

一种改进的 SIFT 算法

吴建¹ 马跃²

(重庆邮电大学 重庆 400065)¹ (重庆大学软件学院 重庆 401331)²

摘要 特征提取是数字图像处理和计算机视觉中的一项重要技术,而利用特征描述算子来构造图像特征点是图像特征提取及配准中的一个关键步骤。SIFT 特征点检测算子具有平移、旋转及缩放不变性,在图像配准中应用很广泛。针对基于 SIFT 特征的 64 维描述算子的不足进行了改进。通过仿真实验证明,改进后的算法比原算法精度更高,且时间复杂度有所降低。

关键词 特征提取,特征点,SIFT,图像配准

中图分类号 TP3.05 **文献标识码** A

Improved SIFT Algorithm

WU Jian¹ MA Yue²

(Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)¹

(School of Software Engineering, Chongqing University, Chongqing 401331, China)²

Abstract Feature extraction is an important technology in digital image processing and computer vision. And making use of feature descriptor to construct the image feature point is a crucial step in the image feature extraction and image registration. SIFT feature point detection operator has the advantages of translation, rotation and scaling invariance. So, it is widely used in image registration. We mainly improved the 64 dimensional description operator based on the SIFT characteristics. The simulation results prove that the improved algorithm has higher accuracy than the original algorithm, and the time complexity is reduced.

Keywords Feature extraction, Feature point, SIFT, Image registration

特征提取技术在数字图像配准领域有着十分广泛的应用, SIFT(Scale Invariant Feature Transform)^[1] 特征匹配算法是目前国内外基于特征点匹配研究领域中的一重要技术, 算法匹配结果比较精确, 而且在一定程度上可以有效解决不同图像之间平移和旋转等问题对匹配结果的影响, 在某种程度上对任意角度所获得的图像也具有比较理想的特征匹配效果。鉴于以上特点, SIFT 算法在模式识别、基于内容的图像搜索、图像修复、图像配准等诸多方面都得到了广泛的应用。

David G. Lowe^[2] 曾在 2004 年左右对目前比较常用的基于不变量技术的特征检测方法进行了讨论, 并提出了一种新的图像局部特征描述算子, 即 SIFT 算子。SIFT 算子具有对尺度空间、图像缩放、仿射变换的不变性。SIFT 算法首先在尺度空间上进行特征检测, 并确定关键点(keypoints)的位置和关键点所处的尺度, 然后使用关键点邻域的主方向作为该点的方向特征, 以实现算子对尺度和方向的无关性, 建立描述特征向量、特征向量的匹配等。

1 基于 SIFT 的特征描述子

在利用 SIFT 算法提取了特征点后, 特征点的梯度模值 m 和方向 θ 取决于其邻域像素的梯度模值和方向, 梯度模值 m 和方向 θ 的计算如式(1)、式(2)所示^[2]。

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

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)} \quad (2)$$

假设二维图像 $I(x, y)$ 的多尺度空间定义为 $L(x, y, \sigma)$, 可由原图像 $I(x, y)$ 与二维高斯核 $G(x, y, \sigma)$ 卷积得到, 如式(3)所示。

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (3)$$

式中, σ 为高斯正态分布的方差, 即尺度因子。 σ 值越小则表明原图像被平滑得越小, 有利于保持图像细节; σ 值越大则表明原图像被平滑得越大; $*$ 为卷积符号。

特征描述子的具体生成步骤如下:

如图 1 所示, 对于特征点 $P(x_0, y_0, \sigma_0, \theta_0)$, 如图 1(a) 中的中心点, 在其所在的尺度空间中, 选取以 P 为中心的 16×16 邻域, 每一个小方格代表一个像素点, 然后将这 16×16 像素点合并为 4×4 个子区域, 如图 1(b) 所示。对每个子区域, 计算其 16 个像素点在 8 个方向(0, 45, 90, 135, 180, 225, 270, 315)上的梯度方向的累计直方图, 如图 1(c) 所示。最终, 特征点 P 共产生 128 组数据, 即 SIFT 特征描述子的 128 维特征向量, 记为 SIFT128。

到稿日期: 2012-09-10 返修日期: 2012-11-24 本文受国家自然科学基金(610-71118), 重庆邮电大学自然科学基金(A2009-62)资助。

吴建(1970-), 男, 工程师, 主要研究方向为计算机图像处理, E-mail: wujian_cqupt@126.com; 马跃(1981-), 男, 硕士, 讲师, E-mail: mayue@cqu.edu.cn(通信作者)。

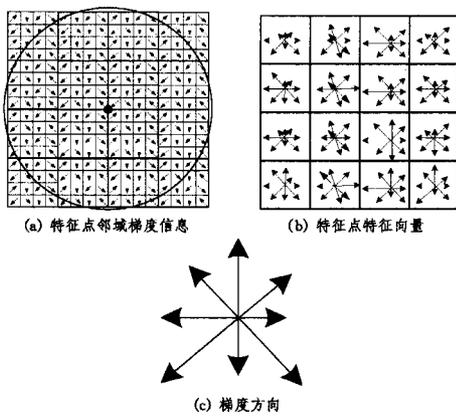


图1 SIFT特征描述子构造示意图

SIFT 是以特征点周围像素的梯度大小及方向信息来表示特征描述子,它有效地利用了特征点邻域梯度的统计信息^[3]。Tang C M 等人^[4]提出了用一种圆环形区域取代 SIFT 的方形区域,这样,由于圆形区域本身就具有旋转不变性,因此可节省 SIFT 中对主方向的计算,降低时间复杂度,如图 2 所示。其 r 个子环共有 $8 \times r$ 个元素,在实际中, r 一般取 8,故共有 8×8 个元素,该 1×64 维的向量就定义为该特征点的特征描述子,在本文中记为 Desc64。

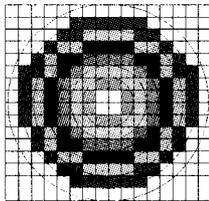


图2 基于 SIFT 特征的描述子 Desc64 示意图

上述算法虽然将 SIFT 描述子从 128 维降至 64 维,降低了时间复杂度,但仍存在以下不足:

1)原算法各子环的环数选取不合理。在原算法中,各环的步长固定为一个像素。在图像旋转过程中,离散的像素会发生采样偏移^[5]。原算法一环中的像素点在经过上述变化后,并不能保证仍在原来的环中,而有部分像素点会偏离原来的环。显然,应采取进一步的方法降低此错误。

2)原算法仍采用如经典 SIFT 算法像素点周围的梯度信息作为特征向量,忽略了对能有效代表图像特征的灰度信息的利用^[6]。这样,对一些梯度值相同但灰度值不同的像素点,存在误匹配。

3)以梯度累加值的排序结果作为向量容易引起误匹配。原算法环内梯度累加值排序的目的是在图像旋转后,可通过排序得到正确的结果^[7],尽管其梯度累加值会因旋转而移动,但对于正确的匹配点对,通过排序后能得到正确的结果。然而,对于本来就不是正确匹配的特征点对,经排序后可能会得到相同的特征向量,从而引起误匹配。

2 改进的特征描述子

针对上述算法中存在的问题,本文提出如下改进方法:

1)采用变环环数取代原算法每环的固定环数,即改变子环的步长。由于一环容易产生误匹配,因此可增大每环环数以降低图像旋转引起的采样误差。另一方面,环数越多,时间开销也会越大。本文不采用等数的环数,而采用(4,4,3,3,2,2,1,1)的环数。即最内环为 4 环,最外环为 1 环,总环数为

20。其环构造图如图 3 所示,图中红色点为特征点,不同的颜色分别表示不同的环数,图中显示为 4 环,而本文中采用 8 环。

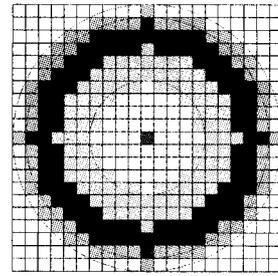


图3 改进特征描述子环构造示意图

2)增加一个权重系数($weight_1, weight_2, \dots, weight_8$),使近中心点的权重加大,远离中心点的权重减小,进一步增加每环对中心点的影响。

3)将灰度差累加直方图引入到本算法中。将整个环作为一个大的区域 R ,每环产生一个正的灰度累积值及一个负的灰度累积值(H_{R+}, H_{R-}),故每环描述子为 2 维向量。

4)在 SIFT 算法中,一般采用原图像的灰度图像来构建高斯差分金字塔^[8]。为进一步减小灰度变化引起的误匹配。将子环区域的灰度累加值 $Gray$ 作为一维特征向量。 $Gray$ 计算如式(4)所示。

$$Gray = \sum I_{R_i} (I \in R_i) \quad (4)$$

式中, I 为灰度值, R_i 为每个环形区域。

5)采用最小值移位方法取代原算法的排序方法:先找到特征向量的最小值,将最小值及其后所有元素移至向量头部,将向量第一至最小值的前一个元素移至向量的末尾。即将 $V_{before} = (x_1, x_2, \dots, x_{min-1}, x_{min}, x_{min+1}, \dots, x_n)$ 变换为 $V_{after} = (x_{min}, x_{min+1}, \dots, x_n, x_1, x_2, \dots, x_{min-1})$ 。其中, V_{before} 为原始向量, V_{after} 为变换后的向量, x_{min} 为最小的向量值。这样,旋转后的向量只可能顺序依次顺序移动,如图 4 所示。无论图像如何旋转,都能正确地检测出误匹配点对,不会产生误匹配。故原算法无法检测出误匹配点对,而改进的算法却可正确地检测出。

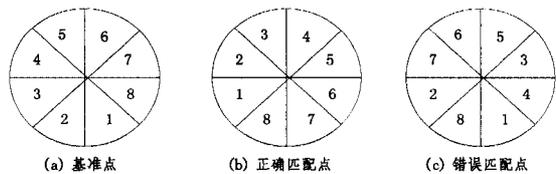


图4 特征向量旋转变化示意图

6)对特征向量做归一化处理,可进一步克服光照的影响。

改进的特征描述子由 3 部分构成:原文中类似的特征描述子的 8 个方向(0, 45, 90, 135, 180, 225, 270, 315)上的加权梯度大小及方向累计值;正负灰度差累计直方图(H_{R+}, H_{R-});特征点周围环内灰度累加值 $Gray$ 。

综上:局部描述子每一环的维数为: $8+2+1=11$ 。总维数为: $11 \times 8=88$,本文中记为 Desc88。

3 实验结果及分析

本文实验仿真环境如下:CPU 为 Intel Pentium Processor 1.60GHz,内存为 2.0GB,仿真软件为 Matlab 7.1。

本文选取 SIFT 特征点检测算法来提取特征点,并分别

用经典 SIFT 特征描述子(SIFT128)、基于 SIFT 的 64 维特征描述子(Desc64)以及本文改进的特征描述子(Desc88)进行图像配准,并采用最近邻与次近邻比值法来判定同名特征点对。

本文所有实验的图像取自体育比赛的视频帧,图像大小为 310×240 像素。为了测试不同算法的配准精度及时间开销,采用 3 种算法对同一组图像进行测试,通过考察配准图像中的匹配正确率来评价配准正确度,实验结果如图 5 所示。

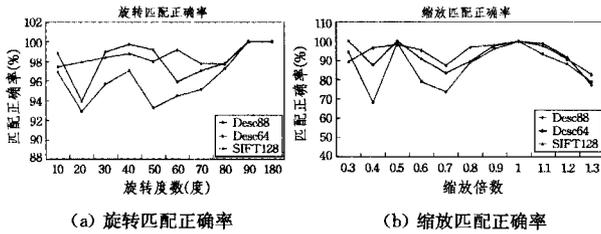


图 5 本文算法与其它两种算法的匹配正确率比较

表 1 为本算法与其他两种算法的配准正确率比较。

	SIFT128		Desc64		Desc88	
	匹配正确 点数/ 总点数	匹配 正确率 (%)	匹配正确 点数/ 总点数	匹配 正确率 (%)	匹配正确 点数/ 总点数	匹配 正确率 (%)
旋转 30°	736/748	98.4%	291/304	95.7%	93/94	98.9%
旋转 60°	735/741	99.2%	223/236	94.5%	94/98	95.9%
旋转 80°	706/722	97.8%	385/396	97.2%	223/228	97.8%
缩放至 0.5 倍	173/177	97.7%	111/114	97.4%	133/135	98.5%
缩放至 0.9 倍	470/484	97.1%	254/265	95.8%	250/256	97.7%
缩放至 1.1 倍	605/619	97.7%	406/436	93.1%	340/344	98.8%

本算法与其他两种算法的运行时间开销比较如图 6、表 2 所示。

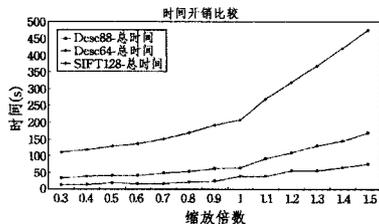


图 6 本文算法与其它两种算法的时间开销比较

表 2 本算法与其它两种算法的时间开销

	SIFT128		Desc64		Desc88	
	描述子构建 时间/匹配 时间(s)	总时间 (s)	描述子构建 时间/匹配 时间(s)	总时间 (s)	描述子构建 时间/匹配 时间(s)	总时间 (s)
旋转 30°	252.01/ 60.33	312.34	31.24/44.08	75.32	66.16/30.81	96.97
旋转 60°	250.57/ 57.39	307.96	30.37/42.35	72.72	65.36/32.7	98.06
旋转 80°	207.16/ 41.11	248.27	30.78/42.98	73.76	67.2/36.43	103.63
缩放至 0.5 倍	128.22/ 8.53	136.75	19.52/3.29	22.81	39.86/6.36	46.22
缩放至 0.9 倍	191.59/ 36.09	227.68	24.76/29.19	53.95	62.24/29.6	91.84
缩放至 1.1 倍	269.24/ 90.68	359.92	37.98/76.75	114.73	91.97/76.96	168.93

时间开销主要包括特征描述子的构造以及匹配点对的匹配时间,对于不同维数的特征描述子来说,时间开销在特征描述子的构造方面会有较大的时间差异。从表 1 中可看出,本算法的误匹配点较少,图中直线斜率相对其它匹配点有较大

误差的即为误匹配点,原算法 Desc64 中的匹配点较为凌乱,误匹配点较多;上述图及表格数据可以表明:本文改进算法在对图像存在旋转、缩放的情况下,其匹配精度较原算法 Desc64 有所提高,接近经典 SIFT 算法;从时间性能上看,由于改进了描述子的构造,降低了向量维数,本文改进算法比经典的 SIFT 算法的时间复杂度有较大降低,有效克服了经典 SIFT 算法时间复杂度高的缺点;由于采用了变环环数,增加了采样像素,因而相对 Desc64 的时间开销有所增加。

为了进一步验证本算法对图像光照、噪声的鲁棒性,分别对图像的光照变化、加入高斯噪声和椒盐噪声的匹配正确率进行了比较,实验结果如表 3 所列。

表 3 本算法与其它两种算法的配准正确率比较

	SIFT128		Desc64		Desc88	
	匹配正确 点数/ 总点数	匹配 正确率 (%)	匹配正确 点数/ 总点数	匹配 正确率 (%)	匹配正确 点数/ 总点数	匹配 正确率 (%)
加 0.01 椒盐噪声	493/505	97.6%	405/414	97.8%	430/436	98.6%
加 0.02 高斯噪声	144/149	96.6%	223/236	86.3%	146/150	97.3%
光照变化	795/806	98.6%	73/83	88.0%	288/294	98.0%

从表 3 可以得到,本文算法较原算法的匹配正确率有所提高,与经典 SIFT 接近。因而本算法能有效克服图像光照、噪声等变化,其鲁棒性较好,能达到实际应用对图像旋转、缩放、光照以及噪声变化等多方面的要求。

结束语 本文首先研究了经典的 SIFT 算法,其维数较高,因而时间复杂度也高。本文对特征描述子进行改进,增加了描述子灰度信息,改进了描述子构造的方法,降低了其特征向量维数。实验证明,改进后的算法在配准精度方面有所提高,在时间复杂度方面相对经典 SIFT 算法有所降低。

参考文献

- [1] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features[C]//Proceedings of the International Conference on Computer Vision, Corfu, 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] 杨恒,王庆.一种新的局部不变特征检测和描述算法[J].计算机学报,2010,33(5):935-944
- [4] Tang C M, Dong Y, Su X H. Automatic Registration based on Improved SIFT for Medical Microscopic Sequence Images[J]. Second International Symposium on Intelligent Information Technology Application, 2008, 1; 580-583
- [5] 李志刚.边界重叠图像的一种快速拼接算法[J].计算机工程, 2000, 26(5); 37-38
- [6] 魏志强.基于点特征的序列图像匹配方法研究[J].中国图象图形学报, 2009, 14(3); 525-530
- [7] 庄志国,孙惠军,董继扬,等.基于特征点检测的图像匹配算法及其在图像拼接中的应用[J].厦门大学学报:自然科学版, 2007, 46(4); 501-505
- [8] 胡海青,谭建龙,朱亚涛,等.改进 SIFT 算法在文字图像匹配中的应用[J].计算机工程, 2013, 39(1); 239-243