

基于 Laplace 的 LSSIM 图像配准算法^①

赵 静¹, 赵小乐²

¹(四川大学 计算机学院, 成都 610045)

²(西南科技大学 计算机科学与技术学院, 绵阳 621010)

摘 要: 提出一种基于 Laplace 变换的图像配准算法. 首先利用经典的角点检测算法提取待匹配图像的特征点或角点; 其次利用相位相关法估算出两幅图像的重叠区域, 以缩小匹配范围; 然后对角点邻域模板区域施行 Laplace 变换; 最后利用基于改进的 SSIM (结构相似性) 作为相似性度量准则建立特征点之间的匹配关系. 实验结果表明, 该方法可以很好的完成特征点匹配, 匹配点对充足且具有很高的准确率, 而且对亮度差异具有一定的鲁棒性, 从而保证图像配准精度.

关键词: Harris 角点; 特征点匹配; 相位相关; SSIM; Laplace 变换

LSSIM Algorithm for Image Registration Based on Laplace

ZHAO Jing¹, ZHAO Xiao-Le²

¹(School of Computer, Sichuan University, Chengdu 610045, China)

²(School of Computer Science and Technology, Southwest Science and Technology University, Mianyang 621010, China)

Abstract: This paper presents a LSSIM algorithm for image registration. First extract the feature points from images by classic corner detection method; Then use phase correlation method to estimate the overlapping area between the two images; Then transform the neighborhood area of feature point with Laplace; Last, establish the matching relationship between the two images by the improved SSIM (structural similarity) method. Results show that the LSSIM method can complete a good job of feature point registration. The matching point pairs are not only adequate but also accurate and at the same time have certain robustness to brightness difference, so it can ensure the accuracy of image registration.

Key words: Harris corner point; feature point matching; phase correlation; SSIM; Laplace transforming

图像配准是图像处理中一个很重要的研究方向. 在机器识别的过程中, 常需要把不同传感器在不同时间, 不同成像条件下对同一景物获取的两幅或是多幅图像在空间中对准, 这就需要用到图像配准. 目前, 图像配准技术已经广泛应用于计算机视觉, 遥感技术, 医学图像处理, 航空航天等诸多领域, 图像配准技术是很多图像分析技术如模式识别, 图像分割等的基础.

图像配准技术的关键在于相似性测量的选择, 基于图像灰度的图像配准算法常用的相似性度量有像素差平方和(SSD)匹配法, 互相关(CC)系数匹配法, 归一化互相关(NCC)系数匹配法, 互信息(MI)匹配法等.

结构相似性(SSIM)是一种衡量两幅图像相似度的

新指标, 结构相似性理论认为, 自然图像信号是高度结构化的, 即像素间具有很强的相关性, 特别是空域中最接近的像素, 它将结构信息定义为独立于亮度、对比度和结构三个不同因素的组合. 目前, SSIM 广泛应用于图像、视频质量评价当中. 本文提出一种新的基于 Laplace 变换的 LSSIM 匹配算法, 将基于改进的 SSIM 作为图像匹配的相似性度量, 完成相邻图像的特征点匹配. 结果表明, 本文算法能够达到良好效果.

1 角点提取

角点是指提取图像中具有一定代表性, 能够明显

① 收稿时间:2014-12-28;收到修改稿时间:2015-03-12

区别于周围像素的点,如线交叉点、物体边缘点、角点、闭区域的中心点等等.常见的角点检测算法有 Moravec 角点检测算法, SUSAN 角点检测算法, Harris 角点检测算法, SIFT 角点检测算法等等.

Moravec 只利用 4 个方向实现局部相关,所以算子是各向异性,对噪声敏感;SIFT 角点检测算法对旋转和尺度具有不变性,并且对噪声、视角变化和光照变化具有良好的鲁棒性,但是计算量大;Harris 角点检测算法建立在 Moravec 算法的基础上同时解决了其缺点,具有计算简单,提取的角点分布均匀合理以及算子稳定的特点.综合各方面特点,本文采取经典的 Harris 角点检测算法.

Harris 角点检测算法的原理是将所处理的图像窗口 w 沿任意方向移动微小位移 (u, v) , 则其灰度改变量可定义为:

$$E(u, v) = \sum_{x, y} w(x, y) [I(x+u, y+v) - I(x, y)]^2$$

$$= [u \ v] M \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, M 是 2×2 的自相关函数对称矩阵,其特征值是自相关函数的一阶曲率, M 的表达式如下:

$$M = \begin{bmatrix} A & C \\ C & B \end{bmatrix} = e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \otimes \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix} \quad (2)$$

I_x, I_y 分别为图像在 x, y 方向的梯度值, $w(x, y)$ 为高斯滤波器, \otimes 表示卷积算子. Harris 算法的角点响应函数表示如下:

$$R = \det(M) - k \times \text{tr}(M)^2 \quad (3)$$

式中, $\det(M)$ 为矩阵的行列式; $\text{tr}(M)$ 为矩阵的迹; k 为默认常数,一般取值为 0.04~0.06. 角点响应值 R 在角点区域是个正值,在边的区域是负值,在不变化的区域是个很小的值.在实际应用中,计算图像窗口中心点的 R 值,如果大于某一个给定的门限值,则这个点为角点.

2 特征点配准

特征点配准即寻找两幅或多幅由上步 1 检测出的特征点之间的对应关系,使得代表相同结构的像素能够达到空间上的一致.

2.1 提取重叠区域

为了缩小搜索范围,减少不必要的计算,因此在

进行配准前先粗略定位两幅图像之间的重叠区域.由 Brown, Reddy 和 Chatterji 等人提出的相位相关法可以对准两幅彼此相关的图像.首先用二维傅里叶变换每幅图像,计算图像间频率的相位差,然后进行傅里叶反变换,通过二维变换估计出重叠区域的大小.

2.2 结构相似性算法(SSIM)

结构相似性(SSIM),是一种用来评测图像质量的一种方法.首先,结构信息不应该受到图像光照的影响,因此在计算结构信息的时候需要去掉亮度信息,即要减掉图像的均值;其次结构信息不应该受到图像对比度的影响,因此计算结构信息的时候需要归一化图像的方差或标准差;最后可以对图像求取结构信息,通常可以计算两幅图像的相关系数.

Zhou Wang 提出的 SSIM 算法中,核心函数定义如下:

$$SSIM(x, y) = [l(x, y)^a] \times [c(x, y)^b] \times [s(x, y)^c] \quad (4)$$

$l(x, y)$ 为亮度比较函数, $c(x, y)$ 为对比度比较函数, $s(x, y)$ 为结构相似性比较函数,分别定义如下:

$$l(x, y) = \frac{2u_x u_y + C_1}{u_x^2 + u_y^2 + C_1}, C_1 = (K_1 L)^2 \quad (5)$$

$$c(x, y) = \frac{2\sigma_x \sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2}, C_2 = (K_2 L)^2 \quad (6)$$

$$s(x, y) = \frac{2\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x \sigma_y + C_3}, C_3 = C_2 / 2 \quad (7)$$

式中, $u_x = \bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$ 和 $u_y = \bar{y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i$ 表示参考

图像和目标图像的平均亮度; $\sigma_x = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}$

和 $\sigma_y = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}$ 表示参考图像和目标图像的标准差;

$\sigma_{xy} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - u_x)(y_i - u_y)$ 表示二者的协方差.

其中 a, b, c 分别用来控制三个要素的重要性,为了计算方便可以均取 1; C_1, C_2, C_3 是为了避免分母为零定义的很小的常数,通常 $C_1 = (K_1 \times L)^2, C_2 = (K_2 \times L)^2, C_3 = C_2 / 2, K_1 \ll 1, K_2 \ll 1, L$ 为像素的最大值(通常为 255).

2.3 基于 Laplace 的 LSSIM 匹配算法

为了对亮度差异具有一定的鲁棒性,本算法首先

对待处理图像进行 Laplace 变换. 一个二维图像函数 $f(x,y)$ 的拉普拉斯算子定义为:

$$\nabla^2 f(x,y) = f(x+1,y) + f(x-1,y) + f(x,y+1) + f(x,y-1) - 4f(x,y) \quad (8)$$

即如图 1(a)所示的拉普拉斯模板. 为了对 45 度增幅的结果保持各向同性, 在本实验中, 采取常见的另一种模板, 如图 1(b)所示:

0	1	0
1	-4	1
0	1	0

1	1	1
1	-8	1
1	1	1

图 1 Laplace 模板

为了增强图像特征的独特性, 本文在考虑亮度, 标准差, 协方差的基础上增加了梯度模值 $m(x,y)$ 这一新的要素, $m(x,y)$ 定义为:

$$m(x,y) = \frac{2m_x m_y + C_4}{m_x^2 + m_y^2 + C_4} \quad (9)$$

式中, $m_x = G(u,v) \otimes |\nabla f_x(u,v)|$ 和 $m_y = G(u,v) \otimes |\nabla f_y(u,v)|$ 为特征模板 x 的和特征模板 y 经 Laplace 变换后梯度模值的高斯平均加权, C_4 是很小的常数, 可取 $C_4 = C_3$. 因此, 基于 Laplace 变换的 LSSIM 配准算法核心函数如下:

$$LSSIM(x,y) = l(x,y) \times c(x,y) \times s(x,y) \times m(x,y) \quad (10)$$

2.4 图像配准

依据前述步骤寻找出的匹配对计算两幅图像间的单映性矩阵 H , 精确定位两幅图像的坐标变换关系.

设 $P = (x, y), Q = (x', y')$ 是匹配的特征点对, 经过齐次坐标变换, 可得到单映性矩阵变换公式:

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_1 & h_2 & h_3 \\ h_4 & h_5 & h_6 \\ h_7 & h_8 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} \quad (11)$$

文中采用 RANSAC 这种比较典型的算法进行变换矩阵的估算, 步骤如下:

- 1) 从匹配对中随机选取 4 对, 并用其作为初始内点计算单应矩阵.
- 2) 用剩下的点拟合初始单应矩阵, 并计算它们之间的几何距离之和, 如果距离大于选取的阈值, 则作

为外点舍弃, 反之添加到内点集中, 运用最小二乘法更新单应矩阵. 反复迭代, 直到内点集不再扩充.

- 3) 重复 1)和 2), 选取内点集最大的一组作为正确的匹配点对, 此时模型估计结果就是图像间的单应矩阵 H .

2.5 步骤

综上所述, 基于 Laplace 变换的 LSSIM 图像配准方法描述如下:

- 1) 利用 Harris 算子提取图像角点, 得到相邻图像角点集合分别为: P, Q ;
 - 2) 利用相位相关法估算两幅图像的重叠区域, 剔除重合区域之外的角点, 保留重叠区域的各自角点, 得到新的角点集合分别为: P^*, Q^* ;
 - 3) 以 P^*, Q^* 中的每一个角点 (i,j) 为中心, 取大小为 MN 的邻域为每个特征点的特征模块, 并对每个特征模块施行 Laplace 变换;
 - 4) 对 P^* 中的每一个角点 (i,j) , 计算其变换后的特征模块与 Q^* 中每一个角点特征模块的 LSSIM 值, 搜索出具有最大 LSSIM 值的角点为该点的匹配点;
 - 5) 筛选出 LSSIM 值大于给定阈值 T 的匹配点对为最终的可接受匹配点对.
- 对步骤 5), 根据阈值 T 筛选可接受的匹配点对, 阈值 T 通常取经验值 0.5, 但是根据不同图像自身的复杂性和独特性, 阈值 T 也会有相应的调整.

3 实验结果

本文择取和实地拍摄共 10 组不同类型的照片, 按照上述算法进行了配准实验. 实验环境是一台 Windows 7 操作系统下的 PC 工作站, CPU i3 3.1GHz, 4.0GB RAM, 使用 Microsoft VS2010, 特征模板大小为 3132, 阈值 T 为 0.5.

运用本文算法 LSSIM 实验结果数据统计如表 1 所示, 其中召回率为匹配对数占参与匹配的数目的百分比, 表 2 和表 3 给出了相同实验环境下 SSD 算法和 NCC 算法的统计结果. 从表 1~3 以及图 2 和图 3 的对比可以看出, 本文提出的 LSSIM 算法在匹配正确率和召回率方面均优于 SSD 和 NCC, 尤其是在图像亮度具有较大差异的情况下, 这可以从实验 4 和实验 10 的结果看出, 在亮度差异很大的情况下如实验 10, SSD 算法几乎不能完成正确匹配; 但是就计算时间(debug 模式)上来说, LSSIM 算法略大于 SSD 和 NCC, 其中 SSD 算法效率最高.

表 1 LSSIM 实验结果统计

序号	图像大小	角点总数	参与匹配点数	匹配对数	匹配正确数目	误匹配数目	正确率(%)	召回率(%)	配准时间(s)
1	600×450	260	168	61	57	4	93.4	36.3	53.8
29.6	600×450	318	256	97	89	7	92.8	37.9	173.0
3	600×450	228	176	70	62	8	88.6	39.8	60.1
4	600×450	86	65	46	44	2	95.6	70.8	38.2
5	800×500	115	88	42	41	1	97.6	47.7	61.5
6	288×400	112	65	14	14	0	100	21.5	9.6
7	400×300	45	34	15	13	2	86.7	44.1	3.4
8	500×480	456	364	279	274	5	98.2	75.8	254.2
9	350×500	167	143	71	66	5	92.9	49.6	34.3
10	600×590	245	198	69	59	10	85.5	34.8	57.9

表 2 SSD 实验结果统计

序号	图像大小	角点总数	参与匹配点数	匹配对数	匹配正确数目	误匹配数目	正确率(%)	召回率(%)	配准时间(s)
1	600×450	260	168	75	67	8	89.3	44.6	22.3
2	600×450	318	256	59	51	8	86.4	23.0	57.4
3	600×450	228	176	53	46	7	86.8	30.1	19.7
4	600×450	86	65	26	16	10	61.5	40	4.7
5	800×500	115	88	33	33	0	100	37.5	23.2
6	288×400	112	65	16	10	6	62.5	24.6	3.6
7	400×300	45	34	13	7	6	53.8	38.2	0.7
8	500×480	456	364	268	258	10	96.3	73.6	81.1
9	350×500	167	143	74	65	9	87.8	51.7	10.8
10	600×590	245	198	34	4	30	11.7	17.2	21.1

表 3 NCC 实验结果统计

序号	图像大小	角点总数	参与匹配点数	匹配对数	匹配正确数目	误匹配数目	正确率(%)	召回率(%)	配准时间(s)
1	600×450	260	168	30	24	6	80	17.8	46.1
2	600×450	318	256	38	31	7	81.6	14.8	110.3
3	600×450	228	176	32	22	10	68.8	18.2	41.7
4	600×450	86	65	25	21	4	84.0	38.5	9.5
5	800×500	115	88	12	8	4	66.7	13.7	48.1
6	288×400	112	65	15	9	6	60.0	23.1	6.8
7	400×300	45	34	8	3	5	37.5	23.5	1.4
8	500×480	456	364	130	128	2	98.5	35.7	162.3
9	350×500	167	143	58	48	10	82.8	40.6	23.4
10	600×590	245	198	28	18	10	64.3	14.2	44.1

下面给出本文算法的实际效果图,限于篇幅,这里仅给出 3 组图像的配准结果,如图 3~5 所示。其中,图 4 是亮度差异较大的 2 幅图像的图像配准,SSD 算法对该类图像几乎不能完成正确匹配,但是应用本文算法仍可以得到较为准确的匹配关系(注:图像配准图并未对图像进行亮度均衡化处理);图 5 是给出的具有小幅度旋转的实验效果图。

4 结论

实验结果表明本文提出的基于 Laplace 的 LSSIM 图像配准算法,综合考虑图像亮度、标准差、协方差以及梯度模值等结构要素,并且对经 Laplace 变换后的图像进行计算和操作,不仅具有较好的匹配和检测效果,而且对光照差异具有一定的鲁棒性。但是该算法还不能解决具有较大旋转和缩放的图像特征点配准问题,这是今后需要努力的方向。

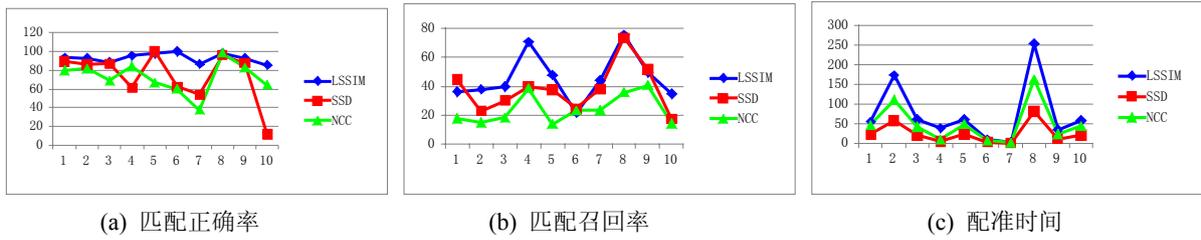


图 2 实验结果对比



图 3 实验 1 效果图



图 4 实验 10 效果图

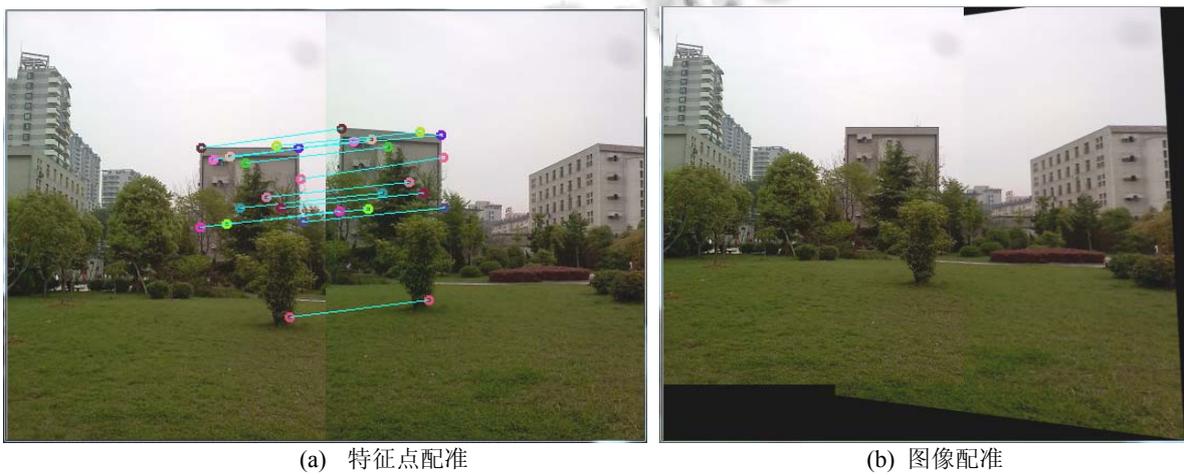


图 5 实验 6 效果图

参 考 文 献

- 1 Harris CG, Pike JM. 3D positional integration from image sequences. Proc. 3rd Alvey Vision Conference (AVC87) . 1987. 233-236; Reproduced in Image and Vision Computing ,1988, 6(2): 87-90.
- 2 Lowe DG. Object recognition from local scale-invariant features. Proc. of ICCV'99. Corfu, Greece. IEEE Press. 1999. 1150-1157.
- 3 Lu ZT, Feng YQ, Feng QJ, et al. Medical image registration based on principal phase congruency. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(10): 1974-1978.
- 4 卢振泰,冯衍秋,冯前进.基于主相位一致性的医学图像配准.电子学报,2008.36(10): 1974-1978.
- 5 陈志坚,李哲,石磊.一种基于图像特征块匹配的电子稳像算法.科学技术与工程,2007,7(11):2512-2515.
- 6 宋晓闯.基于灰度和几何特征的图像匹配算法研究[学位论文].天津:河北工业大学, 2008.
- 7 王晶,游志胜,钟灵.基于 ROI 块匹配的全景图像拼接鲁棒性方法.计算机应用研究,2005,11(1):229-231.
- 8 祁云平,马慧芳,佟雨兵,等.基于 PSNR 与 SSIM 联合的图像质量评价模型.计算机应用,2007,27(2):503-506.
- 9 Wang Bo, Wang Z, Liao Y, et al. HVS-Based Structural Similarity for Image Quality Assessment.北京:清华大学, 2008.
- 10 田伟刚,郭雷,黄磊.一种应用于图像配准中的点特征匹配算法.微电子学与计算机,2008,25(3):172-174.
- 11 罗谦,唐常杰,于磊,郑皎凌.基于多槽哈夫曼 Trie 树的规则引擎快速匹配算法.四川大学学报(工程科学版),2011, 43(5): 102-108.
- 12 李军民,王进戈,周文天.基于相对位置不变性的 SIFT 高效匹配算法研究.四川大学学报(工程科学版),2013, 45(6):105-109.
- 13 吴文欢,李骞,江泽涛,杨俊.基于局部不变特征的图像匹配算法.计算机工程与应用,2012,48(14):168-170,219.
- 14 戚世贵,戚素娟.一种基于图像特征点的图像匹配算法.国外电子测量技术,2008,27(1):3-4,15.
- 15 杨晓敏,吴炜,卿粼波,华骅,何小海.图象特征点提取及匹配算法.光学精密工程,2009,17(9):2276-2282.
- 16 张少辉,沈晓蓉,范耀祖.一种基于图像特征点提取及匹配的方法.北京航空航天大学学报,2008,34(5):516-519.
- 17 党华宇,杨有,余平.基于改进 Harris 和 RANSAC 算法的全景图生成技术研究.重庆师专学报,2013(5):101-107.