

一种改进的 SIFT 特征匹配算法

于丽莉, 戴 青

(解放军信息工程大学电子技术学院, 郑州 450004)

摘 要: 针对尺度不变特征变换(SIFT)特征匹配算法存在计算量大、复杂度高的问题, 提出一种基于图像 Radon 变换的改进 SIFT 特征匹配算法。改进算法在图像的 SIFT 特征点采样区域内作 d 条不同方向的直线, 以 d 条直线上的图像 Radon 变换作为 SIFT 特征向量描述符, 降低 SIFT 特征向量的维数, 从而提高特征匹配效率。实验结果表明, 改进算法具有较高的匹配精度和较少的匹配时间, 适用于虚拟场景漫游或目标识别等实时性要求较高的系统。

关键词: 尺度不变特征变换; 特征点提取; 图像匹配; Radon 变换

Improved SIFT Feature Matching Algorithm

YU Li-li, DAI Qing

(Institute of Electronic Technology, PLA Information Engineering University, Zhengzhou 450004, China)

【Abstract】 Aiming at the problems of large calculating scale and high complexity in Scale Invariant Feature Transform(SIFT) feature matching algorithm, this paper presents an improved SIFT feature matching algorithm based on image Radon transform. It makes d beelines on different directions in image SIFT feature point zone. Image Radon transform integral values on d beelines are adopted as SIFT feature vector descriptors, it reduces the dimensions of SIFT feature vector to improve the efficiency of feature matching. Experimental result proves that the improved algorithm has higher matching accuracy and needs less matching time, it is quite suitable for high real-time demanded system such as virtual space roaming and target identification.

【Key words】 Scale Invariant Feature Transform(SIFT); feature point extraction; image matching; Radon transform

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2011.02.073

1 概述

图像配准在传感器的信息融合、图像差异监测、目标识别多媒体数据库的检索等很多领域得到广泛应用。图像特征点的配准度量由于对位置变化、灰度变化、图像变形以及遮挡等图像的复杂空间变换均有较好的适应能力。基于图像特征点的配准方法是目前图像配准技术的主流方向和发展趋势。文献[1]利用图像灰度自相关函数的特征点检测算子。文献[2]提出 Moravec 算子的改进算子——Harris 算子, 对于图像存在旋转、照明变化时具有较好的稳定性。近年来, 基于局部不变量描述子的方法在目标识别和匹配领域取得了显著进展^[3], 文献[4]提出尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)特征点检测方法。文献[5]通过实验证明 SIFT 算法对光照变化、几何变形、分辨率差异、图像旋转等具有一定不变性、稳定性好, 是性能最优的算法之一。文献[6]使用 PCA 对 SIFT 特征描述符进行降维, 取得了较好的效果。文献[7]结合全局信息的 SIFT 特征描述符, 降低了由于局部信息相似造成的误匹配率, 但计算量较大, 而且全局向量描述范围大小固定, 因此, 不具有尺度不变性。文献[8]使用 Gabor 滤波器对 SIFT 描述符进行改进, 使其更适用于目标识别等精确度要求较高的场景中, 但算法的计算复杂性增加。本文采用图像 Radon 变换描述 SIFT 特征向量, 对 SIFT 特征匹配算法进行改进, 降低特征描述符的维数, 从而提高特征匹配效率。

2 SIFT 算法简介

2.1 SIFT 特征点检测

SIFT 特征点检测首先建立图像的多尺度空间与高斯金

字塔图像; 再对相邻尺度的 2 个高斯图像相减得到高斯差分多尺度空间(Difference-of-Gaussian, DoG); 在 DoG 尺度空间求得局部极值点, 然后通过曲面拟合的方法对这些极值点进行进一步精确定位, 并采用高斯差分图像的海森矩阵剔除初始特征点中的边缘点以及对比度较低的点, 从而得到图像的特征点。SIFT 特征提取步骤如下:

(1)检测尺度空间极值。图像的尺度空间定义为一个函数 $L(x, y, \sigma)$, 这个函数由可变尺度高斯函数 $G(x, y, \sigma)$ 与输入图像 $I(x, y)$ 卷积得到:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) \times I(x, y)$$

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

高斯差分尺度空间 $D(x, y, \sigma)$ 定义为存在常数乘性尺度因子 k 的相邻尺度高斯函数的差分与原始图像卷积, 取这些高斯差分图像中的局部极值, 得到尺度空间域上的图像特征点, $D(x, y, \sigma)$ 可表示为:

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) \times I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma)$$

(2)精确定位特征点。首先获取候选特征点处的拟合函数:

$$D(X) = D + \frac{\partial D}{\partial X} X + \frac{1}{2} X^T \frac{\partial^2 D}{\partial X^2} X$$

基金项目: 国家“863”计划基金资助项目(2007AA01Z405); 国家自然科学基金资助项目(60503012)

作者简介: 于丽莉(1985-), 女, 硕士研究生, 主研方向: 图形图像处理, 智能计算; 戴 青, 副教授

收稿日期: 2010-07-19 **E-mail:** mz189_NEW@sohu.com

求得极值点 $\hat{X} = -\left(\frac{\partial^2 D}{\partial X^2}\right)^{-1} \frac{\partial D}{\partial X}$ 与对应极值 $D(\hat{X}) = D + \frac{1}{2} \frac{\partial D^T}{\partial X}$; 不断修正 X 求取局部最优点, 剔除 $|D(\hat{X})| < 0.03$ 的弱特征点, 同时获取候选特征点的精确位置、尺度。

去除边缘点时获取特征点的 Hessian 矩阵, 令 $Tr(H)$ 和 $Det(H)$ 分别为其特征值的和与乘积, 而 γ 为矩阵特征值的比值, 为了检测主曲率是否小于某阈值 γ , 只需检测 $\frac{Tr(H)^2}{Det(H)} < \frac{(\gamma+1)^2}{\gamma}$ 是否成立, 一般 γ 取 6~10。

2.2 SIFT 特征描述符的生成

本节主要是确定特征点的主方向。目的是用于特征点的匹配, 找出主方向后, 在进行匹配时可以把图像旋转到主方向, 以保证图像的旋转不变性。 (x, y) 处的梯度值和方向分别为:

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

$$\theta(x, y) = \arctan((L(x, y+1) - L(x, y-1)) / (L(x+1, y) - L(x-1, y)))$$

在以特征点为中心的邻域窗口内采样, 并用梯度方向直方图统计邻域像素的梯度方向, 直方图的最高峰值点对应的方向即为主方向。

以特征点为中心取 8×8 的窗口, 然后在 4×4 的图像小块上计算 8 个方向的梯度方向直方图, 绘制每个梯度方向累加值, 形成一个种子点。一个特征点用 4×4 共 16 个种子点描述, 而每个种子点有 8 个方向向量信息, 所以, 每个特征点产生 $4 \times 4 \times 8$ 共 128 个数据, 即形成最终 128 维的 SIFT 特征向量或特征描述符。

3 SIFT 算法的改进

SIFT 特征检测中图像的高斯滤波保证特征点不受噪声影响, DoG 图像保证特征点不受亮度差的影响, 在高斯差分图像空间提取极值点保证尺度不变性, 而 SIFT 特征描述中邻域方向信息联合的思想增强了算法的抗噪声能力, 对特征向量的长度归一化可去除光照变化的影响。

通过上述步骤计算得到的 SIFT 特征点比较稳定, 但是在特征描述符的生成过程中采用主方向旋转并统计梯度直方图的方式生成 128 维特征向量计算量相当大, 需要算法全部时间的 1/2 左右, 而且在完成图像的配准时对 128 维向量进行特征匹配的计算开销也较大, 这是影响 SIFT 算法实时性的主要原因, 因此, 改进算法的思想主要是减少生成特征描述符计算量和提高特征匹配速度。

3.1 图像 Radon 变换

图像迹变换^[9]是沿图像中某一条直线进行处理, 对图像中这一条直线上的图像像素点进行某个特定函数运算, 定义为: 假设 F 为一幅有限灰度图像, 给定一条直线 l , 定义 g 为直线 l 和图像 F 在某种规则 T 下的变换结果, 即 $g = T(l, F)$ 。

如果处理函数 T 为积分函数, 这时的迹变换是 Radon 变换, Radon 变换计算图像沿某个特定方向上的投影。投影可沿任何角度 θ 计算, 通常函数 $f(x, y)$ 的 Radon 变换是函数 f 沿平行于 y' 轴的直线上像素点的线积分, 其计算公式如下:

$$R_\theta(x') = \int_{-\infty}^{\infty} f(x' \cos \theta - y' \sin \theta, x' \sin \theta + y' \cos \theta) dy' \quad (1)$$

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (2)$$

3.2 改进的 SIFT 特征描述符

图像迹变换适合用来处理中心对准的 2 个图像, 而基于

特征点的图像匹配实质是处理以特征点为中心的 2 个区域图像, 因此, 改进的 SIFT 特征匹配算法首先利用 SIFT 特征检测算法在图像高斯差分尺度空间中检测出所有特征点并去除边缘点, 然后使用图像在一系列直线上的 Radon 变换描述特征点进行特征匹配, 适当选取某些特定方向的直线计算图像的 Radon 变换值作为 SIFT 特征描述符对其进行降维, 并将特征点方向的角度加入到积分函数中以避免对图像进行旋转从而进一步减少计算开销, 具体改进步骤如下:

(1) 假设利用 SIFT 特征检测得到的特征点主方向为 y' , 与坐标轴 y 的夹角为 θ , 如图 1(a) 所示, 原 SIFT 算法中为改变特征点的微小位移而造成特征变量值的改变, 采用了高斯加权平滑的方法, 在统计像素梯度幅值时以突出靠近特征点采样区所占比重而减少远离特征点采样区所占的比重。本文通过改变图像 Radon 变化中积分函数乘积因子达到相同目的, 采用的乘积因子为 $\frac{1}{1+|x|}$, 积分函数如下:

$$R(x) = \int_s \frac{1}{1+|x|} I(x, y) dy$$

其中, S 表示以特征点为中心的积分区域, 与原 SIFT 算法中统计像素点的图像区域相同。

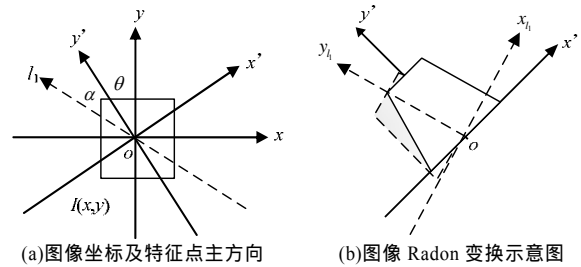


图1 由图像 Radon 变换生成的 SIFT 特征向量

(2) 为得到 d 维的 SIFT 特征向量空间, 以特征点的主方向所在直线 y' 为准, 作其他 $d-1$ 条直线 l_1, l_2, \dots, l_{d-1} , 其中, l_1 如图 1(a) 所示, 相邻 2 条直线的夹角 $\alpha = 2\pi/d$, 则图像 $I(x, y)$ 在主方向直线 y' 上的 Radon 变换表示为:

$$R_\theta(x') = \int_s \frac{1}{1+|x' \cos \theta - y' \sin \theta|} I(x' \cos \theta - y' \sin \theta, x' \sin \theta + y' \cos \theta) dy' \quad (3)$$

同理, 图像 $I(x, y)$ 在直线 l_1, l_2, \dots, l_{d-1} 上的 Radon 变换可表示为:

$$R_{\omega_n}(x_{l_n}) = \int_s \frac{1}{1+|x_{l_n} \cos \omega_n - y_{l_n} \sin \omega_n|} I(x_{l_n} \cos \omega_n - y_{l_n} \sin \omega_n, x_{l_n} \sin \omega_n + y_{l_n} \cos \omega_n) dy_{l_n} \quad (4)$$

其中, $\omega_n = \theta + n\alpha$, $n = 1, 2, \dots, d-1$, 图 1(b) 显示了图像 $I(x, y)$ 在特征点主方向及直线 l_1 上的 Radon 变换。

(3) 适当选取积分直线间的夹角 α , 即式(3)和式(4)的值, 并对特征向量长度做归一化处理, 可生成 d 维 Radon-SIFT 特征描述符, 表示为 $(R_\theta(x'), R_{\omega_1}(x_{l_1}), R_{\omega_2}(x_{l_2}), \dots, R_{\omega_{d-1}}(x_{l_{d-1}}))$ 。如选取 $\alpha = \pi/12$, 可计算特征点区域图像在主方向 y' 及直线 l_1, l_2, \dots, l_{11} 上的 Radon 变换值得到 24 维特征描述符。

3.3 特征匹配

在生成 d 维 Radon-SIFT 特征描述符后, 以欧式距离作为多维向量的相似度准则对 2 个特征点进行匹配。假设 2 幅匹配图像生成的特征描述符分别为:

$$(R_\theta(x'_1), R_{\omega_1}(x'_{l_1}), R_{\omega_2}(x'_{l_2}), \dots, R_{\omega_{d-1}}(x'_{l_{d-1}}))$$

$$(R_{\theta}(x_2'), R_{\omega_1}(x_{2l_1}), R_{\omega_2}(x_{2l_2}), \dots, R_{\omega_n}(x_{2l_{d-1}}))$$

则欧式距离可表示如下：

$$d = \sqrt{\sum_{i=0}^{d-1} (R_{\omega_i}(x_{1l_i}) - R_{\omega_i}(x_{2l_i}))^2}$$

然后采用 Best Bin First(BBF)算法^[10]搜索每个特征点的 2 个最近邻和次近邻特征点,文献[4]通过比较最近邻与次近邻距离删除因遮挡背景混乱而产生的误匹配关系。假设与特征点 E 的欧氏距离最近和次近的 2 个特征分别为 P 和 P' ,并计算特征点 E 与匹配图像的特征点 P 和 P' 欧式距离的比率 $ratio$,如果 $ratio$ 值小于某一阈值 T ,则认为匹配成功,接收匹配点对 (E, P) ,文献[4]推荐 $ratio$ 的阈值为 0.8。

最后采用随机抽样一致性算法^[11](Random Sample Consensus, RANSAC)多次在所有匹配的特征点对中抽取至少 4 对特征点计算图像的透视变换模型,并统计符合模型的特征点,从而进一步删除误匹配点对,得到精确的图像转换模型。

4 实验结果分析

由于 SIFT 本身具有强鲁棒性,对较小的干扰能达到 90% 以上的准确匹配率,因此为检测改进 SIFT 算法的匹配性能,实验采用的图像内容较复杂,并且图像受视角、光照强度变化、尺度不同等因素的影响,同时使用匹配率($recall$)和误匹配率来评价 Radon-SIFT 特征描述符的性能,其中, $recall$ 定义为匹配成功的特征点数与 SIFT 检测得到参与匹配特征点数的比值,表示如下:

$$recall = \frac{\#correct \cdot matches}{\#correspondences}$$

而误匹配率($1-precision$)定义为错误匹配的特征点对数与计算得到的 Radon-SIFT 匹配特征点总对数之比,表示如下:

$$1 - precision = \frac{\#false \cdot matches}{\#correct \cdot matches + \#false \cdot matches}$$

本文选取符合上述要求内容及背景较复杂的图片,并针对同一内容图像的光照变化、尺度不同、旋转变换等条件,并取 $d = 24$ 、 $\alpha = \pi/12$,对 Radon-SIFT 算法进行测试,实验平台为:CPU Intel P4 2.4 GHz,内存 512 MB,Windows XP SP3,Visual C++ 6.0

通过 10 次以上反复实验,计算其匹配率、误匹配率及匹配时间的对比如表 1 所示,其中,匹配时间表示计算前 100 个特征点的时间。

表 1 不同变化条件下改进算法与 SIFT 算法的性能比较

条件	改进算法			SIFT 算法		
	匹配率/ (%)	误匹配率/ (%)	匹配时间/ ms	匹配率/ (%)	误匹配率/ (%)	匹配时间/ ms
尺度增大 1.5 倍	81.39	6.94	28.4	82.12	6.32	34.7
光照减少 50%	94.82	1.58	26.8	94.76	1.61	32.1
图像旋转 10°	63.67	5.90	29.2	62.28	5.43	35.3
3 种变化 的综合	58.13	9.05	31.6	59.33	8.57	37.5

由结果可知,在图像分别存在尺度变化及旋转的条件下,24 维的 Radon-SIFT 特征描述符保持了 SIFT 特征匹配的较高精确度,而且匹配时间大约减少 20%,对于某些实时性要求

更高的系统可以使用 12 维 Radon-SIFT 特征描述符进一步降低匹配时间。图 2 显示了 2 幅学校主干道图像的 Radon-SIFT 特征描述符匹配结果。

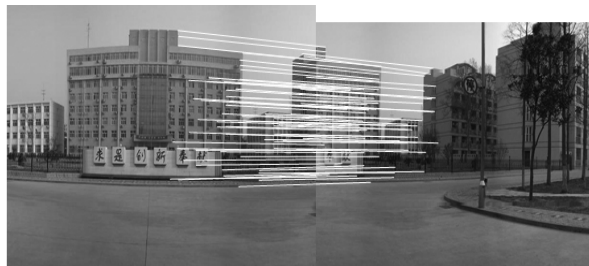


图 2 Radon-SIFT 特征描述符的图像匹配结果

5 结束语

基于图像 Radon 变换的改进 SIFT 特征匹配算法以特征点区域的 d 条直线上 Radon 变换积分值作为特征向量,对 SIFT 特征描述符进行降维,并且避免对特征区域图像进行旋转。实验分析结果表明,改进算法在保证 SIFT 较高匹配精度及尺度变化无关等良好性能的同时,提高了算法效率。

参考文献

- [1] Moravec H P. Towards Automatic Visual Obstacle Avoidance[C]// Proc. of the 5th International Joint Conference on Artificial Intelligence. [S. l.]: Springer-Verlag, 1977.
- [2] Harris C, Stephens M. A Combined Corner and Edge Detector[C]// Proc. of the 4th Alvey Vision Conference. Manchester, UK: [s. n.], 1988.
- [3] 张连怡, 王爱平. 基于 SIFT 的三视图图像特征匹配算法[J]. 计算机工程, 2008, 34(13): 177-179.
- [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. A Performance Evaluation of Local Descriptors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1615-1630.
- [6] Yan Ke, Sukthankar R. PCA-SIFT: A More Distinctive Representation for Local Image Descriptors[C]//Proc. of CVPR'04. [S. l.]: IEEE Press, 2004.
- [7] Mortensen E N, Deng Hongli, Shapiro L. A SIFT Descriptor with Global Context[C]//Proc. of CVPR'05. San Diego, California, USA: IEEE Press, 2005.
- [8] Moreno P, Bernardino A, Victor S J. Improving the SIFT Descriptor with Smooth Derivative Filters[J]. Pattern Recognition Letters, 2009, 30(1): 18-26.
- [9] Petrou K A. The Trace Transform and Its Applications[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(8): 811-828.
- [10] 周颜军. 数据结构[M]. 长春: 吉林科学技术出版社, 2003.
- [11] Fischler M A, Bolles R C. Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography[J]. Communications of ACM, 1981, 24(6): 381-395.

编辑 陆燕菲