

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2311869

一种悬浮扑翼机器人的视觉自主避障方法研究*

周煜, 张军, 宋爱国

(东南大学仪器科学与工程学院 南京 210096)

摘要:提出了一种基于视觉感知的悬浮扑翼机器人自主避障方案,以满足室内障碍物环境中低速、安全和长航时飞行要求。首先,借鉴鸟类视觉避障原理,提出了一种基于光流视觉检测的避障方法,用于识别动、静态障碍物;其次,设计了一种氦气球与扑翼结合的飞行机器人,利用氦气浮力提供主要升力,扑翼运动提供推进力和次要升力,并设计了飞行控制方法以满足稳定飞行及避障的要求;最后,制作了机器人样机,测试了其飞行性能和自主避障能力,并与其他障碍物检测算法进行了对比。结果表明,样机的直飞航向偏移为 5.52° ,转弯速度可达 $23^\circ/\text{s}$,并以 6.1 ms 的单帧检测时间达到77%的避障成功率,证明其能够实现低速悬浮飞行和自主避障,为其开展室内探测任务奠定了基础。

关键词:扑翼机器人;悬浮机器人;自主避障;光流;飞行控制

中图分类号: TH73 TP242.6 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 460.40

Research on visual autonomous obstacle avoidance method for a floating flapping-wing robot

Zhou Yu, Zhang Jun, Song Aiguo

(School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: This paper proposes a solution for the autonomous obstacle avoidance of a hovering flapping-wing robot based on visual perception to meet the requirements of low-speed, safe, and long-endurance flight in obstacle-rich indoor environments. Firstly, inspired by birds' visual information-based obstacle avoidance principle, a visual obstacle avoidance method based on optical flow detection is proposed to recognize both dynamic and static obstacles indoors. Secondly, a robot combining helium balloons with flapping wings is designed, utilizing helium buoyancy for primary lift and flapping wing motion for propulsion and secondary lift. A flight control method is designed to ensure stable flight and obstacle avoidance requirements. Finally, a robot prototype is fabricated, and its flight performance and autonomous obstacle avoidance capability are tested. Furthermore, a comparison is made between the proposed obstacle detection algorithm and another existing algorithm. The results indicate that the prototype exhibits a heading deviation of 5.52° in straight-line flying and a turning speed of $23^\circ/\text{s}$ and achieves a 77% obstacle avoidance success rate with a single-frame detection time of 6.1 ms . This demonstrates its capability to accomplish low-speed hovering flight and autonomous obstacle avoidance, laying the foundation for its execution of indoor exploration tasks.

Keywords: flapping-wing robot; floating robot; autonomous obstacle avoidance; optical flow; flying control

0 引言

目前应用成熟的固定翼飞行速度快但没有悬停能力,多旋翼可以悬停但能效较低。人们受鸟类和昆虫启发开发了扑翼机器人^[1]。其结合了固定翼速度快和多旋

翼机动性高的优点,但是在室内飞行执行搜救等探测任务面临两大问题:如何控制低速稳定飞行;如何及时避开室内障碍物。

针对如何控制低速稳定飞行,开展了扑翼机器人悬停控制方法研究^[2],并且国内外已有可悬停的样机被研制出^[3]。但是扑翼机器人难以搭载过多的传感器,目前

已有方法仍难以实现其低速下的稳定飞行控制。针对如何及时避开室内障碍物,开展了定位和避障研究。如瑞士苏黎世联邦理工学院开发的 PX4FLOW 是一个飞行器机器人机载视觉感知模块,采用 STM32F4 单片机计算光流数据实现悬停与测距,捷克科技大学优化了光流值的检测以剔除异常光流^[4-5]。荷兰代尔夫特理工大学研发的 DelFly 扑翼机器人^[6]通过回传的视频信号实现对障碍物的检测,相比机载视频处理有一定延时。北京科技大学研制的扑翼机器人通过树莓派处理双目测距数据实现了转向避障^[7],还结合稠密光流和模糊控制实现避障^[8],该方法在室外静态障碍物环境中效果不错,但是稠密光流计算慢且室内有动态障碍物的情况下可能会影响避障的及时性。北京工业大学开发的移动机器人利用光流散度的计算取代碰撞时间(time to collision, TTC)的计算^[9],在复杂光照环境场景中有更好的鲁棒性,但是同样需要先计算稠密光流,复杂度较高,难以保障避障的及时性。南京航空航天大学开发的无人机使用了双目立体视觉和光流相结合的避障方法^[10],其利用光流相似度函数区分双目视觉中难以分辨的不同运动物体,该方法是对双目视觉避障的补充,无法独立运行用于避障。复旦大学发现常见障碍物在空间中纵向分布的特点^[11],利用纵向光流的高信噪比以提高光流检测的计算速度和准确性。马塞大学制作的机器人能够通过检测前方不同角度的光流来识别前方的墙壁并穿行 S 型走廊^[12]。另外,刘正东等^[13]利用颜色分割图像中的障碍物和背景用于道路避障,Angel 等^[14]提出结合光流散度与颜色识别的避障方法,在轮式机器人的室内避障中拥有不错的效果。

上述各种方法都对扑翼机器人的负载能力有一定要求,且实时性和可靠性不一,如何设计轻量化的避障系统仍然具有挑战。本文经过广泛调研发现混杂式飞行器机器人具有更好的环境适应性。如德国 Festo 公司设计的 AirPenguin 机器人,通过氦气球提供浮力,企鹅的翼形结合碳纤维杆和环组成类鱼鳍的结构,并由多个执行器控制,可实现前后移动和上升下降等灵活机动^[15]。东南大学也设计了一种刚柔耦合结构的室内飞艇机器人^[16],结合了四旋翼及飞艇的优点,能够安全和长时间的飞行。

本文针对扑翼机器人面向室内探测任务遇到的以上两个问题,研究新型悬浮扑翼机器人。其利用氦气球浮力提供主要升力,扑翼运动提供推进力和次要升力,具有室内悬停和低速飞行能力。机器人采用舵机驱动扑翼机构^[17],使得机器人结构简洁、重量可控,并具有机动能力。此外,自然界亿万年的进化使得昆虫能敏捷地避开障碍物,科学研究表明影像在昆虫视网膜上的移动形成的光流是其快速识别避障物的生物学基础。本文从仿生学角度出发设计了基于光流法的视觉避障系统,采用微

型视觉感知模块,尽可能减少重量和计算复杂度,并通过图像计算判断前方是否存在障碍物,进而控制机器人转弯,实现及时、有效的避障。

1 自主避障方法设计

由于悬浮扑翼机器人的负载能力有限,本文采用光流自主避障的设计方案。如图 1 所示,障碍物检测首先需要对图像预处理,包括视野裁切和划分。由于图像边缘存在畸变且边缘处的障碍物不在机器人的飞行路径上,不影响机器人的正常飞行。为降低计算量和减少误检测,首先裁剪图像中间区域像素并灰度化。然后,将视野划分为 8×8 共 64 个区域,每个区域容纳至少 3 个特征点,从而确保后续视野中各部分区域都能检测到稀疏光流,避免个别区域特征点不明显或者特征点过于集中而造成障碍物的漏检。而后,在每个区域初始化特征点,检测方法采用实时性较高的 FAST(features from accelerated segment test)角点检测^[18],并通过非极大值抑制算法滤除多余的特征点。最后根据响应值从大到小进行排序并保存到数组,将每个区域响应值最大的 3 个特征点激活用于后续检测。当全部区域都拥有 3 个特征点时中止遍历,特征点的识别工作完成。

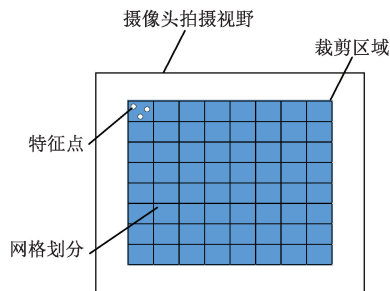


图 1 图像预处理示意图

Fig. 1 Schematic diagram of image preprocessing

除第 1 帧之外,当每帧图像到来时,通过 LK(Lucas-Kanade)光流算法检测所有激活特征点的光流矢量 X_i ,并求出 X_i 的均值 d 和方差 σ 。由于光流检测时部分像素的相似性会导致误匹配,这些误匹配的光流矢量相对正常光流矢量的模长大很多,赵海等^[19]通过聚类的方法剔除异常光流。为降低计算复杂度,本文经过试验将 $5 \times d$ 作为区分正常检测与异常检测的阈值能取得较好的效果。将异常光流矢量滤除后,在下一周期重新初始化时补充新的特征点。然后在 90% 置信度下将模长偏离均值 1.645σ 的光流作为障碍物光流,余下部分光流矢量即为机器人自身运动所产生的光流,包括飞行过程中相对环境的位移光流和扑翼时抖动产生的噪声光流。光流矢量分类如图 2 所示。

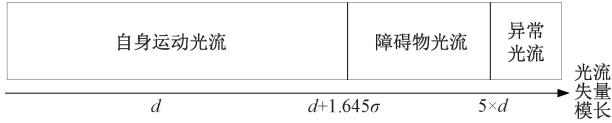


图2 光流矢量分类示意图

Fig. 2 Schematic diagram of optical flow vector classification

上述光流矢量通过LK光流算法求解时需要满足如下3个假设条件^[20]:亮度恒定,即图像中目标的像素强度在相邻图像帧之间不会突变;时间规律,即相邻图像帧之间的间隔时间足够短,在考虑运行变化时可以忽略它们之间的差异;空间一致性,即同一帧中的相邻像素具有相似的运动规律。根据亮度恒定假设可得:

$$I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t) = I(x, y, t) \quad (1)$$

将式(1)用泰勒展开并舍去高阶项得到:

$$I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t) =$$

$$I(x, y, t) + \frac{\partial I}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial I}{\partial y} \Delta y + \frac{\partial I}{\partial t} \Delta t \quad (2)$$

将式(1)代入式(2)并消去相同项,两边除以 Δt 得:

$$\frac{\partial I}{\partial x} \frac{\Delta x}{\Delta t} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\Delta y}{\Delta t} + \frac{\partial I}{\partial t} = 0 \quad (3)$$

将 $\Delta x/\Delta t$ 记为 u , $\Delta y/\Delta t$ 记为 v 。 u 和 v 分别为 x 方向及 y 方向上的光流值。

根据式(3)和空间一致性假设,对某一特征点的光流求解可利用此特征点周围的像素联立得到:

$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial x_1} u + \frac{\partial I}{\partial y_1} v + \frac{\partial I}{\partial t} = 0 \\ \frac{\partial I}{\partial x_2} u + \frac{\partial I}{\partial y_2} v + \frac{\partial I}{\partial t} = 0 \\ \vdots \\ \frac{\partial I}{\partial x_n} u + \frac{\partial I}{\partial y_n} v + \frac{\partial I}{\partial t} = 0 \end{cases} \quad (4)$$

其中,偏导 $\frac{\partial I}{\partial x_n}$ 、 $\frac{\partial I}{\partial y_n}$ 和 $\frac{\partial I}{\partial t}$ 分别为像素强度在 x 轴、 y 轴和时间轴上的梯度。式(4)可简写为:

$$\mathbf{A} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \mathbf{b} \quad (5)$$

并最终利用最小二乘法求解得到光流值为:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b} \quad (6)$$

根据障碍物相对于环境是否变化,其可分为静态障碍物和动态障碍物。它们产生的光流特点不同。其中动态障碍物通过计算每一个光流矢量与光流矢量均值的夹角的差异判断。如果特征点在背景上,则夹角较小;在障碍物上时则夹角较大。当障碍物为静态时,通过光流矢量的夹角无法区分障碍物与背景。此时可以结合光流的特点:

远处物体的光流小,近处物体的光流大,通过光流的模长判断障碍物与机器人的距离是否会影响其安全飞行。

此外,室内环境中当机器人携带相机沿某一方向平移运动时,场景在像素平面上产生的光流场为一个固定点向四周延伸而发散出来的,该点称为视场延伸点(focus of expansion, FOE)^[21],靠近FOE的区域光流值较小,而远离FOE区域的光流值较大。考虑到这种现象对光流值估算距离的影响,需要综合考虑特征点的位置与特征点的光流值,因此引入TTC作为指标^[21]:

$$TTC = \left[\frac{(x - x_{FOE}) + (y - y_{FOE})}{u^2 + v^2} \right]^{0.5} \quad (7)$$

其中, (x, y) 为某一特征点坐标, (x_{FOE}, y_{FOE}) 为FOE的坐标。 (x_{FOE}, y_{FOE}) 可用散度最小点法或者相机在大地坐标系下的运动速度得到。当TTC越大时表示此方向有障碍物的可能性越小,TTC越小时表示此方向有障碍物的可能性越大,因此可设置另一个阈值 T ,并对摄像头捕获的视野竖直划分为从左到右的5个区域,统计各个区域内 $TTC < T$ 的数量,数量最多的区域为需要避开的区域,数量最少的区域为安全飞行需要的转弯方向。基于上述方法,机器人对动态与静态障碍物机动绕行。

2 飞行控制方法设计

鸟类通过翅膀的灵活运动使身体在飞行过程中保持稳定姿态。如图3所示,本文仿照了鸟类的飞行方式将扑翼与氦气球结合,设计了悬浮扑翼机器人。

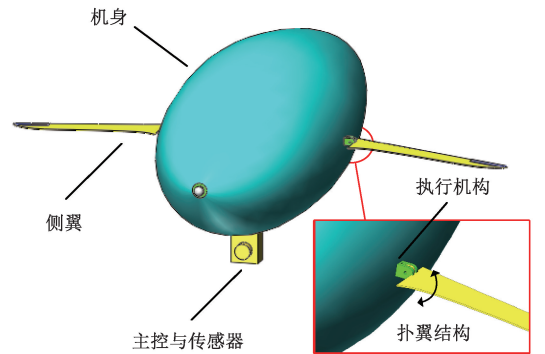


图3 悬浮扑翼机器人设计

Fig. 3 Floating flapping wing robot model

鸟类飞行具有复杂的运动机理,两侧翅膀不对称运动形成的转动力矩是其转弯飞行的内在机理^[22]。本文设计的悬浮扑翼机器人的飞行以及转向控制也是通过安装于机体两侧翅膀的不对称运动实现的。为对翅膀的控制,两侧翅膀由安装于机体两侧的舵机分别驱动,两者通过舵臂和3D打印件连接。舵机通过圆盘形的3D打印件固定在机身上以增加接触面积。避免悬浮扑翼机

器机身蒙皮产生过大的形变。翅膀的攻角可在安装时自由调整。

机器人飞行时通过分别控制两侧翅膀的扑动幅度和频率实时调节航向角,从而实现直线飞行与转弯控制,航向角的调整方法如图 4 所示。图 4(a)为机器人的初始姿态以及不作调整时的直线平飞姿态,左翼与右翼的扑动频率与扑动幅度保持相同;图 4(b)为受到气流扰动或者翅膀作用力不平衡时需要调整航向角时的侧翼状态,偏离原有航向一侧的翅膀减小扑动频率与幅度,另一侧的翅膀增大扑动频率与扑动幅度,从而抵消偏航的力矩;图 4(c)为紧急避障时的侧翼调整姿态,例如向左侧转向,右侧翅膀实时调整扑动幅度和频率,另一侧翅膀则完全停止扑动,形成最大的转向力矩。

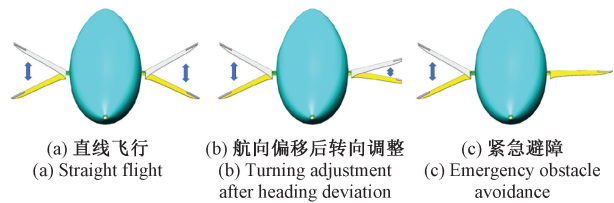


图 4 直线飞行与转弯原理
Fig. 4 Flight and turning principle

为控制高度稳定,由姿态传感器实时检测实际俯仰角并与期望俯仰角作差,输入俯仰角调节 PID 控制器得到俯仰控制量。同理,为控制航向稳定由姿态传感器实时检测实际航向角并与期望航向角作差,输入航向角调节 PID 控制器得到航向控制量。两者加权融合后得到左右翼驱动舵机的 PWM 控制信号量。最终扑翼的驱动舵机通过舵机臂和 3D 打印固定件,将力矩传递到扑翼翼面实现对两侧翅膀翼面扑动幅度和频率的控制。

氦气球中氦气缓慢泄露会造成浮力的变化,为及时抵消浮力变化对飞行高度的影响,单独再由俯仰角控制量映射得到空心杯电机的控制 PWM 信号量,驱动底部滑轨运动从而改变质量分布调整重心位置,从而使机器人翅膀扑动时产生抬头或低头的趋势,实现上升下降,进而控制飞行高度。

以上对悬浮扑翼机器人的基本控制是实现飞行以及避障的基础。在室内飞行时障碍物检测和飞行控制需要具有较高的实时性,而悬浮扑翼机器人机载设备的运算能力十分有限,因此本文将摄像头数据回传到上位机进行光流计算和处理,并下发控制指令给机器人,具体过程如下。

悬浮扑翼机器人通过位于机体下方的前置摄像头拍摄前方的视野,通过无线通信将图像数据发给上位机,上位机采用前述光流算法检测障碍物。未检测出障碍物时水平直线飞行,设定机身的期望俯仰角为初始检测俯仰

角,期望航向角为初始检测航向角,双侧翼扑动频率为 0.5 Hz。当检测到障碍物并出现在视野从左到右的 1~5 号区域时,上位机程序将转弯所需航向角查表得到后实时发送给机器人飞行控制器。控制器获取上位机发送的期望俯仰角与航向角后进行相应的避障动作,并在一定时间内保持转弯姿态。例如当需要向左侧转向避障时,左侧翅膀立即停止扑动,且转向过程中通过对高度和加速度的检测实时调整翅膀驱动舵机的 PWM 控制信号,改变右侧翅膀的扑动频率达到 0.5~2 Hz 不等,保持飞行高度和飞行速度的稳定,并形成转向力矩。当延时结束且障碍物不再出现在视野中时,重置期望航向角为初始航向角,恢复避障前飞行方向。

3 机器人样机设计

悬浮扑翼机器人硬件系统主要由上位机和下位机两部分组成,其中下位机为 ESP32 主控模块,用于获取图像传感器和姿态传感器数据,并负责控制左右翼舵机和直流电机的控制信号输出;上位机为台式电脑。下位机和上位机通过 UDP (user datagram protocol) 协议进行 WiFi 无线通信。

如表 1 所示,悬浮扑翼机器人的硬件包括电池、图像传感器、飞控模块、上位机、执行机构、姿态传感器以及配重,具体参数如表所示。飞控模块的 ESP32 为双核处理器,图传与飞行控制任务分别运行在不同的核心上工作互不干扰。底板包含升压供电电路、舵机分电电路、信号传输电路和姿态传感器模块。姿态检测模块选用 JY901B 采集三轴的姿态角、角速度以及加速度数据。舵机作为驱动扑翼的执行机构。为配平机器人的总重量和浮力,需要根据氦气实际充气量在重心附近增加配重橡皮泥。悬浮扑翼机器人的样机如图 5 所示。机器人主要模块的功耗如表 2 所示。

表 1 机器人硬件选型			
Table 1 Hardware selection table of the robot			
模块	型号	参数	重量/g
机体	氦气球+扑翼	/	60g
	机构+固定件		
电源	锂电池	3.7 V, 20c, 300 mAh	7.87
摄像头	OV2460	分辨率 640×480	0.35
飞控	ESP32	双核 32 位架构 CPU	7.71
底板	TPS61088	3.7 V 转 5 V/3 A	5.35
执行机构	ES9251 舵机,	60°/0.09 s	2.5
	空心杯电机	58 000 r/min	2
姿态传感器	JY901B	采集频率 10 Hz	1.5
配重	橡皮泥	/	0~8

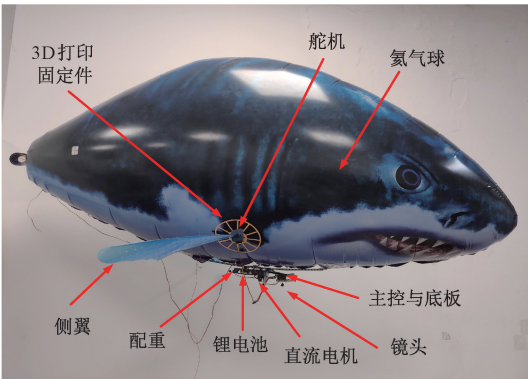


图 5 机器人样机实物

Fig. 5 Prototype image of the robot

表 2 功耗需求

Table 2 Power consumption demand

模块	电流/mA	电压/V	功率/W
ESP32+摄像头模组	<1 000	5	<5
ES9251 舵机×2	<120×2	5	<0. 6×2
空心杯直流电机	<500	1. 5	<0. 75
JY901B	<25	5	<0. 125

上位机为搭载有 Intel i7-9700 CPU 的台式机。UDP 通信采用自有协议传输数据以及控制信息。当 ESP32 获取到一帧图像后将当前帧拆分成以 1 400 bytes 分块的 UDP 包并连续回传给上位机,当上位机识别到帧尾“Frame Over”后合并所有回传的 UDP 数据包为完整的一帧图像,并转换为 Opencv 中的 Mat 格式图像以进行后续处理。传感器数据直接在一帧中传输,当上位机识别到帧尾“Sensor Data”后进行解包操作。下位机接收处理控制信号采用中断方式,以尽可能减少资源占用。

4 实验研究

为进一步测试自主避障方法和机器人控制方法的可行性,本文进行了样机测试。实验环境为长宽高为 14 m×6 m×3.3 m 的房间。

4.1 直线飞行实验

首先调整机器人直线飞行运动过程中翅膀的安装攻角和重心位置,使机器人保持稳定浮空姿态时获得最大推力以及最小的航向角偏移。实验中翅膀安装攻角约 25°,重心位于浮心正下方。实验进行 10 次测试,每次测试过程由静止状态开始,沿初始航向角直线飞行 5~12 m。10 次测试数据统计得到平均飞行速度约为 0.31 m/s,航向角偏差平均值由下式得到,约为 5.52°。

$$\frac{\sum_{i=1}^N |Z_i - Z_T|}{10 \times N}$$

(8)

其中,期望航向角 Z_T 为每次测试开始时的初始航向角测量值, Z_i 为实际航向角, N 为单次测试数据点个数。

图 6 所示为其中一次直线飞行实验中机器人航向角和俯仰角的变化情况,其中俯仰角有一定波动但总体趋势趋于稳定。航向角在整个飞行过程中与初始设定航向角偏差小于 10°。

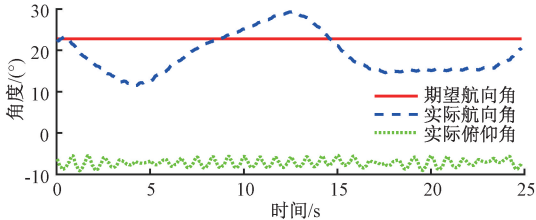


图 6 直线飞行姿态检测结果

Fig. 6 Attitude detection results in straight line flight

机器人在直线飞行过程中的实际运动轨迹如图 7 所示,从房间长轴的一侧到另一侧,飞行距离约为 12 m,横向偏移小于 1 m。实验验证了机器人采用上文所述的飞行控制方法在无障碍物室内环境下正常低速飞行的基本能力。

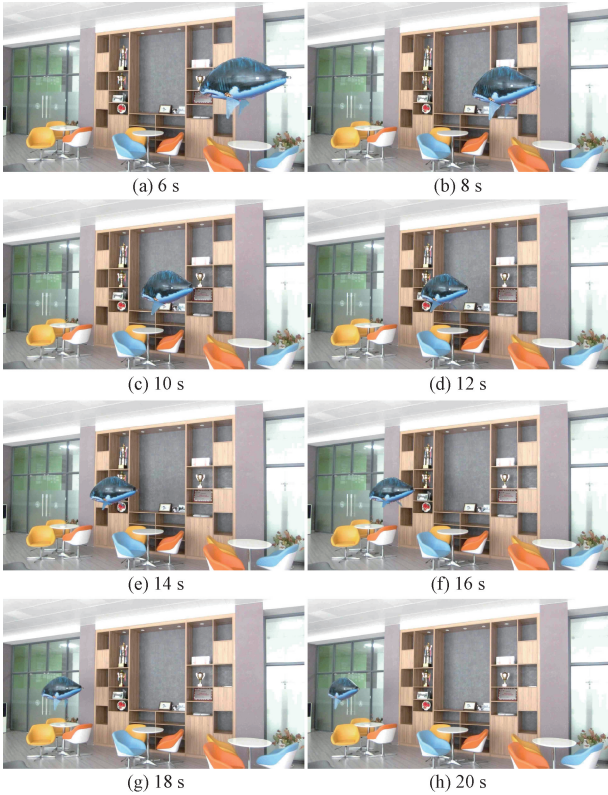


图 7 直线飞行运动轨迹

Fig. 7 Straight flight motion trajectory

4.2 转向控制实验

在无障碍物的情形下转向依据第2节的方法进行控制,通过差异化调整两侧翅膀的扑动频率和幅度实现。而在避障过程中需要机动性能强的转向方式以实现尽可能小的转弯半径,因此单侧翅膀停止扑动,另一侧翅膀实时调整。

因此为测试机器人的转弯能力,手动通过上位机发送一侧停止扑动,另一次快速扑动的信号使其偏离初始航向角。转向飞行过程中姿态传感器回传的航向角和角速度信息如图8所示,18~22 s为加速转向阶段,航向角速度不断增加直到达到最大转弯角速度 23°/s,在随后的22~30 s期间完成了大约 70°的转向。

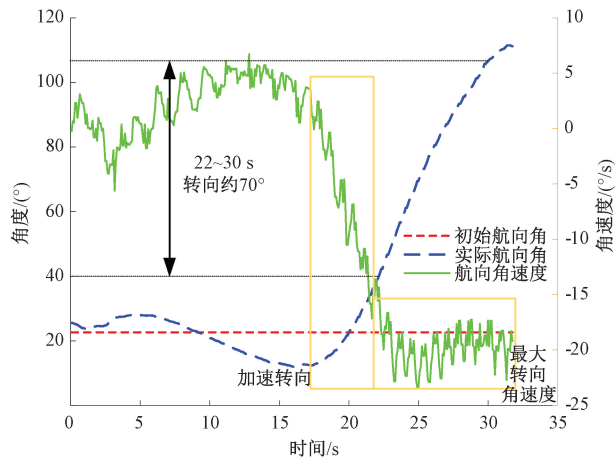


图8 机器人转弯飞行姿态检测结果

Fig. 8 Attitude detection results in turning flight

机器人在转向过程中的运动轨迹如图9所示。由转向控制实验结果可以看出机器人转弯加速度与速度都比较大,大角度转弯用时较少。

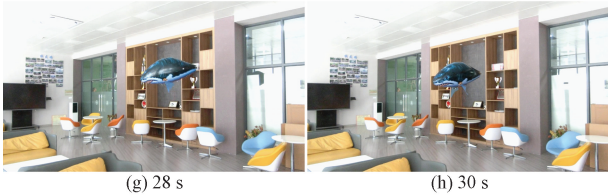
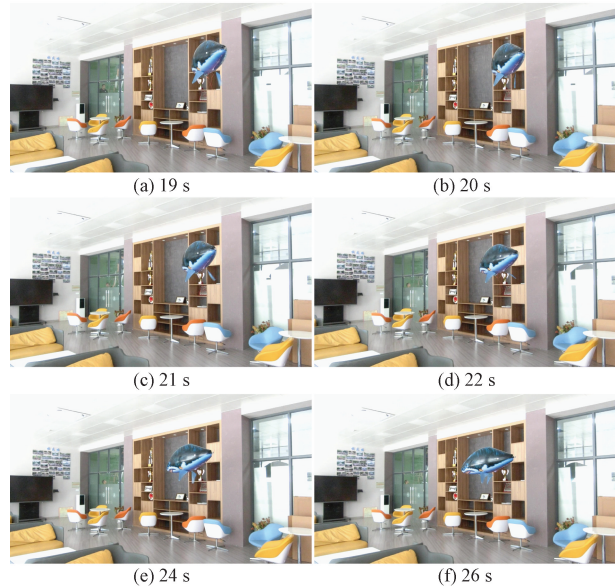


图9 转弯飞行运动轨迹

Fig. 9 Turning flight motion trajectory

上述两个实验结果表明,悬浮扑翼机器人飞行时航向可控,转向及时,有实现避障的基础飞行能力。

4.3 静态障碍物避障实验

为了测试机器人在室内环境的实际避障能力,首先进行了室内静态障碍物避障实验。障碍物为5个立方体堆叠形成的 30 cm×30 cm×150 cm 的柱形障碍物。机器人从房间长轴的一侧出发,朝向某一初始航向角,并使得障碍物在前进的航向附近。实验分别测试了障碍物位于机器人前进方向左侧和右侧情况下的避障表现,并采集记录外置摄像机、机载摄像头和姿态传感器数据。

静态障碍物位于前进方向右侧需向左侧转向避障的实验过程中的飞行姿态信息如图10所示。在左转过程中航向角首先快速增加约 20°,避障完成后迅速减少约 30°,后再增加 10°回到原始航向。避障过程中机器人的运动轨迹如图11所示。

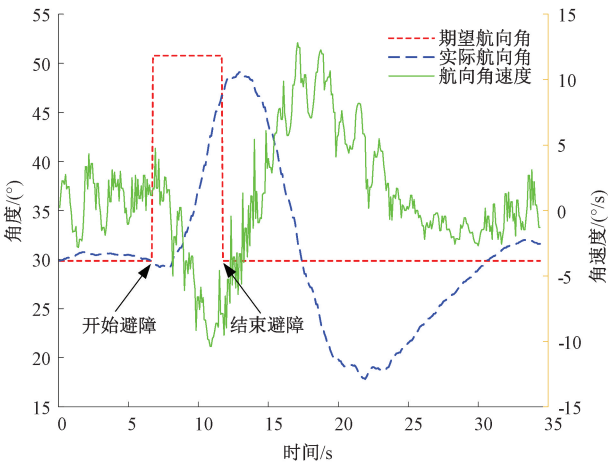


图10 机器人避障飞行姿态检测结果

Fig. 10 Attitude detection results of the robot in obstacle avoidance

特征点检测效果如图12所示,可以看到除了纹理单一的区域外,从左到右大部分区域都有激活的特征点且分布均匀。实验过程中相邻两帧图像的原始光流识别结果如图13所示。为更清晰地看出障碍物光流与其他光流的区别,箭头长度为真实光流矢量模长的 20 倍,箭头方向为光流矢量的方向。根据障碍物识别方法,静态障



图 11 避障飞行运动轨迹图

Fig. 11 Obstacle avoidance flight motion trajectory



图 12 特征点检测效果

Fig. 12 Feature point detection results

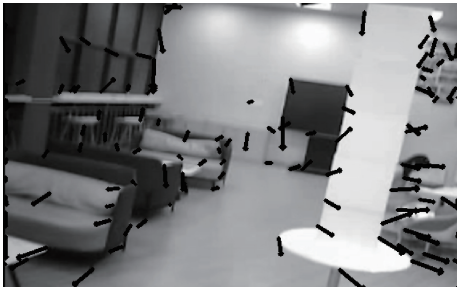


图 13 静态障碍物光流检测效果

Fig. 13 Result map of static obstacle optical flow detection

障碍物需要通过 TTC 指标辨别。通过原始光流结果计算得到 FOE 坐标为 (312,208), 计算得到 TTC 数值如图 14 所示。

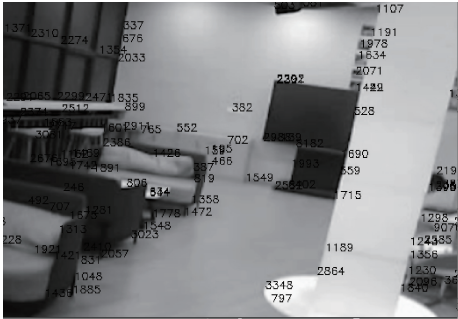


图 14 TTC 数值

Fig. 14 TTC value

可以看到 TTC 数值较小的部分集中在图像中右侧障碍物区域以及左下角区域, 而左侧有较大的 TTC 数值, 因此根据上文提到的统计平均以及多帧检测滤波后可以得到静态障碍物检测的最终结果如图 15 所示。

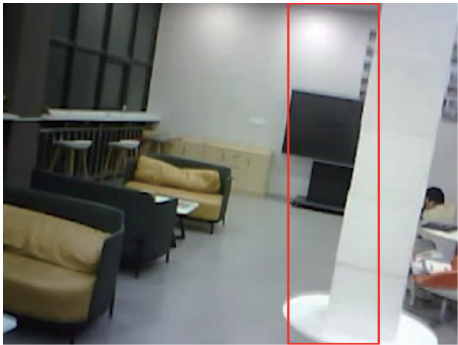


图 15 静态障碍物检测结果

Fig. 15 Result image of static obstacle detection

4.4 动态障碍物避障实验

在动态障碍物避障实验中, 一个高度约 150 cm 的柱形障碍物被固定在三脚架上, 操作者通过绳子牵引三角架的方式, 牵拉障碍物从机器人前进方向右侧向左侧移动, 移动速度约为 0.5 m/s。其中特征点检测过程与静态障碍物避障实验类似, 相邻两帧图像的原始光流识别结果如图 16 所示, 箭头长度为真实光流矢量模长的 10 倍。

可以看到, 视野内 5 个区间的光流矢量方向有所不同, 从左到右各列光流矢量的方向角 (以 x 轴正方向为 0°) 均值分别为 211.4° 、 207.5° 、 210.8° 、 212.6° 和 212.7° 。其中第 2 列的方向角与其余列的方向角差别较大, 可以判定障碍物在第 2 列所在区间附近, 因此执行右转弯避障指令。由于机器人自身运动以及抖动的干扰会叠加在动态障碍物光流上, 且在某些相机安装视角中机器人的部分气囊出现在画面中, 因此实际避障过程中通

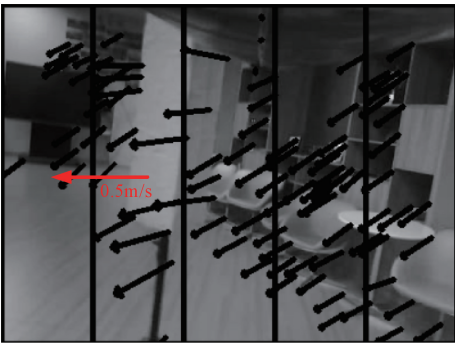


图 16 动态障碍物光流检测效果

Fig. 16 Result map of dynamic obstacle optical flow detection

过方向角的差别检测到动态障碍物时,仍然会检测光流矢量模长的差别,但不会计算 TTC,进一步验证障碍物所在区间,以避免误检测。

同样根据统计平均和多帧检测滤波后可以得到动态障碍物检测的最终结果如图 17 所示。

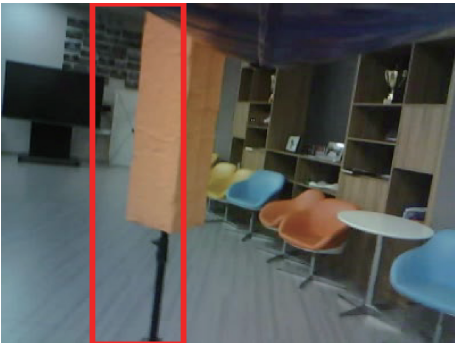


图 17 动态障碍物检测结果

Fig. 17 Result image of dynamic obstacle detection

4.5 对比实验

为了比较本文提出的算法与其他光流避障算法的计算效率与避障效果,提前通过机器人机载摄像头采集若干段录像并保存用于对比实验。

首先,在同一台上位机上分别对同一段录像(共 360 帧)进行障碍物检测,每帧图像的障碍物检测用时如图 18 所示。累加后得到总耗时如表 3 所示,除以总帧数得到单帧图像的障碍物检测平均用时。根据平均用时的长短比较各避障算法的实时性。从实验结果可以看出本文算法相对其他现有算法^[8]的障碍物检测耗时更少,证明了本文所提出的光流避障算法具有更好的实时性。

其次,为了衡量不同算法的障碍物检测准确性,在同一台上位机上分别对 22 段不同的录像进行障碍物检测,其中静态障碍物视频有 13 段,动态障碍物视频有 9 段。本文方法成功识别了 17 段视频中的障碍物,采用文

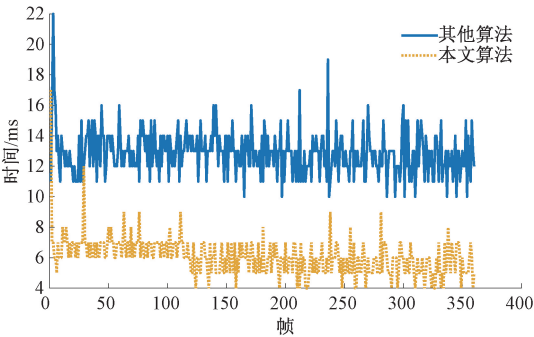


图 18 障碍物检测用时

Fig. 18 Obstacle detection time

表 3 计算用时对比

Table 3 Comparison table of calculation time ms		
方法	本文方法	其他方法 ^[8]
总耗时	2 700	4 032
单帧平均用时	6.1	12.9

献[8]的方法成功识别了 16 段视频中的障碍物,成功率对比如表 4 所示,证明本文方法在障碍物检测成功率上也具有一定优势。

表 4 成功率对比表

Table 4 Comparison table of success rate %		
方法	本文方法	其他方法 ^[8]
成功率	77	73

5 结 论

针对悬浮扑翼机器人在复杂多障碍物环境下可靠飞行的需求与自身载重有限无法搭载大型传感器和处理模块之间的矛盾,本文提出了一种基于光流的障碍物检测方法,并考虑了多种实际场景下的障碍物情形,设计了相应的避障策略。为了满足实时性和轻量化,本文基于 ESP32 设计了专用于悬浮扑翼机器人的视觉感知避障模块和飞行控制模块,并设计了相应的避障检测与控制系统。样机的飞行实验结果表明本文所述的飞行控制方法可以有效的控制机器人在室内飞行,并拥有不错的航向保持和机动转弯能力。本文所述的视觉感知避障系统能够根据障碍物光流的特点有效得检测到障碍物相对机器人的位置,并通过飞行控制系统实时控制机器人完成避障。

当前室内实验环境中障碍物的密度影响避障成功率,后续研究可以继续优化机器人的控制,提高转向、加速等机动性能以完成更好的避障。此外,可以加入硬件

防抖以更大程度消除抖动影响,从而进一步提升避障效果,为这种新型的飞行器应用于室内复杂环境,开展长航时的侦察搜救奠定基础。

参考文献

- [1] WARD T A, REZADAD M, FEARDAY C J, et al. A review of biomimetic air vehicle research: 1984-2014[J]. *International Journal of Micro Air Vehicles*, 2015, 7(3): 375-394.
- [2] ZHOU C, WU J. Kinematics, deformation, and aerodynamics of a flexible flapping rotary wing in hovering flight[J]. *Journal of Bionic Engineering*, 2021, 18(1): 197-209.
- [3] 张逸晨,赵佳欣,韩昊奇,等. 可悬停扑翼飞行器研究现状与关键技术[J]. *无人系统技术*, 2023, 6(3): 1-18.
ZHANG Y CH, ZHAO J X, HAN H Q, et al. Research status and key technologies of hovering flapping-wing aircraft [J]. *Unmanned Systems Technology*, 2023, 6(3): 1-18.
- [4] DOMINIK H, LORENZ M, PETRI T, et al. An open source and open hardware embedded metric optical flow CMOS camera for indoor and outdoor applications[C]. *IEEE International Conference on Robotics & Automation*, 2013:1050-4729.
- [5] WALTER V, NOVAK T, SASKA M. Self-localization of unmanned aerial vehicles based on optical flow in onboard camera images[J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2018, 10756(1): 106-132.
- [6] DECROON G C H E, GROEN M A, DEWAGTER C, et al. Design, aerodynamics and autonomy of the DelFly[J]. *Bioinspiration & Biomimetics*, 2012, 7(2): 025003.
- [7] FU Q, YANG Y, CHEN X, et al. Vision-based obstacle avoidance for flapping-wing aerial vehicles[J]. *Science China-Information Sciences*, 2020, 63(7):170208.
- [8] FU Q, WANG J, GONG L, et al. Obstacle avoidance of flapping-wing air vehicles based on optical flow and fuzzy control [J]. *Transactions of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics*, 2021, 38(2): 206-215.
- [9] 于乃功,郑宇凌,徐丽,等. 基于光流的非结构化环境中移动机器人避障方法[J]. *北京工业大学学报*, 2017, 43(1):65-69.
- [10] YU N G, ZHENG Y L, XU L, et al. Obstacle avoidance method for mobile robots in unstructured environments based on optical flow[J]. *Journal of Beijing University of Technology*, 2017, 43(1): 65-69.
- [11] 朱平,覃海群,江驹,等. 基于立体视觉和光流的无人机避障算法研究[J]. *电光与控制*, 2017, 24(12): 31-35.
- [12] ZHU P, QIN H Q, JIANG J, et al. Research on obstacle avoidance algorithm for unmanned aerial vehicles based on stereo vision and optical flow[J]. *Electronics Optics & Control*, 2017, 24(12): 31-35.
- [13] 顾博,宋卓昇. 基于扩散光流识别的无人车避障算法 [C]. 2021 中国自动化大会, 2021.
- [14] GU B, SONG ZH Y. Obstacle avoidance algorithm for unmanned vehicles based on diffusive optical flow recognition [C]. *Proceedings of the 2021 Chinese Automation Congress*, 2021.
- [15] JULIEN R S, FRANCK R. Biomimetic autopilot based on minimalistic motion vision for navigating along corridors comprising U-shaped and S-shaped turns[J]. *Journal of Bionic Engineering*, 2015, 12(1): 47-60.
- [16] 刘正东,高鹏,杨静宇. 一种用于道路避障的双目视觉图像分割方法[J]. *计算机应用研究*, 2005, 22(4): 249-251.
- [17] LIU ZH D, GAO P, YANG J Y. A binocular vision image segmentation method for road obstacle avoidance [J]. *Application Research of Computers*, 2005, 22(4): 249-251.
- [18] ANGEL J S, HOMERO V R, ANTONIO M H, et al. Decision making for obstacle avoidance in autonomous mobile robots by time to contact and optical flow[C]. *Int Conf Electr Comm*, 2015:130-134.
- [19] ROSSOUW M. An open-source autopilot and bio-inspired source localisation strategies for miniature blimps [D]. Sydney: The University of New South Wales, 2023.
- [20] YE S M, ZHANG J, LU Q C, et al. Design and simulation of a bio-inspired rigid-soft hybrid robotic blimp [J]. *IEEE International Conference on Advanced*

- Robotics & Mechatronics, 2022; 599-604.
- [17] 杨文俊. 仿生扑翼飞行器机构设计与姿态控制研究[D]. 成都:电子科技大学, 2023.
- YANG W J. Biologically inspired flapping-wing aircraft: Mechanism design and attitude control research [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2023.
- [18] ROSTEN E, DRUMMOND T. Machine learning for high-speed corner detection [J]. Computer Vision-ECCV 2006, Pt 1, Proceedings, 2006, 3951: 430-443.
- [19] 赵海, 陈星池, 王家亮, 等. 基于四轴飞行器的单目视觉避障算法[J]. 光学精密工程, 2014, 22(8): 2232-2241.
- ZHAO H, CHEN X CH, WANG J L, et al. Monocular vision obstacle avoidance algorithm based on quadcopter[J]. Optics and Precision Engineering, 2014, 22(8): 2232-2241.
- [20] BRUCE D, LUCAS T K. An iterative image registration technique with an application to stereo vision [C]. Proceedings of Imaging Understanding Workshop, 1981: 121-130.
- [21] 戴碧霞. 基于光流的微小型飞行器室内避障方法研究[D]. 成都:电子科技大学, 2015.
- DAI B X. Research on obstacle avoidance method for small-scale aircraft indoors based on optical flow [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2015.
- [22] HARVEY C, BALIGA V B, WONG J C M, et al. Birds can transition between stable and unstable states via wing morphing [J]. Nature, 2022, 603(7902): 648-653.

作者简介



周煜, 2020 年于安徽大学获得学士学位, 现为东南大学硕士研究生, 主要研究方向为仿生机器人。

E-mail: 220203495@seu.edu.cn

Zhou Yu received his bachelor's degree from Anhui University in 2020 and is currently a master's student at Southeast University. His main research interest is bio-inspired robotics.



张军 (通信作者), 2008 年于南京理工大学获得学士学位, 2013 年于东南大学获得博士学位, 现为东南大学教授, 主要研究方向为仿生机器人、康复机器人、深空探测机器人和医疗机器人等。

E-mail: j. zhang@seu.edu.cn

Zhang Jun (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Nanjing University of Science and Technology in 2008, and received his Ph. D. degree from Southeast University in 2013. He is currently a professor at Southeast University. His main research interests include bio-inspired robotics, rehabilitation robotics, space robotics, and medical robotics.



宋爱国, 分别在 1990 年和 1993 年于南京航空航天大学获得学士学位和硕士学位, 1996 年于东南大学获得博士学位, 现为东南大学教授、博士生导师, 主要研究方向为机器人传感与控制技术、信号处理、遥控操作技术等。

E-mail: a. g. song@seu.edu.cn

Song Aiguo received his B. Sc. degree and M. Sc. degree both from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 1990 and 1993, and received his Ph. D. degree from Southeast University in 1996. He is currently a professor and a Ph. D. advisor at Southeast University. His main research interests include robotic sensor and control, signal processing, teleoperation, etc.