



动态闭环不确定性量化理论与智能无人系统应用

郭雷^{1,2}, 李文硕^{2*}, 崔洋洋¹, 朱玉凯¹, 章健淳², 余翔^{1,2}, 包为民^{3*}

1. 北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院, 北京 100191

2. 北京航空航天大学杭州创新研究院, 杭州 310051

3. 中国航天科技集团有限公司科技委, 北京 100048

* E-mail: wenshuoli@buaa.edu.cn; baoweimin@cashq.ac.cn

收稿日期: 2024-06-20; 接受日期: 2024-08-29; 网络版发表日期: 2025-01-07

国家自然科学基金(批准号: 62388101, 62373033和62303019)资助项目

摘要 干扰和不确定性广泛存在于各类实际系统. 对于干扰与不确定性的认知与量化是复杂系统设计、分析、控制与决策的关键问题, 也是智能系统工程理论研究和实践的重要途径. 鉴于无人自主系统的实时、反馈和闭环特征, 依赖于开环离线计算分析的不确定性量化方法不再适用. 本文结合无人自主系统背景, 提出动态闭环不确定性量化理论, 重点阐述如何突破多源异质干扰与不确定性闭环精细表征、动态分离估计、同时补偿/抑制/消纳、重构优化决策、智能测试评估和系统自主进化等关键技术, 形成“复合表征-分离估计-前馈补偿/反馈抑制/闭环消纳-重构优化-智能测试与进化”的动态闭环不确定性量化理论框架, 为实现“安全、绿色、免疫”智能无人系统设计和智能系统工程提供重要理论基石, 提升复杂不确定环境下无人系统的自主性、安全性和可靠性. 最后, 结合若干典型案例说明了动态闭环不确定性量化理论在无人系统的应用.

关键词 无人系统, 动态闭环不确定性量化, 多源干扰与不确定性, 智能测试与进化, 智能系统工程

1 研究背景与意义

干扰与不确定性广泛存在于各类实际系统, 长期以来都是控制科学和智能科学的基本问题^[1]. 干扰和不确定性的处理是系统设计、分析、控制与决策的核心关键^[2-6]. 一方面, 随着环境、对象和任务日益复杂, 干扰与不确定性的来源和类型更加广泛, 传统不确定性处理方法的局限性逐步显现. 另一方面, 随着大数据、大模型时代来临, 干扰与不确定性的表征和认知能力增加, 既催生出更多机遇, 也带来了新的技术挑战. 事实上, 对未知不确定环境进行感知和交互是生

物智能的基本要素之一^[7]. 因此, 不确定性认知与量化能力被认为是人工智能发展水平的重要标志^[8,9]. 在2023年“Inclusion·外滩大会”上, 机器学习专家乔丹作了题为《新兴人工智能系统的挑战——量化不确定性》的主旨演讲.

自2003年Sandia实验室数学家提出不确定性量化(uncertainty quantification, UQ)理论以来, UQ理论已得到广泛关注^[10]. 2012年, 美国工业与应用数学学会(Society for Industrial and Applied Mathematics, SIAM)开始组织以不确定性量化为主题的学术年会(SIAM conference on UQ). 2013年, SIAM 和美国数理统计协会

引用格式: 郭雷, 李文硕, 崔洋洋, 等. 动态闭环不确定性量化理论与智能无人系统应用. 中国科学: 技术科学, 2025, 55: 1-13

Guo L, Li W S, Cui Y Y, et al. Dynamic closed-loop uncertainty quantification theory with intelligent unmanned systems applications (in Chinese). Sci Sin Tech, 2025, 55: 1-13, doi: 10.1360/SST-2024-0155

(American Statistical Association, ASA)创立联合期刊《SIAM/ASA Journal on UQ》, 专门发表不确定性量化领域的前沿研究成果. 美国DARPA在2016年成立了“Enabling Quantification of Uncertainty in Physical Systems (EQUIPS)”重点资助方向, 将“识别、量化、表征并最终管理建模与仿真过程中产生的各类不确定性”作为总体目标. 随后, 斯坦福、麻省理工、桑迪亚国家实验室等高校和研究机构纷纷围绕不确定性量化理论与应用开展了研究, 突破了随机不确定性的非线性传播机理表征等关键技术, 并在美国国防高级研究计划局(Defense Advanced Research Projects Agency, DARPA)资助下在高超、舰船等实际对象中进行了富有成效的应用尝试^[11~14].

无人系统是一类“感知-决策-控制-执行”一体化的实时闭环反馈系统, 其拓扑结构具有“全回路、小回路、上回路”多尺度异构特征, 如图1所示. 其中, 全回路的含义在于需要对干扰与不确定性的闭环非线性传播特性进行精细量化, 并利用实时反馈对干扰与不确定性的影响进行补偿、抑制或消纳; 小回路是指可以通过局部信号的实时反演解译来实现干扰与不确定性的动态检测、分离估计、在线学习与风险预警; 上回路则为基于闭环可控能力量化的系统重构优化与逆设计提供了可能性. 现有UQ理论方法聚焦于开环离线分析或计算, 难以满足闭环系统不确定性实时分析与设计的迫切需要. 为此, 亟需开展动态闭环不确定性量化(dynamic closed-loop uncertainty quantification, DC-UQ)理论研究, 为提高无人系统性能品质和智能化水

平提供理论基石与技术途径.

干扰与不确定性是控制科学的基本问题. 19世纪, 法国数学家彭塞列指出: “控制设计的核心任务是抵消不确定性的影响”^[15,16]. 20世纪50年代, 英国控制论和复杂系统科学的先驱艾斯比在其控制论专著中指出: “在无处不在的干扰与不确定性下实现生存, 是有机体和控制系统的共同目标”^[17]. 2002年, 郭雷与陈文华开始了多源干扰系统的抗干扰控制理论研究^[18]. 随后, 研究团队建立了复合分层抗干扰控制(composite hierarchical anti-disturbance control, CHADC)理论, 将抗干扰控制理论由传统的“单一同质”拓展到“多源异质”干扰系统^[19~21]. 进一步, 通过揭示无人系统“全回路、小回路、上回路”多尺度异构特征, 提出了干扰与不确定闭环精细表征、动态分离估计、同时补偿抑制消纳、系统重构优化、智能测试评估等关键理论方法, 形成了“复合表征-分离估计-前馈补偿/反馈抑制/闭环消纳-重构优化-迭代进化”的DC-UQ理论研究框架. CHADC与UQ理论几乎同时产生, DC-UQ理论是CHADC理论的拓展. 与传统的UQ理论不同, DC-UQ能够更好地适应无人系统的闭环反馈和实时交互特点, 提升了复杂干扰与不确定性条件下动态闭环设计、分析与测评能力, 为“安全、免疫、绿色”的智能无人系统设计和智能系统工程实践提供了重要理论基石^[5,6,22].

本文将介绍DC-UQ理论的研究思路与进展, 并结合无人系统实际案例对DC-UQ的应用进行说明. 在本文第二部分将介绍DC-UQ理论内涵; 第三部分介绍典型应用案例; 第四部分介绍DC-UQ理论的智能无人系

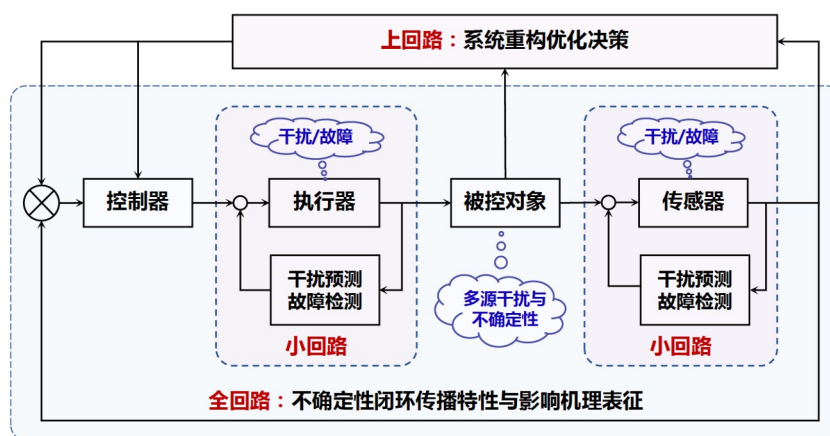


图1 (网络版彩图) “全回路、小回路、上回路”多尺度异构特征示意图

Figure 1 (Color online) Diagram of “Entire-loop, Small-loop, Upper-loop” multi-scale heterogeneous architecture.

统工程应用; 第五部分对研究工作进行总结, 并对未来发展趋势进行展望。

2 动态闭环不确定性量化: 理论研究

2.1 智能无人系统的多尺度控制特征

图2说明了DC-UQ理论与无人系统“全回路、小回路、上回路”结构特征之间的内在联系。首先, 无人系统具有“感知-决策-控制-执行”耦合一体化结构特征, 全回路闭环设计与优化是智能系统工程实践的必然要求。同时, 系统的全回路闭环特性给不确定性量化研究带来了新的挑战。一方面, 无人系统受到全回路多来源、多类型、多通道干扰与不确定性影响, 要实现闭环不确定性量化, 需要对干扰与不确定性的多源(物理来源)异质(信号类型)异构(通道拓扑)耦合(因果交联)特性进行精细量化表征(第2.2节); 另一方面, 无人系统具有实时闭环反馈特征, 干扰与不确定性在“决策-控制-执行”前向通道和“感知-决策-控制”反馈通道中同时传播, 二者因果互联, 其耦合传播特性与交互影响机理无法独立刻画, 给误差因果和溯源分析带来了极大难度。因此, 必须从全回路视角刻画干扰与不确定性的闭环耦合传播, 根据闭环反馈机理和干扰

信号的异质异构特征给出干扰动态可分离能力量化准则(第 2.3节), 并在此基础上设计干扰补偿、抑制与消纳利用相结合的复合控制策略(第2.4节)。

其次, 有限观测条件下干扰与不确定性的估计与解译是无人系统智能水平的重要体现。随着信息技术和数据科学的发展, 闭环信号的小回路动态检测与分析手段日益丰富, 通过揭示干扰与不确定性的小回路传播与演化机理, 利用和构造小回路进行局部信号提取、解译、反演和预测, 是实现无人系统干扰动态分离估计和风险评估的主要途径, 也是DC-UQ理论的核心关键所在(第2.3节)。

最后, 作为决策层的上回路为基于系统能力评估的重构优化提供了条件。传统控制方法往往忽视上回路的作用, 设计目标局限于干扰与不确定性影响下的标称性能保持, 即“干扰不变性准则”, 导致控制设计结果与系统能力不匹配的问题。为此, 需要在干扰与不确定性可分离/闭环可控能力量化和动态分离估计的基础上, 利用上回路实现具有动态适应性的闭环系统重构优化和进化设计, 为系统的控制层和执行层提供与其可控能力相匹配的性能指标和参考输入, 从而克服“干扰不变性准则”的局限性, 实现无人系统的安全、绿色、免疫控制与迭代进化(第2.5节)。

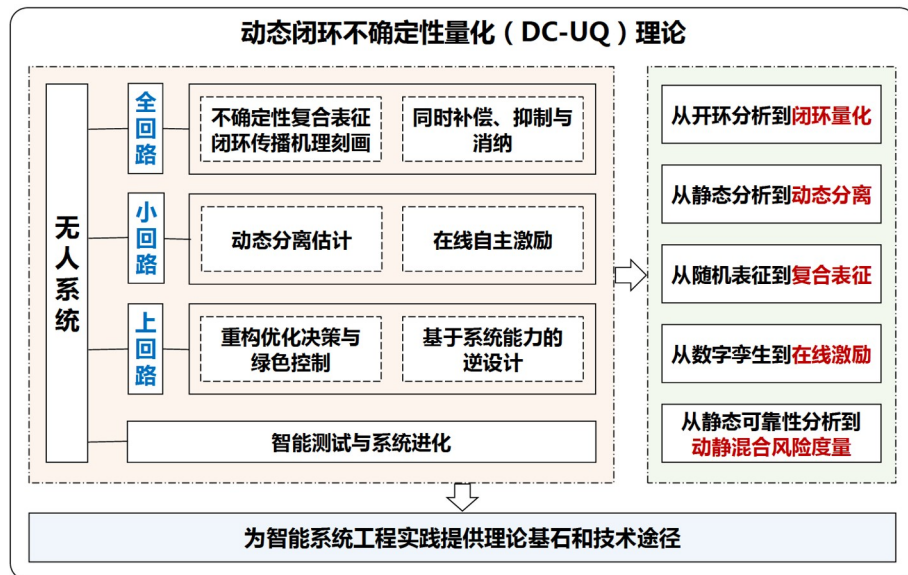


图 2 (网络版彩图) DC-UQ理论与无人系统“全回路、小回路、上回路”结构特征之间的联系

Figure 2 (Color online) Relationship between the DC-UQ theory and the “Entire-loop, Small-loop, Upper-loop” structural characteristics of unmanned systems.

2.2 多源异质异构干扰与不确定性的深耦合建模

随着大模型、大数据时代的到来, 实际无人系统中的物理流、信息流和能量流日益复杂, 干扰和不确定性呈现物理多来源(多源)、数学多类型(异质)、影响方式多通道(异构)等特征, 且干扰与干扰之间、干扰与状态/输入/输出之间存在复杂的耦合关联. 以机器人-环境交互任务场景为例, 系统多源异质异构干扰与不确定性深耦合模型建立如下^[23]:

$$\begin{cases} (M(q) + \Delta M(q))\ddot{q} + (C(q, \dot{q}) + \Delta C(q, \dot{q}))\dot{q} + G(q) \\ = (K_m + \Delta K_m)u(t - \Delta t) + B_1 d_1 + B_2 d_2 + \zeta_n, \\ y = h(q, \dot{q}) + D_1 d_1 + D_2 d_2 + v_n, \end{cases} \quad (1)$$

其中, 干扰和不确定性呈多源特性, 包括: (1) 系统内部执行器迟滞 $u(t - \Delta t)$ 、执行器失效 ΔK_m 、关节摩擦干扰 d_2 、过程噪声 ζ_n 和量测噪声 v_n ; (2) 外界未知交互力 d_1 ; (3) 模型不确定性 $\Delta M(q)\ddot{q}$ 和 $\Delta C(q, \dot{q})\dot{q}$ 等.

其次, 干扰信号呈现异质特征. 例如, d_1 属于动态不确定干扰, 由如下动力学模型描述:

$$\begin{cases} \dot{\omega} = W\omega + F\dot{q} + E\dot{\eta}_e + \zeta_n, \\ d_1 = K_e \omega + v_n, \end{cases} \quad (2)$$

其中, η_e 为环境接触面的动态不确定性, K_e 为未知环境刚度矩阵, ζ_n 和 v_n 分别为交互力子系统的过程噪声和量测噪声. 上述模型中干扰与不确定性具有异质数学表征形式: 惯量不确定性 $\Delta M(q)$ 通常描述为范数有界变量, 即 $\|\Delta M(q)\| < \eta$; 而测量噪声则通常表征为随机变量, 即 $v_n \sim \mathcal{N}(0, \sigma_v^2)$, $v_n \sim \mathcal{N}(0, \sigma_v^2)$.

此外, 不确定性的影响通道具有异构特征. 例如, 噪声 v_n 和 v_n 分别属于系统量测通道和干扰输出通道中的加性不确定性, $\Delta M(q)\ddot{q}$, $\Delta C(q, \dot{q})\dot{q}$ 等动力学模型参数不确定性属于乘性不确定性, 交互力 d_1 中环境刚度 K_e 的不确定性则属于隐性不确定性.

机器人交互力控制系统是包含量测信号 y 和反馈信号 u 的闭环系统, 且反馈控制信号 $u = K(y)$ 是根据量测信号 y 实时计算得到. 系统的闭环特征导致干扰和不确定性之间存在复杂耦合关联. 例如, 交互力 d_1 的动态同时受到机器人系统状态 q 、环境接触面的动态不确定性 η_e 和接触点处的环境刚度 K_e 的影响, 交互力的大小反过来又会影响到机器人系统状态, 进而与执行

器迟滞 Δt 、关节摩擦力干扰 d_2 等机器人系统内部干扰形成交联耦合.

不仅是上述无人系统, 现实中的复杂系统大都存在多源异质异构干扰与不确定性的交联耦合. 传统的控制与不确定性量化方法往往倾向于将多源异质异构不确定性简化为单一集总不确定性, 或者忽视了干扰之间、干扰与状态/输入/输出之间的关联耦合特点, 给系统分析和设计结果带来粗糙性或保守性^[24~27]. 因此, 要实现闭环不确定性的精细量化, 充分表征、挖掘和刻画不确定性的异质异构和深耦合特性十分必要^[28].

2.3 干扰和不确定性可分离度量化与动态分离估计

干扰与不确定性的认知和量化是无人系统智能性的根本体现. 传统UQ理论聚焦于不确定性传播与影响特性的离线计算与静态性能度量, 未考虑干扰与不确定性的动态估计与实时诊断问题. 事实上, 干扰与不确定性的动态分离估计可实现UQ理论“由静态分析到动态分离”的拓展, 而无人系统的小回路结构和局部信号流特征也为干扰信息的实时获取提供了条件.

干扰与不确定性的可分离能力分析是设计动态分离估计策略的重要前提. 上世纪60年代建立的状态空间可观性理论聚焦于“状态-输出”映射等系统内部特性表征, 忽视了对外部干扰和不确定性闭环传播机理与反演特性的定量刻画. 为此, 我们在全回路深耦合表征基础上, 提出了复合干扰可分离度的量化准则, 将可观性理论由传统的“内部状态可观”拓展至“外部干扰可分离”, 由定性理论细化为定量理论. 干扰与不确定性的可分离度既刻画了干扰输入通道和系统内部结构特征, 又反映了动态/随机/范数等干扰与不确定性的异质信号特征. 例如, 将动态干扰的广义可观性秩判据与随机不确定性的信息熵准则进行结合, 即可建立动态/随机复合干扰与不确定性的可分离性判据^[28].

在干扰与不确定性可分离能力量化的基础上, 即可利用干扰与不确定性动态特征, 提出小回路信号反演解译和动态分离估计方法^[4,26,29,30]. 早期的频域干扰观测器(disturbance observer, DO)局限于线性时不变对象的干扰与不确定性集总估计^[26]. 时域DO为时变非线性系统的干扰估计提供了解决途径. 针对干扰动力学不确定和未知时变情形, 分别提出了鲁棒DO^[31]和自适应DO^[32,33]设计方法. 进一步, 人们又将神经网络、

模糊逼近等自学习技术与DO进行结合,提出了神经网络DO、模糊DO等自学习干扰估计方法^[34,35],为充分挖掘干扰动力学信息提供了更为丰富的技术手段.此外,为提升干扰估计的快速性,提出了切换、变结构等DO新结构^[36,37]和干扰预测等提升系统干扰响应速度的新策略^[38].针对具有未知生成机理和复杂时变特征的干扰与不确定性,将干扰信号分解为不变特征(元)与可变量分别进行离线学习和在线估计,进而设计干扰“元进化”观测器,实现干扰认知与估计能力的动态演进^[39].

针对动态、随机、范数有界等多源异质干扰交联耦合的复合干扰系统,传统的单一干扰观测方法难以实现干扰与不确定性的精细分离估计与动态闭环量化.为此,我们将动态干扰观测和随机/范数有界干扰度量优化有机结合,建立了复合干扰滤波理论,将滤波器设计由“单一干扰观测”拓展到“复合干扰分离”,为复合干扰与不确定性的实时检测、识别与估计问题提供了有效解决途径^[28].特别地,针对经典卡尔曼型滤波“高斯、独立、同分布”假设局限性,提出了非高斯干扰耦合表征和动态识别的复合非高斯滤波方法^[40,41].在复合干扰滤波理论框架下,已针对“动态+范数有界”、“动态+高斯随机”、“动态+范数有界+高斯随机”、“动态+非高斯随机”、“动态+不完备非高斯随机”、“不完备动态+不完备非高斯随机”等不同类型的复合干扰系统,分别提出了“DO+卡尔曼”、“DO+H_∞”、“DO+H₂/H_∞”、“DO+非高斯随机分布滤波”、“DO+自适应粒子滤波”、“自适应DO+自适应粒子滤波”等一系列复合滤波方法^[42-47],并应用于惯性初始对准^[48]、无人飞行器超宽带定位^[49]、仿生偏振组合导航^[50]等实际系统当中,实现了干扰与不确定性的动态分离估计和误差精细量化,性能指标较之传统卡尔曼滤波、H_∞滤波和粒子滤波等传统方法取得明显提升.

2.4 干扰和不确定性闭环可控能力分析与同时补偿/抑制/消纳

对于具有闭环和实时控制的无人系统,通过合理设计前馈补偿和闭环反馈信号解决前馈通道与反馈通道的控制相容性问题,有望实现多源复合干扰与不确定性的同时补偿、抑制甚至是消纳利用,提升无人系统对干扰与不确定性的适应能力.为此,需要开展无

人系统全回路干扰与不确定性的闭环可控能力量化,实现UQ理论“由开环分析到闭环量化”的拓展.

传统可控性理论主要关注标称系统的误差收敛性,忽视了干扰与不确定性的可补偿和可抑制度.为此,我们提出了同时反映干扰与不确定性信号特征、通道特性与交联耦合特性的闭环可控能力量化准则^[51].例如,针对动态、范数有界和随机干扰耦合情形,建立闭环可控能力指标如下:

$$R := \alpha_1 \cdot \mathcal{I}_{\text{match}}(d_1) \cdot \sigma_{\min}(\overline{W}_{\text{obs}}(0, T)) + \alpha_2 \cdot \arg\min_L \frac{\int \|e_\omega(t)\|_2^2 dt}{\int \|d_2(t)\|_2^2 dt} + \alpha_3 \cdot [\mathcal{H}(y) - \mathcal{H}(y | d_3)], \quad (3)$$

其中, R 表示干扰与不确定性的可控能力; α_1 , α_2 和 α_3 为归一化权重系数; $\mathcal{I}_{\text{match}}(d_1)$ 为动态干扰 d_1 的匹配示性函数,当 d_1 的输入通道为匹配通道时其取值为1,否则取值为0; $\sigma_{\min}(\overline{W}_{\text{obs}}(0, T))$ 为动态干扰子系统与原系统状态扩维后的能观格拉姆矩阵的最小奇异值,刻画了

动态干扰 d_1 的可观测度; $\arg\min_L \frac{\int \|e_\omega(t)\|_2^2 dt}{\int \|d_2(t)\|_2^2 dt}$ 表示L₂-范数

有界干扰 d_2 的闭环H_∞抑制比; $\mathcal{H}(y)$ 和 $\mathcal{H}(y | d_3)$ 分别为量测输出 y 的绝对熵和条件熵, $\mathcal{H}(y) - \mathcal{H}(y | d_3)$ 是随机干扰 d_3 与量测输出 y 之间的互信息测度,刻画了系统对随机干扰的抑制能力.

实际控制系统通常受到多源异质异构干扰与不确定性的耦合影响.传统的单一干扰抑制或补偿方法在很大程度上忽视了干扰与不确定性信号特征与耦合关联特性,控制器设计结果往往具有粗糙性或保守性.为此,我们建立并发展了复合精细抗干扰控制理论,在干扰深耦合表征、闭环可控能力量化和动态解耦估计的基础上,揭示了前馈补偿与反馈抑制的相容性机理,提出了复合抗干扰控制器新结构,破解了从“单一干扰抑制或补偿”到“复合干扰同时抑制和补偿”的理论难题^[19-21],同时也为多源干扰与不确定性的闭环精细量化提供了重要技术手段.

某些干扰与不确定性的存在是有利于控制目标实现的,属于“有益干扰”.早在20世纪六十年代,控制理论学者就提出了干扰利用的思想,但由于对干扰的认知与分离估计能力不足,干扰利用思想在早期并未取得预期的应用效果^[52].通过干扰与不确定性闭环影响

机理的精细量化分析, 有助于厘清哪些干扰是“有益干扰”, 进而设计具有“干扰消纳与利用”特性的精细抗干扰控制律, 即借助干扰的影响来更精确、更快速、更经济地实现控制目标, 达到“因势利导”的效果。

一个典型例子是旋翼无人机气动阻力干扰^[53]。针对气动阻力干扰, 传统策略是通过构造气动阻力补偿项实现抗扰控制效果, 但这会增加无人机执行机构负担, 而且将更多噪声引入闭环系统。为此, 文^[53]在充分分析气动阻力影响特性的基础上, 提出了“变阻为升、变抗为用”的无人机干扰消纳控制策略, 将气动阻力产生的阻尼效果用于克服控制误差振荡, 在实现高精度轨迹跟踪的同时, 降低了舵机负担和量测噪声的影响, 达到了安全、节能的效果。

2.5 重构优化决策与安全、绿色、免疫控制

上回路是系统总体决策调度与进化设计层, 给出系统的动态性能指标、参考输入和优化参数。传统抗干扰控制方法的设计目标局限于干扰与不确定性影响下的标称性能保持, 即“干扰不变性准则”, 忽视了控制与执行层的可控能力, 导致控制器预设性能指标与系统实际执行能力不匹配的问题。为此, 在DC-UQ理论中, 将上回路优化决策与下回路抗干扰控制进行一体化设计, 在时/空/谱异构空间干扰可控能力量化与复合评估的基础上, 给出与闭环可控能力相匹配的重构优化策略, 克服了自上世纪三十年代以来“干扰不变性准则”的局限性。进一步, 可提出基于多级闭环可控能力的无人系统进化设计思想, 利用上回路决策、小回路估计和全回路评估等技术手段以实现无人系统结构、参数和控制策略的动态交互与双向优化, 为DC-UQ理论与无人系统总体设计的深度融合提供解决途径。

文^[54,55]针对无人机执行机构退化与失效情形下的抗干扰安全控制问题, 首先对机构失效与飞行约束条件下无人机的闭环可控能力进行了量化分析, 在此基础上, 提出了具有动态能力适应性的安全飞行包络与参考指令信号生成策略, 实现了执行机构退化与失效情形下的闭环安全重构。针对干扰与执行机构故障情形下的航天器可靠控制问题, 文^[56]提出了动态观测器与静态可靠性度量相结合的闭环风险评估方法, 并对执行机构剩余寿命进行了实时预测。在此基础上, 文^[57]将执行机构剩余寿命作为上回路决策变量, 提出了一种平衡控制性能和执行机构可靠性的动态调控

策略; 文^[58]基于闭环风险评估结果, 提出了一种含风险约束的上回路参考轨迹生成策略。

近年来, 为提升无人系统自主生存能力, 本团队基于“干扰适应可变性准则”, 建立了安全、绿色与免疫控制等智能无人系统研究新框架^[22,59]。文^[59]讨论了在复杂任务环境下如何实现对干扰和不确定性的自主免疫行为。文^[22]首次提出绿色控制概念, 并针对实际多维任务约束, 从上回路层面对无人系统控制性能指标进行了重构, 将时间、能量、强度、算力等纳入待优化的代价函数, 为实现无人系统“节时、节能、省力、省心”的绿色精细抗干扰控制提供了一类有效解决方案。从应对干扰和不确定性的角度, 安全、绿色、免疫设计思想是无人系统从算法智能、系统智能到行为智能跨越式发展的重要体现。

3 动态闭环不确定性量化: 验证与应用

DC-UQ理论通过揭示无人系统的“全回路、小回路、上回路”多尺度异构特征, 突破了干扰和不确定性深耦合建模表征、可分离/可抗度量分析、动态分离估计、同时补偿、抑制和消纳、闭环重构优化等关键理论方法, 形成了包括“全回路传播机理分析与闭环可控制度量-小回路动态检测与分离估计-上回路重构优化决策”在内的理论研究框架。目前, DC-UQ理论已在机器人控制、航天器伺服机构控制、无人机控制等智能无人系统实际问题中得到验证与应用。下面分别就三个应用案例进行阐述。

3.1 机器人控制: 精细量化与动态分离

机器人交互力控制系统受到摩擦、刚度不确定性、量测噪声等多源异质异构干扰的耦合影响。对于手术机器人、防爆机器人等执行精确操控任务的实际对象而言, 必须对力反馈信号的不确定性进行精细度量, 进而完成动态分离估计、自主风险决策与在线运动规划。因此, 干扰与不确定性的闭环精细量化与动态分离估计是机器人控制的关键问题之一。

针对上述问题, 我们提出了机器人-环境交互力估计系统的不确定性闭环精细量化方法, 实现了无传感交互力估计。具体地, 在交互力控系统干扰与不确定性全回路传播机理表征的基础上, 提出了高斯过程回归和变分贝叶斯估计相结合的不确定性特征参数离/

在线辨识方法, 实现了不确定性闭环精细量化. 进一步, 基于不确定性闭环量化结果和交互力的回路动态特性, 设计自适应观测器实现了交互力和干扰力信号的动态分离. 实验结果表明: 由于在观测器设计中利用了不确定性闭环量化结果, 交互力估计精度明显优于非线性观测器、广义动量观测器等经典交互力估计方法^[23].

3.2 航天器伺服机构控制: 绿色控制与智能测评

航天器控制力矩陀螺(control moment gyro, CMG)具有输出力矩大、能量消耗低等优势, 是空间交会对接、高分对地观测等航天任务中的关键执行机构. 在实际在轨应用中, CMG框架伺服系统受到转子不平衡力矩、框架摩擦、传动误差等干扰与不确定因素的耦合影响, 为此, 需要基于DC-UQ理论, 开展航天器CMG框架伺服系统抗干扰绿色控制与智能测评技术研究.

我们基于干扰生成机理、传播特性、输入通道和框架伺服系统结构特征开展了全回路12种干扰建模、测评和可控能力量化, 并通过灵敏度和补灵敏度函数加权优化方法改进了干扰与噪声的抑制能力. 在此基础上, 根据干扰动态特征设计了基于周期型DO和扩张状态观测器的CMG框架伺服系统小回路干扰分离补偿策略, 实现对多源干扰的认知与分离. 进一步, 在“能量、时间、强度、算力”等多维约束下提高CMG框架伺服系统的自主抗扰能力, 实现节能、节时、省力、省心的绿色控制目标^[60-62].

3.3 无人机控制: 消纳利用与重构优化

传统无人机控制方法大多针对预设任务、理想环境和确定模式. 为了提升复杂干扰与不确定性环境下无人机控制系统安全性, 文^[5]首次提出了同时包含干扰、攻击和故障的无人机安全控制框架. 特别地, 外部干扰和攻击因素加剧了系统的不确定性. 针对气动阻力干扰、执行机构损伤退化等复合干扰与故障情形下旋翼无人机安全飞行控制问题, 文^[53]基于气动阻力干扰闭环传播特性与干扰/控制输入耦合机理分析, 设计了“变阻为升、变抗为用”的无人机气动阻力干扰消纳控制策略. 飞行实验结果表明: 与加速度前馈PD、机理建模补偿控制、干扰观测器控制以及自适应控制四类经典方法相比, 文^[53]所提出的干扰消纳控制方法能够有效提升无人机飞控精度, 并在未引入额外能

耗和噪声的条件下, 等效放大了系统增益.

进一步, 我们开展了干扰、攻击和执行器退化情形下旋翼无人机闭环可控能力量化分析, 无人机抗干扰攻击检测与快速风险响应策略. 具体地, 设计与攻击条件下闭环可控能力相匹配的安全飞行包络与参考指令信号, 实现了上回路安全重构优化^[54,55]. 实验结果表明: 在主动攻击情形下, 通过快速攻击响应与重构优化策略, 无人机安全飞行能力和网络安全控制能力大幅提升^[63,64].

4 智能系统工程应用

智能系统工程是指通过智能算法、智能器件、智能系统和智能环境交互等多维度智能化构建, 赋予实际工程系统以智能感知、决策、行为与进化能力, 以适应现代经济、军事和科技发展的需要. 智能系统工程是人工智能与系统科学、控制科学深度交融的体现. 它是无人系统技术的重要发展趋势, 也是DC-UQ理论研究的主要出发点和落脚点. 20世纪60年代, 控制论创始人维纳就将控制系统与有机体进行了类比, 揭示了两者在信息拓扑等方面的一致性, 为控制科学研究提供了崭新的视角^[65]. 钱学森先生在著作《工程控制论》中, 从系统工程的角度出发对控制理论研究进行了重新梳理, 对后续智能系统工程领域发展产生了深远影响^[2]. 目前, 智能系统工程已在若干领域展现了其广阔的应用前景. 近年来, 埃隆·马斯克领导的SpaceX公司通过其创新的火箭回收技术, 为航天器的可重复使用提供了一种有效技术途径, 显著降低太空探索的成本. 包为民院士针对航天器高可靠、智能化的发展需求, 在国际上率先提出了研发“会学习的运载火箭”的构想^[66,67], 可推广到所有无人系统和智能装备, 使之“边飞边学、终身学习”.

本团队基于DC-UQ理论, 开展了混合可靠性分析、动静混合风险度量、激励重构、智能测试等智能系统工程关键技术攻关, 为风险自主识别预警、智能建模与在线修正、方案与参数智能优化、能力动态演进等无人系统智能化构建提供了重要支撑. 下面将针对上述关键技术进行简要阐述.

4.1 从随机可靠性到混合可靠性分析

传统可靠性分析方法通常将退化因素视作一个服

从特定分布的随机变量。由于无人系统的实时机动特性,许多退化因素往往还具有动态特征,单纯从随机角度开展可靠性分析会导致结果的保守性。为此,我们提出了基于干扰与不确定性随机/动态复合表征的混合可靠性分析策略,建立了考虑动力学不确定性的闭环可靠性判据,为无人系统闭环可靠控制律设计提供了理论依据^[68]。

4.2 从静态风险刻画到动静混合风险度量

风险实时精确度量是提升无人系统生存能力的关键。传统风险刻画方法通常将静态可靠性作为主要的风险度量准则,对干扰、故障、失效等动态风险因素的表征、识别与分离能力不足。在DC-UQ理论中,基于小回路的信号反演解译技术为无人系统风险因素的动态识别与分离估计提供了有力工具。本团队将干扰/故障/失效等风险因素的动态分离估计与传统静态可靠性分析相结合,提出了动静混合风险度量策略,提升了无人系统的自主风险刻画与预警能力^[69]。同时,风险因素的动态分离估计还能够有效降低闭环可靠控制律的保守性。

4.3 从被动感知到主动激励重构

无人系统激励重构是指通过施加特定的控制输入信号(激励信号)来改变无人系统运动模式或信息拓扑,从而提高对干扰与不确定性等风险因素的动态识别、分离和预警能力。传统线性定常系统可观性判据仅与系统系数矩阵相关,难以刻画输入/输出信号类型对风险分离识别能力的影响。事实上,干扰与不确定性的全回路闭环传播与小回路局部反演特性相互耦合,其可分离能力还受到系统输入、输出信号类型的影响。无人系统激励重构策略设计的前提是建立激励信号与干扰可分离度之间的定量关系^[70,71]。为此,我们建立了动态/随机复合干扰与不确定性的可分离性判据^[28],在此基础上提出了无人系统激励重构策略与干扰激励算子的优化设计方法。具体地,利用冗余执行机构设计了激励控制指令,在保证无人系统机动与安全约束的前提下,提升了弱可观干扰/故障的动态识别能力^[72]。

4.4 智能测试与系统进化技术

无人系统与无人装备测试是保证无人化作战等实际任务顺利实施的关键环节之一。目前,各类无人装备

的规模结构日益复杂且应用场景不断拓展,对测试技术的智能化水平提出了更高要求。以离线开环测试为主的传统测试方法主要针对预设任务条件和理想运行模式,缺少针对复杂不确定环境的风险动态认知、实时预警和迭代优化能力,难以满足陌生复杂环境尤其是军事对抗场景下无人装备智能化测试需求。

智能测试是指无人系统在运行过程中可自主进行干扰与不确定性的反演、估计和激励,以获得系统运行状态和风险的认知和量化能力,并对系统总体、核心器件、智能算法三者进行交互优化,实现无人系统的“边飞边测”、“边测边学”和动态演进。围绕上述需求,本团队在DC-UQ理论基础上建立了无人系统智能测试技术框架,以实现复杂不确定任务场景下的在线自主测试和智能风险评估。具体地,针对多源干扰与不确定性等无人系统复合风险因素,利用小回路动态分离技术实现干扰精细在线估计^[28,60],为系统能力动态评估提供了解决方案;考虑干扰交联耦合情形,提出了基于上回路优化的无人装备在线干扰激励行为设计方法^[61,72],可实现复合风险因素的主动识别与实时分离;针对基于智能测试的迭代进化能力需求,提出了基于在线数据的干扰与不确定性元进化策略,实现了干扰认知能力的迭代更新^[39]。

仿生学是智能系统工程研究与实践的重要创新源泉。本团队长期围绕无人系统仿生智能方向开展研究。其中,动态演进与迭代进化是仿生智能的突出体现,“内外兼修、刚柔并济”是智能无人系统的性能特征。与现有的具身智能理论相比,仿生智能在开展“具身”设计的同时,还从“安全、绿色、免疫”等生存智能维度进行无人系统动态闭环设计与优化,以提高适应复杂干扰与不确定性环境、抵御系统内外部风险、自我强化和动态演进的能力,实现“从外功到内功”的无人系统仿生赋能^[22,59]。另一方面,除了智能算法之外,仿生智能还聚焦于“智能组织”和“智能器官”研究,通过仿生感知器件(眼睛)与驱动机构(肌肉)等智能硬件,赋予无人系统“心灵、手巧、眼明、身健”的动态环境交互能力,实现“从软功到硬功”的无人系统研究范式突破。此外,以动静混合风险度量、在线激励重构、智能测试等技术为支撑,无人系统能够自主地适应博弈对抗等复杂任务场景并完成系统能力的动态演进,实现“从协作到博弈”的能力跨越^[63,64]。

基于团队前期理论成果,我们研制了干扰对抗环

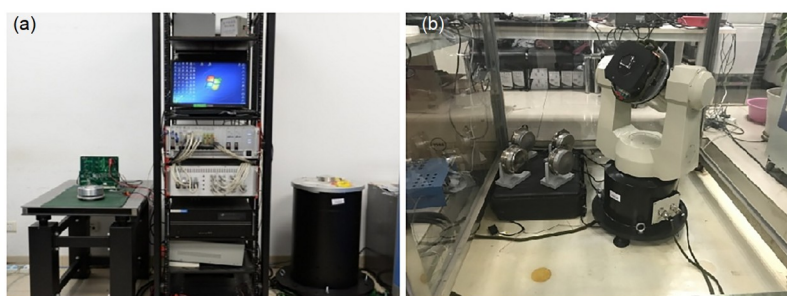


图 3 (网络版彩图) 飞行器全回路动态闭环精细量化分析与测评仪器。(a) 微纳卫星智能测试装置; (b) 全回路动态闭环测评仪器
Figure 3 (Color online) Aircraft entire-loop dynamic closed-loop refined quantitative analysis and evaluation instruments. (a) Intelligent testing device for micro/nano satellite; (b) entire-loop dynamic closed-loop testing and evaluation instrument.

境下微纳卫星和特种无人机智能测试装置,发明了无人飞行器多源干扰全回路动态闭环精细量化分析与测评仪器(如图3),初步实现了干扰与不确定性条件下由算法到器件再到系统总体的进化设计,为基于智能动态测试的无人系统自主进化提供了有力支撑。进一步,我们基于DC-UQ理论,提出了“灵动感知与控制”的智能无人系统一体化设计方案,研制了面向危险、极端、特殊、恶劣(危极特恶)任务场景的空中灵巧作业系统,通过干扰学习进化与动态分离估计策略、复合精细抗干扰控制算法、灵巧操纵机构、安全飞行平台和智能环境交互行为等多维度智能化设计,实现了复杂不确定环境与浮动基座变质心条件下的敏捷机动、精准指向、柔顺捕获、灵巧操纵和安全飞行^[73~75],初步具备了对干扰与不确定性环境的自主学习、重构和迭代进化能力。

5 结论与展望

经过近二十年的发展和完善,DC-UQ理论已成为无人系统控制、设计与测评的重要工具,它通过揭示无人系统“全回路、小回路、上回路”多尺度异构特征,形成了包括“复合表征-分离估计-前馈补偿/反馈抑制/闭环消纳-重构优化-迭代进化”的研究体系,为智能系统工程理论与实践提供了技术途径。

DC-UQ理论与传统UQ、可靠性分析、数字孪生等理论的主要不同点包括: (1) 从开环分析到闭环量化; (2) 从静态分析到动态分离; (3) 从随机表征到复合表征; (4) 从数字孪生到在线激励; (5) 从静态可靠性分析到动静混合风险度量。此外,得益于“全回路、小回路、上回路”研究视角和智能测试与进化等技术突破,传统抗干扰控制方法将不再局限于“服务总体对象”,而是通过以抗干扰控制方法作为神经元赋能算法全面融入无人系统神经、器官和系统的进化设计,实现算法、器官/系统和行为的交互演进,使无人系统在“危极特恶”环境中具备“心灵、手巧、眼明、身健”的能力。

在未来研究工作中,需要进一步将DC-UQ理论、精细抗干扰估计与控制理论和人工智能理论进行深度交叉融合,充分吸收三者的先进指导思想和技术工具,丰富和完善复杂不确定系统设计、分析与优化理论及技术体系。具体研究方向包括:揭示闭环不确定性系统深层拓扑结构、关联耦合特征与信息演化机制,进一步丰富“全回路、小回路、上回路”的系统论内涵;完善干扰与不确定性可分离度/可抗度精细量化理论,将干扰动态激励思想应用于干扰可分离度的在线优化;应用先进的干扰估计、预测、学习与风险预示预警方法提高小回路设计能力;将DC-UQ理论应用于各类无人系统的智能标准化测试与交互设计,为数字孪生技术、智能系统工程理论提供重要研究工具^[76~78]。

参考文献

- 1 Prigogine I, Stengers I. The End of Certainty: Time, Chaos, and the New Laws of Nature. New York: Free Press, 1997
- 2 钱学森. 工程控制论. 北京: 科学出版社, 1958
- 3 Guo L. Estimation, control, and games of dynamical systems with uncertainty (in Chinese). *Sci Sin Inform*, 2020, 50: 1327–1344 [郭雷. 不确定

- 性动态系统的估计、控制与博弈. 中国科学: 信息科学, 2020, 50: 1327–1344]
- 4 Chen W H, Yang J, Guo L, et al. Disturbance-observer-based control and related methods—an overview. *IEEE Trans Ind Electron*, 2015, 63: 1083–1095
 - 5 Guo L, Yu X, Zhang X, et al. Safety control system technologies for UAVs: review and prospect (in Chinese). *Sci Sin Inform*, 2020, 50: 184–194 [郭雷, 余翔, 张霄, 等. 无人机安全控制系统技术: 进展与展望. 中国科学: 信息科学, 2020, 50: 184–194]
 - 6 Guo L, Zhu Y. Composite autonomous anti-disturbance control technologies for systems with multi-source disturbances (in Chinese). The Blue Book of China's Scientific Research Informatization, 2020, 210–220 [郭雷, 朱玉凯. 多源干扰系统复合自主抗干扰控制技术. 中国科研信息化蓝皮书, 2020, 210–220]
 - 7 Zador A, Escola S, Richards B, et al. Toward next-generation artificial intelligence: catalyzing the NeuroAI revolution, arXiv: [2210.08340](https://arxiv.org/abs/2210.08340), 2022
 - 8 Xu Z B. Ten fundamental problems for artificial intelligence: mathematical and physical aspects (in Chinese). *Sci Sin Inform*, 2021, 51: 1967–1978 [徐宗本. 人工智能的10个重大数理基础问题. 中国科学: 信息科学, 2021, 51: 1967–1978]
 - 9 Zheng N N. The new era of artificial intelligence (in Chinese). *Chin J Intell Sci Techno*, 2019: 1–3 [郑南宁. 人工智能新时代. 智能科学与技术学报, 2019, 1: 1–3]
 - 10 Zhou T, Tang T. Recent developments in high order numerical methods for uncertainty quantification. *Sci Sin Math*, 2015, 45: 891–928 [汤涛, 周涛. 不确定性量化的高精度数值方法和理论. 中国科学: 数学, 2015, 45: 891–928]
 - 11 Adams B M, Bohnhoff W J, et al. Dakota, a multilevel parallel object-oriented framework for design optimization, parameter estimation, uncertainty quantification, and sensitivity analysis: version 6.14 user's manual. Technical report, Sandia National Lab, Albuquerque, NM, 2020
 - 12 Bertozzi A L, Luo X, Stuart A M, et al. Uncertainty quantification in graph-based classification of high dimensional data. *SIAM ASA J Uncertainty Quantification*, 2018, 6: 568–595
 - 13 Geraci G, Eldred M S, Gorodetsky A, et al. Recent advancements in Multilevel-Multifidelity techniques for forward UQ in the DARPA sequoia project. In: Proceedings of the AIAA Scitech 2019 Forum, 2019. 0722
 - 14 Huan X, Safta C, Sargsyan K, et al. Global sensitivity analysis and estimation of model error, toward uncertainty quantification in scramjet computations. *AIAA J*, 2018, 56: 1170–1184
 - 15 Kulebakin V. The use of the principle of invariance in physically realizable systems. *Dokl Akad Nauk SSSR*, 1948, 60: 231–234
 - 16 Petrov B N. The invariance principle and the conditions for its application during the calculation of linear and non-linear systems. *IFAC Proc Volumes*, 1960, 1: 127–135
 - 17 Ashby W R. An Introduction to Cybernetics. New York: Wiley, 1956
 - 18 Guo L, Chen W H. Disturbance attenuation for a class of nonlinear systems via disturbance-observer-based approach. *IFAC Proc Volumes*, 2002, 35: 19–24
 - 19 Guo L, Cao S Y. Anti-disturbance Control for Systems with Multiple Disturbances. Boca Raton: CRC Press, 2013
 - 20 Guo L, Cao S. Anti-disturbance control theory for systems with multiple disturbances: a survey. *ISA Trans*, 2014, 53: 846–849
 - 21 Guo L, Chen W H. Disturbance attenuation and rejection for systems with nonlinearity via DOBC approach. *Int J Robust Nonlinear Control*, 2005, 15: 109–125
 - 22 Guo L, Zhu Y K, Qiao J Z, et al. Survival intelligence and safety, immunity and green control technologies for unmanned systems (in Chinese). *Acta Aeronaut Astronaut Sin*, 2022, 43: 366–376 [郭雷, 朱玉凯, 乔建忠, 等. 无人系统生存智能与安全、免疫、绿色控制技术. 航空学报, 2022, 43: 366–376]
 - 23 Wei Y, Lyu S, Li W, et al. Contact force estimation of robot manipulators with imperfect dynamic model: on Gaussian process adaptive disturbance Kalman filter. *IEEE Trans Automat Sci Eng*, 2024, 21: 3524–3537
 - 24 Davison E. The output control of linear time-invariant multivariable systems with unmeasurable arbitrary disturbances. *IEEE Trans Automat Contr*, 1972, 17: 621–630
 - 25 Francis B A, Wonham W M. The internal model principle for linear multivariable regulators. *Appl Math Optim*, 1975, 2: 170–194
 - 26 Ohishi K, Nakao M, Ohnishi K, et al. Microprocessor-controlled DC motor for load-Insensitive position servo system. *IEEE Trans Ind Electron*, 1987, IE-34: 44–49
 - 27 Han J. From PID to active disturbance rejection control. *IEEE Trans Ind Electron*, 2009, 56: 900–906
 - 28 Guo L, Li W, Zhu Y, et al. Composite disturbance filtering: a novel state estimation scheme for systems with multisource, heterogeneous, and isomeric disturbances. *IEEE Open J Ind Electron Soc*, 2023, 4: 387–400

- 29 Chen W H. Disturbance observer based control for nonlinear systems. *IEEE ASME Trans Mechatron*, 2004, 9: 706–710
- 30 Han Z Q. Active Disturbance Rejection Control Technique—the Technique for Estimating and Compensating the Uncertainties. Beijing: National Defense Industry Press, 2009 [韩京清. 自抗扰控制技术——估计补偿不确定因素的控制技术. 北京: 国防工业出版社, 2009]
- 31 Wei X, Guo L. Composite disturbance-observer-based control and H_∞ control for complex continuous models. *Intl J Robust Nonlinear*, 2010, 20: 106–118
- 32 Guo L, Wen X Y. Hierarchical anti-disturbance adaptive control for non-linear systems with composite disturbances and applications to missile systems. *Trans Institute Measurement Control*, 2011, 33: 942–956
- 33 Li W, Tian B, Qiao J, et al. Estimating quasiperiodic disturbance with unknown frequency via expectation–maximization. *IEEE Trans Cybern*, 2022, 52: 6843–6856
- 34 Sun H, Guo L. Neural network-based DOBC for a class of nonlinear systems with unmatched disturbances. *IEEE Trans Neural Netw Learn Syst*, 2016, 28: 482–489
- 35 Wu H N, Liu Z Y, Guo L. Robust L_∞ -gain fuzzy disturbance observer-based control design with adaptive bounding for a hypersonic vehicle. *IEEE Trans Fuzzy Syst*, 2013, 22: 1401–1412
- 36 Zhu Y, Qiao J, Guo L. Adaptive sliding mode disturbance observer-based composite control with prescribed performance of space manipulators for target capturing. *IEEE Trans Ind Electron*, 2018, 66: 1973–1983
- 37 Zhou S, Guo K, Yu X, et al. Fixed-time observer based safety control for a quadrotor UAV. *IEEE Trans Aerosp Electron Syst*, 2021, 57: 2815–2825
- 38 Wen X, Yan P. Disturbance-prediction–based control of input time delay systems for rejection of unknown frequency disturbances. *Intl J Robust Nonlinear*, 2020, 30: 338–350
- 39 Jia J, Zhang W, Guo K, et al. EVOLVER: online learning and prediction of disturbances for robot control. *IEEE Trans Robot*, 2024, 40: 382–402
- 40 Guo L, Wang H. Stochastic Distribution Control System Design: a Convex Optimization Approach. London: Springer, 2010
- 41 Guo L, Yin L P, Wang H, et al. Entropy optimization filtering for fault isolation of nonlinear non-Gaussian stochastic systems. *IEEE Trans Automat Contr*, 2009, 54: 804–810
- 42 Guo L, Cao S, Qi C, et al. Initial alignment for nonlinear inertial navigation systems with multiple disturbances based on enhanced anti-disturbance filtering. *Int J Control*, 2012, 85: 491–501
- 43 Yi Y, Zheng W X, Sun C, et al. DOB fuzzy controller design for non-Gaussian stochastic distribution systems using two-step fuzzy identification. *IEEE Trans Fuzzy Syst*, 2015, 24: 401–418
- 44 Du T, Guo L. Unbiased information filtering for systems with missing measurement based on disturbance estimation. *J Franklin Institute*, 2016, 353: 936–954
- 45 Li W, Guo L. Robust particle filtering with time-varying model uncertainty and inaccurate noise covariance matrix. *IEEE Trans Syst Man Cybern Syst*, 2020, 51: 7099–7108
- 46 Tian B, Wang C, Guo L. Composite anti-disturbance control for non-Gaussian stochastic systems via information-theoretic learning technique. *IEEE Trans Neural Netw Learn Syst*, 2022, 33: 7644–7654
- 47 Guo X, Li W, Cui Y. Joint identification and estimation of imbalance torque in gimbal servo systems via variational Bayes adaptive expectation-maximization. *IEEE Trans Circuits Syst II*, 2024, 71: 2064–2068
- 48 Cao S, Guo L. Multi-objective robust initial alignment algorithm for Inertial Navigation System with multiple disturbances. *Aerospace Sci Tech*, 2012, 21: 1–6
- 49 Jia J, Guo K, Li W, et al. Composite filtering for UWB-based localization of quadrotor UAV with skewed measurements and uncertain dynamics. *IEEE Trans Instrum Meas*, 2022, 71: 1–13
- 50 Li W, Tian B, Liu X, et al. Robust particle filtering with enhanced outlier resilience and real-time disturbance compensation. *J Franklin Institute*, 2021, 358: 2872–2893
- 51 Yu X, Zhu Y, Qiao J, et al. Antidisturbance controllability analysis and enhanced anti-disturbance controller design with application to flexible spacecraft. *IEEE Trans Aerosp Electron Syst*, 2021, 57: 3393–3404
- 52 Johnson C. Accomodation of external disturbances in linear regulator and servomechanism problems. *IEEE Trans Automat Contr*, 1971, 16: 635–644
- 53 Jia J, Guo K, Yu X, et al. Accurate high-maneuvering trajectory tracking for quadrotors: a drag utilization method. *IEEE Robot Autom Lett*, 2022,

- 7: 6966–6973
- 54 Gu Y, Guo K, Zhao C, et al. Fast reactive mechanism for desired trajectory attacks on unmanned aerial vehicles. *IEEE Trans Ind Inf*, 2023, 19: 8976–8984
- 55 Zhou X, Yu X, Guo K, et al. Safety flight control design of a quadrotor UAV with capability analysis. *IEEE Trans Cybern*, 2021, 53: 1738–1751
- 56 Meng Y, Qiao J, Zhu Y, et al. Remaining useful life prediction for spacecraft actuator based on multiplicative fault observer. *IEEE Trans Aerosp Electron Syst*, 2023, 59: 8489–8501
- 57 Zhang J, Liu T, Qiao J. Solving a reliability-performance balancing problem for control systems with degrading actuators under model predictive control framework. *J Franklin Institute*, 2022, 359: 4260–4287
- 58 Bian J, Zhang J C, Guo K X, et al. Risk-aware path planning using CVaR for quadrotors. In: Proceedings of the 2023 6th International Symposium on Autonomous Systems. 2023. 1–6
- 59 Guo L, Yuan Y, Qiao J Z, et al. Immune intelligence of unmanned system (in Chinese). *Acta Aeronaut Astronaut Sin*, 2020, 41: 024618 [郭雷, 袁源, 乔建忠, 等. 无人系统免疫智能技术. *航空学报*, 2020, 41: 024618]
- 60 Cui Y, Qiao J, Zhu Y, et al. Velocity-tracking control based on refined disturbance observer for gimbal servo system with multiple disturbances. *IEEE Trans Ind Electron*, 2021, 69: 10311–10321
- 61 Cui Y, Yang Y, Zhao L, et al. Composite control for gimbal systems with multiple disturbances: analysis, design, and experiment. *IEEE Trans Syst Man Cybern Syst*, 2023, 53: 4789–4798
- 62 Cui Y, Yang Y, Qiao J, et al. A refined anti-disturbance control method for gimbal servo systems subject to multiple disturbances under constraints. *IET Control Theory Appl*, 2023, 17: 1430–1442
- 63 Yu X, Guo L, Zhang Y M, et al. Autonomous Safety Control of Flight Vehicles. Boca Raton: CRC Press, 2021
- 64 Yuan Y, Yang H J, Guo L, et al. Analysis and Design of Networked Control Systems under Attacks. CRC Press, 2018
- 65 Wiener N. Cybernetics or Control and Communication in the Animal and the Machine. Cambridge: the Technology Press, 1948
- 66 Bao W M. Space intelligent control technology enables launch vehicle to “self-learning” (in Chinese). *Acta Aeronaut Astronaut Sin*, 2021, 42: 525055 [包为民. 航天智能控制技术让运载火箭“会学习”. *航空学报*, 2021, 42: 525055]
- 67 Bao W M. A review of reusable launch vehicle technology development (in Chinese). *Acta Aeronaut Astronaut Sin*, 2023, 44: 8–33 [包为民. 可重复使用运载火箭技术发展综述. *航空学报*, 2023, 44: 8–33]
- 68 Zhang J, Lu H, Wang J, et al. Reliability-based anti-disturbance control for systems with parametric stochastic uncertainty: a probabilistic LMI approach. *ISA Trans*, 2024, 149: 295–306
- 69 Zhang J, Wang E, Qiao J, et al. Reliable state feedback control for uncertain linear systems with terminal reliability constraint. *IEEE Trans Syst Man Cybern Syst*, 2024, 54: 2833–2845
- 70 Hausman K, Preiss J, Sukhatme G S, et al. Observability-aware trajectory optimization for self-calibration with application to UAVs. *IEEE Robot Autom Lett*, 2017, 2: 1770–1777
- 71 Shastri A, Paley D A. UAV state and parameter estimation in wind using calibration trajectories optimized for observability. *IEEE Control Syst Lett*, 2020, 5: 1801–1806
- 72 Zhou S, Wang M, Jia J, et al. Fault separation based on an excitation operator with application to a quadrotor UAV. *IEEE Trans Aerosp Electron Syst*, 2024, 60: 4010–4022
- 73 Liu Q, Liu Y, Chen Z, et al. A compact aerial manipulator: design and control for dexterous operations. *J Intell Robot Syst*, 2024, 110: 1–20
- 74 Liu Q, Lyu S, Guo K, et al. A coordinated framework of aerial manipulator for safe and compliant physical interaction. *Control Eng Pract*, 2024, 146: 105898
- 75 Wang M, Chen Z, Guo K, et al. Millimeter-level pick and peg-in-hole task achieved by aerial manipulator. *IEEE Trans Robot*, 2024, 40: 1242–1260
- 76 Xing L, Johnson B W. Reliability theory and practice for unmanned aerial vehicles. *IEEE Internet Things J*, 2022, 10: 3548–3566
- 77 Tu X Y, Ma Z G. Intelligent System Engineering. Beijing: National Defense Industry Press, 2015 [涂序彦, 马忠贵. 智能系统工程. 北京: 国防工业出版社, 2015]
- 78 Tao F, Liu W R, Zhang M, et al. Five-dimension digital twin model and its ten applications (in Chinese). *Comput Integr Manuf Syst*, 2019, 25: 1–18 [陶飞, 刘蔚然, 张萌, 等. 数字孪生五维模型及十大领域应用. *计算机集成制造系统*, 2019, 25: 1–18]

Dynamic closed-loop uncertainty quantification theory with intelligent unmanned systems applications

GUO Lei^{1,2}, LI WenShuo², CUI YangYang¹, ZHU YuKai¹, ZHANG JianChun²,
YU Xiang^{1,2} & BAO WeiMin³

¹ School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China

² Hangzhou Innovation Institute of Beihang University, Hangzhou 310051, China

³ Science and Technology Commission, China Aerospace Science and Technology Corporation, Beijing 100048, China

Disturbances and uncertainties widely exist in practical systems. Cognition and quantification of the disturbances and uncertainties is a key prerequisite for the design, analysis, control, and decision-making of complicated systems. It is also an important pathway towards intelligent systems engineering research and practice. As the practical unmanned autonomous systems are primarily closed-loop systems with real-time feedback structure, the existing uncertainty quantification methods which have mainly focused on open-loop offline calculation and analysis are faced with restricted applicability. In this paper, the dynamic closed-loop uncertainty quantification (DC-UQ) theory for intelligent unmanned systems will be proposed. The emphasis will be placed on how to break through the key technologies including closed-loop refined characterization, dynamic separation estimation, simultaneous compensation/attenuation/absorption, reconstruction optimization, intelligent testing and evaluation, and autonomous system evolution for systems with multi-source disturbances and uncertainties. The theoretical framework of DC-UQ, consisting of “composite characterization-separation estimation-feedforward compensation/feedback attenuation/closed-loop absorption-reconstruction optimization-intelligent testing and evolution”, will be established. The research on DC-UQ will provide a theoretical foundation and technological approach for intelligent systems engineering with “safety, immunity, green”, and contribute to enhancing the autonomy, safety, and reliability of unmanned systems under complex uncertain environments. Finally, the effectiveness and advantages of the DC-UQ theory in practical applications are demonstrated via several typical examples.

unmanned systems, dynamic closed-loop uncertainty quantification, multi-source disturbances and uncertainties, intelligent testing and evolution, intelligent systems engineering

doi: [10.1360/SST-2024-0155](https://doi.org/10.1360/SST-2024-0155)