

一种基于分块匹配的 SIFT 算法

邹承明 徐泽前 薛 栋

(武汉理工大学计算机科学与技术学院 武汉 430070)

摘 要 SIFT 算法在图像处理领域具有独特的优势,但是经过不断发展,SIFT 算法在特征匹配过程中仍然具有数据处理量大、计算速度慢的问题。基于这些问题,提出了一种基于分块匹配的新型 SIFT 匹配算法,它通过剔除非重叠区域来降低特征提取和匹配的时间损耗。对于图像的刚性变换,算法的核心在于图像块的切分和重叠区域的计算,首先选取少量的种子点来估算两幅图像的相关变换矩阵;然后将原始图像切分为几块,通过变换矩阵找出在匹配图中的相关块;再检测所有的匹配块上的特征点;最后结合 RANSAC 算法去除伪匹配点对,来提高匹配的准确率。实验结果表明:与标准 SIFT 算法相比,基于分块匹配的 SIFT 算法在实时性和鲁棒性方面得到了进一步的提升,在实际图像匹配中具有一定的应用价值。

关键词 分块匹配, SIFT, 鲁棒性, RANSAC, 变换矩阵

中图法分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.4.064

SIFT Algorithm Based on Block Matching

ZOU Cheng-ming XU Ze-qian XUE Dong

(College of Computer Science and Technology, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)

Abstract SIFT algorithm has distinctive advantages in the field of image processing. However, with the development of the SIFT algorithm, it still has some disadvantages such as the large amount of data processing, slow computing speed. To address these issues, a SIFT algorithm based on block matching was proposed. It reduces the time of feature extraction and matching by extracting the overlapping areas. For the rigid transformation of a image, the core of the algorithm is to calculate the image block segmentation and overlapping areas. In the first step, a small number of seed points are selected to estimate the associated transformation matrix of two images. Then, the original image is cut into pieces and the relevant block is found by the transformation matrix. In the second step, all of the matching feature points are detected on the block. Finally, RANSAC algorithm is used to remove error matching points to improve the matching accuracy. The experimental results show that the improved SIFT algorithm of block matching has better real-time and robustness than the standard SIFT algorithm, and it has a certain application value in the actual image matching.

Keywords Block matching, SIFT, Robustness, RANSAC, Transformation matrix

1 引言

图像匹配是计算机视觉的基础,在图像拼接、目标识别、医学图像分析、三维重建等诸多领域应用广泛。图像匹配根据匹配元的不同分为基于区域的匹配和基于特征的匹配两类算法。当前基于特征的匹配算法逐渐成为主流研究方向,发展迅速。

Lowe 于 1999 年提出了一种尺度不变特征变换算法 (SIFT)^[1],并于 2004 年完善总结了一种特征点检测与匹配算法^[2]。通过构建 128 维的特征点描述子集,准确稳定地提取特征点。虽然 SIFT 算法已经被成功地应用于诸多领域,但其获取的特征点数量庞大,且其特征描述符维数过高,因此

SIFT 特征匹配计算量大、效率不高。针对这些问题,许多学者进行了研究。PCA-SIFT 采用了维度减小策略来表达特征补丁,将高纬度的样例投入到低纬度的空间中^[3]。它利用 PCA 来规范化梯度补丁而不是柱状图,很大程度上减少了特征向量的维度并且提高了匹配的有效性,但 PCA 由于要求样本数据呈椭圆分布,并且建立的模型是线性的,对于非线性的数据效果较差。文献[4]对 SIFT 描述子作了一定的改进,降低了特征向量的维数,使得算法的复杂度得到了降低,但是其匹配精度还有待提升。文献[5]利用最大互相关实现了一种快速匹配算法,但是其匹配精度较低。文献[6]采用 CPU 与 GPU 协同方式对 ASIFT 算法进行加速,但是由于较大图像在 GPU 内存中的传输速度的限制,算法对于较大图像的计

到稿日期:2014-04-03 返修日期:2014-06-26 本文受中央高校基本科研业务费专项资金(135210008),中央高校基本科研业务费专项基金(2014-VII-027),国家自然科学基金(51179146),湖北省自然科学基金(2011CDB254)资助。

邹承明(1975—),男,博士,教授,主要研究方向为计算机图像处理、嵌入式系统, E-mail: zoucm@whut.edu.cn; 徐泽前(1990—),男,硕士生,主要研究方向为图像处理、智能计算、知识工程, E-mail: 937790017@qq.com; 薛 栋(1989—),男,硕士生,主要研究方向为计算机图形学、移动互联网、云计算, E-mail: 1162400912@qq.com。

算速度并没有得到理想的提升效果。文献[7]结合 SIFT 点特征和 Canny 边缘特征匹配算法提出了一种解决多源遥感影像因辐射差异和几何差异造成的难以正确配准的算法,但是这种算法在两幅影像的辐射差异很大时需要以人工的方式指定 4 组匹配点对,自动化程度不高。文献[8]以街区距离和期盼距离的线性组合代替欧氏距离作为特征描述符的相似度量,根据部分特征的计算结果逐步减少特征点数,从而达到降低算法时间复杂度的目的。但是线性组合系数的选取依赖于大量的实验数据,且其系数的取值范围是变化的,给算法的应用带来影响。

对于 SIFT 算法的改进方法一般采用降维的方式来减小算法的复杂度,从而提升图像匹配的效率,但在这个过程中不可避免地会使算法匹配精度受到影响。近年来,由于 GPU 并行计算的不断发展,不少学者利用 GPU 的并行计算能力对 SIFT 算法作了改进,但是 GPU 在数据传输方面具有明显的劣势,并且算法改进难度大,因此也有待进一步改善。笔者在实验中发现,算法有大量的时间都耗费在图像的非重叠区域的计算上,因此在查阅大量文献、充分考虑算法研究的可行性的基础上,提出一种基于区域分块思想的新型 SIFT 匹配法。经过实验发现,此算法更好地满足了系统对匹配精度和实时性方面的要求。

2 SIFT 特征提取与匹配

SIFT 特征提取与匹配算法总共分为以下几步:尺度空间极值检测、特征点位置的确定、特征点方向分配、特征描述符的生成以及特征匹配。

2.1 尺度空间极值检测

利用高斯卷积核构建图形的尺度空间,对于一幅图像其尺度空间 $I(x, y)$ 定义为式(1)和式(2):

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

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

为了提高特征点的稳定性,提出了高斯差分尺度空间 DOG(difference of Gaussian),其计算公式如式(3)所示:

$$\begin{aligned} D(x, y, \sigma) &= (D(x, y, k\sigma) - D(x, y, \sigma))I(x, y) \\ &= L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \end{aligned} \quad (3)$$

在检测尺度空间极值时,图 1 中标记为叉号的像素需要与包括同一尺度的周围邻域 8 个点和相邻尺度对应位置的周围邻域 9×2 个点总共 26 个点进行比较,以确保在尺度空间和二维图像空间都检测到局部极值。

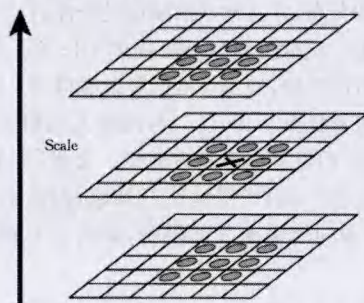


图 1 尺度空间极值检测

2.2 特征点位置的确定

对于检测到的所有极值点,还需要进行以下两步检验才能得到精确定位的特征点:1)利用尺度空间函数 $D(x, y, \sigma)$ 的

二阶泰勒展开式进行最小二乘拟合,计算拟合曲线的极值来定位特征点,同时设置阈值来剔除对比度较低的点;2)通过 Hessian 矩阵剔除不稳定的边缘响应点。以此来增强匹配稳定性,提高抗噪声能力。

2.3 特征点方向分配

利用关键点邻域像素的梯度方向分布特性为每个关键点指定方向参数,使算子保持旋转不变。

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

$$\theta(x, y) = \arctan2((L(x, y+1) - L(x, y-1)) / (L(x+1, y) - L(x-1, y)))$$

式(4)为 (x, y) 处梯度的模值和方向公式。其中 L 所用的尺度为每个关键点各自所在的尺度。

在实际计算时,我们在以关键点为中心的邻域窗口内采样,并用直方图统计邻域像素的梯度方向。梯度直方图的范围是 $0 \sim 360^\circ$,其中每 10° 一个柱,总共 36 个柱。直方图的峰值则代表了该关键点处邻域梯度的主方向,即作为该关键点的方向。在梯度方向直方图中,当存在另一个相当于主峰值 80% 能量的峰值时,则将这个方向认为是该关键点的辅方向。

2.4 生成 SIFT 特征向量

首先将坐标轴转换为关键点的方向,以确保旋转不变性。

接下来以关键点为中心取 8×8 的窗口。图 2 左部分的中央黑点为当前关键点的位置,每个小格代表关键点邻域所在尺度空间的一个像素,箭头方向代表该像素的梯度方向,箭头长度代表梯度模值,图中圈代表高斯加权的范围(越靠近关键点的像素梯度方向信息贡献越大)。然后在每 4×4 的小块上计算 8 个方向的梯度方向直方图,绘制每个梯度方向的累加值,即可形成一个种子点,如图 2 右部分所示。一个关键点由 2×2 共 4 个种子点组成,每个种子点有 8 个方向向量信息。为了增强匹配的稳健性,Lowé 建议对每个关键点使用 4×4 共 16 个种子点来描述,这样对于一个关键点就可以产生 128 维数据,即最终形成 128 维的 SIFT 特征向量。

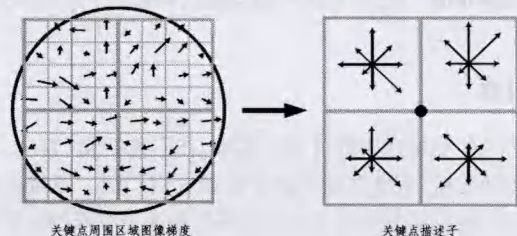


图 2 由关键点邻域梯度信息生成的特征向量

2.5 特征匹配

分别对模板图(参考图)和实时图(目标图)建立关键点描述子集合。128 维的关键点相似度量采用欧氏距离。

要得到配对的关键点描述子 R_i, S_j 需满足:

$$\begin{aligned} \text{实时图中距离 } R_i \text{ 最近的点 } S_i \\ \text{实时图中距离 } R_i \text{ 次近的点 } S_p \end{aligned} < \text{Threshold}$$

关键点的匹配可以采用穷举法来完成,其缺点是耗时太多,一般都采用 kd 树来完成搜索。

3 基于一种分块匹配策略对 SIFT 特征匹配进行改进

SIFT 特征匹配算子具有诸多优良特性,在许多图形图像处理领域获得了成功的应用。但是由于 SIFT 算子对于每幅

图像提取 128 维向量,并且两幅图像间最终相匹配的点都存在于图像的重叠部分,一幅大小为 320×200 像素的图像将会产生 115 个特征点,匹配到的特征点只有 35 对,算法效率损失较大。当图片更大,图片重叠部分更少时,造成的效率损失将会更加明显。

本文算法包含 3 个主要的步骤。第一步:选取少量的种子点来估算两幅图像的相关变换矩阵;第二步:原始图像将被切分为几块,然后通过变换矩阵找出在匹配图中的相关块;第三步:检测所有的匹配块上的特征点。

3.1 生成种子点

为了在其它的图像中找到相关的块,并能够通过块匹配 SIFT 算法来进行特征提取和匹配,首先要计算两个图像之间的集合相对关系。在本文中,找寻相关块是基于两个图像的 2D 转换参数,这些转换参数是通过种子点计算获得的。

虽然降采样会丢失图像大部分的信息,并且在高质量的特征提取和匹配中不建议使用,但是它仍然可以用来生成较小一致性的种子点。在本文中,3 个或更多的种子对足以获得一个转换参数的近似估计。为了生成种子点,SIFT 被用来在降采样的图像中获取特征,Random Sample Consensus 被用来移除外围点,所产生的匹配特征被当作种子点,并用于 3.2 节描述的线性 SVD 算法来评估转换参数。

当评估转换参数时,种子点的精确度比种子点的数量更加重要。尽管经过 RANSAC 算法后在一个很小的阈值下仅很少的外围点被保留,但是转换参数评估的准确性仍然足够发现其相关块。

3.2 评估转换参数

在本文中,两个相邻且相关的图像之间的转换可以近似地看作是简单的 2D 转换。参数包括旋转矩阵 R 、转换参数 t 以及规模参数 c ,这些参数可以用 3.1 节描述的种子点通过均方差最小化来进行评估,这一过程可以根据现有的 SVD 方法来实现^[9]。

因为图像是通过降采样来衡量的,所以利用种子点评估得到的转换参数 t 以及规模参数 c 与真实的相关图像之间的转换参数和规模参数是不同的。真实的转换参数 t_L 和规模参数 c_L 能够用降采样规模参数 λ 来获得,即:

$$\begin{aligned} t_L &= \lambda t \\ c_L &= \lambda c \end{aligned} \quad (5)$$

因为旋转矩阵并没有尺度问题,那么在真实图像之间的旋转参数能够以 $R_L = R$ 来表示。

3.3 图像块切分

3.3.1 重叠区域计算

由于图像的重叠区域只占整个图像的一部分,因此我们只需要计算重叠区域而不是整个图像。本文使用 3 个参数来描述重叠区域,即 H 、 W 和 o , H 和 W 分别指重叠区域的长和宽, $o = (o_x, o_y)$ 表示源图像中的重叠区域,如图 3 所示。

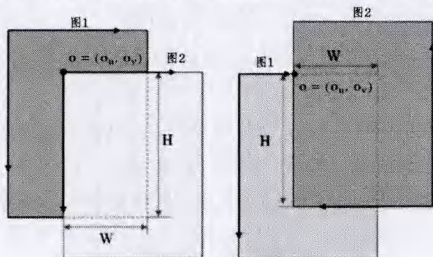


图 3 两幅图间的重叠区域

假设源图像的长宽分别为 h 和 w ,那么中心点的坐标 v 为:

$$v_u = w/2 \quad (6)$$

$$v_v = h/2$$

那么通过以下公式可以计算出其相关一致点 v' :

$$v' = (1/c_L)R_L^{-1}(v - t_L) \quad (7)$$

同时,源图像的中心点 $u = (w/2, h/2)$,因此可以判断重叠区域为空的条件是:

$$|v'_u - u_u| < w \text{ and } |v'_v - u_v| < h$$

当重叠区域不为空时,源图像的重叠部分可以通过以下公式计算出:

$$\begin{aligned} O_u &= \begin{cases} v'_u - u_u, & v'_u > u_u \\ 0, & v'_u \leq u_u \end{cases} \\ O_v &= \begin{cases} v'_v - u_v, & v'_v > u_v \\ 0, & v'_v \leq u_v \end{cases} \end{aligned} \quad (8)$$

3.3.2 切割图像并查找匹配块

当重叠区域被计算出来后,我们将重叠区域从原图中切割出来并且利用 3.2 节中得到的变换参数在匹配图中查找匹配块。假定其中一个块的长、宽分别为 h_s, w_s 。对于源图像中一个指定的块,其行列索引为 (i, j) ,那么这个块可以按以下公式计算得出:

$$o_i = \{o_u + W_s \times i, o_v + H_s \times j\} \quad (9)$$

进而这个块的四角可以被计算出来,通过转换矩阵,能够轻易得到在匹配图中的相配块。

由于我们只考虑一种简单的二维刚性变换,在匹配图中查找的块并不是很准确。为了匹配更多的特征点,我们要扩展在匹配图中的相配块的尺寸。

分块匹配算法的具体算法描述如下:

算法 1 Block SIFT

Input: n large images in one track

Output: all matched point sets

1. for $j=1:n$ do
2. Apply Block SIFT to the j th and $(j+1)$ th image to get the group of correspondences
 $\ell_j^{j+1} = \{(F_i^j, F_i^{j+1}); i \in M_{j(j+1)}\}$
3. save ℓ_j^{j+1} into file
4. end for
5. Initialize red-black tree R_b
6. Load $\ell_1^2 = \{(F_i^1, F_i^2); i \in M_{1(2)}\}$
7. for each $i \in M_{1(2)}$ do
8. insert the node $R_b^1 = \{F_i^1 | (F_i^1, F_i^2)\}$
9. end for
10. Search same keys, update the tree and exchange tree keys
11. for $j=2:n$ do
12. load $\ell_j^{j+1} = \{(F_i^j, F_i^{j+1}); k \in M_{j(j+1)}\}$
13. for each $k \in M_{j(j+1)}$ do
14. search F_i^j in R_b
15. if F_i^j is found ($F_k^j = F_i^j$) then
16. F_k^{j+1} is directly added in $R_b^j, R_b^j = \{F_i^j | (F_i^j, \dots, F_i^{j-1}, F_i^j, F_i^{j+1})\}$
17. else
18. insert a new node $R_b^j = \{F_k^j | (F_k^j, F_k^{j+1})\}$
19. end if
20. end for
21. release the nodes that do not contain an image point in the

(j+1)th image from the tree, save them into file λ

3.4 RANSAC 去伪

3.4.1 RANSAC 算法步骤

由于可信匹配子块本身存在噪声、光照等多因素影响,经过欧氏距离相似性判别法所得粗匹配对中可能存在较多的伪匹配对,需要进一步除伪,以实现精匹配。

RANSAC^[10]是一种通过迭代方式估计模型参数的不确定性方法。RANSAC 从一组包含较大噪声或无效点的观测数据中反复选择数据,利用随机子集来达成目标,在拟合的误差范围内的点被认为是有效点,它们构成一致集;反之为无效点。要利用数据拟合得到最优模型,需要限定样本的大小。采用 RANSAC 方法剔除错误匹配点对,算法具体描述如下:

- 1) 从 S 中随机选取一个数据点样本,并由这个数据样本初始化模型;
- 2) 找出按照阈值 T 成为当前模型的支撑点集 S' ,集合 S' 就是样本的一致集,并定义为有效点;
- 3) 如果集合 S' 的大小超过了阈值 T ,用 S' 重新估计模型并结束;
- 4) 如果集合 S' 的大小小于 T ,选取一个新的样本,重复上述操作;
- 5) 经过了 N 次尝试,最大的一致集 S' 被选中,用它来重新估计模型,得到最后结果。

3.4.2 阈值的选择

Lowe 提出了比较最近邻距离与次近邻距离的方法,即距离比率 T 小于某个阈值的认为是正确匹配。对于错误匹配,由于特征空间的高维性,相似的距离可能有大量其他的错误匹配,从而它的 T 值比较高。Lowe 推荐 T 的阈值为 0.8。但作者对大量任意存在尺度、旋转和亮度变化的两幅图片进行匹配,结果表明 T 取值在 0.4~0.6 之间最佳,小于 0.4 的很少有匹配点,大于 0.6 的则存在大量错误匹配点。因此建议 T 的取值原则如下:

$T=0.4$,对于准确度要求高的匹配;

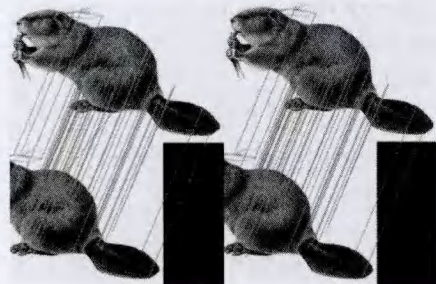
$T=0.6$,对于匹配点数目要求比较多的匹配;

$T=0.5$,一般情况下。

4 实验结果分析

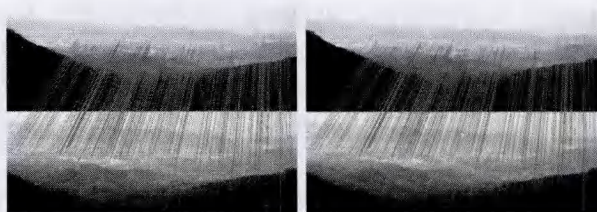
为了验证算法的有效性,在 Intel Core i5-3210M CPU、2.5GHz、4GRAM 环境下利用 opencv 库进行仿真实验,基于多组不同图像数据,对比算法改进前后的效果。

实验选用 300×200 、 1024×600 两组不同的图像(第二组图像相较于第一组图像非重叠区域更大)进行了数次实验(最终数据取其平均值),测试并对比算法改进前后特征点集检测与描述子生成的性能,完成匹配。实验结果如图 4、图 5 所示。



(a)原算法结果 (b)改进算法结果

图 4 匹配图一



(a)原算法结果 (b)改进算法结果

图 5 匹配图二

从图 4、图 5 中可以看到,与原 SIFT 特征匹配相比,本文算法对特征匹配的数量影响不大,原因在于本文并没有改变特征点间的相似度量,并且特征点匹配的确定最终取决于特征点与最近邻以及次近邻相似性度量值之比,故本文算法并未明显改变特征点匹配的数量。实验数据表明,在相同的匹配阈值下,本文算法所匹配的特征点数量比原算法所匹配的特征点数量小,原因在于本文采取一种分块匹配的方法,去除了非重叠区域部分的特征点提取,故减少了特征点的数量。图 4 显示,相较于图(a),图(b)中的交叉线(错配点对)有一定的减少,其实验数据(见表 1)表明,在非重叠区域较小的情况下,本文算法相比原算法实时性提高了 4%,并且减少了错配点。图 5 显示,相较于图(a),图(b)中的交叉线(错配点对)有了明显的减少,其实验数据(见表 2)表明,在非重叠区域进一步增大的情况下,本文算法实时性相比原算法提高了 6%,进一步减少了错配点对数。如果非重叠区域进一步增大,算法的实时性还会得到进一步的提高。

两种算法程序的运行结果如表 1 和表 2 所列。

表 1 图 4 实验数据

性能		特征点数 /个	匹配对数 /对	总耗时 /s	错配点 /对
$T=0.4$	Siftpp	116,68	52	0.151476	1
	BlockSift	70,68	46	0.145032	0
$T=0.5$	Siftpp	116,68	57	0.158532	1
	BlockSift	70,68	48	0.148922	0
$T=0.6$	Siftpp	116,68	59	0.159476	3
	BlockSift	70,68	53	0.150322	1

表 2 图 5 实验数据

性能		特征点数 /个	匹配对数 /对	总耗时 /s	错配点 /对
$T=0.4$	Siftpp	1131,1066	400	0.468322	11
	BlockSift	1089,1066	389	0.437137	5
$T=0.5$	Siftpp	1131,1066	420	0.46872	15
	BlockSift	1089,1066	397	0.437458	8
$T=0.6$	Siftpp	1131,1066	441	0.468064	22
	BlockSift	1089,1066	426	0.437513	16

结束语 本文从图像匹配本质入手,利用一种改进的分区域匹配法有效屏蔽无效区域,仅保留匹配区域,避免了全图像的特征点提取和搜索匹配,节省了运行时间。由于该算法并没有改变 SIFT 特征描述符的维数,因此本文算法保持了原 SIFT 算法的鲁棒性。同时,对粗匹配点对采用 RANSAC 算法二次去除伪匹配点对,获得较精确的匹配点对,实现精确匹配。

匹配结果相比原方法有明显提高,具有较强的灵活性、鲁棒性和一定的实用价值,为双目视觉匹配、立体匹配、图像拼接等领域应用提供了一种更实用、强鲁棒的特征匹配方法。

参考文献

- [1] Lowe D G. Object Recognition from Local Scale invariant Fea-

tures[C]//Proceeding of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision, Kerkyra, Greece, 1999, 1150-1157

[2] Lowe D G. Distinctive Image Features from Scale invariant Key-points[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60 (2):91-110

[3] Ke Y, Sukthankar R. PCA—SIFT: a More Distinctive Representation for Local Image Descriptors[C]//Proceedings of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington, USA, 2004, 511-517

[4] 吴建, 马跃. 一种改进的 SIFT 算法[J]. 计算机科学, 2013, 40 (7):270-272

[5] 安建妮, 刘贵喜. 利用特征点配准和变换参数自动辨识的图像拼接算法 [J]. 红外与激光工程, 2011, 40(3):564-569

[6] 何婷婷, 芮建武, 温腊. CPU-GPU 协同计算加速 ASIFT 算法 [J]. 计算机科学, 2014, 41(5):14-19

[7] 姜超, 耿则勋, 姜博, 等. 基于 GPU 的 SIFT 特征匹配算法并行处理研究[J]. 计算机科学, 2013, 40(12):295-297, 307

[8] 王晓华, 傅卫平, 梁元月. 提高 SIFT 特征匹配效率的方法研究 [J]. 机械科学与技术, 2009, 2(9):1252-1260

[9] Umeyama S. Least-squares estimation of transformation parameters between two point patterns[J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 1991, 13(4):376-380

[10] Fischler M A, Bolles R C. Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Application to Image Analysis and Automated Cartography [J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6):381-395

(上接第 310 页)

为了探讨参数 η 的取值对演化收敛速度的影响, 本文针对图 9 所示的灰度图像, 在相同初始演化曲线和参数 $\lambda_1 = \lambda_2 = 100$ 的条件下, 分别选取参数 η 为 0.5、1.0、5.0 和 10 所对应该模型收敛所需迭代次数, 如表 3 所列。从表 3 所列的测试结果可知, 随着 η 的逐步增大, 该模型收敛速度呈现减慢趋势。综合参考本文实验, 本文模型参数 η 的值选取 1.0 较为适宜。

表 3 参数 η 对分割模型收敛快慢的影响

η	0.5	1	5	10
迭代次数	16	18	22	26

上述 5 个方面的仿真测试综合表明, 本文所建议的全散度变分 CV 模型针对光照不均匀、有一定噪声干扰的图像能获得相对满意的分割效果, 相比现有的典型 Li 分割方法, 其在算法初始敏感性、抗噪性、时间复杂性、收敛速度等方面均具有潜在优势。

结束语 针对传统欧氏距离的变分 CV 分割模型, 将具有距离计算中不受坐标系选择影响的全散度引入传统变分 CV 模型, 并获得一种适合光照不均匀或噪声干扰图像的全散度变分 CV 分割模型。相比现有 Li 模型它具有如下优点: (1)对初始曲线的敏感性有了一定的改善; (2)提高了模型对灰度不均匀、噪声干扰目标区域的逼近能力; (3)对噪声干扰图像具有一定的鲁棒性; (4)适当选取拟合偏差项权重系数, 可降低全散度变分 CV 模型迭代收敛次数。因此, 本文所建议的全散度变分 CV 分割模型相比 Li 模型更具优势。

参 考 文 献

[1] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models[J]. International Journal of Computer vision, 1988, 1(4): 321-331

[2] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours[J]. International Journal of Computer vision, 1997, 22(1):61-79

[3] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2):266-277

[4] Osher S, Sethian J A. Fronts propagating with curvature dependent speed: algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations[J]. Journal of computational physics, 1988, 79(1):12-49

[5] Mumford D, Shah J. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems[J]. Communications on pure and applied mathematics, 1989, 42(5):577-685

[6] Tsai A, Yezzi Jr A, Willsky A S. Curve evolution implementation of the Mumford-Shah functional for image segmentation, denoising, interpolation, and magnification [J]. IEEE Transac-

tions on Image Processing, 2001, 10(8):1169-1186

[7] Bertelli L, Sumengen B, Manjunath B S, et al. A variational framework for multiregion pairwise- similarity- based image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(8):1400-1414

[8] Krinidis S, Chatzis V. Fuzzy energy-based active contours[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(12):2747-2755

[9] Ben Salah M, Mitiche A, Ben Ayed I. Effective level set image segmentation with a kernel induced data term[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(1):220-232

[10] Li C, Kao C Y, Gore J C, et al. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(10):1940-1949

[11] Wang L F, Yu Z Y, Pan C H. A unified level set framework utilizing parameter priors for medical image segmentation[J]. Science China Information Sciences, 2013, 56(11):1-14

[12] Liu M. Total Bregman divergence, a robust divergence measure, and its applications[D]. University of Florida, 2011

[13] Liu M, Vemuri B C, Amari S I, et al. Shape retrieval using hierarchical total Bregman soft clustering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(12):2407-2419

[14] Li C, Huang R, Ding Z, et al. A level set method for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities with application to MRI[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(7):2007-2016

[15] Bregman L M. The relaxation method of finding the common point of convex sets and its application to the solution of problems in convex programming[J]. USSR Computational Mathematics and Mathematical Physics, 1967, 7(3):200-217

[16] Banerjee A, Merugu S, Dhillon I S, et al. Clustering with Bregman divergences [J]. The Journal of Machine Learning Research, 2005, 6:1705-1749

[17] Liu M, Vemuri B C, Amari S I, et al. Total Bregman divergence and its applications to shape retrieval[C]//2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2010:3463-3468

[18] Li C, Xu C, Gui C, et al. Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(12):3243-3254

[19] Li C, Xu C, Gui C, et al. Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005 (CVPR). IEEE, 2005, 1:430-436