基于 KAZE 的纹理高相似图像配准算法

朱红，岳建超
（中国矿业大学（北京）机电与信息工程学院，北京 100083）

摘要：对楼房、山脉等图像进行配准时，由于图像内部纹理相似度高，导致特征点的区分度小，误匹配率高。针对上述问题，本文提出一种 KAZE 特征的改进算法，有效降低算法的误匹配率。首先，针对 KAZE 特征点的点簇效应，减少特征点数量并且调节分布。其次，优化 KAZE 算子描述符，降低 KAZE 算法配准时间。最后利用空间余弦和欧氏距离两种方式对特征点进行匹配，提升算法精度。实验结果表明在保证匹配实时性的同时，有效提高了算法正确率。

关键词：KAZE；纹理相似；误匹配率；实时性
中图分类号：T

High Similarity Image Registration Algorithm Based on KAZE

ZHU Hong, YUE Jianchao
(*School of Mechanical Electronic and Information Engineering, China University of Mining and Technology Beijing, Beijing* 100083)

Abstract: In the registration of buildings and mountains images, the distinguishing degree of the feature points is small and the mismatch rate is high. In view of the above problems, an improved algorithm of KAZE features is proposed in this paper to effectively reduce the mismatch rate of the algorithm. First, for the point cluster effect of KAZE feature points, reduce the points numbers and adjuste the distribution. Secondly, the KAZE operator descriptor is optimized to reduce the registration time of the KAZE algorithm. At last, the spatial cosine and Euclidean distance are used to match the feature poiImproved KAZE Feature Detection Algorithmnts to improve the accuracy of the algorithm. The experimental results show that the accuracy of the algorithm is improved effectively while ensuring the real-time performance of the matching.

Keywords: Kaze; Texture Similarity; Rate of Mismatch; The real time

0 引言

近年来，图像配准技术发展迅速，主要应用于医学图像处理，目标检测与识别、遥感技术、图像融合、计算机视觉等领域，是这些领域的重要支撑技术之一[1]。目前，随着无人机被广泛用于空中图像的获取、传输与识别，无人机图像的配准是直接基于原始图像，通过图像同名点匹配和变换模型，快速实现无人机图像全景拼接的一种技术，主要用于快速满足研究区整体现状评估、自然灾害应急形影等方面的需求[2]。

目前影像匹配最常用的方法是基于特征的匹配方法，其特点是能够克服灰度匹配中局部窗口内影像灰度信息的贫乏以及重复模式所造成的不唯一性，从而能够提高匹配的可靠性，并且对光照变化、图像变形以及遮挡等都有较好的适应能力[3]。比较著名的是由 Lowe 提出的 SIFT 算法[4]，其具有尺度、旋转不变性以及一定程度的抗光照变化和视角变化的良好性能[5,6]。针对 SIFT 算法效率方面的不足，提出了加速鲁棒特征 SURF 算法[7]，具有与 SIFT 相当的判别能力且速度是 SIFT 的三倍左右。SIFT 算法和 SURF 算法都是在线性高斯金字塔上进行特征点的检测，这种线性高斯分解容易造成精度损失，在生成高斯金字塔时容易造成细节丢失和边缘模糊。为了解决这个问题，KAZE 算法[8]使用基于非线性尺度空间的方法，

作者简介：朱红（1974-），女，副教授、硕导，人工智能、图形图像处理. E-mail: zhhong@cumtb.edu.cn

即加性算子分裂(Additive Operator Splitting,AOS)算法[9]来构造尺度空间，具有更好的判别性能和鲁棒性。

但是 KAZE 在对纹理高相似图像进行匹配时，由于特征点之间相似度高，使得误匹配率较高。传统的解决方法通常是结合全局信息对误匹配点进行剔除，由于 KAZE 算子的维数较高，附加高维全局信息向量后，影响算法实时性。针对上述问题，本文提出一种基于 KAZE 算法的纹理高相似遥感图像配准算法，首先通过减少特征点的数量并调节特征点的分布，使得特征点分布更加均匀，降低大量特征点对实时性的影响。其次优化 KAZE 特征点描述，降低维度。为了有效降低误匹配率，本文在特征点匹配时，采用欧式距离和空间余弦相结合的方法。实验证明，本文方法在保证 KAZE 算法实时性的基础上，得到了更好的匹配精度。

1 KAZE 算法原理

KAZE 算法通过非线性扩散的方法构造非线性尺度空间，并在非线性尺度空间的不同层进行检测和描述，增强了特征点的可重复性和唯一性。KAZE 算法的主要步骤有：1.通过 AOS 算法来构造非线性尺度空间；2.通过求局部极值点来检测特征点并计算特征点的主方向；3.计算特征点的描述符。

1.1 构造非线性尺度空间

在 KAZE 算法中，非线性尺度空间是通过 AOS 算法和 Perona 和 Malik[10]提出的各向异性扩散方程来构造的。在非线性扩散滤波方法中，将图像的亮度在不同尺度上的变化当做一种流函数的的散度，时间 t 作为尺度参数，其可以通过非线性偏微分方程来描述：

$$\hat{f}(x,y)=\frac{\partial \mathrm{L}}{\partial t}=div(c(x,y,t)\bullet\nabla L) \tag{1-1}$$

其中 L 是图像的亮度，c(x,y,t)是传导函数，定义为：

$$\mathrm{c}\ (x,y,t)=g(|\nabla L_\sigma(x,y,t)|) \tag{1-2}$$

$\nabla \mathrm{L}_\sigma$ 表示尺度图像高斯平滑后的梯度，$\mathrm{g}=\dfrac{1}{1+|\nabla L_\sigma|^2/k^2}$，其中 k 是控制扩散程度的对比参数，能够决定边缘信息的去留。k 一般取梯度图像直方图的 70%的值。对非线性偏微分方程，通过隐式差分格式可以转变为

$$\frac{\mathrm{L}^{i+1}-L^i}{\tau}=\sum_{l=1}^{m}A_l(L^i)L^{i+1} \tag{1-3}$$

其中 Al 是图像在各维度上的传导矩阵，τ 是时间步长。利用 AOS 算法可以解出该方程：

$$\mathrm{L}^{i+1}=(I-\tau\sum_{l=1}^{m}A_l(L^l))^{-1}L^i \tag{1-4}$$

KAZE 算法里的尺度空间共有 O 组，每组有 S 层，且各个层的变化图尺度相同，均为原始图像的大小。不同的组合层分别通过序号 o 和 s 来标记，尺度参数可以由以下公式表示：

$$\sigma_i(o,s)=\sigma_0 2^{o+\frac{s}{S}},o\in[0,...O-1],s\in[0,...,S-1],i\in[0,...,N] \tag{1-5}$$

其中 σ_0 是尺度参数的初始值，N=O*S 是整个尺度空间包含的图像总数量。非线性扩散滤波是以时间为尺度参数的，因此需要将此处参数转换到时间单位：

$$\mathrm{ti}=\frac{1}{2}\sigma_i^2 \tag{1-6}$$

t_i 称为进化时间。

KAZE 算法中，对于一幅输入图像，先对其进行高斯滤波，计算对比度参数 k。接着，再根据一组进化时间 t_i，利用 AOS 算子就可以构造出非线性尺度空间：

$$L^{i+1}=(I-(t_{i+1}-t_i)\sum_{l=1}^{m}A_l(L^i))^{-1}L^i \tag{1-7}$$

1.2 特征点检测与主方向分配

KAZE 算法是通过在非线性尺度空间中寻找像素点的 Hessian 局部最大值来检测特征点的。把每一个像素点和周围 26 个相邻点进行比较，极值点即为特征点。

KAZE 算法是根据特征点的邻域信息来确定主方向的。即对于尺度参数 σ_i 的特征点，设搜索半径为 $6\sigma_i$，对这个区域内所有像素点的一阶微分值 L_x 和 L_y 进行高斯加权。以特征点为中心构造一个张角为 $\pi/3$ 的扇形滑动窗口，以 0.2rad 左右的步长，旋转这个滑动窗口，并对滑动窗口内的一节微分值 Lx 和 Ly 进行累加，得到一个矢量(m_w,θ_w):

$$\mathrm{m_w}=\sum_{\mathrm{w}}\mathrm{L_x}+\sum_{\mathrm{w}}\mathrm{L_y} \tag{1-8}$$

$$\theta_w=\arctan(\sum_w L_x \Big/ \sum_w L_y) \tag{1-9}$$

主方向为最大一阶微分值 Lx 和 Ly 累加值所对应的方向，也就是最长矢量所对应的方向，即 $\theta=\theta_w\,|\max\{m_w\}$。

1.3 特征描述符的生成

采用 M-SURF 方法构造 KAZE 算法的描述符：以尺度参数为 σ_i 的特征点作为中心，沿着主方向将 $24\sigma_i\times24\sigma_i$ 的图像划分为 4×4 个子块，每块大小为 $9\sigma_i\times9\sigma_i$，相邻子块有 $2\sigma_i$ 大小的重叠区域。然后使用高斯核($\sigma_1=2.5\sigma_i$)对每个子块的一阶梯度 Lx，Ly 进行加权，计算长度为 4 的子块描述向量 dv：

$$\mathrm{d_v}=(\sum L_x,\sum L_y,\sum|L_x|,\sum|L_y|) \tag{1-10}$$

接着使用另一个大小为 4×4 的高斯窗口($\sigma_2=1.5\sigma_i$)对每个子块的描述向量 dv 进行加权。最后进行归一化处理，得到 16×4 共 4 维的描述符。

2 改进的 KAZE 算法

本文针对 KAZE 算法在对纹理相似度高的图像匹配中出现的问题，同时为了保证 KAZE 算法的运算效率，采用了以下改进方案：一是控制特征点的分布和数量，二是优化原有特征描述符，降低描述符的维度，三是在原有欧氏距离的基础上增加描述符之间的空间余弦角度比较，剔除误匹配特征点对。

2.1 控制特征点的分布和数量

在 KAZE 算法第二步中需要去除特征值较小的特征点，并设定阈值为 0.03。然而，固定的阈值并不能适应所有情况，绝大部分情况下，特征点的数量远远大于需要的数量，本文提出一种自适应阈值的方法降低特征点的数量并改善特征点分布，提高后续配准效率。

对于一幅尺寸为 M*N 的图像，检测每个特征点周围 M/20*N/20 范围内的特征点，然后根据每个检测到的特征点与选定特征点的距离 r_i 设置权值 $T_i=(M+N-40r_i)/(M+N)$，设 $T=\sum {}^{M+N-40r_i}/_{2(M+N)}$，然后以 T 为参考对阈值进行调整，可获得最终阈值 threshold:

$$\text{threshold}=0.03+0.01*\log_2\sum {}^{M+N-40r_i}/_{2(M+N)} \tag{2-1}$$

采用对数函数的原因在于利用对数函数的性质对阈值范围进行限制。另外为防止 threshold 变得过大或者过小，需要对阈值进行抑制：

$$\text{th}reshold=\begin{cases}0.01 & threshold\le 0.01\\ threshold & 0.01<threshold<0.06\\ 0.06 & threshold\ge 0.06\end{cases} \tag{2-2}$$

2.2 改进描述向量构造

KAZE 算法采用 M-SURF 方法构造生成 64 维特征描述向量，其算法复杂。本文利用圆旋转不变性对每个特征点采用 32 维特征描述向量表示，降低了描述向量维数，减少了确定主方向的步骤，提高了运算速度。

在梯度图像上，若特征点所在的尺度参数为 σ_i,以该特征点为中心取一个半径为 $8\sigma_i$ 的同心圆环区域，在图像发生旋转时，同一区域内的像素除位置信息发生变化，其他信息几乎不变，对每个圆环区域都用一个高斯核($\sigma_1=2.5\sigma_i$)进行加权以降低远离特征点的像素对特征点梯度的影响，然后利用公式(1-10)计算出长度为 4 的子区域描述向量。

该邻域方向的信息综合的方法增强了算法的抗噪能力，对含有定位误差的特征匹配也有很好的容错性。再利用另一个 2*2 的高斯窗口($\sigma_2=1.5\sigma_i$)对每个子区域的向量进行加权，并进行归一化处理以去除光照的影响，这样在 8 个同心圆子区域中的到了 8*4=32 维的特征描述向量。

该方法生成的特征描述向量本身就具有旋转不变性，且将描述向量的维数由 64 降至 32，在保持描述向量区分度的前提下，降低了算法的复杂度，为后续匹配缩短了时间。

2.3 改进特征向量匹配算法

KAZE 算法中采用欧式距离判定特征点的相似度，但是在纹理相似时向量间的区分度较小，从而导致误匹配的发生。而余弦相似性用向量空间中两个向量的夹角的余弦值作为衡量两个特征向量间差异的大小，相比欧式距离度量，余弦相似度更注重两个向量在方向上的差异。所以本文在采用欧式距离的基础上增加了空间余弦的方法去除误匹配点，对于欧式距离匹配成功的点对，再采用空间余弦的方法剔除误匹配点，既最大限度上保证了实时性，又对错误点对进行了二次剔除。

向量空间余弦相似度的计算公式如下：

$$\cos\theta=\frac{\vec{x}\cdot\vec{y}}{\|x\|\cdot\|y\|} \tag{2-3}$$

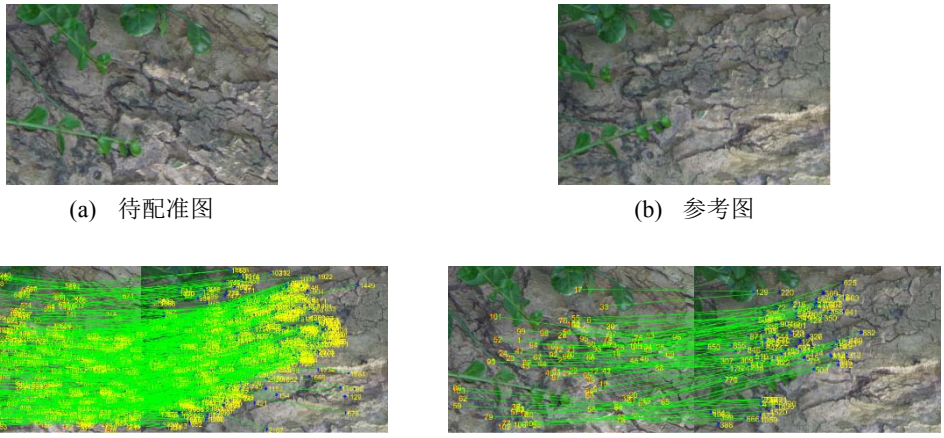
其中，分子为两个向量的点积，$\|x\|\ \|y\|$ 是两个向量的长度。

随着角度的变化，函数的取值范围为[-1,1]，向量家教的余弦即为两个向量的相似度，余弦值越大，说明两个向量相似度越大。

3 实验结果与分析

为了测试本文配准算法有效性，对 KAZE 算法与本文进行对比实验，并以特征点数，匹配点数，正确匹配点数，正确率以及时间 5 个指标对算法做出分析对比。实验平台为 Windows 10 操作系统，CPU2.5GHz，4G 内存的个人电脑，编程环境为 Matlab R2016a，图像素材来源于 Mikolajczyk 数据集。

本文针对不同的图像做对比实验，实验图像如下所示：

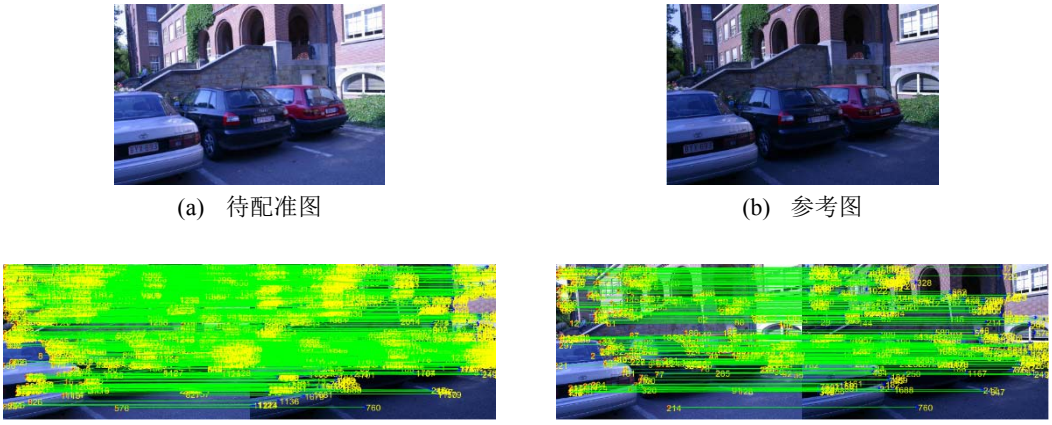


(a) 待配准图　(b) 参考图

(c) 原算法结果图　(d) 本文算法结果图

图 1 旋转和缩放配准结果图

Fig. 1 Rotation and Scaling Registration Results



(a) 待配准图　(b) 参考图

(c) 原算法结果图　(d) 本文算法结果图

图 2 光照配准结果图

Fig. 2 Light Registration Results



(a) 待配准图　(b) 参考图



(c) 原算法结果图



(d) 本文算法结果图

图 3 仿射变换配准结果图

Fig. 3 Affine Transform RegistrationResults

从上述匹配结果可以看出，本文算法虽然特征点数比Kaze算法要少，但是仍然足够完成后续配准。以下表1对上述实验结果从特征点数，匹配点数，正确匹配点数，正确率以及时间5个指标对算法做出分析对比。如下所示：

表 1 实验结果对比

Tab. 1 Comparison of Experimental Result

指标	实验 1（Kaze）	实验 1（本文）	实验 2（Kaze）	实验 2（本文）	实验 3（Kaze）	实验 3（本文）
原图特征点数	2796	756	2956	878	2402	749
待配准图特征点数	2245	443	2436	640	2889	829
匹配点数	691	107	1409	349	1186	189
正确匹配点数	492	92	1158	326	258	51
正确率	71.20%	85.98%	82.19%	93.41%	21.75%	26.98%
时间（s）	23.32	24.19	26.81	27.95	22.36	22.74
时间增加百分比	3.73%		4.25%		1.70%	

由上表可以看出，本文算法时间效率比KAZE算法略低，但是误匹配率得到了大幅下降，经多次实验计算，本文算法以降低3.8%时间效率为代价，将误匹配率降低了10%左右，在对实时性影响不大的前提下，有效提高了算法的正确率，使得算法更适用于纹理相似度高的场景。

4 结论

针对目前KAZE算法在图像内部纹理相似度高，特征点或特征区域的区分度比较小的问题，本文提出了一种自适应阈值的KAZE算法并改进了向量的描述方法和特征点的匹配方法。实验表明，本文算法有效降低了误匹配率，取得了较好的效果。

[参考文献] (References)

[1] 任克强,胡梦云,喻玲娟.基于 KAZE 的自适应模糊图像配准算法[J].电子测量与仪器学报,2017,31(04):559-565.
[2] 张永军.无人驾驶飞艇低空遥感影像的几何处理[J].武汉大学学报(信息科学版),2009,34(03):284-288.
[3] 耿则勋,徐志军,卢兰鑫等.改进的视角鲁棒 KAZE 特征匹配算法[J].光学精密工程,2016,24(03):616-625.
[4] David G. Lowe. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints[J]. International Journal of Computer Vision,2004,60(2).
[5] 刘志文,刘定生,刘鹏.应用尺度不变特征变换的多源遥感影像特征点匹配[J].光学精密工程,2013,21(08):2146-2153.
[6] 杨化超,姚国标,王永波.基于 SIFT 的宽基线立体影像密集匹配[J].测绘学报,2011,40(05):537-543.
[7] Herbert Bay,Andreas Ess,Tinne Tuytelaars,Luc Van Gool. Speeded-Up Robust Features (SURF)[J]. Computer

Vision and Image Understanding,2007,110(3).
[8] Alcantarilla P F, Bartoli A, Davison A J. KAZE Features[M]// Computer Vision - ECCV 2012. Springer Berlin Heidelberg, 2012:214-227.
[9] R. Farajzadeh,R. Krastev,P.L.J. Zitha. Foam films stabilized with alpha olefin sulfonate (AOS)[J]. Colloids and Surfaces A: Physicochemical and Engineering Aspects,2008,324(1).
[10] Perona P, Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2002, 12(7):629-639.