

doi: 10.7690/bgzd.2019.02.009

基于 SKF 多传感器融合的无人机航迹规划

冯媛¹, 任宝祥¹, 王谦喆¹, 杨啸天², 李哲¹

(1. 空军工程大学空管领航学院, 西安 710051; 2. 中国人民解放军驻 769 厂军事代表室, 陕西 宝鸡 721006)

摘要: 针对无人机在未知环境下航迹规划难的问题, 提出一种基于开关卡尔曼滤波器 (switching Kalman filter, SKF) 无人机定位和航迹规划的方法。根据多假设理论, 建立地图观测数据, 结合基于 INS/GPS/GIS 多传感器融合的航迹匹配方法, 使用 SKF 算法完成多传感器融合和多模型的参数估计, 实现无人机的自主定位和航迹规划。仿真试验结果表明: 该算法稳定性好、收敛速度较快、计算复杂度小, 具有较高的航迹估计精度。

关键词: SKF; 多传感融合; 全球定位系统; 航迹匹配; 地理信息系统

中图分类号: TP15 **文献标志码:** A

UAV Route Planning Based on SKF Multi-sensor Fusion

Feng Yuan¹, Ren Baoxiang¹, Wang Qianzhe¹, Yang Xiaotian², Li Zhe¹

(1. School of Air Traffic Control & Navigation, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China;

2. Military Representative Office in No. 769 Factory, Baoji 721006, China)

Abstract: Aiming at the difficulty of UAV route planning in unknown environment, a method of positioning and route planning based on switched Kalman filter (SKF) is proposed. According to multi-hypothesis theory, the map observation data is established. Combined with the route matching method based on INS/GPS/GIS multi-sensor fusion, the multi-sensor fusion and multi-model parameter estimation are completed by using SKF algorithm to realize the autonomous positioning and route of the UAV planning. Simulation results show that the proposed algorithm has good stability, fast convergence speed, low computational complexity and high accuracy of track estimation.

Keywords: SKF; multi-sensor fusion; GPS; route matching; geographic information system (GIS).

0 引言

近年来, 无人机担负的作战任务越来越复杂, 对无人机定位导航性能的要求越来越高^[1]。目前, 大部分无人机 (UAV) 导航依靠预先设定的航迹, 在每一段飞行都需要知道飞机在航迹中所处的位置, 然后与飞机里的航线数据库进行匹配。但由于数据库中的航线往往是以点迹和一系列点迹连线的形式存储, 所以会出现预存航线数据库的数据与现实航线不匹配的现象, 再加上传感器自身的测量误差, UAV 在未知环境下实现航迹规划和准确定位成为一项亟待解决的问题。

文献[2]提出了 Dynapath(动态规划)算法在无人机航路规划中的应用, 获得了良好的飞行品质; 文献[3]给出了在基于数据库航迹(路线)分段的基础上, 实现了对飞行器自身绝对位置的估计; 文献[4]给出了粒子群优化算法实现无人机的3维航路规划。在以上文献中, 定位都是基于初始点分段航迹已知的条件下。笔者提出一种基于 SKF 无人机定位和航迹规划的方法, 使用全球定位系统 (GPS) 接收

机, 联合惯性导航系统 (INS) 和地理信息系统 (GIS) 传感器实现分布式融合和集中融合, 从接近位置绝对估计的航迹分段中选取最佳的航迹分段, 实现无人机的自主定位和航迹规划。

1 无人机航迹匹配的体系结构

文中的无人机航迹匹配算法主要依赖动态贝叶斯网络来实现, 具体实现方法如图 1 所示。

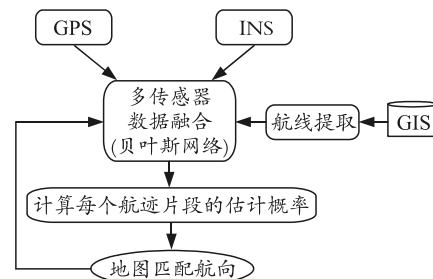


图 1 航线匹配算法原理

首先, 如果 GPS 信号可以得到, 算法联合 INS 的量测数据和 GPS 接收机的观测位置, 得出一步测量结果; 然后, 根据估计值匹配 GIS 确定一个半径为 20 m 的航迹分段区域。使用一种改进的动态贝叶

收稿日期: 2018-11-01; 修回日期: 2018-12-13

作者简介: 冯媛(1984—), 女, 江苏人, 硕士, 讲师, 从事数据融合、航空集群技术、电子科学与技术研究。

斯网络，建立地图观测数据，与 GPS/INS 传感器融合，剔除不合标准的野航迹，得到理想的飞行航迹^[5]。

1.1 定位和航向估计

笔者选取飞机尾翼中心点作为飞机 2 维坐标系下的基准点，用飞机在笛卡尔坐标下的坐标 (x_k, y_k) 来表示无人机位置，飞机航向角用 θ_k 表示。

无人机坐标系如图 2 所示。

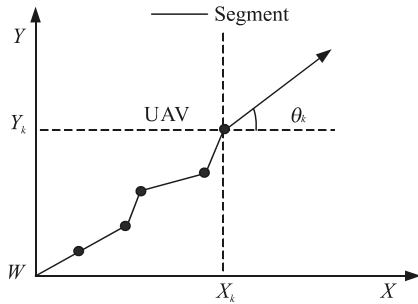


图 2 无人机坐标系

只考虑飞机在水平分量而不考虑垂直方向的分量，假设飞行状态平稳，不考虑障碍物、气流、复杂电磁环境的影响，并且飞行在小范围局部地区。那么考虑系统的运动模型可以描述如下：

$$X_k = \begin{cases} x_{k+1} = x_k + \delta_s \cos(\theta_k + \delta / 2) \\ y_{k+1} = y_k + \delta_s \sin(\theta_k + \delta / 2) \\ \theta_{k+1} = \theta_k + \delta_\theta \end{cases} \quad (1)$$

其中： δ_s 为无人机做蛇形机动时飞过的弧线长度； δ_θ 为航向角的增量； θ_k 为航向角的初值，这些参数由飞机的 INS 系统实时提供； X_k 为无人机状态向量。

1.2 地形匹配和 GPS 观测方程

GPS 为无人机提供修正飞机 INS 的空间参数估计，但是当 GPS 信号存在强干扰或者 GPS 系统关闭时，飞机定位依靠从数字地图数据库中选择航迹片段进行估计^[5]。地图观测数据通过与航迹片段匹配结果得到，如果没有与航迹相匹配数据库中的数据，使用最佳距离航迹的极限方法。

当候选航迹片段为多个时，基于数字地图匹配观测属于非线性多模式观测的函数，把每一段航迹观测过程看成是满足高斯白噪声的分布，则整个航迹观测线路满足多维高斯分布。其中第 i 个航迹片段 $segi$ 的观测方程可以写成：

$$Y_{\text{map}}^{\text{segi}} = \begin{bmatrix} x_{\text{map}} \\ y_{\text{map}} \\ \theta_{\text{map}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ \theta \end{bmatrix} + \beta_{\text{map}} \quad (2)$$

其中： $(x_{\text{map}}, y_{\text{map}})$ 是每个航迹片段的垂直映射； θ_{map} 是每个航迹片段内飞机的偏航。

在卡尔曼滤波条件下，笔者选择了一种在航迹片段区域的零点高斯分布来表示地图数据观测的误差。如图 3 所示，系统航迹观测误差可以表示成一个椭球体。

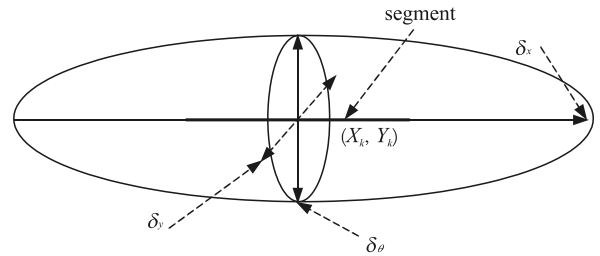


图 3 数据观测误差椭球

其中：椭球的长半轴为航迹段的观测长度 δ_y ；而短轴为航迹的观测宽度 δ_x ；椭球的另一条轴则代表对航相角的估计 δ_θ 。这些估计不确定性与数字地图数据库的相关误差有直接关系。地图观测的协方差矩阵如下：

$$Q_k^{\text{map}} = \begin{bmatrix} \delta_x^2 & Q_{xy} & 0 \\ Q_{xy} & \delta_y^2 & 0 \\ 0 & 0 & \delta_\theta^2 \end{bmatrix} \quad (3)$$

GPS 提供的定位数据为 $(x_{\text{GPS}}, y_{\text{GPS}})$ ，实际工作中，GPS 的误差不是恒定不变的，这些非静止的误差直接影响观测模型。GPS 观测误差的协方差矩阵^[5]如下：

$$Q_k^{\text{GPS}} = \begin{bmatrix} \delta_{x,\text{GPS}}^2 & Q_{xy,\text{GPS}} \\ Q_{xy,\text{GPS}} & \delta_{y,\text{GPS}}^2 \end{bmatrix}_K \quad (4)$$

GPS 系统观测方程为

$$Y = \begin{bmatrix} x_{\text{GPS}} \\ y_{\text{GPS}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ \theta \end{bmatrix} + \beta_{\text{GPS}} \quad (5)$$

2 Switching Kalman Filter 模型

开关卡尔曼滤波器是动态贝叶斯网络的一种改进方法，SKF 网络把参数随时间变化的动态系统看成是符合某种一级的模型，特别适用于构造分段线性模型和多模型的结构。系统描述的状态空间方程^[6]如下：

$$\left. \begin{aligned} X_t &= A_t X_{t-1} + v_t \\ Y_t &= C_t X_t + w_t \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

在此动态系统中， $X_t = [x, y, \theta, v_x, v_y, v_\theta]$ 是 t 时刻

系统的状态变量。其中, $x, y, \theta, v_x, v_y, v_\theta$ 分别为 x 坐标、 y 坐标、 θ 航向角、 x 轴速度、 y 轴速度、航向角变化率。 $Y_t \in \mathfrak{R}^M$ 是 t 时刻的系统观测数据, $v_t \sim N(0, Q_t)$ 和 $w_t \sim N(0, R_t)$ 满足高斯白噪声分布。 A_t, C_t, Q_t 和 R_t 与时间无关。SKF 算法解决这种问题的思想是在 K 个不同的线性模型下转化变量参数^[5], 其转化关系如图 4 所示。图中的转换变量 S_t 是离散的, 而状态变量 X_t 和观测变量 Y_t 则是连续的。

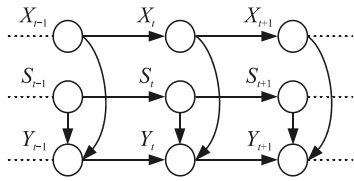


图 4 Switching Kalman Filter 算法

SKF 算法是在 BN 网络节点上的一种消息回归算法^[6], 此算法的关键是计算给定观测变量的先验概率。图 4 中 x_t, y_t, S_t 的联合分布概率:

$$p(\{x_t, y_t, S_t\}) = \left[p(S_1) \prod_{i=2}^T p(S_i / S_{i-1}) \right] \times \left[p(x_1) \prod_{i=2}^T p(x_i / x_{i-1}) \right] \times \left[\prod_{i=1}^T p(y_i / x_i, S_i) \right].$$

考虑到隐含状态变量 S_t , t 时刻观测状态向量分布概率为:

$$p(y_t / x_t) = \sum_{i=1}^N p(y_t / x_t, S_t = i) p(S_t = i);$$

$$P(X_t = x_t / X_{t-1} = x_{t-1}, S_t = i) = N(Hx_{t-1} + \mu_i, Q_i).$$

式中: $N(Hx_{t-1} + \mu_i, Q_i)$ 表示满足高斯分布, 均值为 $Hx_{t-1} + \mu_i$; $H \in \mathfrak{R}^{6 \times 6}$ 是联系状态方程和观测方程的矩阵; Q_i 为噪声协方差矩阵。假设图 4 的隐藏状态序列 S_1, S_2, \dots, S_T 形成一个马尔科夫链, 那么

$$p(S_t = j) = \sum_{i=1}^N p(S_t = j / S_{t-1} = i) p(S_{t-1} = i),$$

则状态转移概率用状态转移矩阵 C_{ij} 表示为:

$$c_{ij} = p(S_t = j / S_{t-1} = i), \quad 1 \leq i, j \leq N.$$

代表系统模型的运动学方程表示成马尔科夫链模型:

$$p(x_t / x_{t-1}) = N(Ax_{t-1}, W).$$

其中 $A \in \mathfrak{R}^{6 \times 6}$ 、 $W \in \mathfrak{R}^{6 \times 6}$ 分别为系数矩阵和噪声协方差矩阵。

如果 $x_{1:t}$ 表示 x_1, \dots, x_t , 用同样的方法表示 $y_{1:t}$ 和

$S_{1:t}$, 找到使均方误差 $E((x_t - \hat{x}_t)^2 / y_{1:t})$ 取最小值的后验均值 $\hat{x} = E(x_t / y_{1:t})$ 。文献[7]给出了 SKF 的具体推算步骤, 在 SKF 的模型下, 其后验分布是一个混合高斯过程, 并且混合维数随着迭代次数呈指数增加。SKF 算法近似第 t 步 N' 个高斯分布为 N 个高斯分布。应用瞬时匹配方法, N 个高斯分布被压缩成一个高斯分布, 符合最佳近似值高斯相对熵最小化的标准。按照文献[6]的符号表示法, 在第 t 次, 按如下的步骤 N 维混合高斯分布 $\sum_j \omega_t^j N(x_t^j, V_t^j)$ 可以近似为后验概率分布 $p(x_t / y_{1:t})$ 。从第 $t-1$ 到第 t 步:

$$[x_t^j, V_t^j, l_t^j] = \text{filter}(x_{t-1}^j, V_{t-1}^j, y_t, H_j, Q_j, A, W),$$

$$\omega_t^j = l_t^j c_{ij} \omega_{t-1}^i / \sum_{ij} l_t^j c_{ij} \omega_{t-1}^i,$$

$$\omega_t^j = \sum_i \omega_t^j,$$

$$g_t^j = \omega_t^j / \omega_t^j,$$

$$[x_t^j, V_t^j] = \text{collapse}(\{x_t^j, V_t^j, g_t^j\}_i).$$

由此可得后验概率为

$$p(x_t / y_{1:t}) \approx \sum_j \omega_t^j N(x_t^j, V_t^j).$$

最终状态估计和误差协方差矩阵为:

$$\hat{x} = \sum_j \omega_t^j x_t^j,$$

$$\hat{V}_t = \sum_j \omega_t^j (V_t^j + (x_t^j - \hat{x}_t)(x_t^j - \hat{x}_t)^T).$$

3 航迹匹配的 SKF 算法

在 SKF 网络中, 每个被选航迹片段满足高斯分布, 即 $N(\mu_i, \Sigma_j)$, 其中 μ_i 是估计均值, (x_k, y_k) 是估计位置在航迹片段上的投影, θ_i 是航迹片段的航向。

基于 SKF 网络的航迹匹配模型主要包含 2 个未知向量: 第 1 个是离散向量 S_k , 代表飞机可能存在的航迹片段; 第 2 个是连续向量 $X_k(x_i, y_i, \theta_i)$, 表示飞机对每个被选片段的估计值。在图 5 的 SKF 网络结构中, 变量 X_k 由观测数据 map_k 和 gps_k 更新, 如果 gps_k 信号不可得, 则仅由 map_k 提供数据更新信息。 X_k 是由一系列候选航迹片段的观测数据 map_k 更新的多维变量, 而变量 S_k 由 map_k 和变量 X_k 联合更新。

对于每一个候选片段建立由 INS 估计到航迹片段的地图观测方程, map_k 和 gps_k 用来更新变量 X_k 和

S_k ，使用贝叶斯判决推理得到每个航迹片段的概率估计，从中选取最大的概率估计，进而实现最佳航迹选取。

以图 6 为例，说明 SKF 航迹匹配算法：无人机沿预定航迹片段 1、2 飞行，由于估计误差和数字地图的误差使得飞机面临对航迹片段 2、3 的选择，地图观测对候选第 2、3 航迹片段的观测概率是一样的；因此，在第 1 步，航迹 2 和航迹 3 全部待选。在 $t = k + 1$ 时，每个航迹方向共有 3 个航迹片段，使用 SKF 算法，通过三步迭代算法，可确定出最大概率修正的航线路径。

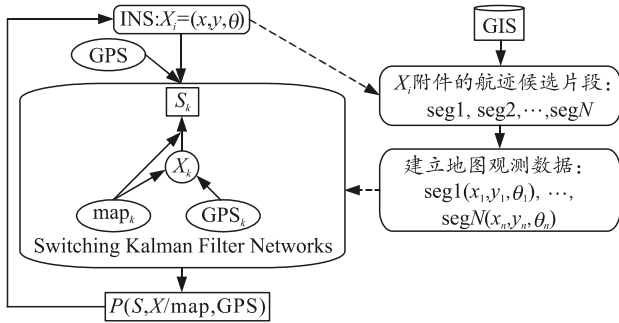
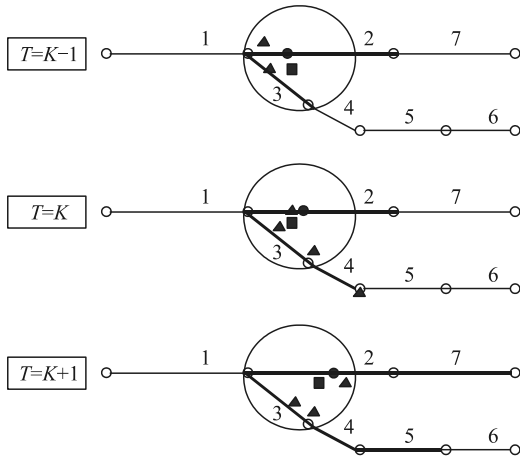


图 5 基于 SKF 的航迹匹配



●修正概率最大航迹；■使用INS估计航向；▲地图匹配观测。

图 6 融合后的航迹规划

4 仿真结果与分析

为验证融合算法对无人机蛇形机动航迹匹配能力，笔者针对具有反高炮的蛇形运动方式进行仿真试验^[8]。假设飞机在 3 维空间内运动，起始位置为 $[1\ 100\ 900\ 1\ 300]$ ，运动速度为 200 m/s。目标沿 25° 方位角方向以 5 m/s^2 的加速度做匀加速直线运动。40 s 后飞机蛇形机动，幅度为 600 m，频率为 $2\pi/30$ 。90 s 后做匀速直线运动至 120 s 飞行结束。

采用 Monte Carlo 方法进行 150 次重复实验，根据实验结果计算融合算法评估指标^[9]。

利用 SKF-CF (集中式融合) 算法和 SKF-DF (分布式融合) 算法，在 X、Y 方向无人机的实际轨迹和估计轨迹如图 7、图 8 所示。图 9、图 10 给出了集中式和分布式融合跟踪算法在 X 轴和 Y 轴的位置误差。表 1 给出了 2 种算法各项评估指标的对比。

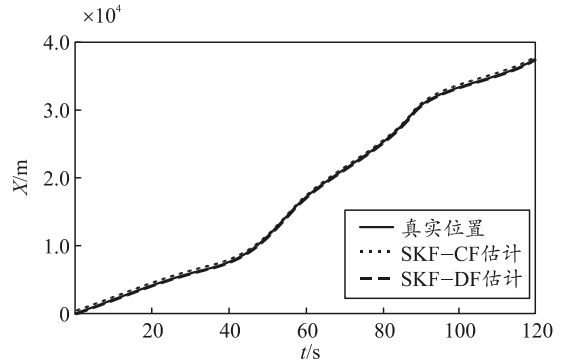


图 7 X 方向的轨迹估计

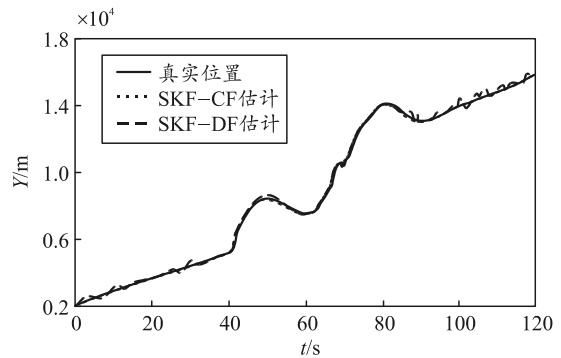


图 8 Y 方向的轨迹估计

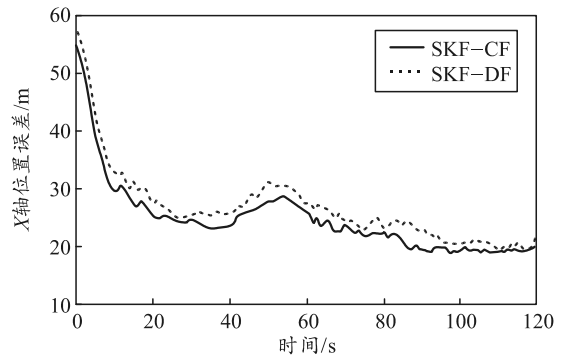


图 9 X 轴位置误差比较

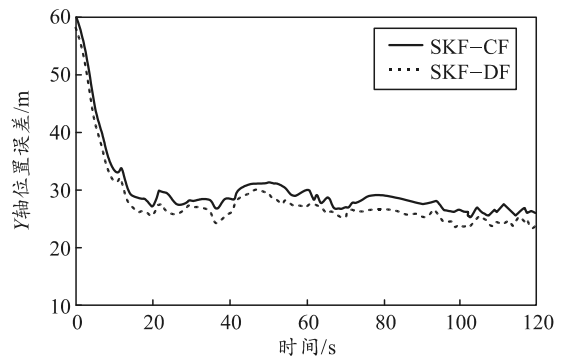


图 10 Y 轴位置误差比较

表 1 基于 SKF 的融合跟踪算法比较

指标 算法	综合位置估计精度/m			综合速度估计精度/(m/s)			航迹精度改善度/%		平均耗时/s
	R_x	R_y	R_z	R_{V_x}	R_{V_y}	R_{V_z}	G_X	G_Y	
SKF-CF	25.406 1	28.764 6	27.653 4	4.517 0	4.584 2	4.980 4	5.01	3.24	4.263 9
SKF-DF	27.796 4	30.883 7	29.030 4	4.755 2	4.832 0	5.207 6	4.66	2.79	3.531 4

5 结论

从仿真结果可以看出：在无人机做机动时，误差明显增大，但是会较快趋于稳定，说明 SKF 算法有较强的机动自适应能力。在典型蛇形航迹的情况下，基于 SKF 的分布式融合算法与集中式融合算法在综合位置估计精度、综合速度估计精度和航迹精度改善度方面有明显的优势。算法对航迹规划中的机动有更强的自适应能力，与理论分析一致。

由此可见，基于 INS/GPS/GIS 多传感器融合算法稳定性好，收敛速度较快，计算复杂度小。无人机可以有效地在未知环境中进行航迹规划，对于固定威胁和运动威胁都可以进行有效的规避。

参考文献：

- [1] 胡军, 黄克明, 戴远文. 无人机 CNSS/GLONASS 组合导航技术[J]. 兵工自动化, 2013, 32(10): 50-52.
- [2] 吴维元, 潘江怀. 飞行器航路规划算法分析[J]. 指挥控制与仿真, 2009, 31(3): 17-25.
- [3] QUDDUS M A, OCHIENG W Y, ZHAO L, et al. A General Map Matching Algorithm for Transport Telematics Applications[J]. GPS Solution, 2011, 7(3): 157-167.
- [4] 周鑫, 李新洪, 王谦. 基于威胁建模的 PSO 在 UAV 3 维航路规划中的应用[J]. 兵工自动化, 2017, 36(4): 73-76.
- [5] CHERIF S, MAAN E, El N, et al. Multi-Sensor Fusion Method using Dynamic Bayesian Network for Precise Vehicle Localization and Road Matching[J]. Proceedings of the 19th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence, 2007, 1(ICTAI 2007): 146-151.
- [6] MURPHY K P. Dynamic Bayesian Networks: Representation, Inference and Learning[D]. PhD thesis, UC Berkley, 2002, Computer Science Division: 26-51.
- [7] WU W, MICHAEL J, BLACK, et al. A Switching Kalman Filter Model for the Motor Cortical Coding of Hand Motion[C]. Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE EMBS Cancun, Mexico September, 2013(17-21): 2083-2086.
- [8] 何友, 修建娟, 张晶炜. 雷达数据处理及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2006: 148-150.
- [9] 章百宝, 张春华. 栓系无人机光电侦察任务载荷控制系统[J]. 兵工自动化, 2017, 36(12): 39-42.