

旋翼飞行机器人系统建模与主动模型控制理论及实验研究

宋大雷^{1,2} 齐俊桐¹ 韩建达¹ 王越超¹

摘要 为解决旋翼飞行机器人全包线飞行中的参考模型辨识问题和由飞行模式转换、内外部扰动,以及动力学时变所产生的模型失配问题,并消除模型失配对基于参考模型所设计的飞行控制器造成的跟踪性能的影响,本文提出了基于悬停参考模型的系统辨识和主动模型的在线控制策略.通过改进的频域辨识方法和半解耦的简化模型结构,在悬停模态下进行模型拟合和全包线飞行的模型差分析,然后结合自适应集员估计(Adaptive set-membership filter, ASMF)方法提出模型差的在线估计和控制补偿策略来应对统计学未知且有界(Unknown but bounded, UBB)的模型差,以此消除上述模型失配对名义控制器理想条件的破坏所造成的控制性能降低.最后,通过在 ServoHeli-40 旋翼飞行机器人平台的实际飞行对比实验,验证了所提出方法的有效性和现实可行性.

关键词 系统辨识, 旋翼飞行机器人, 主动模型, 自适应集员估计

DOI 10.3724/SP.J.1004.2011.00480

Model Identification and Active Modeling Control for Rotor Fly-robot: Theory and Experiment

SONG Da-Lei^{1,2} QI Jun-Tong¹ HAN Jian-Da¹ WANG Yue-Chao¹

Abstract This paper proposes an active modeling control method, as well as a simplified reference model and a modified frequency identification process, to deal with the model mismatch, which brings errors to nominal controller. The hovering model is identified through the proposed semi-decoupled reference model and the modified frequency identification process. Based on this hovering model and adaptive set-membership filter (ASMF), a scheme of compensation for nominal controller is developed due to the unknown but bounded (UBB) model errors. Flight experiments are done on ServoHeli-40 fly-robot platform to verify the effectiveness of the proposed method in full flight envelope.

Key words System identification, fly-robot with rotary wings, active modeling, adaptive set-membership filter (ASMF)

旋翼飞行机器人逐渐成为典型的无人飞行器(Unmanned aerial vehicle, UAV)研究平台之一.旋翼飞行机器人拓展了无人飞行器潜在的应用价值,具有垂直起降,定点悬停,低空低速飞行等能力,与传统大型直升机相比,旋翼飞行机器人具有更强的机动能力和响应能力.但是,从 80 年代末旋翼飞行机器人概念提出直至今日的近 30 年的研究中,虽然提出大量的控制方法,并且已经解决了悬停与低速飞行条件下镇定与跟踪问题,但是旋翼飞行机器人潜在的机动能力并没有完全被开发,与专业特技飞行操纵手通过人为遥控所获得的机动能力相距甚远,因此,目前自主型旋翼飞行机器人飞行能力无法满足其在民用与军事方面的应用需求.系统动力学模

型辨识复杂与参考模型失配问题是导致现有先进控制方法无法实际应用的重要原因,也是旋翼飞行机器人机动能力无法提升的最为重要的制约因素.

旋翼飞行机器人系统建模需要基于飞行状态与控制数据进行动力学模型的反向拟合,是十分复杂的过程,但这又是对其进行飞行控制不可或缺的关键步骤.对传统大型直升飞机的动力学建模成果在国外文献中已经有了大量的报道,包括倾转旋翼飞行器 XV-15^[1],直升机 BO-105^[2],UH-60^[3],以及 SH-2G^[4],其模型拟合都是从机理建模入手,基于牛顿-欧拉方程确定动力学模型结构和参数,并已经通过实际的飞行试验验证模型的预测能力.但是,此种辨识模型思路对于旋翼飞行机器人并不适合,由于推重比增大,同时旋翼结构更加复杂,旋翼动力学无法通过机理分析建立数学模型,因此从旋翼飞行机器人发展至今,具有试验结果的旋翼飞行机器人建模方法报道很少,比较有代表性的有 Mettler 通过假设旋翼动力学模型结构的方法,联合应用系统辨识与机理建模方法,针对 YAMAHA R-50 小型无人直升机^[5]和 X-Cell 模型级直升机^[6],在特定的飞行模态下建立了 13 阶的线性控制模型描述;同时,

收稿日期 2010-06-10 录用日期 2010-11-03
Manuscript received June 10, 2010; accepted November 3, 2010
国家高技术研究发展计划(863 计划)(7150080050)资助
Supported by National High Technology Research and Development Program of China (863 Program) (7150080050)
1. 中国科学院沈阳自动化研究所机器人学国家重点实验室 沈阳 110016 2. 中国科学院研究生院 北京 100049
1. State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016
2. Graduate School of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080

Subodh 等也对 Raptor 50 V2^[7] 模型级直升机进行了六自由度仿真模型拟合, 都是对于不同飞行模态下进行线性模型辨识, 对于全飞行模态非线性模型的试验验证至今仍然是空白, 因此, 在实际应用中多采用分段线性化的方法进行模型辨识和控制器设计^[8].

Mettler 的旋翼飞行机器人线性模型及其辨识理论^[9] 是当前受到广泛认可的旋翼飞行机器人系统线性模型辨识方法, 理论上可以应用于不同型号旋翼飞行机器人进行基于飞行数据的动力学参考模型拟合. 此种方法首次将旋翼飞行机器人的模型结构分为旋翼动力学与本体动力学两部分, 并通过机理分析与模型结构假设, 确立了参数化的线性模型结构, 然后通过单输入单输出的频域最优估计方法^[2], 基于系统对于扫频输入的响应数据进行传递函数的参数最优求解. 但是, 频域最优估计方法需要初始参数的选择, 初始参数选择若不能保证模型预测无偏, 则会导致频域最优估计方法的直接发散; 同时, 传统的频域的辨识方法仅适合于单输入单输出系统, 需要对传递矩阵计算结果进行单输入单输出的分步辨识, 因此在实际应用中, 对于旋翼飞行机器人系统需要进行反复的大量的经验性尝试, 才能选定初始参数和迭代次数, 尽管如此, 参数耦合严重的模型结构造成的参数超越与不恰当的迭代非线性搜索次数, 经常性地导致频域估计搜索结果发散, 同时也间接地造成控制器设计的困难. 因此, 对于旋翼飞行机器人线性控制参考模型辨识实际应用, 需要解决模型结构化简, 初始参数的选择原则以及频域最优解搜索的收敛判定的问题.

与此同时, 即使上述线性模型可以在某一特定飞行模态下对于旋翼飞行机器人动力学进行较好地描述, 但是飞行模态改变、动力学参数时变以及线性化过程都会引发参考模型的失配, 直接影响基于上述线性模型所设计的控制器的跟踪性能, 尤其是对于模态转换中的过渡状态动力学, 由于变化迅速, 常导致模型严重失配, 造成系统的不稳定^[10]. 解决此问题的方法中, 具有较好的试验结果且最为著名的是采用分段线性化的方法构造切换控制系统^[11], 即在所选取的几个典型飞行模态下, 采用文献 [9] 中的频域辨识方法进行模型辨识, 以多个参考模型为基础构造多飞行模态的控制器. 但是这种手段存在的不足有三点: 首先, 采用频域方法所要求的系统受激励后的数据采集过程困难, 操纵手往往难以在设定的飞行模态内遥控激励系统; 其次, 即便在特定的飞行模态下, 系统动力学仍然会由于内部和外部不确定量, 如质量、机械间隙、空气湿度和气压等, 而发生改变^[12]; 最后, 飞行模态的划定, 除悬停状态可以较好地描述 (速度小于 5 米/秒) 以外, 其他飞行模

态及其过渡过程判断依据模糊, 或者无法通过传感器进行检测. 因此, 要解决以上的参考模型在飞行中的失配问题, 对于旋翼飞行机器人欠驱动性以及动力学时变性, 有必要对于模型差以及不可直接测量状态, 即模型失配程度, 进行在线估计, 并且基于估计结果对基于参考模型所设计的控制器进行在线补偿, 以此来消除全包线飞行中模态转换对控制器的负面影响.

近年来, 序列估计方法的发展为在线建模和基于模型的控制提供了必要的保障^[13]. 首先是基于统计学理论的估计方法, 如著名的卡尔曼滤波 (Kalman filter, KF) 估计方法^[14-16], 这种类型的估计方法尽管应用广泛, 但是在实际系统中的噪声分布若与假设不一致, 如白噪声或均值方差已知噪声, 卡尔曼滤波估计器会产生估计偏差, 甚至导致估计器发散. 因此, 对于大多数实际系统而言, 假设噪声分布未知但有界 (Unknown but bounded, UBB) 更加符合实际情况. 在这种假设下, 集员估计滤波器 (Set-membership filter, SMF) 通过计算可行集的方式对系统未知且有界的状态进行区间估计, 符合上述的实际应用情况^[17-18]. 这样对于旋翼飞行机器人全包线飞行实际应用, 可以基于上述方法进行模型差和不可直接测量状态的估计, 并可基于不确定界的估计结果进行上述的控制器的在线修正, 以此提升系统的跟踪性能和鲁棒性.

本文将以前旋翼飞行机器人参考模型辨识和不确定性估计方法的研究工作为基础, 面向旋翼飞行机器人全包线飞行的实际应用, 针对上述问题, 对现有模型结构和模型参数辨识步骤加以改进, 并结合时域与频域估计方法, 解决参数辨识中的超越问题、收敛性判断问题以及初始值选择问题, 实现快速而高效的特定模态下的参考模型辨识; 同时, 面向旋翼飞行机器人在全包线飞行中应用所存在的模型失配问题, 基于自适应集员估计滤波器 (Adaptive set-membership filter, ASMF), 提出模型差, 即模型失配程度, 在线估计及其控制修正策略, 以保证基于特定飞行模态下的参考模型所设计的控制器在多种飞行模态的实际应用中的鲁棒性和跟踪性能. 最后, 以悬停模态的动力学辨识结果为参考模型, 通过悬停飞行与巡航、急转等飞行模态的切换飞行试验, 验证了所提出方法在应用中的可行性和有效性.

本文的后续内容安排如下: 第 1 节, 针对旋翼飞行机器人现有模型结构, 提出解耦的悬停状态下的参数简化模型, 同时分析其在全包线飞行中的模型不确定性表达; 第 2 节, 为完成参数化模型参数的辨识, 将传统的频域最优估计方法推广到多输入多输出 (Multiple-input multiple-output, MIMO) 系统, 并且结合时域估计方法提出全新的辨识流程, 解

决参数选择、收敛判定问题,并且对新辨识步骤给出了收敛性证明;第3节,基于参考模型以及不确定性的表达形式,提出基于ASMF的模型差边界的在线估计方法和基于模型差不确定界的名义控制器(基于参考模型设计)在线修正策略,解决全包线飞行自主控制问题;第4节,将上述方法进行实际的飞行试验,包括参考模型辨识、模型差估计与模型差修正三部分;最后,总结全文,得出结论.

1 旋翼飞行机器人动力学分析

Mettler等^[9]通过机理分析和系统辨识的手段建立参数化的线性状态空间的控制参考模型,此模型可用方程(1)加以描述:

$$\Delta \dot{\mathbf{X}} = A \Delta \mathbf{X} + B \Delta \mathbf{U} \quad (1)$$

其中

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{X} &= \left(\Delta \dot{u} \ \Delta \dot{v} \ \Delta \dot{p} \ \Delta \dot{q} \ \Delta \dot{\phi} \ \Delta \dot{\theta} \ \dot{a} \ \dot{b} \ \Delta \dot{w} \ \Delta \dot{r} \ \Delta \dot{r}_{fb} \ \dot{c} \ \dot{d} \right)^T \\ \Delta \mathbf{U} &= \left(\Delta \delta_{lat} \ \Delta \delta_{lon} \ \Delta \delta_{ped} \ \Delta \delta_{col} \right)^T \end{aligned}$$

其中, u, v, w 分别是旋翼飞行机器人的纵向、侧向以及垂向速度, p, q, r 分别是滚转角速率、俯仰角速率和航向角速率, a 和 b 分别是主旋翼纵向与侧向舞动角度的一次谐波, c 和 d 分别是稳定小翼的纵向与侧向舞动角度的一次谐波, r_{fb} 是航向角速率镇定陀螺的反馈控制量, δ_{lat} 是侧向控制输入, δ_{lon} 是纵向控制输入, δ_{ped} 是航向控制输入, δ_{col} 是垂向控制输入, \mathbf{X} 是 13×1 状态向量, A 是 13×13 系统矩阵, B 是 13×4 控制矩阵, \mathbf{U} 是 4×1 控制输入. 矩阵 A 和 B 中的参数未知,未知参数形式见文献[9]. 这样,上述所定义的控制量与状态量具有实际的物理意义,同时可用图1本体坐标系进行描述,其中, X 轴为机头方向, Y 轴指向机体右向, Z 轴垂直于 XOY 平面向下,原点 O 为旋翼飞行机器人重心.

系统的测量方程可以根据旋翼飞行机器人平台的传感器配置进行选定,对于一般的旋翼飞行机器人平台,三个轴向的速度、加速度、本体角速率、姿态角度全部可以通过机载传感器进行在线测量,因此测量方程描述如式(2),

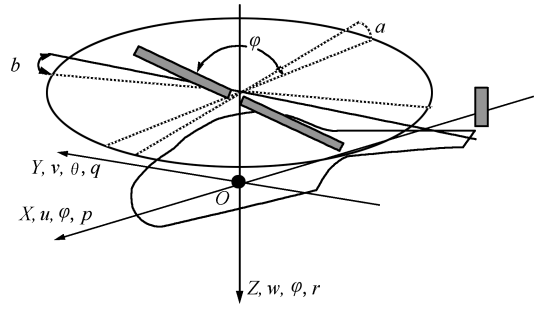


图1 旋翼飞行机器人本体坐标系

Fig. 1 Helicopter with its body-fixed reference frame

$$\begin{aligned} y &= \left(\Delta u \ \Delta v \ \Delta p \ \Delta q \ \Delta \phi \ \Delta \theta \right. \\ &\quad \left. \Delta w \ \Delta r \ a_x \ a_y \ a_z \right)^T = \\ &\quad \begin{pmatrix} I_{6 \times 6} & 0_{6 \times 2} & 0_{6 \times 2} & 0_{6 \times 3} \\ 0_{2 \times 6} & I_{2 \times 2} & I_{2 \times 2} & 0_{2 \times 3} \\ 0_{3 \times 6} & 0_{3 \times 2} & 0_{3 \times 2} & 0_{3 \times 3} \end{pmatrix} \Delta \mathbf{X} + \\ &\quad \begin{pmatrix} 0_{8 \times 10} & 0_{8 \times 3} \\ 0_{3 \times 10} & I_{3 \times 3} \end{pmatrix} \Delta \dot{\mathbf{X}} \end{aligned} \quad (2)$$

其中, $I_{m \times m}$ 是 $m \times m$ 维单位矩阵, $0_{m \times n}$ 是 $m \times n$ 维零矩阵, ϕ 和 θ 分别是滚转角和俯仰角.

方程(1)中包含13个系统状态变量和4个控制变量,以及系统矩阵 A 和控制矩阵 B 中的44个未知参数. 这样,对于控制所使用的参考模型来说,矩阵计算过程十分复杂,同时由于某些参数无法直接测量,因此不能从特定飞行状态(悬停、巡航等)下的输入与输出数据辨识得到. 这一现象被称为参数化超越^[19], 必须对未知参数增加相应的约束才能进行系统辨识. 与此同时,未知参数之间强烈的相关性,以及各控制通道,如纵向与侧向,严重耦合,导致初始参数值难以选择,这样直接针对方程(1)使用基于频域的辨识方法^[2,9]十分复杂且计算代价大,而且试验数据的采集,除悬停模态外,如低速前飞、高速前飞等,对于操纵手的遥控技能需求高,操纵手往往无法在完成系统激励的同时保持在待辨识的飞行模态内.

为了简化参数化的模型结构,使其在降低计算量的同时,在精确度上能够满足控制器设计需求,并且在控制器的设计上抑制模态转换对于控制性能的影响,达到采用单一的易辨识的飞行模态(如悬停模态)对应的模型进行全包线飞行控制的目的. 在此,首先来进行悬停模态模型结构化简. 在悬停模态下,旋翼飞行机器人侧向与前向动力学可以近似解耦,于是可将上述动力学模型结构分解为如下三个部分:

侧向动力学, 前向动力学, 以及垂向和航向的耦合动力学. 每部分之间只有控制矩阵具有耦合参数, 而忽略系统矩阵中的耦合参数, 于是可以将前向与侧向通道的系统矩阵中耦合参数置零, 同时在控制矩阵中增加待辨识的参数来补偿耦合动力学. 这样, 每一部分仅涉及 2 个控制通道和至多 5 个状态变量, 辨识复杂度大大降低, 此三部分模型结构可表示为三组状态方程 (3)~(5).

另外, 对于旋翼飞行机器人常规的飞行任务来说, 飞行模态的转变通常包括悬停 (速度小于 5 米/秒)、低速巡航 (速度大于 5 米/秒且小于 15 米/秒)、高速巡航 (速度大于 15 米/秒) 以及起降模态 (近地距离小于 2 倍主旋翼直径, 存在地效影响), 还有此 4 种模态相互过渡中的瞬态, 而其中只有悬停模态界定最为明确, 其他模态和瞬态大多是经验形式的定义, 难以根据数据准确判定. 因此在悬停状态下辨识系统动力学模型最为简便也最为可行, 同

时此模态下旋翼飞行机器人工作点范围宽, 进行较小的动作就可激励系统, 数据采集危险性最低, 这也是本文采用其作为控制参考模型的重要原因.

但是, 如果仅仅采用悬停状态下对模型 (3)~(5) 的辨识结果来描述全包线飞行中的旋翼飞行机器人系统, 由于上述提及的飞行模态转变导致动力学变化, 就会导致实际系统模型和参考模型产生模型差, 这主要是由于在特征工作点线性化得到的模型在工作点发生变化后不再适合所造成. 在此, 若将由于线性化, 内、外部扰动以及未建模动力学造成的不确定项考虑成加性的过程噪声, 则可以认为此加性噪声与系统状态 X , 时间 t , 以及系统噪声有关. 因此, 为描述上述模型差, 可引入非线性函数 $f(X, \dot{X}, W, t)$ 来描述实际全包线飞行中的模型差, 其中, X 是系统状态, W 是悬停模型的过程噪声. 于是, 全包线飞行中的不确定动力学可以用式 (6) 加以表达:

$$\begin{pmatrix} \Delta \dot{u} \\ \Delta \dot{q} \\ \Delta \dot{\theta} \\ \dot{a} \\ \dot{c} \end{pmatrix} = \Delta \dot{X}_{lon} = \begin{pmatrix} X_u & 0 & -g & X_a & 0 \\ M_u & 0 & 0 & M_a & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & -\frac{1}{\tau_f} & \frac{A_c}{\tau_f} \\ 0 & -1 & 0 & 0 & -\frac{1}{\tau_f} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta u \\ \Delta q \\ \Delta \theta \\ a \\ c \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} X_{lon} & X_{lat} \\ M_{lon} & M_{lat} \\ 0 & 0 \\ A_{lon} & A_{lat} \\ C_{lon} & C_{lat} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \delta_{lon} \\ \delta_{lat} \end{pmatrix} =$$

$$A_{lon} \Delta X_{lon} + B_{lon} \Delta u_{lon}$$

$$y_{lon} = \begin{pmatrix} I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 2} \end{pmatrix} \Delta X_{lon} = C_{lon} \Delta X_{lon} \quad (3)$$

$$\begin{pmatrix} \Delta \dot{v} \\ \Delta \dot{p} \\ \Delta \dot{\phi} \\ \dot{b} \\ \dot{d} \end{pmatrix} = \Delta \dot{X}_{lat} = \begin{pmatrix} Y_u & 0 & g & Y_a & 0 \\ L_u & 0 & 0 & L_a & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & -\frac{1}{\tau_f} & \frac{B_d}{\tau_f} \\ 0 & -1 & 0 & 0 & -\frac{1}{\tau_f} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta v \\ \Delta p \\ \Delta \phi \\ b \\ d \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} Y_{lon} & Y_{lat} \\ L_{lon} & L_{lat} \\ 0 & 0 \\ B_{lon} & B_{lat} \\ D_{lon} & D_{lat} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \delta_{lon} \\ \delta_{lat} \end{pmatrix} =$$

$$A_{lat} \Delta X_{lat} + B_{lat} \Delta u_{lat}$$

$$y_{lat} = \begin{pmatrix} I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 2} \end{pmatrix} \Delta X_{lat} = C_{lat} \Delta X_{lat} \quad (4)$$

$$\begin{pmatrix} \Delta \dot{w} \\ \Delta \dot{r} \\ \Delta \dot{r}_{fb} \end{pmatrix} = \Delta \dot{X}_{yaw-heave} = \begin{pmatrix} Z_w & Z_r & 0 \\ N_w & N_r & -N_{ped} \\ 0 & K_r & -K_{r_{fb}} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta w \\ \Delta r \\ \Delta r_{fb} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} Z_{ped} & Z_{col} \\ N_{ped} & N_{col} \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \delta_{ped} \\ \delta_{col} \end{pmatrix} =$$

$$A_{yaw-heave} \Delta X_{yaw-heave} + B_{yaw-heave} \Delta u_{yaw-heave}$$

$$y_{yaw-heave} = \begin{pmatrix} I_{2 \times 2} & 0_{2 \times 1} \end{pmatrix} \Delta X_{yaw-heave} = C_{yaw-heave} \Delta X_{yaw-heave} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{X}} &= \mathbf{A}_0 \mathbf{X} + \mathbf{B}_0 \mathbf{U} + \mathbf{B}_f f(\mathbf{X}, \dot{\mathbf{X}}, W, t) \\ \mathbf{Y} &= \mathbf{C} \mathbf{X} \end{aligned} \quad (6)$$

其中

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_0 &= \text{diag}\{A_{lon}, A_{lat}, A_{yaw-heave}\} \\ \mathbf{B}_0 &= \begin{pmatrix} B_{lon}^T & B_{lat}^T & B_{yaw-heave}^T \end{pmatrix}^T \\ \mathbf{U} &= \begin{pmatrix} \delta_{lon} & \delta_{lat} & \delta_{ped} & \delta_{col} \end{pmatrix}^T \\ \mathbf{C} &= \text{diag}\{C_{lon}, C_{lat}, C_{yaw-heave}\} \\ \mathbf{B}_f &= I_{13 \times 13} \end{aligned}$$

\mathbf{A}_0 与 \mathbf{B}_0 可以在悬停模式下进行参数辨识, 而 $f(\mathbf{X}, \dot{\mathbf{X}}, W, t) \in \mathbf{R}^{13}$, 即模型差或参考模型失配程度, 要通过在线估计方法进行估计, 并消除其对基于参考模型控制器的影响, 故在以下部分将分别阐述悬停模型的高效参数辨识方法, 模型差的在线估计方法以及模型差的在线修正策略。

2 基于频域估计的多维系统辨识方法

2.1 SISO 模型参数频域估计方法^[2, 9]

线性系统的输入与输出可通过频率响应函数 (7) 加以描述:

$$Y(j\omega) = H(j\omega)U(j\omega) \quad (7)$$

其中, $U(j\omega)$ 和 $Y(j\omega)$ 分别是系统输入 $u(t)$ 和系统输出 $y(t)$ 的傅里叶变换, $H(j\omega)$ 是系统脉冲响应的傅里叶变换函数。

对于离散采样系统, $u(t)$ 和 $y(t)$ 是有限长度的离散样本, 则可以通过离散傅里叶变换 (Discrete Fourier transform, DFT) 在频域描述输入与输出的关系^[20], 如式 (8) 和 (9):

$$Y(jw_k) = \sum_{n=0}^{N-1} y(t_n) e^{-jw_k t_n}, \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (8)$$

$$U(jw_k) = \sum_{n=0}^{N-1} u(t_n) e^{-jw_k t_n}, \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (9)$$

其中, $w_k = k\Omega_s$ 是离散频率点, $\Omega_s = 2\pi/(NT_s)$ 是频率采样间隔, T_s 是采样时间间隔, $N = T_d/T_s$ 是采样点数, T_d 是采样数据段长度。

输入的自相关密度函数 $G_{uu}(j\omega)$ 和输入输出协相关密度函数 $G_{uy}(j\omega)$ 可以用式 (10) 和 (11) 加以

估计:

$$\hat{G}_{uu}(jw_k) = \frac{2}{N_d T_d} \sum_{n_d=1}^{N_d} U_{n_d}(jw_k) U_{n_d}^*(jw_k) \quad (10)$$

$$\hat{G}_{uy}(jw_k) = \frac{2}{N_d T_d} \sum_{n_d=1}^{N_d} Y_{n_d}(jw_k) U_{n_d}^*(jw_k) \quad (11)$$

这样, 离散频率点 ω_k 的频率响应估计如式 (12):

$$\hat{H}(jw_k) = \frac{\hat{G}_{uy}(jw_k)}{\hat{G}_{uu}(jw_k)} \quad (12)$$

在此, 定义幅值的协相关函数 γ_{uy}^2 来描述 $u(t)$ 与 $y(t)$ 之间的关联程度:

$$\gamma_{uy}^2 = \frac{|G_{uy}|^2}{|G_{uu}| |G_{yy}|} \quad (13)$$

其中, $G_{yy}(j\omega)$ 是输出自相关频谱密度函数。频域估计误差优化函数定义如下:

$$J = \sum_{i=1}^{n_\omega} \boldsymbol{\varepsilon}(\omega_i, \Theta)^T W(\omega_i) \boldsymbol{\varepsilon}(\omega_i, \Theta) \quad (14)$$

其中, ω_i 是频率点, $\boldsymbol{\varepsilon}(\omega_i, \Theta)$ 是基于待辨识模型参数向量 Θ 的当前估计值预测得到的系统输出幅值偏差和相位偏差所组成的向量; $W(\omega_i)$ 是优化权重矩阵。

这样, 对于单输入单输出系统 (Single-input single-output, SISO), 待辨识参数 Θ 可以通过最小化代价函数 (14) 获得。于是, SISO 的旋翼飞行器辨识方法可以用图 2 进行描述, 其中, 频域优化代价函数是复杂非线性形式, 可以通过余割搜索^[19] 的数值方法迭代求解 Θ 。

2.2 MIMO 增强型的频域估计方法

对于多输入多输出 (MIMO) 的线性参数化状态空间模型

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{X}} = \mathbf{A}(\Theta) \mathbf{X} + \mathbf{B}(\Theta) \mathbf{U} \\ \mathbf{Y} = \mathbf{C}(\Theta) \mathbf{X} \end{cases} \quad (15)$$

其中, Θ 是未知的待估计参数, \mathbf{X} 是 $n \times 1$ 维的状态向量, \mathbf{U} 是 $r \times 1$ 维的控制输出控制输入, \mathbf{Y} 是 $p \times 1$ 维输出, \mathbf{A} 是 $n \times n$ 系统矩阵, \mathbf{B} 是 $n \times r$ 控制矩阵, \mathbf{C} 是 $p \times n$ 测量矩阵。

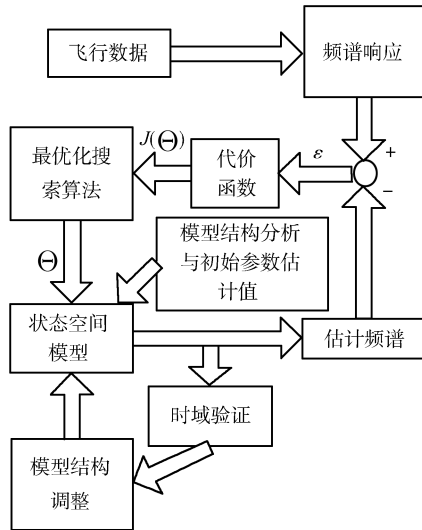


图2 SISO 系统频域参数最优估计流程

Fig. 2 Flowchart of the frequency-domain identification process for SISO system

对于 MIMO 系统 (15), 第 2.1 节中的 SISO 代价函数 (14) 不再适用, 只能选取单一的输入输出对分别计算相应系统参数, 计算繁琐, 因此需要设计新的可以描述全部 MIMO 输入与输出对的优化指标函数。

对于 MIMO 线性参数化状态空间模型 (15), 其脉冲响应矩阵可以表达为

$$T(j\omega, \Theta) = C(\Theta)[j\omega I - A(\Theta)]^{-1}B(\Theta) + D(\Theta) \quad (16)$$

这样, 如果选取了离散的特征频率点, 那么, 基于原优化指标函数 (14) 的表达形式, 可以定义新的优化指标函数如下:

$$J_M = \sum_{l=1}^{n_T} \left\{ \sum_{k=1}^n W_\gamma \left[W_g (\Delta | \cdot |)_l^2 + W_p (\Delta \angle)_l^2 \right] \right\} \quad (17)$$

其中, $\Delta | \cdot |_l$ 是第 l 个脉冲响应函数在 ω_k 点的输出预测幅值和实际输出响应测量幅值的偏差, $\Delta \angle_l$ 是第 l 个脉冲响应函数在 ω_k 点的输出预测相位和实际输出响应测量相位的偏差; W_γ 是取决于幅值协相关函数的权重矩阵, W_g 和 W_p 分别是幅值和相位估计平方差的权重矩阵, n_T 是 $T(j\omega, \Theta)$ 矩阵的元素数量. 这样, 只需将图 2 中描述的频域估计方法的代价函数替换为式 (15), 就可以直接应用到线性 MIMO 状态空间模型辨识。

然而, 上述方法的辨识流程在实际应用中会存在如下两个问题: 1) 由于采用余割的搜索方法^[20], 待辨识参数的初始估计值需要人为选定, 这一工作需要基于大量的飞行数据进行人为的手工尝试, 没

有固定的选取规则; 2) 迭代过程并没有收敛判断准则, 也需要人为选定迭代次数, 然后反复尝试才能搜索到最优参数估计值, 经验性因素大, 经常得到的是次优解, 无法得到参数的无偏估计, 甚至引起非线性迭代搜索数值不稳定问题, 从而造成迭代发散。

针对以上两个应用问题, 下面分别从初始值选取和迭代过程收敛判断准则这两方面给出解决方案, 以及改进后的辨识流程的收敛性理论证明. 为了获得待辨识参数的初始估计值, 定义如下一步预测偏差准则:

$$J = \sum_{t=1}^N \left\| \hat{\mathbf{X}}_{t+1} - \mathbf{X}_{t+1} \right\|^2 \quad (18)$$

其中

$$\hat{\mathbf{X}}_{t+1} = \mathbf{X}_t + dt(A(\theta)\mathbf{X}_t + B(\theta)\mathbf{U}_t)$$

是 t 时刻的系统状态一步预测, dt 是采样时间, 若设列向量 $\hat{\theta}_i$ 代表矩阵 $\begin{bmatrix} A(\theta) & B(\theta) \end{bmatrix}$ 中第 i 行的待辨识参数, 可以得到:

$$\hat{\mathbf{X}}_{i,t+1} = \phi_{i,t} \hat{\theta}_i + \mathbf{F}_{i,t} \quad (19)$$

其中, $\phi_{i,t}$ 是 t 时刻 $\hat{\theta}_i$ 所对应的系数向量, $\mathbf{F}_{i,t}$ 是一步预测向量 $\hat{\mathbf{X}}_{t+1}$ 的已知部分。

设

$$\hat{\mathbf{Q}}_{i,t} = \hat{\mathbf{X}}_{i,t+1} - \mathbf{F}_{i,t}$$

于是有:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{Q}}_i = \phi_i \hat{\theta}_i &\Rightarrow \left\| \hat{\mathbf{X}}_i - \mathbf{X}_i \right\| = \\ &\left\| (\hat{\mathbf{X}}_i - \mathbf{F}_i) - (\mathbf{X}_i - \mathbf{F}_i) \right\| = \\ &\left\| \mathbf{Q}_i - \hat{\mathbf{Q}}_i \right\| = \left\| \mathbf{Q}_i - \phi_i \hat{\theta}_i \right\| \Rightarrow \\ &\sum_{t=1}^N \left\| \hat{\mathbf{X}}_{t+1} - \mathbf{X}_{t+1} \right\|^2 = \sum_{i=1}^n \left\| \hat{\mathbf{X}}_i - \mathbf{X}_i \right\|^2 = \\ &\sum_{i=1}^n \left\| \mathbf{Q}_i - \phi_i \hat{\theta}_i \right\|^2 = \sum_{i=1}^n J_i \end{aligned} \quad (20)$$

其中

$$\hat{\mathbf{Q}}_i = (\hat{Q}_{i,1}, \hat{Q}_{i,2}, \dots, \hat{Q}_{i,N})$$

$$\hat{\mathbf{X}}_i = (\hat{X}_{i,1}, \hat{X}_{i,2}, \dots, \hat{X}_{i,N})$$

$$\mathbf{F}_i = (F_{i,1}, F_{i,2}, \dots, F_{i,N})$$

为了最小化指标函数 (18), 即 $\sum_{t=1}^N \left\| \hat{\mathbf{X}}_{t+1} - \mathbf{X}_{t+1} \right\|^2$, 则 $\hat{\theta}_i$ 必须满足:

$$\forall i, \text{ 有 } \left(\frac{\partial J_i}{\partial \theta_i} \right) \hat{\theta}_i = 0$$

于是, 通过线性回归优化可以求解待辨识参数的初始估计值 $\hat{\theta}_i$ 如下:

$$\hat{\theta}_i = \left(\phi_i^T \phi_i\right)^{-1} \phi_i^T Q_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (21)$$

对于迭代过程的收敛判断准则, 定义其判定不等式如下:

$$\|A^{(i+1)} - A^{(i)}\| + \|B^{(i+1)} - B^{(i)}\| < \varepsilon \quad (22)$$

其中, $A^{(i)}$ 是对 $A(\theta)$ 第 i 行未知元素的估计, $B^{(i)}$ 是对 $B(\theta)$ 第 i 行元素的估计, $\varepsilon \in \mathbf{R}$ 是可手工调整的阈值. 为了保证非线性最优搜索算法的稳定, 必须避免参数突变^[19], 在此使用如下更新策略:

$$A_{(s+1)} = (1 - \alpha)A_{(s)} + \alpha\bar{A} \quad (23)$$

$$B_{(s+1)} = (1 - \alpha)B_{(s)} + \alpha\bar{B} \quad (24)$$

其中, $\alpha \in (0, 1)$, \bar{A} 和 \bar{B} 是通过最小化代价函数 (17) 所得到的参数当前估计值, $A_{(s)}$ 是 A 在第 s 次的估计值, $B_{(s)}$ 是 B 在第 s 次的估计值.

这样, 增强型的频域辨识过程可通过如下步骤实现:

步骤 1. 设定 $s = 1$, 然后利用方程 (21) 最小化代价函数 (18), 计算待辨识参数的初始估计值, 得到 $A_{(0)}$ 和 $B_{(0)}$;

步骤 2. 基于方程 (7) ~ (11) 计算系统测量数据的响应函数, 并选取对象的特征频率点 $(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)$;

步骤 3. 用代价函数 (17) 代替原有函数, 并按照图 2 中描述的流程计算参数最优解, 得到 $(\bar{A}, \bar{B}) = \min_{\theta} J_M(\theta)$;

步骤 4. 根据更新策略式 (23) 和 (24) 计算 $A_{(s+1)}$ 和 $B_{(s+1)}$;

步骤 5. 如果不满足式 (22) 条件, 则取 $s = s + 1$ 并退回步骤 2; 否则迭代结束, 得到 $\hat{A} = A_{(s+1)}$, 以及 $\hat{B} = B_{(s+1)}$.

此增强型的频域辨识流程的收敛性可通过如下定理进行描述:

定理 1. 通过最小化代价函数 (18) 所得到参数初始估计值 $\hat{\theta}$ 是真实值 θ 的无偏且一致的估计, 且增强型的辨识流程满足:

$$\lim_{s \rightarrow \infty} [A_{(s)} \quad B_{(s)}] = [A \quad B]$$

证明.

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_i &= \left(\phi_i^T \phi_i\right)^{-1} \phi_i^T Q_i \Rightarrow E\{\hat{\theta}_i\} = \\ &E\left\{\left(\phi_i^T \phi_i\right)^{-1} \phi_i^T Q_i\right\} = \\ &E\left\{\left(\phi_i^T \phi_i\right)^{-1} \phi_i^T (\phi_i \theta_i)\right\} = \\ &E\left\{\left(\phi_i^T \phi_i\right)^{-1} (\phi_i^T \phi_i) \theta_i\right\} = \theta_i \end{aligned}$$

又

$$\begin{aligned} \text{cov}\{\theta_i^{(N)}\} &= \\ E\left\{\left(\phi_i^T \phi_i\right)^{-1} \phi_i^T (\theta_i - \hat{\theta}_i)(\theta_i - \hat{\theta}_i)^T \phi_i \left(\phi_i^T \phi_i\right)^{-1}\right\} &= \\ \sigma^2 \left(\phi_i^T \phi_i\right)^{-1} \Rightarrow & \\ \lim_{N \rightarrow \infty} \text{tr}\{\text{cov}\{\theta_i^{(N)}\}\} &= \\ \lim_{N \rightarrow \infty} \text{tr}\left\{\sigma^2 \left(\phi_i^T(N) \phi_i(N)\right)^{-1}\right\} &= \\ \lim_{N \rightarrow \infty} \text{tr}\left\{\frac{1}{N} \sigma^2 \left(\frac{1}{N} \phi_i^T(N) \phi_i(N)\right)^{-1}\right\} &= 0 \end{aligned}$$

其中 $\text{tr}(X)$ 代表矩阵 X 的迹, 因为 $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_n)$, 所以 $\hat{\theta}$ 是 θ 的无偏一致估计.

对于由幅值与相角二次型所组成的代价函数, 已经证明当且仅当迭代初始值^[17] $\hat{\theta}$ 是 θ 的无偏一致估计时, 有:

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \begin{bmatrix} \hat{A}(N) & \hat{B}(N) \end{bmatrix} = [A \quad B]$$

其中, N 是所选取特征频率点的个数. 这样, 再考虑优化结果更新式 (23) 和式 (24), 并且对于第 s 次迭代, 有:

$$E\{(1 - \alpha)\theta_{(s)} + \alpha\bar{\theta}\} = \theta$$

其中, $\bar{\theta}$ 是最小化代价函数 (18) 所得到的参数估计值, 则第 s 次迭代的估计是无偏且一致的, 再考虑对于第 s 次迭代选择不同的特征频率点进行估计有:

$$\lim_{s \rightarrow \infty} [A_{(s)} \quad B_{(s)}] = [A \quad B]$$

□

3 基于 ASMF 的主动模型控制方法

在第 1 节和第 2 节中, 已经可以通过改进的辨识步骤和简化的动力学模型得到悬停模态下的系统动力学模型, 但是动力学模型结构与参数仅仅适用于悬停飞行模态, 而对于多种飞行模态频繁转变的全包线飞行, 模型的结构与参数不再适用, 将产生较大的偏离, 如方程 (6) 所描述. 这样时变的动力学以

及未知的系统过程扰动所产生的模型差会直接影响基于悬停参考模型所设计的控制器, 在实际飞行中会产生跟踪误差, 且无法被基于参考模型所设计的控制器所修正. 在本节中将从模型差的在线估计和基于估计结果的修正策略两方面来解决上述问题.

3.1 基于 ASMF 的系统模型差估计

为了消除模型差对控制系统的影响, 基于第 1 节对于悬停参考模型的模型差分析结果 (6), 模型差必须被在线实时地估计并反馈给控制器进行在线修正, 因此在本节将阐述采用联合估计, 基于自适应集员估计滤波器 (ASMF) 在线获得模型差的估计值及其不确定边界的方法, 而基于估计结果的修正策略将在下一节中讨论.

联合估计是一种同时估计模型参数和系统状态的在线估计思路^[21], 它将系统的待估参数考虑为状态变量, 通过扩展原始系统状态方程达到联合估计的目的. 通过联合估计方法可以在估计系统状态的同时达到参数辨识的目的, 已经被多种自适应控制理论所采用^[22-23]. 本节也是采用这一思路进行模型差的在线估计.

首先设定系统扩展状态:

$$X^a = \begin{pmatrix} X & f^T \end{pmatrix}^T$$

于是, 带有模型差项 f 的系统状态方程 (6) 可转化为如下形式:

$$\begin{aligned} X_{k+1}^a &= A_d^a X_k^a + B_d^a U_k + W_k^a \\ Y_k &= C_d^a X_k^a + V_k \end{aligned} \quad (25)$$

其中

$$A_d^a = \begin{pmatrix} A_d & B_f \\ 0_{13 \times 13} & I_{13 \times 13} \end{pmatrix}, \quad B_d^a = \begin{pmatrix} B_d \\ 0_{13 \times 4} \end{pmatrix},$$

$$C_d^a = \begin{pmatrix} C_d & 0_{8 \times 13} \end{pmatrix}, \quad W^a = \begin{pmatrix} W^T & h^T \end{pmatrix}^T,$$

$$B_f = I_{13 \times 13}$$

f 是 13×1 维的模型差向量, k 是采样时刻, $I_{m \times m}$ 是 $m \times m$ 维单位矩阵, $0_{m \times n}$ 是 $m \times n$ 维零矩阵, $\{A_d, B_d, C_d\}$ 是系统 $\{A_0, B_0, C\}$ 离散化后的表达式.

在上述的转化中, 考虑到飞行控制系统采样频率在 50 Hz 以上, 可假设系统模型差是慢变过程, 即

$$\dot{f} = 0 + w_f \Rightarrow f_{k+1} = f_k + w_f$$

其中, w_f 是模型差的过程驱动噪声, f_k 是在 k 时刻模型差 f 的离散化值.

通过上述的转化, 将模型差以状态形式导入状态方程, 可以采用多种估计方法对方程 (25) 进行估计. 然而, 通过上述分析可知, 系统模型来自于模型线性化、忽略的动力学、扰动以及参数的时变, 是在全包线飞行中, 过程噪声向量 W^a 统计学分布特性无解析表达^[24], 于是卡尔曼型滤波器需要已知噪声扰动特性, 是一种基于统计学的常规滤波方法, 不再适用.

考虑到自适应集员估计滤波器 (ASMF) 是一种基于不确定界型的估计器^[18], 不需要噪声的统计学特性, 只是要求其有界, 它不仅能够估计得到系统状态值, 而且可以得到相应的不确定界. 此不确定界可以为控制器的鲁棒性提供保证, 在第 3.2 节中, 本文将基于此估计的不确定界给出模型差的在线修正方法.

在此, 设定 Q^a 与 R^a 分别是系统过程噪声与测量噪声的椭圆界限对角矩阵, r_m 是 R^a 的最大特征根, p_m 是 $C^a P_{k|k-1} (C^a)^T$ 的最大特征根. 第 i 个增广状态的椭圆界限为 $(\hat{X}_i^a - \sqrt{P_{ii}}, \hat{X}_i^a + \sqrt{P_{ii}})$, 其中, P_{ii} 是 P 矩阵的第 i 个对角元素. 这样, 可以建立如下的自适应集员滤波器:

$$\left\{ \begin{aligned} \rho_k &= \frac{\sqrt{r_{mk}}}{\sqrt{r_{mk}} + \sqrt{p_{mk}}} \\ W_k &= \frac{C^a P_{k|k-1} (C^a)^T}{1 - \rho_k} + \frac{R^a}{\rho_k} \\ K_k &= \frac{P_{k|k-1} (C^a)^T W_k^{-1}}{1 - \rho_k} \\ \delta_k &= 1 - (Y_k - C^a \hat{X}_{k|k-1}^a)^T W_k^{-1} (Y_k - C^a \hat{X}_{k|k-1}^a) \\ \hat{X}_{k|k}^a &= \hat{X}_{k|k-1}^a + K_k (Y_k - C^a \hat{X}_{k|k-1}^a) \\ P_{k|k} &= \delta_k \left(\frac{P_{k|k-1}}{1 - \rho_k} - \frac{P_{k|k-1} (C^a)^T W_k^{-1} C^a P_{k|k-1}}{1 - \rho_k} \right) \\ \hat{X}_{k+1|k}^a &= A_d^a \hat{X}_{k|k}^a + B_d^a U_k \\ \beta_k &= \frac{\sqrt{\text{tr}(Q^a)}}{\sqrt{\text{tr}(Q^a)} + \sqrt{\text{tr}(A_d^a P_{k|k} (A_d^a)^T)}} \\ P_{k+1|k} &= \frac{A_d^a P_{k|k} (A_d^a)^T}{1 - \beta_k} + \frac{Q^a}{\beta_k} \end{aligned} \right. \quad (26)$$

3.2 模型差修正策略

为了完全消除方程 (25) 描述的模型差对控制的影响, 由方程 (25) 可知, 要满足如下等式:

$$B_d U_k + B_f f_k = B_d U_k^0 \quad (27)$$

其中, U_k^0 是由基于悬停模态参考模型设计的控制器的输出, 此控制器可以是任何控制方法, 如 PID 控制、模型参考控制、 H_∞ 控制等, 并不影响修正策略

的结果. 本节将对基于模型 (3)~(5) 所设计的任何形式的控制器加以补偿, 以得到补偿后的输出 U_k , 以此最大限度地保持名义控制器在理想控制条件下的性能.

然而, 时刻 k 的控制系统输入 U_k 并不能从方程 (27) 直接求解, 原因如下:

1) 由于旋翼飞行机器人是欠驱动系统, k 时刻系统输入 U_k 的维数远小于 f_k , 这样只能得到式 (27) 的近似解;

2) f_k 估计结果是一个不确定集合, ASMF 稳定性与其相关, 需要静态优化方法加以求解.

在此, 首先引入如下的二次型代价函数来解决 问题 1):

$$U_k^* = \arg \min_{U_k} J_k(U_k)$$

$$J_k(U_k) = (B_d U_k + B_f f_k - B_d U_k^0)^T \times H (B_d U_k + B_f f_k - B_d U_k^0) \quad (28)$$

其中, H 是可以手工调整的正定权重矩阵.

另一方面, f_k 来自于第 4.1 节中 ASMF 的估计结果, 这样, 其数值稳定性对于整个在线控制器尤为重要, 即上述问题 2). 而从式 (26) 可以看到, ASMF 算法的稳定性与系统补偿后的输入 U_k 具有直接联系, 其稳定性可以通过稳定性指标 δ_k 反映出来, 可表示为

$$\delta_k = 1 - (Y_k - C_d^a \hat{X}_{k|k-1}^a)^T \times W_k^{-1} (Y_k - C_d^a \hat{X}_{k|k-1}^a) = 1 - (Y_{k+1} - C_d^a (A_d^a \hat{X}_{k|k}^a + B_d^a U_k))^T \times W_k^{-1} (Y_{k+1} - C_d^a (A_d^a \hat{X}_{k|k}^a + B_d^a U_k)) \quad (29)$$

δ_k 直接反映 ASMF 估计结果的有效性和数值稳定性^[18], 即当 $\delta_k > 0$, 结果有效且稳定.

定义

$$J_k^\delta(U_k, Y_{k+1}) = (Y_{k+1} - C_d^a (A_d^a \hat{X}_{k|k}^a + B_d^a U_k))^T \times W_k^{-1} (Y_{k+1} - C_d^a (A_d^a \hat{X}_{k|k}^a + B_d^a U_k)) \quad (30)$$

这样, 从式 (29) 可以得到, 保证 $\delta_{k+1} > 0$ 的充分条件是 $J_k^\delta(U_k, Y_{k+1})$ 在估计结果 $\hat{X}_{k|k}^a$ 处的取值的最大值应小于或等于 1, 即

$$J_k^{\delta*}(U_k, Y_{k+1}) = \max_{\hat{X}_{k|k}^a} J_k^\delta(U_k, Y_{k+1}) = \max_{\hat{X}_{k|k}^a} \left\{ \left[Y_{k+1} - C_d^a (A_d^a \hat{X}_{k|k}^a + B_d^a U_k) \right]^T \times W_k^{-1} \left[Y_{k+1} - C_d^a (A_d^a \hat{X}_{k|k}^a + B_d^a U_k) \right] \right\} \leq 1 \quad (31)$$

显然, δ_k 越大, 说明 ASMF 算法估计值的可靠性越高, 算法越稳定. 因此, 需要求解到 U_k 使得

$J_k^{\delta*}(U_k, Y_{k+1})$ 尽量小, 即,

$$J_k^{\delta*}(Y_{k+1}) = \min_{U_k} J_k^{\delta*}(U_k, Y_{k+1}) \quad (32)$$

综合考虑系统修正量指标式 (28) 和可靠性指标式 (31), 引入如下的优化指标函数 $J_k(U_k)$,

$$*U_k = \arg \min_{U_k} \bar{J}_k(U_k)$$

$$\bar{J}_k(U_k) = J_k(U_k) + \alpha J_k^{\delta*}(U_k, Y_{k+1}) \quad (33)$$

其中, $\alpha = 1 - \delta_k \in \mathbf{R}$ 是正常数, 直接与当前时刻滤波器有效指标 δ_k 相关.

考虑到 $J_k(U_k) > 0$, 这样可在 $\frac{\partial J_k(U_k)}{\partial U_k} = 0$ 处得到最小化 $\frac{\partial J_k(U_k)}{\partial U_k} = 0$ 所对应的控制量, 即

$$\frac{\partial J_k(U_k)}{\partial U_k} = 2(MU_k + N) \quad (34)$$

其中

$$M = B_d^T H B_d + \alpha (B_d^a)^T (C_d^a)^T W_k^{-1} C_d^a B_d^a$$

$$N = B_d^T H (B_f f_k - B_d U_k^0) - \alpha (B_d^a)^T (C_d^a)^T W_k^{-1} Y_{k+1}$$

在此, 可以选择 $H = \delta_k C_d^T C_d$, 于是得到的修正后的最优控制量形式如下:

$$U_t(Y_{t+1}) = -M^{-1}N = (B_d^T H B_d + \alpha (B_d^a)^T (C_d^a)^T (W_k)^{-1} C_d^a B_d^a)^{-1} \times (\alpha (B_d^a)^T (C_d^a)^T W_k^{-1} Y_{k+1} - B_d^T H (B_f f_k - B_d U_k^0)) \quad (35)$$

对于式 (35) 中的在当前时刻 k 处无法测量的 Y_{k+1} , 可认为整个控制系统稳定的情况下, 有:

$$Y_{k+1} \in \Delta(Y_k)$$

其中, $\Delta(Y_k)$ 是 Y_k 在 k 时刻的不确定域, 可以通过 ASMF 方法估计得到. 又 $J_k^\delta(U_k, Y_{k+1})$ 正定, 因此, 其最大值点一定位于 $\Delta(Y_k)$ 边界点上. 这样, 需要通过优化搜索方法在不确定界内求解式 (35) 的最优解来解决上述问题 2).

首先定义集合 S_k^i , 此集合包含第 i 个系统输出元素不确定界估计结果的边界点, 即

$$S_k^i = \left\{ \hat{Y}_{k+1}^i | \{ Y_k^i + (-1)^h \left(\max_{j_i = \{\pm\sqrt{p_i}, l=1, \dots, 13\}} |C_d \text{Col}\{j\}|_i \right) \} \right\} \quad (36)$$

其中, Y_k^i 代表系统输出 Y_k 的第 i 个元素, \hat{Y}_{k+1}^i 是 Y_{k+1} 的不确定界边界点估计值. 这样对于集合 S_k^i ,

$i \in \{1, 2, \dots, 8\}, h = 0, 1; |\cdot|_i$ 是向量 \cdot 的第 i 个元素的绝对值, 函数 $Col\{j\}$ 定义如下:

$$Col\{j\} = \left(j_1 \quad \dots \quad j_{13} \right)^T \quad (37)$$

然后, 再定义包含有全部可测量状态的不确定界边界点的集合 S_k 如下:

$$S_k = \left\{ \hat{Y}_{k+1}^{EP} \mid \left(S_k^1 \quad \dots \quad S_k^{13} \right) \right\} \quad (38)$$

其中, \hat{Y}_{k+1}^{EP} 代表 Y_{k+1} 可能的不确定界的边界点.

这样, 基于主动模型的控制器可以按照如下步骤进行:

步骤 1. 基于悬停参考模型控制量解算

基于当前状态的估计值 $\hat{X}_{k|k}^a$ 运行基于参考模型且忽略模型差所设计的控制器, 得到控制输入 U_k^0 ;

步骤 2. 模型差估计与补偿

基于 U_k^0 计算最优控制输入 $*U_k$:

1) 使用 ASMF 得到系统状态 X_k 与模型差 f_k 的估计值和估计的不确定界;

2) 对于 S_k 中每一个 \hat{Y}_{k+1}^{EP} , 利用式 (35) 计算 $U_k(\hat{Y}_{k+1}^{EP})$;

3) 对于 2) 中得到的每一个 $U_k(\hat{Y}_{k+1}^{EP})$, 使用式 (30) 计算 $J_k^\delta(U_k(\hat{Y}_{k+1}^{EP}), \hat{Y}_{k+1}^{EP})$ 的最大值, 并得到 $*\hat{Y}_{k+1}^{EP}$, 使得 $*\hat{Y}_{k+1}^{EP} = \arg \max_{\hat{Y}_{k+1}^{EP} \in S_k} \left\{ J_k^\delta \left\{ U_k(\hat{Y}_{k+1}^{EP}), \hat{Y}_{k+1}^{EP} \right\} \right\}$;

4) 计算 $U_k(*\hat{Y}_{k+1}^{EP})$ 结果即为 k 时刻补偿后的最优控制量 $*U_k$, 即 $*U_k = U_k(*\hat{Y}_{k+1}^{EP})$;

步骤 3. $k+1$ 时刻返回步骤 1.

这样, 通过以上步骤就完成了旋翼飞行机器人的模型差在线补偿策略, 此主动模型控制器结构可表示为图 3.

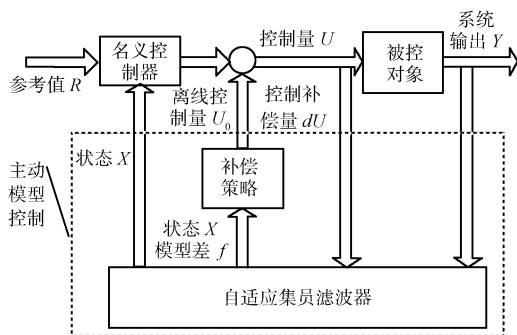


图 3 主动模型控制器结构

Fig. 3 The structure of the active modeling based controller

4 飞行实验研究

4.1 实验平台简介

整个飞行实验在自行研制的 ServoHeli-40 旋翼飞行机器人实验平台上展开, 如图 4, 其坐标系与图 1 所示相同. ServoHeli-40 旋翼无人平台, 具有 40 公斤的起飞重量, 飞行高度可达 3000 米, 续航时间 1 小时, 飞行半径 10 公里, 最高航速 80 公里每小时.

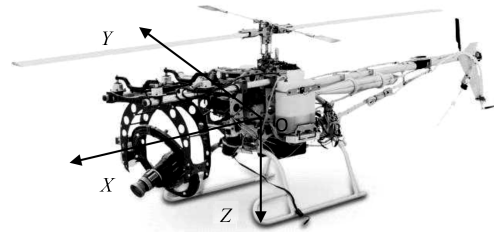


图 4 ServoHeli-40 旋翼飞行机器人平台

Fig. 4 ServoHeli-40 helicopter robot platform

飞行控制系统由铝质避震箱装载, 并安装于直升机主轴正下方的腹部, 此避震器由不锈钢线缠绕而成, 可以消除直升机 20 Hz 的振动频率, 同时采用导航自动标定方法确定系统重心位置与磁场分布补偿, 确保导航系统的精确性.

为了完成轨迹跟踪与系统镇定, 直升机的位置速度信息、加速度信息、姿态角与姿态角速度信息必须可以输入给导航与控制系统, 因此, ServoHeli-40 飞行平台配备有惯性测量单元、GPS、数字罗盘、转速计、气压计、声纳等传感设备来获取直升机自身的运动信息与外界环境信息.

飞行主控器采用以 ARM9 为核心组成的飞行控制计算机, 基于扩展卡尔曼滤波 (Extend Kalman filter, EKF) 的多传感器数据融合估计算法保证位置、速度、加速度、姿态角与角速率高精度反馈, 以此满足 50 Hz 控制频率与数据采集的需求. 控制器具有开放的控制程序编写接口, 并配有数据存储设备, 实时记录飞行数据, 以便后期的分析与处理.

4.2 悬停模式下的动力学辨识结果

对于每次飞行, 飞行操纵手将通过遥控设备向旋翼飞行机器人的 4 个控制通道中的 1 个施加扫频序列输入, 同时使用其他 3 个通道的控制量将旋翼飞行机器人保持在悬停飞行模式 (速度小于 5 米 / 秒). 图 5 以侧向扫频输入为例, 给出了控制量的记录数据, 其中, x 轴是时间, y 轴是施加的控制量相对于其最大值的百分比. 通过扫频输入, 操纵手施加近似 1~20 Hz 的正弦波来激励系统不同频率的响应, 为模型辨识提供了较宽的频带.

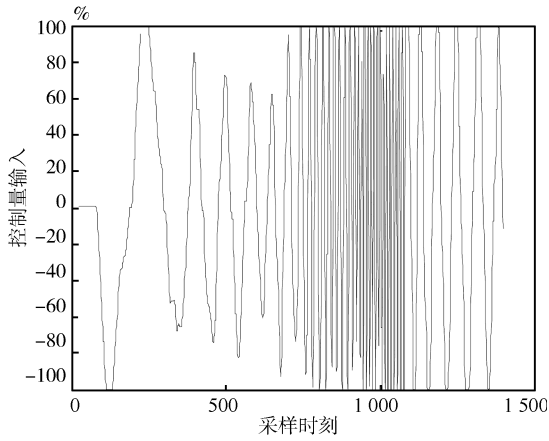


图5 侧向控制通道扫频输入

Fig.5 Lateral input by sweeping frequency

根据旋翼飞行机器人的旋翼和机身不同的特征频率范围^[25], 小于 3 Hz 的低频数据用于机身动力学部分的辨识, 而高于 10 Hz 的部分用于旋翼系统部分的动力学辨识, 然后就可以通过第 3 节提出的频域最优估计方法进行飞行动力学辨识.

在飞行实验当中, 全部的控制量和可测量的飞行状态变量以 50 Hz 的采样频率被记录 (大于 $4\pi/T_d$, $T_d=1$). 采集得到的数据 (欧拉角、角速率、加速度、速度) 通过带阻滤波器 (-3 dB, 10 Hz) 滤除机构震动噪声. 对每个控制通道记录 30 秒的扫频输入与输出响应的数据用于辨识. 另外, 采集了 5 秒的悬停飞行数据 (非扫频), 如图 6, 用于辨识结果的仿真验证. 表 1 提供了基于增强型频域最优估计方法的模型参数估计结果.

表 1 模型参数在悬停模式下的辨识结果

Table 1 Identification results of parameters in hovering mode

	前向通道	侧向通道	垂向与航向通道
X_u	0.2446	Y_u	-0.0577
X_a	-4.962	Y_a	9.812
X_{lat}	-0.0686	Y_{lat}	-1.823
X_{lon}	0.0896	Y_{lon}	2.191
M_u	-1.258	N_u	15.84
M_a	46.06	N_a	126.6
M_{lat}	-0.6269	N_{lat}	-4.875
M_{lon}	3.394	N_{lon}	28.64
A_c	0.1628	B_d	-1.654
A_{lat}	-0.0178	B_{lat}	0.04732
A_{lon}	-0.2585	B_{lon}	-9.288
C_{lat}	2.238	D_{lat}	-0.7798
C_{lon}	-4.144	D_{lon}	-5.726
τ_f	0.5026	τ_s	0.5054

模型的精确性通过时域仿真加以验证, 通过控制记录数据驱动辨识得到的模型, 对比模型输出和实际系统输出的记录数据, 见图 6 和图 7. 对于对比中的模型初始状态 ΔX_0 , 在此假设悬停模式下初始状态导数 $\Delta \dot{X}_0$ 为 0, 于是可通过式 (39), 得到模型的初始状态.

$$\Delta X_0 = -A^{-1}B\Delta U_0 \quad (39)$$

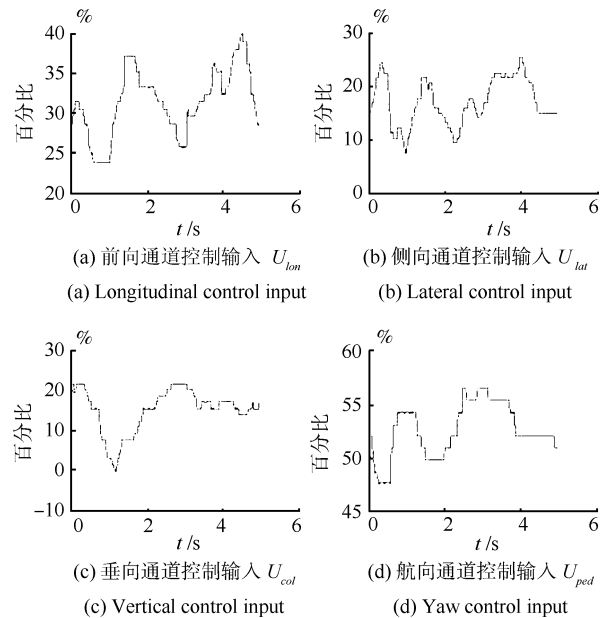


图6 模型时域验证中的控制通道输入量

Fig.6 Control input for simulation

图 7 表明, 所采用的频域最优估计方法的参数估计结果, 以及简化的半解耦的模型结构, 能够在悬停模式下精确地描述旋翼飞行机器人的动力学特性, 所得的模型可以应用于控制系统设计.

4.3 主动模型估计与控制测试结果

第 3 节所提出的模型差在线估计与控制系统补偿策略在此通过 ServoHeli-40 飞行平台飞行实验进行验证. 实验中, 采用已经可靠应用于此平台的 PI 独立闭环控制器^[26-27], 并基于上述辨识得到的悬停动力学模型仿真确定最佳的悬停模式下控制器最佳 PI 参数, 将此控制器作为名义控制器, 结构见图 8, 并通过主动模型的方法进行模型差的在线修正, 见图 3 主动模型控制器结构, 并且对比修正前后的飞行控制精度.

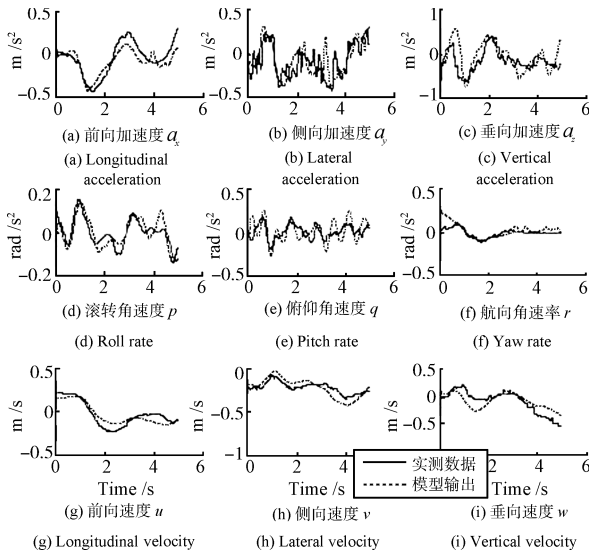


图 7 悬停模式下模型预测输出与系统实际相应对比

Fig. 7 Comparison between the response predicted by the identified model and the response obtained during flight test in hovering conditions

首先, 为检验名义控制器控制精度, 进行在悬停模式下的定点悬停, 并施加较低的纵向速度期望, 悬停模式下的位置跟踪和速度跟踪精度见图 9. 可见, 名义控制器, 即基于悬停参考模型所设计的控制器具有较好的位置控制精度 (误差小于 1.5 米), 且低速跟踪精度较高 (小于 0.2 米/秒), 可知名义控制器参数选择对于悬停模式具有良好的控制性能; 其次, 分别采用纵向速度为 2 米/秒和 8 米/秒状况下的侧向通道控制量来驱动上述的悬停参考模型, 模型预测输出与实际输出见图 10. 显然, 在低速情况下, 悬停参考模型预测结果与实际十分吻合, 速度预测偏差小于 0.2 米/秒; 而当速度增加到低速巡航模式, 模型预测能力大大降低, 速度预测偏差大于 5 米/秒, 可见模型差, 即模型失配, 会随着飞行模式的改变而出现.

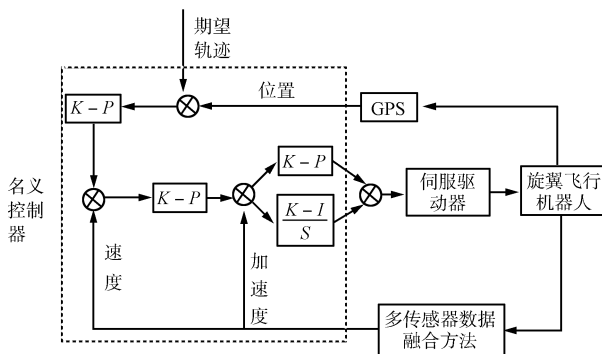


图 8 基于悬停参考模型的名义控制器结构

Fig. 8 The structure of the nominal controller based on hovering model

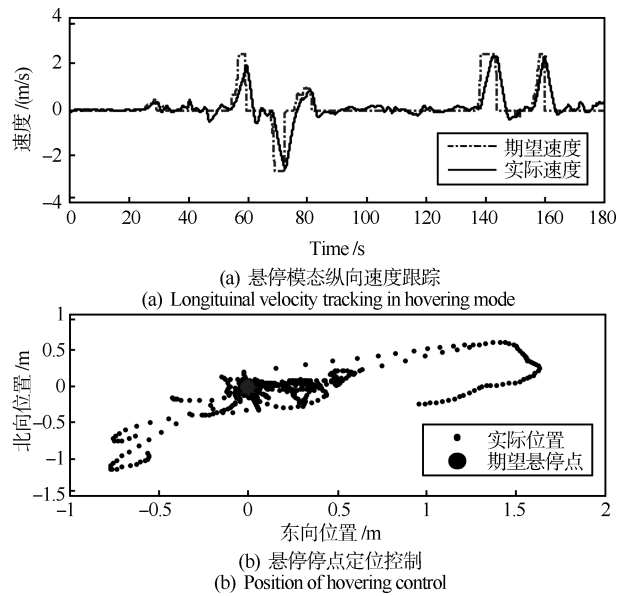


图 9 名义控制器悬停模式下的控制效果

Fig. 9 The performance of nominal controller in hovering mode

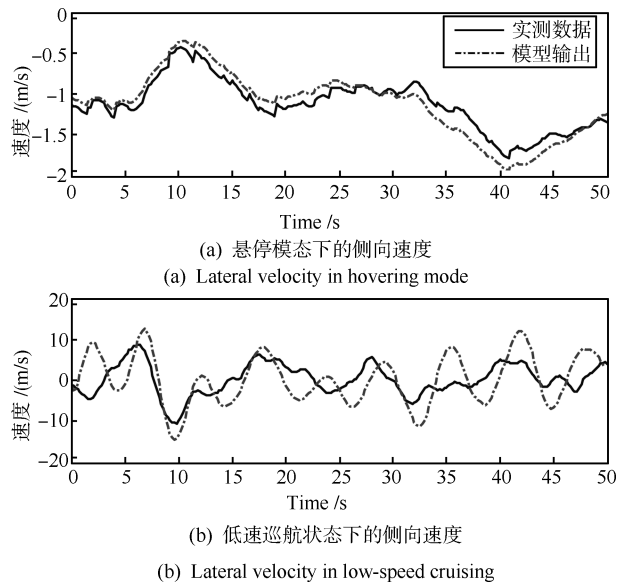


图 10 模型失配实验对比

Fig. 10 Experimental verification for model mismatch

最后, 基于上述控制器结构, 在飞行实验中, 旋翼飞行器将按照事先设定的飞行轨迹进行自主飞行. 飞行轨迹为连接 A 和 B 两点的直线, 飞行过程如下:

- 1) 旋翼飞行器悬停于 A 点, 航向指向 B 点;
- 2) 增加纵向速度到 10 米/秒, 进入巡航状态, 并沿设定直线航迹飞向 B 点;
- 3) 到达 B 点后减速至悬停模式, 并且将航向指

向 A 点;

4) 增加纵向速度到 10 米/秒, 进入巡航状态, 并沿设定直线航迹飞向 A 点;

5) 到达 A 点后减速至悬停模态, 结束飞行.

在此过程中, 由 A 到 B 的飞行过程为 PI 控制器独立控制, 约 150 秒飞行时间; 而由 B 返回 A 的过程为本文所提出的主动模型控制方法, 即控制器结构为以 PI 为名义控制器的模型差修正控制, 见图 3. 以此对比模型修正前后的飞行轨迹与期望路径的偏差, 来说明主动模型控制的效果. 飞行轨迹偏差见图 11 和图 12, 图 13 是速度跟踪对比图, 实时估计得到的模型差见图 14 和图 15, 图 16 给出了通过本文提出的修正策略计算得到的控制量补偿值. 实验飞行地面温度 10 摄氏度, 风速 3~6 米/秒阵风, 风向为西南方向, 空气湿度 30%.

从图 14 和图 15 中可以看出, 当旋翼飞行器提升前向速度, 飞行模态从悬停转换为巡航模态, 自适应集员估计滤波器估计出的模型差及其边界收敛到恒定的椭圆域, 表明滤波器估计稳定且可靠. 从图 16 中可以明显看出, 通过所提出的主动模型控制方法, 会自动计算出估计得到的模型差的最佳修正值, 其对系统产生作用可从图 11 ~ 图 13 明显看出: 主动模型控制比照之前的 PI 独立通道控制, 在侧向与垂向位置保持上偏差由 5 米降至 0.5 米, 前向速度的跟踪精度也明显增加, 有效地抑制了模态转换的模型失配以及外部阵风产生的随机扰动, 图 13 中点划线为速度期望值. 图 14 和图 15 也表示了当旋翼飞行器转换飞行模态 (在 50 秒和 160 秒处由悬停转换为巡航, 120 秒处由巡航转换为悬停, 25 秒与 150 秒处航向转变), 估计的模型差值就会增加, 验证了上述已经分析的系统全包线飞行中的模型差表现形式正确性, 也说明了 ASMF 与主动模型控制器联合稳定运行, 体现了第 4 节基于不确定界优化的作用.

另外需要特别说明, 整个航迹飞行过程需要各个控制通道耦合操作, 即航向旋转过程侧向要保持位置, 纵向要同时跟踪速度, 因此即便在低速状况下, 原有的速度跟踪精度 (如图 9), 在此大大降低 (如图 13 中前 50 秒), 这是 PI 独立通道控制结构对于强耦合的旋翼飞行器耦合驱动控制时的必然结果, 与名义控制方法本身缺陷有关. 而进行了主动模型控制补偿后, 由于耦合操作产生的模型失配被补偿掉, 控制精度提升, 如图 13 中 150 秒之后的速度跟踪效果. 这也说明了, 主动模型控制器对于修正对象, 即名义控制器, 不恰当的结构对控制造成的负面影响也具有在线抑制的作用.

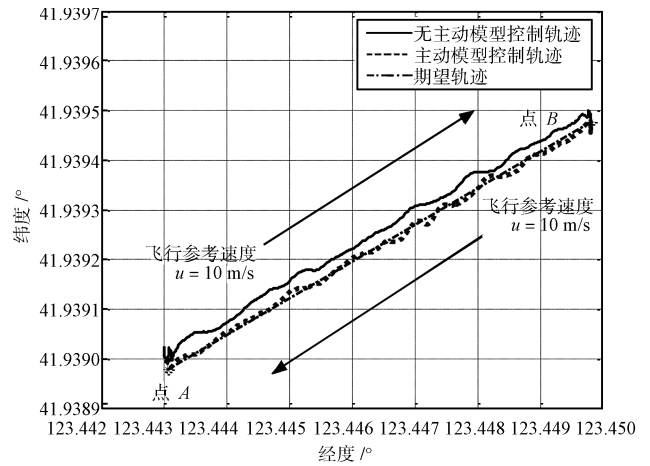


图 11 飞行轨迹对比

Fig. 11 Flight path for test

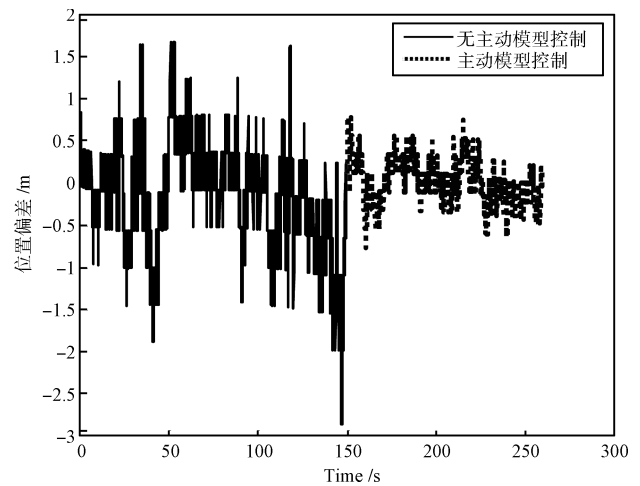


图 12 垂向位置保持偏差对比

Fig. 12 Vertical tracking error in real flight

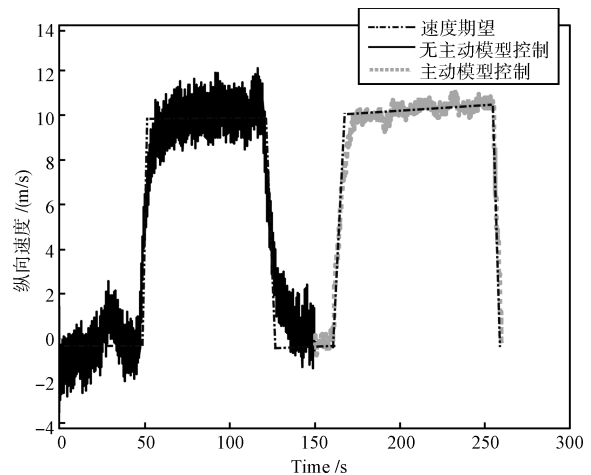


图 13 前向速度跟踪对比

Fig. 13 Longitudinal velocity in the flight

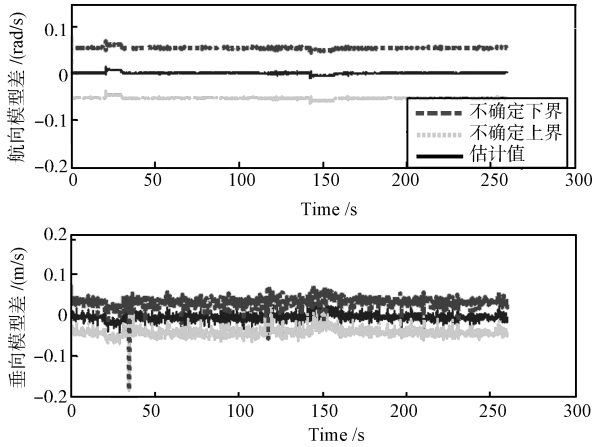


图 14 垂向与航向的模型差估计结果

Fig. 14 Vertical and yaw model errors in real flight

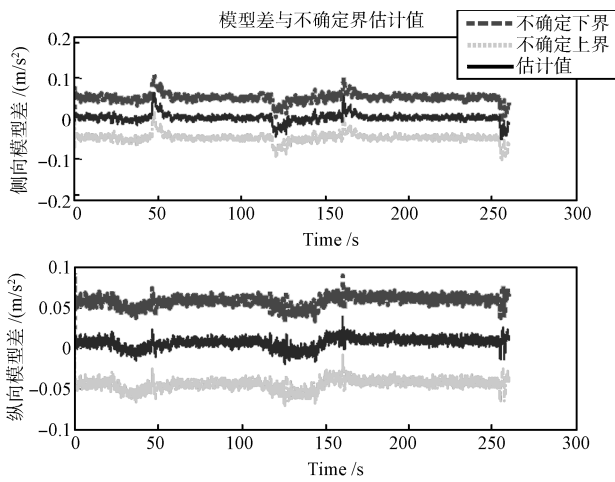


图 15 纵向与侧向模型差估计结果

Fig. 15 Lateral and longitudinal model errors in real flight

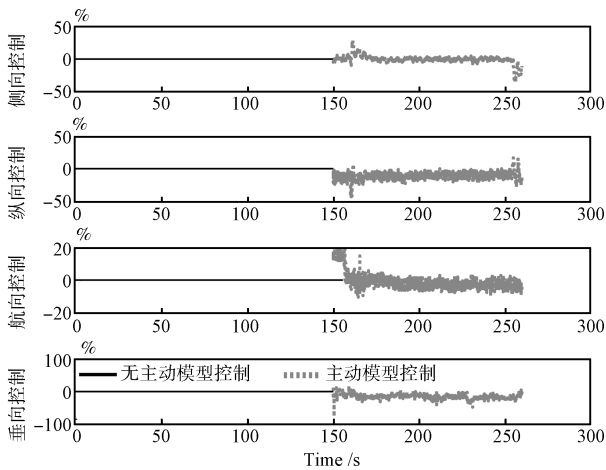


图 16 各控制通道控制修正量 (150 秒之前无修正)

Fig. 16 Compensation control inputs for elimination of model errors in real flight (uncompensated before 150 seconds)

为了进一步验证主动模型估计与控制方法对于全包线飞行的支持, 如侧飞、急转, 设计如下实验:

1) 设定旋翼飞行器沿椭圆轨迹 (长轴 40 米, 短轴 35 米) 飞行, 飞行速度设定为 10 米/秒;

2) 机器人由悬停作为初始状态, 沿椭圆逐渐加速到 8 米/秒, 保持速度并跟踪椭圆路径, 航向沿椭圆切线方向, 运动一周后航向自动调整为指向中心方向;

3) 分别采用单一 PI 控制器和基于主动模型的控制方法进行对比实验.

实验结果如图 17 和图 18 (见下页顶部), 点划线为椭圆参考轨迹, 其中图 17 为 PI 控制器运行结果, 图 18 为主动模型控制测试结果. 可以明显看出, 在图 17 中, 椭圆路径的跟踪效果较差, 偏差在 3 米以上, 尤其在高速急转的情况下, 偏差大于 5 米, 而且路径跟踪呈非椭圆曲线. 而如图 18 主动模型控制器, 在椭圆路径跟踪偏差在 1 米以下, 而且在航向发生转变过程中, 偏差仍然不会超过 2 米, 具有较好的动态跟踪和稳定性能, 跟踪轨迹与设定轨迹保持一致, 与上述 PI 控制器在悬停模态下控制效果接近.

在上述两项测试中涉及到侧飞模态、前飞模态的转变, 同时包含高速状态下的转弯飞行, 由此可见主动模型控制是对传统控制方法, 如采用的 PI 控制器, 起到了在线修正的作用, 可以在全包线飞行下保证名义控制器设计时 (在特定模态下) 的预期控制性能.

5 结论

本文针对旋翼飞行器在全包线实际飞行控制中存在的控制参考模型辨识问题和模态转换与扰动产生的模型失配对名义控制影响的问题, 通过优化函数的 MIMO 化, 以及引入时域初值估计和收敛判定准则, 简化现有模型结构, 改进频域估计理论应用中的不足, 成功辨识出悬停模态下的系统耦合动力学线性模型, 并且基于 ASMF 估计器, 提出了模型差的在线估计方法与名义控制器的最优补偿策略, 使得基于辨识得到的参考模型所设计的控制器, 在参考模型发生失配时仍然可以在范数意义下最大限度地保持预期的控制性能和稳定性. 最后, 通过在 ServoHeli-40 旋翼飞行器实验平台上实际的飞行实验, 验证了参考模型辨识的正确性, 以及模型失配估计与修正策略, 即主动模型控制的有效性, 解决了旋翼飞行器全包线飞行控制的实际问题.

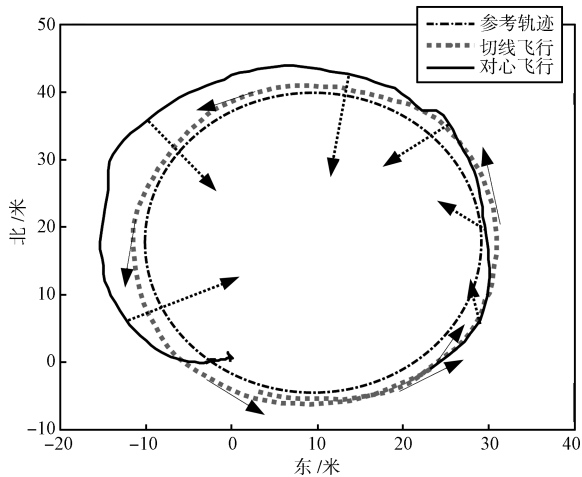


图 17 PI 控制器椭圆飞行轨迹

Fig. 17 Ellipse tracking based on PI controller

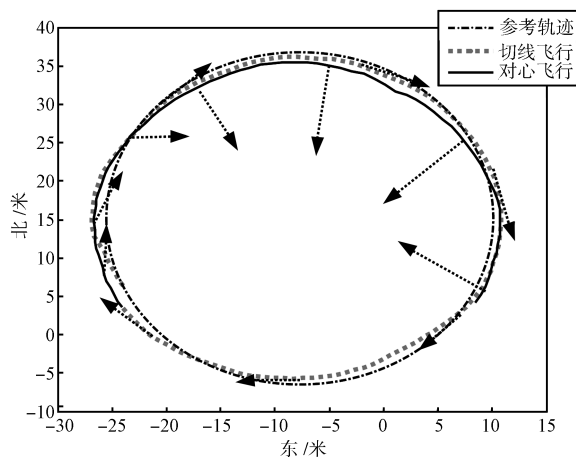


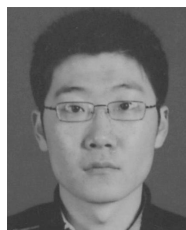
图 18 主动模型控制器椭圆飞行轨迹

Fig. 18 Ellipse tracking based on active modeling controller

References

- 1 Tischler M B, Leung J G M, Dugan D C. Frequency-domain identification of XV-15 tilt-rotor aircraft dynamics in hovering flight. *Journal of the American Helicopter Society*, 1985, **30**(2): 38–48
- 2 Tischler M B, Cauffman M G. Frequency-response method for rotorcraft system identification: flight application to BO I05 coupled rotor/fuselage dynamics. *Journal of the American Helicopter Society*, 1992, **37**(3): 3–17
- 3 Fletcher J W. Identification of UH-60 stability derivative models in hover from flight test data. *Journal of the American Helicopter Society*, 1995, **40**(1): 32–48
- 4 Tomashofski C A, Tischler M B. Flight test identification of SH-2G dynamics in support of digital flight control system development. In: Proceedings of the 55th Annual Forum of the American Helicopter Society. Montreal, Canada: American Helicopter Society, 1999. 1141–1167
- 5 Mettler B, Tischler M B, Kanade T. System identification of small-size unmanned helicopter dynamics. In: Proceedings of the 55th Annual Forum of the American Helicopter Society. Montreal, Canada: American Helicopter Society, 1999. 1706–1717
- 6 Mettler B, Gavrilits V, Feron E. Nonlinear model for a small-size acrobatic helicopter. In: Proceedings of the AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit. Montreal, Canada: AIAA, 2001. AIAA-2001-4333
- 7 Subodh B, Richard C, Philipp L, Scott K. Six-DoF dynamic modeling and flight testing of a UAV helicopter. In: Proceedings of the AIAA Modeling and Simulation Technologies Conference and Exhibit. San Francisco, USA: AIAA, 2005. AIAA2005-6422
- 8 Kahveci N E, Ioannou P A, Mirmirani M D. Adaptive LQ control with anti-windup augmentation to optimize UAV performance in autonomous soaring applications. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2008, **16**(4): 691–707
- 9 Mettler B, Dever C, Feron E. Scaling effects and dynamic characteristics of miniature rotorcraft. *Journal of Guidance Control and Dynamics*, 2004, **27**(3): 466–478
- 10 Bijmens B, Chu Q P, Voorsluijs G, Mulder J A. Adaptive feedback linearization flight control for a helicopter UAV. In: Proceedings of the AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit. San Francisco, USA: AIAA, 2005. AIAA-2005-6284
- 11 Sun Z D. Stabilization and insensitivity of switched linear systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2004, **49**(7): 1133–1137
- 12 Beckmann E D, Borges G A. Nonlinear modeling, identification and control for a simulated miniature helicopter. In: Proceedings of the IEEE Latin American Robotic Symposium. Washington D. C., USA: IEEE, 2008. 53–58
- 13 Haykin S, De Freitas N. Special issue on sequential state estimation. *Proceedings of IEEE*, 2004, **92**(3): 399–400
- 14 Lerro D, Bar-Shalom Y. Tracking with debased consistent converted measurements versus EKF. *IEEE Transactions on Aerospace Electronic System*, 1993, **29**(3): 1015–1022
- 15 Julier S J, Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation. *Proceedings of IEEE*, 2004, **92**(3): 401–422
- 16 Song Q, Han J D. UKF-based active model and adaptive inverse dynamics control for mobile robot. In: Proceedings of the 5th International Conference on Control and Automation. Budapest, Hungary: IEEE, 2005. 1163–1168

- 17 Shamma J S, Tu K Y. Approximate set-valued observers for nonlinear systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1997, **42**(5): 648–658
- 18 Zhou Bo, Han Jian-Da. A UD factorization-based adaptive extended set-membership filter. *Acta Automatica Sinica*, 2008, **34**(2): 150–158
(周波, 韩建达. 基于 UD 分解的自适应扩展集员估计方法. *自动化学报*, 2008, **34**(2): 150–158)
- 19 Ljung L. *System Identification — Theory for the User (Second Edition)*. New Jersey: Prentice Hall, 1999. 79–90
- 20 Bendat J S, Piersol A G. *Engineering Application of Correlation and Spectral Analysis (Second Edition)*. New York: Wiley-Interscience, 1993. 110–121
- 21 Song Q, Qi J T, Han J D. An adaptive UKF algorithm and its application in mobile robot control. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*. Kunming, China: IEEE, 2006. 1117–1122
- 22 Tee K P, Ge S S, Tay F E H. Adaptive neural network control for helicopters in vertical flight. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2008, **16**(4): 753–763
- 23 Jonathan D B, Nick L, Sondion A. Adaptive passive control of dynamic response through structural loading. In: *Proceedings of the 48th AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics, and Materials Conference*. Honolulu, USA: AIAA, 2007. AIAA-2007-2221
- 24 Crassidis J L. Robust control of nonlinear systems using model-error control synthesis. *Journal of Guidance, Control and Dynamics*, 1999, **22**(4): 595–601
- 25 Bramwell A R S, Done G, Balmford D. *Bramwell's Helicopter Dynamics (Second Edition)*. Oxford: Butterworth-Heinemann, 2001. 321–335
- 26 Qi J T, Song D L, Dai L, Han J D. The ServoHeli20 rotorcraft UAV project. In: *Proceedings of the 15th International Conference on Mechatronics and Machine Vision in Practice*. Auckland, New Zealand: IEEE, 2008. 92–96
- 27 Fan Cai-Zhi, Song Bao-Quan, Liu Yun-Hui, Cai Xuan-Ping. Adaptive visual servoing of a small scale autonomous helicopter. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(6): 894–900
(范才智, 宋宝泉, 刘云辉, 蔡宣平. 微小无人直升机自适应视觉伺服. *自动化学报*, 2010, **36**(6): 894–900)



宋大雷 中国科学院沈阳自动化研究所博士研究生. 2006 年获得北京航空航天大学工学学士学位. 主要研究方向为旋翼飞行机器人建模与控制.

E-mail: daleisong@sia.cn

(**SONG Da-Lei** Ph.D. candidate at Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. He received

his bachelor degree from Beihang University in 2006. His research interest covers modeling and control for fly-robot with rotor wings.)



齐俊桐 中国科学院沈阳自动化研究所助理研究员. 2004 年获得天津大学工学学士学位. 2009 年获得中国科学院沈阳自动化研究所工学博士学位. 主要研究方向为旋翼飞行机器人故障诊断与容错控制. E-mail: qijt@sia.cn

(**QI Jun-Tong** Assistant professor at Shenyang Institute of Automation,

Chinese Academy of Sciences. He received his bachelor degree from Tianjin University in 2004, and received his Ph.D. degree from Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences in 2009, respectively. His research interest covers fault detection and fault tolerance control for fly-robot with rotor wings.)



韩建达 中国科学院沈阳自动化研究所研究员. 主要研究方向为基于传感器的机器人鲁棒控制系统设计, 多机器人系统和智能控制系统设计. 本文通信作者.

E-mail: jdhan@sia.cn

(**HAN Jian-Da** Professor at Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His research

interest covers sensor based robot robust control system design, multi-robot system and intelligent control system design. Corresponding author of this paper.)



王越超 中国科学院沈阳自动化研究所研究员. 主要研究方向为智能机器人.

E-mail: yewang@sia.cn

(**WANG Yue-Chao** Professor at Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His main research interest is intelligent robots.)