doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.10.013

农业植保无人机变结构线性滚动时域估计器研究

楚红雨　倪俊超　常志远　邵延华　张晓强
(西南科技大学信息工程学院, 绵阳 621010)

摘要: 植保无人机的惯导数据输出频率最高可达 8 kHz,而常用 GPS 输出频率最高只有 10 Hz,会导致位置估计器的数据源之间存在延时问题。为此设计了一种处理延时测量值的变结构线性滚动时域估计器(Variable structure linear - Moving horizon estimator, VSL - MHE)。首先将多传感器测量数据进行序列化;然后通过线性索引来确定排列项中无数据的坐标,根据该坐标对代价函数中权重矩阵进行更新,从而改变估计器结构;最后通过 VSL - MHE 估计植保无人机位置。在室内测试中,通过 OptiTrack 向植保无人机发送模拟 GPS 信号,输出频率范围为 2 ~ 20 Hz。将 VSL - MHE 估计的位置、MHE 估计的位置和循环迭代扩展卡尔曼滤波器(Circular iterated extended Kalman filter, CIEKF)估计的位置分别与 OptiTrack 获取的精确位置做对比,结果表明,VSL - MHE 的位置最大偏差小于 CIEKF 和 MHE 的位置最大偏差。在室外 40 m × 30 m 范围的飞行测试中,VSL - MHE 的航线位置最大偏差小于 CIEKF 和 MHE 的位置最大偏差,验证了该算法的有效性。

关键词: 植保无人机; 多传感器; 滚动时域估计器; 位置估计器
中图分类号: S252$^+$.9; TP212.9　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2019)10-0116-08

Variable Structure Linear Moving Horizon Estimator for Plant Protection UAV

CHU Hongyu　NI Junchao　CHANG Zhiyuan　SHAO Yanhua　ZHANG Xiaoqiang
(*School of Information Engineering*, *Southwest University of Science and Technology*, *Mianyang* 621010, *China*)

Abstract: In order to solve the delay caused by different sampling frequencies of multi-sensors in position estimation of plant protection unmanned aerial vehicle (UAV), a variable structure linear moving horizon estimator (VSL - MHE) was designed to process delay measurement values. Firstly, the measurement data of multiple sensor was serialized. Then the linear index method was used to determine the coordinates of the zero elements in the arrangement term, and the weighting matrix in the cost function was updated with the coordinates of the zero elements to change the structure of the estimator. Finally, the plant protection UAV position was estimated by VSL - MHE. The accuracy of the position estimation was verified from the actual flight tests. In the indoor experiment, the GPS output was simulated by the output of OptiTrack motion capture system, the frequency could be controlled in the range of 2 ~ 20 Hz. Through the fixed-point hover experiment, the positions estimated from VSL - MHE, MHE and the circular iterated extended Kalman filter (CIEKF) were compared with that obtained from OptiTrack, respectively. The maximum positional offset of VSL - MHE was smaller than the positional offset of the CIEKF and MHE. In the outdoor experiment, the range of path planning was set to be 40 m × 30 m, and the maximum positional deviation from the VSL - MHE was less than that estimated from CIEKF and MHE. The experiment results showed that VSL - MHE can effectively reduce the adverse effects on the accuracy of position estimation.

Key words: plant protection UAV; multiple sensor; moving horizon estimator; position estimator

0　引言

植保无人机的航迹规划是保证其完成植保作业任务的关键技术,高精度、低延时的位置估计算法一直是该领域的研究重点[1-2]。位置估计器需要融合多传感器的异构数据,例如,植保无人机的定位可以

收稿日期: 2019-04-17　修回日期: 2019-08-10
基金项目: 国家自然科学基金项目(61601382)
作者简介: 楚红雨(1979—),男,副研究员,博士,主要从事无人机控制和视觉检测研究,E-mail: chuhongyu@swust.edu.cn

通过融合嵌入式传感器提供的测量数据，然后估计出植保无人机实时的位置信息。当位置估计器融合惯导数据和 GPS 导航数据时，数据采样过程中存在多传感器采样频率不同而造成的延时，从而影响位置信息估计的准确性[3-4]。

目前，国内外学者对多传感器采样频率不同造成的延时问题展开了研究。文献[5]提出使用预测器来补偿延时的方法，但是将预测器应用到系统中会增加计算时间和内存使用率，不适用于计算资源有限、实时性较高的飞控系统。文献[6]提出了3 种不同的优化方法处理多目标无序测量造成的延时问题，其中 CISI（Complete in-sequence information）方法效果最好，但是该方法结构比较复杂。文献[7]根据历史测量值，利用其中的延时测量值重新估计整个后验状态序列，通过数值模拟的方法进行验证。文献[8]设计了一个正则化方法，并在滚动时域估计器（MHE）中给出一个具体的代价函数，根据丢失的数据自适应调整权重来处理延时问题，但该方法只针对单采样频率的延时，对于多采样频率的延时尚有待验证。文献[9]提出了一种用于处理时滞测量的 MHE，但是在快速实时在线处理和传感器多采样频率方面需要进一步研究。

针对以上问题，本文利用变结构线性滚动时域估计器（VSL－MHE）来解决因多传感器采样频率不同而造成的延时问题，以提高植保无人机位置估计器的准确性和鲁棒性。

1　植保无人机动力学模型

1.1　坐标系定义

系统使用的坐标系如图 1 所示，植保无人机的机体坐标系采用前右下（FRD）坐标系，x^B 轴指向机头前进方向，y^B 轴指向植保无人机右侧，z^B 轴和 x^B、y^B 轴构成右手系。导航坐标系 $O^W x^W y^W z^W$ 使用北东地（NED）坐标系。$\boldsymbol{R}_B^W$ 表示机体坐标系到导航坐标系的姿态旋转矩阵。

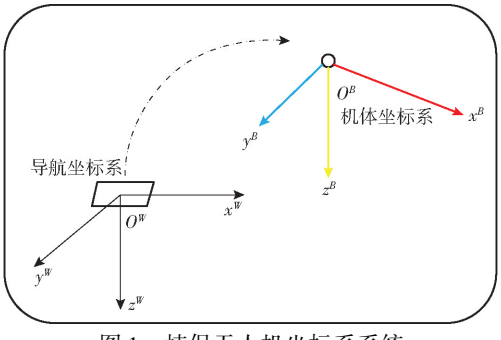

图 1　植保无人机坐标系系统

Fig. 1　Coordinate system of plant protection UAV

1.2　动力学模型

使用牛顿-欧拉法对植保无人机进行动力学建模，动力学模型表征了飞行器受力和运动之间的关系。完整的动力学模型形式过于复杂，文献[10]中对四旋翼无人机动力学模型进行了简化，具体形式为

$$\begin{cases}\dot{\boldsymbol{s}}^W = \boldsymbol{v}^W \\ \dot{\boldsymbol{v}}^W = \boldsymbol{a}^W\end{cases} \tag{1}$$

式中　$\boldsymbol{s}^W$——植保无人机的位置

$\boldsymbol{v}^W$——植保无人机的速度

$\boldsymbol{a}^W$——导航坐标系下的实际加速度

式(1)中，加速度和位置的测量模型为

$$\begin{cases}\bar{\boldsymbol{a}}^W = \boldsymbol{R}_B^W(\boldsymbol{a}^B + \boldsymbol{a}_{bias} + \boldsymbol{a}_\tau) \\ \bar{\boldsymbol{s}}^W = \boldsymbol{s}^W + \boldsymbol{s}_\tau\end{cases} \tag{2}$$

式中　$\boldsymbol{a}^B$——机体坐标系下的加速度测量值

$\boldsymbol{a}_{bias}$——加速度偏移值

$\boldsymbol{a}_\tau$——加速度计测量值中的高斯白噪声

$\boldsymbol{s}_\tau$——GPS 和气压计测量值中包含的高斯白噪声

变量 $\bar{\boldsymbol{a}}^W$ 是在导航坐标系下的加速度计测量值，$\bar{\boldsymbol{s}}^W = [\bar{x}^W \quad \bar{y}^W \quad \bar{h}^W]^{\mathrm{T}}$，由 GPS 模块测得的平面位置 $[\bar{x}^W \quad \bar{y}^W]^{\mathrm{T}}$ 和气压计测得的高度 $\bar{h}^W$ 组成，高斯白噪声 $\boldsymbol{a}_\tau$ 的协方差矩阵为 $\boldsymbol{R}_{acc} \in \mathbf{R}^{3\times3}$，$\boldsymbol{s}_\tau$ 的协方差矩阵为 GPS 测量噪声协方差矩阵 $\boldsymbol{R}_{gps} \in \mathbf{R}^{2\times2}$ 和气压计测量噪声方差 $R_{baro} \in \mathbf{R}^{1\times1}$ 组成的块对角矩阵。根据式(2)将式(1)进行离散化，采样周期为 T_e，得到的离散化模型为

$$\begin{cases}\boldsymbol{s}_k^W = \boldsymbol{s}_{k-1}^W + T_e\boldsymbol{v}_{k-1}^W \\ \boldsymbol{v}_k^W = \boldsymbol{v}_{k-1}^W + T_e(\bar{\boldsymbol{a}}_{k-1}^W - \boldsymbol{a}_{bias,k-1} - \boldsymbol{a}_{\tau,k-1}) \\ \boldsymbol{a}_{bias,k} = \boldsymbol{a}_{bias,k-1}\end{cases} \tag{3}$$

式中，$(\bar{\boldsymbol{a}}_{k-1}^W - \boldsymbol{a}_{bias,k-1} - \boldsymbol{a}_{\tau,k-1})$ 是由测量值和噪声表示的加速度真实值，其中 $\boldsymbol{a}_{bias,k} = \boldsymbol{a}_{bias,k-1}$ 的假设由文献[10]得到。定义 $\boldsymbol{x}_k = [\boldsymbol{s}_k^W \quad \boldsymbol{v}_k^W \quad \boldsymbol{a}_{bias,k}]^{\mathrm{T}}$ 为 k 时刻的 9 维状态量，式(3)可表示为状态方程形式

$$\boldsymbol{x}_k = \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_{k-1} + \boldsymbol{B}\boldsymbol{u}_{k-1} + \boldsymbol{N}\boldsymbol{w}_{k-1} \tag{4}$$

式中　$\boldsymbol{A}$——状态转移矩阵

$\boldsymbol{B}$——输入矩阵

$\boldsymbol{N}$——过程噪声矩阵

$\boldsymbol{w}_{k-1}$——过程噪声，具体形式为 $-T_e\boldsymbol{a}_{\tau,k-1}$，其协方差矩阵为 $T_e^2\boldsymbol{R}_{acc}$

将加速度计的测量值作为输入，则有 $\boldsymbol{u}_k = \bar{\boldsymbol{a}}_k^W$，式(4)中的矩阵表示为

$$\begin{cases} \boldsymbol{A}=\begin{bmatrix} \boldsymbol{I}_{3\times3} & T_e\boldsymbol{I}_{3\times3} & \boldsymbol{O}_{3\times3} \\ \boldsymbol{O}_{3\times3} & \boldsymbol{I}_{3\times3} & -T_e\boldsymbol{I}_{3\times3} \\ \boldsymbol{O}_{3\times3} & \boldsymbol{O}_{3\times3} & \boldsymbol{I}_{3\times3} \end{bmatrix} \\ \boldsymbol{B}=\begin{bmatrix} \boldsymbol{O}_{3\times3} \\ T_e\boldsymbol{I}_{3\times3} \\ \boldsymbol{O}_{3\times3} \end{bmatrix} \\ \boldsymbol{N}=\begin{bmatrix} \boldsymbol{O}_{3\times3} \\ \boldsymbol{I}_{3\times3} \\ \boldsymbol{O}_{3\times3} \end{bmatrix} \end{cases} \tag{5}$$

测量方程可表示为

$$\boldsymbol{z}_k=\boldsymbol{C}\boldsymbol{x}_k+\boldsymbol{\nu}_k \tag{6}$$

式中 $\boldsymbol{\nu}_k$——测量噪声，$\boldsymbol{\nu}_k\in\mathbf{R}^{3\times1}$

式中，观测矩阵 $\boldsymbol{C}=[\boldsymbol{I}_{3\times3}\quad\boldsymbol{O}_{3\times3}\quad\boldsymbol{O}_{3\times3}]$，过程和测量噪声的协方差矩阵元素取值、传感器采样频率为：积分步长 $T_e=0.01$ s，惯导输出频率 $f_{imu}=1\,000$ Hz，GPS 输出频率 $f_{gps}=10$ Hz，加速度计协方差 $\boldsymbol{R}_{acc}=10^{-6}\boldsymbol{I}_{3\times3}$，GPS 的协方差 $\boldsymbol{R}_{gps}=10^{-6}\boldsymbol{I}_{2\times2}$，气压计的协方差 $R_{baro}=10^{-6}$ m^2。位置的测量值通过 GPS 模块得到，由于采样频率只有 10 Hz，相对于惯导系统的采样值存在延时。随着时间的增加，延时会造成位置估计值的精度下降。

2 位置估计器设计

2.1 滚动时域估计器

滚动时域估计器（MHE）是一种基于时域的优化方法，利用过去有限的测量值进行估计，其窗口的最后一个输出作为当前状态估计[11]。通过将估计问题转化成优化问题进行求解，可以显式地表示约束，并求解状态估计量。通常这些约束也更能反映实际情况，因此可以提供更多信息，缩小估计器的搜索空间，提高搜索效率，使其能够在嵌入式处理器上高效可靠地运行，估计植保无人机的实时位置。

将式(4)、(6)离散化，可表示为

$$\begin{cases} \boldsymbol{x}_k=f(\boldsymbol{x}_{k-1},\boldsymbol{u}_{k-1})+\boldsymbol{w}_{k-1} \\ \boldsymbol{z}_k=h(\boldsymbol{x}_k)+\boldsymbol{\nu}_k \end{cases} \tag{7}$$

式中 $\boldsymbol{u}_k$——k 时刻的输入矢量，$\boldsymbol{u}_k\in\mathbf{R}^{3\times1}$

$\boldsymbol{z}_k$——k 时刻的测量矢量，$\boldsymbol{z}_k\in\mathbf{R}^{3\times1}$

对状态估计量施加约束

$$\boldsymbol{x}\in\boldsymbol{X}$$

$$\boldsymbol{X}\triangleq\{(\boldsymbol{s}^W,\boldsymbol{v}^W,\boldsymbol{a}_{bias})\,|\,0<\boldsymbol{s}_i^W<\boldsymbol{s}_{v,i},\ \boldsymbol{v}_i^W<\boldsymbol{v}_{w,i},\boldsymbol{a}_{bias,i}<\boldsymbol{a}_{t,i};\ i=1,2,3\} \tag{8}$$

式中 $\boldsymbol{X}$——状态可行集

$\boldsymbol{s}_{v,i}$——植保无人机的位置约束值

$\boldsymbol{v}_{w,i}$——植保无人机的速度约束值

$\boldsymbol{a}_{t,i}$——加速度偏移的约束值

式(7)中的 $\boldsymbol{x}_k$ 为 9 维状态，包含 3 维位置、3 维速度和 3 维加速度偏移。假设过程噪声 $\boldsymbol{w}_k$ 和测量噪声 $\boldsymbol{\nu}_k$ 为零均值高斯白噪声，其协方差矩阵分别为 $\boldsymbol{Q}_k$ 和 $\boldsymbol{R}_k$。

对式(7)中的每个工作点线性化，可导出测量序列$\{\boldsymbol{z}_k\}$的线性描述为

$$\begin{cases} \hat{\boldsymbol{x}}_k=\boldsymbol{A}\hat{\boldsymbol{x}}_{k-1}+\boldsymbol{B}\boldsymbol{u}_{k-1}+\boldsymbol{N}\boldsymbol{w}_{k-1} \\ \hat{\boldsymbol{z}}_k=\boldsymbol{C}\hat{\boldsymbol{x}}_k+\boldsymbol{\nu}_k \end{cases} \tag{9}$$

式(9)中状态估计可以表述为 MHE 问题，即

$$\boldsymbol{\Gamma}_k^*=\min_{\{\boldsymbol{w}_j\}(j=0,1,\cdots,k-1)}\boldsymbol{\Gamma}_k(\boldsymbol{x}_0,\{\boldsymbol{w}_j\}(j=0,1,\cdots,k-1)) \tag{10}$$

式中，$\boldsymbol{x}_0$ 是初始状态，该问题将受到约束限制，其状态变量 $\boldsymbol{x}_j$ 在状态可行集 $\boldsymbol{X}$ 中的取值为 $\boldsymbol{x}_j\in\boldsymbol{X}(j=0,1,\cdots,k-1)$。

式(10)中的代价函数表示为

$$\boldsymbol{\Gamma}_k(\boldsymbol{x}_0,\{\boldsymbol{w}_j\}(j=0,1,\cdots,k-1))\triangleq\sum_{j=0}^{k-1}\|\boldsymbol{z}_j-\hat{\boldsymbol{z}}_j\|_S^2+\|\boldsymbol{w}_j\|_L^2 \tag{11}$$

式中 $\boldsymbol{S}$——测量部分范数权重矩阵

$\boldsymbol{L}$——噪声部分范数权重矩阵

随着时间的推移，式(10)中将获得传感器更多的信息，计算的复杂度随着时间的增加而增加，这将使得有限资源下在线计算的实时性无法保证。为了避免这一问题，文献[12]提出了一种固定维数的滚动时域估计方法。通过该方法，代价函数(11)可以改写为

$$\boldsymbol{\Gamma}_k(\boldsymbol{x}_{k-N_P},\{\boldsymbol{w}_j\}(j=k-N_P,k-N_P+1,\cdots,k-1))=\sum_{j=k-N_P}^{k-1}\|\boldsymbol{z}_j-\hat{\boldsymbol{z}}_j\|_S^2+\|\boldsymbol{w}_j\|_L^2 \tag{12}$$

式中，N_P 为 MHE 窗口的宽度，在窗口范围 N_P 内移动，在 N_P 位置时权重矩阵 $\boldsymbol{S}$ 不变。由于有 $\boldsymbol{z}_j\in\mathbf{R}^{3\times1}$，$\boldsymbol{S}\in\mathbf{R}^{3\times3}$，所以式(12)中的范数计算方法为 $\|\boldsymbol{z}_j-\hat{\boldsymbol{z}}_j\|_S^2=[\boldsymbol{z}_j-\hat{\boldsymbol{z}}_j]\boldsymbol{S}[\boldsymbol{z}_j-\hat{\boldsymbol{z}}_j]^{\mathrm{T}}$。

将式(12)作为 MHE 中的代价函数，MHE 的计算量随着采样次数线性增加，当到达窗口 N_P 的边界时，MHE 的计算量基本保持不变。

上述算法在实际应用过程中，由于多传感器数据的采样之间存在延时，会造成位置估计信息不准确，使得植保无人机定位精度变差，导致作业过程中出现喷洒面不均匀的情况。

2.2 变结构滚动时域估计器

测量数据存在延时，会影响到控制器的性能。如果 MHE 具有可变结构，便可以处理由于多传感器采样频率不同而造成的数据之间延时问题。如

图 2 所示，通过零阶保持块（ZOH）对 IMU、气压计和 GPS 进行采样，在位置融合周期内，IMU 采样频率大于气压计和 GPS 的采样频率。位置融合更新的时间点上 GPS 相对于 IMU 的延迟为 $d_1, d_2, \cdots, d_k$。

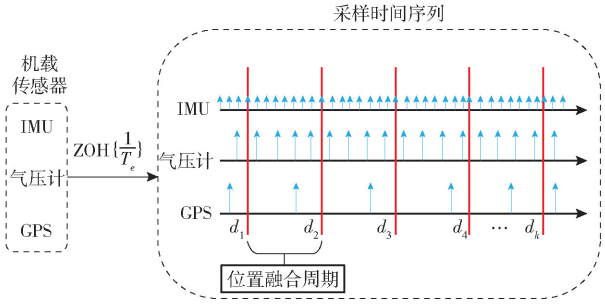

图 2　传感器数据采样延迟示意图

Fig. 2　Delay of sensors data acquisition

图 3 为考虑数据延时的结构示意图，系统中存在延时量 d_k，而位置估计过程中未对延时做相应处理，根据式（9）设计的位置估计器将不能反映系统真实特性。因此导致位置估计器无法计算出真实的状态值，进而将位置控制器的输出状态 u_k^c 用于植保无人机的控制，会导致整个系统的性能下降。

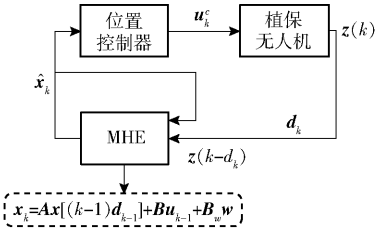

图 3　考虑数据延时的系统结构示意图

Fig. 3　System block diagram with data delay

为了保证植保无人机的位置能够被正确地估计，基于 MHE 算法设计了一种变结构的 MHE 位置估计器。由于测量序列中存在延迟量，所以在延时序列上，没有可用的测量值来比较估计值，此时权重矩阵 $\boldsymbol{S}$ 中的相应块应该设置为零矩阵，否则权重矩阵 $\boldsymbol{S}$ 中的相应块在无效测量值存在的情况下进行更新会导致位置估计值的误差增加。其中，权重矩阵 $\boldsymbol{S}$ 中块的长度取决于窗口宽度 N_P。考虑图 3 中的系统，在 k 时刻的有效测量序列为 $\tilde{z}_k$，$\tilde{\boldsymbol{d}}_k$ 包含与 $\tilde{z}_k$ 中每个测量值相关联的延时序列。由于延时导致一些数据无法得到，测量序列 $\tilde{z}_k$ 中不包含 MHE 窗口内所有信息。所以 $\tilde{z}_k$ 中数据的采样延时由序列中每个数据的时间戳获得，进而识别出 $\tilde{z}_k$ 中每个测量矢量值在序列中的实际位置，并根据测量值的真实位置进行排序，通过该序列可对权重矩阵 $\boldsymbol{S}$ 进行更新。进而可实时更新式（12）中的 $\| \boldsymbol{z}_k - \hat{\boldsymbol{z}}_k \|_S^2$ 项。

上述方法将 MHE 问题转换为变结构问题，抑制了由于多传感器采样频率不同造成的数据之间的延时问题。将式（9）进行迭代运算，通过时间戳获得延迟序列 $d_n (n = 1, 2, \cdots, N_P)$，其中 d_n 为自然数，因此估计输出值 $\bar{z}_k$ 可表达为

$$\bar{z}_k = \begin{bmatrix} \boldsymbol{H}^{N_P - d_1} \\ \vdots \\ \boldsymbol{H}^{N_P - d_n} \end{bmatrix} \boldsymbol{x}_{k-N} + \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Theta}^{N_P - d_1} \\ \vdots \\ \boldsymbol{\Theta}^{N_P - d_n} \end{bmatrix} \hat{\boldsymbol{u}}_k \tag{13}$$

式中　$\boldsymbol{H}$——状态转移矩阵，$N_P - d_n$ 为与 GPS 输出之后最接近的惯导输出时刻

$\boldsymbol{\Theta}$——与 $\boldsymbol{H}$ 相对应的控制矩阵

按序展开后的 $\boldsymbol{H}$ 与 $\boldsymbol{\Theta}$ 矩阵序列分别为

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{H}^{N_P - d_1} \\ \vdots \\ \boldsymbol{H}^{N_P - d_n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (\boldsymbol{CA}^{N_P - d_1})^{\mathrm{T}} \\ \vdots \\ (\boldsymbol{CA}^{N_P - d_n})^{\mathrm{T}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Theta}^{N_P - d_1} \\ \vdots \\ \boldsymbol{\Theta}^{N_P - d_n} \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{CA}^{N_P - d_1 - 1}\boldsymbol{B} & \boldsymbol{CA}^{N_P - d_1 - 2}\boldsymbol{B} & \cdots & \boldsymbol{CB} \\ \boldsymbol{CA}^{N_P - d_2 - 1}\boldsymbol{B} & \cdots & \boldsymbol{CB} & \boldsymbol{O} \\ \vdots & \cdots & \boldsymbol{O} & \boldsymbol{O} \\ \boldsymbol{CA}^{N_P - d_n - 1}\boldsymbol{B} & \cdots & \boldsymbol{O} & \boldsymbol{O} \end{bmatrix}$$

输入矩阵为 $\hat{\boldsymbol{u}}_k = [\boldsymbol{u}^{\mathrm{T}}(k - N_P) \quad \cdots \quad \boldsymbol{u}^{\mathrm{T}}(k-1)]^{\mathrm{T}}$。因此代价函数（12）可改写为

$$\boldsymbol{\Gamma}_T(\boldsymbol{x}_{k-N_P}) = \| \tilde{z}_k - \bar{z}_k \|_{S_k}^2 + \| \hat{\boldsymbol{w}}_k \|_{L_k}^2 \tag{14}$$

式中，$\hat{\boldsymbol{w}}_k$ 为在 k 时刻窗口 N_P 内过程噪声矢量序列。$\tilde{z}_k = [\tilde{z}_k^0 \quad \tilde{z}_k^1 \quad \cdots \quad \tilde{z}_k^{N_P - 1}]$，表示在 k 时刻窗口 N_P 内的测量矩阵序列。其中权重矩阵 $\boldsymbol{S}_k = \mathrm{diag}(\boldsymbol{S}_k^0, \boldsymbol{S}_k^1, \cdots, \boldsymbol{S}_k^{N_P - 1})$，$\boldsymbol{L}_k = \mathrm{diag}(\boldsymbol{L}_k^0, \boldsymbol{L}_k^1, \cdots, \boldsymbol{L}_k^{N_P - 1})$，权重矩阵 $\boldsymbol{S}_k$ 在窗口 N_P 内根据延迟序列的位置对其中零块的位置进行更新。其中 $\tilde{z}_k \in \mathbf{R}^{3N_P}$，$\boldsymbol{S}_k \in \mathbf{R}^{3N_P \times 3N_P}$，式（14）中的范数计算方法为 $\| \tilde{z}_k - \bar{z}_k \|_{S_k}^2 = [\tilde{z}_k - \bar{z}_k]^{\mathrm{T}} \boldsymbol{S}_k [\tilde{z}_k - \bar{z}_k]$。$\boldsymbol{S}_k$ 表示在 k 时刻窗口 N_P 内的权重矩阵序列，定义式为

$$\boldsymbol{S}_k^j = \boldsymbol{S}_k \delta(d_j) \tag{15}$$

其中　$\delta(d_j) = \begin{cases} 0 & (d_j \neq 0) \\ 1 & (d_j = 0) \end{cases} \quad (j = 1, 2, \cdots, N_P - 1)$

d_j 为 k 时刻窗口 N_P 内的延迟位置，当在 j 序列上 d_j 为 0 时，则表示需要将对应的 $\boldsymbol{S}_k$ 进行更新。

综上所述，实际应用中，VSL－MHE 的运行过程如图 4 所示。

值得注意的是，矩阵 $\boldsymbol{S}$ 接收到的新测量矢量值是变化的，但其维数保持不变。如果一个测量值在 k 时刻到达，并且该值在窗口 N_P 内，则通过将矩阵 $\boldsymbol{S}$ 的块移动到窗口 N_P 中相应的位置，完成矩阵 $\boldsymbol{S}$ 的更新。

3　算法验证与飞行实验

当前循环迭代卡尔曼滤波器（CIEKF）是多旋翼

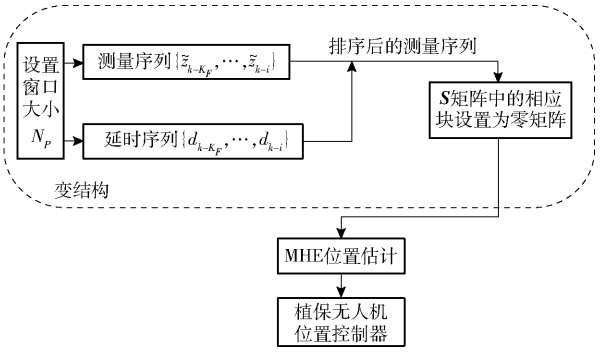

图 4 VSL－MHE 算法运行过程

Fig. 4 Iterative process of VSL－MHE algorithm

无人机常用的位置估计方法[13]，为了评估位置估计器的性能，将 CIEKF、MHE 与 VSL－MHE 进行比较，使用均方根误差（RMSE）来度量估计器的精度，定义为

$$\boldsymbol{\delta}(N_R)=\sqrt{\frac{1}{N_R}\sum_{i=0}^{N_R-1}\|\hat{\boldsymbol{x}}_i-\boldsymbol{x}_i\|^2} \tag{16}$$

式中 $\boldsymbol{\delta}\in\{\text{CIEKF},\text{MHE},\text{VSL}-\text{MHE}\}$，$N_R$ 为采样次数，在采样范围$[0,N_R-1]$内的实际值和估计值分别表示为 $\boldsymbol{x}_i$ 和 $\hat{\boldsymbol{x}}_i(i=0,1,\cdots,N_R-1)$，为了比较上述两种位置估计器在相同传感器延时条件下的性能，定义 η_δ 为

$$\eta_\delta(N_R)=\lg\frac{\delta_{\text{VSL-MHE}}(N_R)}{\delta_m(N_R)}\quad(\delta_m\in\{\text{CIEKF},\text{MHE}\}) \tag{17}$$

如果 η_δ 为负数，则表示 VSL－MHE 估计的位置精度高于 MHE 和 CIEKF，值越小表征位置估计器的性能越好。

3.1 实验平台

为了验证 VSL－MHE 的精度，在室内使用 OptiTrack 运动捕捉系统，为植保无人机提供可调输出频率的模拟 GPS 信息，同时也可获得植保无人机的精确位置。在该系统下对基于 VSL－MHE、MHE 和 CIEKF 的位置估计算法进行定量评估。运动捕捉系统的主要组成部分包括：12 个 Flex3 红外摄像头、无线路由器、标记点、工作站和光学运动捕捉软件[14]。通过 OptiTrack 可实时获取植保无人机的位置信息，精度可达 0.1 mm。利用无线路由器将位置数据传输到树莓派 3B＋，进行坐标转换后发送到飞控系统。图 5 为室内模拟系统结构图。实验场地长 8 m、宽 8 m、高 3 m，为了模拟 GPS 的发送频率，设置运动捕捉系统的位置发送频率为 2～20 Hz。

植保无人机实验平台如图 6 所示，采用四旋翼结构，每个旋翼可提供 9.8 N 的升力，总共可以提供最大 39.2 N 升力，能持续飞行 15 min。植保无人机的结构参数如表 1 所示，位置输入单元使用 Neo－M8N GPS 模块，机载惯导单元为 MTI－2 模块，该模块集成了三轴加速度计、三轴陀螺仪和三轴磁力计[15]。高度测量模块为 MS5611，垂直精度可达 10 cm。

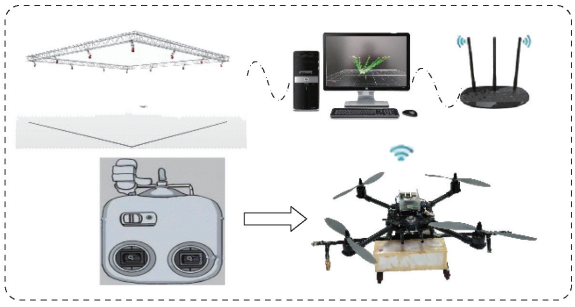

图 5 室内模拟系统结构

Fig. 5 Structural diagram of indoor simulation system

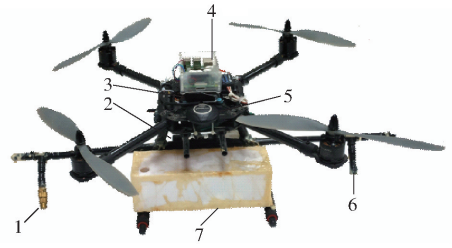

图 6 植保无人机实验平台

Fig. 6 Experiment platform of plant protection UAV

1. 喷头 1 2. 水泵 3. 飞控系统 4. 树莓派 3B＋ 5. GPS 模块 6. 喷头 2 7. 水箱

表 1 植保无人机系统参数

Tab. 1 Parameters of plant protection UAV system

参数	数值
空载质量/kg	2.0
满载质量/kg	3.5
飞行器轴距/cm	50
螺旋桨桨径/cm	11
电池容量/(A·h)	6
飞行速度(室内/室外)/(m·s^{-1})	0.2/2.0

利用 GPS 和惯导数据，在飞控系统上运行 VSL－MHE、MHE 和 CIEKF 算法实现位置估计解算，引导植保无人机完成作业任务，分别在室内和室外两种环境下进行验证。

3.2 室内仿真飞行测试

植保无人机在 OptiTrack 运动捕捉系统下测试位置估计算法，图 7 为植保无人机室内飞行测试场景。

为了模拟 GPS 数据的延时，OptiTrack 运动捕捉系统的位置输出频率分别为 2、5、10、20 Hz，并加入零均值高斯白噪声干扰。其中 2 Hz 的模拟 GPS 输出频率相对于机载惯导的延时时间差最高约为 500 ms。

植保无人机分别在 VSL－MHE、MHE 和 CIEKF 位置估计器的辅助下完成定点悬停[16]，每次悬停时



图 7　运动捕捉系统辅助下的室内飞行测试场景

Fig. 7　Indoor flight under motion capture system

间 5 min，悬停高度为 1.5 m，分别在发送频率为 2、5、10、20 Hz 下测试悬停精度。

$$\begin{cases} x_{dev} = \arg\max\limits_{i=1,2,\cdots,k} |\hat{x}_i - x_i| \\ y_{dev} = \arg\max\limits_{i=1,2,\cdots,k} |\hat{y}_i - y_i| \end{cases} \tag{18}$$

评估两组位置估计器的性能，图 8 展示了植保无人机悬停于设定位置时 GPS 不同发送频率导致的最大位置偏差。

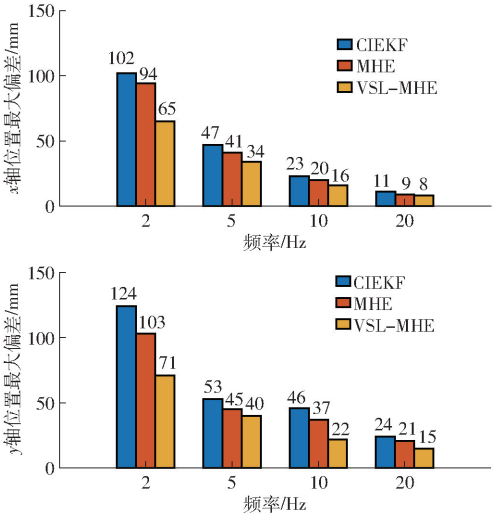

图 8　不同位置发送频率下的最大偏差

Fig. 8　Maximum deviation under different frequencies

从图 8 分析可知，位置发送频率从 20 Hz 到 2 Hz 逐渐降低时，3 种位置估计器估计的位置最大偏差也同时增加，当频率为 2 Hz 时，CIEKF、MHE 和 VSL－MHE 位置估计器在 x 轴和 y 轴方向估计的位置最大偏差都达到最大值，分别为 102、124 mm，94、103 mm，65、71 mm，VSL－MHE 位置估计值相比于 MHE 和 CIEKF 的位置估计值，在 x 轴方向和 y 轴方向的偏差分别降低 29、32 mm 和 37、53 mm。在图 8 中 x 和 y 轴的位置最大偏差中，2 Hz 的模拟 GPS 输出频率造成的位置偏差明显大于其他频率，说明位置估计中惯导测量值的融合计算需要使用 GPS 信息进行修正，且在一定范围内 GPS 的输出频率越高修正速度越快，引起的位置偏差也越小。20 Hz 频率下，CIEKF、MHE 和 VSL－MHE 估计的位置最大偏差在 x 轴方向和 y 轴方向分别为 11、24 mm，9、21 mm，8、15 mm，远小于 2 Hz 频率下的位置最大偏差。上述分析表明，当 GPS 的信息输出频率因受到干扰而降低时，相对于 CIEKF 和 MHE，使用本文中设计的 VSL－MHE 位置估计算法能够减小位置偏差，提高定位精度。

3.3　室外飞行测试

上述通过位置最大偏差实验证明了 VSL－MHE 算法的有效性，为了进一步在真实环境下验证算法的鲁棒性，在室外进行了 MHE、VSL－MHE 和 CIEKF 位置估计算法的对比测试。图 9 为植保无人机室外飞行实验环境。



图 9　室外飞行实验环境

Fig. 9　Environment of outdoor flight test

在室外已知环境下进行植保无人机的位置估计器性能测试，确定衡量飞行方式优劣的标准有时间、能耗和路程[17]。考虑本实验中植保无人机的系统参数和测试对比实验的一致性，采用图 10 所示的 40 m×30 m 范围的往复式航线[18-19]。在地面站中设置往复式航线，将其同步到飞行控制系统。该航线单节长 30 m，相邻航线间距 8 m，飞行高度为 3 m。在相同的条件下对 MHE、VSL－MHE 和 CIEKF 位置估计算法分别进行 8 次实验，实验数据以 50 Hz 的频率存储在机载 SD 卡用于后续的数据分析。



图 10　室外飞行轨迹示意图

Fig. 10　Outdoor flight path diagram

实验中以时间间隔 t_f 位置估计器的输出值与位置设定值的均方根误差 RMSE 来定量衡量位置偏离程度，RMSE 值越大代表位置估计器性能越差[20]。

图 11 中展示了 8 次实验数据的误差比较。从图 11 中分析可知，植保无人机 x、y 轴方向位置

RMSE 由大到小为:CIEKF、MHE、VSL－MHE,表明 VSL－MHE 位置估计算法相对于 CIEKF 能够提高位置估计精度,并且对比 MHE,由于使用了变结构的方法,VSL－MHE 的位置估计精度比 MHE 有所提高。x 轴方向位置 RMSE 值小于 y 轴方向位置 RMSE 值,是由于 x 轴方向的航线远小于 y 轴方向的航线。图 12 为两组对比实验,分别为 VSL－MHE 与 MHE 之间 x 轴方向与 y 轴方向的 η_δ 值,VSL－MHE 与 CIEKF 之间 x 轴方向与 y 轴方向的 η_δ 值。图 12 的实验结果同样表明了 VSL－MHE 的位置估计精度要高于 MHE 和 CIEKF 的位置估计精度。

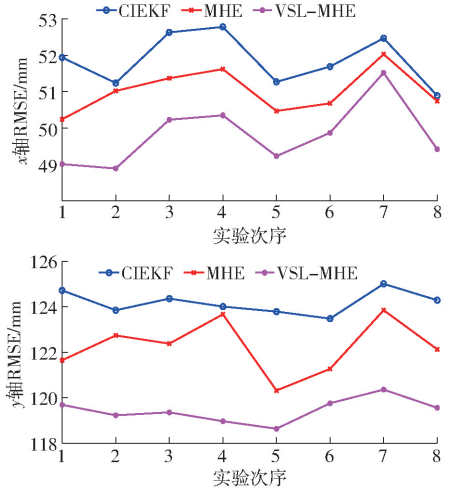

图 11 植保无人机位置的 RMSE

Fig. 11 RMSE of UAV position

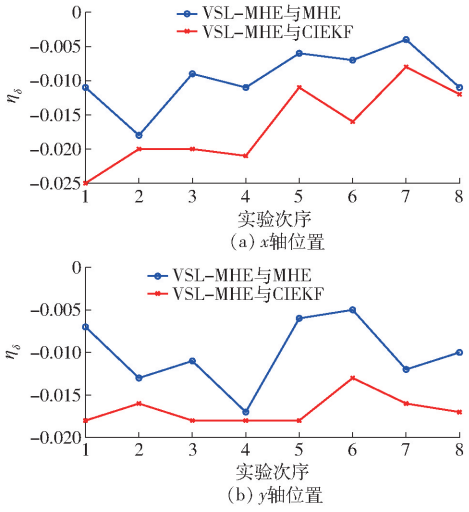

图 12 3 种位置估计器之间的 η_δ

Fig. 12 η_δ between three position estimators

分别将 8 次 VSL－MHE、MHE 和 CIEKF 位置估计数据经过均值处理,处理过程定义为

$$\begin{cases} \boldsymbol{P}_x = \left(\sum_{i=0}^{T} \boldsymbol{x}_i\right) \Big/ T \\ \boldsymbol{P}_y = \left(\sum_{i=0}^{T} \boldsymbol{y}_i\right) \Big/ T \end{cases} \tag{19}$$

式中,$\boldsymbol{P} \in \{\text{CIEKF}, \text{VSL－MHE}, \text{MHE}\}$,在 T 次实验内,x 轴和 y 轴方向的位置均值表示为($\boldsymbol{P}_x$,$\boldsymbol{P}_y$)。图 13 为 3 组实验的位置估计精度对比图。

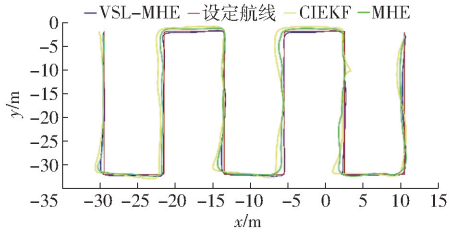

图 13 位置估计器精度对比

Fig. 13 Accuracy comparison of position estimator

从图 13 中可知,植保无人机在拐点处,偏航需要旋转 90°,此时造成的位置偏差最大。因为在植保无人机的姿态控制中,偏航角响应时间大于横滚角和俯仰角的响应时间,一般情况下控制植保无人机偏航旋转 10°需要的时间是控制横滚角和俯仰角的 2 倍[21]。CIEKF 估计出来的位置信息,在实际飞行中与实际位置在 x 轴方向和 y 轴方向的最大偏差分别为 1.1 m 和 0.95 m,而 MHE 和 VSL－MHE 估计的位置信息与实际位置在 x 轴方向和 y 轴方向的最大偏差分别为 0.87、0.62 m 和 0.48、0.59 m。所以在整个室外飞行过程中,VSL－MHE 为植保无人机提供的位置精度高于 CIEKF 和 MHE。即使 GPS 模块的数据输出频率只有 10 Hz,通过 VSL－MHE 仍能进行较为准确的状态估计,体现了室外真实作业环境中该算法的有效性。

4 结束语

为了解决多传感器采样频率不同造成的延时影响,设计了一种变结构线性滚动时域估计器,用于提高植保无人机位置估计的准确性。通过将 VSL－MHE 位置估计器与 CIEKF 和 MHE 位置估计器进行比较,对估计精度进行分析。室内场景下飞行测试表明,随着位置输出频率由 20 Hz 降低到 2 Hz,位置估计器的精度也随之下降,与 CIEKF、MHE 位置估计器对比,VSL－MHE 能很好地抑制延时的影响,验证了 VSL－MHE 位置估计器的位置估计精度。在室外真实作业场景下,将 3 组位置估计器用于植保无人机定位,分别进行了 8 次实验,并计算 η_δ 值,结果表明 η_δ 均为负值,表明 VSL－MHE 位置估计器的精度优于 CIEKF 和 MHE。利用 VSL－MHE 设计的位置估计器具有精度高、鲁棒性强的特点,适用于植保无人机对室外动态性能要求较高的位置信息的解算。

参 考 文 献

[1] 周璠,郑伟,汪增福.基于多异类传感器信息融合的微型多旋翼无人机实时运动估计[J]. 机器人, 2015, 37(1):94 - 101.
ZHOU Fan, ZHENG Wei, WANG Zengfu. Real-time motion estimation for UAVs based on dissimilar multi-sensor data fusion [J]. Robot, 2015, 37(1):94 - 101. (in Chinese)

[2] 徐博, 陈立平, 谭彧, 等. 多架次作业植保无人机最小能耗航迹规划算法研究[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(11): 36 - 42.
XU Bo, CHEN Liping, TAN Yu, et al. Path planning based on minimum energy consumption for plant protection UAVs in sorties[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(11):36 - 42. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20151106&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.11.006. (in Chinese)

[3] 王辰熙, 王志胜, 张岩辉. 观测信息存在时滞情况下的姿态估计器设计[J]. 机械与电子, 2017, 35(1):32 - 35.
WANG Chenxi, WANG Zhisheng, ZHANG Yanhui. Design of attitude estimator in the presence of time delay of observation information[J]. Machinery & Electronics, 2017, 35(1):32 - 35. (in Chinese)

[4] MALLICK M, KRANT J, BARSHALOM Y. Multi-sensor multi-target tracking using out-of-sequence measurements[C]// Proceedings of the Fifth International Conference on Information Fusion, IEEE, 2002:135 - 142.

[5] KHOSRAVIAN A, TRUMPF J, MAHONY R, et al. Recursive attitude estimation in the presence of multi-rate and multi-delay vector measurements[C]//2015 American Control Conference (ACC), IEEE, 2015:3199 - 3205.

[6] ZHANG S, BARSHALOM Y. Optimal update with multiple out-of-sequence measurements with arbitrary arriving order[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2012, 48(4):3116 - 3132.

[7] POLÓN I, TOMÁŠ, ROHALILKIV B, et al. Moving horizon estimation for integrated navigation filtering[J]. IFAC Papersonline, 2015, 48(23):519 - 526.

[8] JOHANSEN T A, SUI D, NYBO R. Regularized nonlinear moving-horizon observer with robustness to delayed and lost data [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2013, 21(6):2114 - 2128.

[9] VALENCIA F, LÓPEZ J D, MÁRQUEZ A, et al. Moving horizon estimator for measurement delay compensation in model predictive control schemes[C]//2011 50th IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference, IEEE, 2011: 6678 - 6683.

[10] DUBOIS R, BERTRAND S, EUDES A. Performance evaluation of a moving horizon estimator for multi-rate sensor fusion with time-delayed measurements[C]//2018 22nd International Conference on System Theory, Control and Computing (ICSTCC), IEEE, 2018: 664 - 669.

[11] 赵国荣, 黄婧丽, 苏艳琴, 等. 基于滚动时域估计的飞行器姿态估计及三轴磁强计在线校正[J]. 物理学报, 2015, 64(21):203 - 211.
ZHAO Guorong, HUANG Jingli, SU Yanqin, et al. Attitude estimation and three-axis magnetometer on-line calibration based on moving horizon estimation[J]. Acta Physica Sinica, 2015, 64(21):203 - 211. (in Chinese)

[12] FARINA M, FERRARI-TRECATE G, SCATTOLINI R. Distributed moving horizon estimation for sensor networks[J]. IFAC Proceedings, 2009, 42(20): 126 - 131.

[13] KUMAR N R, NAGABHOOSHANAM E. EKF with artificial bee colony for precise positioning of UAV using global positioning system[J/OL]. IETE Journal of Research, 2018: 1 - 14. DOI: 10.1080/03772063.2018.1528186.

[14] NAGYMÁTÉ G, KISS R M. Motion capture system validation with surveying techniques[J]. Materials Today: Proceedings, 2018, 5(13): 26501 - 26506.

[15] 张磊, 陆宇平, 殷明. 多传感器融合四旋翼协同控制算法及其实现[J]. 应用科学学报, 2016, 34(2): 190 - 202.
ZHANG Lei, LU Yuping, YIN Ming. Cooperative control off our-rotor UAV based on multi-sensor fusion[J]. Journal of Applied Sciences, 2016, 34(2): 190 - 202. (in Chinese)

[16] LYNEN S, ACHTEIK M W, WEISS S, et al. A robust and modular multi-sensor fusion approach applied to MAV navigation [C]//2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2013: 3923 - 3929.

[17] BRYNE T H, HANSEN J M, ROGNE R H, et al. Nonlinear observers for integrated INS˘GNSS navigation: implementation aspects[J]. IEEE Control Systems, 2017, 37(3):59 - 86.

[18] 徐博, 陈立平, 徐旻, 等. 多作业区域植保无人机航线规划算法[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(2):80 - 86.
XU Bo, CHEN Liping, XU Min, et al. Path planning algorithm for plant protection UAVs in multiple operation areas[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(2):80 - 86. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20170210&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.02.010. (in Chinese)

[19] 王宇, 陈海涛, 李海川. 基于引力搜索算法的植保无人机三维路径规划方法[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(2): 28 - 33.
WANG Yu, CHEN Haitao, LI Haichuan. 3D path planning approach based on gravitational search algorithm for sprayer UAV [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(2):28 - 33. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20180204&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.02.004. (in Chinese)

[20] 王昌陵, 宋坚利, 何雄奎, 等. 植保无人机飞行参数对施药雾滴沉积分布特性的影响[J]. 农业工程学报, 2017, 33(23):109 - 116.
WANG Changling, SONG Jianli, HE Xiongkui, et al. Effect of flight parameters on distribution characteristics of pesticide spraying droplets deposition of plant-protection unmanned aerial vehicle[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(23):109 - 116. (in Chinese)

[21] YU Yun, YANG Shuo, WANG Mingxi, et al. High performance full attitude control of a quadrotor on SO(3)[C]//2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2015: 1698 - 1703.