

◎图形、图像、模式识别◎

图像识别中的兴趣点匹配方法研究

余萍¹,袁辉¹,赵振兵¹,王碧翠²YU Ping¹,YUAN Hui¹,ZHAO Zhen-bing¹,WANG Bi-cui²

1.华北电力大学 电气与电子工程学院,河北 保定 071003

2.解放军西安通信学院 通信装备管理学院,西安 710106

1.Department of Electric Power and Electronic Engineering,North China Electric Power University,Baoding,Hebei 071003,China

2.Department of Communication Equipment Management,Chinese PLA Communication Institute in Xi'an,Xi'an 710106,China

E-mail:yuanhuibd@163.com

YU Ping,YUAN Hui,ZHAO Zhen-bing,et al.Fast matching algorithm based on interest points.Computer Engineering and Applications,2010,46(5):132-135.

Abstract: According to the need of the image searches and recognition,one kind of the matching algorithm based on interest points has been brought forward,firstly making use of wavelet transform to realize image dimension reduction and de-noising,extracting its SIFT characteristic points,and finally carrying out matching using nearest neighbor method based on K-d tree.Adopting the algorithm to carry out large numbers of experiments to many kinds of images,final results indicate that the algorithm is superior,has strong matching ability and robustness,is one kind of fairly good image matching algorithm and can be widely applied to image retrieval and recognition field.

Key words: interest points;SIFT algorithm;Principal Component Analysis(PCA);fast matching

摘要:针对图像检索识别的需求,提出了一种基于兴趣点的匹配算法,利用小波变换对图像进行降维和去噪,提取其 SIFT 点特征,同时进行 PCA 降维,最后采用基于 K-d 树的最近邻法进行快速匹配。通过对各种图像大量的实验,结果表明,该方法具有很强的匹配性和鲁棒性,是一种较好的图像匹配算法,可以广泛应用于图像的检索和识别中。

关键词:兴趣点;SIFT 算法;主成分分析(PCA);快速匹配

DOI:10.3778/j.issn.1002-8331.2010.05.040 **文章编号:**1002-8331(2010)05-0132-04 **文献标识码:**A **中图分类号:**TP391

点特征又被称作为兴趣点,指的是图像中具有特殊性质的像素点,是图像的重要特征。它具有旋转不变性和不随光照条件变化的优点。一些图像处理中利用点特征进行处理既可以减少计算量又不会损失重要的灰度信息。在图像匹配中点特征也有很重要的应用,利用点特征可以大大提高匹配速度。

点特征主要指图像中的明显点,如建筑物角点、边缘两端、折点等,在图像匹配和遥感影像定位中很有用。常用的提取方法有边缘提取法、角点检测法、兴趣算子法等,方法虽然不同,但基本原则都是选择局部灰度变化最大点作为特征点,这样可以保持特征点邻域内的纹理细节,减少后续的误匹配率。用于点特征提取的算子称为有利算子或兴趣算子。针对点特征的提取的算子也有很多,自 20 世纪 70 年代以来出现一系列各不相同、各有特色的兴趣算子,知名的有 Moravec 算子、Hannah 算子与 Foistner 等。基于 SIFT^[1](Scale Invariant Feature Transform)点特征的快速匹配算法作为目前研究的热点和重点,具有优良

的匹配性能,采用该算法对各种图像进行实验,结果表明,该算法具有较强的匹配性和鲁棒性,是一种较好的图像匹配算法,并且检索准确率也达到了理想的结果。

1 预处理

首先利用 Mallat 算法对图像进行二维离散小波变换,该算法采用可分离的滤波器设计,如图 1(a)所示,实质上相当于分别对图像数据的行和列作一维小波变换,即分别用低通滤波器和高通滤波器对图像 $f(X,y)$ 滤波,再间隔抽样产生两个高、低半带信号,然后对低半带信号再一次实施双子带编码,连续进行这一过程,小波变换系数就是低半带点上加上子带编码的高半带信号的全部。

小波变换后可以得到 4 个分量,如图 1(b)所示,分别为图像的低频即近似分量和水平、垂直和对角方向的高频分量,由于图像的内容信息主要集中于低频,噪声存在于高频,去掉高频,保留低频部分,则同时实现了对图像的降维和去噪处理。

作者简介:余萍(1963-),女,副教授,主要研究方向:图像处理、识别、检索、无线通信;袁辉(1983-),女,硕士研究生,主要研究方向:图像识别、检索;赵振兵(1980-),博士生,研究方向:图像配准;王碧翠(1982-),女,助教,研究方向:信号处理。

收稿日期:2008-08-28 **修回日期:**2008-11-17

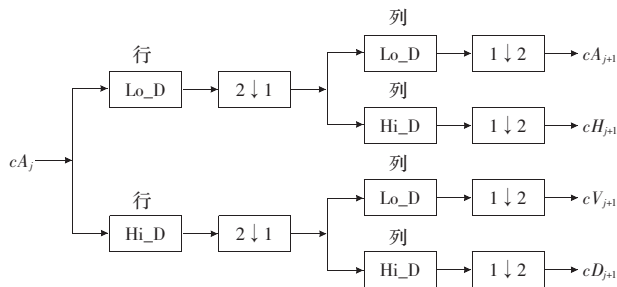


图 1(a) 小波分解过程

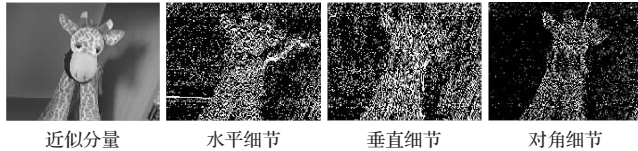


图 1(b) 小波变换结果

2 特征提取

2.1 SIFT 算法

SIFT 算法即尺度不变特征变换特征匹配算法是 David G.Lowe^[2]在 2004 年总结了现有的基于不变量技术的特征检测方法的基础上提出的一种在二维图像空间和尺度空间同时提取极值特征的有效算法。

SIFT 作为一种基于点特征的方法,首先可以在一定程度上排除背景物体的影响,同时它在尺度空间内提取图像的局部特征,具有一些独特的优点:(1)信息量丰富,每个特征点用 128 维的特征向量来描述;(2)对旋转、尺度缩放、亮度变化可保持不变性,对三维视角变化、噪声也保持一定的稳定性,甚至在某种程度上对任意角度拍摄的图像也具备较为稳定的特征匹配能力;(3)多量性,简单结构的图像也可以产生大量 SIFT 特征向量;(4)实时性强,可以快速地提取特征进行匹配;(5)可辨别性强,克服了其他特征点存在的信息丢失、位置偏移和易受噪、提取伪特征点等问题。

SIFT 算法原理:

(1)建立高斯金字塔^[3]

高斯卷积核是实现尺度变换的唯一变换核。一幅二维图像,在不同尺度下的尺度空间的表示可由图像 $I(x,y)$ 与高斯核卷积得到,如公式(1):

$$L(x,y,\sigma)=G(x,y,\sigma)*I(x,y) \quad (1)$$

$$\text{其中, } G(x,y,\sigma)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

L 表示尺度空间, (x,y) 表示图像 I 上的点, σ 是尺度因子,其值越小则表征该图像被平滑的越大。大尺度对应于图像的概貌特征,小尺度对应于图像的细节特征。高斯金字塔有 o 阶,一般选择四阶,每一阶有 S 层尺度图像, S 一般选择 5 层,高斯金字塔的构成如图 1 所示,在同一阶中,相邻两层的尺度因子比例系数是 k ,第二阶的第一层由第一阶的中间层尺度图像进行子抽样获得,其尺度因子是 $k^2\sigma$,然后第二阶的第二层的尺度因子是第一层的 k 倍,即 $k^3\sigma$,第三阶的第一层由第二阶的中间层尺度图像进行子抽样获得。其他阶的构成以此类推。

(2)建立高斯差分金字塔

DOG (Difference-Of-Gaussian)^[4]高斯差分金字塔即相邻两

尺度空间函数之差,DOG 金字塔通过高斯金字塔中相邻尺度空间函数相减即可,所以,由高斯金字塔可知 DOG 金字塔是一个四阶四层的结构,在图中,DOG 金字塔的第一层的尺度因子与高斯金字塔的第一层是一致的,其他阶也一样。

$$D(x,y,\sigma)=(G(x,y,k\sigma)-G(x,y,\sigma))*I(x,y)=L(x,y,k\sigma)-L(x,y,\sigma) \quad (3)$$

k 可视为两层相近的尺度之间的比例。

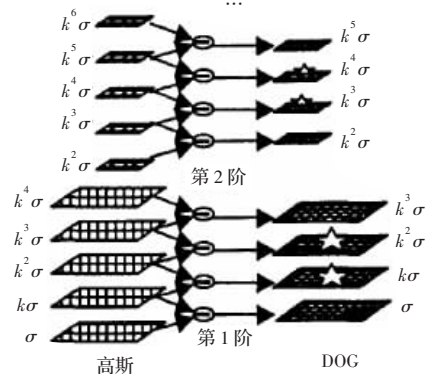


图 2 高斯差分金字塔

(3)DOG 空间的极值检测

在上面建立的 DOG 尺度空间金字塔中,DOG 函数中的极值点和尺度是无关的,SIFT 正是利用这一特点,为了检测到 DOG 空间的最大值和最小值,DOG 尺度空间^[5]中中间层(最底层和最顶层除外)的每个像素点需要跟同一层的相邻 8 个像素点以及它上一层和下一层的 9 个相邻像素点总共 26 个相邻像素点进行比较,以确保在尺度空间和二维图像空间都检测到局部极值^[6]。图 3 中,标记号为叉号的像素若比相邻 26 个像素的 DOG 值都大或小,则该点将作为一个局部极值点,记下它的位置和对应尺度。

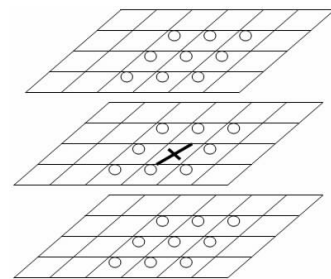


图 3 尺度空间求极值

(4)精确定位特征点位置

由于 DOG 值对噪声和边缘较敏感,因此,在上面 DOG 尺度空间中检测到局部极值点还要经过进一步的检验才能精确定位为特征点。下面对局部极值点进行三维二次函数拟和^[7]以精确确定特征点的位置和尺度,同时要去掉低对比度的特征点和不稳定的边缘相应点,以增强匹配稳定性,提高抗噪声能力。

(5)确定特征点主方向^[8]

利用特征点邻域像素的梯度方向分布特性为每个特征点指定方向参数,使算子具备旋转不变性。

$$m(x,y)=\sqrt{(L(x+1,y)-L(x-1,y))^2+(L(x,y+1)-L(x,y-1))^2} \quad (4)$$

$$\theta(x,y)=\tan^{-1}\frac{L(x,y+1)-L(x,y-1)}{L(x+1,y)-L(x-1,y)} \quad (5)$$

式(4)、式(5)为 (x,y) 处的梯度值和方向。 L 为所用的尺度为每

个特征点各自所在的尺度, (x, y) 是要确定是哪一阶的哪一层。

(6) PCA 生成 SIFT 特征点描述符^[9]

对每一个关键点, 在它的周围选择一个大小为 41×41 像素的像斑, 计算垂直和水平的梯度, 形成一个大小为 $39 \times 39 \times 2 = 3\ 042$ 的矢量; 将这些矢量放入一个 $k \times 3\ 042$ 大小的矩阵 A , k 是所检测的关键点数目; 计算矩阵 A 的协方差: $A = A - \text{mean } A$
 $\text{cov } A = A^T A$; 计算 $\text{cov } A$ 的特征值和特征矢量; 选择前 n 个特征向量, 投影矩阵是一个由这些特征向量组成的 $n \times 3\ 042$ 的矩阵 (n 可以是一个根据经验设置的固定值, 也可以基于特征值动态选择)。投影矩阵只计算一次, 并且存储。建立描述子: 在尺度空间关键点的位置和方向, 在关键点周围提取一个 41×41 的像斑于给定的尺度, 旋转到它的主方向; 计算 39×39 水平和垂直的梯度, 形成一个大小为 $3\ 042$ 的矢量; 用预先计算好的投影矩阵 $n \times 3\ 042$ 与此矢量相乘, 这样生成一个大小为 n 的 PCA-SIFT 描述子。这样, 在描述子保留不变性的同时进行降维, 大大节省了计算时间。

2.2 实验结果

2.2.1 提取 SIFT 特征点

对动物、植物、物体、建筑物等不同种类的图像进行了实验, 分别提取它们的 SIFT 特征点, 图 4(a) 为原始图像, 图 4(b) 是小波变换后的图像, 由结果看出, 小波变换后, 图像信息保留完好。

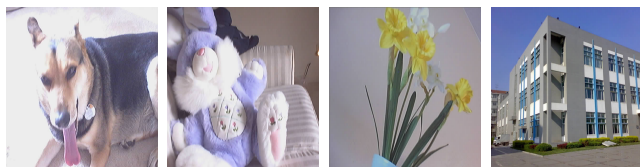


图 4(a) 原始图像



图 4(b) 小波变换后的图像

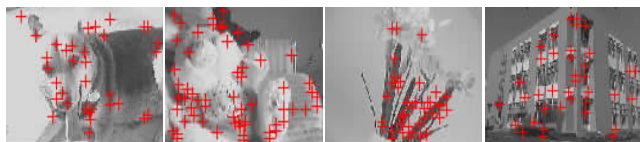


图 4(c) 提取 SIFT 特征点后的图像

由图 4(c) 可以看出, SIFT 算法所提取的特征及其丰富, 特征点繁多而且遍布物体的各个部分, 并且每个特征点包含的信息量也非常多, SIFT 点特征的数据结构包括提取的关键点的位置坐标、方向、尺度大小、帧和尺度空间曲率等, 同时每个关键点还可以用一个 128 维的特征向量来描述。

2.2.2 SIFT 算法稳定性

通过对 SIFT 算法和目前点特征提取领域研究比较热门的 Harris 角点做了相关的对比, 对图像分别加入斑点、椒盐、高斯三种噪声, 通过观察随着噪声参数的变化, 提取的特征点数目随之所变化的情况, 由图 5(a), 红点代表 SIFT, 蓝点代表 Harris, 可以看出两种算法的变化趋势, SIFT 比较稳定, 基本上没有变化, Harris 随着参数的增加, 特征点数也不同趋势地相应增加, 但是, 通过分析, 这些增加的特征点是由于噪声的引入而引

起的, 是错误的特征点, 所以 SIFT 算法抗噪声稳定性要明显强于 Harris。另外, 在抖动、模糊、加亮条件下进行了同样的实验, 如图 5(b), 抖动和加亮两种情况下 SIFT 特征点还是非常稳定, 虽然模糊情况下 SIFT 特征点数目也呈减少的趋势, 但总体上比 Harris 要多, 结果表明 SIFT 算法要优于 Harris。

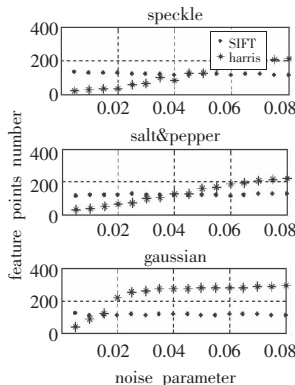


图 5(a) SIFT 和 Harris 随噪声参数变化情况

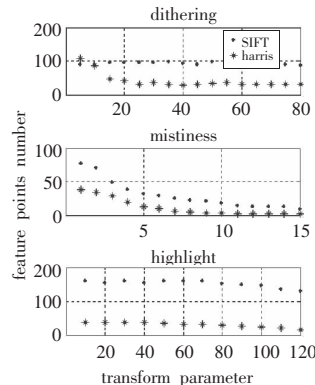


图 5(b) SIFT 和 Harris 随环境变化情况

3 特征点匹配

获取 SIFT 特征向量后, 采用优先 k-d 树进行优先搜索来查找每个特征点的 2 近似最近邻特征点。这两个特征点中, 如果最近的欧式距离除以次近的距离少于某个比例阈值, 则接受这一对匹配点。对第二幅图像的每个 SIFT 特征点 kp , 在第一幅图像的特征点集合中找到最邻近点 $kp1$ 和次邻近点 $kp2$ 。如果 $kp \leftrightarrow kp1$ 越小, 而 $kp \leftrightarrow kp2$ 越大, 则说明 kp 与 $kp1$ 匹配的质量越好, 因此可以用两者之比来衡量匹配的质量, 如果满足

$$\frac{|kp \leftrightarrow kp1|}{|kp \leftrightarrow kp2|} < \lambda \quad (6)$$

则认为 kp 与 $kp1$ 匹配, 其中 λ 为常量且 $0 < \lambda < 1$ 。这样就排除了一些匹配误差较大的特征点对。 λ 的大小将影响匹配准确率和匹配点的数量, λ 越小, 匹配条件越苛刻, 两幅图像的匹配点数量越少, 实验中取 0.6。

如图 6(a) 所示, 两幅原始图像的内容是同一物体, 其中一幅图像是相比另一幅进行了一定程度的缩放变化和视角变换, 变化状况比较大, 但是如图 6(b) 所示是两幅图像的匹配结果, 匹配对还是非常多的, 虽然其中不乏一些错误的匹配对, 但是数目相对来说很少, 对结果几乎没有影响, 所以可以忽略。



图 6(a) 原始图像

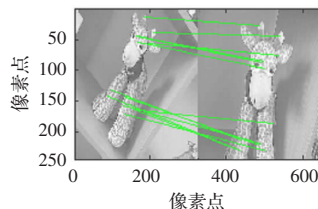


图 6(b) 匹配图像

3.1 视角稳定性

SIFT 算法一大特色就是对在一定程度上视角拍摄的图片

具有很好的稳定性,针对从不同视角拍摄的两组图片分别做了两组匹配实验,结果如图7所示,随着视角的增大,匹配对在逐渐地减少,在小于 30° 的范围匹配对数量比较多,匹配结果较好, 30° 到 60° 的区域匹配对就降到了相对少的一定程度,仍然能较好地完成任务的要求,大于 60° 的时候匹配对就非常少了,所以说SIFT算法对 30° 范围内的视角变化效果最好, $30^\circ\sim 60^\circ$ 视角变化范围内比较理想。

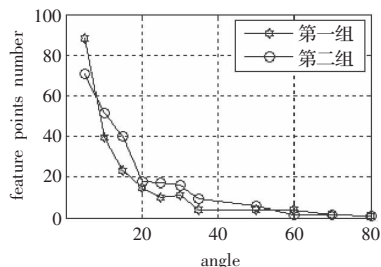


图7 匹配对随视角变化情况

3.2 匹配准确率

针对高斯、椒盐、斑点三种噪声和模糊、抖动、加亮三种不同的图像变化情况,对动物、植物、物体、建筑物等不同种类的图像进行了进一步的实验,改变变化参数,相对每种情况参数的变化可以得出的图像匹配的平均配准率。由表1可以看出匹配准确率均在90%以上,相对于其他一些匹配算法,该结果是比较理想的。

表1 六种变化情况的平均匹配准确率

影响因素	匹配准确率/(%)
高斯	93.76
椒盐	95.23
斑点	94.5
模糊	94.86
抖动	94.78
加亮	92.26

(上接116页)

6 结论

利用阵列天线接收到CDMA信号特性,发掘了信号子空间与用户特征序列的关系,提出了一种基于盲波束成形的扩频序列估计算法。该算法结合了CDMA信号时域和空域的特征,在低信噪比条件下具有良好的性能。算法突破了子空间算法用户数必须小于天线数,以及用户的DOA不能太靠近的限制。同时提出了一种基于盲波束成形的多用户检测算法,相对传统的单天线检测算法在低信噪比条件下具有更好的性能。算法不需要扩频序列的先验知识,仅依靠天线阵列观测到的信号,完成多用户检测,在通信侦察中具有广阔的应用前景。仿真结果验证了提出的两种算法的有效性。

参考文献:

[1] Batty K E, Adams E R. Detection and blind identification of m sequence code using higher order statistics[C]//Proceedings of the IEEE Signal Processing Workshop, Caesarea, Israel. IEEE, 1999: 16-20.
[2] Berel G, Boudier E. Blind estimation of the pseudo-random sequence of a direct sequence spread spectrum signals[C]//MILCOM. Los

4 结束语

通过针对不同图像不同情况下,进行SIFT特征点提取和匹配实验,证明了该算法能更精细地挖掘图像中所蕴含的丰富信息,有效性好,得到辨别性强的特征点,匹配精度高,对几何变形、分辨率差异、旋转、平移、模糊和图像压缩、光照等情况具有不变性,尤其在某种程度上对任意角度拍摄的图像也具备较为稳定的特征匹配能力,可以广泛并成功地应用于图像的检索识别中。

参考文献:

[1] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant key points[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60.
[2] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant feature[C]// International Conference on Computer Vision, 1999.
[3] 赵辉. 基于点特征的图像配准算法研究[D]. 济南: 山东大学, 2006.
[4] 宰小涛, 赵宇明. 基于sift特征描述子的立体匹配算法[J]. 图像处理, 2007, 23(83): 285-287.
[5] 霍春雷, 周志鑫. 基于SIFT特征和广义紧互对原型对距离的遥感图像配准方法[J]. 遥感技术与应用, 2007, 22(4): 524-531.
[6] Luo Jun, Takikawa E. Person-specific SIFT features for face recognition[J]. Acoustics, Speech and Signal Processing, 2007, 15(20): 593-596.
[7] Abdel-Hakim A E, Farag A A. A SIFT descriptor with color invariant characteristics[C]//Computer Vision and Pattern, 2006, 2: 1978-1983.
[8] Kisku D R, Rattani A, Grosso E, et al. Face identification by SIFT-based complete graph topology[J]. Automatic Identification Advanced Technologies, 2007, 7(8): 63-68.
[9] Zhao Wei, Xu Wei-sheng, Yu You-ling. Area harmony dominating rectification method for SIFT image matching[J]. Electronic Measurement and Instruments, 2007, 16(2): 935-939.
[10] Yan Ke, Sukthankar R A. A more distinctive representation for local image descriptors[J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2004, 27(2): 506-513.
Angeles: IEEE, 2000: 967-970.
[3] 吕明, 张红波, 唐斌. 基于E-PASTD的盲扩频码序列估计算法[J]. 电子科技大学学报, 2007, 36(5): 886-888.
[4] Dominique F, Reed J H. Simple PN code sequence estimation and synchronization technique using the constrained Hebbian rule[J]. Electronics Letters, 1997, 33: 37-38.
[5] 付卫红, 杨小牛, 刘乃安. 基于盲源分离的CDMA多用户检测与伪码估计[J]. 电子学报, 2008, 36(7): 1319-1323.
[6] 沈雷, 李式巨, 王彦波, 等. 多径信道中扩频信号伪随机序列盲估计[J]. 浙江大学学报: 工学版, 2008, 41(11): 1828-1833.
[7] 张龙光, 周渊平, 谢宁, 等. 一种基于CDMA多用户信道信息的快速自适应波束成形接收机[J]. 通信学报, 2005, 26(3): 15-20.
[8] 王建国, 付学群, 赵春明. 一种适用于DS-CDMA上行链路的自适应盲波束成形算法[J]. 通信学报, 2003, 24(2): 84-90.
[9] Mazet L, Loubaton P. Cyclic correlation based symbol rate estimation[C]//Conference Record of the 33rd Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers, Pacific Grove. IEEE, 1999: 1008-1012.
[10] Hyvarinen A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 626-634.