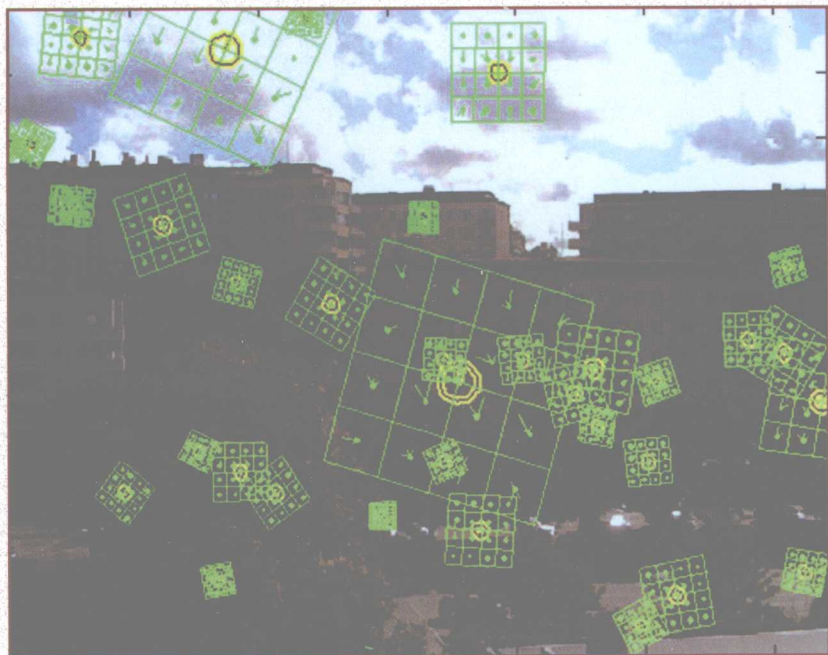
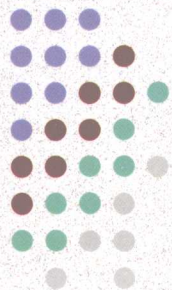




图像局部不变性特征与描述

Image Local Invariant Features and Descriptors

王永明 王贵锦 编著



国防工业出版社
National Defense Industry Press

图像局部不变性 特征与描述

Image Local Invariant Features and Descriptors

王永明 王贵锦 编著

国防工业出版社

· 北京 ·

内 容 简 介

本书是按照概念→理论→方法→实例思路来依次组织的。第1章介绍有关局部不变性的历史沿革和基本概念,第2章介绍有关局部不变性的尺度空间理论基础,第3章至第7章详细给出了局部不变性特征的实现方法,第8章评价了各种局部不变性方法并给出了若干应用实例。

适合工程技术人员阅读,也可供高等院校相关专业师生参考。

图书在版编目(CIP)数据

图像局部不变性特征与描述/王永明,王贵锦编著.

—北京:国防工业出版社,2010.4

ISBN 978-7-118-06739-2

I. ①图... II. ①王...②王... III. ①图象处理
IV. ①TP391.41

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2010)第 042393 号

国防工业出版社 出版发行

(北京市海淀区紫竹院南路 23 号 邮政编码 100048)

北京嘉恒彩色印刷有限责任公司

新华书店经售

*

开本 710×960 1/16 印张 13¼ 字数 235 千字

2010 年 4 月第 1 版第 1 次印刷 印数 1—5000 册 定价 35.00 元

(本书如有印装错误,我社负责调换)

国防书店:(010)68428422

发行邮购:(010)68414474

发行传真:(010)68411535

发行业务:(010)68472764

前 言

图像局部不变性特征是近 10 年来图像处理、模式识别等领域里的一个研究热点。很长时间以来,人们一直期望机器能像人一样智能地辨识周围世界的事物,但人们这种期望似乎总是一次次的变成了失望。在 20 世纪的 70 年代末 80 年代初,由于计算机的发明和处理能力的提高,在全球范围内兴起了人工智能的研究热潮,但不到 10 年时间,就有人断言人工智能这门学科已经是日薄西山。到 20 世纪的 90 年代初,神经网络的研究也几乎达到了狂热的程度,但又是不到 10 年的时间,人们终于认识到过去人工智能不能解决的问题,神经网络同样不能解决。或许是当年冯·诺伊曼发明的计算机存在严重的缺陷,或许是生物的智能和思维过程实在是太复杂。人类让机器模仿人类自己本来就是一个悖论问题,要不然,机器不就是真要统治人类了?一方面,现实的需求是那样的强烈,人们有太多的事情需要机器可以智能地去处理,而另一方面,智能研究的进展又是那样的迟缓,需求者的抱怨总是此起彼伏。

21 世纪初,图像局部不变性特征研究的兴起,又一次点燃了人们对智能研究的热情,虽然它没有像当年人工智能、神经网络的倡导者们声称的那样能包打天下,但它的确实实实在在地解决了我们过去没有解决的实际问题。对于图像局部不变性特征方法,核心是“不变性”三个字。人类在识别一个物体时,不管这个物体或远或近,都能对它进行正确的辨认,这就是所谓的尺度不变性。同样,当这个物体发生旋转时,我们照样可以正确地辨认它,这就是所谓的旋转不变性……那么,如何让机器也与人类一样具有这种能力呢?这就是图像局部不变性特征要解决的问题。

提到图像局部不变性特征,有两个人是不得不提及的,一个是 Lindeberg,另一个是 Lowe。如果将局部不变性特征方法比作一个孩子,那么, Lindeberg 就是父亲, Lowe 就是母亲。Lindeberg 奠定了局部不变性特征方法的理论基础,播下了局部不变性特征方法的种子,而 Lowe 则将这颗种子孕育成为一种能具体实现的方法。由于在 Lindeberg 的尺度空间理论中,各种高斯微分算子与哺乳动

物的视网膜和视觉皮层的感受域剖面有着高度的相似性，所以，尺度空间理论经常与生物视觉相关联，有人也称图像局部不变性特征方法为基于生物视觉的不变性方法。

本书是按照概念→理论→方法→实例思路来依次组织的。第1章介绍有关局部不变性的历史沿革和基本概念，第2章介绍有关局部不变性的尺度空间理论基础，第3章至第7章详细给出了局部不变性特征的实现方法，第8章评价了各种局部不变性方法并给出了若干应用实例。本书先由王永明拟定内容和提纲，后由王永明和王贵锦分别撰写。第3章至第6章主要由王永明撰写，第1、2章和7章主要由王贵锦撰写，第8章由两个人共同撰写。博士研究生施陈博、廖超、苗泉和刘永，参与了对本书中各种方法的计算机程序实现和部分校对工作。

本书是结合我们承担的具体任务，利用业余时间撰写而成的，前后历时两年，中间虽经数次反复，但各种疏漏和瑕疵仍不可避免，只当是抛砖引玉，恳请读者批评指正。

王永明 王贵锦

目 录

第 1 章 引言	1
1.1 局部特征发展历程	1
1.2 常用术语	2
1.3 局部特征性质	4
1.4 局部特征应用	5
1.5 局部特征配准流程和本书的结构	7
参考文献	9
第 2 章 图像尺度空间理论	11
2.1 金字塔多分辨率	11
2.2 高斯尺度空间及性质	13
2.2.1 多尺度和多分辨率	18
2.2.2 尺度空间和生物视觉	18
2.3 自动尺度选择	18
2.3.1 尺度选择思路	20
2.3.2 尺度选择准则	21
2.4 斑点(Blob)检测	23
2.4.1 一维信号斑点检测	23
2.4.2 LoG 检测	27
2.4.3 DoH 检测	30
2.5 边缘(Edge)检测	32
2.6 角点(Corner)检测	37
2.6.1 角点定位算法	39
2.6.2 角点检测效果	40
参考文献	42
第 3 章 点与边缘检测	45
3.1 Harris 角点	46
3.2 尺度不变性 Harris 角点	52
3.2.1 Harris 尺度不变性问题	52
3.2.2 多尺度二阶矩	53
3.2.3 多尺度 Harris 角点	54

3.2.4	多尺度 Harris 角点精化	56
3.3	仿射不变性 Harris 角点	57
3.3.1	初始定位: Affine Gaussian Scale-Space	58
3.3.2	仿射不变性角点检测	61
3.4	SUSAN 检测算子	65
3.5	边缘检测	69
3.5.1	一阶微分边缘算子	69
3.5.2	二阶微分边缘算子	71
3.5.3	Canny 边缘检测算子	73
	参考文献	77
第 4 章	高效斑点检测方法	79
4.1	SIFT 算法	79
4.1.1	DoG 尺度空间生成	79
4.1.2	特征点搜索	81
4.1.3	点的搜索与定位	84
4.1.4	删除边缘效应	87
4.2	SURF 算法	89
4.2.1	积分图像	90
4.2.2	DoH 近似	91
4.2.3	尺度空间表示	94
	参考文献	100
第 5 章	区域检测方法	102
5.1	最大稳定极值区域	103
5.1.1	MSERs 基本概念与定义	103
5.1.2	MSERs 检测	106
5.1.3	MSERs 区域拟合	112
5.1.4	MSERs 区域归一化	115
5.2	基于边缘区域	118
5.2.1	曲线边缘	118
5.2.2	直线边缘	120
5.3	基于密度极值区域	121
5.4	显著性区域	123
5.4.1	区域信息熵	123

5.4.2	圆形显著性区域	125
5.4.3	非对称显著性区域	126
	参考文献	127
第 6 章	图像局部特征描述	129
6.1	SIFT 特征描述子	130
6.1.1	特征点方向分配	130
6.1.2	特征点特征矢量生成	133
6.2	SURF 特征描述子	135
6.2.1	特征点方向分配	135
6.2.2	特征点特征矢量生成	137
6.3	其他特征描述子	142
6.3.1	PCA-SIFT	142
6.3.2	GLOH	143
6.3.3	旋转图像	144
6.3.4	微分滤波器	146
	参考文献	148
第 7 章	图像特征点匹配	150
7.1	Kd-树算法	151
7.1.1	构建算法	152
7.1.2	最近邻查询算法	154
7.1.3	改进 Kd-树最近邻查询	158
7.1.4	Kd-树和 Spill-树	160
7.1.5	Kd-树与穷尽搜索比较	161
7.2	匹配对提纯	162
7.2.1	比值提纯法	162
7.2.2	一致性提纯法	163
	参考文献	167
第 8 章	评估和应用	169
8.1	斑点检测算子比较	169
8.1.1	图像数据	169
8.1.2	尺度缩放比较	171
8.1.3	视角变换比较	171

8.1.4	光照变化比较	172
8.1.5	图像模糊	172
8.2	区域检测算子比较	173
8.2.1	区域仿射不变算子的评价准则	173
8.2.2	尺度缩放+旋转	174
8.2.3	视角变换	176
8.2.4	光照变化	177
8.2.5	图像模糊	177
8.3	局部特征的应用	179
8.3.1	数字摄影测量	179
8.3.2	正射影像更新	182
8.3.3	视频图像拼接	186
8.3.4	目标跟踪	190
8.3.5	目标识别	195
	参考文献	197
	索引	199

第1章 引言

长久以来, 机器视觉认知一直是人们研究的热点, 它是研究使用机器或计算机智能地认知周围物体的科学。然而, 即使是一个十分简单物体, 要使用机器或计算机去识别它都是一件十分不容易的事。其中, 最为关键的莫过于物体的表示或描述, 也就是说, 究竟提取什么样的特征才能够用于区别一物体与另一物体。局部不变性特征的出现, 似乎使我们看到了解决这一问题的希望, 它作为一种十分有效的手段已被成功地应用到广泛的领域和系统中, 包括宽基线匹配、物体检测和识别、纹理识别、场景分类、机器人漫游、视觉数据挖掘等。另外, 局部不变性特征也被用于精确制导武器的景象匹配和图像自动寻的制导中。

1.1 局部特征发展历程

有关图像局部特征研究的历史可以追溯到 20 世纪 70 年代末。1977 年 Moravec^[1]就提出了角点特征, 当时他使用的是“兴趣点”这个概念。Moravec 通过灰度自相关函数来考虑一个像素和其邻域像素的相似性。对于位于平坦区域的像素, 很显然它跟周围的点看起来都差不多, 而像素处在多个方向都有亮度变化的位置时就与周围像素不相似了, 这就是所要检测的角点。Moravec 角点检测有很多局限性, 例如它不具备旋转不变性, 对噪声敏感等。现在一般只在介绍局部特征历史的时候才会被人提及到。1988 年 Harris^[2]提出了角点特征算法。与 Moravec 角点不同, Harris 用微分算子替代了亮度块的方向移动, 构造了具有结构信息的 2×2 Harris 矩阵。如果这个矩阵具有两个比较大的特征值时, 则被认定为是一个角点特征。由于采用微分算子和矩阵特征值进行判定, Harris 角点比 Moravec 角点具有更高的检测率和重复率, 并且对旋转和灰度变化具有不变性。到目前为止, Harris 角点在某些应用中仍然被使用。在局部特征的历史上, 特别值得一提的是 Lindeberg^[3]在 20 世纪 90 年代系统地提出了信号的尺度空间理论。为了分析图像中各个局部特征的尺度, 图像需要通过一系列平滑(他从理论上证明了高斯核是尺度空间唯一正确的滤波器组), 这样就得到了一系列的平滑图像, 即图像的尺度空间。直观上讲, 尺度空间理论对应于图像的缩

放变换,通过改变尺度参数,达到对同一物体的不同缩放比例,实现尺度不变性。借助尺度的概念,Mikolajczyk 和 Schmid^[4]提出了 Harris-Laplacian 检测算子和 Harris-Affine 检测算子。Harris-Laplacian 算子将 Harris 角点检测算子与高斯尺度空间相结合,利用 Lindeberg^[5]提出的通过迭代估计仿射不变性邻域的思路,使角点特征增加了尺度不变性。Harris-Affine 检测算子能自动检测仿射变换下的图像特征,具有仿射不变的特征。2000 年 Lowe^[6]提出了高效的 SIFT (Scale Invariant Feature Transform) 局部特征,它是局部特征研究过程中里程碑式的工作。Lowe 利用金字塔和高斯核滤波差分来快速的求解高斯拉普拉斯空间中的极值点,加快了特征提取的速度。SIFT 特征在图像旋转、尺度变换、仿射变换和视角变化条件下都有很好的不变性。2006 年 Bay^[7]沿着 Lowe 的思路,提出了 SURF (Speeded Up Robust Features) 局部特征。通过积分图像和 Haar 小波相结合, SURF 进一步提高了特征的提取速度。在 2000 年之后另一项有影响力的局部特征研究是 Matas^[8]提出了最大稳定极值区域(Maximally Stable Extremal Regions ,MSERs)的特征检测方法。该方法借用分水岭的思路用于检测图像中灰度最稳定的局部区域,然后对检测区域进行旋转和尺寸的归一化,最后得到的局部特征具有严格意义上的仿射不变性。

从局部特征的发展历程来看,局部性并不是关键,因为人们研究角点,兴趣点的历史已长达 30 余年。局部特征的若干不变性(旋转不变性、尺度不变性、仿射不变性、灰度不变性等)才是局部特征研究发展的关键所在。近年来,局部特征成功的真正原因在于它提供了一种具有统计意义的图像内容表述。这种图像内容表达方式避免了图像处理中语义层次上的图像分割。众所周知,从背景中分割出前景是一个非常困难的任务,恐怕没有一个通用的方法只利用底层特征就能解决这个难题。将图像描述成(有可能重叠)局部区域集合,其实隐含了对图像进行分割:因为特征是局部的,所以落在前景上的部分特征可以被认为是与目标有关的,而落在背景上的特征则被认为是无关的。接下来的步骤就是怎么设计一个滤波器把无关的局部特征删除,或者使滤波后局部特征中的相关成分占据较大的比重。这个对于局部特征新的研究视角也开创了一系列新的应用,向着认知理解图像又前进了一大步。

1.2 常用术语

本节我们列出本书常用的一些术语。

(1) 兴趣点、区域和局部特征。这三个名词具有相同的概念,出现或运用在不同的历史时期或应用中。理想的局部特征就是一个点,一个只有空间位置

而没有空间覆盖范围的点。在实际中，数字图像离散化时，最小单位是像素点。如果要定位某个像素点的话，必须分析该像素的邻域，所以任何局部特征都隐式地包括一个空间覆盖范围。在相机校准或三维重建等应用中，人们只关心局部特征的坐标（甚至要求到亚像素级），这时候人们常称局部特征为“兴趣点”。然而在绝大多数的应用场合，不仅“兴趣点”空间位置，其邻域的形状和大小也被用来进行后续的局部特征检测和匹配，这时局部特征常常被冠名为“区域”。

(2) 全局特征和局部特征。全局特征和局部特征最大的区别是特征抽取的空间范围不同。全局特征是从整个图像中抽取的特征，而局部特征则是从图像中局部区域中抽取的特征。在图像检索领域，许多全局特征，例如颜色直方图，常被用来描述图像的内容。只要人们感兴趣的是整个图像，不是图像中某个前景，这种颜色直方图具有非常好的检索性能。然而，基于全局特征描述不适合用于图像混叠和有遮挡的情况。

(3) 不变性和协变性。假定有一个函数 f （自变量为 x ）和变换 Γ ，不变性或协变性指的是 f 相对于变换 Γ 而言的。如果函数 f 满足 $f(\Gamma(x)) = f(x)$ ，也就是作用在自变量上的变换并不改变函数的值，则称 f 具有 Γ 不变性。如果 f 和 Γ 满足交换律，即 $f(\Gamma(x)) = \Gamma(f(x))$ ，则 f 对于变换 Γ 具有协变性。举个简单的例子，拍摄一个 2 维物体时，视频中该物体的表面积（函数）具有平面二维旋转不变性。不管物体怎么旋转，其表面积是一样的。而如果摄像机作 zoom 变换，该 2 维物体在像平面上呈现同样的变化（放大或缩小），这时候其表面积对应 zoom 变换是协变的。

(4) 仿射变换。仿射变换指的是两个矢量之间的一个映射关系，具有下面表达式：

$$\Gamma: x \rightarrow Ax + b \quad (1-1)$$

式中，矩阵 A 表示放缩、旋转两种变换，矢量 b 表示平移变换。

(5) 几何变形。包括五部分：平移，Euclidean（平移+旋转），相似（平移+旋转+放缩），仿射变换，透视变换，如图 1-1 所示。

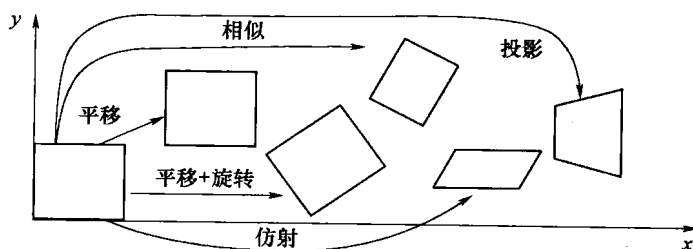


图 1-1 几何变形类别

1.3 局部特征性质

局部特征一般包含图像中部分空间范围。与传统意义上的分割不同，局部特征的边界和图像内容（颜色或纹理）变化并没有直接的对应关系，例如颜色均一的区域未必有局部特征覆盖，并且不同局部特征覆盖的区域可以相互有重叠的。在理想情况，人们总是期望局部特征对应的是客观世界中物体的一部分，而在实际场合中是不现实的，这往往需要借助于图像处理中对高层场景的理解。

一种好的局部特征应该有下列性质。

(1) 可重复性：同一个物体/场景在不同的视角下，两幅图像中对应特征越多越好。

(2) 独特性：特征的幅值模式需要呈现多样性，这样的特征才能被区分和匹配。

(3) 局部性：特征应该是局部的，从而减少被遮挡的可能性，并且允许用简单的模型来近似（不同角度拍摄下）两幅图像间的几何和成像变形。

(4) 数量性：检测到的特征数目一定要多，即使是小的物体上也有足够的特征。理想的情况是检测到的特征数量在一个比较大的范围内，然后通过一个简单的阈值就可以调整。特征的密集度最好能在一定程度上反映图像的内容。

(5) 准确性：得到的特征应该能被精确定位，这里定位不仅仅指的是在图像中空间位置，还包括该特征的尺度等。

(6) 高效性：在图像中特征的检测时间效率越高越好，以便用于有实时要求的应用。

在上面 6 个性质中最重要的是局部特征的可重复性。关于可重复性，主要依赖于如下两个方面性质。

(1) 不变性。不变性是指局部特征不随图像大的变形而改变。对于大的图像变形往往需要先对这些变形进行建模，然后再设计不受这些变形影响的特征检测算法。

(2) 鲁棒性。鲁棒性是指局部特征对于小的变形应该不敏感。这类小的变形包括图像噪声、离散化效应、压缩、图像模糊，当然还包括由数学建模引入的小的几何或成像形变等因素。

1.4 局部特征应用

局部特征原则上可运用到任何有可能需要图像（或其中物体）间配准的应用中，例如，二维（2D）图像中的物体识别，三维（3D）重建，运动跟踪和分割，机器人定位，以及图像拼接等。

下面给出了局部特征的一些不同应用实例。图 1-2 所示为局部特征匹配的典型例子。两幅具有不同拍摄视角和光照的图像，图中的窗户、空调就是其中的具有不同尺寸的局部特征，通过这些局部特征就可以很好地将这两幅图像进行配准、融合。

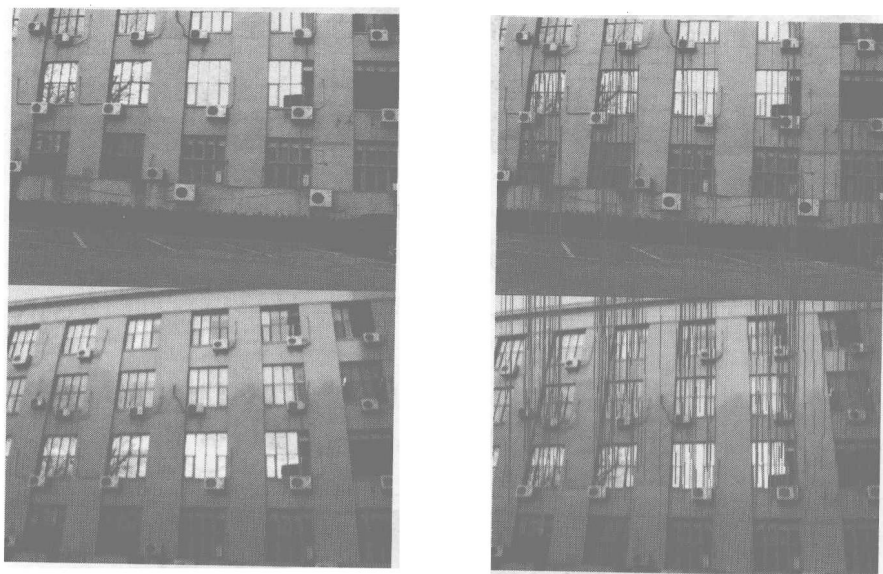


图 1-2 局部特征匹配

图 1-3 是物体识别的应用例子。图 1-3 (a) 和(b)所示为待识别的物体：玩具车和青蛙模型，图 1-3 (c) 是放置有这两个物体的场景，从图 1-3 (d) 可以看出虽然青蛙被黑色的箱子遮挡了，通过局部特征匹配仍然能够将它识别出来。

图 1-4 给出的是某个物体类别的检测，即摩托车的检测。直观上凡是摩托车都可能具有前后轮子，类似的车把，坐垫等。找出摩托车具有共性的局部特征（颜色显然不是共性），机器就有可能利用它们检测出摩托车这一类物体。

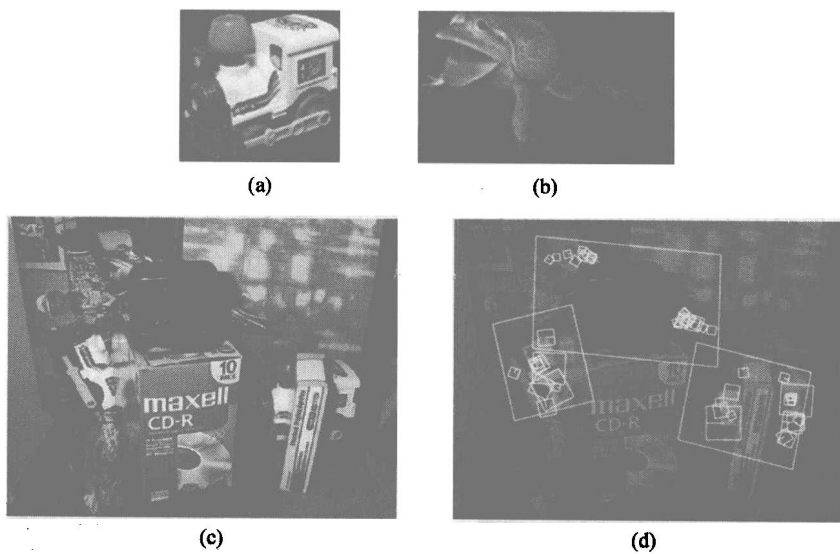


图 1-3 目标识别示例^[6]

(a)目标 1；(b)目标 2；(c)复杂场景；(d)复杂场景中目标识别结果。

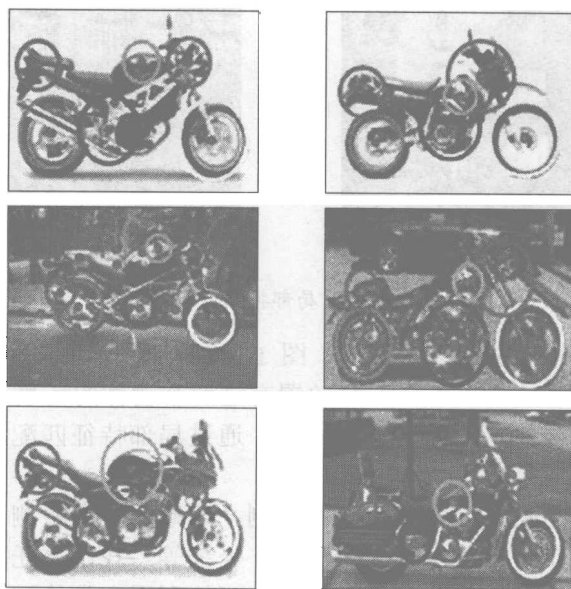


图 1-4 摩托车检测示例^[7]

全景图拼接也是局部特征应用的典型例子。图 1-5 (a) 是从一段视频抽取出来的关键帧。从这些关键帧中提取尽可能多的局部特征，然后相邻帧进行配准得到图像间的配准矩阵，最后将这些图像帧融合拼接成一张全景大图，如图 1-5 (b) 所示。

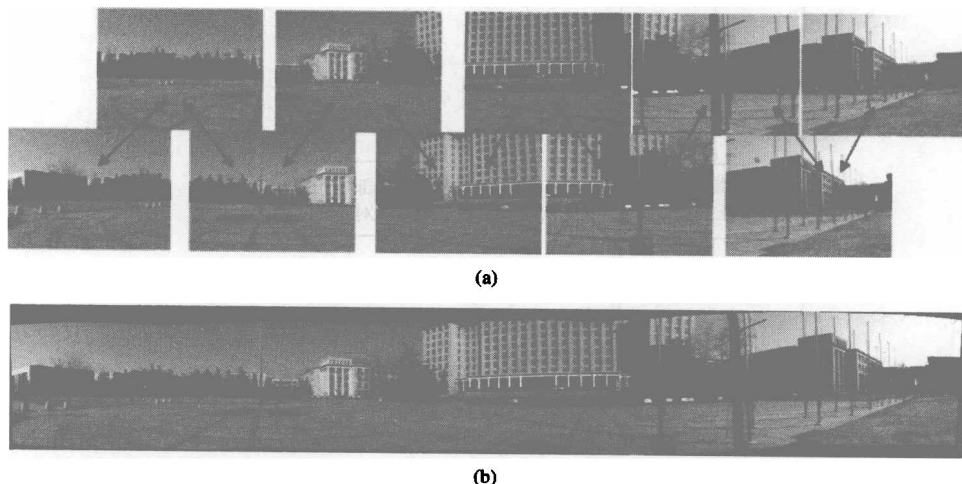


图 1-5 全景图像拼接示例
(a)待拼接的多幅图像；(b)拼接完的全景图。

有关局部特征的应用例子不胜枚举，正如前面所述，任何有两帧图像需要配准的场合，局部特征都能得到应用。这种配准较传统的图像灰度相关的方法具有很大的优势，因为局部特征要求具有不变性。在本书的开始，我们介绍这些应用，主要是想让读者对局部特征有一个概略的了解，在本书的最后一章我们将详细给出某些应用的例子与实现的流程和方法。

1.5 局部特征配准流程和本书的结构

本节我们结合局部特征配准的流程介绍全书的整体结构和思路。图 1-6 所示为基于局部特征的图像配准示意性流程框架。大致的流程是：从每幅图中检测出局部特征，然后在这两个局部特征集间进行元素匹配。在多数情况下，并不是每个匹配局部特征对应的匹配都是正确的，所以需要对这些匹配对进行一次提纯滤波，最后就得到了两个图像间所需要的配准关系。如图 1-6 中左侧所示，局部特征抽取又大概分为三个步骤：局部区域检测，稳定关键点的定位和区域的特征描述。

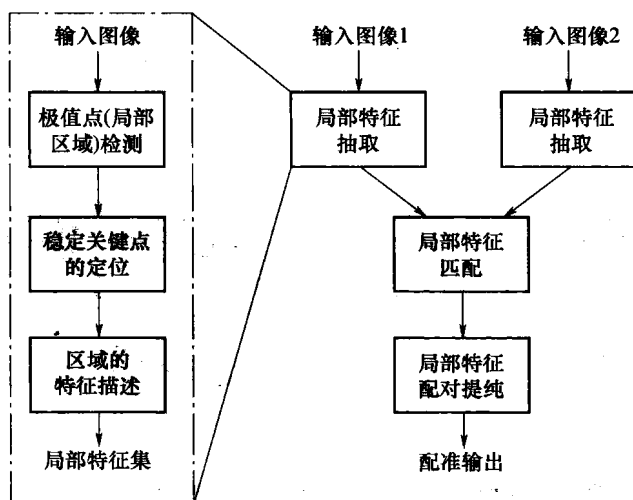


图 1-6 基于局部特征的图像配准示意性流程框架

本书基本上是按照图 1-6 流程进行组织。第 2 章（图像尺度空间理论）是全书的一个理论基础，是有关信号处理的尺度空间理论。借鉴著名的热传导偏微分方程，尺度空间理论证明高斯核是实现尺度变换的唯一核。通过信号和一系列大小不同的高斯核进行卷积，得到信号的尺度空间表达，并且，这种信号的表达不仅具有空间维，而且还具有了尺度维。尺度空间理论结合微分算子在局部特征抽取中扮演了极其重要的角色，是局部特征尺度不变性的重要理论基础。

第 3 章至第 5 章介绍的是目前比较重要的局部特征。第 3 章（点与边缘检测方法）首先描述了基本的角点和边缘（线）的检测算法。其中，角点主要介绍的是 Harris 和 SUSAN 两个算子，而边缘主要介绍的是 Canny 算子。在此基础上，本章进一步探讨角点的不变性性质，包括：旋转不变性，尺度不变性和光照不变性。第 4 章（高效斑点检测方法）以当前非常流行的 SIFT 和 SURF 两个局部特征为例详细剖析 Blob 斑点的高效检测。这里的高效不仅体现在这些局部特征的高重复性，各种环境下的不变性，而且还表现在这些局部特征检测时间效率上也是高效的，这也是它们成为主流检测算子的重要原因。第 5 章（区域检测方法）探讨的是如何通过区域检测获得局部特征的方法。与传统的区域分割不同，我们所期望的区域应该具有旋转、尺度以及仿射不变性的适应能力。其次，该区域一定要具有某种显著性特征，是图像中稳定的区域。稳定的区域局部特征算子主要包括四种：最大稳定极值区域(Maximally Stable Extremal