

# 基于 KLT 光流的无人机视频影像特征点跟踪算法

刘芳<sup>1</sup>, 吴云东<sup>2</sup>, 蔡国榕<sup>2</sup>, 陈水利<sup>3</sup>

(1. 集美大学理学院, 福建 厦门 361021; 2. 集美大学计算机工程学院, 福建 厦门 361021;  
3. 集美大学诚毅学院, 福建 厦门 361021)

[摘要] 针对无人机低空采集的高分辨率视频特点, 提出了一种无迹卡尔曼滤波和 KLT (Kanade-Lucas-Tomasi) 匹配算法相结合的特征点跟踪算法。首先, 利用无迹卡尔曼滤波在相邻帧中进行特征点预测, 以确定匹配范围; 其次, 根据 KLT 匹配算法对特征点进行跟踪, 以得到的匹配结果作为观测值; 最后, 通过卡尔曼增益修正得到特征的准确位置。针对建筑物、草地等不同类型视频数据集的实验结果表明, 该算法可以得到精确的特征位置。

[关键词] 无人机; 影像; Harris 角点; KLT 匹配算法; 无迹卡尔曼滤波

[中图分类号] TP 391.41

## Research of Feature Point Tracking Algorithm for UAV Video Image Based on KLT

LIU Fang<sup>1</sup>, WU Yundong<sup>2</sup>, CAI Guorong<sup>2</sup>, CHEN Shuili<sup>3</sup>

(1. School of Science, Jimei University, Xiamen 361021, China;  
2. College of Computer Engineering, Jimei University, Xiamen 361021, China;  
3. Chengyi University College, Jimei University, Xiamen 361021, China)

**Abstract:** According to high resolution video feature of unmanned aerial vehicle(UAV) low acquisition, this paper proposes a feature points tracking algorithm combined uncencted Kalman filter(UKF) and Kanade-Lucas-Tomasi(KLT). Firstly, the algorithm uses UKF to predict feature points in the adjacent frames to determine the scope of the match. Secondly, the algorithm tracks feature points according to KLT matching algorithm. The results are seen as observed value. Finally, the accurate position of the feature points through the kalman gains correction. The experiment results for buildings, glassland and other different types of video data set show that the algorithm can get accurate feature location.

**Keywords:** unmanned aerial vehicle(UAV); image; Harris corner; Kanade-Lucas-Tomasi(KLT) matching algorithm; uncencted Kalman filter(UKF)

## 0 引言

无人机视频影像具有广阔的应用前景, 尤其是在复杂危险的灾害现场需要救援的情况下, 第一时间就需要无人机视频, 而要掌握更完整现场信息又需要灾害现场三维重建。因此, 有必要开展无人机

[收稿日期] 2017-03-02

[修回日期] 2017-03-25

[基金项目] 福建省高校产学研合作科技重大项目(2017H6015); 福建省自然科学基金项目(2016J01309, 2016J01310); 福建省科技厅重点项目(2014H0034)

[作者简介] 刘芳(1992—), 女, 硕士生, 从事图像处理、模式识别研究。通信作者: 吴云东(1967—), 男, 教授, 从事影像信息处理、模式识别研究, E-mail:1175551080@qq.com。

视频快速三维重建技术的研究。

无人机视频快速三维重建的关键步骤是同名点的获取,即图像匹配。图像匹配算法分为基于灰度的匹配<sup>[1]</sup>和基于特征的匹配<sup>[2-3]</sup>。基于灰度的匹配算法的缺点是对图像的尺度、旋转、亮暗等变换敏感,相比之下,基于特征的匹配算法对图像的光度和几何变化具有不变性,应用广泛。目前特征匹配的常用方法有 SIFT 算法<sup>[4]</sup>、SURF 算法<sup>[5]</sup>、ORB 算法<sup>[6]</sup>等。SIFT 算法通过生成高斯金字塔,在每一层上提取特征点,在使用 128 维向量进行特征描述,具有旋转、尺度及亮度不变性,但是计算量大、效率低。SURF 算法原理与 SIFT 算法类似,使用了 64 维向量进行特征描述,效率是 SIFT 算法的 10 倍,但是计算速度仍然较慢。ORB 算法首先提取 FAST 算子<sup>[7]</sup>,再设置特征向量加以描述,具有较稳定的旋转不变性,是目前计算速度较快的一种算法。虽然特征匹配算法可以解决匹配的可靠性和精确性问题,但是视频影像数据量大,处理视频影像需要满足高效性,特征匹配算法达不到视频影像同名点快速获取的要求。

KLT 算法<sup>[8]</sup>依据光流思想,对视频影像的相邻两帧进行匹配。KLT 算法效率高,速度快。KLT 算法的可靠性也在合理的范围内<sup>[9-10]</sup>。因此,KLT 算法更适合视频影像的快速同名点获取。KLT 算法首先利用 KLT 算子提取特征点,然后利用光流估计实现特征点的匹配。随着研究的深入,KLT 跟踪算法得到了越来越广泛的应用。Gong 等<sup>[11]</sup>利用 KLT 算法计算相邻帧之间匹配点的运动矢量,实现运动车辆检测;Hwangbo 等<sup>[12]</sup>引入仿射变换模型求解 KLT 跟踪点,提高了算法的抗噪性;宋琳等<sup>[13]</sup>提出了一种采用多重约束的无人机导航 KLT 视觉跟踪算法,具有更高的鲁棒性;刘玉等<sup>[14]</sup>提出了一种基于 SIFT 和 KLT 相结合的特征点跟踪方法,可以实现对结构复杂目标的稳定跟踪。在 KLT 算法中,若帧间运动较大,则光流估计误差较大,特征点匹配精度会下降,本文针对这个问题进行改进。

无迹卡尔曼滤波 (unscented Kalman filter, UKF)<sup>[15]</sup>是一种状态估计算法,依据少量的采样点经由非线性函数的传播值,获得更新后的滤波值,具有较好的估计精度<sup>[16-18]</sup>。无迹卡尔曼滤波主要运用卡尔曼滤波的思想,但是在求解目标后续时刻的预测值和量测值时,则需要应用采样点来计算。UKF 通过设计加权点来近似表示  $n$  维目标采样点。计算这些加权点经由非线性函数的传播值,通过状态更新获得滤波值,从而实现了目标的跟踪。无迹卡尔曼滤波能够得到精确的均值和协方差的估计,从而获得较高的估计精度。

若将 KLT 算法所得的特征点位置作为无迹卡尔曼滤波的测量值进而得到最终值,则最终值的精度比 KLT 算法所得结果的精度高。为此,本文将展开 KLT 和无迹卡尔曼滤波结合算法的研究。

## 1 基于光流的滤波跟踪算法

### 1.1 金字塔下 KLT 光流法

KLT 光流法是一种两帧差分的光流估计算法。它利用帧间特征点信息并且采用最优估计方法实现帧间特征点的匹配。

在窗口  $w$  上,所有  $(x,y)$  向任意方向移动了  $(dx,dy)$ ,从而得到  $(x',y')$ ,即  $t$  时刻的  $(x,y)$  点在  $t+T$  时刻为  $(x+dx,y+dy)$ ,所以寻求匹配的问题可化为对式 (1) 寻求最小值。

$$\varepsilon = \iint (J(x+d/2) - I(x-d/2))^2 w(x) dx \quad (1)$$

函数  $\varepsilon(d)$  要取得最小值,则这个极值点的导数一定为 0。从而,问题可以化为:

$$\iint [J(x) - I(x)] \mathbf{g}(x) w(x) dx = - \iint \mathbf{g}(x) \mathbf{g}^T(x) w(x) dx \quad (2)$$

记  $\mathbf{Z} = \iint \mathbf{g}(x) \mathbf{g}^T(x) w(x) dx$ , 为了要使  $d$  能够得到解,则  $\mathbf{Z}$  需要满足条件,即  $\mathbf{Z} * \mathbf{Z}^T$  可逆,其中  $\mathbf{Z}^T$  为  $\mathbf{Z}$  矩阵的转置。在一般条件下,角点具有这样的特点:当物体速度较快时,光流估计不准确。缩小图像的尺寸就可以减小运动速度。首先生成图像金字塔,在图像金字塔的最高层计算光流,用得

到的运动估计结果作为下一层金字塔的起始点,重复这个过程直到金字塔的最底层。这个算法称为金字塔下的 KLT 光流法。

金字塔 KLT 光流法基于最优估计理论进行特征点运动的跟踪。跟踪最优估计范围既与特征窗口的大小有关,又与金字塔层数有关。由式(1)可知,在  $X$  轴方向上特征点偏移量的最大估计范围是  $\sum_{i=0,1,\dots,n} 2^i \times w_x$ , 其中  $n$  为金字塔最大分解层数;同理,在  $Y$  轴方向上特征点偏移量的最大估计范围是  $\sum_{i=0,1,\dots,n} 2^i \times w_y$ 。若帧间运动超过这个范围,金字塔 KLT 光流法的匹配精度就会下降。针对这个问题,本文引入了无迹卡尔曼滤波,提出了 KLT 光流和 UKF 结合的跟踪算法。

### 1.2 结合 KLT 光流的 UKF 跟踪算法

在机载摄像机快速移动的情况下,为了能够得到精确的特征点位置,本文提出 KLT 和 UKF 结合算法(KLT-UKF)。把 KLT 得到的特征点位置作为无迹卡尔曼滤波的观测值,经过状态更新得到特征点的确定位置。这个位置比 KLT 算法得到的特征点位置更加精确。

对第一帧进行 Harris 角点提取,从第二帧开始,在进行每一帧跟踪时,首先构造采样点,对这些采样点利用状态方程进行预测,把金字塔 KLT 光流法得到的值作为当前观测值,利用无迹卡尔曼滤波算法进行估计,得到特征点的最终位置。

将第一帧的 Harris 角点作为初始值  $\bar{x}(0|0)$ , 初始化  $P(0|0)$ , 令  $k=1$ , 利用权重公式计算权重  $w_i^{(m)}$ 、 $w_i^{(c)}$  ( $i=0, \dots, n$ )。构造无迹卡尔曼滤波器的采样点:

$$x_0(k-1|k-1) = \bar{x}(k-1|k-1) \quad (3)$$

$$x_i(k-1|k-1) = \bar{x}(k-1|k-1) + [\sqrt{(n+\lambda)\bar{P}(k-1|k-1)}]_i, i=1, \dots, n \quad (4)$$

$$x_i(k-1|k-1) = \bar{x}(k-1|k-1) - [\sqrt{(n+\lambda)\bar{P}(k-1|k-1)}]_i, i=n+1, \dots, 2n \quad (5)$$

其中,  $[\sqrt{(n+\lambda)\bar{P}(k-1|k-1)}]_j$  是矩阵平方根的第  $j$  列。通过构造采样点进行无迹变换可以将均值和协方差的估计准确到二阶。

根据系统运动学方程对采样点进行预测得到  $x_i(k|k-1)$ ,  $i=0, 1, \dots, 2n$ 。利用无迹变换计算预测的状态均值:

$$\bar{x}(k|k-1) = \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(m)} x_i(k|k-1) \quad (6)$$

利用金字塔 KLT 光流法得到的位置坐标作为观测值  $y_i(k|k-1)$ , 计算观测均值:

$$\bar{y}(k|k-1) = \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(m)} y_i(k|k-1) \quad (7)$$

利用预测值和观测值进行状态更新。确定最佳观测值为  $y(k) = y_0(k|k-1)$ , 利用观测的自相关函数  $\bar{P}_{ykyk}$  和互相关函数  $\bar{P}_{xkyk}$  计算卡尔曼增益  $\bar{K}(k)$  更新状态均值和协方差。其中, 状态均值为:

$$\bar{x}(k|k) = \bar{x}(k|k-1) + \bar{K}(k)[y(k) - \bar{y}(k|k-1)] \quad (8)$$

所得的状态均值和协方差作为下一帧跟踪时的初始值进行计算, 可以获得准确的特征点跟踪的位置坐标。

本文算法把金字塔 KLT 算法得到的特征点位置作为观测值, 通过卡尔曼增益修正得到状态值。

### 1.3 算法流程

本文主要针对无人机航拍视频影像进行特征点跟踪算法研究, 所用的视频包括航拍建筑物视频、航拍大桥视频和航拍草地视频, 目的是实现对无人机航拍视频影像的特征点的精确跟踪。以下为本文算法流程:

输入: 无人机视频 AVI。

- 输出：视频 AVI 的每帧的特征点跟踪结果  $\bar{x}(k|k)$ 。
- 步骤 1：读取视频的当前帧图像。若是第一帧，则转到步骤 2，否则转到步骤 3。
- 步骤 2：进行 Harris 角点提取，标定出目标的初始位置  $\bar{x}(0|0)$ 。
- 步骤 3：根据目标在上一帧的状态值，使用无迹卡尔曼滤波器获得当前帧目标的预测位置  $\bar{x}(k|k-1)$ 。
- 步骤 4：使用 KLT 光流法获得目标在当前帧的观测位置  $\bar{y}(k|k-1)$ 。若与前一帧的坐标位置差大于某一阈值，则属于误匹配点，删除。
- 步骤 5：结合获得的预测位置和获得的观测位置，使用无迹卡尔曼滤波算法估计，得到当前帧目标的修正位置  $\bar{x}(k|k)$ 。
- 步骤 6：若继续跟踪，则转到步骤 1；否则结束。

2 实验结果和分析

2.1 实验数据和实验设置介绍

实验的目的是比较 KLT 光流法和加入无迹卡尔曼滤波后的 KLT - UKF 光流法的跟踪精度。由于同一算法对不同地物信息的匹配精度不同，因此本文选取了 3 种类型的无人机视频，作为评价这两种方法匹配精度的数据集。这两种类型视频分别以建筑物、大桥、草地作为主要的地物目标。图 1、图 2 和图 3 分别为两种视频中每隔 20 帧的图像，所有图像大小均为 768 × 432 像素。



图 1 建筑物地貌  
Fig.1 Building landscape



图 2 大桥地貌  
Fig.2 Bridge landscape

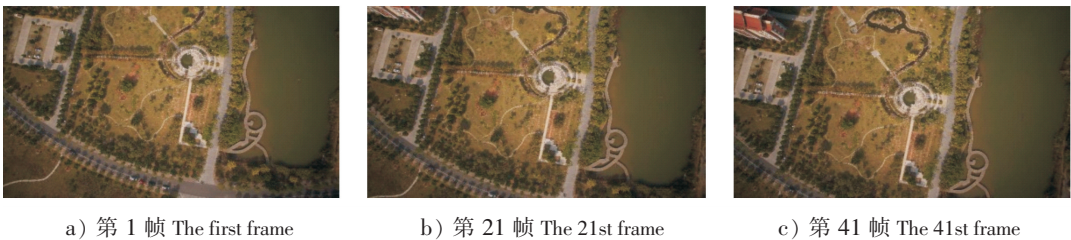


图 3 草地地貌  
Fig.3 Grass landscape



为了与 KLT 算法对比, 特征点统一选取 Harris 角点。过程噪声设置为随机数  $\text{rand}(1,n)$ 。初始协方差  $\bar{P}(0|0)$  设置为  $0.005E$ , 其中  $E$  为单位矩阵。SIFT 算法具有尺度、旋转不变性, 匹配精度高。本文选取 SIFT 算法的匹配结果作为衡量以上两种算法精度的标准。同时 ORB 算法也作为一种跟踪算法与这两种算法进行精度对比。实验的评价指标为第一帧后面的每一帧与第一帧的特征点匹配精度。

2.2 实验分析

第 1 组实验主要评价 ORB 算法、KLT 跟踪算法和本文算法对建筑物特征点跟踪时的精度。图 4a ~ 图 4d 为第 1 帧 (左) 和第 21 帧 (右) 分别利用 SIFT 算法、ORB 算法、KLT 算法和本文 KLT-UKF 算法得到的坐标匹配图。

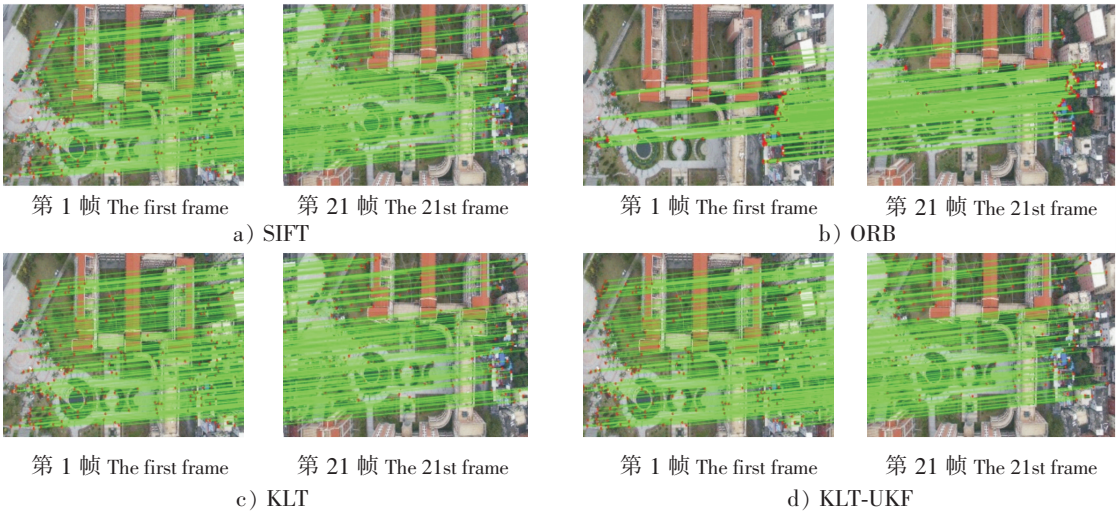


图 4 图像主要是建筑物时跟踪算法所得的匹配结果

Fig.4 The matching result obtained by the tracking algorithm when the main image information is building

第 2 组实验主要评价 ORB 算法、KLT 跟踪算法和本文算法对桥面特征点跟踪时的精度。图 5a ~ 图 5d 为第 1 帧 (左) 和第 41 帧 (右) 分别利用 SIFT 算法、ORB 算法、KLT 算法和本文算法得到的坐标匹配图。

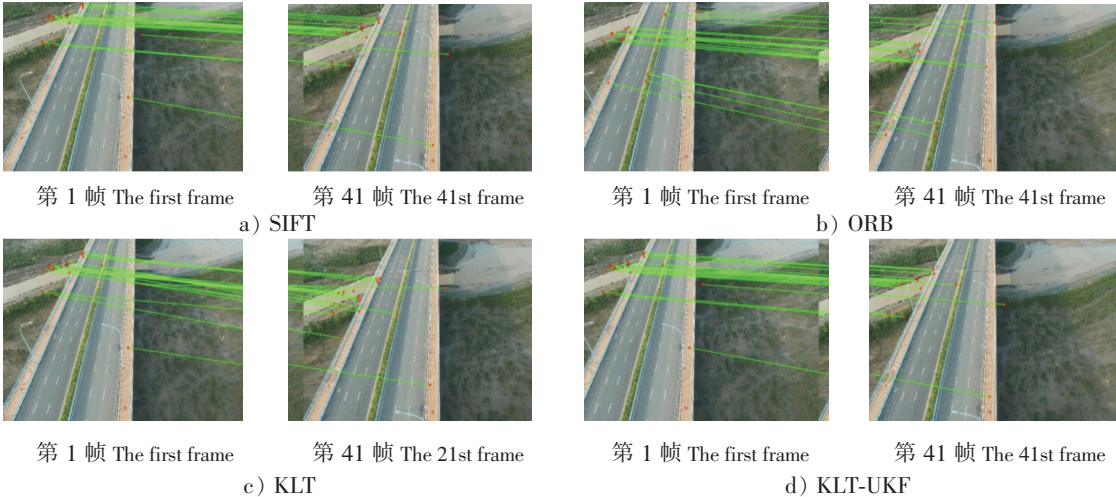


图 5 图像主要是桥面的跟踪算法所得的匹配结果

Fig.5 The matching result obtained by the tracking algorithm when the main image information is bridge

第 3 组实验主要评价 ORB 算法、KLT 跟踪算法和本文算法对草地特征点跟踪时的精度。图 6a ~ 图 6d 为第 1 帧 (左) 和第 41 帧 (右) 分别利用 SIFT 算法、ORB 算法、KLT 算法和本文算法得到的坐标匹配图。

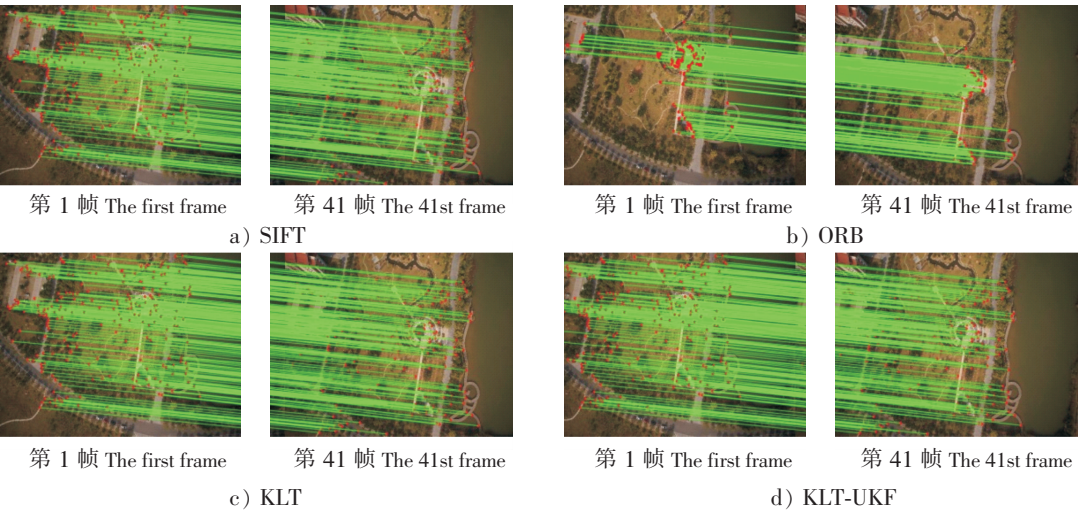


图 6 图像主要是草地的跟踪算法所得的匹配结果

Fig.6 The matching result obtained by the tracking algorithm when the main image information is grassland

当视频影像的主要信息是建筑物或草地时，角点比较多，属于易跟踪的类型，KLT 跟踪算法对每帧得到的特征点比较多。随着视频帧数的增加，特征点跟踪的精度越来越差，加入无迹卡尔曼滤波后，跟踪精度会提高。本文算法跟踪得到的特征点多而且精确，相比之下，ORB 算法跟踪得到的特征点偏少。当视频的主要信息是桥面时，整幅图像没有明显特征，在用 KLT 光流法进行跟踪的时候，找不到对应的特征点，容易跟踪失败。利用本文方法跟踪的特征点没有太大的误差。由图 5 可以看出采用 KLT 跟踪算法得到的某些特征点明显匹配错误，而本文算法得到的特征点匹配结果与 SIFT 算法相较误差不大。

表 2 基于不同地物类型的 3 种算法的跟踪误差对比

Tab.2 The tracking error comparison of the three algorithms based on different types of objects

地物类型 Object style	帧数 Frame number	ORB 跟踪误差/像素 ORB tracking error/pixed	KLT 跟踪误差/像素 KLT tracking error/pixed	本文跟踪误差/像素 Tracking error in this article/pixed
建筑物 Building	11	1.413	1.688	1.544
	21	1.571	2.732	1.615
	31	1.729	3.466	1.488
	41	1.832	5.272	1.776
	51	1.976	6.345	1.821
大桥 Bridge	11	3.924	10.299	4.876
	21	5.362	12.802	6.050
	31	7.114	16.079	7.284
	41	8.292	19.892	8.268
	51	9.592	24.722	10.586
草地 Glassland	11	1.341	1.969	1.463
	21	1.812	3.390	1.923
	31	2.172	4.743	2.053
	41	2.436	6.151	2.414
	51	2.631	6.992	2.513

表 2 是选取第 1 帧的特征点，经过 SIFT 算法计算后记录的对应同名点坐标，通过计算该坐标与以上 3 种算法所得坐标的平均距离作为误差衡量标准，若距离越小，则误差越小，说明跟踪精度越高。由表 2 的数据可以看出本文算法和 ORB 算法的精度相差无几，但比 KLT 算法精度高。

SIFT 匹配算法虽然可以得到任意两帧的匹配结果，且匹配精度高，但是匹配速度慢、效率低。

若用 SIFT 算法进行特征点跟踪, 则应是第 1 帧与后面的每一帧进行 SIFT 匹配。

表 3 为用 SIFT 算法、ORB 算法、KLT 算法和本文算法进行特征点跟踪的效率对比。其中, 时间单位为 ms, 表示跟踪每一帧影像的平均时间。

设图像大小为  $N \times N$ , 则 SIFT 算法的时间复杂度为  $O(N^2)$ , ORB 算法的时间复杂度为  $O(N)$ , KLT 算法的时间复杂度为  $O(\log N)$ 。由时间复杂度的比较结果可以看出, SIFT 算法的时间复杂度最大, 耗时太长, 不适合应用在跟踪技术中。ORB 算法所用的时间比 KLT 算法的 3 倍还多, 不能达到高效性, 所以也不适合应用在跟踪技术中。而本文算法在 KLT 算法的基础上加入了无迹卡尔曼滤波, 虽然所用的时间比 KLT 跟踪算法的稍长, 但是仍然满足高效性, 因此可以应用在跟踪技术中。

表 3 4 种算法的效率比较  
Tab. 3 The efficiency of the three algorithms

地物类型 Object type	t/ms			
	SIFT	ORB	KLT	本文算法 This method
建筑物 Building	10 031	430	122	138
大桥 Bridge	5 272	371	109	126
草地 Grassland	11 545	483	125	139

图 7、图 8 和图 9 分别是建筑物、大桥和草地的视频跟踪结果精度对比。用 SIFT 匹配算法得到对应同名点的坐标, 以计算该坐标与另 2 种算法所得坐标的平均距离作为误差衡量标准。3 种类型的视频都利用前 50 帧图像进行对比。针对建筑物视频, 本文算法的精度误差稳定在 2 个像素左右, 是 KLT 光流法的精度误差的 1/3; 针对大桥视频, 本文算法的精度误差是 KLT 光流法的精度误差的 1/2; 针对草地视频, 本文算法的精度误差稳定在 2.5 个像素左右, 是 KLT 光流法的精度误差的 1/3。由此可知, 虽然加入无迹卡尔曼滤波使得时间花费比 KLT 光流法稍长, 但其精度有了大幅度提高。

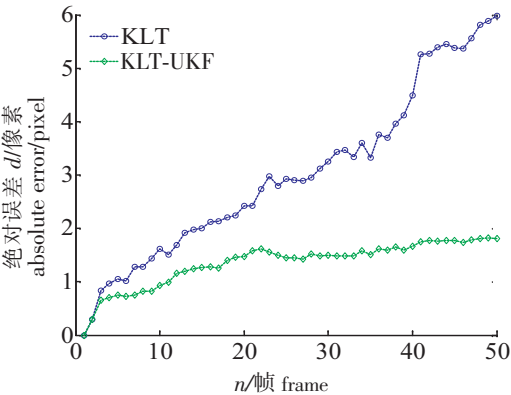


图 7 基于建筑物的跟踪精度  
Fig.7 Tracking precision based on building

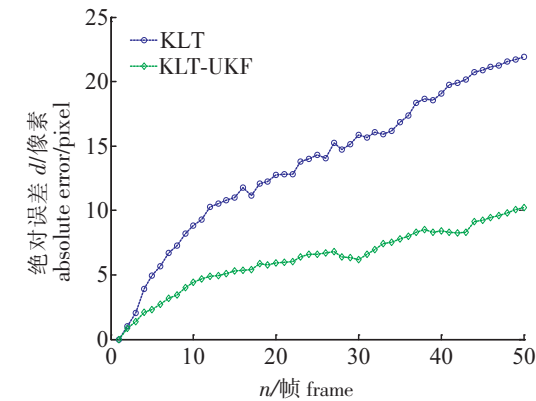


图 8 基于大桥的跟踪精度  
Fig.8 Tracking presion based on bridge

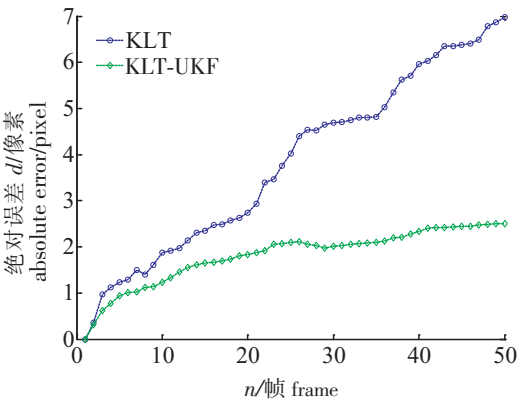


图 9 基于草地的跟踪精度  
Fig.9 Tracking presion based on glassland



### 3 结论

本文提出了一种采用 KLT 和 UKF 两种算法相结合的方法进行特征点跟踪。与 KLT 光流法相比, 本方法充分利用特征点的周边信息, 利用无迹卡尔曼滤波器能够较准确地估计出特征点在下一帧的位置。以 SIFT 算法作为精度的衡量标准, 本研究结果证明了本文提出的算法精确度高, 具有良好的跟踪效果。

### [ 参 考 文 献 ]

- [1] 刘晓光, 陈曦, 程正伟, 等. 基于图像灰度的 SSDA 匹配算法 [J]. 航空计算技术, 2010, 40(1): 54-57.
- [2] 冈萨雷斯. 数字图像处理 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2007.
- [3] AYKIN M D, NEGAHDARIPOUR S. On feature matching and image registration for two-dimensional forward-scan sonar imaging [J]. Journal of Field Robotics, 2013, 30(4): 602-623.
- [4] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [5] BAY H, TUYTELAARS T, VAN GOOL L. SURF: speeded up robust features [J]. European Conference on Computer Vision, 2006, 110(3): 404-417.
- [6] RUBLEE E, RABAU D V, KONOLIGE K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF [J]. International Conference on Computer Vision, 2011, 58(11): 2564-2571.
- [7] ROSTEN E, DRUMMOND T. Machine learning for high-speed corner detection [C] //European Conference on Computer Vision. Springer-Verlag Berlin, Heidelberg, Germany: s. n. 2006: 430-443.
- [8] BIRCHFIELD S. KLT: an implementation of the Kanade-Lucas-Tomasi feature tracker[EB/OL] (2005-11-29). <http://www.ces.clemson.edu/stb/klt>.
- [9] MIAN A S. Realtime visual tracking of aircrafts [C] //Proceedings of the 2008 Digital Image Computing: Techniques and Applications. Washington, USA: IEEE Computer Society, 2008: 1-3.
- [10] LIU J, HAO Z C, GAO W. Image registration for UAV platform based on KLT features [C] //International Conference on Industrial Technology and Management Science. Tianjin, China: Atlantis Press, 2015: 441-445.
- [11] GONG J, LIU F Q, SONG C L, et al. Research on the moving vehicle detection algorithm based on the motion vector [J]. Advances in Intelligent and Soft Computing, 2012, 127: 41-49.
- [12] HWANGBO M, KIM J S, KANADE T. Inertial-aided KLT feature tracking for a moving camera [C] //IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, NJ: IEEE Computer Society, 2009: 1906-1916.
- [13] 宋琳, 程咏梅, 刘楠, 等. 采用多重约束的无人机导航 KLT 视觉跟踪算法 [J]. 红外与激光工程, 2013, 42(10): 2828-2835.
- [14] 刘玉, 王敬东, 李鹏. 一种基于 SIFT 和 KLT 相结合的特征点跟踪方法研究 [J]. 宇航学报, 2011, 32(7): 1618-1625.
- [15] JULIER S J, UHLMANN J K, DURRANT-WHYTE H F. A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators [C] //IEEE Transactions on Automatic Control. Piscataway, NJ: IEEE Computer Society, 2000: 477-482.
- [16] 孙枫, 唐李军. Cubature 卡尔曼滤波与 Unscented 卡尔曼滤波估计精度比较 [J]. 控制与决策, 2013, 28(2): 303-308.
- [17] 蔡琳, 刘宇红. 无损卡尔曼滤波算法在目标跟踪中的应用 [J]. 自动化与仪器仪表, 2015(7): 112-115.
- [18] DIBYENDU G, ALOK K D. Estimation of states of a nonlinear plant using dynamic neural network and unscented kalman filter [C] //IEEE 1st International Conference on Power Electronics, Intelligent Control and Energy Systems. Delhi, India: IEEE Computer Society, 2016: 1-6.

(责任编辑 朱雪莲 英文审校 黄振坤)