

# 基于曲线拟合的 SIFT 特征精确定位算法\*

刘 影, 陆安江, 张正平

(贵州大学 计算机科学与信息学院, 贵州 贵阳 550025)

**【摘 要】**尺度不变特征 (SIFT, Scale Invariant Feature Transform) 算法由特征提取、特征描述、特征匹配三部分构成。SIFT特征点是在高斯二阶差分层提取的局部极值点, 并利用尺度空间函数的二阶泰勒级数展开, 将局部极值精确定位至亚像素级, Hessian矩阵剔除弱边缘响应的点。但由于泰勒级数展开的函数形式以及Hessian矩阵均需要利用图像信号的导数信息, 原算法利用差分近似代替微分, 产生一定的误差。这里算法利用最小二乘拟合出10参数的三维二次曲线, 直接对曲线函数求导来精确定位和弱边缘剔除, 实验结果表明, 相对于经典SIFT, 这里算法具有更高的稳定性。

**【关键词】**曲线拟合; 精确定位; 边缘响应; SIFT

**【中图分类号】**TP391.41

**【文献标识码】**A

**【文章编号】**1002-0802(2013)01-0092-03

## Precise Feature Localization Algorithm of SIFT Based Curve fitting

LIU Ying, LU An-jiang, ZHANG Zheng-ping

(College of Computer Science and Information, Guizhou University, Guiyang Guizhou 550025, China)

**【Abstract】**SIFT(Scale Invariant Feature Transform) algorithm is mainly composed of three parts including SFIT feature extraction, feature description, feature descriptor matching, and among them, SIFT feature extraction is gained by obtaining the extreme point by pixel in different scales of DOG, and by using Taylor expansion of the scale-space function, the accurate key point is located to sub-pixel level and the edge response eliminated. However, the curve guide function is gained by difference instead of derivative, so some deviation would be produced. The algorithm proposed in this paper could fit out 10 parameters of three dimensional quadratic curve by least-square, and with curve function derivation, implement accurate positioning and eliminate the edge response. Experiment result shows that this algorithm compared with SIFT, is of fairly high stability.

**【Key words】**curve fit; precise location; edge response; SIFT

## 0 引言

图像配准是将同一场景的两幅或者多幅图像在空间上进行对准。其在图像超分辨, 模式识别, 遥感等领域有着非常重要的应用。基于特征点的配准方法是图像配准的一个重要手段, 其中尺度不变特征 (SIFT, Scale Invariant Feature Transform) 变换

不仅具有优越的鲁棒性很较高的稳定性, 同时拥有丰富的特征信息量而被誉为现阶段最好的特征点配准算法<sup>[1-2]</sup>。

SIFT 算法虽然具备优越的性能, 但算法自身在速度和精度方面还存在不足。其中在特征提取环节, 原 SIFT 算法在得到特征点位置时, 进一步采用泰勒级数展开方式精确锁定特征点亚像素级位置, 提高算法准确性。但由于泰勒级数展开形式和 Hessian 矩阵均需要利用信号的微分信息, 对于图像这样的离散信号只能用通过差分代替微分, 这一误差影响了算法准确性, 从而导致最终误匹配的产生。针对这一问题这里在特征定位和边缘响应剔除环节进行了改进, 笔者指定高斯差分尺度空间 (DOG, Difference of

收稿日期: 2012-09-13。

\* 基金项目: 贵州省农业攻关(黔科合 NY 字[2011]3107 号); 贵阳市科技攻关项目(筑科合同[2011204]34 号)。

作者简介: 刘 影 (1988-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为数字媒体技术; 陆安江 (1978-), 男, 博士研究生, 讲师, 主要研究方向为传感器技术; 张正平 (1964-), 男, 博士生导师, 教授, 主要研究方向为通信新技术。

Gaussian) 函数形式, 采用特征点邻域像素点拟合 DOG 函数, 可更为精确锁定特征点亚像素位置及剔除弱边缘响应。相对于经典算法用差分代替微分求极值和矩阵, 本文算法具有更高的准确性。

## 1 亚像素级 SIFT 特征

SIFT 特征检测与匹配算法主要包括步骤有<sup>[1-2]</sup>: 尺度空间极值检测、特征点位置的确定、特征点方向的分配、特征描述符的生成以及特征匹配。

### 1.1 特征检测

SIFT 特征是尺度空间下变化最为剧烈的点, 因此首先需要建立高斯尺度空间度。高斯卷积核是实现尺度变换的唯一线性核, 图像  $I(x, y)$  的尺度空间定义为:

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

其中,  $G(x, y, \sigma)$  为尺度可变的高斯函数:

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

$\sigma$  为尺度因子, 改变  $\sigma$  的取值便可以得到不同尺度下的图像。小尺度反应了图像的细节信息, 大尺度对应图像的概貌特征。为了有效地在尺度空间检测到稳定的特征点, 提出了高斯差分尺度空间, 其由两个相邻尺度空间函数之差计算得到:

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

为了寻找某个尺度空间中的极值点, DOG 尺度空间中间层(最底层和最顶层除外)的每个像素需要跟其同尺度的周围相邻 8 个像素以及其上下两个相邻尺度的  $9 \times 2$  个相邻像素共 26 个像素进行比较, 若为极值则判定为该尺度下的一个特征候选点。

### 1.2 经典 SIFT 算法特征亚像素级定位

通过上节介绍步骤得到特征点位置是整像素级的, 由于图像为离散信号, 此时检测到的极值点并不是图像信号真正的极值点, 因此需要进一步锁定提高至亚像素级精度(图 1)。

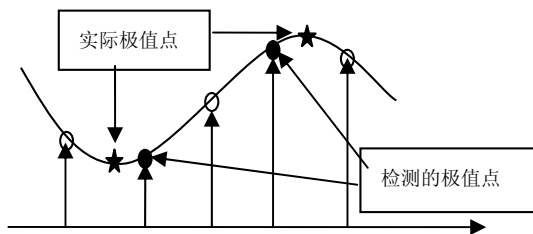


图 1 极值点示意图

经典 SIFT 算法通过三维二次函数拟合的方法来提高精度。首先先将 DOG 函数按照泰勒公式在某候选点处展开:

$$D(x, y, \sigma) = D(m) = D + \frac{\partial D^T}{\partial m} m + \frac{1}{2} m^T \frac{\partial^2 D}{\partial m^2} m, \quad (4)$$

其中  $m = (x, y, \sigma)^T$ ,  $D$  和它的微分可以用  $(x, y, \sigma)^T$  点的值和跟它相邻点的差分值来近似。对上式求导并将结果等于 0, 得到局部极值  $\hat{m}$ , 表达式为:

$$\hat{m} = -(\frac{\partial^2 D}{\partial m^2})^{-1} \frac{\partial D}{\partial m}, \quad (5)$$

用  $\hat{m}$  作为极值点的亚像素级位置。

高斯差分处理会引入很强的边缘效应, 需要去除不稳定的边缘点从而保证匹配的稳定性。DOG 函数的峰值点在横跨边缘的方向有较大的主曲率, 而在垂直边缘的方向有较小的主曲率。因此经典 SIFT 算法通过通常采用 Hessian 矩阵的方法, 构建  $D$  的 Hessian 矩阵:

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix}, \quad (6)$$

$$D_{xx} = D[x+1, y, \sigma] + D[x-1, y, \sigma] - 2 \cdot D[x, y, \sigma], \quad (7)$$

$$D_{yy} = D[x, y+1, \sigma] + D[x, y-1, \sigma] - 2 \cdot D[x, y, \sigma], \quad (8)$$

$$D_{xy} = 0.25 \cdot ((D[x+1, y+1, \sigma] - D[x+1, y-1, \sigma]) - (D[x-1, y+1, \sigma] - D[x-1, y-1, \sigma])). \quad (9)$$

同时定义剔除判据:

$$\frac{Tr(H)^2}{Det(H)^2} < \frac{(r+1)^2}{r}. \quad (10)$$

$r$  通常取 10,  $Tr(H)$  为  $H$  矩阵的迹,  $Det(H)$  代表  $H$  矩阵的行列式值。满足式(10)条件的特征点将被保留。否则被视为边缘点, 予以去除。

## 2 改进的 SIFT 特征定位算法

在第 1 节的描述中, 经典 SIFT 算法中, 采用泰勒级数展开的形式及利用 Hessian 矩阵去除弱边缘相应点时均利用差分近似代替微分, 必然存在一定误差导致增加最终误匹配概率。为了避免这一问题, 本文算法首先假设  $D(x)$  曲线函数形式为:

$$D(x, y, \sigma) = a_1 x^2 + a_2 y^2 + a_3 \sigma^2 + a_4 xy + a_5 x\sigma + a_6 y\sigma + a_7 x + a_8 y + a_9 \sigma + a_{10}。 \quad (11)$$

式(11)中可以看出有  $a_1$  到  $a_{10}$  共 10 个参数, 此时在 DOG 层利用当前极值点和相邻两层共 27 个点信息进行最小二乘拟合。

$$\begin{bmatrix} x_1^2 & y_1^2 & \sigma_1^2 & x_1 y_1 & x_1 \sigma_1 & x_1 & y_1 & \sigma_1 & 1 \\ x_2^2 & y_2^2 & \sigma_2^2 & x_2 y_2 & x_2 \sigma_2 & x_2 & y_2 & \sigma_2 & 1 \\ & & & \dots & & & & & \\ x_{10}^2 & y_{10}^2 & \sigma_{10}^2 & x_{10} y_{10} & x_{10} \sigma_{10} & x_{10} & y_{10} & \sigma_{10} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \dots \\ a_{10} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} D_1 \\ D_2 \\ \dots \\ D_{10} \end{bmatrix}, \quad (12)$$

求导, 令:

$$\begin{cases} 2a_1 + a_4y + a_5\sigma + a_7 = 0, \\ 2a_2 + a_4x + a_6\sigma + a_8 = 0, \\ 2a_3 + a_5x + a_6y + a_9 = 0, \end{cases} \quad (13)$$

的点  $\hat{X} = (x, y, \sigma)$  为极值点。此时:

$$Tr(H) = D_{xx} + D_{yy} = 2a_1 + 2a_2, \quad (14)$$

$$Det(H) = D_{xx} \times D_{yy} - D_{xy} \times D_{xy} = 4a_1a_2 - a_4^2, \quad (15)$$

剔除判据为:

$$\frac{Tr(H)^2}{Det(H)^2} = \left( \frac{2a_1 + 2a_2}{4a_1a_2 - a_4^2} \right)^2 < \frac{(\gamma + 1)^2}{\gamma}. \quad (16)$$

可以看出,采用本文改进算法能够避免采用像素差分代替微分的误差,精确的得到特征点的亚像素级位置以及去除弱相应边缘点,提高了算法的可靠性。

### 3 实验结果

为了验证算法的有效性,笔者选了 20 对图片分别采用 SIFT 和本文算法进行特征匹配,统计其正确匹配率。图 2 为其中一对图片的匹配连线图,图 3 为耗时曲线图。



图 2 匹配连线图

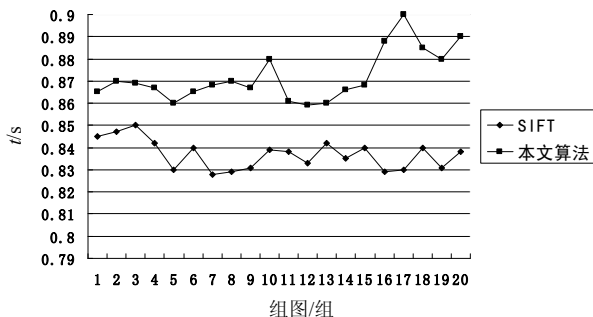


图 3 耗时曲线图

通过实验数据可以看出,通过本文算法的改进,

较 SIFT 算法明显提高了正确匹配率,在稳定性和准确性方面也有较好的改善。

### 4 结语

笔者对 SIFT 特征点精确定位和去除边缘响应环节进行了改进,采用高斯二阶差分相邻三层 27 个点,用最小二乘拟合出一种 10 参数的 DOG 函数曲线,从而可以直接求导,避免了传统算法用差分代替微分引入的误差,提高了 SIFT 算法的稳定性。

### 参考文献

- [1] LOWE D G. Object Recognition from Local Scale-invariant Features[C]. USA: IEEE Computer Society, 1999:1150-1157.
- [2] LOWE D G. Distinctive Image Features from Scale-invariant Keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(02):91-110.
- [3] 熊英, 马惠敏. 3 维物体 SIFT 特征的提取与应用[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(05):814-819.
- [4] 张朝伟, 周焰, 吴思励, 等. 基于 SIFT 特征匹配的监控图像自动拼接[J]. 计算机应用, 2008, 28(01):191-194.
- [5] STEPHEN S, LOWE D G, LITTLE J J. Vision-based Global Localization and Mapping for Mobile Robots[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2005, 21(03):364-375.
- [6] 余萍, 崔少飞, 赵振兵, 等. 图像配准中的边缘提取方法的研究[J]. 通信技术, 2008, 41(06):161-163.
- [7] 余萍, 崔少飞, 赵振兵, 等. 基于小波变换和对齐度准则的图像配准方法[J]. 通信技术, 2008, 41(05):149-151.
- [8] 张好, 王士林, 李生红. 基于内容图像分类技术中的特征分析[J]. 信息安全与通信保密, 2006(11):74-76.

(上接第 91 页)

### 参考文献

- [1] ANDERSON J A. An Introduction to Neural Networks[M]. [s.l.]:Massachusetts Institute of Technology, 1995:7-60.
- [2] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning Representations by Back-propagating Errors[J]. Nature, 323(08):533-536.
- [3] 高隽. 人工神经网络原理及仿真实例[M]. 北京:机械工业出版社, 2003:49-70.
- [4] 郭艳兵, 齐占庆, 王雪光. 一种改进的 BP 网络学习算法[J]. 自动化技术与应用, 2002(02):13-14.
- [5] 韩力群. 人工神经网络理论、设计及应用[M]. 北京:化学工业出版社, 2002:1-29.
- [6] 唐建锋, 张登玉, 罗湘南. 一种基于多尺度小波变换的自适应滤波新算法[J]. 通信技术, 2008, 42(12):405-407.
- [7] 史志举, 康桂华, 胡波, 等. 解码协作分集技术研究[J]. 通信技术, 2010, 43(06):38-40.
- [8] 董杨鑫, 郑建宏. 编码协作通信技术研究[J]. 通信技术, 2007, 40(11):65-67.
- [9] 王阳艳, 蔡皖东. 一种基于串行代理的重路由匿名通信系统[J]. 信息安全与通信保密, 2008(06):123-125.