

文章编号: 1004-924x(2016)03-0616-10

## 改进的视角鲁棒KAZE特征匹配算法

耿则勋<sup>1,2</sup>, 徐志军<sup>1\*</sup>, 卢兰鑫<sup>1</sup>, 沈 忱<sup>3</sup>, 曾德佳<sup>4</sup>

(1. 解放军信息工程大学, 河南 郑州 450002;

2. 许昌学院, 河南 许昌 461000;

3. 陆军航空兵学院 飞行模拟训练系, 北京 101123;

4. 61287部队, 四川 成都 610036)

**摘要:** 针对KAZE特征匹配算法对视角变化敏感, 在大视角场景下不能实现正确匹配的问题, 提出了一种视角鲁棒的PKAZE(Perspective-KAZE)算法。该算法在原KAZE描述符的基础上, 计算特征点邻域内的二阶梯度均值, 形成新的扩展的80维描述符; 然后利用透视变换模型对待匹配影像进行多视角模拟, 在模拟影像上提取改进的KAZE描述符, 再进行特征匹配。最后, 选取5对含有最多正确匹配数量的影像上的匹配对作为初始结果, 利用随机抽样一致算法对初始结果提纯。对多组图像进行了匹配实验, 结果表明: 与KAZE、尺度不变特征变换(SIFT)和加速鲁棒特征(SURF)算法相比, 所提算法对视角变化具有更强的鲁棒性; 与透视尺度不变特征(PSIFT)和仿射尺度不变特征(ASIFT)算法相比, 本算法匹配正确率更高, 分别为PSIFT的2~10倍, ASIFT的2~7倍。提出的算法对视角变化具有很好的鲁棒性, 不仅对模拟影像的视角变化很稳健, 而且适用于真实三维复杂场景拍摄的大视角影像, 具有一定的实用价值。

**关键词:** 影像匹配; 特征匹配; KAZE算法; 二阶梯度; 透视变换; 非线性尺度空间

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A doi: 10.3788/OPE.20162403.0616

## Improved KAZE feature matching algorithm with viewpoint change robustness

GENG Ze-xun<sup>1,2</sup>, XU Zhi-jun<sup>1\*</sup>, LU Lan-xin<sup>1</sup>, SHEN Chen<sup>3</sup>, ZENG De-jia<sup>4</sup>

(1. The PLA Information Engineering University, Zhengzhou 450002, China;

2. Xuchang University, Xuchang 461000, China;

3. Department of Simulation Training, Army Aviation Institute, Beijing 101123, China;

4. Troop 61287, Chengdu 610036, China)

\* Corresponding author, E-mail: xzjxj2010@126.com

**Abstract:** The KAZE algorithm is sensitive to image view changes, so that it is not capable of the correct match between images with large view-point differences. This paper proposes a PKAZE (Perspective-KAZE) algorithm which is robust to the viewpoint changes. Firstly average second-order gradient values in the neighborhood region of key-points extracted by ordinary KAZE descriptors were calculated to extend the original KAZE feature descriptor to be a new 80-dimension one. Then, a perspective transform model was used to warp the image pairs to be matched in a series of different perspective angles. New KAZE feature descriptors were extracted on transformed image pairs and were matched later. Finally, five simulated image pairs with the most correct match numbers that are in top five simulated image pairs were selected as initial matching results, and the Random

收稿日期: 2015-11-02; 修订日期: 2015-12-14

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No. 11373043)

Sample Consensus (RANSAC) algorithm was used to remove false matching pairs in initial results. The matching experiments were performed on several image groups. The experimental results show that the proposed algorithm is more robust to the viewpoint changes as compared with the common KAZE, Scale Invariant Feature Transform(SIFT) and Speed Up Robust Feature (SURF) algorithms. The correct rate of proposed algorithm is 2–10 times that of the Perspective Scale Invariant Feature Transform(PSIFT) and 2–7 times that of the Affine Scale Invariant Feature Transform(ASIFT). Furthermore, the proposed algorithm is not only robust to the viewpoint changes for simulated images, but also robust to the large view-point difference images in a real 3D complex scene. These results verify that the algorithm has a very good practical value.

**Key words:** image matching; feature matching; KAZE algorithm; second-order gradient; perspective transform; nonlinear scale space

## 1 引言

影像匹配是建立出相同场景或目标在不同影像上的对应关系,是摄影测量和计算机视觉的基本步骤,在图像配准<sup>[1]</sup>、拼接<sup>[2]</sup>、三维重建<sup>[3]</sup>、目标识别<sup>[4]</sup>、跟踪<sup>[5]</sup>等领域有广泛的应用。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。

基于特征的影像匹配方法中,比较著名的是由Lowe提出的尺度不变特征(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)算法<sup>[6]</sup>,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,在影像匹配领域得到了广泛的应用<sup>[7-8]</sup>。SIFT算法的提出得到了学者们的极大关注,并衍生了很多改进算法<sup>[9-11]</sup>。其中加速鲁棒特征(Speeded Up Robust Features, SURF)算法<sup>[9]</sup>是使用积分图像、盒子滤波器和Harr小波响应值来进行加速,实验证明SURF算法具有与SIFT相当的判别性能且处理速度较其有了一定的提高。SIFT算法和SURF算法都是在线性的高斯金字塔上进行检测特征点,这种线性高斯分解会造成精度损失,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<sup>[12]</sup>算法使用基于非线性尺度空间的方法,即加性算子分裂<sup>[13]</sup>(Additive Operator Splitting, AOS)算法,来构造尺度空间,在非线性尺度空间检测特征点和生成描述符,实验表明,KAZE算法具有比SIFT和SURF更好的判别性能。

虽然SIFT、SURF和KAZE等算法均具有良好的识别性能,并在计算机视觉和摄影测量领域得到了广泛的应用,但是这类算法都不具有仿射和透视不变性,对成像视角变化不稳健。借鉴SIFT模拟尺度空间的策略,Morel等分析了SIFT在仿射变形

下的效率,在此基础上提出了一种以图像变换集为基础的完全仿射不变的特征匹配算法——Affine-SIFT<sup>[14]</sup>(ASIFT),该算法通过离散仿射采样的方式来模拟目标在不同角度下的变形。与SIFT、SURF等算法的实验对比结果表明,ASIFT不但具有旋转、平移和尺度不变性,而且还有对视角变化鲁棒的仿射不变性。一般情况下,摄像机成像时影像的变形是由透视变换造成的,在ASIFT中的仿射变换模型是透视变换的近似,CAI<sup>[15]</sup>等利用透视变换代替ASIFT中的仿射变换,提出了具有透视不变的Perspective-SIFT(PSIFT)算法,该算法与ASIFT算法相比能更好地对实际成像条件建模,实验证明能得到更好的匹配结果。

虽然KAZE有着比SIFT和SURF更优异的性能,但其在视角变化剧烈的场景中仍不能得到正确的匹配结果。针对此缺点,借鉴PSIFT多视角模拟的思想,结合KAZE优良的识别性能,本文提出一种视角变化鲁棒的PKAZE算法。创新点主要有以下两点:

(1)利用二阶梯度值能很好地表示边缘和细节的特性,提出一种改进的KAZE特征描述符,在由一阶梯度构成的原描述符的基础上,加入二阶梯度均值扩展原描述符,以提高描述符的判别性能。

(2)针对KAZE算法对视角变化敏感的缺点,提出通过对待匹配影像进行不同视角的模拟,并在模拟影像上提取KAZE特征后再匹配,使匹配算法对视角变化具有鲁棒性。

## 2 KAZE算法原理

传统的SIFT、SURF等特征检测算法都是在线性的高斯尺度空间进行特征检测与提取。但在构造线性高斯尺度空间时会造成精度的损失,同时

会模糊掉图像的边缘, 丢失细节。为了解决这个问题, KAZE特征检测算法利用非线性尺度空间代替传统的线性高斯尺度空间进行特征检测与描述。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, 可以增强特征点的可重复性和唯一性<sup>[12]</sup>。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主方向; 3. 计算特征点的描述符。

### 2.1 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<sup>[6]</sup>提出的各向异性扩散方程来构造的。各向异性扩散滤波可以在模糊过程中保持图像的边缘特征。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作一种流函数(flow function)的散度(divergence), 时间 $t$ 作为尺度参数, 其值越大, 图像的表达形式越简单, 其可以通过非线性偏微分方程来描述:

$$\frac{\partial L}{\partial t} = \text{div}(c(x, y, t) \cdot \nabla L) \quad (1)$$

其中 $L$ 是图像的亮度,  $c(x, y, t)$ 是传导函数, 定义为:

$$c(x, y, t) = g(|\nabla L_\sigma(x, y, t)|) \quad (2)$$

$\nabla L_\sigma$ 表示尺度图像 $L_\sigma$ 经过高斯平滑后的梯度,  $g = \frac{1}{1 + |\nabla L_\sigma|^2 / k^2}$ , 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 $\nabla L_\sigma$ 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:

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

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

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

AOS算法是绝对稳定的, 可以在保证精度的前提下, 选用尽可能大的时间步长以提高效率<sup>[13]</sup>。

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寸相同, 均为原始图像的大小。不同的组和层分别通过序号 $o$ 和 $s$ 来标记, 尺度参数可以由以下公式表示:

$$\begin{aligned} \sigma_i(o, s) &= \sigma_0 2^{o+\frac{s}{S}}, o \in [0, \dots, O-1], \\ s &\in [0, \dots, S-1], i \in [0, \dots, N] \end{aligned} \quad (5)$$

其中 $\sigma_0$ 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:

$$t_i = \frac{1}{2} \sigma_i^2, \quad (6)$$

$t_i$ 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:

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

### 2.2 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局部极大值来检测特征点的。在寻找极值点时, 把每一个像素点和它同尺度及相邻2个尺度上的26个相邻点进行比较, 当其大于或小于所有的相邻点时, 即为极值点。

检测到特征点后需要对特征点分配主方向, KAZE算法是根据特征点的邻域信息来确定主方向的。该方法与SURF算法计算主方向的过程类似, 即对于尺度参数为 $\sigma_i$ 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0.2 rad左右的步长, 旋转这个滑动窗口, 并对滑动窗口内的一阶微分值 $L_x$ 和 $L_y$ 进行累加, 得到一个矢量 $(m_w, \theta_w)$ :

$$\begin{aligned} m_w &= \sum_w L_x + \sum_w L_y \\ \theta_w &= \arctan\left(\frac{\sum_w L_x}{\sum_w L_y}\right). \end{aligned} \quad (8)$$

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

### 2.3 特征描述符的生成过程

采用M-SURF<sup>[17]</sup>方法构造KAZE算法的描述符: 以尺度参数为 $\sigma_i$ 的特征点作为中心, 沿主方向将 $24\sigma_i \times 24\sigma_i$ 的图像块划分为 $4 \times 4$ 个子块, 每块大小为 $9\sigma_i \times 9\sigma_i$ , 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 $L_x, L_y$ 进行加权, 计算长度为4的子块描述向量 $d_v$ :

$$d_v = \left( \sum L_x, \sum L_y, \sum |L_x|, \sum |L_y| \right), \quad (9)$$

接着使用另一个大小为 $4 \times 4$ 的高斯窗口( $\sigma_2 = 1.5\sigma_1$ )对每个子块的描述向量 $\mathbf{d}_v$ 进行加权。最后进行归一化处理, 得到 $16 \times 4$ 共64维的描述符。

### 3 视角鲁棒的KAZE算法

本文针对KAZE算法的局限性, 采用以下两个部分对其进行改进: 一是扩展原描述符, 二是在匹配过程中采用透视变换模型对影像多视角模拟重采样以获取透视不变性。

#### 3.1 扩展的KAZE描述符

KAZE算法中的非线性扩散滤波能很好地保持影像的边缘和细节信息, 为了利用此特性, 本文引入基于测量坐标下的二阶梯度来扩展原描述符, 以提高原描述符的判别性能。测量坐标在计算机视觉和图像处理中有很大的应用<sup>[18]</sup>。在测量坐标下, 图像上具有相同局部结构的像素点的描述在图像旋转的情况下也是相同的。图像局部结构由梯度矢量 $\vec{w}$ 和它的垂直方向 $\vec{v}$ 组成:

$$\begin{aligned} \vec{w} &= \left( \frac{\partial L}{\partial x}, \frac{\partial L}{\partial y} \right) = \frac{1}{\sqrt{L_x^2 + L_y^2}} \cdot (L_x, L_y) \\ \vec{v} &= \left( \frac{\partial L}{\partial y}, -\frac{\partial L}{\partial x} \right) = \frac{1}{\sqrt{L_x^2 + L_y^2}} \cdot (L_y, -L_x) \end{aligned} \quad (10)$$

其中:  $L$ 表示图像 $I$ 与二维高斯核 $g(x, y, \sigma)$ 的卷积,  $\sigma$ 为高斯核的标准差或者尺度参数。由 $\vec{w}$ 和 $\vec{v}$ 组成的坐标称为测量坐标。通过测量坐标, 可以得到一系列不同阶层和尺度的不变导数来构造描述符。其中, 二阶梯度值反映了图像纹理上的细节信息<sup>[9]</sup>, 可以很好地保留图像边缘和细节特性, 另外, KAZE算法在非线性的尺度空间中图像能保留边缘。将上述两种方法相结合, 更能突出图像的显著特性。为了更好地利用边缘和细节信息, 本文将二阶梯度值引入特征描述符中。二阶梯度由 $L_{ww}$ 和 $L_{vv}$ 两个互相垂直的分量组成:

$$L_{ww} = \frac{L_x^2 L_{xx} + 2 \cdot L_x L_{xy} L_y + L_y^2 L_{yy}}{L_x^2 + L_y^2} = \frac{1}{L_x^2 + L_y^2} (L_x L_y) \begin{pmatrix} L_{xx} & L_{xy} \\ L_{yx} & L_{yy} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} L_x \\ L_y \end{pmatrix}, \quad (11)$$

$$L_{vv} = \frac{L_y^2 L_{xx} - 2 \cdot L_x L_{xy} L_y + L_x^2 L_{yy}}{L_x^2 + L_y^2} = \frac{1}{L_x^2 + L_y^2} (L_y - L_x) \begin{pmatrix} L_{xx} & L_{xy} \\ L_{yx} & L_{yy} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} L_y \\ -L_x \end{pmatrix} \quad (12)$$

二阶梯度值 $\mu$ 为:

$$\mu = \sqrt{L_{ww}^2 + L_{vv}^2}. \quad (13)$$

具体做法为: 在计算原描述符和一阶Harr小波响应值 $L_x$ 、 $L_y$ 的基础上, 继续计算二阶Harr小波响应值 $L_{xx}$ 、 $L_{yy}$ 、 $L_{xy}$ 。进而根据式(11)、(12)计算二阶梯度值 $\mu$ 。然后, 对每个子块的二阶梯度值求均值, 利用 $\sigma_2 = 1.5\sigma_1$ 的高斯核对其进行加权处理, 形成一个16维的特征向量。在得到二阶梯度均值特征向量之后, 结合原描述符, 得到一个新的 $64 + 16 = 80$ 维的扩展描述符。

#### 3.2 影像多视角透视变换

因为KAZE算法对视角变化敏感, 在成像视角差异较大的场景中不能正确匹配。而对KAZE描述符进行扩展只能有限地增加其判别性, 不能增加其对视角变化的鲁棒性。针对此缺点, 本文采用模拟影像多视角以消除视角差异带来的透视变形, 在模拟影像上提取改进的KAZE特征, 然后在模拟影像之间进行特征匹配, 从而提高了KAZE算法对视角变化的鲁棒性。由相机透视成像原理可知, 目标物体与像平面之间的对应关系是透视变换关系, 为了使模拟过程与成像过程一致, 本文在多视角模拟中采用透视变换模型。透视变换模型由透视变换矩阵 $H$ 表示<sup>[15]</sup>:

$$H = \begin{bmatrix} -f \cos \varphi \cos \kappa & f \cos \varphi \sin \kappa & 0 \\ -f \sin \kappa & -f \cos \kappa & 0 \\ \sin \varphi \cos \kappa & -\sin \varphi \sin \kappa & -r \end{bmatrix}, \quad (14)$$

其中:  $r$ 为模拟影像中心与参考影像中心之间的距离,  $f$ 为相机焦距,  $\varphi$ 、 $\kappa$ 为相机视角。 $\kappa \in [0, 2\pi)$ ,  $\kappa$ 采样采用固定步长 $\Delta\kappa = \frac{2\pi}{5t}$ ,  $\varphi = \arccos \frac{1}{t}$ ,  $t = \{1, \sqrt{2}, 2, 2\sqrt{2}, 4\}$ 。通过对 $H$ 中的 $\varphi$ 和 $\kappa$ 进行离散采样, 即可得到不同视角下的透视变换矩阵, 根据该透视变换矩阵, 就可以生成不同视角下的模拟影像。图1所示为透视采样点分布图。

#### 3.3 算法流程

借鉴PSIFT算法对待匹配图像进行多视角模拟的思想, 以提高KAZE算法对仿射和透视变化的鲁

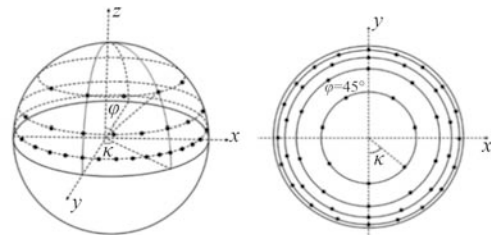


图1 参数 $\varphi$ 和 $\kappa$ 采样分布, 黑点为采样点

Fig. 1 Sampling distribution of  $\varphi$  and  $\kappa$ , black dots are Samples

棒性, 扩大KAZE算法在成像视角变化剧烈场景的应用。本文算法通过对待匹配图像进行透视变换模拟, 利用本文提出的改进KAZE算法在参考影像和模拟影像上提取特征后进行匹配, 利用RANSAC算法剔除误匹配, 这样既保留了KAZE算法的优越性, 又克服了透视变化。算法的主要步骤如下:

1) 对输入的参考影像与待匹配影像, 分别按照式(14)进行透视变化模拟重采样, 在生成的一系列采样图上提取改进的KAZE特征描述符。

2) 参考影像的采样图上的KAZE特征与待匹配影像采样图的KAZE特征进行逐一匹配, 利用最近邻与次近邻比值<sup>[6]</sup>来剔除误匹配, 记录正确匹配数量。

3) 选择正确匹配数量最多的5对采样图匹配结果, 反算出采样图上的匹配点在原始待匹配影像上的位置, 采用RANSAC算法提纯, 并输出最终的匹配结果。

为了加快算法的运算速度, 本文采取双分辨率匹配思路。首先对输入的匹配影像对进行 $3 \times 3$ 降采样, 对低分辨率的待匹配图像进行透视变换模拟, 然后再提取KAZE特征进行匹配。选取匹配结果最好的5组采样参数对原始待匹配图像进行透视变换重采样, 继续在采样图上提取KAZE特征并进行匹配, 并利用RANSAC算法剔除误匹配点。

## 4 实验与分析

本节通过3组实验图像来验证本文算法的性能, 第一组图像为Mikolajczyk<sup>[20]</sup>数据集中包含视角变化的两组Graffiti和Wall图像集, 每组数据包含6幅图像, 图像集里的场景为近似同一平面的室外图像; 第二组为Morel\_Yu数据集, 包含5组不同视角拍摄的单个平面目标的室内图像; 第三组为AMC580倾斜相机在某测区拍摄的垂直影像和倾斜影像组成的数据集AMCImg。本文算法基于Visual Studio 2010和开源计算机视觉库OpenCV2.4.7实现。以正确匹配数量和匹配正确率为评价指标, 实验中, 选取KAZE、SIFT等传统的特征匹配算法作为对比算法, 并与针对仿射不变性的ASIFT算法和透视不变性的PSIFT算法进行了对比。实验中, 本文算法表示为PKAZE。

### 4.1 与传统特征匹配算法对比

#### 4.1.1 Mikolajczyk数据集实验结果

实验中选取该数据集里包含视角变化的Graffiti(壁画)、Wall(砖墙)两组图像集, 每组图像包含6幅图像, 视角变化分别为 $0^\circ, 20^\circ, 30^\circ, 40^\circ, 50^\circ, 60^\circ$ 。以第一幅图像为基准图像, 与其余5幅图像进行匹配, 统计正确匹配数量。匹配过程中采用RANSAC算法剔除误匹配点。图2(彩图见期刊电子版)和图4(彩图见期刊电子版)给出了各个算法的正确匹配数量。由图2和图4对比可以发现, 随着图像视角的逐渐变大, 各个算法的正确匹配数量逐渐减少。在Graffiti图像集里, PKAZE算法比KAZE、SIFT和SURF算法得到的正确匹配数量多得多。在第4和第5对图像匹配中, 在KAZE、SIFT和SURF算

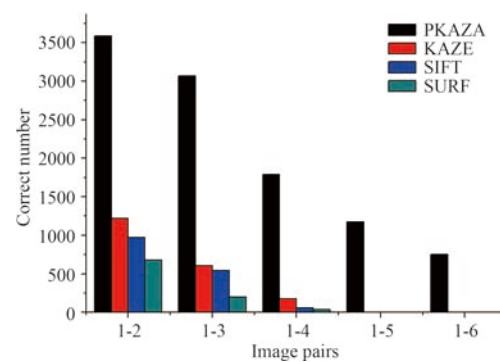


图 2 4种算法在Graffiti图像集的匹配结果

Fig. 2 Matching results of four algorithms in Graffiti images



(a) Graffiti1与Graffiti5的匹配结果  
(a) Matching results of Graffiti1 and Graffiti5



(b) Graffiti1与Graffiti6的匹配结果  
(b) Matching results of Graffiti1 and Graffiti6

图 3 Graffiti图像集的部分匹配结果

Fig. 3 Partial matching results of PKAZE in Graffiti images

法失效的情况下, PKAZE仍然得到了一定数目的匹配结果, 可见在大视角变化情况下, PKAZE仍能保持匹配稳健性。从图2可知, PKAZE在Graffiti图像集中可以成功匹配, 且得到的正确匹配数量最多, 这证明了PKAZE算法对视角变化具有鲁棒性。图3给出了PKAZE算法的部分Graffiti图像匹配结果。

由图4可以看出, 当图像间视角变化不大时, KAZE与SIFT算法的性能相当, SURF的性能最差, 但随着视角变大, KAZE、SIFT和SURF算法仅能得到少量的正确匹配点, 有时甚至不能得到正确匹配点。相比于传统算法, PKAZE保持了对视角变化的鲁棒性, 在各图像匹配对中获得匹配数量最多。图5给出了PKAZE算法在部分Wall图像匹配结果。

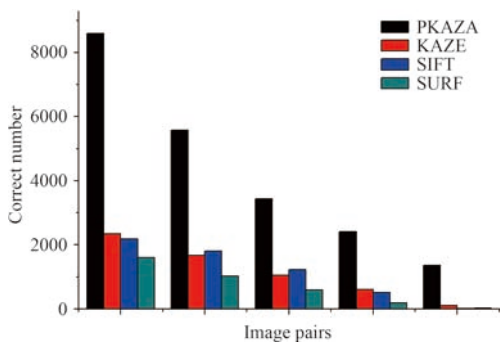


图4 4种算法在Wall图像集的匹配结果

Fig. 4 Matching Results of four algorithms in Wall images

#### 4.1.2 Morel\_Yu数据集实验结果

该数据集包含两类图像数据, 一类为以不同倾斜角拍摄的图像, 该类图像包含3组, 每组有9幅图像, 一组为Magazine图像序列, 倾斜角变化为 $0^\circ \sim 80^\circ$ , 后两组为Painting x1和Painting x10, 这两组是具有尺度变化的同一场景图像, 倾斜角为 $-80^\circ \sim 80^\circ$ 。另一类图像为倾斜角一定, 旋转角不同的两组图像, 每组有10幅图像, 分别为Tilt\_t2图像序列和Tilt\_t4图像序列, 两组图像的旋转角变化都为 $0^\circ \sim 90^\circ$ 。实验中以每组图像序列的第1幅图像与其余图像进行匹配, 记录匹配结果。图6为各个算法在Morel\_Yu数据集中正确匹配数量的变化曲线。从图6(a)~(c)可以看出, 当图像间的倾斜角不大时, 各个算法均有一定数量的正确匹配, KAZE、SIFT和SURF算法的性能比较接近, 当图像的倾斜角超过一定值时, 这些算法都会失效。

PKAZE算法所获得的正确匹配数量虽然随着倾斜角的增大而减少, 但都能匹配成功, 得到的正确匹配数量最多, 表明PKAZE算法鲁棒性最强。当倾斜角过大时, 因特征区域透视变形严重, 传统算法都不能提取到足够的重复特征, 使得这些算法中的描述符的唯一性差, 造成匹配失效。当PKAZE算法对影像进行多视角模拟时, 其能提取到足够的重复特征, 且能消除部分透视变形, 所以其在倾斜角很大的情况下, 仍能得到一定数量的正确匹配。由图6(d)和(e)可以看出, 当图像间存在一定的倾斜角, 再加上旋转角的话, 各个算法的性能随着旋转角的增大迅速下降, 超过一定旋转角后, KAZE、SIFT和SURF算法都失效, PKAZE算法的性能虽然也有所下降, 但仍能匹配成功, 且得到一定数量的正确匹配对。图7给出了PKAZE算法在Morel\_Yu数据集的部分匹配结果。

#### 4.1.3 AMCIImg数据集实验结果

AMCIImg数据集由60对垂直和倾斜影像组成, 是由AMC580相机在登封某地拍摄的。AMC580相机有5个镜头, 分别是下视、左视、右视、前视和后视。图8给出了该数据集中抽取的4对待匹配影像, 其中AMC\_1是一对左视影像, AMC\_2由下视与前视影像组成, AMC\_3由下视与后视影像组成, AMC\_4是两张前视和后视影像。从图8可知, AMCIImg数据集中的影像之间的视角变化剧烈。

表1给出了本文算法与KAZE、SIFT和SURF算



(a)Wall1与Wall5的匹配结果  
(a)Matching results of Wall1 and Wall5



(a)Wall1与Wall6的匹配结果  
(a)Matching results of Wall1 and Wall6

图5 Wall图像集的部分匹配结果

Fig. 5 Partial matching results of PKAZE in Wall images

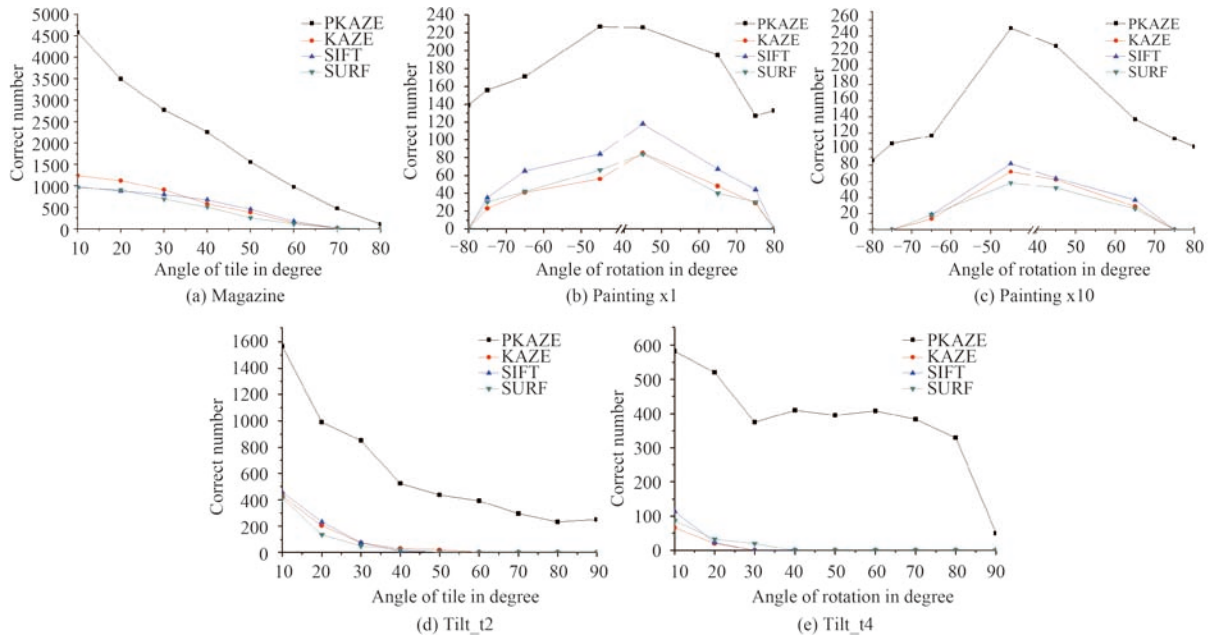


图 6 4种算法在Morel\_Yu数据集中的匹配数量对比结果

Fig. 6 Comparison of correct matching number of four algorithms in Morel\_Yu data set

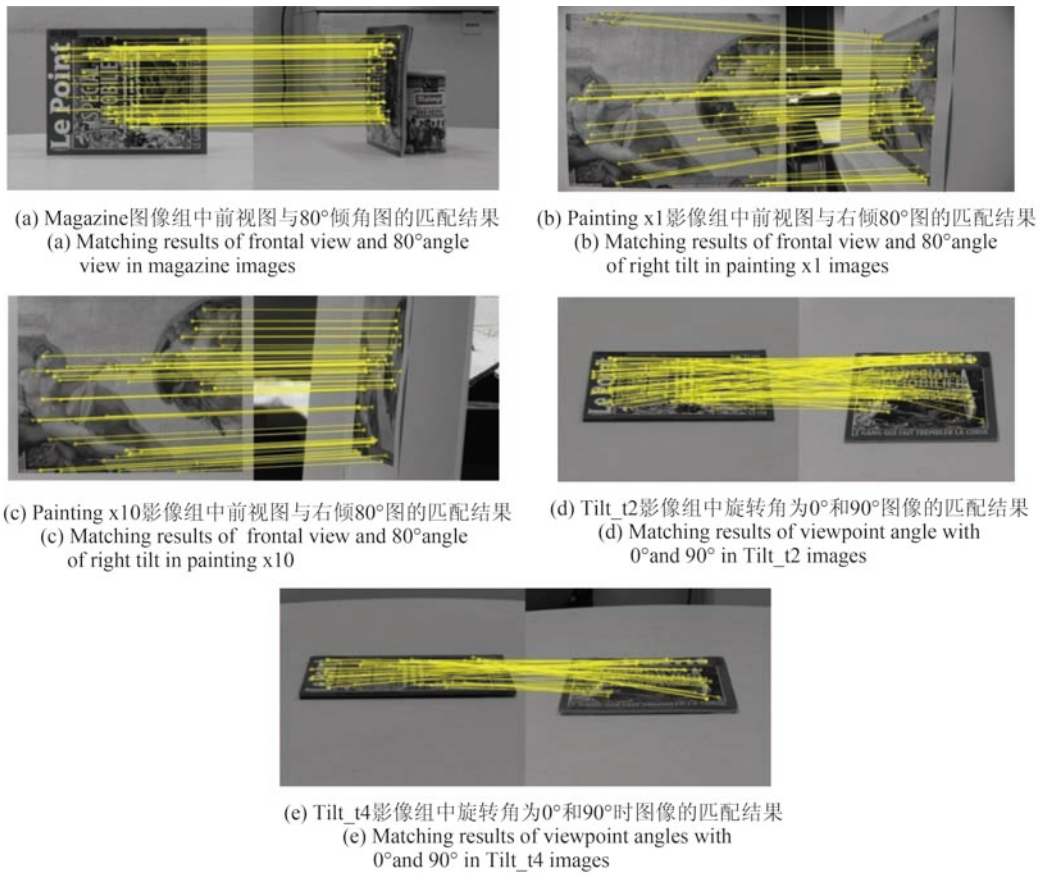


图 7 PKAZE对于Morel\_Yu数据集的部分匹配结果

Fig. 7 Partial matching results of PKAZE in Morel\_Yu dataset



(a) AMC\_1



(b) AMC\_2



(c) AMC\_3



(d) AMC\_4

图 8 AMCIImg数据集图像

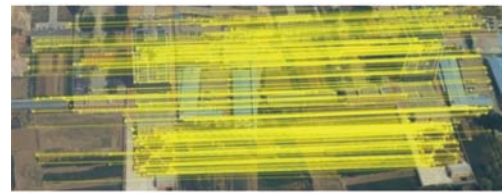
Fig. 8 Images of AMCIImg dataset

表 1 4种算法在AMCIImg数据集中匹配数量的对比结果

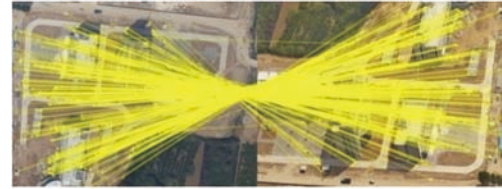
Tab. 1 Comparison of correct matching numbers of four algorithms in AMCIImg dataset

	PKAZE	KAZE	SIFT	SURF
AMC_1	773	376	185	131
AMC_2	589	251	255	117
AMC_3	363	131	128	101
AMC_4	228	43	44	19
AMCIImg	334	140	131	73

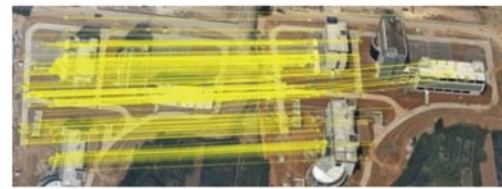
法在这4对倾斜影像上正确匹配数量的结果对比。实验中对该数据集的所有影像对都进行了匹配，



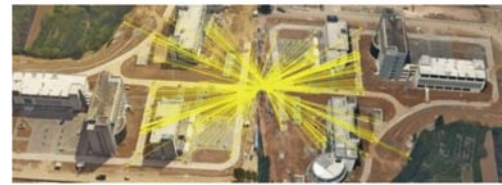
(a) AMC\_1



(b) AMC\_2



(c) AMC\_3



(d) AMC\_4

图 9 PKAZE在AMCIImg数据集的匹配结果

Fig. 9 Results of PKAZE in AMCIImg dataset

表 2 PKAZE、PSIFT和ASIFT平均匹配正确率结果对比

Tab. 2 Comparison of average match accuracy of PKAZE,PSIFT and ASIFT (%)

	PKAZE	PSIFT	ASIFT
Graffiti	12.53	3.51	3.18
Wall	24.39	10.47	10.39
Magazine	37.13	8.89	11.01
PainX1	11.72	4.85	4.89
PainX10	11.89	3.39	4.66
Tilt_t2	15.19	4.73	5.42
Tilt_t4	22.38	1.58	2.95
AMCIImg	4.38	1.69	1.67

以提高实验结果的可靠性，在表1最后一行给出了各个算法的平均匹配数量。从表1可知，PKAZE算

法得到的正确匹配数量最多, KAZE算法次之, SURF算法最少。相比KAZE、SIFT和SURF算法, PKAZE算法的稳健性要强很多。这是由于PKAZE算法是通过对影像进行透视采样以模拟不同视角下的影像变形, 因此对视角变化更加鲁棒, 因此与传统匹配算法相比能得到更多的匹配数量。图9给出了本文算法在这4对倾斜影像上的匹配结果。

#### 4.2 与PSIFT和ASIFT算法的实验结果对比

本组实验将PKAZE与PSIFT、ASIFT算法进行了对比, 表2给出了这3种算法在8组实验图像上的平均匹配正确率。表中的平均匹配正确率是一组图像序列的平均正确匹配数量与平均特征点总数的比值。由表2可知, 对于二维平面图像, PKAZE算法中的平均匹配正确率最高, 达到了37.13%。对于复杂的三维真实场景, 即AMCImg图像集, PKAZE算法的平均匹配正确率为4.38%。由表2可知, PKAZE算法的匹配正确率最高, 为PSIFT的2~10倍, ASIFT的2~7倍, 表明了PKAZE算

法具有良好的判别性能与抗视角变化能力。

## 5 结论

针对KAZE算法对视角变化敏感的缺点, 本文提出了一种视角鲁棒的PKAZE算法。首先对KAZE描述符进行改进, 利用二阶梯度值能很好地表示细节和边缘的特性, 扩展原描述符; 然后利用多视角模拟待匹配影像, 在模拟影像上提取改进的KAZE描述符后进行匹配, 从而提高了算法对视角变化的鲁棒性。通过8组不同类型的图像序列的实验结果表明, 本文算法比KAZE、SIFT和SURF算法对视角变化有更强的鲁棒性, 不仅对平面场景影像的视角变化鲁棒, 而且对真实复杂场景拍摄的大视角变化影像同样也适用; 与PSIFT和ASIFT相比, 本文算法匹配正确率更高, 分别为PSIFT的2~10倍, ASIFT的2~7倍。PKAZE算法的不足是需要对影像进行多视角模拟, 该过程比较耗时。

#### 参考文献:

- [1] 李新娥, 班皓, 沙巍, 等. 一种大视场TDICCD相机的多传感器图像配准方法[J]. 液晶与显示, 2014, 29(4): 644-648.
- LI X E, BAN H, SHA W, *et al.*. Registration method of large field view and multi-sensor images of TDICCD cameras[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(4): 644-648. (in Chinese)
- [2] 何宾, 陶丹, 彭勃. 高实时性F-SIFT图像拼接算法[J]. 红外与激光工程, 2013, 42(S2): 440-444.
- HE B, TAO D, PENG B. High real-time F-SIFT image mosaic algorithm[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2013, 42(S2): 440-444. (in Chinese)
- [3] 姚国标, 邓喀中, 艾海滨, 等. 倾斜立体影像自动准稠密匹配与三维重建算法[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2014, 39(7): 843-849.
- YAO G B, DENG K Z, AI H B, *et al.*. An algorithm of automatic quasi-dense matching and three-dimensional reconstruction for oblique stereo images[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(7): 843-849. (in Chinese)
- [4] 贾平, 徐宁, 张叶. 基于局部特征提取的目标自动识别[J]. 光学精密工程, 2013, 21(7): 1898-1905.
- JIA P, XU N, ZHANG Y. Automatic target recognition based on local feature extraction[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(7): 1898-1905. (in Chinese)
- [5] 李欣璐, 杨进华, 张刘, 等. 用于快速星跟踪的双向递推匹配识别[J]. 光学精密工程, 2015, 23(5): 1443-1449.
- LI X L, YANG J H, ZHANG L, *et al.*. Bidirectional selective rule out matching recognition of fast star tracking[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(5): 1443-1449. (in Chinese)
- [6] LOWE D. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [7] 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(8): 2146-2153.
- LIU ZH W, LIU D SH, LIU P. SIFT feature matching algorithm of multi-source remote image[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(8): 2146-2153. (in Chinese)
- [8] 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(5): 537-543.
- YANG H CH, YAO G B, WANG Y B. Dense matching for wide-line stereo images based on SIFT[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2011, 40(5): 537-

543. (in Chinese)
- [9] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, *et al.* Speeded-up robust features (SURF)[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.
- [10] 纪华, 吴元昊, 孙宏海, 等. 结合全局信息的SIFT特征匹配算法[J]. *光学 精密工程*, 2009, 17(2): 439-444.
- JI H, WU Y H, SUN H H, *et al.* SIFT feature matching algorithm with global information[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(9): 439-444. (in Chinese)
- [11] 曾峦, 王元钦, 谭久彬. 改进的SIFT特征提取和匹配算法[J]. *光学 精密工程*, 2011, 19(6): 1391-1397.
- ZENG L, WANG Y Q, TAN J B. Improved algorithm for SIFT feature extraction and matching[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(6): 1391-1397. (in Chinese)
- [12] ALCANTARILLA P F, BARTOLI A, DAVISON A J. KAZE features [C]. *Computer Vision-ECCV 2012. Springer Berlin Heidelberg*, 2012: 214-227.
- [13] WEICKERT J. Applications of nonlinear diffusion in image processing and computer vision [J]. *Acta Math. Univ. Comeniana*, 2001, 70(1): 33-50.
- [14] MOREL J M, YU G. ASIFT: A new framework for fully affine invariant image comparison [J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2009, 2(2): 438-469.
- [15] CAI G R, JODOIN P, LI S Z, *et al.* Perspective-SIFT: an efficient tool for low-altitude remote sensing image registration [J]. *Signal Processing*, 2013, 93(11): 3088-3110.
- [16] PERONA P, MALIK J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(7): 629-639.
- [17] AGRAWAL M, KONOLIGE K, BLAS M R. CENSURE: Center surround extremas for realtime feature detection and matching [C]. *Computer Vision-ECCV 2008, Springer Berlin Heidelberg*, 2008, 5305: 102-115.
- [18] ROMENY B M H. *Front-end Vision and Multi-Scale Image Analysis: Multi-Scale Computer Vision Theory and Applications, Written in Mathematical*[M]. Springer Science & Business Media, 2003.
- [19] CHEN Q, MONTESINOS P, SUN Q, *et al.* Adaptive total variation denoising based on difference curvature[J]. *Image and Vision Computing*, 2010, 28: 298-306.
- [20] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. A performance evaluation of local descriptors[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(10): 1615-1630

#### 作者简介:



徐志军 (1992-), 男, 江西赣州人, 2013年于武汉大学获得学士学位, 主要从事数字图像处理、数字摄影测量等方面的研究。E-mail: xzjxzj2010@126.com

#### 导师简介:



耿则勋 (1958-), 男, 河南孟州人, 博士, 教授, 博士生导师, 1982年于新乡师范学院获得数学专业学士学位, 1990年于西安交通大学获得概率论与数理统计专业理学硕士学位, 1996年于解放军测绘学院获得摄影测量与遥感专业博士学位, 主要从事遥感信息获取与处理、天文图像处理等方面的研究。E-mail: zxgeng@126.com