

引用格式:杨盛伟,赵伟,刘建业.用于无人机导航的光流测速优化方法[J].电光与控制,2019,26(1):8-11,16. YANG S W, ZHAO W, LIU J Y. An optimization method of optical flow velocimetry for UAV navigation[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(1):8-11, 16.

## 用于无人机导航的光流测速优化方法

杨盛伟, 赵伟, 刘建业  
(南京航空航天大学自动化学院, 南京 211106)

**摘要:** 针对在无人机视觉导航过程中光流信息易受前景运动物体与噪声影响造成测速精度下降的问题,基于 Mean-Shift 算法提出了一种光流测速优化方法。该方法使用 Lucas-Kanade 光流算法计算出稀疏光流后,采用改进的 Mean-Shift 算法对光流数据进行聚类处理,根据速度的一致性剔除光流数据中的干扰项。实验结果表明,该优化方法可以有效地减少前景运动物体和噪声对无人机光流测速的影响,提高无人机测速的精度。

**关键词:** 无人机; 视觉导航; 光流信息; 光流测速; Mean-Shift

中图分类号: V279; TP391 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2019.01.002

## An Optimization Method of Optical Flow Velocimetry for UAV Navigation

YANG Sheng-wei, ZHAO Wei, LIU Jian-ye

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

**Abstract:** Considering that the velocimetry accuracy will decline when the optical flow information is affected by foreground moving objects and noise in UAV visual navigation, we proposed an optical flow velocimetry optimization method based on the Mean-Shift algorithm. The method uses the pyramid Lucas-Kanade algorithm to calculate the sparse optical flow and the improved Mean-Shift algorithm for the clustering of the optical flow data, which eliminates the interference items in the data according to the consistency of speed. Experimental results show that the proposed method can reduce the effects of foreground moving objects and noise on optical flow velocimetry in UAV visual navigation, and improve the precision of UAV velocity measurement.

**Key words:** UAV; visual navigation; optical flow information; optical flow velocimetry; Mean-Shift

### 0 引言

近几年,由于无人机具有尺寸小、质量轻、机动性高、成本低等特点,在军用和民用领域都受到了广泛关注。无人机能够成功执行飞行任务,离不开高精度的导航系统。但 GPS 抗干扰能力差,在丛林、峡谷等环境中信号容易丢失,惯性导航的误差会随时间积累,长时间工作后误差会严重发散。而视觉导航具有成本低、灵活性高、自主性好等优点<sup>[1]</sup>,在无人机导航中已有许多研究与应用,其中光流法常被用于进行无人机的运动估计,是视觉导航的一个重要研究方向。

无人机和机载摄像机运动会带来图像背景的变化,利用光流法计算出图像背景运动速度,再通过图像中像素点与物体三维点的投影关系便能够解算出无人机的运动信息。由于无人机需要在各种不同的环境中执行飞行任务,采集的视频图像背景中常会出现前景运动物体,如公路上行驶的车辆、室内的行人等,因此无人机采集视频序列中的运动是由背景变化引起的全局运动与场景中前景变化引起的局部运动的组合。由于全局运动与局部运动的速度通常不同,若在使用光流法计算全局速度时不剔除由前景运动物体带来的局部运动,会导致光流测速的精度降低,进而影响到无人机导航的精度与可靠性。此外,外界环境的干扰以及在图像传感器工作和图像传输的过程中都不可避免地引入噪声,使图像产生噪点,这些噪点会导致光流计算错误,造成测速误差。2006年许东等提出了一种光流分块拟合与评估的方法,可以减少独立目标运动对全

收稿日期:2018-01-15 修回日期:2018-12-13

基金项目:装备预研基金重点项目(6140517020101)

作者简介:杨盛伟(1994—),男,江苏盐城人,硕士生,研究方向为视觉导航技术。

局光流的影响,但由于缺少无人机飞行高度和前景物体大小的先验知识,难以选择合适的分块大小<sup>[2]</sup>;2011年徐瑞等利用贝叶斯分类法对局部邻域进行了分类,从而得到运动一致性邻域,区分出前景和背景,但没有考虑多个运动前景的情形,造成该方法灵活性较差<sup>[3]</sup>;2015年盛安等提出采用模糊分类的方法对前景与背景进行分割从而消除前景的影响,但是对每帧图像进行分割计算量较大<sup>[4]</sup>。为了抑制噪声,在图像处理中常使用滤波的方法,如中值滤波、高斯滤波等,但滤波法一定程度上会造成图像质量的下降。2009年聂炬等提出一种基于奇异点的光流场去噪方法,可以在消除噪声的同时保留原来的运动信息,但是算法复杂度高,难以满足无人机实时测速的需求<sup>[5]</sup>;2011年屠大维等提出使用梯度阈值法来处理噪声点,但是阈值难以确定,且需要根据无人机飞行场景变化而调整<sup>[6]</sup>。综上所述,上述各种方法均不适用于无人机光流测速的应用场景。

因此,本文对光流优化方法进行研究,提出了一种基于 Mean-Shift 算法的光流优化方法,该方法可以提高前景运动物体和噪声影响下光流测速的精度,满足无人机导航需求。

## 1 光流优化算法研究

无人机在飞行过程中采集图像,使用光流算法获得两帧图像之间的光流信息,根据光流场与运动场间的关系,可以解算出无人机在导航系下的速度。针对无人机光流信息易受前景运动物体与噪声影响的问题,本文对光流优化方法进行研究,以提高无人机光流测速的精度。

### 1.1 光流场估计研究

为了从图像中获取无人机导航所需的速度信息,通常采用计算图像相邻帧之间关联特征点的像素坐标变化的方法。本文在提取图像的 ORB 特征点<sup>[7]</sup>后,采用 Lucas-Kanade(LK)光流算法<sup>[8]</sup>对特征点进行跟踪。通过上述方法计算出的稀疏光流场中除了反映无人机速度的背景光流信息,可能还会包含其他光流信息,对图 1 所示的无人机航拍图进行光流计算,可以发现,图中除了代表背景运动的全局光流,还有白圈中代表行人与车辆等前景运动的局部光流。此外,噪声引起的噪点会改变图像的灰度,造成灰度不守恒,导致光流计算错误,为了提高光流测速精度,必须从光流场中剔除这些干扰项。本文提出采用 Mean-Shift 算法对 LK 光流算法进行优化改进,以同时剔除由前景运动物体和噪声带来的干扰。



图 1 无人机航拍图

Fig. 1 UAV aerial photograph

### 1.2 基于 Mean-Shift 算法的优化方法研究

由于无人机导航对实时性有着很高的要求,若在进行光流测速前提取无人机图像中代表背景的图像部分进行全局运动的计算,将会极大地提高算法的复杂度,不适合无人机导航的场景。由于前景运动物体与噪声影响所形成的光流值的大小通常与背景光流相异,因此考虑从光流数据处理的角度出发,将干扰项剔除。阈值法常被用来剔除干扰项,但由于缺少背景和干扰项的速度先验信息,因此阈值法并不适用于剔除无人机光流数据干扰项。光流测速中常用来改善精度的 RANSAC 算法<sup>[4]</sup>与 Forward-Backward Error 算法<sup>[9]</sup>同样无法有效地排除这些干扰项。考虑到在图像跟踪中常使用 Mean-Shift 算法进行目标跟踪,而目标跟踪过程实际就是寻找目标视觉特征分布峰值的过程<sup>[10]</sup>。同样可以采用该算法对无人机光流数据进行处理,寻找光流数据分布的概率峰值,即数据的聚类中心。通过采用将相同聚类中心的光流数据聚为一类的方法,可以将速度不同的背景光流与干扰项进行区分,区分后只要找到背景光流所在的类,就能够将干扰项剔除,只保留无人机测速需要的背景光流数据。

Mean-Shift 算法是一种基于核密度估计的无参聚类算法,对先验知识要求少,不需要像 K-Means 聚类算法一样给出具体的聚类个数,完全依靠训练数据进行估计,适合无人机光流数据的处理。该算法根据数据分布的梯度进行估计,梯度为零的地方是该区域数据的概率密度极大处。

给定  $d$  维空间  $R^d$ ,其中有  $x_i, i=1, \dots, n$ ,共  $n$  个样本点,对于  $x_i$  点,其 Mean-Shift 向量基本形式表示为

$$M_h = \frac{1}{k} \sum_{x_i \in S_h} (x_i - x) \quad (1)$$

式中,  $S_h$  表示半径为  $h$  的高维球区域,区域内的点  $y$  满足

$$S_h(x) = \{y | (y - x)(y - x)^T \leq h^2\} \quad (2)$$

由式(1)可以看出,  $(x_i - x)$  是样本点相对于参考点的位置偏移量,将  $S_h$  区域内所有的偏移量累加并求均值便可以得到 Mean-Shift 向量,而概率密度大的地方,区域内的采样点会更多,因此 Mean-Shift 向量总会指向概率密度大的地方,如图 2 所示。

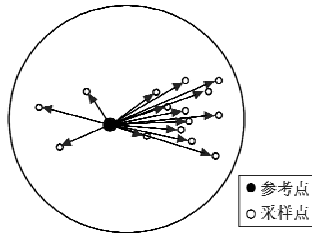


图2 Mean-Shift 聚类示意图

Fig. 2 Mean-Shift clustering diagram

由式(1)可以发现,  $S_h$  内所有样本点的重要性相同,但通常样本点离数据中心越近越可靠,离数据中心越远受到干扰的可能性越大。因此,每个样本点的重要性应该有区别,离中心点越远,其权值应该越小。故引入核函数和权重系数,根据距离远近来赋予每个样本点不同的权重。高斯分布的性质满足该要求,所以本文采用高斯函数作为核函数

$$G(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}h} e^{-\frac{x^2}{2h^2}} \quad (3)$$

令  $g(x) = -G'(x)$ , 由此可以得到改进后的 Mean-Shift 向量<sup>[11]</sup>为

$$M_{h,G} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right)} - x \quad (4)$$

通过概率密度函数的梯度计算,可以证明 Mean-Shift 向量与概率密度梯度成正比,因此向量迭代的过程与梯度下降的过程一致,总是指向概率密度增大的方向<sup>[12]</sup>。当 Mean-Shift 向量迭代至 0 时,此时的  $x$  即为聚类中心。

使用 Mean-Shift 算法对无人机光流数据进行处理后,如图 3 所示,光流数据会按照速度的一致性进行聚类,背景光流和前景运动物体光流等会聚成不同的类,每类的聚类中心即是该类的数据概率密度极大处。前景运动物体与噪声会导致光流场中出现速度与背景光流差别较大的光流值,如图 3 中的 a 类和 c 类,但背景光流仍在光流场中占主导,所占比例最大,如图 3 中的 b 类。因此通过比较聚类后每类所含数据量多少的方法,可以将包含数据最多的类的聚类中心作为全局光流的最优估计值。

上述方法能够剔除光流数据中的干扰项,但是当图像中特征点数目较多时,由于有大量的迭代运算,算法实时性难以满足无人机实时解算的要求。考虑到同一类中的数据最终都会迭代至同一聚类中心,因此要找到背景光流的聚类中心作为全局光流的最优估计值,关键是找到一个准确的初始值。虽然干扰项的速度与数目未知,但干扰项在光流数据中所占比例小,背

景光流所占比例大,所以光流数据的中值通常为背景光流数据,因此本文选择光流数据的中值作为聚类的初始值。该方法只对一个点进行聚类计算,通常迭代 3~5 次即可收敛到聚类中心,因此算法的实时性可以得到显著提高。

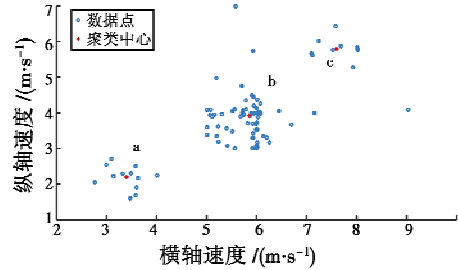


图3 光流数据聚类图

Fig. 3 Optical flow data clustering graph

## 2 实验和数据分析

为了验证本文提出的优化方法对前景运动物体和噪声影响下无人机测速精度的提升效果,设计了两组实验分别对前景运动物体和噪声影响下的视频进行处理,并对实验结果进行分析。

### 2.1 室内实验

以四旋翼无人机作为载体,在地面纹理和光照基本不变的室内环境下分别进行悬停实验与飞行速度为 0.17 m/s 的动态飞行实验,验证背景中有前景运动物体的情况下本文优化方法对无人机测速结果的改善效果。选取快速滚动的水杯作为前景运动物体,实验图像如图 4 所示。使用原 LK 光流算法和 LK 光流优化算法分别处理实验图像后,对实验数据进行分析,如图 5、图 6 以及表 1 所示。

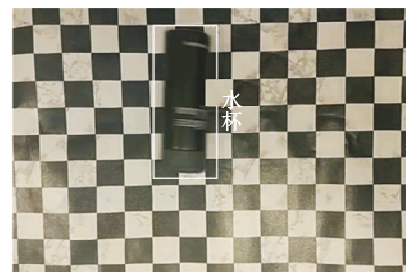


图4 运动前景影响消除实验图像

Fig. 4 Motion foreground effect eliminating experiment

表1 室内实验速度统计表

Table 1 Indoor experiment velocity statistics ( $m \cdot s^{-1}$ )

	速度均值	速度标准差
悬停实验原 LK 光流算法	0.18	0.21
悬停实验 LK 光流优化算法	0.01	0.01
飞行实验原 LK 光流算法	0.29	0.26
飞行实验 LK 光流优化算法	0.15	0.06

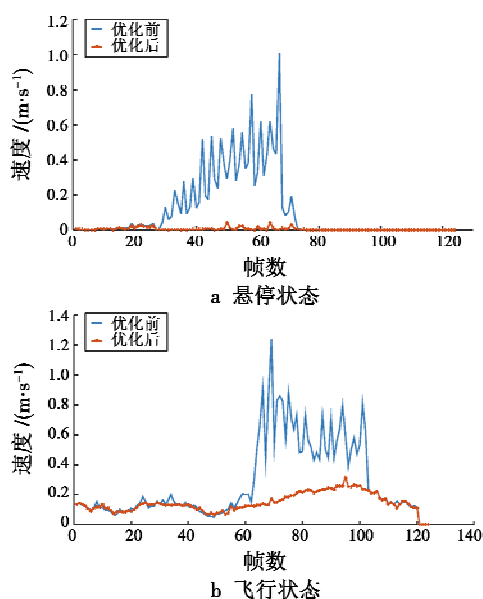


图 5 室内实验状态下光流算法速度对比曲线  
Fig. 5 Velocity contrast of optical flow algorithms in indoor experiments

由图 5 可以发现,在图 5a 的 27 ~ 73 帧及图 5b 的 61 ~ 104 帧之间使用原 LK 光流算法测得的速度有明显的变化。原因是原 LK 光流算法中全局速度由光流数据取平均得到,当前景运动物体进入图像中后,由于其速度大于背景速度,使得全局速度也随之增大,当前景运动物体离开图像后,全局速度随之减小。因此带有前景运动物体的图像计算得到的速度无法反映无人机的真实速度,会给无人机的导航控制带来误差。而使用 LK 光流优化算法测得的速度曲线较为平滑,受前景运动物体的影响较小。由此可见,本文提出的优化方法减少了前景运动物体的影响,使测得的全局速度接近无人机的实际运动速度,测速精度有一个数量级的提升。

### 2.2 噪声影响消除实验

利用四旋翼无人机在 3.1 m 高度的两个航路点间按直线航迹飞行,飞行速度为 5.00 m/s,并采集截取无人机匀速运动过程的视频图像,利用数字图像处理算法添加高斯噪声模拟受到噪声干扰的场景如图 6 所示,放大图 6a 矩形框中图像以便观察,如图 6b 和图 6c 所示。使用原 LK 光流算法和 LK 光流优化算法分别处理实验图像,验证噪声场景下优化算法对无人机测速精度的改善效果。实验结果分别如图 7 和表 2 所示。

由图 7 和表 2 的实验结果可以看出,与原视频相比,原 LK 光流算法对噪声视频的测速结果波动性增大、精度降低,而本文提出的优化方法减少了测速结果的波动,抑制了噪声对无人机光流测速的影响,与原算法相比,光流测速精度有显著提升。

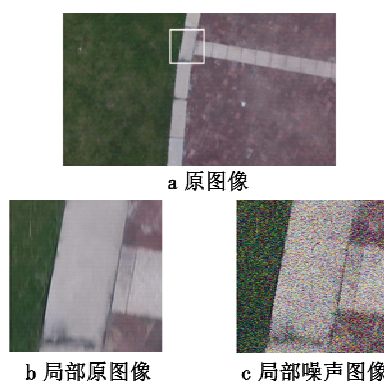


图 6 噪声影响消除实验图像

Fig. 6 Noise effects eliminating experiment

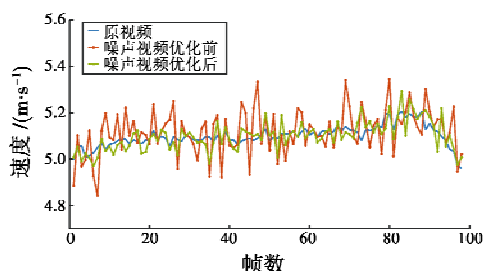


图 7 带有噪声视频的光流算法速度对比曲线  
Fig. 7 Velocity contrast of optical flow algorithm on noisy video

表 2 噪声视频速度统计表

Table 2 Noisy video velocity statistics ( $m \cdot s^{-1}$ )

	速度均值	速度标准差
原视频	5.10	0.04
噪声视频原 LK 光流算法	5.12	0.10
噪声视频 LK 光流优化算法	5.10	0.06

### 3 结束语

本文针对无人机视觉导航过程中光流信息易受前景运动物体与噪声影响的问题,提出一种适用于无人机导航的光流优化方法,该方法在使用 LK 光流算法的基础上,使用改进的 Mean-Shift 算法对光流数据进行聚类处理,利用速度的一致性对背景光流与干扰项进行区分,并选取背景光流的聚类中心作为全局光流的估计值从而排除干扰项的影响。实验证明该方法可以有效地提高前景运动物体及噪声影响下无人机光流测速的精度。

### 参考文献

[1] 高扉扉,陈念年,范勇,等.一种旋翼式无人机的视觉着陆位姿估计方法[J].电光与控制,2017,24(2):35-38,80.  
[2] 许东,安锦文.一种基于光流拟和的航拍视频图像全



- [4] WEI L F, PAN L, LIN L, et al. The retinal image registration based on scale invariant feature[C]//The 3rd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics(BMEI), IEEE, 2010:639-643.
- [5] 赵启兵,王养柱,胡永浩. 基于改进 SIFT 算法的无人机遥感影像匹配[J]. 电光与控制,2012,19(3):36-39.
- [6] 胡文超,周伟,关键. 基于改进 SIFT 的遥感图像匹配方法[J]. 电光与控制,2017,24(5):36-39.
- [7] CANDLES E J, ROMBERG J, TAO T. Robust uncertainty principle: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(2):489-509.
- [8] DUARTE M F, DAVENPORT M A, TAKHAR D, et al. Single-pixel imaging via compressive sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2):83-91.
- [9] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4):1289-1306.
- [10] XU Z J, DAI H L, CAO P P. Processing of sonar image based on compressive sensing[J]. Advanced Material Research, 2011(301-303):719-723.
- [11] HAN B, WU F, WU D P. Image representation by compressive sensing for visual sensor networks[J]. Advanced Material Communication and Image Representation, 2010, 21(4):325-333.
- [12] 杨飒,夏明华,郑志硕. 基于多项式确定性矩阵的 SIFT 医学图像配准算法[J]. 激光与光电子学进展, 2016(8):122-128.
- [13] 杨飒,郑志硕. 基于稀疏随机投影的 SIFT 医学图像配准算法[J]. 量子电子学报,2015,32(3):283-289.
- [14] LI S F, WEI S S, JIN L B, et al. Research on measurement matrix based on compressed sensing theory[C]//The 3rd IEEE International Conference on Control Science and Systems Engineering, 2017:716-719.
- [15] GUAN X, GAO Y, CHANG J, et al. Advances in theory of compressive sensing and applications in communication [C]//The 1st International Conference on Instrumentation, 2012:662-665.
- [16] HAUPT J, BAJWA W H, RAZ G, et al. Toeplitz compressed sensing matrices with applications to sparse channel estimation[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2010, 56(11):5862-5875.
- [17] QIU W, ZHOU J X, ZHAO H, et al. Three-dimensional sparse turntable microwave imaging based on compressive sensing[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2015, 12(4):826-830.
- [18] PAGANELLI C, PERONI M, RIBOLDI M, et al. Scale invariant feature transform in adaptive radiation therapy: a tool for deformable image registration assessment and replanning indication[J]. Physics in Medicine & Biology, 2013, 58(2):287.
- [19] 王永明,王贵锦. 图像局部不变性特征与描述[M]. 北京:国防工业出版社,2010.

(上接第 11 页)

- 局运动估算方法[J]. 航空学报,2006,27(1):94-97.
- [3] 徐瑞,王睿,李怡,等. 动态场景下基于 Bayesian 分类光流法的运动目标检测[C]//中国仪器仪表学会第十三届青年学术会议论文集. 北京:中国仪器仪表学会, 2011:66-70.
- [4] 盛安,董楠,张波,等. 面向电子稳像应用的模糊聚类运动估计算法研究[J]. 计算机应用研究,2015,32(2):598-602.
- [5] 聂烜,吴成富,陈怀民. 一种基于奇异点检测的光流场去噪方法[J]. 计算机工程,2009,35(5):207-208,220.
- [6] 屠大维,江济良. 改进的光流运动图像分析方法及其应用[J]. 光学精密工程,2011,19(5):1159-1164.
- [7] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C]//IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2011: 2564-2571.
- [8] BOUGUET J Y. Pyramidal implementation of the Lucas Kanade feature tracker description of the algorithm[J]. OpenCV Documents, 1999, 22(2):363-381.
- [9] KALAL Z, MIKOLAJCZYK K, MATAS J. Forward-backward error: automatic detection of tracking failures[C]//IEEE Computer Society, International Conference on Pattern Recognition, 2010:2756-2759.
- [10] 王智军,王建华. 基于 SIFT 验证的 Mean Shift 跟踪运动目标新算法[J]. 电光与控制,2016,23(11):93-96.
- [11] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. Real-time tracking of non-rigid objects using Mean Shift [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2002:2142-2149.
- [12] 胡威. 基于 Meanshift 的视频人体目标跟踪算法研究[D]. 上海:上海交通大学,2013.