

一种基于改进 SURF 的图像配准方法

尚明姝

(哈尔滨学院 工学院, 黑龙江 哈尔滨 150080)

摘 要: 针对经典 SURF 算法存在特征点冗余、运算量大的问题, 提出一种基于 SURF 的改进算法, 首先使用 SURF 算法提取特征点, 然后建立两级特征点筛选机制从初步检测出的特征点中筛选出信息含量高、分布均匀的特征点, 减少特征点数量来减轻算法的计算量, 提高算法整体性能. 最后采用鲁棒性较好的 PROSAC 算法剔除误匹配点, 计算变换矩阵. 实验验证了本算法性.

关键词: 图像配准; SURF; 局部熵差; PROSAC

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2014)02-0125-04

Image Registration Method Based on Improved Speed-up Robust Features

SHANG Ming-shu

(School of Technology, Harbin Institute, Harbin 150080, China)

Abstract: Considering the redundant feature points, high computational complexity in image registration method based on speed-up robust features (SURF) algorithm, an improved SURF algorithm is proposed. At first it uses SURF to extract the feature points from two images. The feature points with higher entropy are extracted. By using the distance threshold to reduce the number of feature points, the computation work can be reduced. PROSAC algorithm is used to reject false matches and compute homography matrix. The experiments verify the algorithm's efficiency and robustness.

Key words: image registration; speed-up robust features; local entropy; Progressive Sample Consensus

1 引言

图像拼接技术能够将多幅来自不同视角并存在一定重叠区域的图像无缝拼接在一起, 形成一个具有高分辨率、超宽视角的新图像. 它可剔除冗余信息, 压缩信息存储量, 从而更加有效地表示信息. 图像拼接技术主要应用在遥感图像领域、视频压缩和视频检索以及虚拟全景技术和游戏等领域. 是众多学者研究的主要热点, 国内外学者对此做了大量工作.

2004 年, D. Lowe. 基于不变量技术正式提出 SIFT (scale invariant feature transform) 特征检测算法^[1], 该算法对于图像的缩放、旋转、光照变化、视角变化以及噪声等都具有良好的不变性. 但 SIFT

算法复杂、计算效率较低.

Sukthankar 提出了 SIFT 算法的改进算法 PCA-SIFT^[2], 此算法虽提高了匹配速度但独特性不如 SIFT. 2006 年 Herbert Bay 提出了基于灰度图像的 SURF (Speeded Up Robust Feature) 算法^[3], 该算法是对 SIFT 算法的改进, 算法性能超过了 SIFT 且运算速度更快. SURF 算法对图像旋转、尺度伸缩、光照变化、视角变化等保持不变性, 能很好地处理图像模糊和旋转等情况.

实际应用中 SURF 算法存在特征点信息含量低, 分布不均匀, 冗余性大的问题. 为此, 本文提出两级特征点筛选策略: 通过计算特征点熵值来减少信息含量过低的特征点; 设定特征点距离阈值, 删除距离过近的特征点, 解决特征点排列过于密集的问题.

收稿日期: 2013-04-11; **修回日期:** 2013-05-29

基金项目: 黑龙江省高等教育学会“十二五”教育科学研究重点课题(HGJXH B1110957)

题,减少了特征点数量,提高算法整体性能.最后采用 PROSAC(Progressive Sample Consensus)算法对匹配点求精并估算变换矩阵,完成图像配准.实验验证了算法的性能.

2 SURF 特征点的提取与匹配

Herbert Bay 于 2006 年提出了一种改进的 SIFT 算法—SURF 算法,此算法的总体思想与 SIFT 算法类似,但使用方框滤波代替二阶高斯滤波,利用 Haar 小波代替直方图计算特征点主方向,此算法仍保持特征向量具有旋转不变性和尺度不变性,运算效率是 SIFT 算法的 5 倍. SURF 算法的实现主要分为特征提取与特征描述.

2.1 检测特征点

SURF 算法的特征点检测依然是基于尺度空间的,通过 Hessian 矩阵提取特征点. 尺度为 σ 的图像点 $I(x, y)$ 的 Hessian 矩阵为

$$H(x, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{xy}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中, $L_{xx}(x, \sigma)$, $L_{xy}(x, \sigma)$, $L_{yy}(x, \sigma)$ 表示高斯二阶偏导与图像 I 在点 x 处的卷积.

为加快计算速度, SURF 算法在尺度图像金字塔中用不同尺寸的框状滤波 D_{xx} , D_{xy} 和 D_{yy} 代替二阶高斯滤波 L_{xx} , L_{xy} 和 L_{yy} , 通过扩大方框滤波器尺寸对原始图像进行平滑处理, 形成不同尺度的图像金字塔, 并利用积分图像对图像卷积加速处理. 再计算每个像素点的快速 Hessian 矩阵, 利用快速 Hessian 矩阵行列式的局部极值定位特征点位置. 快速 Hessian 矩阵的行列式为

$$\det(H) = D_{xx}(x)D_{yy}(x) - (0.9D_{xy}(x))^2 \quad (2)$$

找到快速 Hessian 矩阵行列式的局部极值后, 还要在每个局部 $3 \times 3 \times 3$ 区域里进行非最大值抑制, 只有比临近的 26 个点(同尺度空间的 8 个点和上下尺度各 9 个点)的响应值都大或都小的点才被选为特征点. 为使特征点具有亚尺度级的精度, 还需在尺度空间与图像空间插值.

2.2 生成特征描述符

为使特征点描述符具有旋转不变性, 每个点要有一个主方向. 计算以特征点为中心, 半径为 6σ (σ 为特征点对应的尺度) 的邻域内, 特征点在 x 、 y 方向的 Haar 小波响应. 这些响应值以该点的高斯函数加权, 使得越靠近特征点的响应值越大. 再用 60° 的扇形遍历整个圆形区域, 在每个扇形区域内将 x 、 y 方向的 Haar 小波响应相加形成一个新的局部向量.

选择最长向量的方向为该特征点的主方向.

以特征点为中心, 选取边长为 20σ 的正方形区域(边平行或垂直于主方向), 将该区域划分成 4×4 个子区域. 每个子区域内计算 5×5 范围内水平方向与垂直方向的 Haar 小波响应— dx 、 dy , 对 dx 、 dy 加权, 增强对几何变换的鲁棒性. 将每个子区域内 x 、 y 方向的 Haar 小波响应及响应的绝对值相加, 形成四维特征描述符 $v = (\sum d_x, \sum d_y, \sum |d_x|, \sum |d_y|)$. 对于每一个特征点, 4×4 个子区域组成 64 维的描述向量, 对向量进行归一化处理, 以保持对光照不变性.

3 基于图像熵的特征筛选方法

利用 SURF 算法提取的特征点有很多因所含信息量较少, 无法匹配成功, 徒增了配准计算量. 因此本文在利用 SURF 算法提取特征点后, 采用两级特征点筛选策略: 计算初步提取出的特征点熵值来检测特征点所含信息量, 去掉信息量过低的特征点; 当初步筛选出的特征点数量过多时, 设定特征点距离阈值, 删除排列多于密集的特征点, 使特征点在图像上均匀分布. 以便减轻计算量, 增强算法的整体性能.

3.1 图像熵概念

图像熵值的大小反映了图像携带信息量的多少, 假定图像函数具有非负性, 对于一幅 $m \times n$ 大小的图像, 其熵的定义^[4] 如下:

$$H_f = - \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n p_{i,j} \log p_{i,j} \quad (3)$$

$$\text{其中, } p_{i,j} = f(i,j)/N^2 \quad (4)$$

式(4)反映了某像素位置上的灰度值与周围像素灰度分布的综合性. 其中, $f(i,j)$ 为特征二元组 (i,j) 出现的频数, i 表示像素灰度值, j 表示邻域灰度均值; N 为图像尺度.

式(3)定义了熵的计算, 由于对数运算量较大, 利用泰勒公式展开得到近似公式:

$$H_f = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n p_{i,j} (1 - p_{i,j}) \quad (5)$$

在以图像任意一点 (i,j) 为中心, 邻域为 $w \times w$ 的窗口内计算图像块的熵, 称其为局部熵. 局部熵描述图像的局部性质, 图像所含信息量越大, 细节越突出, 其熵值就越大. 同时, 熵的大小依赖于整个局部区域, 对于单点噪声和一定程度的几何失真不敏感, 具有一定的滤波效果. 为使距离局部熵中心 $f_{u,v}$

越近的像素对熵的贡献越大,引入欧式距离作为度量:

$$d(i, j) = [(i - u)^2 + (j - v)^2]^{1/2} \quad (6)$$

它表示 $f_{i,j}$ 距离局部熵中心 $f_{u,v}$ 的距离,改进后的局部熵公式为

$$H_f = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \frac{1}{d(i, j)} \cdot p_{i,j}(1 - p_{i,j}) \quad (7)$$

对图像中所有点依次作式(7)处理,称为图像的熵变换。

3.2 利用局部熵筛选特征点

由上节熵的定义可知,对于灰度图,灰度变化越大,熵值越大,图像的梯度信息越丰富。因此可认为熵值较大的特征点能够正确匹配的可能性要远大于熵值较小的特征点。基于这个结论,可通过选取适当的阈值,去除熵值低于此阈值的特征点,即删除信息含量低的特征点^[5]。同时,设定特征点数量阈值 S ,当初步筛选出的特征点数量大于 S 时要进行距离检测,使特征点间的距离都大于距离阈值 L ,在图像上均匀分布。通过以上算法大大减少了特征点数量,缩短了计算时间,提高了算法性能。

算法步骤如下:

- (1) 利用 SURF 算法提取二幅图像特征点;
- (2) 分别对图像 I_1 、 I_2 中所有初步检测出的特征点,利用公式(7)以特征点为中心计算 3×3 区域内的局部熵;
- (3) 取所有特征点局部熵的均值作为熵阈值;
- (4) 删除图像 I_1 、 I_2 中熵值低于熵阈值的特征点;
- (5) 统计保留下来的特征点数量;
- (6) 若筛选出的特征点数量大于设定的特征点数量阈值 S ,则在图像 I_1 、 I_2 中以任意一特征点为中心,以设定距离 R 为半径,在此范围内选择熵值最大的特征点作为主特征点,删除此范围内与主特征点距离小于距离阈值 L 的特征点。

4 特征匹配

4.1 匹配特征点

经上节算法筛选特征点后,应利用 SURF 特征点的描述符进行特征匹配。SURF 特征向量含有特征点邻域信息,因此本文采用最近邻向量匹配法寻找匹配向量。首先取图像 I_1 中的任一特征点 x_{1i} ,找到图像 I_2 中与其欧式距离最小的两个特征点 x_{2j} 、 x_{2k} ,对应距离为 d_{ij} 、 d_{ik} ,若 $d_{ij} \leq \alpha d_{ik}$,则可认为 x_{1i} 、 x_{2j} 为正确匹配点。遍历图像 I_1 中所有特征点,用上

述方法寻找匹配点^[6]。

4.2 图像变换模型

当二幅图像间存在平移、旋转和由于相机旋转造成变形的情况,可用仿射变换模型描述图像间的变换关系^[7]:

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} m_0 & m_1 & m_2 \\ m_3 & m_4 & m_5 \\ m_6 & m_7 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \quad (8)$$

式中, (x'_i, y'_i) 为参考图像上的点, (x_i, y_i) 为目标图像上与 (x'_i, y'_i) 对应的点。

变换矩阵 H 有 8 个自由度,理论上选择 4 对匹配点就可以估计出 H 。假设 4 对匹配点都是正确的匹配点,则计算出的单应矩阵与实际的单应矩阵会很接近,否则计算出的单应矩阵与实际的单应矩阵之间会存在很大差异。

4.3 用 PROSAC 算法估算变换模型

PROSAC 算法^[8-9]是 RANSAC 算法的改进,该方法不是像 RANSAC 算法从所有的数据中采样,而是优先选取匹配度较高的匹配点拟合模型,这样有利于快速收敛拟合的过程,在误匹配率较高时同样适用。

算法步骤:

- (1) 将初始匹配点按照其最近邻与次近邻的比值大小排序;
- (2) 根据抽样次数 t 确定假设样本集 w 、样本量 n ;
- (3) 从假设样本集 w 中抽取 3 对匹配点,与 w 的第 n 对匹配点构成初始样本,计算变换矩阵 H ;
- (4) 检验图像 I_1 、 I_2 中所有初始匹配点是否为 H 的内点。即 $\|Hx - x'\|^2 \leq \epsilon$ (x 和 x' 为一对匹配点, ϵ 为设定的误差阈值) 时确定该匹配点为内点,统计内点数;
- (5) 判断是否满足算法终止条件,不满足则返回步骤(3) 遍历样本集 w 。
- (6) 若仍不满足终止条件,则样本集 w 增加第 $n+1$ 对匹配点,样本量 n 增加 1,重复步骤(2)。

算法终止条件:

- (1) 内点所占比例超过设置阈值。
- (2) K 次抽样后,内点数相同或没有增加,误差和没有变小。

5 实验

为验证本算法效果,对二幅特征较少的 300×377 的 24 位 RGB 图像进行特征匹配实验,如图 1

所示.实验环境:CPU 为 PIV2 GHz,内存为 1 GB,操作系统为 Windows XP,编程工具为 Visual C++ 2010、OpenCV4.8.图 2 为特征点匹配结果图.由图像 2(a)可以看出用 SURF 算法提取的特征点其特征不明显,存在不少误匹配.图像 2 (b)为利用本文提出的算法匹配特征点,特征点基本集中在花叶和花蕊附近,叶子和花瓣上的特征不明显的特征点较少,特征点的数量减少了,均匀分布在图像特征明显的区域,匹配正确率高.



图 1 实验图像



(a) SURF特征匹配结果

(b) 改进SURF特征匹配结果

图 2 匹配结果图像

6 结束语

本文提出了一种基于 SURF 的图像配准算法,采用 SURF 算法提取特征点,通过计算特征点熵值去除信息含量低的特征点.同时设定特征点距离阈值,删除距离过近的特征点,使特征点在图像上均匀分布.最后利用 PROSAC 算法对匹配点求精并估算变换矩阵,进行图像配准.实验证明本文提出的算法

减少了运算时间,提高了算法的整体性能.

参考文献:

- [1] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [2] Ke Y, Sukthankar R. PCA-SIFT: A more distinctive representation for local image descriptors[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC, USA: IEEE, 2004: 506-513.
- [3] Bay H, Tuytelaars T, Gool L. SRUF: speeded up robust features[C] // Proceedings of the 9th European Conference Computer Vision. Austria: IEEE, 2006: 404-417.
- [4] 王琰,丁明明. 基于熵的柱面全景图拼接算法及其鲁棒性分析[J]. 小型微型计算机系统, 2007, 28(1): 148-150.
- [5] 尚明珠. 基于局域熵的全自动图像拼接算法[J]. 微电子学与计算机, 2013, 30(1): 65-68.
- [6] 张锐娟,张建奇,杨翠. 基于 SURF 的图像配准方法研究[J]. 红外与激光工程, 2009, 38(1): 160-165.
- [7] Richard Hartley, Andrew Zisserman. Multiple View Geometry in Computer Vision [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2003: 23-150.
- [8] BRANDT S. Maximum likelihood robust regression with known and unknown residual models[C] // Proceedings of the ECCV Copenhagen. [s. l.]: 2002: 97-102.
- [9] 管涛,李利军. 基于平面重建与自然特征匹配的虚实注册方法[J]. 光电工程, 2007, 34(9): 134-137.

作者简介:

尚明珠 女, (1977—), 硕士, 实验师. 研究方向为图像处理与计算机视觉.

(上接第 124 页)

参考文献:

- [1] 魏伟一. 非均匀光照图像的灰度校正与分割技术研究[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2011.
- [2] 刘刚. MATLAB 数字图像处理[M]. 北京: 机械工业出版社, 2010.
- [3] Fattal R, Lischinski D, Werman M. Gradient domain high dynamic range compression[C] // proceedings of the Proc of the 29th Annual conference on computer graphics and interactive techniques. New York: ACM Press, 2002: 249-256.
- [4] 阎静文. 数字图像处理[M]. 北京: 国防工业出版社, 2007.

- [5] 赵素娜, 艾娇燕, 李世晓. 小波变换在图像照度不均校正中的应用[J]. 计算技术与现代化, 2010, 29(3): 99-101.
- [6] 郑军, 徐春广. 数字图像中照度不均匀校正技术研究[J]. 北京理工大学学报, 2003, 23(6): 285-286.
- [7] 吴英. 利用同态滤波改善光照不足图像[J]. 南京晓庄学院学报, 2007(12): 70-71.
- [8] 罗海霞, 刘斌. 同态滤波在光照补偿中的应用[J]. 湖南工业大学学报, 2008(8): 23-26.

作者简介:

韩丽娜 女, (1976—), 博士, 副教授. 研究方向为图形图像处理.