

无人机多传感器数据融合研究综述*

李庚松¹, 刘艺², 郑奇斌², 杨国利², 刘坤², 王强², 刁兴春¹

¹(国防科技创新研究院, 北京 100071)

²(军事科学院, 北京 100091)

通信作者: 刘艺, E-mail: albertliu20th@163.com



摘要: 随着相关技术的快速发展, 无人机所搭载的传感器愈发精确和多样, 赋予了无人机强大的感知能力, 也使得多传感器数据的处理分析成为无人机应用的一大挑战. 数据融合是解决这一问题的关键技术, 其通过检测、关联、组合、估计的流程实现多传感器数据的融合利用, 获取准确的无人机状态和目标信息为决策提供支撑. 对无人机的多传感器数据融合研究展开综述: 介绍无人机系统组成; 回顾并分类无人机多传感器数据融合方法, 在此基础上分析比较各类方法的特点; 归纳概述无人机多传感器数据融合在不同领域中的应用现状; 最后展望无人机多传感器数据融合的未来发展方向.

关键词: 无人机; 多传感器; 数据融合; 动态系统状态估计; 特征提取

中图法分类号: TP393

中文引用格式: 李庚松, 刘艺, 郑奇斌, 杨国利, 刘坤, 王强, 刁兴春. 无人机多传感器数据融合研究综述. 软件学报, 2025, 36(4): 1881–1905. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/7273.htm>

英文引用格式: Li GS, Liu Y, Zheng QB, Yang GL, Liu K, Wang Q, Diao XC. Review on Multi-sensor Data Fusion Research for Unmanned Aerial Vehicles. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2025, 36(4): 1881–1905 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/7273.htm>

Review on Multi-sensor Data Fusion Research for Unmanned Aerial Vehicles

LI Geng-Song¹, LIU Yi², ZHENG Qi-Bin², YANG Guo-Li², LIU Kun², WANG Qiang², DIAO Xing-Chun¹

¹(National Innovation Institute of Defense Technology, Beijing 100071, China)

²(Academy of Military Sciences, Beijing 100091, China)

Abstract: With the rapid development of related technologies, sensors carried by unmanned aerial vehicles (UAVs) are becoming more precise and multifarious, which endows UAVs with strong sensing ability, and poses a large challenge to the processing and analysis of multi-sensor data in UAV applications. Data fusion is the key technology to solve this problem, which realizes the fusion and utilization of multi-sensor data through the process of detection, association, combination and estimation, and obtains accurate UAV state and target information to support decision-making. This study reviews the multi-sensor data fusion research for UAVs. It introduces UAV system components, reviews and classifies UAV multi-sensor data fusion methods, analyzes and compares the characteristics of various methods, summarizes the applications of UAV multi-sensor data fusion in different fields, and finally looks forward to the future development directions of UAV multi-sensor data fusion.

Key words: unmanned aerial vehicle (UAV); multi-sensor; data fusion; dynamic system state estimation; feature extraction

无人驾驶飞行器 (unmanned aerial vehicle, UAV), 即无人机, 是由无线电遥控设备或自主控制程序操纵的非载人飞机^[1]. 无人机最早兴起于军事领域, 因其在多场战争中的优异表现而引起了高度重视并取得了快速发展, 诸如小精灵、复仇者等各型无人机的接连问世和各国普遍的研究投入, 充分揭示了无人机的军事价值^[2]. 近年来, 随着集成电路、传感器和数据通信技术的迅速进步, 无人机上的各种部件能够兼具较高精度和较小体积, 使无人机逐

* 基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金 (72201275); 第八届中国科协青年人才托举工程 (2022QNRC001)
收稿时间: 2024-02-29; 修改时间: 2024-04-11, 2024-06-18; 采用时间: 2024-08-09; jos 在线出版时间: 2024-12-25
CNKI 网络首发时间: 2024-12-26

渐小型化、更加便携、更易部署、更为高效;在以大疆为代表的科技公司推动下,无人机产业实现了蓬勃发展,无人机的获取与应用门槛迅速降低.无人机技术和产业的愈发成熟,为无人机在环境监测、科考研究、损伤检测等^[3-5]民用领域的广泛应用提供了良好基础,无人机的身影在各行各业已是屡见不鲜,无人机相关理论与应用已然成为多领域多学科的研究焦点.

传感器的发展使得感知对象的感知数据类型和获取手段得到了极大扩展,对于无人机而言,其利用惯性测量单元 (inertial measurement unit, IMU)、全球导航卫星系统 (global navigation satellite system, GNSS) 等部件,感知机体自身的位姿状态;通过视觉相机、激光探测及测距系统 (light detection and ranging, LiDAR) 等功能组件,获取目标的观测数据.产生多传感器数据是无人机平台的关键特性,而如何对这些多源数据进行处理分析,为决策人员提供准确的无人机状态和目标信息,成为无人机应用所面临的重要挑战^[6].数据融合是解决该问题的主要技术之一,其对多源数据进行检测、关联、组合与估计的多层面处理,从而获得准确的目标信息以支撑全面的态势评估.数据融合最早源于军事领域,经过数十年的发展,该技术取得了较好的研究成果,在诸如自动驾驶、情感分析、身份识别、医学诊断等^[7-10]行业领域也得到了广泛的关注和应用.

无人机的多传感器数据融合已经具备了较为深厚的研究基础,目前,相关综述文献主要以某一应用方向为支点,或聚焦于无人机自身的定位导航^[11-13],或专注于无人机对目标的感知^[14-16],而缺少从无人机角度出发,对多传感器数据融合方法与应用进行全面整理的工作.本文即对此展开综述总结,划分传感器数据类型,分类、阐述、比较无人机多传感器数据融合方法,对比分析各方法策略的优劣,列举应用场景及其适用方法,从而为研究人员了解该领域技术的发展现状和应用范围提供详细参考.

本文第 1 节介绍无人机的系统组成.第 2 节对无人机多传感器数据融合方法按照数据级、特征级和决策级的分类进行归纳叙述,并比较分析不同方法的特点.第 3 节从定位导航、农业评估、环境监测和目标检测领域,概述无人机多传感器数据融合的应用现状.最后,第 4 节分析展望无人机多传感器数据融合的未来研究方向.

1 无人机系统组成

如图 1 所示,典型的无人机系统主要包括无人机和地面站.

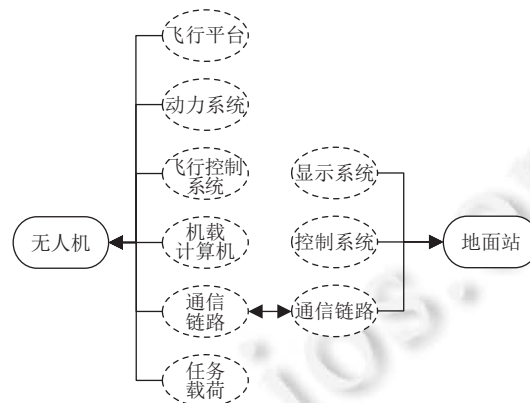


图 1 无人机系统

1.1 无人机

根据供能来源不同,无人机主要可以分为油动、电动和光动无人机,根据推进结构不同,则包括固定翼无人机、旋翼无人机、无人直升机、无人飞艇等^[17].在用途方面,无人机分为军用和民用,军用无人机多采用速度快、航程远的固定翼结构,而小巧灵活、易于操控的旋翼无人机型是民用无人机的主流^[18].

无人机主要包含以下部分^[19].

(1) 飞行平台,搭载无人机的动力系统、飞行控制系统、任务载荷等,作为骨架使各部件组合为一个整体.

(2) 动力系统, 提供无人机飞行和稳定所需的动力, 包括电动机、内燃机等供能来源, 螺旋桨、固定翼等推进结构, 以及电机、电子调速器等动力控制组件^[17]。

(3) 飞行控制系统, 是无人机的核心部分, 其上搭载飞行控制程序, 通过 IMU、GNSS、高度计等传感器获取状态测量, 对无人机的航向、速度、高度等信息进行实时的监测估计, 并根据指令向动力系统发出控制信号, 调整无人机的动力和姿态^[20]。

(4) 机载计算机, 也称为上位机, 通过在该计算机上部署目标检测、路径规划、自主避障等人工智能算法对传感器数据进行融合分析, 可以代替地面遥控给出控制决策, 使无人机具备更强的自主能力^[21]。

(5) 通信链路, 是无人机与地面站、卫星及其他无人平台进行信息接收、分发与共享的关键模块^[1]。目前常见的通信方式包括无线电、无线数传、无线局域网、卫星通信等。

(6) 任务载荷, 指的是无人机为了执行给定任务而搭载的传感器。IMU 以及辅助 IMU 进行状态测量的传感器是无人机稳定飞行所不可缺少的组件, 而任务载荷是根据任务目标和实际条件选择性搭载的传感器, 例如, 针对航拍摄影任务选择可见光相机、针对环境三维建模选用 LiDAR 或深度相机、针对地面遥感选用多光谱或超光谱相机等。不同任务载荷的功能长处各不相同, 所产生的数据存在一定互补性, 对多种任务载荷进行数据融合, 从而获取全面的目标信息, 是目前常见的手段^[6]。

1.2 地面站

地面站是无人机系统的指挥控制和信息处理中心, 主要包括控制系统、显示系统和通信链路模块, 为操控人员提供无人机飞行控制、状态监控、任务规划等功能^[22]。地面站通过控制系统向无人机发出命令, 利用通信链路接收无人机返回的自身姿态、目标信息、传感器工作状态等数据, 执行数据融合流程, 并通过显示系统将结果展示给操作人员。随着上位机的使用与发展, 部分数据融合任务逐渐转移至上位机完成, 以实现更高的实时性和自主性^[23]。

2 无人机多传感器数据融合方法

不同传感器从不同方面描述对象属性, 通过对多传感器数据进行融合, 可以为无人机系统提供更加准确的自身状态和目标信息^[24]。根据融合层次的不同, 可以将数据融合分为数据级 (data level)、特征级 (feature level) 和决策级 (decision level)^[25]。数据级融合对传感器所捕捉的原始数据进行融合, 通过数据间的互补融合获取更高质量的数据, 具体可分为向量数据融合与点阵数据融合方法, 其中向量数据融合可细分为基于滤波和基于优化的方法, 点阵数据融合可细分为数据堆叠和数据混和方法。特征级融合从数据中提取特征, 再对特征进行融合从而进一步提炼信息, 考虑特征提取方法的不同, 可以分为基于指标计算和基于深度学习的方法。决策级融合则是融合多个局部决策, 以获得更准确的全局决策结果, 可根据是否在方法框架内完成融合, 分为一体式融合与分离式融合方法。无人机多传感器数据融合方法分类如图 2 所示。

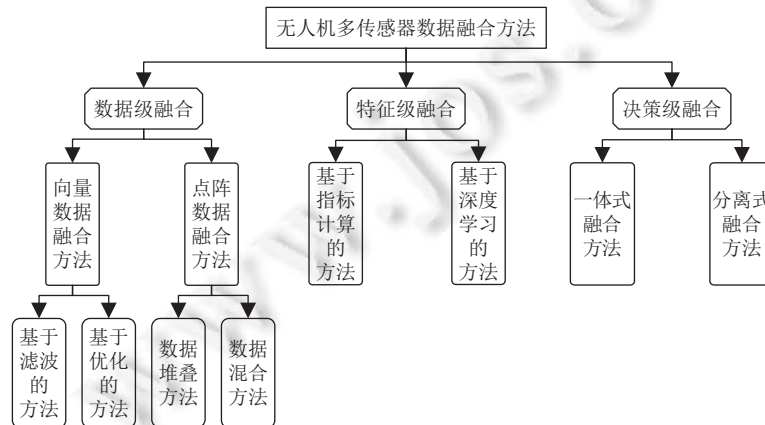


图 2 无人机多传感器数据融合方法分类

2.1 数据级数据融合

根据数据格式的不同,可将传感器的原始数据分为向量数据和点阵数据. 向量数据中的元素主要是状态感知信息(如无人机的旋转角、速度等)和对应的状态感知误差,各元素可以任意排列而不影响其所表达的信息;点阵数据以成像传感器捕捉的目标观测图像和点云数据为主,其中元素的信息表达依赖于其空间排列属性. 针对这 2 种数据的融合方法存在一定区别,因此,将数据级融合细分为向量数据融合方法与点阵数据融合方法.

2.1.1 向量数据融合方法

产生向量数据的传感器主要包括 IMU、GNSS、超宽带 (ultra wide band, UWB) 测距等,由于传感器器件误差、解算累积误差、作业环境等方面的影响,这些传感器对同一状态的感知精确性和可靠性存在差异,仅依靠单一传感器难以准确评估系统状态,而通过向量数据融合对传感器误差进行互补校正,能够有效提升无人机系统状态估计的精度. 根据技术区别,向量数据融合方法可以划分为基于滤波的方法和基于优化的方法.

2.1.1.1 基于滤波的方法

卡尔曼滤波 (Kalman filter, KF)^[26]是一种基于最小均方差准则的最优估计方法,可以从一系列含有不确定信息的状态测量中对动态系统进行实时的状态估计,是基于滤波方法的一大基石.

给定一个线性离散的动态系统,其状态模型如公式 (1) 所示:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = \mathbf{A}_k \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k + \mathbf{w}_k, & \mathbf{w}_k \sim N(0, \mathbf{Q}_k) \\ \mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k, & \mathbf{v}_k \sim N(0, \mathbf{R}_k) \end{cases} \quad (1)$$

其中, k 表示当前时刻, \mathbf{x} 为系统状态向量, \mathbf{A} 为状态转移矩阵; \mathbf{u} 为系统控制向量, \mathbf{B} 为控制转移矩阵, $\mathbf{B}_k \mathbf{u}_k$ 表示 k 时刻系统控制信号对状态的影响,无控制输入则该项为 0; \mathbf{z} 为系统测量向量, \mathbf{H} 为测量转移矩阵; \mathbf{w} 为过程噪声向量, \mathbf{v} 为测量噪声向量,过程噪声和测量噪声互不相关且服从均值为 0 的高斯分布,其协方差矩阵分别为 \mathbf{Q} 和 \mathbf{R} .

图 3 给出了 KF 对上述动态系统进行最优估计的计算流程:在时间更新(预测)步骤对状态向量及其误差协方差的先验预测量进行递推;在测量更新(校正)步骤更新卡尔曼增益,并基于卡尔曼增益计算状态向量及其误差协方差的后验估计量. 其中,卡尔曼增益相当于状态预测与状态测量的最优权重,反映了 2 种噪声对于状态估计的影响,从概率密度的角度来看, KF 的效果如图 4 所示.

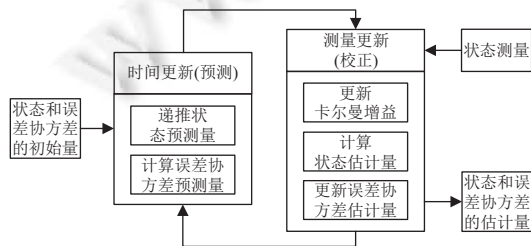


图 3 卡尔曼滤波计算流程

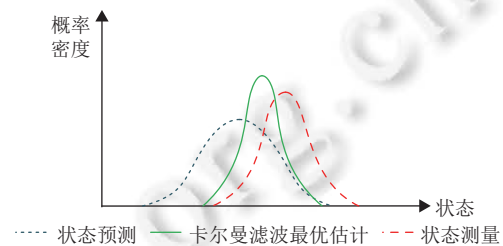


图 4 卡尔曼滤波效果示意

基于 KF 的数据融合利用不同传感器的测量对同一状态向量进行更新. Spurny 等人^[27]以无人机位置和航向作为状态向量,使用 GNSS、磁力计、LiDAR 等传感器测量分别构造 KF 对状态预测进行校正,并且根据无人机所处的环境,从多个 KF 估计中选用最优的状态估计. Mei 等人^[28]结合 IMU、高度计和视觉相机实现景象匹配导航后,将 IMU 测量误差作为状态构建误差状态模型,并以 IMU 测量与景象匹配导航测量之差作为测量向量,根据 KF 的估计结果推算无人机位姿. 上述文献均采取了构建简单状态模型的做法,区别在于前者通过多个 KF 异步校正状态量,耦合度低鲁棒性较强;而后者则是使用取值小变化慢的误差状态量来化简模型,损失的精度较少.

线性系统易于处理和分析,当无人机系统被构建为线性模型时, KF 可以胜任数据融合任务. 然而,不同传感器对同一状态的测量往往涉及坐标系变换和状态耦合关系,构成了 KF 难以适用的非线性动态系统,此时,可以采用非线性 KF 对系统状态进行估计^[13]. 非线性 KF 主要包括扩展卡尔曼滤波 (extended Kalman filter, EKF)、无迹卡尔曼滤波 (unscented Kalman filter, UKF) 和容积卡尔曼滤波 (cubature Kalman filter, CKF).

给定一个非线性离散动态系统, 其数学模型如公式 (2) 所示:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) + \mathbf{w}_k, & \mathbf{w}_k \sim N(0, \mathbf{Q}_k) \\ \mathbf{z}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k, & \mathbf{v}_k \sim N(0, \mathbf{R}_k) \end{cases} \quad (2)$$

其中, \mathbf{f} 是非线性状态转移函数, \mathbf{h} 是非线性测量转移函数.

EKF 对上述系统中的非线性函数 \mathbf{f} 和 \mathbf{h} 进行线性近似, 通过一阶泰勒展开得到相应的雅可比矩阵, 即函数的一阶偏导数矩阵, 用于滤波流程中的误差协方差和卡尔曼增益计算, 由此简化系统模型以便于状态估计.

Cui 等人^[29]针对系统状态变量可观测性 (可通过外部测量估计出系统所有状态变量的性质) 变化导致滤波效果下降的问题, 提出一种自适应 EKF, 在计算状态变量可观测度时, 采用 QR 分解法代替奇异值分解法降低计算开销, 在此基础上设计自适应机制, 在滤波步骤中动态地移除和重置不可观测状态变量, 从而增强 EKF 的鲁棒性. Xiong 等人^[30]构造 2 个过程噪声协方差不同的 EKF, 将二者过程噪声协方差的差异作为动作, 滤波新息 (测量输入量与测量预测量之差) 的差作为奖励, 建立动作与奖励的 Q 学习函数, 基于该函数推算最优的过程噪声协方差并代入第 3 个 EKF 进行状态估计, 以此获得更优的滤波性能. 上述研究展示了改进策略的 2 种方法, 一种是通过数学推导直接改造滤波方程, 相对高效但较难设计; 另一种则是建立噪声变化映射并据此动态调整滤波噪声参数, 合适的映射将较大程度提升滤波精度但建立映射的过程会降低滤波效率.

针对 EKF 存在雅可比矩阵计算复杂度甚至无法计算, 导致估计效果较差的情况, Julier 等人^[31,32]提出了基于无迹变换 (unscented transformation) 的 UKF, 通过无迹变换对分布已知的变量进行采样和非线性变换来逼近待预测变量的分布, 从而避免雅可比矩阵的计算. 无迹变换首先计算采样点, 如公式 (3) 所示:

$$\begin{cases} \chi^{(0)} = \bar{\mathbf{x}}, \chi^{(i)} = \bar{\mathbf{x}} + (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}})_i, \chi^{(i+n)} = \bar{\mathbf{x}} - (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}})_i \\ \omega^{(0)} = \frac{\lambda}{n+\lambda}, \omega^{(i)} = \omega^{(i+n)} = \frac{1}{2(n+\lambda)}, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (3)$$

其中, χ 为采样点, n 为变量 \mathbf{x} 的维数, \mathbf{P} 为 \mathbf{x} 的协方差, 参数 λ 用于控制采样点到均值 $\bar{\mathbf{x}}$ 的距离, $(\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}})_i$ 表示 $(n+\lambda)\mathbf{P}$ 平方根的第 i 个行向量或列向量, ω 为采样点权重; 然后基于采样点进行非线性变换, 效果如图 5 所示.

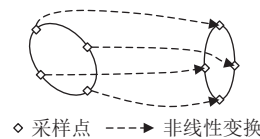


图 5 无迹变换效果示意

UKF 在时间更新步骤对前一刻的状态估计量进行无迹变换, 逼近状态预测量的分布; 在测量更新步骤, 利用状态预测量, 通过无迹变换逼近测量预测量的分布, 并计算状态和测量预测量的互协方差, 用于更新卡尔曼增益.

Peng 等人^[33]提出一种自适应分布式 UKF 方法进行融合定位导航, 分别为不同传感器构建测量方程并分配滑动窗口, 按照传感器数据到达顺序完成对应的 UKF 估计并基于滑动窗口更新噪声参数, 以此提高滤波的准确性. Guo 等人^[34]在 UKF 中引入高斯过程回归模型, 从无人机的历史飞行数据中学习噪声协方差和状态估计误差之间的映射规则, 并将其用在实时飞行中自适应地调整 UKF 的噪声参数, 从而提升飞行控制系统的状态感知能力. 上述 2 种自适应噪声调整改进策略中, 前者采用了在线的更新方法, 可适用于不同场景, 但它基于滑动窗口内的噪声性质假设进行估计推导, 存在一定偏差; 而后者是利用历史数据进行学习的离线方法, 对给定场景下的噪声参数估计能力更强, 但该方法依赖于算法的学习效果, 且需要收集历史飞行数据进行训练才能应用.

UKF 的参数 λ 建议取 $3-n$ 以获得更准确的分布逼近效果^[31], 而 $n>3$ 时出现的负权重可能导致无法求解协方差的平方根, 使得滤波性能下降. Arasaratnam 等人^[35]对此提出基于球面-径向容积规则 (spherical-radial cubature rule) 的 CKF, 其中所有采样点的权重相等且和为 1, 从而避免上述情况, 该采样点的计算如公式 (4) 所示:

$$\chi^{(i)} = \bar{\mathbf{x}} + \sqrt{\mathbf{P}}\xi_i, \quad i = 1, 2, \dots, 2n \quad (4)$$

其中, χ 为采样点; $\sqrt{\mathbf{P}}$ 通过 Cholesky 分解得到; $\xi_i = \sqrt{n}[1]_i$, $[1]_i$ 表示 $[\mathbf{I}-\mathbf{I}]$ 的第 i 列, n 为变量 \mathbf{x} 的维数. CKF 的主

要计算过程与 UKF 一致, 关键区别在于采样点及其权重, 在此不作赘述.

Ge 等人^[36]基于统计特征度量噪声的非高斯强度, 若强度高于阈值则使用多个 CKF 估计, 然后对多个估计进行基于高斯分量剪枝与融合的高斯混合; 否则采用基于智能优化的高斯分量调整方法对噪声进行高斯混合, 然后使用单个 CKF 进行估计; 由此提升估计精度并降低计算复杂度. Gao 等人^[37]基于马氏距离和滤波新息判断系统模型误差并用其修正 CKF 的状态预测量, 提高 CKF 的估计精度; 其后使用该改进 CKF 对 2 个误差状态子系统分别滤波, 根据子系统状态估计的协方差和互协方差设计动态权重, 实现子系统估计的全局加权融合. 以上并行 CKF 的改进思路不同, 文献 [36] 没有改进 CKF 但是设计了适应复杂噪声环境的滤波框架, 有效但设计难度较高; 而文献 [37] 主要针对 CKF 进行改进来提升整体估计精度, 实现较为简单灵活但会较大幅度地增加计算量.

表 1 给出了基于滤波方法的复杂度、适应性和鲁棒性对比. KF 易于实现, 简单的线性模型和滤波过程使其具有一定的鲁棒性, 然而其仅适用线性系统, 需要对状态模型进行线性化调整方可应用于非线性系统^[38,39], 但这种简化将降低系统状态的估计精度. EKF 的实现复杂度较低, 可通过高阶雅克比矩阵实现更精确的线性化, 但在非线性函数较复杂、非线性程度较高的系统中雅克比矩阵的计算较为困难甚至不可用^[35], 在这种情况下的估计效果难以保证^[32], 因而鲁棒性差. UKF 和 CKF 均是基于近似概率分布的思想, 通过采样逼近变量分布的方式避免了雅可比矩阵的计算, 相较于 EKF 具有更强的鲁棒性; 采样点的选取方式是 2 种方法的关键, UKF 可以灵活调整采样点参数和数量以适应不同需求^[40], 但若按照原文建议取参, 则在状态量维度高于 3 时会出现负权重采样点而降低滤波的鲁棒性; CKF 的采样方式决定了其中不存在负权重的采样点, 对于状态量维度较高的情况仍有稳定的滤波性能, 但是其基于容积规则进行采样, 调整采样点仅能向高阶容积规则拓展^[35], 适应性不如 UKF.

表 1 基于滤波的方法对比

对比方面	卡尔曼滤波 (KF)	扩展卡尔曼滤波 (EKF)	无迹卡尔曼滤波 (UKF)	容积卡尔曼滤波 (CKF)
复杂度	易于实现	实现复杂度较低	采样点权重涉及的参数较多, 实现复杂	采样点权重相等, 较 UKF 更容易实现
适应性	仅能用于线性系统	难以应付非线性程度较高的系统	可以灵活调整采样点参数和数量以适应不同需求	调整采样点仅能向高阶容积规则拓展, 适应性相对较弱
鲁棒性	模型和滤波过程相对简单, 具有一定的鲁棒性	雅可比矩阵计算困难时的估计效果难以保证, 鲁棒性差	避免了雅可比矩阵的计算, 鲁棒性较强	避免了负权重采样点的出现, 滤波鲁棒性比 UKF 更强

2.1.1.2 基于优化的方法

基于优化的方法主要是通过最小二乘法使状态估计与状态观测的误差平方和最小化, 常应用于无人平台的同时定位与建图 (simultaneous localization and mapping, SLAM)^[41]. SLAM 指的是移动平台通过传感器感知未知环境, 对自身位姿进行估计, 同时构建环境地图的技术, 其典型框架包括前端、回环检测、后端和建图^[42]: 前端利用传感器对环境的观测构建视觉里程计 (visual odometry, VO), 根据相邻帧图像的信息提供即时的相机位姿测量, 并完成局部点云建图; 回环检测判断无人平台是否经过已知位置, 用于纠正前端的累积误差; 在前端的基础上, 后端对全局位姿加以优化估计; 最后, 利用估计得到的全局轨迹构建地图. 后端很大程度上决定了 SLAM 的效果优劣, 其方法包括基于滤波和基于优化的方法^[43]. 基于滤波的方法以非线性 KF 为主^[44], 具有相对简单快速的优点, 在 SLAM 中的应用已经较为成熟, 但该方法基于前后的连续时刻进行估计, 对于地图建模这一强调全局信息的作业, 其长时间累积的非线性误差难以忽视; 基于优化的方法虽然精度更高, 但是面临计算量较大的问题, 而随着理论的更新, 这一问题得到缓解, 使该方法逐渐成为 SLAM 研究的关注重点^[45].

基于优化的方法主要包括光束平差法 (bundle adjustment, BA)^[46]、位姿图优化 (pose graph optimization, PGO)^[47]和因子图优化 (factor graph optimization, FGO)^[48], 3 种方法的优化函数可统一表示为状态估计与状态观测的误差最小二乘和, 如公式 (5) 所示:

$$\operatorname{argmin}_x \sum_{i=1}^n \|\mathbf{z}_i - \mathbf{h}_i(\mathbf{x}_i)\|_{\Sigma_i}^2 \quad (5)$$

其中, \mathbf{x}_i 为待优化的状态变量, \mathbf{z}_i 为与 \mathbf{x}_i 相关联的观测, \mathbf{h}_i 为观测转移函数, Σ_i 为观测的误差协方差。

图 6 展示了 BA、PGO 和 FGO 的结构。根据公式 (5) 和图 6, 各方法具体如下: BA 对相机帧的位姿和相机所观测路标点的位置进行优化, 从而最小化路标点到相机的重投影误差, 即路标点投影在相机像素平面上的实际观测坐标与估计坐标之差, 当相机帧 i 能够观测到路标点 j 时, 存在二者之间的重投影误差。PGO 针对路标点在 BA 优化过程中收敛较快的特性, 在少数次优化后即固定路标点, 由此, PGO 仅需要优化相机帧位姿。PGO 通过前端 VO 推算得到相机帧之间的相对位姿观测并最小化相对位姿估计误差, 当相机帧 i 与相机帧 j 均观测到某一路标点时, 存在二者的相对位姿估计误差。FGO 将不同观测作为观测因子 (包括路标点因子、里程计因子和先验因子), 通过观测因子建立相机运动过程中状态估计与观测的误差, 最小化所有观测因子的误差二乘和实现优化。

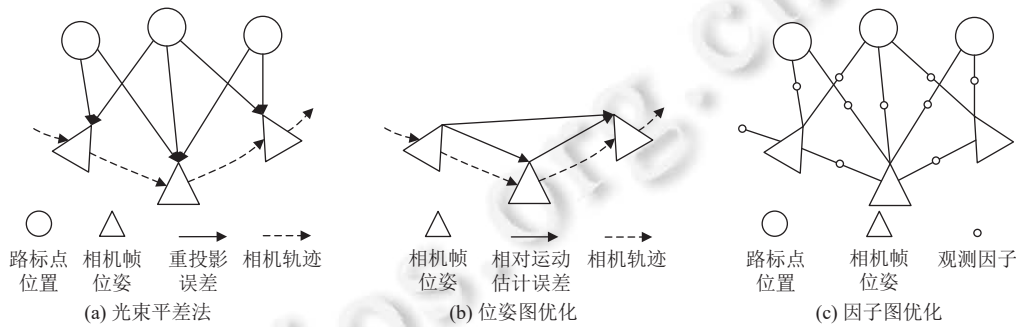


图 6 光束平差法、位姿图优化和因子图优化的结构

在无人机快速运动时, IMU 相较于 VO 仍可以保持较高的测量精度, 而 VO 则可以弥补 IMU 的累积漂移, 以此为基础, 诸多学者对融合 2 种数据的视觉惯性里程计 (visual inertial odometry, VIO) 展开了研究^[49]。Qin 等人^[50]提出的 VINS-Mono (monocular visual-inertial system) 是近年来著名的 VIO-SLAM 框架之一, 框架前端通过滑动窗口和局部 BA 生成 VO, 将 VO 与 IMU 预积分测量对齐从而初始化 VIO 参数; 后端同样基于滑动窗口和局部 BA 对 VIO 进行优化, 并根据局部优化和回环检测结果进行全局 PGO。针对 VINS-Mono 使用局部坐标系传感器的累积漂移问题, Qin 等人^[51]在 VINS-Mono 的基础上提出了 VINS-Fusion, 在 PGO 中引入 GNSS、磁力计等地球坐标系的全局传感器观测因子进行融合优化, 从而消除 VIO 累积漂移并将估计转换至全局坐标系。张怀捷等人^[52]对 VINS-Mono 前端 BA 生成 VO 的过程作了如下改进: 通过图像增强方法提高图像对比度, 从而降低相机位姿观测误差; 采用基于图像信息的特征提取方法和相机帧发布策略, 解决无人机运动速度较慢使相机帧冗余、速度较快使相机帧不足而导致的 VO 失效问题。Lin 等人^[53]采用 VINS-Mono 生成 VIO, 当 VIO 相对 UWB 测量的漂移误差超过阈值时重新初始化 VIO, 从而降低 VIO 漂移误差; 基于 VINS-Fusion 的 PGO 融合 VIO 与 UWB 观测, 在其中引入因子置信度使得对齐融合结果更加准确。Henawy 等人^[54]采用切换线性系统 (若干子线性系统切换演化的系统) 构建 IMU 运动积分模型, 实现系统状态模型的闭合解算, 有效提升 FGO 中的 IMU 测量因子估计精度, 由此增强 FGO 对于 VIO 的优化效果。VIO 研究中涉及图像处理、局部与全局优化等不同方面, 相关研究的改进策略因此更加多样, 其中相对简单的方法是引入不同传感器的因子进行校正, 但这种改进的针对性较强, 且策略效果依赖于额外的硬件, 增加了无人机部署、运行和维护的难度; 对于不需要引入其他传感器的策略, 改进 VO 的方式相对灵活但较为复杂, 从数学模型方面进行改进的方式可用于不同系统, 但设计实现较为困难。

基于优化的方法对比如表 2 所示。从计算量来看, PGO 将路标点观测转为约束, 仅需对相机帧位姿进行优化, 因而计算量相对较小; BA 和 FGO 均需要优化相机帧位姿和路标点位置, 而 FGO 相对于 BA 增加了先验因子和里程计因子 2 种观测, 计算量较 BA 更大。在适应性方面, PGO 仅适用于路标点已经固定的全局位姿优化, 且通常需要回环提供优化约束; BA 可用于全局优化, 也可以作为局部优化方法为全局优化提供路标信息^[50]; 除路标外, FGO 还考虑了其他观测因子, 观测约束更加全面, 对于不同优化需求的适应性强。在鲁棒性方面, 当需要增加或删除观

测时, FGO 可以只更新受影响的部分因子而不改变其他因子^[45], 具有较强的鲁棒性; PGO 和 BA 需要调整所有状态量和观测量, 而 PGO 的状态量和观测量相比 BA 更少, 受影响的程度更低, 因此鲁棒性相对更强。

表 2 基于优化的方法对比

对比方面	光束平差法 (BA)	位姿图优化 (PGO)	因子图优化 (FGO)
计算量	优化相机帧位姿和路标点位置, 计算量较大	仅需优化相机帧位姿, 计算量小	同时考虑了路标因子、里程计因子和先验因子的观测, 计算量大
适应性	可用于全局优化, 也可以作为局部优化方法为全局优化提供路标信息	仅适用于路标点已经固定的全局位姿优化, 适应性弱	观测约束更加全面, 对不同优化需求的适应性强
鲁棒性	需要调整所有相机帧位姿和路标点位置, 鲁棒性弱	仅需要调整所有相机帧位姿, 鲁棒性相对较强	只对受影响的部分因子进行更新而不改变其他因子, 鲁棒性强

2.1.2 点阵数据融合方法

点阵数据由可见光相机、LiDAR、红外相机、高光谱相机等成像传感器所产生。不同点阵数据具有一定的互补性, 对这些数据进行融合, 可以提供更加全面准确的信息支撑。根据是否产生新的信息内容, 可以将点阵数据融合方法分为数据堆叠和数据混合方法。

2.1.2.1 数据堆叠方法

数据堆叠不产生新的信息, 而是将描述同一目标的不同信息进行拼接, 实现数据信息的扩展。假设有 2 种数据分别包含数值信息 a 和 b , 则数据堆叠将拼接得到融合数据 (a, b) , 如图 7 所示。

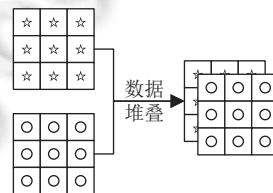


图 7 数据堆叠方法示意

Sankey 等人^[55]基于运动恢复结构技术生成多光谱点云计算植物高度, 将高度信息堆叠于多光谱数字正射影像图 (digital orthophoto map, DOM) 构成 6 个波段; 通过 LiDAR 点云计算的高度信息被堆叠至高光谱 DOM, 形成 279 个波段; 然后使用分类回归树对堆叠图像进行像素级分类, 并利用算法分析各波段的重要性, 保留其中最具有判别能力的波段以增强分类性能。Elamin 等人^[56]基于 LiDAR 点云生成反射强度图和数字高程模型, 将反射强度通道或高程通道堆叠至可见光 DOM 和多光谱 DOM, 从而提升算法对堆叠图像的像素级分类效果。Gao 等人^[57]为了获取高精度的空间和纹理信息, 在获取可见光 DOM 与 LiDAR 点云后, 建立点云到图像的几何变换映射, 在此基础上, 将图像点的红绿蓝 (red-green-blue, RGB) 灰度值堆叠至与之匹配的点云点, 增加三维点云的色彩信息。Motayyeb 等人^[58]将红外点云的辐射信息堆叠至可见光点云, 利用融合点云生成含有多种信息的 DOM, 以此提升算法在 DOM 上的图像分割性能。在上述研究中, 堆叠的通道数量有着关键影响, 多数研究是选择性地堆叠了不同信息, 简单快速且无需其他计算过程, 但融合效果逊于堆叠后再利用算法筛选具有较强互补性信息的方式。

2.1.2.2 数据混合方法

数据混合对描述同一目标的不同信息基于一定规则相加, 产生新的综合信息。假设有 2 种数据分别包含数值信息 a 和 b , 数据混合可以是将平均值 $(a+b)/2$ 作为综合信息, 如图 8 所示。

Li 等人^[59]在无人机端融合可见光和红外图像, 首先基于红外图像的像素灰度分布设计混合规则, 在保留可见光图像背景的基础上, 通过混合规则将红外图像与可见光图像的像素灰度值进行加权求和, 使得红外高亮目标明显突出于可见光背景上, 从而提升目标的可辨识度并减少无人机对地面站的数据传输量。Wang 等人^[60]提出一种基于 U 型对抗生成网络的数据混合方法, 将可见光图像和红外图像堆叠的 4 通道图像输入至生成器, 并在生成器中引入卷积块注意力模块使网络更关注红外高亮目标, 将生成器输出的 3 通道混合图像输入判别器, 判别器判断

混合图像是否保留原始图像的关键信息, 以此对抗学习方式逐步提升混合图像的质量, 增强算法对混合图像的目标检测效果. 上述 2 种方法的规则生成方式中, 人为制定混合规则的方式解释性强且易于实现, 但往往需要反复验证才能找到合适的规则; 另一种方式直接使用神经网络模型代替人工, 通过设置参数可以快速调整数据混合效果, 但是模型的具体规则是透明的, 缺乏解释性.

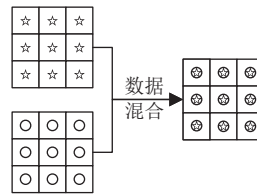


图 8 数据混合方法示意

数据堆叠和数据混合方法的对比如表 3 所示. 数据堆叠直接对原始信息进行拼接, 扩充数据点携带的信息, 易于实现, 但该方式的存储开销相对于原始点阵数据未有减少, 且难以直接反映出目标的综合信息. 数据混合方法按照规则运算得到综合信息, 相对堆叠方法需要设计规则且存在一定的计算量, 但其优点在于, 融合数据相较于原始数据减少了数据量, 可以降低存储开销, 而且所得综合信息的有效性更强, 更有利于人工或算法从融合数据中区分判断不同物体目标. 需要注意的是, 无论数据堆叠还是数据混合, 都需要使描述同一目标的成像点在空间上尽可能地对齐, 才能获得更好的融合效果, 因此融合前的图像或点云配准映射过程十分关键.

表 3 点阵数据融合方法对比

对比方面	数据堆叠方法	数据混合方法
复杂度	直接拼接信息, 易于实现	需要设计规则进行计算, 相对复杂
存储开销	堆叠不同来源的数据, 存储开销不变	运算得到综合信息, 减少了数据量, 降低了存储开销
有效性	难以反映目标的综合信息	得到的综合信息更有利于从融合数据中区分判断不同物体目标

2.2 特征级数据融合

在特征级数据融合中, 参与融合的是从传感器原始数据中提取的特征. 本节根据特征提取方法的技术差异, 将特征级数据融合方法划分为基于指标计算的方法和基于深度学习的方法.

2.2.1 基于指标计算的方法

基于指标计算的方法利用不同成像传感器所获取的波段光谱反射率、激光反射强度等信息, 计算反映目标特征的指标. 通过该方法提取特征图后, 即可以使用数据堆叠方法进行融合, 使数据点包含多种特征, 然后可以应用算法对融合数据完成逐数据点的决策判断. 该方法所提取的特征主要包括光谱特征 (spectral feature)、纹理特征 (texture feature)、结构特征 (structure feature) 和温度特征 (temperature feature), 部分常用特征如表 4 所示.

表 4 基于指标计算的特征

特征类别	特征名称
光谱特征	简单比值指数、红绿蓝植被指数、增强植被指数、归一化绿度差分植被指数、绿度叶绿素指数、红绿蓝植被指数、归一化差分红边、归一化差分红边指数、超绿植被指数、土壤调整植被指数
纹理特征	灰度共生矩阵的像素灰度联合概率统计量: 均值、方差、同质性、对比度、相异度、熵、角二阶矩、相关度
结构特征	地物高度、地物面积、地物体积
温度特征	归一化相对冠层温度

光谱特征根据波段光谱反射率计算植被指数 (vegetation index, VI), 能够更加显著地反映出不同类别地物之间的差异性, 从而提升地物识别的效果^[61]. 常见的光谱特征, 如归一化差分植被指数的计算式子为 $(NIR - R) / (NIR + R)$, 其中 R 和 NIR 分别表示红光和近红外波段的反射率.

纹理特征通过灰度共生矩阵 (gray-level co-occurrence matrix, GLCM)^[62,63]提取, 其计算步骤如下: 将图像灰度

化并划分灰度量级 L ; 统计滑动窗口内灰度为 (i, j) 的一对像素点的出现次数, 其中灰度级为 j 像素点在灰度级为 i 像素点的 θ 方向且距离为 (dx, dy) ; 根据统计次数构造 $L \times L$ 的对称 GLCM, 归一化使其中元素转换为像素灰度联合概率 $P(i, j)$; 计算 GLCM 的统计量作为当前窗口中心像素点的纹理特征; 移动窗口遍历图像的各像素点, 由此生成同尺寸的纹理特征图. 以 GLCM 的对比度统计量为例, 其计算式为 $\sum_{i,j=0}^{L-1} P(i, j)(i - j)^2$.

结构特征指的是地物的空间信息, 包括高度、面积、体积等的统计量^[64], 以地物高度为例, 该特征由 2 种分别含有地物高度信息和地形高度信息的数字模型逐像素相减得到. 温度特征可以直接使用红外图像中的像素温度值, 或是通过式子 $(T_i - T_{\min}) / (T_i - T_{\max})$ 计算归一化相对冠层温度^[65], 式中 T_i 表示当前像素温度值, T_{\min} 和 T_{\max} 分别表示所有像素温度中的最小值和最大值.

阙艳红等人^[66]采集多光谱和红外图像, 利用不同波段的反射率数据计算给定指标作为决策依据. Fei 等人^[67]通过可见光图像提取 8 种 VI、8 种纹理特征和冠层高度特征, 通过多光谱图像提取 16 种 VI 和纹理特征, 通过红外图像提取纹理特征和冠层温度特征, 然后将特征输入至回归算法中进行决策判断. Xu 等人^[68]从多光谱图像提取 10 种 VI 和 5 种纹理特征, 通过 RGB 图像提取 3 种结构特征, 采用主成分分析法对特征完成降维后, 再输入至回归算法, 以避免过拟合问题. Zhu 等人^[69]首先通过超光谱图像计算光谱特征、利用 RGB 和 LiDAR 数据获取纹理和结构特征、从红外图像中提取温度特征; 然后对得到的 477 个特征进行递归特征消除, 以此提高算法的决策性能. 上述研究利用特征进行决策的方法不同. 文献^[66]完全依赖于专家设计的指标完成决策, 虽然简单快速但是效果有限; 文献^[67-69]中特征均输入至回归算法进行决策, 相较于前述直接使用指标的方式更加准确和灵活, 但在计算开销相对较高的同时, 特征处理方式和回归算法的多种多样也带来了如何选择合适技术的问题.

2.2.2 基于深度学习的方法

深度学习通过神经网络结构实现对数据的特征提取, 是近年来图像处理、自然语言处理等领域中炙手可热的方法, 也被广泛沿用于提取无人机多传感器数据的特征. 卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 是其中重要的神经网络结构之一, 其主要操作包括卷积、池化和展平, 图 9 以二维图像为例, 展示了这些操作.

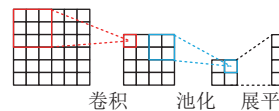


图 9 卷积神经网络主要操作示意

Zhang 等人^[70]采用引入卷积块注意力模块的 CNN 提取跑道区域图像的特征; 建立飞行高度与跑道角度以及飞行高度与 IMU 姿态信息的映射函数, 并引入姿态误差函数作为校正, 使用长短时记忆网络对上述函数分别编码并求和得到特征; 随后, 通过自注意力机制生成 2 种特征的权值, 加权拼接得到融合特征; 最后, 融合特征被输入至双向长短时记忆网络进行高度判断. 李明辉等人^[71]构建一维 CNN 网络提取音频特征、二维 CNN 网络提取红外图像特征; 然后采用判别相关分析对 2 种特征进行转换降维, 并通过求和方式融合 2 种特征; 最后将融合特征输入支持向量机来判断场景中是否存在待救援人员. Su 等人^[72]将无人机状态信息划分为 3 个层级, 使用所提递归融合自编码器将最低层级的多传感器时序监测数据嵌入为特征向量, 随后采用高斯混合模型以概率形式量化评估该层级的风险, 最后使用动态加权和模糊综合评估方法将低层级风险逐级映射为高层级风险.

部分研究结合使用基于指标计算和基于深度学习的方法. Maimaitijiang 等人^[65]从多光谱、可见光和红外图像中提取光谱特征、纹理特征、结构特征以及温度特征, 堆叠输入至深度神经网络 (deep neural network, DNN), 其中设计了 2 种融合方式: 第 1 种方式对 4 种特征直接拼接后输入 DNN; 第 2 种方式是使用 DNN 对 4 种特征进行学习, 得到不同长度的特征向量后再拼接输入至预测网络; 验证表明第 2 种融合方式的效果更好. 类似的, Xia 等人^[73]从高光谱、可见光和 LiDAR 点阵数据中提取光谱特征图、纹理特征图和结构特征图, 在 CNN 中融合 3 种特征图进行回归预测, 使用了 3 种融合方式: 第 1 种分别将 3 种特征图进行一次卷积与展平, 拼接后输入网络; 第 2 种是 3 种特征图各自经过多次卷积池化提取深层表征信息后, 再展平拼接输入至网络的预测层; 第 3 种则是在第 2 种融合方式的基础上, 对光谱特征进行了 2 次拼接; 结果表明第 3 种融合方式具有最优的效果.

上述研究中的特征提取网络有着较大差异,但特征的后续使用只有是否再次输入网络的区别,继续输入至后续层可以形成完整的、便于灵活调整的网络模型,而将特征输入至其他算法的方式能够在一定程度上降低计算开销。另外值得一提的是,将堆叠图像输入神经网络时,应当调整网络以适应图像通道数的改变。

将基于指标计算和基于深度学习的方法进行对比,结果如表5所示。首先,在计算量方面,指标计算方法虽然易于实现,但需要对数据点逐一运算,存在一定的计算量;深度学习方法的计算量取决于其网络架构和网络深度,而为了获得更准确的特征表示,研究大多采用了复杂的网络结构和较大的网络深度,计算量相对较大。在可解释性方面,相较于神经网络的黑盒模型,通过人工设计的指标式子具有更强的可解释性。在适应性方面,指标式子相对固定,且仅用于从点阵数据中提取特征;而深度学习方法可以采用不同网络提取诸如图像、音频、函数等的特征,可以通过调整网络结构和参数快速获得不同的特征表示,另一方面,网络的层级结构使得不同融合方式具备可行性^[73],综合上述,深度学习方法对不同数据融合需求具有较强的适应性。

表5 特征级数据融合方法对比

对比方面	基于指标计算的方法	基于深度学习的方法
计算量	对数据点逐一计算指标,有一定的计算量	多采用复杂的网络结构和较大的网络深度以获取准确的特征表示,计算量相对较大
可解释性	通过指标式子计算的特征可解释性较强	神经网络属于黑盒模型,可解释性较差
适应性	指标式子固定,且仅适用于点阵数据,适应性较弱	可以采用不同网络提取不同格式数据的特征,网络的参数和结构也可以按需调整,适应性较强

2.3 决策级数据融合

决策级数据融合指的是多传感器数据经过算法或模型分析产生决策,在此基础上再对决策结果进行融合的方法。根据决策是否在方法框架中完成融合,将决策级数据融合分为一体式融合方法和分离式融合方法。

2.3.1 一体式融合方法

一体式融合方法考虑各个子模型之间的关联性,在框架的融合中心对各模型的决策结果进行融合并向各模型反馈信息,实现子模型之间的交互联系,交互多模型(interacting multiple model, IMM)^[74]和联邦卡尔曼滤波器(federated Kalman filter, FKF)^[75]是其中的典型方法。

无人机飞行过程中,可能进行诸如匀速、转弯、加速等不同模式的运动,可以构建相应的状态模型实现更准确的状态估计。IMM同时对不同的状态模型进行滤波估计,加权融合多个估计结果以达到自适应估计的效果。假设系统有 n 个可能的状态模型,且系统处于某一状态模型的概率随时刻变化,则IMM框架构建 n 个相应的滤波器进行估计,更新模型概率并加权融合。IMM的结构如图10所示。图中,输入交互步骤通过前一时刻各滤波器的状态估计,利用马尔科夫状态转移矩阵,计算状态模型转移概率,由此推算出当前时刻各滤波器的状态和协方差输入;随后,各个模型根据输入以及测量进行滤波,通过滤波新息和测量协方差计算模型的似然函数,并将该似然函数连同状态和协方差的估计一齐传递到后续计算阶段;紧接着,使用各个模型的似然函数对模型概率加以更新;最后,根据所得各模型概率、状态估计和误差协方差,加权融合得到最终的估计结果。

Liu等人^[76]分别构建GNSS与IMU融合导航模型以及动态零速修正与IMU融合导航模型,采用IMM对2种模型进行滤波估计和自适应加权融合,其中的滤波器采用了引入鲁棒因子的CKF,从而降低测量异常值的影响。Youn等人^[77]提出一种基于IMM的加速度容错估计方法,采用UKF分别对基于加速度计测量的模型与基于气动参数推算的模型进行滤波估计,当加速度计故障时可以依靠另一模型完成加速度估计,从而提升方法的鲁棒性。以上可以看出,IMM不仅可以用于对不同状态模型进行估计融合,同样可以利用其多滤波器决策融合的特性来增强故障容错,但采用这种策略时应当对概率更新的滞后性予以考虑。

FKF是分布式滤波中应用较广泛的经典算法,其结构如图11所示。图11中,参考系统提供公共状态量,各子系统将其专有状态量与公共状态量进行组合,在子滤波器中进行局部估计,并将估计结果输入主滤波器进行全局融合,具体流程如下:首先进行信息分配,即将系统的全局误差协方差和全局过程噪声协方差,根据给定的权重分

配至 n 个子滤波器和主滤波器; 随后, 子滤波器和主滤波器各自完成其时间更新步骤; 然后, 子滤波器进行测量更新, 主滤波器由于无测量输入, 不执行测量更新步骤; 最后, 进行信息融合, 融合子滤波器和主滤波器的公共状态估计得到全局估计. 其中, 信息分配步骤的主滤波器和子滤波器权重设置, 决定了 FKF 的系统结构和性能^[78].

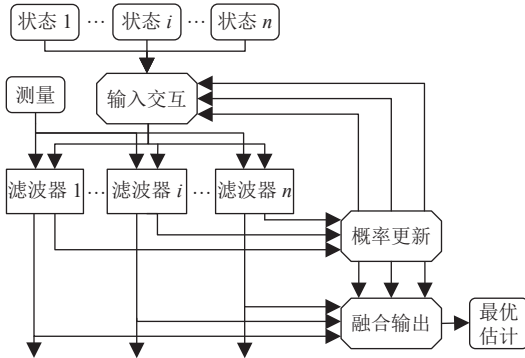


图 10 交互多模型结构

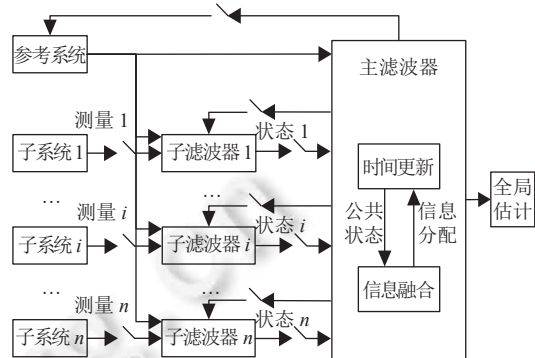


图 11 联邦卡尔曼滤波结构

Yang 等人^[79]建立姿态航向参考系统的误差模型、IMU 与 GNSS 融合的误差模型以及 IMU 与磁力计融合的误差模型作为子系统, 采用了五阶 CKF 作为 FKF 的子滤波器以提升估计精度, 其中融合 IMU 数据的 2 个子系统均将垂直速度与高度误差作为专有状态量完成估计, 并通过加权因子融合这 2 个估计结果. Dai 等人^[80]使用 IMU 与 GNSS 以及 IMU 与 VO 的误差状态模型作为 FKF 子系统, 基于滤波新息设计动态权重, 并将该权重分别用于信息分配设置以提升全局融合估计的准确性、用于子滤波器的测量更新步骤以增强子滤波器故障时的系统鲁棒性. 上述文献的关注点分别在于 FKF 的局部滤波器和主滤波器, 前者不改变原有框架, 借由局部来提升整体, 灵活有效, 但在多个子系统中同时使用改进滤波器将成倍增加计算量; 后者直接改变框架的计算过程, 增加的计算量较小, 但这种针对信息分配权重的改进策略效果相对有限.

尽管 IMM 与 FKF 均是一体式融合方法, 但是二者在多个方面存在区别, 具体如表 6 所示. 在系统结构方面, IMM 对多个系统状态模型进行估计与加权融合, 动态的模型概率贯穿于整个系统结构; FKF 将传感器测量分散于不同的子系统完成滤波估计, 其系统结构主要受到信息分配设置的影响. 对于滤波器状态方程, IMM 状态向量和噪声协方差均相同, 但上一时刻的估计输入不同; FKF 状态向量的公共部分相同, 但各子系统可以引入专有的状态量, 上一时刻的估计输入相同, 但噪声协方差不同. 对于滤波器测量方程, IMM 使用相同的传感器测量, 测量向量和噪声协方差均相同; FKF 将传感器测量分散于不同的子系统以降低系统的耦合度, 因此测量向量和噪声协方差均不同. 在滤波器流程方面, IMM 中的各个滤波器执行相同的流程; FKF 的各子滤波器流程相同, 而主滤波器仅有时间更新而无测量更新步骤.

表 6 一体式融合方法比较

比较方面	交互多模型 (IMM)	联邦卡尔曼滤波 (FKF)
系统结构	动态的模型概率是关键所在	主要受到信息分配设置的影响
滤波器状态方程	状态向量和噪声协方差均相同, 但上一时刻的估计输入不同	状态向量的公共部分相同, 但各子系统可以引入专有的状态量, 上一时刻的估计输入相同, 但噪声协方差不同
滤波器测量方程	测量向量和噪声协方差均相同	测量向量和噪声协方差均不同
滤波器流程	各滤波器流程相同	各子滤波器流程相同, 而主滤波器仅有时间更新而无测量更新步骤

2.3.2 分离式融合方法

在该融合方法中, 决策由多个无关联的模型以并行方式分析不同传感器数据而产生, 然后基于一定规则进行融合并输出最终决策.

Bultmann 等人^[81,82]对可见光图像和 LiDAR 点云进行 15 个类别的语义分割, 将图像的语义类别投影至点云进行决策融合, 得到融合点云; 从可见光图像和红外图像中检测 3 类目标, 采用相同的决策融合方法融合 2 种图像的像素语义类别, 得到融合图像, 以此获得具备精确语义信息的无人机感知数据; 他们在早期的工作中采用了人工设置权重的方式, 对数据点的语义类别得分向量进行加权融合, 将得分最大值的语义类别作为数据点的语义标签^[81]; 后期的工作则首先对语义类别得分向量进行 Softmax 运算, 获得归一化的概率向量, 然后再对概率向量做 Hadamard 积运算并归一化完成融合, 最后以最大概率的语义类别作为数据点语义标签^[82]. Deng 等人^[83]将传感器感知数据进行拼接, 然后将拼接数据分别输入 1 维 CNN 和多层感知机对无人机故障类型进行概率判断, 最后通过软投票方法融合 2 种模型的决策. Kerkech 等人^[84]将可见光图像和红外图像分别输入至不同的 CNN 网络, 各自输出含有 2 种语义类别的语义分割图, 并设计“并”以及“或”规则的决策融合方法进行像素语义融合, 比较结果显示“或”规则的融合方法更准确. Ochoa-de-Eribe-Landaberea 等人^[85]在无人机上安装 2 个内置 IMU 和磁力计的 UWB 标签, 应用 2 个 EKF 分别对 2 个标签进行位姿估计, 当 2 个标签均正常工作时, 对 2 个 EKF 的估计结果取平均值融合, 当任一标签故障时, 则仅使用另一标签的 EKF 估计结果, 以此增强方法的鲁棒性. 以上研究中, 除了文献^[81,82]设计了相对复杂的决策融合规则外, 其余文献均使用了常见的数值或类别融合规则, 这种策略简单直接, 但融合效果不如精心设计的、针对性更强的复杂规则.

一体式和分离式决策融合方法的对比如表 7 所示. 一体式融合方法考虑子模型之间的关联性, 采用较为复杂的系统结构和融合策略对子模型的决策进行处理融合, 具有较强的鲁棒性, 并且可以根据需求调整方法参数以适应不同需求, 但是融合过程的复杂度较高, 实现较为困难; 分离式融合方法与之相反, 其基于预设规则的融合过程具有较低复杂度, 但是设计融合规则时并没有考虑子模型之间的关联性, 而且设计的规则固定不变, 在鲁棒性和适应性方面较差.

表 7 决策级数据融合方法对比

对比方面	一体式融合方法	分离式融合方法
复杂度	融合过程的复杂度较高, 实现较为困难	基于预设规则的融合过程具有较低复杂度
鲁棒性	考虑子模型之间的关联性设计系统结构和融合策略, 鲁棒性相对较强	没有考虑子模型之间的关联性设计融合规则, 鲁棒性较差
适应性	可以根据需求调整方法参数, 适应性强	依赖于固定规则, 适应性差

本节最后总结分析数据级、特征级和决策级融合方法的优缺点. 如表 8 所示, 数据级融合方法的融合流程相对简单, 无须大量数据处理过程, 但是该方法难以充分利用系统包含的复杂信息. 特征级融合方法能够有效地发掘数据特征, 丰富决策判断信息, 增强决策算法的性能, 但是数据处理过程相对繁琐, 应用方法时设置所用指标或网络参数的步骤较为复杂. 决策级融合方法的优点在于, 通过多个子模型的联动与融合, 可以充分利用复杂的系统信息, 提供更准确的决策, 但是多个子模型的使用将明显提升计算开销, 且子模型对决策结果有着较大影响, 如何选择子模型是方法的关键问题.

表 8 无人机多传感器数据融合方法优缺点

方面	数据级融合方法	特征级融合方法	决策级融合方法
优点	融合流程相对简单, 无须大量数据处理过程	能够有效地发掘数据特征, 丰富决策判断信息	通过子模型的联动融合, 可以充分利用复杂的系统信息, 提供更准确的决策
缺点	难以充分利用系统包含的复杂信息	数据处理过程相对繁琐, 应用方法时的设置步骤较为复杂	多个子模型的使用将明显提升计算开销

3 无人机多传感器数据融合应用

本节按照所面向对象的不同, 将无人机多传感器数据融合应用分为面向无人机自身的定位导航应用, 以及面向无人机观测目标的农业评估、环境监测和目标检测应用, 如表 9 所示.

表 9 无人机多传感器数据融合应用

应用领域	应用问题	多传感器数据融合方法
定位导航	卫星导航系统可用环境的无人机定位导航	卡尔曼滤波 ^[86] 、扩展卡尔曼滤波 ^[87,88] 、无迹卡尔曼滤波 ^[89] 、因子图优化 ^[90,91] 、交互多模型 ^[92] 、联邦卡尔曼滤波 ^[93,94]
	卫星导航系统拒止环境的无人机定位导航	卡尔曼滤波 ^[95] 、扩展卡尔曼滤波 ^[96-100] 、无迹卡尔曼滤波 ^[101]
农业评估	作物表型分析	基于指标计算的方法 ^[102-110] 、基于深度学习的方法 ^[111]
	农业应用数据融合系统设计	基于指标计算的方法 ^[112] 、数据堆叠方法 ^[113] 、数据混合方法 ^[114]
环境监测	森林监测	基于指标计算的方法 ^[115-117] 、基于深度学习的方法 ^[118,119]
	水体监测	数据堆叠方法 ^[120-122]
目标检测	目标检测跟踪	扩展卡尔曼滤波 ^[123,124] 、数据堆叠方法 ^[125,126] 、数据混合方法 ^[126-128]
	障碍物测距	数据混合方法 ^[129,130]

3.1 定位导航

定位导航是无人机稳定运行的必要工作, 对此, 大量应用研究通过融合 IMU、GNSS、UWB 等传感器数据, 实现更高精度、更强鲁棒性和更广作业范围的定位导航^[131]. 由于定位导航多依赖于无人机位姿的向量数据, 因此, 大多数研究中采用了向量数据融合方法或一体式融合方法.

定位导航的应用研究中, 无人机通常处于 GNSS 可用的室外环境. Donati 等人^[86]基于 KF 融合 IMU、GNSS 和超声测距数据, 完成无人机在葡萄园中作业时的导航, 其中超声测距数据用于精确定位无人机在三维地图中所处的网格. Yang 等人^[87]采用分布式 EKF 融合 IMU、GNSS、磁力计、气压计和空速管数据对固定翼无人机进行导航, 使用空速管的风速测量代替机体气动模型测量, 从而避免复杂的计算过程. Negru 等人^[88]使用 2 个 EKF 分别对 GNSS 与 IMU 以及 VO 与磁力计进行数据融合得到 2 组 3 维位置, 然后应用 3 个门控循环单元网络分别从 3 个维度进行融合, 最终拼接输出 1 组位置估计, 由此提升定位精度和鲁棒性. You 等人^[89]使用 IMU 数据在 UWB 数据的两帧之间进行积分并用作 UKF 的预测, 在 UWB 测量到达时完成 UKF 校正步骤, 以此降低 IMU 积分的累积误差. Dai 等人^[90]融合 IMU、GNSS 和 VO 实现无人机在复杂环境中的定位, 采用了 FGO 进行融合以实现传感器的即插即用功能: 当传感器数据异步到达、失效或恢复时, 可以直接增加或移除受影响的观测因子再进行优化, 从而增强故障容错能力. Sun 等人^[91]同样使用了 FGO 对 IMU、GNSS、磁力计、光电导航和大气数据进行融合, 为无人直升机在大气扰动下的位姿估计提供即插即用功能, 增强系统容错能力. Liu 等人^[92]使用基于 CKF 的 IMM 融合 IMU 和 GNSS 测量, 其中应用了 2 种 CKF, 第 1 种 CKF 引入变分贝叶斯方法提高对噪声协方差变化的自适应能力, 第 2 种 CKF 通过最大相关熵准则增强对非高斯噪声的鲁棒性. Wang 等人^[93]构建了 IMU 与 GNSS、IMU 与地形景象匹配和 IMU 与磁力计 3 种误差模型子系统, 使用以 KF 为子滤波器的 FKF 进行估计, 并在其中引入变分贝叶斯方法以适应动态的噪声协方差. Moon 等人^[94]基于 IMU、GNSS、气压计和空速计数据设计 2 种无人机运动模式对应的系统模型, 将 2 种系统模型作为 FKF 的子系统并采用 EKF 进行融合估计, 在信息分配设置中引入双向长短时记忆网络预测模型置信度, 从而快速地获取与当前运动模式相匹配的位姿估计.

许多学者针对室内、矿井等信号较弱或受到干扰的 GNSS 拒止环境开展研究^[132]. Ye 等人^[95]通过 KF 融合气压计数据, 对 IMU 测量的垂直速度与高度的累积误差进行校正. 程擎等人^[96]通过 5G 基站进行无线电信号定位, 并将该定位数据应用于 EKF 以校正惯性导航误差. Bassolillo 等人^[97]提出一种多采样率 EKF 并采用 2 种方式融合 IMU、超声波测距和光流传感器数据: 第 1 种使用 EKF 融合 IMU 与超声波测距完成初始估计, 将结果作为控制信号输入多采样率 EKF 与光流传感器数据融合; 第 2 种直接在多采样率 EKF 中使用所有测量进行融合估计. Du 等人^[98]提出一种基于 EKF 的多环境位姿估计框架, 室外环境融合 IMU、磁力计、GNSS 测量, 室内环境融合 LiDAR、深度相机、光流传感器和 IMU 测量. Lee 等人^[99]基于人工地标获取 VO 估计并将其用于校正 VIO 尺度, 然后使用 EKF 融合 IMU、VIO 以及 VO, 其中 IMU 用于时间更新, 当路标可观测时使用 VO、不可观测时使用 VIO 进行测量更新. Dong 等人^[100]采用 EKF 融合 UWB 和 IMU 数据完成无人机与移动平台的相对位置、速度和加速度估计, 一旦相机检测到标识即执行降落过程, 通过 VO 估计无人机与移动平台的相对位姿, 据此调整降落过

程中的无人机航向. Zhang 等人^[101]应用 UKF 融合 IMU 和 UWB 数据完成无人机在煤矿井中作业时的位姿估计, 考虑电能约束, 引入自适应 UWB 采样间隔机制和按需触发通信策略实现定位性能与资源消耗的平衡.

3.2 农业评估

使用无人机从低空观测农作场地, 可以高效率大范围地为工作人员提供高分辨率成像数据, 因此辅助农业评估逐渐成为无人机的一大用途^[133]. 点阵数据是该应用方面的主要传感器数据, 相关研究主要通过特征级数据融合方法从这些数据中提取能够反映农作物表征信息的特征, 并据此分析农作物状况.

许多研究对作物进行表型分析, 实现监测作物长势、预测作物产量、筛选优良基因等目标. Xu 等人^[102]采集玉米 3 个生长阶段的多光谱和 RGB 图像, 从多光谱图像中提取常用 VI, 从 RGB 图像中提取冠层面积特征, 在此基础上提出一系列基于常用 VI 和冠层面积的复合指标, 应用回归算法预测叶片氮含量, 结果展现了复合指标的相对优越性. Li 等人^[103]利用 RGB、多光谱和红外图像, 提取作物的光谱、结构以及温度特征输入至算法, 预测高粱在富水和缺水环境中的生物量, 依此对不同基因型高粱的耐旱性进行评估. Cheng 等人^[104]采集玉米地的 RGB、多光谱和红外图像, 提取光谱、纹理、结构和温度特征并按传感器种类分组融合, 在 4 种回归算法上的实验结果均表明, 融合 3 种传感器数据能够提供最准确的土壤含水量估计. 张少华等人^[105]对小麦产量估测问题展开研究, 根据多光谱 DOM 和红外 DOM 计算光谱特征和温度特征, 通过可见光 DOM 和数字高程模型提取地形坡度特征, 融合使用 3 类特征以提升回归算法的产量估测准确性. Zhang 等人^[106]针对大豆的 3 个生长阶段, 从高光谱图像提取反射率值, 从多光谱图像中提取 VI 以及从 LiDAR 点云中提取结构特征, 输入至算法对反映作物长势的叶面积指数加以预测. Zhang 等人^[107]采集棉花地的 RGB 和多光谱成像, 从中提取光谱特征和纹理特征后输入至 6 种回归算法对棉花光合有效辐射吸收率进行预测, 以此为棉花脱叶剂的用量控制提供参考. Wu 等人^[108]分别在保留和去除土壤背景像素的情况下, 从 RGB、多光谱和红外图像中提取光谱、结构、温度特征构造数据集, 然后采用 3 种回归算法对小麦叶面积指数进行预测, 结果表明去除土壤背景的效果更好. Liu 等人^[109]同样基于 RGB、多光谱和红外传感器数据融合方法, 研究土壤背景以及玉米抽雄对叶面积指数估测的影响, 结果显示抽雄和去除土壤背景均会降低预测精度, 在其使用的算法中, 输入为 3 种特征拼接的 DNN 预测精度最高. Xia 等人^[110]通过多光谱和可见光图像计算所提 VI, 堆叠该 VI 特征图和可见光图像输入至深度卷积神经网络 (deep CNN, DCNN) 进行抗药杂草识别, 结果验证了所提 VI 的有效性. Ma 等人^[111]对冬小麦产量进行预测, 通过 3 种 DCNN 并行处理 RGB、超光谱和红外 DOM, 拼接 3 种 DCNN 的特征向量并输入至后续网络完成预测输出.

除了表型分析外, 部分研究给出了多传感器数据融合方法在无人机农业应用系统或框架中的具体技术设计. Xu 等人^[112]提出一种整合 RGB、多光谱、红外和 LiDAR 的多传感器数据融合表型分析系统, 详细设计了系统的机械结构、通信框架以及数据预处理、特征提取和决策分析的流水线. Lopez 等人^[113]提出一种无人机作物图像配准框架, 对 RGB、多光谱和红外图像数据进行标定校正和图像配准, 最后通过数据堆叠生成多通道图像. Ni 等人^[114]设计一种无人机喷雾植保系统, 训练回归算法学习喷雾分布与无人机位姿、喷头状态和天气状态的映射关系, 利用映射完成数据混合得到综合的决策信息, 使系统能够根据实时数据做出无人机的机动和喷雾决策.

3.3 环境监测

对于森林、水体等人工监测作业相对困难的环境, 使用无人机进行遥感监测是一种灵活高效的手段^[16]. 这其中, 森林监测的研究主要采用特征级融合方法, 提取植物特征进行分析; 水体监测则主要采用数据堆叠方法.

Almeida 等人^[115]从 LiDAR 数据中提取树木结构特征, 从超光谱数据中提取树木光谱特征, 分析 2 种特征与物种丰富度和地上生物量的相关性, 从而监测热带森林恢复情况. Campbell 等人^[116]通过无人机 RGB 和 LiDAR 数据提取树木个体的冠层信息, 根据个体存活情况计算树木死亡率并绘图; 从卫星遥感图像中提取无人机测绘区域的光谱特征, 训练回归算法建立光谱特征与树木死亡率的映射, 由此将树木死亡率测绘图推演至卫星图像尺度. Tauro 等人^[117]结合使用无人机可见光 DOM 和红外 DOM、卫星多光谱图像、天气数据和地面测量数据, 从中提取参数代入式子计算黑杨树潜热通量指标, 通过该方式提升指标的计算效率. Moradi 等人^[118]对可见光 DOM、红外 DOM 以及地物高度模型进行数据堆叠, 输入至深度神经网络提取特征并完成语义分割, 有效提高了树木识别

的准确率. Zhong 等人^[119]提出一种注意力多层级融合神经网络, 在网络中通过卷积块注意力模块对 RGB 图像和由 LiDAR 数据生成的冠层高度图进行多层特征提取和拼接, 有效提升了网络的树种识别效果.

Lary 等人^[120]设计一种多无人平台协作的水文分析方法, 通过无人船采样分析水体成分, 使用无人机搭载辐照度光谱仪获取太阳光入射强度、超光谱相机和红外相机获取水体光反射强度, 由此计算不同波段的反射率并进行数据堆叠, 然后通过上位机搭载的算法对反射率与水体成分的映射关系进行学习, 从而提升水文分析效率. Lewicka 等人^[121]利用 LiDAR 点云构建海岸地面模型、无人机可见光图像生成近岸水体模型、无人船声呐数据构建远岸水体模型, 通过堆叠上述模型得到完整的海岸带数字模型. Alevizos 等人^[122]在无人机上搭载 RGB 波段互补的可见光相机和多光谱相机, 处理获得 DOM 后将二者的 RGB 波段进行堆叠, 以此提高光谱分辨率, 为浅水测深反演提供更有效的信息.

3.4 目标检测

凭借空域机动的灵活性和观测受限较少的优势, 无人机在目标检测方面得到了广泛应用^[134]. 为了提高检测的准确性, 研究人员多采用基于滤波的方法或点阵数据融合方法对通过不同传感器得到的目标信息进行融合.

Feng 等人^[123]通过 DCNN 从深度相机数据中检测得到目标设备的二维位置以及深度信息, 通过 VIO 获取相机位姿数据, 最后使用 EKF 融合目标位置、深度和相机位姿, 估计出目标的三维位置以及碰撞距离, 从而指导无人机的自主路径规划. Vitiello 等人^[124]提出一种雷达与相机数据 2 层融合的目标检测方法, 第 1 层将视觉检测图像与雷达检测在 RGB 图像平面上的投影进行比较, 滤除雷达检测的杂波; 紧接着, 第 2 层使用 EKF 融合雷达检测与视觉检测得到的目标信息, 给出准确的目标位置和速度. Marques 等人^[125]将红外图像堆叠至 RGB 图像得到 4 通道图像输入至目标检测算法, 测试表明融合图像显著提高了算法在低可视环境中的准确率. Nagarani 等人^[126]研究固定翼无人机着陆时的跑道检测问题, 在提取 RGB 图像的纹理特征后, 采用数据混合方法融合 RGB 和红外图像, 最后对融合图像、数字高程模型和纹理特征图加以堆叠并从中提取出跑道区域的轮廓. Golcarenenji 等人^[127]针对无人机在恶劣环境中的人体检测任务, 通过算法训练不同环境下的数据混合加权规则, 在此基础上融合可见光和红外图像, 输入至所提 CNN 中检测人体目标. Liu 等人^[128]首先使用孪生深度学习网络对 RGB 图像进行语义分割, 识别并跟踪降落区域, 然后通过数据混合方法获得带有语义标签的 LiDAR 点云并从中提取着陆区域.

检测障碍物并测量距离是无人机避障的关键. Ahmed 等人^[129]提出一种植保无人机避障算法, 使用 1 个毫米波雷达和 4 个激光测距仪分别从前向和侧向感知障碍物距离, 根据剩余植保喷剂建立动态变化的无人机运动模型, 在此基础上进行数据混合, 得到无人机的动作决策, 使无人机能够自主避障并返回作业路径. Green 等人^[130]安装发光二极管和可见光激光仪 2 种光源, 前者射光在透明障碍物处反射, 后者射光会穿过透明障碍物, 采用硅视网膜成像仪感知光反射并计算距离, 随后混合 2 种距离数据可以判断透明障碍物的存在与否和距离.

4 未来发展方向

4.1 集群协作

近些年, 无人机集群协作成为新的焦点, 相关研究如火如荼^[135,136]. 在将无人机多传感器数据融合由单体向集群拓展时, 存在更多的研究和应用难点. 无论是将多个无人机的数据集中后进行融合, 得到决策信息的方式^[137]; 还是集群内的个体分别进行数据融合获取决策信息, 再对决策加以融合的方式^[138], 均需要考虑集群中无人机的传感器能力不同, 通信条件差异, 位置动态变化等因素, 使得无人机集群的多传感器数据融合更具挑战性, 亟待研究探索. 此外, 对于关键的定位导航工作, 集群内部需要实时共享数据完成协同定位^[139], 导致算法进行估计时需要处理状态量的维度增大, 对此, 通过设计策略降低状态量维度或分布式处理分析是研究的可行方向.

4.2 跨域无人平台数据融合

卫星遥感、无人机低空观测与地面测量的空-天-地跨域数据融合在农业或环境监测应用中已经较为常见^[140-142]. 而无人车、无人船、无人潜航器等无人平台的数据融合研究和应用主要专注于单个平台, 跨域多无人平台的传感器数据融合研究相对较少且集中于空地协同^[143-145]. 通过无人平台的跨域协作, 辅以 GNSS 信息, 可以

构造完全覆盖空-天-地-海的全域感知网络, 提高复杂动态环境下的任务执行能力和作业效率, 提供综合全面的态势感知. 这其中, 除了需要考虑通信条件、观测能力、位置变化外, 所面临的挑战还包括环境差异对多源数据关联匹配的影响、任务目标变化时切换平台的策略等, 这一方向仍有较大的研究空间和探讨价值.

4.3 无人机参与的传感器网络数据融合

无线传感器网络是由若干部署于给定区域的传感器节点构成, 各节点采集感知数据并多跳传输至基站的网络, 在不同领域得到了广泛应用. 通过在汇聚节点对网内数据进行融合处理, 从而减小传输数据量以节省能源开销, 成为无线传感器网络的关键技术之一^[146]. 得益于在空域便捷移动的特性和通信技术的发展, 无人机逐渐在无线传感器网络应用中占据了一席之地. 然而, 现有研究主要是将无人机作为移动通信平台或汇聚节点对网络节点数据进行收集转发, 而忽略了无人机作为传感器节点的可行性, 以及在此基础上由无人机完全构成的传感器网络^[147-149]. 对于上述无人机参与的传感器网络, 如何在网络节点的属性异构、位置距离动态变化等多种复杂条件下, 设计网络结构和数据融合方法, 使网络能够兼顾任务执行和能量效率, 将成为极具挑战性的问题.

4.4 数据融合流水线设计

无人机通常搭载不同传感器, 并配置多种算法和模型进行数据融合分析, 以适配不同任务, 然而, 对于特定的任务, 根据需求快速选择、优化、部署合适的算法或模型, 提升数据融合质量是一项较为困难的工作. 当前算法选择研究已经有所成果^[150], 但如何根据无人机系统特性, 将算法选择整合至数据融合流程中还有待探讨. 刘艺等人^[151]基于算法服务化的概念设计无人系统的数据融合流水线, 通过数据融合算法服务的注册与查询, 为多传感器数据清洗、匹配、融合、分析的流水线过程选择合适算法. 然而, 目前数据融合流水线设计、评估、验证的标准尚无统一论调, 数据融合的资源约束、实时性和鲁棒性要求、动态环境等因素尚未得到充分考虑, 无人机多传感器数据融合流水线的设计还有待深入探索.

4.5 任务流程深度结合

任务分配、路径规划等是无人机任务流程设计中的重要部分, 多数研究将这部分内容建模为带约束的优化问题, 采用优化算法解决^[152,153]. 正如前文所述, 多传感器数据融合已经成为无人机应用的关键技术, 在无人机定位导航和目标任务执行过程中都承担着决策输出的作用, 然而其产生的决策信息并不是完全可靠的, 研究并没有在这方面将任务流程设计与多传感器数据融合相结合. 更进一步的, 在真实场景中, 任务目标和作业环境的改变都将影响无人机数据融合决策的可信度, 从而构成更为复杂的动态条件. 从上述角度出发, 将多传感器数据融合与无人机任务流程进行深度结合, 在此基础上研究优化求解方法, 是可行的发展方向之一.

4.6 动态传感器选择

不同传感器的资源开销、感知能力、采样频率等方面各不相同, 同时使用所有已搭载的传感器存在计算和通信资源开销较大的问题. 对此, 通过对传感器进行动态管理与选择, 使得资源得到合理的分配调度且满足当前任务的约束条件, 是无人机高效实现既定任务目标的重要手段^[154]. 相关研究通常基于给定的约束和目标函数, 使用优化方法解决传感器选择问题, 对于所用传感器发生变化后的多传感器数据融合少有分析, 因此, 基于动态传感器选择的多传感器数据融合仍是一个开放的问题.

5 结束语

随着无人机在军事和民用领域的广泛应用和快速发展, 通过数据融合方法对无人机多传感器数据进行处理分析, 实现多传感器数据互补性的有效利用, 为决策人员提供准确的无人机状态和目标信息, 成为相关研究的重要内容. 本文即对无人机多传感器数据融合研究展开全面综述: 首先, 简述了无人机系统的各个组成部分及其功能; 其次, 按照融合层次的不同, 将无人机多传感器数据融合方法分为数据级、特征级和决策级这 3 大类, 详尽梳理了 3 类方法的研究现状; 然后, 从面向无人机自身和面向无人机观测目标的角度出发, 分类归纳了无人机多传感器数据融合应用; 最后, 展望了无人机多传感器数据融合的未来研究方向.

References:

- [1] He DJ, Du X, Qiao YR, Zhu YK, Fan Q, Luo W. A survey on cyber security of unmanned aerial vehicles. *Chinese Journal of Computers*, 2019, 42(5): 1076–1094 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.11897/SP.J.1016.2019.01076]
- [2] Zhu CL, Jin Y, Wang JX, Yuan C. Overview of the development of foreign military UAV systems and technology in 2022. *Tactical Missile Technology*, 2023(3): 11–25, 31 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.16358/j.issn.1009-1300.20230096]
- [3] Saha D, Pattanayak D, Mandal PS. Surveillance of uneven surface with self-organizing unmanned aerial vehicles. *IEEE Trans. on Mobile Computing*, 2022, 21(4): 1449–1462. [doi: 10.1109/TMC.2020.3022075]
- [4] Li YJ, Qiao G, Popov S, Cui XB, Florinsky IV, Yuan XH, Wang LJ. Unmanned aerial vehicle remote sensing for antarctic research: A review of progress, current applications, and future use cases. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2023, 11(1): 73–93. [doi: 10.1109/MGRS.2022.3227056]
- [5] Li HZ, Chen YL, Liu J, Zhang Z, Zhu H. Unmanned aircraft system applications in damage detection and service life prediction for bridges: A review. *Remote Sensing*, 2022, 14(17): 4210. [doi: 10.3390/rs14174210]
- [6] Bijjahalli S, Sabatini R, Gardi A. Advances in intelligent and autonomous navigation systems for small UAS. *Progress in Aerospace Sciences*, 2020, 115: 100617. [doi: 10.1016/j.paerosci.2020.100617]
- [7] Khan MA, El Sayed H, Malik S, Zia T, Khan J, Alkaabi N, Ignatious H. Level-5 autonomous driving—Are we there yet? A review of research literature. *ACM Computing Surveys*, 2023, 55(2): 27. [doi: 10.1145/3485767]
- [8] Gandhi A, Adhvaryu K, Poria S, Cambria E, Hussain A. Multimodal sentiment analysis: A systematic review of history, datasets, multimodal fusion methods, applications, challenges and future directions. *Information Fusion*, 2023, 91: 424–444. [doi: 10.1016/j.inffus.2022.09.025]
- [9] Qin Z, Zhao PB, Zhuang TM, Deng FH, Ding Y, Chen DJ. A survey of identity recognition via data fusion and feature learning. *Information Fusion*, 2023, 91: 694–712. [doi: 10.1016/j.inffus.2022.10.032]
- [10] Liu YB, Fan LX, Zhang CQ, Zhou T, Xiao ZT, Geng L, Shen DG. Incomplete multi-modal representation learning for Alzheimer's disease diagnosis. *Medical Image Analysis*, 2021, 69: 101953. [doi: 10.1016/j.media.2020.101953]
- [11] Lu YJ, Liu S. Research on UAV navigation technology based on vision. *Process Automation Instrumentation*, 2021, 42(4): 1–7 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.16086/j.cnki.issn1000-0380.2020070020]
- [12] Dissanayaka D, Wanasinghe TR, de Silva O, Jayasiri A, Mann GKI. Review of navigation methods for UAV-based parcel delivery. *IEEE Trans. on Automation Science and Engineering*, 2024, 21(1): 1068–1082. [doi: 10.1109/TASE.2022.3232025]
- [13] Ye XY, Song FJ, Zhang ZY, Zeng QH. A review of small UAV navigation system based on multisource sensor fusion. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(17): 18926–18948. [doi: 10.1109/JSEN.2023.3292427]
- [14] Chen WS, Huang YF, Lu XF. Survey on application of multi-sensor fusion in UAV detection technology. *Modern Radar*, 2020, 42(6): 15–29 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.16592/j.cnki.1004-7859.2020.06.003]
- [15] Yao H, Qin RJ, Chen XY. Unmanned aerial vehicle for remote sensing applications—A review. *Remote Sensing*, 2019, 11(12): 1443. [doi: 10.3390/rs11121443]
- [16] Jurado JM, López A, Pádua L, Sousa JJ. Remote sensing image fusion on 3D scenarios: A review of applications for agriculture and forestry. *Int'l Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2022, 112: 102856. [doi: 10.1016/j.jag.2022.102856]
- [17] Li XL. Endurance of unmanned aerial vehicles. *Scientia Sinica Informationis*, 2023, 53(7): 1233–1261 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.1360/SSI-2023-0130]
- [18] Song CH. The civil UAV application progress. *Mechanical & Electrical Engineering Technology*, 2018, 47(11): 149–152 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.3969/j.issn.1009-9492.2018.11.043]
- [19] Components-DJI. DJI Official. 2024. <https://www.dji.com/products/components>
- [20] Guo K, Liu LS, Shi SH, Liu DT, Peng XY. UAV sensor fault detection using a classifier without negative samples: A local density regulated optimization algorithm. *Sensors*, 2019, 19(4): 771. [doi: 10.3390/s19040771]
- [21] Ye X, Xie SJ, Cui HH, Sheng CY, Han JT, Zhou SJ, Shen SC, Chen ZE, Li SL. Autonomous obstacle avoidance system for unmanned aerial vehicles based on depth camera. *Video Engineering*, 2023, 47(5): 58–63 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.16280/j.videoe.2023.05.014]
- [22] Xiang XJ, Tan Q, Wang C, Zhou H, Tang DQ, Niu YF. Survey on key technologies of UAV advanced ground stations. *Journal of National University of Defense Technology*, 2023, 45(2): 1–14 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.11887/j.cn.202302001]
- [23] Huang X, Dong XY, Ma J, Liu K, Ahmed S, Lin JL, Qiu BJ. The improved A* obstacle avoidance algorithm for the plant protection UAV with millimeter wave radar and monocular camera data fusion. *Remote Sensing*, 2021, 13(17): 3364. [doi: 10.3390/rs13173364]
- [24] Wang JY, Zhang H, Song C, Yi H. Overview of the development of multi-source information fusion technology for UAV. *Tactical Missile Technology*, 2019(2): 106–112 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.16358/j.issn.1009-1300.2019.8.148]
- [25] Meng T, Jing XY, Yan Z, Pedrycz W. A survey on machine learning for data fusion. *Information Fusion*, 2020, 57: 115–129. [doi: 10.

- 1016/j.inffus.2019.12.001]
- [26] Kalman RE. A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Basic Engineering*, 1960, 82(1): 35–45. [doi: 10.1115/1.3662552]
- [27] Spurny V, Pritzl V, Walter V, Petrlik M, Baca T, Stepan P, Zaitlik D, Saska M. Autonomous firefighting inside buildings by an unmanned aerial vehicle. *IEEE Access*, 2021, 9: 15872–15890. [doi: 10.1109/ACCESS.2021.3052967]
- [28] Mei CB, Fan ZH, Zhu QJ, Yang PX, Hou ZH, Jin HL. A novel scene matching navigation system for UAVs based on vision/inertial fusion. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(6): 6192–6203. [doi: 10.1109/JSEN.2023.3241330]
- [29] Cui C, Zhao JK. Observability analysis based on QR decomposition and adaptive information fusion mechanism for low-cost multi-rotor UAVs. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(6): 5939–5951. [doi: 10.1109/JSEN.2022.3149866]
- [30] Xiong K, Zhou P, Wei CL. Autonomous navigation of unmanned aircraft using space target LOS measurements and QLEKF. *Sensors*, 2022, 22(18): 6992. [doi: 10.3390/s22186992]
- [31] Julier S, Uhlmann J, Durrant-Whyte HF. A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 2000, 45(3): 477–482. [doi: 10.1109/9.847726]
- [32] Julier SJ, Uhlmann JK. Unscented filtering and nonlinear estimation. *Proc. of the IEEE*, 2004, 92(3): 401–422. [doi: 10.1109/JPROC.2003.823141]
- [33] Peng J, Zhang P, Zheng LX, Tan J. UAV positioning based on multi-sensor fusion. *IEEE Access*, 2020, 8: 34455–34467. [doi: 10.1109/ACCESS.2020.2974285]
- [34] Guo K, Ye ZS, Liu DT, Peng XY. UAV flight control sensing enhancement with a data-driven adaptive fusion model. *Reliability Engineering & System Safety*, 2021, 213: 107654. [doi: 10.1016/j.ress.2021.107654]
- [35] Arasaratnam I, Haykin S. Cubature Kalman filters. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 2009, 54(6): 1254–1269. [doi: 10.1109/TAC.2009.2019800]
- [36] Ge QB, Cheng Y, Yao G, Chen S, Zhu Y. Credible Gaussian sum cubature Kalman filter based on non-Gaussian characteristic analysis. *Neurocomputing*, 2024, 565: 126922. [doi: 10.1016/j.neucom.2023.126922]
- [37] Gao BB, Hu GG, Zhong YM, Zhu XH. Cubature rule-based distributed optimal fusion with identification and prediction of kinematic model error for integrated UAV navigation. *Aerospace Science and Technology*, 2021, 109: 106447. [doi: 10.1016/j.ast.2020.106447]
- [38] Solà J. Quaternion kinematics for the error-state Kalman filter. arXiv:1711.02508, 2017.
- [39] Zhao XX, Meng Y, Qi F, Wang L, Zhu XY. A vertical channel-enhanced fusion method based on RINS and barometric altimeter for UAVs in GNSS denial environments. *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72: 8504212. [doi: 10.1109/TIM.2023.3284018]
- [40] Cheng SY. Unscented transformation and unscented Kalman filtering. *Computer Engineering and Applications*, 2008, 44(24): 25–35 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.3778/j.issn.1002-8331.2008.24.008]
- [41] Zhang HH, Liu X, Chen FH, Li WB, Zhang JH. Research and development of SLAM back-end optimization based on graph optimization. *Application Research of Computers* 2019, 36(1): 11–17 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.19734/j.issn.1001-3695.2017.12.0842]
- [42] Abaspur Kazerouni I, Fitzgerald L, Dooly G, Toal D. A survey of state-of-the-art on visual SLAM. *Expert Systems with Applications*, 2022, 205: 117734. [doi: 10.1016/j.eswa.2022.117734]
- [43] Tian Y, Yue H, Yang B, Ren J. Unmanned aerial vehicle visual simultaneous localization and mapping: A survey. *Journal of Physics: Conf. Series*, 2022, 2278(1): 012006. [doi: 10.1088/1742-6596/2278/1/012006]
- [44] Gupta A, Fernando X. Simultaneous localization and mapping (SLAM) and data fusion in unmanned aerial vehicles: Recent advances and challenges. *Drones*, 2022, 6(4): 85. [doi: 10.3390/drones6040085]
- [45] Li YT, Mu RJ, Shan YZ. A survey of visual SLAM in unmanned systems. *Control and Decision*, 2021, 36(3): 513–522 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.13195/j.kzyjc.2019.1149]
- [46] Brown DC. A solution to the general problem of multiple station analytical stereotriangulation. 1958. https://digital.hagley.org/08206139_solution
- [47] Lu F, Milios E. Globally consistent range scan alignment for environment mapping. *Autonomous Robots*, 1997, 4(4): 333–349. [doi: 10.1023/A:1008854305733]
- [48] Kschischang FR, Frey BJ, Loeliger HA. Factor graphs and the sum-product algorithm. *IEEE Trans. on Information Theory*, 2001, 47(2): 498–519. [doi: 10.1109/18.910572]
- [49] Shi JY, Zha FS, Sun LN, Guo W, Wang PF, Li MT. A survey of visual-inertial SLAM for mobile robots. *Robot*, 2020, 42(6): 734–748 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.13973/j.cnki.robot.190685]
- [50] Qin T, Li PL, Shen SJ. VINS-Mono: A robust and versatile monocular visual-inertial state estimator. *IEEE Trans. on Robotics*, 2018, 34(4): 1004–1020. [doi: 10.1109/TRO.2018.2853729]

- [51] Qin T, Cao SZ, Pan J, Shen SJ. A general optimization-based framework for global pose estimation with multiple sensors. arXiv:1901.03642, 2019.
- [52] Zhang HJ, Ma JY, Liu HY, Guo P, Deng HC, Xu K, Ding XL. Indoor positioning technology of multi-rotor flying robot based on visual-inertial fusion. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2023, 44(5): 426964 (in Chinese with English abstract). [doi: [10.7527/S1000-6893.2022.26964](https://doi.org/10.7527/S1000-6893.2022.26964)]
- [53] Lin HY, Zhan JR. GNSS-denied UAV indoor navigation with UWB incorporated visual inertial odometry. *Measurement*, 2023, 206: 112256. [doi: [10.1016/j.measurement.2022.112256](https://doi.org/10.1016/j.measurement.2022.112256)]
- [54] Henawy J, Li ZG, Yau WY, Seet G. Accurate IMU factor using switched linear systems for VIO. *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, 2021, 68(8): 7199–7208. [doi: [10.1109/TIE.2020.3000097](https://doi.org/10.1109/TIE.2020.3000097)]
- [55] Sankey JB, Sankey TT, Li J, Ravi S, Wang G, Caster J, Kasprak A. Quantifying plant-soil-nutrient dynamics in rangelands: Fusion of UAV hyperspectral-LiDAR, UAV multispectral-photogrammetry, and ground-based LiDAR-digital photography in a shrub-encroached desert grassland. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 253: 112223. [doi: [10.1016/j.rse.2020.112223](https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112223)]
- [56] Elamin A, El-Rabbany A. UAV-based multi-sensor data fusion for urban land cover mapping using a deep convolutional neural network. *Remote Sensing*, 2022, 14(17): 4298. [doi: [10.3390/rs14174298](https://doi.org/10.3390/rs14174298)]
- [57] Gao S, Yuan XP, Gan S, Yang YF, Yuan XY. Experimental study on precise recognition of settlements in mountainous areas based on UAV image and LiDAR point cloud. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 2022, 50(10): 1827–1840. [doi: [10.1007/s12524-022-01548-1](https://doi.org/10.1007/s12524-022-01548-1)]
- [58] Motayyeb S, Samadzedegan F, Dadrass Javan F, Hosseinpour H. Fusion of UAV-based infrared and visible images for thermal leakage map generation of building facades. *Heliyon*, 2023, 9(3): e14551. [doi: [10.1016/j.heliyon.2023.e14551](https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e14551)]
- [59] Li J, Peng YX, Jiang T. Embedded real-time infrared and visible image fusion for UAV surveillance. *Journal of Real-time Image Processing*, 2021, 18(6): 2331–2345. [doi: [10.1007/s11554-021-01111-0](https://doi.org/10.1007/s11554-021-01111-0)]
- [60] Wang CQ, Luo D, Liu Y, Xu B, Zhou YJ. Near-surface pedestrian detection method based on deep learning for UAVs in low illumination environments. *Optical Engineering*, 2022, 61(2): 023103. [doi: [10.1117/1.OE.61.2.023103](https://doi.org/10.1117/1.OE.61.2.023103)]
- [61] Che YP, Wang Q, Li SL, Li BG, Ma YT. Monitoring of maize phenotypic traits using super-resolution reconstruction and multimodal data fusion. *Trans. of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2021, 37(20): 169–178 (in Chinese with English abstract). [doi: [10.11975/j.issn.1002-6819.2021.20.019](https://doi.org/10.11975/j.issn.1002-6819.2021.20.019)]
- [62] Haralick RM, Shanmugam K, Dinstein I. Textural features for image classification. *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, 1973, SMC-3(6): 610–621. [doi: [10.1109/TSMC.1973.4309314](https://doi.org/10.1109/TSMC.1973.4309314)]
- [63] Nichol JE, Sarker MLR. Improved biomass estimation using the texture parameters of two high-resolution optical sensors. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(3): 930–948. [doi: [10.1109/TGRS.2010.2068574](https://doi.org/10.1109/TGRS.2010.2068574)]
- [64] Zhong H, Lin WS, Liu HR, Ma N, Liu KK, Cao RZ, Wang TT, Ren ZZ. Identification of tree species based on the fusion of UAV hyperspectral image and LiDAR data in a coniferous and broad-leaved mixed forest in northeast China. *Frontiers in Plant Science*, 2022, 13: 964769. [doi: [10.3389/fpls.2022.964769](https://doi.org/10.3389/fpls.2022.964769)]
- [65] Maimaitijiang M, Sagan V, Sidike P, Hartling S, Esposito F, Fritschi FB. Soybean yield prediction from UAV using multimodal data fusion and deep learning. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 237: 111599. [doi: [10.1016/j.rse.2019.111599](https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111599)]
- [66] Que YH, Wu S, Jiang ML, Zhang CC, Li FB, Li YM. Comparative study on soil moisture retrieval methods for summer maize using multi-source remote sensing data fusion. *Water Saving Irrigation*, 2024(3): 91–98 (in Chinese with English abstract). [doi: [10.12396/jsgg.2023372](https://doi.org/10.12396/jsgg.2023372)]
- [67] Fei SP, Hassan MA, Xiao YG, Su X, Chen Z, Cheng Q, Duan FY, Chen RQ, Ma YT. UAV-based multi-sensor data fusion and machine learning algorithm for yield prediction in wheat. *Precision Agriculture*, 2023, 24(1): 187–212. [doi: [10.1007/s11119-022-09938-8](https://doi.org/10.1007/s11119-022-09938-8)]
- [68] Xu L, Zhou LF, Meng R, Zhao F, Lv ZG, Xu BY, Zeng LL, Yu X, Peng SB. An improved approach to estimate ratoon rice aboveground biomass by integrating UAV-based spectral, textural and structural features. *Precision Agriculture*, 2022, 23(4): 1276–1301. [doi: [10.1007/s11119-022-09884-5](https://doi.org/10.1007/s11119-022-09884-5)]
- [69] Zhu WX, Sun ZG, Huang YH, Yang T, Li J, Zhu KY, Zhang JQ, Yang B, Shao CX, Peng JB, Li SJ, Hu HL, Liao XH. Optimization of multi-source UAV RS agro-monitoring schemes designed for field-scale crop phenotyping. *Precision Agriculture*, 2021, 22(6): 1768–1802. [doi: [10.1007/s11119-021-09811-0](https://doi.org/10.1007/s11119-021-09811-0)]
- [70] Zhang XP, He ZZ, Ma Z, Jun P, Yang K. VIAE-net: An end-to-end altitude estimation through monocular vision and inertial feature fusion neural networks for UAV autonomous landing. *Sensors*, 2021, 21(18): 6302. [doi: [10.3390/s21186302](https://doi.org/10.3390/s21186302)]
- [71] Li MH, Ma WK, Zhou YM, Ye LJ. UAV life search method based on multi-sensor fusion. *Journal of Zhengzhou University (Engineering Science)*, 2023, 44(2): 61–67 (in Chinese with English abstract). [doi: [10.13705/j.issn.1671-6833.2023.02.003](https://doi.org/10.13705/j.issn.1671-6833.2023.02.003)]
- [72] Su XY, Tao LF, Liu HM, Wang LZ, Suo ML. Real-time hierarchical risk assessment for UAVs based on recurrent fusion autoencoder and dynamic FCE: A hybrid framework. *Applied Soft Computing*, 2021, 106: 107286. [doi: [10.1016/j.asoc.2021.107286](https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.107286)]

- [73] Xia FL, Lou ZX, Sun D, Li HL, Quan LZ. Weed resistance assessment through airborne multimodal data fusion and deep learning: A novel approach towards sustainable agriculture. *Int'l Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2023, 120: 103352. [doi: [10.1016/j.jag.2023.103352](https://doi.org/10.1016/j.jag.2023.103352)]
- [74] Blom HAP, Bar-Shalom Y. The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 1988, 33(8): 780–783. [doi: [10.1109/9.1299](https://doi.org/10.1109/9.1299)]
- [75] Carlson NA. Federated square root filter for decentralized parallel processors. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 1990, 26(3): 517–525. [doi: [10.1109/7.106130](https://doi.org/10.1109/7.106130)]
- [76] Liu XH, Liu XX, Zhang WG, Yang Y. Interacting multiple model UAV navigation algorithm based on a robust cubature Kalman filter. *IEEE Access*, 2020, 8: 81034–81044. [doi: [10.1109/ACCESS.2020.2991032](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2991032)]
- [77] Youn W, Choi H, Cho A, Kim S, Rhudy MB. Accelerometer fault-tolerant model-aided state estimation for high-altitude long-endurance UAV. *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, 2020, 69(10): 8539–8553. [doi: [10.1109/TIM.2020.2988748](https://doi.org/10.1109/TIM.2020.2988748)]
- [78] Jiang N. Research on INS/GPS/DVL integrated navigation fault tolerance algorithm based on federal Kalman filter [MS. Thesis]. Harbin: Harbin Engineering University, 2020 (in Chinese with English abstract).
- [79] Yang Y, Liu XX, Zhang WG, Liu XH, Guo YC. Multilayer low-cost sensor local-global filtering fusion integrated navigation of small UAV. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(18): 17550–17564. [doi: [10.1109/JSEN.2021.3091687](https://doi.org/10.1109/JSEN.2021.3091687)]
- [80] Dai J, Hao XY, Liu SL, Ren ZB. Research on UAV robust adaptive positioning algorithm based on IMU/GNSS/VO in complex scenes. *Sensors*, 2022, 22(8): 2832. [doi: [10.3390/s22082832](https://doi.org/10.3390/s22082832)]
- [81] Bultmann S, Quenzel J, Behnke S. Real-time multi-modal semantic fusion on unmanned aerial vehicles. In: Proc. of the 2021 European Conf. on Mobile Robots (ECMR). Bonn: IEEE, 2021. 1–8. [doi: [10.1109/ECMR50962.2021.9568812](https://doi.org/10.1109/ECMR50962.2021.9568812)]
- [82] Bultmann S, Quenzel J, Behnke S. Real-time multi-modal semantic fusion on unmanned aerial vehicles with label propagation for cross-domain adaptation. *Robotics and Autonomous Systems*, 2023, 159: 104286. [doi: [10.1016/j.robot.2022.104286](https://doi.org/10.1016/j.robot.2022.104286)]
- [83] Deng HL, Lu Y, Yang T, Liu ZY, Chen JC. Unmanned aerial vehicles anomaly detection model based on sensor information fusion and hybrid multimodal neural network. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2024, 132: 107961. [doi: [10.1016/j.engappai.2024.107961](https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.107961)]
- [84] Kerkech M, Hafiane A, Canals R. Vine disease detection in UAV multispectral images using optimized image registration and deep learning segmentation approach. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 174: 105446. [doi: [10.1016/j.compag.2020.105446](https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105446)]
- [85] Ochoa-de-Erife-Landaberea A, Zamora-Cadenas L, Peñagaricano-Muñoz O, Velez I. UWB and IMU-based UAV's assistance system for autonomous landing on a platform. *Sensors*, 2022, 22(6): 2347. [doi: [10.3390/s22062347](https://doi.org/10.3390/s22062347)]
- [86] Donati C, Mammarella M, Comba L, Biglia A, Gay P, Dabbene F. 3D distance filter for the autonomous navigation of UAVs in agricultural scenarios. *Remote Sensing*, 2022, 14(6): 1374. [doi: [10.3390/rs14061374](https://doi.org/10.3390/rs14061374)]
- [87] Yang Y, Liu XX, Liu XH, Guo YC, Zhang WG. Model-free integrated navigation of small fixed-wing UAVs full state estimation in wind disturbance. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(3): 2771–2781. [doi: [10.1109/JSEN.2021.3139842](https://doi.org/10.1109/JSEN.2021.3139842)]
- [88] Negru SA, Geragersian P, Petrunin I, Guo WS. Resilient multi-sensor UAV navigation with a hybrid federated fusion architecture. *Sensors*, 2024, 24(3): 981. [doi: [10.3390/s24030981](https://doi.org/10.3390/s24030981)]
- [89] You WD, Li FB, Liao LQ, Huang ML. Data fusion of UWB and IMU based on unscented Kalman filter for indoor localization of quadrotor UAV. *IEEE Access*, 2020, 8: 64971–64981. [doi: [10.1109/ACCESS.2020.2985053](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2985053)]
- [90] Dai J, Liu SL, Hao XY, Ren ZB, Yang X. UAV localization algorithm based on factor graph optimization in complex scenes. *Sensors*, 2022, 22(15): 5862. [doi: [10.3390/s22155862](https://doi.org/10.3390/s22155862)]
- [91] Sun KC, Zeng QH, Liu JY, Qiu WQ, Shi JH. Modified attitude factor graph fusion method for unmanned helicopter under atmospheric disturbance. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2022, 35(6): 285–297. [doi: [10.1016/j.cja.2021.07.020](https://doi.org/10.1016/j.cja.2021.07.020)]
- [92] Liu XH, Liu XX, Yang Y, Guo YC, Zhang WG. Robust variational Bayesian method-based SINS/GPS integrated system. *Measurement*, 2022, 193: 110893. [doi: [10.1016/j.measurement.2022.110893](https://doi.org/10.1016/j.measurement.2022.110893)]
- [93] Wang ZY, Li N, Wang Z, Zhu FC, Du X. An adaptive federated filter based on variational Bayes with application to multisource navigation. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(9): 9859–9870. [doi: [10.1109/JSEN.2023.3258932](https://doi.org/10.1109/JSEN.2023.3258932)]
- [94] Moon S, Youn W, Bang H. Novel deep-learning-aided multimodal target tracking. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(18): 20730–20739. [doi: [10.1109/JSEN.2021.3100588](https://doi.org/10.1109/JSEN.2021.3100588)]
- [95] Ye XY, Zeng YF, Zeng QH, Zou YJ. Airspeed-aided state estimation algorithm of small fixed-wing UAVs in GNSS-denied environments. *Sensors*, 2022, 22(9): 3156. [doi: [10.3390/s22093156](https://doi.org/10.3390/s22093156)]
- [96] Cheng Q, Li YH, Lu HD. UAV-aided localization based on extended Kalman filtering. *Electronics Optics & Control*, 2023, 30(12): 93–97, 103 (in Chinese with English abstract). [doi: [10.3969/j.issn.1671-637X.2023.12.015](https://doi.org/10.3969/j.issn.1671-637X.2023.12.015)]
- [97] Bassolillo SR, D'Amato E, Notaro I, Ariante G, del Core G, Mattei M. Enhanced attitude and altitude estimation for indoor autonomous UAVs. *Drones*, 2022, 6(1): 18. [doi: [10.3390/drones6010018](https://doi.org/10.3390/drones6010018)]

- [98] Du H, Wang W, Xu CW, Xiao R, Sun CY. Real-time onboard 3D state estimation of an unmanned aerial vehicle in multi-environments using multi-sensor data fusion. *Sensors*, 2020, 20(3): 919. [doi: [10.3390/s20030919](https://doi.org/10.3390/s20030919)]
- [99] Lee JC, Chen CC, Shen CT, Lai YC. Landmark-based scale estimation and correction of visual inertial odometry for VTOL UAVs in a GPS-denied environment. *Sensors*, 2022, 22(24): 9654. [doi: [10.3390/s22249654](https://doi.org/10.3390/s22249654)]
- [100] Dong X, Gao YZ, Guo JL, Zuo SY, Xiang JW, Li DC, Tu Z. An integrated UWB-IMU-vision framework for autonomous approaching and landing of UAVs. *Aerospace*, 2022, 9(12): 797. [doi: [10.3390/aerospace9120797](https://doi.org/10.3390/aerospace9120797)]
- [101] Zhang KY, Chen PP, Ma TB, Gao SW. On-demand precise tracking for energy-constrained UAVs in underground coal mines. *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71: 5500814. [doi: [10.1109/TIM.2022.3146925](https://doi.org/10.1109/TIM.2022.3146925)]
- [102] Xu XG, Fan LL, Li ZH, Meng Y, Feng HK, Yang H, Xu B. Estimating leaf nitrogen content in corn based on information fusion of multiple-sensor imagery from UAV. *Remote Sensing*, 2021, 13(3): 340. [doi: [10.3390/rs13030340](https://doi.org/10.3390/rs13030340)]
- [103] Li JT, Schachtman DP, Creech CF, Wang L, Ge YF, Shi YY. Evaluation of UAV-derived multimodal remote sensing data for biomass prediction and drought tolerance assessment in bioenergy sorghum. *The Crop Journal*, 2022, 10(5): 1363–1375. [doi: [10.1016/j.cj.2022.04.005](https://doi.org/10.1016/j.cj.2022.04.005)]
- [104] Cheng MH, Jiao XY, Liu YD, Shao MC, Yu X, Bai Y, Wang ZX, Wang SY, Tuohuti N, Liu SB, Shi L, Yin DM, Huang X, Nie CW, Jin XL. Estimation of soil moisture content under high maize canopy coverage from UAV multimodal data and machine learning. *Agricultural Water Management*, 2022, 264: 107530. [doi: [10.1016/j.agwat.2022.107530](https://doi.org/10.1016/j.agwat.2022.107530)]
- [105] Zhang SH, Duan JZ, He L, Jing YH, Schulthess UC, Lashkari A, Guo TC, Wang YH, Feng W. Wheat yield estimation from UAV platform based on multi-modal remote sensing data fusion. *Acta Agronomica Sinica*, 2022, 48(7): 1746–1760 (in Chinese with English abstract). [doi: [10.3724/SP.J.1006.2022.11053](https://doi.org/10.3724/SP.J.1006.2022.11053)]
- [106] Zhang Y, Yang YZ, Zhang QW, Duan RQ, Liu JQ, Qin YC, Wang XZ. Toward multi-stage phenotyping of soybean with multimodal UAV sensor data: A comparison of machine learning approaches for leaf area index estimation. *Remote Sensing*, 2022, 15(1): 7. [doi: [10.3390/rs15010007](https://doi.org/10.3390/rs15010007)]
- [107] Zhang LC, Sun BS, Zhao DN, Shan CF, Wang GB, Song CC, Chen PC, Lan YB. Prediction of cotton FPAR and construction of defoliation spraying prescription map based on multi-source UAV images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, 220: 108897. [doi: [10.1016/j.compag.2024.108897](https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.108897)]
- [108] Wu S, Deng L, Guo LJ, Wu YJ. Wheat leaf area index prediction using data fusion based on high-resolution unmanned aerial vehicle imagery. *Plant Methods*, 2022, 18(1): 68. [doi: [10.1186/s13007-022-00899-7](https://doi.org/10.1186/s13007-022-00899-7)]
- [109] Liu SB, Jin XL, Nie CW, Wang SY, Yu X, Cheng MH, Shao MC, Wang ZX, Tuohuti N, Bai Y, Liu YD. Estimating leaf area index using unmanned aerial vehicle data: Shallow vs. deep machine learning algorithms. *Plant Physiology*, 2021, 187(3): 1551–1576. [doi: [10.1093/plphys/kiab322](https://doi.org/10.1093/plphys/kiab322)]
- [110] Xia FL, Quan LZ, Lou ZX, Sun D, Li HL, Lv XL. Identification and comprehensive evaluation of resistant weeds using unmanned aerial vehicle-based multispectral imagery. *Frontiers in Plant Science*, 2022, 13: 938604. [doi: [10.3389/fpls.2022.938604](https://doi.org/10.3389/fpls.2022.938604)]
- [111] Ma JC, Liu BH, Ji L, Zhu ZC, Wu YF, Jiao WH. Field-scale yield prediction of winter wheat under different irrigation regimes based on dynamic fusion of multimodal UAV imagery. *Int'l Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2023, 118: 103292. [doi: [10.1016/j.jag.2023.103292](https://doi.org/10.1016/j.jag.2023.103292)]
- [112] Xu R, Li CY, Bernardes S. Development and testing of a UAV-based multi-sensor system for plant phenotyping and precision agriculture. *Remote Sensing*, 2021, 13(17): 3517. [doi: [10.3390/rs13173517](https://doi.org/10.3390/rs13173517)]
- [113] López A, Jurado JM, Ogayar CJ, Feito FR. A framework for registering UAV-based imagery for crop-tracking in precision agriculture. *Int'l Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021, 97: 102274. [doi: [10.1016/j.jag.2020.102274](https://doi.org/10.1016/j.jag.2020.102274)]
- [114] Ni M, Wang HJ, Liu XD, Liao YL, Fu L, Wu QQ, Mu J, Chen XY, Li J. Design of variable spray system for plant protection UAV based on CFD simulation and regression analysis. *Sensors*, 2021, 21(2): 638. [doi: [10.3390/s21020638](https://doi.org/10.3390/s21020638)]
- [115] Almeida DRAD, Broadbent EN, Ferreira MP, *et al.* Monitoring restored tropical forest diversity and structure through UAV-borne hyperspectral and LiDAR fusion. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 264: 112582. [doi: [10.1016/j.rse.2021.112582](https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112582)]
- [116] Campbell MJ, Dennison PE, Tune JW, Kannenberg SA, Kerr KL, Coddling BF, Anderegg WRL. A multi-sensor, multi-scale approach to mapping tree mortality in woodland ecosystems. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 245: 111853. [doi: [10.1016/j.rse.2020.111853](https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.111853)]
- [117] Tauro F, Maltese A, Giannini R, Harfouche A. Latent heat flux variability and response to drought stress of black poplar: A multi-platform multi-sensor remote and proximal sensing approach to relieve the data scarcity bottleneck. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 268: 112771. [doi: [10.1016/j.rse.2021.112771](https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112771)]
- [118] Moradi F, Javan FD, Samadzadegan F. Potential evaluation of visible-thermal UAV image fusion for individual tree detection based on convolutional neural network. *Int'l Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2022, 113: 103011. [doi: [10.1016/j.jag.2022.103011](https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.103011)]
- [119] Zhong H, Zhang ZY, Liu HR, Wu JZ, Lin WS. Individual tree species identification for complex coniferous and broad-leaved mixed

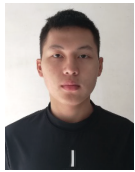
- forests based on deep learning combined with UAV LiDAR data and RGB images. *Forests*, 2024, 15(2): 293. [doi: [10.3390/f15020293](https://doi.org/10.3390/f15020293)]
- [120] Lary DJ, Schaefer D, Waczak J, Aker A, Barbosa A, Wijeratne LOH, Talebi S, Fernando B, Sadler J, Lary T, Lary MD. Autonomous learning of new environments with a robotic team employing hyper-spectral remote sensing, comprehensive in-situ sensing and machine learning. *Sensors*, 2021, 21(6): 2240. [doi: [10.3390/s21062240](https://doi.org/10.3390/s21062240)]
- [121] Lewicka O, Specht M, Stacoczny A, Specht C, Dardanelli G, Brčić D, Szostak B, Halicki A, Stacoczny M, Widzowski S. Integration data model of the bathymetric monitoring system for shallow waterbodies using UAV and USV platforms. *Remote Sensing*, 2022, 14(16): 4075. [doi: [10.3390/rs14164075](https://doi.org/10.3390/rs14164075)]
- [122] Alevizos E, Oikonomou D, Argyriou AV, Alexakis DD. Fusion of drone-based RGB and multi-spectral imagery for shallow water bathymetry inversion. *Remote Sensing*, 2022, 14(5): 1127. [doi: [10.3390/rs14051127](https://doi.org/10.3390/rs14051127)]
- [123] Feng YR, Tse K, Chen SY, Wen CY, Li BY. Learning-based autonomous UAV system for electrical and mechanical (E&M) device inspection. *Sensors*, 2021, 21(4): 1385. [doi: [10.3390/s21041385](https://doi.org/10.3390/s21041385)]
- [124] Vitiello F, Causa F, Opromolla R, Fasano G. Radar/visual fusion with fuse-before-track strategy for low altitude non-cooperative sense and avoid. *Aerospace Science and Technology*, 2024, 146: 108946. [doi: [10.1016/j.ast.2024.108946](https://doi.org/10.1016/j.ast.2024.108946)]
- [125] Marques T, Carreira S, Miragaia R, Ramos J, Pereira A. Applying deep learning to real-time UAV-based forest monitoring: Leveraging multi-sensor imagery for improved results. *Expert Systems with Applications*, 2024, 245: 123107. [doi: [10.1016/j.eswa.2023.123107](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.123107)]
- [126] Nagarani N, Venkatakrishnan P, Balaji N. Unmanned aerial vehicle's runway landing system with efficient target detection by using morphological fusion for military surveillance system. *Computer Communications*, 2020, 151: 463–472. [doi: [10.1016/j.comcom.2019.12.039](https://doi.org/10.1016/j.comcom.2019.12.039)]
- [127] Golcarenenji G, Martinez-Alpiste I, Wang Q, Alcaraz-Calero JM. Illumination-aware image fusion for around-the-clock human detection in adverse environments from unmanned aerial vehicle. *Expert Systems with Applications*, 2022, 204: 117413. [doi: [10.1016/j.eswa.2022.117413](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.117413)]
- [128] Liu F, Shan JY, Xiong BY, Fang Z. A real-time and multi-sensor-based landing area recognition system for UAVs. *Drones*, 2022, 6(5): 118. [doi: [10.3390/drones6050118](https://doi.org/10.3390/drones6050118)]
- [129] Ahmed S, Qiu BJ, Kong CW, Xin H, Ahmad F, Lin JL. A data-driven dynamic obstacle avoidance method for liquid-carrying plant protection UAVs. *Agronomy*, 2022, 12(4): 873. [doi: [10.3390/agronomy12040873](https://doi.org/10.3390/agronomy12040873)]
- [130] Green A, Kleine K, Acevedo I, Kraus D, Farrar CR, Mascarenas DDL. A multi-modal, silicon retina technique for detecting the presence of reflective and transparent barriers. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(10): 11401–11416. [doi: [10.1109/JSEN.2020.3004121](https://doi.org/10.1109/JSEN.2020.3004121)]
- [131] Hamadi H, Lussier B, Fantoni I, Francis C. Data fusion fault tolerant strategy for a quadrotor UAV under sensors and software faults. *ISA Trans.*, 2022, 129: 520–539. [doi: [10.1016/j.isatra.2022.01.007](https://doi.org/10.1016/j.isatra.2022.01.007)]
- [132] Chang YX, Cheng YQ, Manzoor U, Murray J. A review of UAV autonomous navigation in GPS-denied environments. *Robotics and Autonomous Systems*, 2023, 170: 104533. [doi: [10.1016/j.robot.2023.104533](https://doi.org/10.1016/j.robot.2023.104533)]
- [133] Maddikunta PKR, Hakak S, Alazab M, Bhattacharya S, Gadekallu TR, Khan WZ, Pham QV. Unmanned aerial vehicles in smart agriculture: Applications, requirements, and challenges. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(16): 17608–17619. [doi: [10.1109/JSEN.2021.3049471](https://doi.org/10.1109/JSEN.2021.3049471)]
- [134] Alhafnawi M, Bany Salameh HA, Masadeh A, Al-Obiedollah H, Ayyash M, El-Khazali R, Elgala H. A survey of indoor and outdoor UAV-based target tracking systems: Current status, challenges, technologies, and future directions. *IEEE Access*, 2023, 11: 68324–68339. [doi: [10.1109/ACCESS.2023.3292302](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3292302)]
- [135] He YX, Guo HW, Li XD, Lu ZH, Li XY. A collaborative relay tracking method based on information fusion for UAVs. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(5): 6894–6906. [doi: [10.1109/TAES.2023.3282190](https://doi.org/10.1109/TAES.2023.3282190)]
- [136] Morales JJ, Khalife JJ, Kassas ZM. Information fusion strategies for collaborative inertial radio SLAM. *IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(8): 12935–12952. [doi: [10.1109/TITS.2021.3118678](https://doi.org/10.1109/TITS.2021.3118678)]
- [137] Saini N, Bonetto E, Price E, Ahmad A, Black MJ. AirPose: Multi-view fusion network for aerial 3D human pose and shape estimation. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, 7(2): 4805–4812. [doi: [10.1109/LRA.2022.3145494](https://doi.org/10.1109/LRA.2022.3145494)]
- [138] Shi DX, Yang ZY, Jin SC, Zhang YJ, Su XD, Li RH. A multi-UAV collaborative SLAM method oriented to data sharing. *Chinese Journal of Computers*, 2021, 44(5): 983–998 (in Chinese with English abstract). [doi: [10.11897/SP.J.1016.2021.00983](https://doi.org/10.11897/SP.J.1016.2021.00983)]
- [139] Tong PF, Yang XR, Yang YJ, Liu W, Wu PY. Multi-UAV collaborative absolute vision positioning and navigation: A survey and discussion. *Drones*, 2023, 7(4): 261. [doi: [10.3390/drones7040261](https://doi.org/10.3390/drones7040261)]
- [140] Barrile V, Simonetti S, Citroni R, Fotia A, Bilotta G. Experimenting agriculture 4.0 with sensors: A data fusion approach between remote sensing, UAVs and self-driving tractors. *Sensors*, 2022, 22(20): 7910. [doi: [10.3390/s22207910](https://doi.org/10.3390/s22207910)]
- [141] Qi GH, Chang CY, Yang W, Gao P, Zhao GX. Soil salinity inversion in coastal corn planting areas by the satellite-UAV-ground integration approach. *Remote Sensing*, 2021, 13(16): 3100. [doi: [10.3390/rs13163100](https://doi.org/10.3390/rs13163100)]
- [142] Zhang H, Li QM, Wang JC, Fu BT, Duan ZJ, Zhao ZY. Application of space-sky-earth integration technology with UAVs in risk

- identification of tailings ponds. *Drones*, 2023, 7(4): 222. [doi: [10.3390/drones7040222](https://doi.org/10.3390/drones7040222)]
- [143] Xing HM, Liu Y, Guo SX, Shi LW, Hou XH, Liu WZ, Zhao Y. A multi-sensor fusion self-localization system of a miniature underwater robot in structured and GPS-denied environments. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(23): 27136–27146. [doi: [10.1109/JSEN.2021.3120663](https://doi.org/10.1109/JSEN.2021.3120663)]
- [144] Liu C, Zhao J, Sun NY. A review of collaborative air-ground robots research. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2022, 106(3): 60. [doi: [10.1007/s10846-022-01756-4](https://doi.org/10.1007/s10846-022-01756-4)]
- [145] Shit RC. Precise localization for achieving next-generation autonomous navigation: State-of-the-art, taxonomy and future prospects. *Computer Communications*, 2020, 160: 351–374. [doi: [10.1016/j.comcom.2020.06.007](https://doi.org/10.1016/j.comcom.2020.06.007)]
- [146] Al-Sulaifanie AI, Al-Sulaifanie BK, Biswas S. Recent trends in clustering algorithms for wireless sensor networks: A comprehensive review. *Computer Communications*, 2022, 191: 395–424. [doi: [10.1016/j.comcom.2022.05.006](https://doi.org/10.1016/j.comcom.2022.05.006)]
- [147] Kang M, Jeon SW. Energy-efficient data aggregation and collection for multi-UAV-enabled IoT networks. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2024, 13(4): 1004–1008. [doi: [10.1109/LWC.2024.3355934](https://doi.org/10.1109/LWC.2024.3355934)]
- [148] Khalifa O, Kouzayha N, Hussaini MA, ElSawy H, Al-Harathi N, Elmirghani J, Hanif M, Al-Naffouri TY. Energy conservative data aggregation for IoT devices: An aerial wake-up radio approach. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(2): 2006–2026. [doi: [10.1109/JIOT.2023.3292305](https://doi.org/10.1109/JIOT.2023.3292305)]
- [149] Salam A, Javaid Q, Ahmad M, Wahid I, Arafat MY. Cluster-based data aggregation in flying sensor networks enabled Internet of Things. *Future Internet*, 2023, 15(8): 279. [doi: [10.3390/fi15080279](https://doi.org/10.3390/fi15080279)]
- [150] Li GS, Liu Y, Qin W, Li HM, Zheng QB, Song MW, Ren XG. Survey on meta-learning research of algorithm selection. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2023, 17(1): 88–107 (in Chinese with English abstract). [doi: [10.3778/j.issn.1673-9418.2204019](https://doi.org/10.3778/j.issn.1673-9418.2204019)]
- [151] Liu Y, Yang GL, Zheng QB, Li X, Zhou YS, Chen DP. Architecture design of data fusion pipeline for unmanned systems. *Journal of Computer Applications*, 2024, 44(8): 2536–2543 (in Chinese with English abstract). [doi: [10.11772/j.issn.1001-9081.2023081184](https://doi.org/10.11772/j.issn.1001-9081.2023081184)]
- [152] Chai XZ, Zheng ZS, Xiao JM, Yan L, Qu BY, Wen PW, Wang HY, Zhou Y, Sun H. Multi-strategy fusion differential evolution algorithm for UAV path planning in complex environment. *Aerospace Science and Technology*, 2022, 121: 107287. [doi: [10.1016/j.ast.2021.107287](https://doi.org/10.1016/j.ast.2021.107287)]
- [153] Wang JF, Jia GW, Lin JC, Hou ZX. Cooperative task allocation for heterogeneous multi-UAV using multi-objective optimization algorithm. *Journal of Central South University*, 2020, 27(2): 432–448. [doi: [10.1007/s11771-020-4307-0](https://doi.org/10.1007/s11771-020-4307-0)]
- [154] Yan T, Han CZ, Zhang GH. An overview of sensor management approaches for aerial target. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2018, 39(10): 022209 (in Chinese with English abstract). [doi: [10.7527/S1000-6893.2018.22209](https://doi.org/10.7527/S1000-6893.2018.22209)]

附中文参考文献:

- [1] 何道敬, 杜璇, 乔银荣, 朱耀康, 樊强, 罗旺. 无人机信息安全研究综述. *计算机学报*, 2019, 42(5): 1076–1094. [doi: [10.11897/SP.J.1016.2019.01076](https://doi.org/10.11897/SP.J.1016.2019.01076)]
- [2] 朱超磊, 金钰, 王靖娴, 袁成. 2022 年国外军用无人机装备技术发展综述. *战术导弹技术*, 2023(3): 11–25, 31. [doi: [10.16358/j.issn.1009-1300.20230096](https://doi.org/10.16358/j.issn.1009-1300.20230096)]
- [11] 卢艳军, 刘飒. 基于视觉的无人机导航技术研究. *自动化仪表*, 2021, 42(4): 1–7. [doi: [10.16086/j.cnki.issn1000-0380.2020070020](https://doi.org/10.16086/j.cnki.issn1000-0380.2020070020)]
- [14] 陈唯实, 黄毅峰, 卢贤锋. 多传感器融合的无人机探测技术应用综述. *现代雷达*, 2020, 42(6): 15–29. [doi: [10.16592/j.cnki.1004-7859.2020.06.003](https://doi.org/10.16592/j.cnki.1004-7859.2020.06.003)]
- [17] 李学龙. 无人机续航能力. *中国科学: 信息科学*, 2023, 53(7): 1233–1261. [doi: [10.1360/SSI-2023-0130](https://doi.org/10.1360/SSI-2023-0130)]
- [18] 宋晨晖. 民用无人机应用进展. *机电工程技术*, 2018, 47(11): 149–152. [doi: [10.3969/j.issn.1009-9492.2018.11.043](https://doi.org/10.3969/j.issn.1009-9492.2018.11.043)]
- [21] 叶霞, 谢尚俊, 崔浩浩, 盛成熠, 韩江涛, 周诗捷, 沈思橙, 陈在娥, 李胜利. 基于深度相机的无人机全自主避障系统. *电视技术*, 2023, 47(5): 58–63. [doi: [10.16280/j.videoe.2023.05.014](https://doi.org/10.16280/j.videoe.2023.05.014)]
- [22] 相晓嘉, 谭沁, 王菖, 周晗, 唐邓清, 牛轶峰. 无人机先进地面站关键技术综述. *国防科技大学学报*, 2023, 45(2): 1–14. [doi: [10.11887/j.cn.202302001](https://doi.org/10.11887/j.cn.202302001)]
- [24] 王激扬, 张航, 宋闯, 易华. 无人飞行器的多源信息融合技术发展综述. *战术导弹技术*, 2019(2): 106–112. [doi: [10.16358/j.issn.1009-1300.2019.8.148](https://doi.org/10.16358/j.issn.1009-1300.2019.8.148)]
- [40] 程水英. 无味变换与无味卡尔曼滤波. *计算机工程与应用*, 2008, 44(24): 25–35. [doi: [10.3778/j.issn.1002-8331.2008.24.008](https://doi.org/10.3778/j.issn.1002-8331.2008.24.008)]
- [41] 张洪华, 刘璇, 陈付豪, 李文彬, 张建华. 基于图优化的 SLAM 后端优化研究与发展. *计算机应用研究*, 2019, 36(1): 11–17. [doi: [10.19734/j.issn.1001-3695.2017.12.0842](https://doi.org/10.19734/j.issn.1001-3695.2017.12.0842)]
- [45] 李云天, 穆荣军, 单永志. 无人系统视觉 SLAM 技术发展现状简析. *控制与决策*, 2021, 36(3): 513–522. [doi: [10.13195/j.kzyjc.2019.1149](https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1149)]
- [49] 施俊屹, 查富生, 孙立宁, 郭伟, 王鹏飞, 李满天. 移动机器人视觉惯性 SLAM 研究进展. *机器人*, 2020, 42(6): 734–748. [doi: [10.13973/](https://doi.org/10.13973/)]

- j.cnki.robot.190685]
- [52] 张怀捷, 马静雅, 刘浩源, 郭品, 邓慧超, 徐坤, 丁希仑. 视觉与惯性融合的多旋翼飞行器室内定位技术. 航空学报, 2023, 44(5): 426964. [doi: 10.7527/S1000-6893.2022.26964]
- [61] 车茨璞, 王庆, 李世林, 李保国, 马韞韬. 基于超分辨率重建和多模态数据融合的玉米表型性状监测. 农业工程学报, 2021, 37(20): 169–178. [doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.20.019]
- [66] 阙艳红, 吴苏, 姜明梁, 张成才, 李风波, 李炎朋. 融合多源遥感数据的夏玉米土壤水分反演方法对比研究. 节水灌溉, 2024(3): 91–98. [doi: 10.12396/jsgg.2023372]
- [71] 李明辉, 马文凯, 周翊民, 叶玲见. 基于多传感器融合的无人机生命搜寻方法. 郑州大学学报(工学版), 2023, 44(2): 61–67. [doi: 10.13705/j.issn.1671-6833.2023.02.003]
- [78] 姜南. 基于联邦卡尔曼滤波的INS/GPS/DVL组合导航容错算法研究[硕士学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2020.
- [96] 程擎, 李怡恒, 鲁合德. 基于扩展卡尔曼滤波的无人机辅助定位研究. 电光与控制, 2023, 30(12): 93–97, 103. [doi: 10.3969/j.issn.1671-637X.2023.12.015]
- [105] 张少华, 段剑钊, 贺利, 井宇航, Schulthess UC, Lashkari A, 郭天财, 王永华, 冯伟. 基于无人机平台多模态数据融合的小麦产量估算研究. 作物学报, 2022, 48(7): 1746–1760. [doi: 10.3724/SP.J.1006.2022.11053]
- [138] 史殿习, 杨卓越, 金松昌, 张拥军, 苏向东, 李睿豪. 面向数据共享的多无人机协同SLAM方法. 计算机学报, 2021, 44(5): 983–998. [doi: 10.11897/SP.J.1016.2021.00983]
- [150] 李庚松, 刘艺, 秦伟, 李红梅, 郑奇斌, 宋明武, 任小广. 面向算法选择的元学习研究综述. 计算机科学与探索, 2023, 17(1): 88–107. [doi: 10.3778/j.issn.1673-9418.2204019]
- [151] 刘艺, 杨国利, 郑奇斌, 李翔, 周杨森, 陈德鹏. 无人系统数据融合流水线架构设计. 计算机应用, 2024, 44(8): 2536–2543. [doi: 10.11772/j.issn.1001-9081.2023081184]
- [154] 闫涛, 韩崇昭, 张光华. 空中目标传感器管理方法综述. 航空学报, 2018, 39(10): 022209. [doi: 10.7527/S1000-6893.2018.22209]



李庚松(1999—), 男, 博士生, 主要研究领域为大数据, 演化算法, 无人机技术.



刘坤(1982—), 男, 博士, 副研究员, CCF专业会员, 主要研究领域为大数据.



刘艺(1990—), 男, 博士, 助理研究员, CCF专业会员, 主要研究领域为泛在计算, 大数据, 演化算法.



王强(1972—), 男, 研究员, CCF专业会员, 主要研究领域为大数据.



郑奇斌(1990—), 男, 博士, 助理研究员, CCF专业会员, 主要研究领域为数据工程, 数据挖掘, 机器学习.



刁兴春(1964—), 男, 研究员, 博士生导师, CCF专业会员, 主要研究领域为人工智能, 机器人操作系统, 数据工程.



杨国利(1987—), 男, 博士, 副研究员, CCF专业会员, 主要研究领域为大数据智能与应用, 系统科学.