Conference on Pattern Recognation and Image Analysis [C]. Berlin: Springer, 2005. 255 - 262.

[9] Csapo A, Roka A, Baranyi P. Visual cortex inspired vertex and corner detection[A]. Proc of IEEE International Conference on Mechatronics[C]. Budapest: IEEE, 2006. 551 - 556.

[10] 雷琳,王壮,粟毅.基于多尺度 Gabor 滤波器组的不变特征点提取新方法[J].电子学报, 2009, 37(10): 2314 - 2319.
LEI Lin, WANG Zhuang, SU Yi. A new invariant feature detector based on multi-scale Gabor filter bank[J]. Acta Electronica Sinia, 2009, 37(10): 2314 - 2319. (in Chinese)

[11] Hubel D, Wiesel T. Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex[J]. The Journal of Physiology, 1962, 160(1): 106 - 154.2.

[12] Daugman J. Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters[J]. Optical Society of America, 1985, 2(7): 1160 - 1169.

[13] Kamarainen J, Kyrki V, Kalviainen H. Invariance properties of Gabor filter-based features-overview and applications [J].

IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(5): 1088 – 1099.

[14] 徐婉莹,黄新生,等.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.

Xu Wan-ying, Huang Xin-sheng, et al. A local characteristic scale selection method based on Gabor wavelets[J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(1): 72 – 78. (in Chinese)

作者简介

侯 毅 男,1987 年 6 月出生于湖北省应城市.现为国防科技大学电子科学与工程学院博士研究生.主要研究方向:计算机视觉与智能信息处理、遥感信息智能处理.

E-mail: yihou1987@yahoo.cn

雷 琳 女,1980 年 8 月出生于湖南省衡阳市.现为国防科学技术大学电子科学与工程学院副教授.主要研究方向:遥感信息智能处理、目标识别、信息融合.

E-mail: alaleilin@yahoo.com.cn

周石琳 男,1965 年出生于湖南省桃江县.现为国防科学技术大学电子科学与工程学院教授,博士生导师.主要研究方向:计算机视觉与智能信息处理、遥感信息智能处理、模式识别.

E-mail: slzhoumail@sina.com

赵 键 男,1978 年 4 月出生于湖南省临澧市.现为国防科学技术大学电子科学与工程学院博士研究生.主要研究方向:计算机视觉与智能信息处理、目标关联、遥感信息智能处理.

E-mail: zhaojian-1978@yahoo.com.cn