



果蝇算法和改进D-S证据理论的四轴飞行器障碍辨识

徐耀松, 王传为

引用本文:

徐耀松, 王传为. 果蝇算法和改进D-S证据理论的四轴飞行器障碍辨识[J]. 智能系统学报, 2020, 15(3): 499–506.

XU Yaosong, WANG Chuanwei. FOA and improved D–S evidence theory for quadcopter obstacle identification[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2020, 15(3): 499–506.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201809011>

您可能感兴趣的其他文章

基于改进D*算法的无人机室内路径规划

UAV indoor path planning based on improved D* algorithm

智能系统学报. 2019, 14(4): 662–669 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201803031>

无人机协助下基于SR-CKF的无线传感器网络节点定位研究

Node localization of wireless sensor networks based on SR-CKF assisted by unmanned aerial vehicles

智能系统学报. 2019, 14(3): 575–581 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201709019>

基于智能手机的健身跑数据采集及演化建模

Smartphone-based speed acquisition and evolutionary modeling for fitness running

智能系统学报. 2017, 12(5): 702–709 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201706045>

多传感器的移动机器人可定位性估计与自定位

Self-localization of mobile robot in dynamic environments based on localizability estimation with multi-sensor observation

智能系统学报. 2017, 12(4): 443–449 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201607007>

改进D-S证据理论在电动汽车锂电池故障诊断中的应用

Application of improved D–S evidence theory in fault diagnosis of lithium batteries in electric vehicles

智能系统学报. 2017, 12(4): 526–537 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201605001>

智能手机车辆异常驾驶行为检测方法

Abnormal driving behavior detection based on the smart phone

智能系统学报. 2016, 11(3): 410–417 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201504022>

微信公众平台



关注微信公众号, 获取更多资讯信息

DOI: 10.11992/tis.201809011

果蝇算法和改进 D-S 证据理论的四轴飞行器障碍辨识

徐耀松, 王传为

(辽宁工程技术大学 电气与控制工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105)

摘要: 针对四轴飞行器对障碍辨识效果差、精度低的问题, 研究了四轴飞行器障碍辨识的方法. 采用超声波传感器、红外测距传感器以及激光雷达传感器的多传感器信息融合的方法, 通过果蝇算法对传感器原始数据证据权进行优化, 得到最优权值, 按照各个传感器的最优权值, 采用改进的 D-S 证据理论算法对多传感器的数据进行融合, 提高四轴飞行器的障碍辨识精度. 通过分别对单一传感器以及和其他数据融合算法实验对比, 研究结果表明: 在相同条件下, 本文提出的方法对障碍物的识别准确率更高, 对障碍物的响应更加迅速.

关键词: 四轴飞行器; 避障; 超声波传感器; 红外测距传感器; 激光雷达传感器; 多传感器信息融合; 果蝇算法; D-S 证据理论

中图分类号: TP14 文献标志码: A 文章编号: 1673-4785(2020)03-0499-08

中文引用格式: 徐耀松, 王传为. 果蝇算法和改进 D-S 证据理论的四轴飞行器障碍辨识 [J]. 智能系统学报, 2020, 15(3): 499-506.

英文引用格式: XU Yaosong, WANG Chuanwei. FOA and improved D-S evidence theory for quadcopter obstacle identification[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2020, 15(3): 499-506.

FOA and improved D-S evidence theory for quadcopter obstacle identification

XU Yaosong, WANG Chuanwei

(College of Electrical and Control Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

Abstract: Aiming at the problem that the quadrilateral aircraft has poor recognition effect and low precision, we studied the method of quadcopter obstacle recognition using a multisensor based on an ultrasonic sensor, infrared ranging sensor, and lidar sensor. The original data evidence weight of the sensor was optimized using the fruit-fly optimization algorithm (FOA) to obtain the optimal weight. According to the optimal weight of each sensor, an improved D-S evidence theory algorithm was used to fuse the data of multiple sensors to improve the obstacle recognition accuracy of the quadcopter. By comparing the single sensor and other data fusion algorithms, the research results show that under the same condition, the proposed method has a higher recognition accuracy for obstacles and faster response to obstacles.

Keywords: quadcopter; obstacle avoidance; ultrasonic sensor; infrared distance sensor; lidar sensor; multisensor information fusion; FOA; D-S evidence theory

四轴飞行器凭借着其机械构造简单、方向控制灵活、抗干扰能力强、飞行稳定、可远距离遥控等特点, 在科研与工程领域得到了广泛的应用。例如, 在发生地震、台风等重大灾害的野外救援过程中, 在安保、军事侦察中, 在对电线进行巡线过程中, 在对陌生空域进行地图构建过程中, 这

些应用场景都需要进行避障, 因此对障碍物的准确识别非常重要。

在四轴飞行器的众多研究方向中, 其在飞行过程中对障碍物的辨识是一个研究热点和难点。目前, 国内外有许多研究机构和大学在四轴飞行器和无人机避障领域开展研究。文献 [1] 针对障碍物建立了障碍物威胁分级模型, 提出了一种速度障碍圆弧法, 该方法通过速度障碍圆弧参数对

收稿日期: 2018-09-07.

通信作者: 王传为. E-mail: 2415788230@qq.com.

威胁障碍进行了量化。文献 [2] 在此基础上将动态不确定性通过威胁障碍速度矢量方向角的偏差进行表示, 并且建立了动态不确定性速度障碍模型。文献 [3] 研究了一种基于 Dubins 路径的无人机的避障规划算法, 通过采用遗传算法, 结合无人机的飞行性能和最小转弯半径, 提出了一种在已知障碍空间位置前提下的无人机路径算法。文献 [4] 针对路径规划中存在的快速移动威胁, 提出基于威胁状态预测模型预测控制 (MPC) 算法, 进行无人机动态路径规划。文献 [5] 设计微型 UAV 的避障导引律且能够满足避障不等式约束条件。文献 [6] 提出了一种解决多 UAV 避障的选择速度障碍法, 设定了飞行器避障的优权准则、转弯速率, 解决了多 UAV 之间的飞行冲突问题。文献 [7] 将光流传感器应用于避障中, 结合改进的势场法, 提高障碍辨识精度。文献 [8-12] 将人工势场法应用到三维空间中增加一个势场函数, 以改善在狭小空间飞行器抖动问题。文献 [13-14] 提出了一种新的基于金字塔 LK 光流与平移光流融合的单目视觉避障算法。目前, 已有的方法存在对障碍物辨识精度低, 实时性差等不足。为了提高四轴飞行器在执行飞行任务过程中安全飞行能力, 四轴飞行器需借助传感器对障碍物进行高精度的辨识。障碍物辨识主要通过各种传感器进行感知, 其中大致分为 2 类, 一类为被动传感器, 主要是各种摄像头通过获取障碍物图像并进行相应处理, 进而得到障碍物的各种信息, 但是, 视觉传感器容易受到环境影响, 获取的信息可靠性差; 另一类是主动传感器, 即超声波、红外、激光测距等一些常见传感器, 他们受环境影响小, 感知信息准确度高。采用单一传感器获取环境障碍物信息能力较弱、误差大、精度低。为了进一步提高四轴飞行器障碍物检测准确度, 提出采用超声波传感器、激光雷达传感器和红外传感器等几种传感器得到的信息通过改进的 D-S 证据理论算法进行融合。

1 D-S 证据理论

D-S 证据理论^[15]是由 Dempster 在 1967 年提出, 并由 Shafer 进一步发展起来的一种具有不确定推理模型理论。被广泛地应用于处理各种不确定信息的数据融合算法。其优点是可以将大量的不同性质的主观不确定信息, 通过 D-S 证据理论转变为确定性的决策信息。在四轴飞行器进行障碍物辨识的过程中, 由于存在大量的干扰因素,

以至于传感器得到的数据不准确, 主观不确定性比较高, 采用多种传感器对障碍物数据进行获取可以有效提高其准确性, 而 D-S 证据理论是融合这类数据信息的有效途径之一^[16-18]。

1.1 基本概念

D-S 证据理论使用集合的方式表示命题, 把问题涉及到的所有可能取值定义为 N 个详细和具有排他性非空假设的一个非空集合 θ , 称为样本空间或者识别框架。 2^θ 是 θ 所有子集组成的集合。

定义 在识别框架 θ 下, 定义 $m(A)$ 是一个 $m: 2^\theta \rightarrow [0, 1]$ 的函数。

1) 基本概率赋值函数 (BPA)

若满足下列条件:

$$\begin{cases} m(\emptyset) = 0 \\ \sum_{A \in \theta} m(A) = 1 \end{cases} \quad (1)$$

则 $m(A)$ 为基本赋值函数, 其中, \emptyset 为空集, 如果 $m(A) > 0$, A 称之为焦元, $m(A)$ 的作用是对命题的可信度进行分配, $m(A)$ 反映了证据对集合 θ 中命题 A 支持程度。

2) 信任函数 (BEL)

$$\text{BEL}(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B), \forall A \in 2^\theta \quad (2)$$

式中: $\bar{A} = \Omega - A$; BEL 是 A 的可信度。

3) 似真函数 (PL)

$$\text{PL}(A) = 1 - \text{BEL}(\bar{A}) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B) \quad (3)$$

如图 1 所示, 在有关于命题 A 的证据中, 有 3 种证据, 即支持证据、中性证据、拒绝证据。

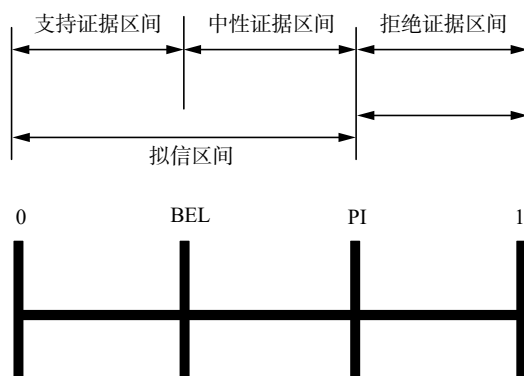


图 1 信任函数区间表示

Fig. 1 Confidence function interval representation

1.2 D-S 证据理论组合规则

假设识别框架 θ 中用于障碍辨识的证据为 E_1 、 E_2 , E_1 、 E_2 的基本概率分配函数和焦元分别为 E_1 、 A_i 和 E_2 、 B_j 。定义函数 $m: 2^\theta \rightarrow [0, 1]$ 是进行信息融合的信度函数分配, 则有:

$$m(A) = \begin{cases} 0, & A = \emptyset \\ \frac{1}{1-K}, & A \neq \emptyset \end{cases} \quad (4)$$

式中 $K = \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i)m_2(B_j) < 1$ 是不确定因子。

1.3 D-S 证据理论证据冲突问题

由于面对复杂环境各种传感器在工作的时候会产生噪声、杂波等干扰信号,或者在工作中由于人为操作出现干扰信息等都有可能引起证据冲突^[19-21]。

设 m_1 、 m_2 是相同识别框架 2^θ 上的 2 个相互独立的基本概率赋值, 焦元分别是 A_1, A_2, \dots, A_k 和 B_1, B_2, \dots, B_k , 又设:

$$K = \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i)m_2(B_j) < 1 \quad (5)$$

则其在融合之后的概率赋值函数 $m: 2^\theta \rightarrow [0, 1]$ 对于所有的基本概率赋值函数的非空集合 A 有:

$$m(C) = \begin{cases} \sum_{A_i \cap B_j = C} m_1(A_i)m_2(B_j), & \forall C \in \theta \text{ 且 } C \neq \emptyset \\ 0, & C = \emptyset \end{cases} \quad (6)$$

在式 (6) 中, 若 $K \neq 1$, 则 m 可以按照组合规则确定一个基本概率赋值, 若 $K = 1$ 或者无限接近于 1, 则可以认为 m_1 、 m_2 证据矛盾, 不能按照规则对基本概率赋值进行组合。

在解决证据冲突主要有 2 种途径, 一种是改进 D-S 证据理论的 Dempster 组合规则, 另一种就是认为这种原因是由于证据源的不确定性导致的, 需要在融合之前处理传感器得到的信息源, 修正证据。

1.4 证据权

当 $K \rightarrow 1$, 即证据高度冲突时, 利用原组合原则就会导致与实际常理相违背的结果, 可以利用文献 [22] 提出的证据权对基本分配函数进行修正来解决此类问题。 m_i 、 m_j 的距离定义为

$$d(m_i, m_j) = \sqrt{\frac{1}{2} (\langle M_i, M_j \rangle + \langle M_j, M_i \rangle - 2 \langle M_i, M_j \rangle)} \quad (7)$$

其中

$$\langle M_i, M_j \rangle = \sum_{A_i} \sum_{A_j} m_i(A_i)m_j(A_j) \frac{|A_i \cap A_j|}{|A_i \cup A_j|} \quad (8)$$

m_i 、 m_j 的近似度定义为

$$s(m_i, m_j) = 1 - d(m_i, m_j) \quad (9)$$

证据 e_i 的基本概率分配函数与系统中其他的基本概率分配函数相似度之和为

$$\alpha(m_i) = \sum_{j=1, j \neq i}^n s(m_i, m_j) \quad (10)$$

关键证据 e_f 定义为

$$\alpha(m_f) = \max_{1 \leq i \leq n} \{\alpha(m_i)\} \quad (11)$$

各证据 e_i 相对于关键证据的证据权定义为

$$\beta_i = \frac{\alpha(m_i)}{\alpha(m_f)} \quad (12)$$

对证据 e_i 的基本概率分配函数修正为

$$m'_i(A) = \beta_i m_i(A), \forall A \in 2^\theta, A \neq \emptyset \quad (13)$$

$$m'_i(\theta) = \beta_i m_i(\theta) + (1 - \beta_i) \quad (14)$$

式 (13) 的作用是使证据权小的证据的元素 A 所提供的确定性信息减小。式 (14) 使得证据权小的证据的不确定性元素 θ 所提供的不确定性信息增加。

2 D-S 证据最优权值优化算法

由于各传感器提供的数据证据源不同, 所以需要对各种证据进行加权处理, 在加权证据合成过程中, 权值的确定是基础也是核心关键。如果不能获取优化的权值将严重影响融合结果。果蝇算法实现简单, 全程只有进化代数与种群规模 2 个参数需要调节, 而且有强大的全局寻优能力。对权值优化有很好的效果。

2.1 果蝇算法

果蝇优化算法^[23-24] (fruit fly optimization algorithm, FOA) 是基于果蝇觅食行为的仿生学原理而提出的一种新兴群体智能优化算法。首先果蝇利用其灵敏的嗅觉迅速定位出食物的大概方位, 并快速飞近食物源; 其次在靠近食物一定距离时, 利用其敏锐视觉系统找到同伴及食物的准确位置, 并飞向此位置。果蝇优化算法基本原理可以概括为: 1) 嗅觉搜索阶段: 利用嗅觉感知空气中各种气味, 并判断出食物的大致距离, 靠近食物; 2) 视觉定位阶段: 在靠近食物后, 达到可视距离后, 准确判断食物的确切位置, 飞向食物。

2.2 果蝇算法优化权值

传统多传感器信息融合过程中通常采用专家打分赋值或者用的是专家经验对其赋值的方法, 这种方法主观性比较强, 很大程度上对融合效果产生影响。

本文根据实际情况, 给出传感器提供的证据源 F_1, F_2, \dots, F_t 。以及对应的目标 G_0 , 根据传感器本身工作性能, 以及对其长期测试或者多周期循环测量, 通过统计试验将传感器识别结果与真实目标对比, 结合专家经验给出这些证据权值的上限值 β_i^{\max} 和下限值 β_i^{\min} 。证据融合的最终目标就是准确的识别出正确的目标, 也就是被识别目标的合成的基本概率赋值与其他目标的差值最大,

所以果蝇算法权值寻优就是寻找一个使得 G_0 合成的基本概率赋值 $m(G_0)$, 且与其他目标的差值绝对值最大, 这个权值就是优化权值。本文介绍的这种权值优化方法既考虑了专家的主观作用, 又部分消除了专家的主观误差, 提升证据融合精度。

果蝇算法寻找最优权值步骤如下:

Step1 参数初始化

包括最大迭代次数、群体规模、随机初始化果蝇群体位置范围 (LR) 以及果蝇随机方向和随机距离 (FR)。

Step2 生成潜在解

1) 把每个权值作为果蝇个体, 对果蝇位置进行初始化:

$$x_{\text{-axis}} = \text{random}(\text{LR})$$

$$y_{\text{-axis}} = \text{random}(\text{LR})$$

2) 根据已知嗅觉给出觅食果蝇飞行的随机方向和随机距离:

$$x_i = x_{\text{-axis}} + \text{random}(\text{FR})$$

$$y_i = y_{\text{-axis}} + \text{random}(\text{FR})$$

3) 计算觅食果蝇与原点的距离:

$$D_i = \sqrt{x_i^2 + y_i^2}$$

4) 计算气味浓度判定值 S_i :

$$S_i = \frac{1}{D_i}$$

$$\frac{1}{D_i} = \sqrt{\frac{(x_{\text{-axis}} + \text{random}(\text{FR}))^2 + (y_{\text{-axis}} + \text{random}(\text{FR}))^2}{D_i}}$$

Step3 将气味浓度判定值 S_i 代入目标函数 (function) 中计算个体果蝇所处位置的气味浓度 (Smell_i)

$$\text{Smell}_i = \text{function}(S_i)$$

其中, function 目标函数为

$$F = \max \{ \min [m(C_0) - m(C_i) | i = 1, 2, \dots, N-1] \}$$

Step4 寻到群体中最优的气味浓度和个体位置, 本文取最大值

$$[\text{bestSmell bestindex}] = \max(\text{Smell})$$

Step5 果蝇群体飞向气味浓度最大值的果蝇个体, 形成新的果蝇群体位置, 记录此时的权值

$$\text{Smell best} = \text{best smell}$$

$$X_{\text{-axis}} = X(\text{bestindex})$$

$$Y_{\text{-axis}} = Y(\text{bestindex})$$

Step6 开始迭代优化, 重复执行 step2~step5, 当气味浓度值在约束条件下不再优于先前的迭代气味浓度或者迭代数达到最大时, 循环停止, 并将此时的权值代入 D-S 证据理论中进行多传感器信息融合。

约束条件为

$$m(c) = \begin{cases} 0, & C = \emptyset \\ \sum_{A_i \cap B_j} \frac{m_1^{\beta_1}(A_i)m_2^{\beta_2}(B_j)}{1 - K_1}, & \forall C \subset \theta, C \neq \emptyset \end{cases} \quad (15)$$

$$K_1 = \sum_{A_i \cap B_j = C} \frac{m_1^{\beta_1}(A_i)m_2^{\beta_2}(B_j)}{(1 - K_1)} < 1$$

$$m(C_0) - m(C_i) > 0$$

$$0 \leq \beta_i \leq 1, \sum_{i=1}^N \beta_i = 1, \beta_i^{\min} \leq \beta_i \leq \beta_i^{\max}$$

式中: N 为命题个数; $m(C_i)$ ($i = 1, 2, \dots, N-1$) 为其他命题的合成基本概率赋值; β_i^{\min} 、 β_i^{\max} 分别为专家经验给出的加权值上限和下限。

3 四轴飞行器信息检测系统

四轴飞行器多传感器信息融合^[25-26]中使用的传感器由超声波传感器、红外测距传感器、激光雷达传感器构成。3 种测距传感器同时对障碍物进行距离测量获取环境信息。

超声波传感器使用的是超声波信号, 所以其几乎不受灰尘、烟雾, 以及复杂的电磁场干扰等恶劣环境的影响。激光传感器具有量程范围广、测量精度高、检测实时性好、重量轻等特点。红外传感器具有角分辨率高、功耗低, 不会出现镜面反射的等特点。图 2 为传感器安装示意图, 分别标记为 1、2、3、4、5。其中, 1、2 为超声波传感器, 3 和 4 是激光雷达传感器, 5 是红外传感器。

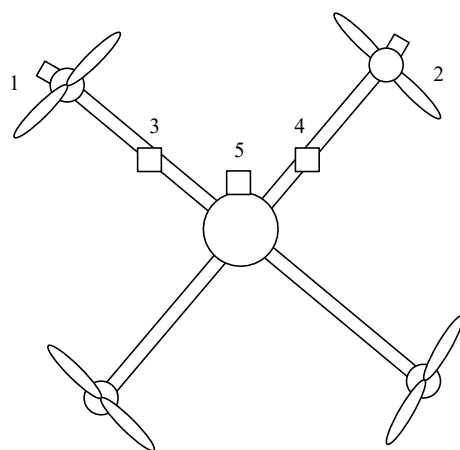


图 2 传感器安装位置示意

Fig. 2 Sensor installation position diagram

4 基于 FOA-DS 的多传感器信息融合技术在四轴飞行器障碍辨识中的应用

本文采用果蝇算法对证据源各组证据的证据权进行优化, 寻找最优权值, 进而进行信息融合, 步骤如下:

1) 获取证据源,参考专家经验给出的权值上下限,确定范围。

2) 由果蝇算法在范围内按照2.2节寻找最优权值。

3) 将最优权值按照式(7)~(14)进行基本概率重分配,以满足D-S证据理论组合规则对各证据的权重要求相同的条件。

4) 按照组合规则进行数据融合输出结果。FOA-DS证据理论障碍辨识流程如图3所示。

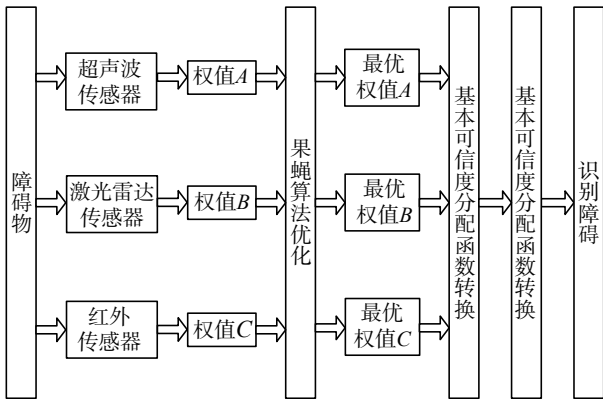


图3 FOA-DS证据理论障碍辨识流程

Fig. 3 FOA-DS evidence theory obstacle identification flow chart

将搭载超声波传感器、激光雷达传感器、红外传感器的四轴飞行器对一块陌生空域进行障碍辨识,识别框架为: {有障碍(A), 无障碍(B), 不确定因素(C)}。由经验给出一定权值范围分别为(0.4, 0.65)、(0.25, 0.45)、(0.08, 0.20),由果蝇算法在范围内利用式(23)~(28)寻找最优权值,分别为0.55、0.3、0.15。然后,利用式(15)求取证据的融合结果。

在寻找最优权值的过程中,使用果蝇算法和PSO粒子群寻优算法比较二者寻优性能。图4、5是超声波传感器最优权值寻找迭代次数。

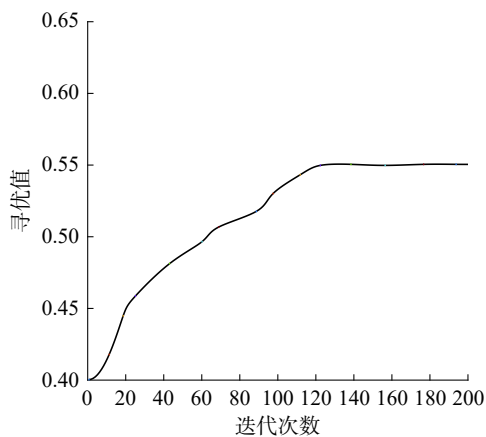


图4 果蝇算法寻优迭代次数

Fig. 4 FOA optimization iterations

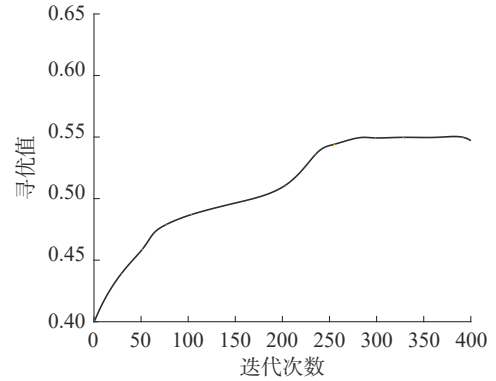


图5 PSO算法寻优迭代次数

Fig. 5 PSO optimization iterations

由图4、5可知,果蝇算法在迭代了120次左右就寻得了最优权值,而PSO粒子群算法则是在进行了250多次迭代后才确定最优权值,由此可以得出果蝇算法寻找最优权值更加迅速,符合本文需求。

实验场地选在50 m×50 m的开放空域,设置不同形状的气模模拟障碍物。表1是3次实验中各传感器提供的基本可信度分配函数以及融合结果。表2是加权转换后的基本可信度分配函数及融合结果。

表1 基本可信度分配函数及融合结果

Table 1 Basic trustworthiness distribution function and fusion result

| 传感器 | 次数 | A | B | C |
|---------|----|--------|-------|-------|
| 超声波传感器 | 1 | 0.550 | 0.350 | 0.100 |
| | 2 | 0.500 | 0.400 | 0.100 |
| | 3 | 0.600 | 0.300 | 0.100 |
| | 融合 | 0.7140 | 0.283 | 0.003 |
| 激光雷达传感器 | 1 | 0.650 | 0.250 | 0.100 |
| | 2 | 0.620 | 0.280 | 0.100 |
| | 3 | 0.550 | 0.300 | 0.150 |
| | 融合 | 0.666 | 0.327 | 0.007 |
| 红外传感器 | 1 | 0.500 | 0.400 | 0.100 |
| | 2 | 0.550 | 0.300 | 0.150 |
| | 3 | 0.700 | 0.200 | 0.100 |
| | 融合 | 0.550 | 0.443 | 0.007 |

由表2可知,识别框架中各个基本命题的信任函数为

$$\begin{aligned} \text{BEL}(A) &= 0.629 \\ \text{BEL}(B) &= 0.135 \\ \text{BEL}(C) &= 0.112 \end{aligned}$$

由判决结果可以得出有障碍。

表 2 加权转换后基本可信度分配函数及融合结果
Table 2 Basic credibility allocation function and fusion result after weighted transformation

| 传感器 | 最优权值 | A | B | C |
|------|------|-------|-------|-------|
| 超声波 | 0.55 | 0.715 | 0.282 | 0.003 |
| 激光雷达 | 0.3 | 0.420 | 0.275 | 0.305 |
| 红外 | 0.15 | 0.490 | 0.302 | 0.208 |
| 融合 | | 0.629 | 0.135 | 0.112 |

为了突出算法的优越性,在实验中其余条件相同的情况下,只保留超声波传感器工作,以用来验证单一传感器与多传感器障碍识别效果对比。

此时识别框架中各个基本命题的信任函数为

$$\text{BEL}(A) = 0.362$$

$$\text{BEL}(B) = 0.253$$

$$\text{BEL}(C) = 0.385$$

无法准确识别出障碍物。

同理,验证其余传感器,结果显示均无法准确识别出障碍物。

在飞行速度为 0.5 m/s 的情况下对不同数量的障碍物分别进行 20 次试验,试验结果如图 6 所示。横轴为障碍物个数,纵轴为判断准确率,即飞行过程中识别出障碍物个数占障碍物总个数的百分比多次试验取均值。例如,障碍物个数为 5 时,每次试验识别出障碍物个数占 5 个障碍物个数的百分比,然后求取 20 次试验的平均值。图 6 中黑色条形代表多传感器对障碍物的识别准确率,白色的代表超声波传感器的准确率,浅灰色的代表激光雷达传感器的准确率,深灰色的代表红外传感器的准确率。从图 6 中可以看出,本文提出的多传感器信息融合障碍识别方法的准确率随着障碍物个数的逐渐增加而提高,其余单一传感器虽然识别准确率差别不大,但是整体来看其识别准确率远远低于本文提出的方法。

同时本文也将改进的 D-S 证据理论与贝叶斯估计以及粒子滤波数据融合算法进行了实验对比结果如图 7 所示,由图 7 中可以看出,贝叶斯估计与粒子滤波算法相比,于本文提出的方法精度存在一定差距。这是因为贝叶斯估计主观性较强,即贝叶斯估计用来判断的先验概率密度标准不一,由于不同的人对于先验概率的理解不同,故得出的结果也不尽相同,由于贝叶斯估计核心原理就是利用旧资料先验概率进行更精确的估计,故结果精度相差较大。粒子滤波算法在进行数据

融合的时候容易出现粒子贫化问题,滤波精度不稳定,并且需要大量粒子才能对非线性系统进行准确估计,大大降低了算法的综合性以及识别精度。

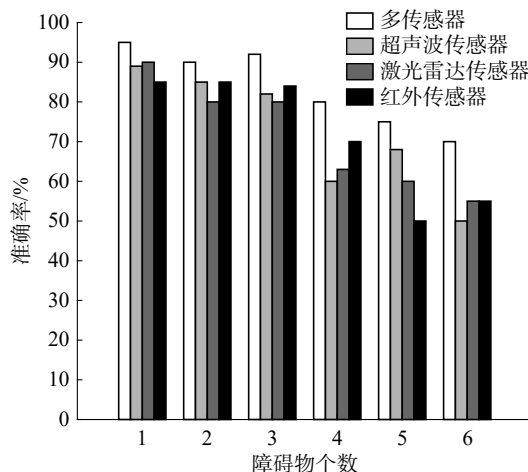


图 6 单一传感器与多传感器障碍辨识准确率对比
Fig. 6 Comparison of obstacle recognition accuracy between single sensor and multi sensor

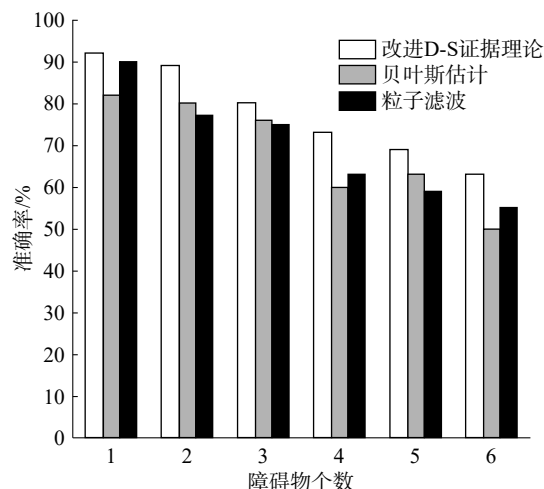


图 7 改进 D-S 证据理论与贝叶斯估计和粒子滤波算法障碍辨识准确率对比

Fig. 7 Comparison of improved D-S evidence theory with Bayesian estimation and particle filter algorithm for obstacle recognition accuracy

通过上述实验可知,本文提出的基于改进 D-S 证据理论的多传感器信息融合技术在实际应用中可以对障碍物进行高精度的识别,也验证了本问提出的方法的可行性。除此之外通过对算法执行时间和准确性的测试也反映出了算法的实时性和准确性。

5 结束语

为了提高四轴飞行器的避障效果,本文提出

了利用超声波传感器、红外传感器和激光雷达传感器基于D-S证据理论的数据融合四轴飞行器障碍辨识方法。该方法利用果蝇优化算法对传感器原始数据的权值进行优化获取最优权值,其次通过D-S证据理论方法对信息进行融合。通过飞行试验验证,相比于单一传感器该方法能够更加有效地检测和定位障碍物的位置信息,对比同类数据融合算法,本文提出的方法对障碍物的识别率更高,能够使得四轴飞行器适应复杂的飞行环境。

参考文献:

- [1] 杨秀霞,周础础,张毅. 基于速度障碍圆弧法的 UAV 自主避障规划研究[J]. 系统工程与电子技术, 2017, 39(1): 165-176.
YANG Xiuxia, ZHOU Weiwei, ZHANG Yi. Automatic obstacle avoidance planning for UAV based on velocity obstacle arc method[J]. Systems engineering and electronics, 2017, 39(1): 165-176.
- [2] 杨秀霞,张毅,周础础. 一种动态不确定环境下 UAV 自主避障算法[J]. 系统工程与电子技术, 2017, 39(11): 2546-2552.
YANG Xiuxia, ZHANG Yi, ZHOU Weiwei. Autonomous obstacle avoidance algorithm for UAV in dynamic uncertain environment[J]. Systems engineering and electronics, 2017, 39(11): 2546-2552.
- [3] 关震宇,杨东晓,李杰,等. 基于Dubins路径的无人机避障规则算法[J]. 北京理工大学学报, 2014, 34(6): 570-575.
GUAN Zhengyu, YANG Dongxiao, LI Jie, et. Obstacle avoidance planning algorithm for UAV based on Dubins path[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2014, 34(6): 570-575.
- [4] 任佳,高晓光,张艳. 移动威胁情况下的无人机路径规划[J]. 控制理论与应用, 2010, 27(5): 641-646.
REN Jia, GAO Xiaoguang, ZHANG Yan. Path planning based on model predictive control algorithm under moving threat[J]. Control theory & applications, 2010, 27(5): 641-646.
- [5] SCHMITTL, FICHTER W. Collision-avoidance framework for small fixed-wing unmanned aerial vehicles[J]. Journal of guidance, control, and dynamics, 2014, 37(4): 1323-1329.
- [6] JENIE Y I, VAN KAMPEN E J, DE VISSER C C, et al. Selective velocity obstacle method for deconflicting maneuvers applied to unmanned aerial vehicles[J]. Journal of guidance, control, and dynamics, 2015, 38(6): 1140-1145.
- [7] 余超凡,孙建辉. 基于光流传感器的旋翼无人机实时避障系统[J]. 计算机应用于软件, 2018, 35(1): 206-210.
YU Caofang, SUN Jianhui. A real-time obstacle avoidance system for multi-rotor unmanned aerial vehicle based on optical flow sensor[J]. Computer applications and software, 2018, 35(1): 206-210.
- [8] 周源,王希彬. 无人机SLAM避障技术研究[J]. 兵工自动化, 2015, 34(11): 78-81.
ZHOU Yuan, WANG Xibin. Research on obstacles avoidance for UAV SLAM technology[J]. Ordnance industry automation, 2015, 34(11): 78-81.
- [9] 王伟,王华. 基于约束人工势场法的弹载飞行器实时避障航迹规划[J]. 航空动力学, 2014, 29(7): 1738-1743.
WANG Wei, WANG Hua. Real-time obstacle avoidance trajectory planning for missile borne air vehicle based on constrained artificial potential field method[J]. Journal of aerospace power, 2014, 29(7): 1738-1743.
- [10] [10] LIU Zhiyang, JIANG Tao. Route planning based on improved artificial potential field method[C]//Proceedings of 2017 Asia-Pacific Conference on Intelligent Robot System. Wuhan, China: IEEE, 2017: 196-199.
- [11] ZHANG Yingkun. Flight path planning of agriculture UAV based on improved artificial potential field method[C]//Proceedings of 2018 Chinese Control and Decision Conference. Shenyang, China: IEEE, 2018: 1526-1530.
- [12] BOUNINI F, GINGRAS D, POLLART H, et al. Modified artificial potential field method for online path planning applications[C]//Proceedings of 2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Los Angeles, USA: IEEE, 2017: 180-185.
- [13] 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 Hai, CHEN Xingchi, WANG Jialiang, et al. Obstacle avoidance algorithm based on monocular vision for quad-rotor helicopter[J]. Optics and precision engineering, 2014, 22(8): 2232-2241.
- [14] MA Lili. Vision-based avoidance of obstacles with unknown constant velocity[C]//Proceedings of the 2010 American Control Conference. Baltimore, USA: IEEE, 2010: 5550-5555.
- [15] 孙锐. 基于D-S证据理论的信息融合及在可靠性数据处理中的应用研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2017.
SU Rui. Research on D-S evidence theory based information fusion and its application in reliability data processing[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2017.
- [16] 刘标,许腾,李光. D-S证据理论改进算法提高水下目标识别准确性[J]. 现代防御技术, 2018, 46(1): 120-155.
LIU Biao, XU Teng, LI Guang. Algorithm improvement

- of D-S evidence theory in submarine target recognition[J]. *Modern defense technology*, 2018, 46(1): 120–155.
- [17] 李昌钰, 周焰, 林茜, 等. 考虑传感器置信度的改进的 D-S 证据合成算法 [J]. 解放军理工大学学报(自然科学版), 2017, 18(1): 81–86.
- LI Changyu, ZHOU Yan, LIN Han, et al. Improved D-S evidence combination rule based on reliability of sensors[J]. *Journal of PLA University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2017, 18(1): 81–86.
- [18] 王慧, 宋宇宁. D-S 证据理论在火灾检测中的应用 [J]. 中国安全科学学报, 2016, 26(5): 19–23.
- WANG Hui, SONG Yuning. Application of D-S evidence theory in fire detection[J]. *China safety science journal*, 2016, 26(5): 19–23.
- [19] 李玲玲, 马冬娟, 王成山, 等. D-S 证据理论冲突处理新方法 [J]. *计算机应用研究*, 2011, 28(12): 4528–4531.
- LI Lingling, MA Dongjuan, WANG Chengshan, et al. New method for conflict evidence processing in D-S theory[J]. *Application research of computers*, 2011, 28(12): 4528–4531.
- [20] 韩德强, 杨艺, 韩崇昭. D-S 证据理论研究进展及相关问题探讨 [J]. 控制与决策, 2014, 29(1): 1–11.
- HAN Deqiang, YANG Yi, HAN Chongzhao. Advances in DS evidence theory and related discussions[J]. *Control and decision*, 2014, 29(1): 1–11.
- [21] 袁杰, 王福利, 王姝, 等. 基于 D-S 融合的混合专家知识系统故障诊断方法 [J]. 自动化学报, 2017, 43(9): 1580–1587.
- YUAN Jie, WANG Fuli, WANG Shu, et al. A fault diagnosis approach by D-S fusion theory and hybrid expert knowledge system[J]. *Acta automatica sinica*, 2017, 43(9): 1580–1587.
- [22] 刘海燕, 赵宗贵, 刘熹. D-S 证据理论中冲突证据的合成方法 [J]. 电子科技大学学报, 2008, 37(5): 701–704.
- LIU Haiyan, ZHAN Zhonggui, LIU Xi. Combination of conflict evidences in D-S theory[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2008, 37(5): 701–704.
- [23] 王林, 吕盛祥, 曾宇容. 果蝇优化算法研究综述 [J]. 控制与决策, 2015, 32(7): 1153–1162.
- WANG Lin, LYU Shengxiang, ZENG Yurong. Literature survey of fruit fly optimization algorithm[J]. *Control and decision*, 2015, 32(7): 1153–1162.
- [24] 饶盛华, 张小平, 张铸, 等. 基于果蝇算法的开关磁阻电机多目标优化研究 [J]. 电子测量与仪器仪表学报, 2017, 31(7): 1152–1158.
- RONG Shenghua, ZHANG Xiaoping, ZHANG Zhu, et al. Study on multi-objective optimization of SRM based on FOA[J]. *Journal of electronic measurement and instrumentation*, 2017, 31(7): 1152–1158.
- [25] 徐湘寓, 崔颖强, 罗丽燕. 基于多传感器信息融合的室内定位算法研究 [J]. 信息系统与网络, 2018, 48(1): 10–16.
- XU Xiangya, CUI Yingqiang, LUO Liyan. An indoor pedestrian localization algorithm based on multi-sensor information fusion[J]. *Radio engineering*, 2018, 48(1): 10–16.
- [26] 陈辉, 邓记才, 吴晓辉, 等. 多传感器信息融合在轮式机器人运动控制中的应用 [J]. *传感技术学报*, 2011, 24(6): 915–918.
- CHEN Hui, DENG Jicai, WU Xiaohui, et al. Implementation of the multisensory information fusion technology in the wheel-robot movement control[J]. *Chinese journal of sensors and actuators*, 2011, 24(6): 915–918.

作者简介:



徐耀松, 副教授, 主要研究方向为煤矿瓦斯灾害前兆预测、电气线路故障诊断、工业远程监控系统开发、嵌入式系统设计。主持及参与国家自然科学基金、辽宁省教育厅基金、企业项目多项。辽宁省优秀青年骨干教师, 获得辽宁省科技进步二等奖、中国煤炭工业协会科学技术二等奖、国家安全生产总局安全生产科技成果三等奖、阜新市科技进步一等奖、辽宁省普通高等教育本科教学成果三等奖。发表学术论文 20 余篇。



王传为, 硕士研究生, 主要研究方向为信息处理与模式识别。