

DOI:10.16356/j.1005-2615.2025.04.018

直升机目标跟踪任务中飞行员控制行为研究

贺智鑫, 王洛烽, 陈仁良

(南京航空航天大学直升机动力学全国重点实验室/直升机研究院, 南京 210016)

摘要: 飞行员驾驶直升机完成目标跟踪任务时, 可以通过视觉和运动等线索感知当前飞行状态从而产生相应的控制行为。为研究飞行员在不同运动反馈方式下的控制行为, 在无运动反馈和有滚转角运动反馈两种情况下进行了飞行员人在回路仿真试验, 并提出一种遗传算法和高斯-牛顿法的混合优化算法用于飞行员模型参数估计。通过方差分析的方法探讨了不同运动反馈方式对飞行员控制行为以及飞行员模型参数的影响。研究结果表明: 利用混合优化算法得到的飞行员模型参数, 能够有效表示真实的飞行员控制行为与动力学特性; 在不同的运动反馈方式下, 飞行员会调整其控制策略, 从而提高在目标跟踪任务中的表现并调节控制活动。

关键词: 飞行员模型; 飞行员人在回路仿真试验; 混合优化算法; 方差分析; 直升机-飞行员耦合系统; 参数辨识

中图分类号: V212.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-2615(2025)04-0760-09

Research on Pilot Control Behavior in Helicopter Target Tracking Tasks

HE Zhixin, WANG Luofeng, CHEN Renliang

(National Key Laboratory of Helicopter Aeromechanics/Helicopter Research Institute, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: During helicopter operations for target tracking tasks, pilots perceive the current flight state through visual and motion cues, thereby generating corresponding control behaviors. To study pilot control behavior under different motion feedback modes, this paper conducts pilot-in-the-loop simulation experiments under two conditions: Without motion feedback and with roll angle motion feedback. A hybrid optimization algorithm combining genetic algorithms and the Gauss-Newton method is proposed for pilot model parameter estimation. Furthermore, the effects of different motion feedback modes on pilot control behavior and pilot model parameters are explored using variance analysis. The research results indicate that the pilot model parameters obtained using the hybrid optimization algorithm can effectively represent the pilot's actual control behavior and dynamic characteristics. Under different motion feedback modes, pilots adjust their control strategies to improve performance in target tracking tasks and regulate their control activities.

Key words: pilot model; pilot-in-the-loop simulation experiments; hybrid optimization algorithm; analysis of variance; helicopter-pilot coupling system; parameter identification

在现代人机系统分析中, 飞行员模型发挥着至 飞行任务过程中的控制行为, 还在分析直升机-飞
关重要的作用。它不仅有助于理解飞行员在执行 行员耦合系统的特性、优化飞行控制系统的设计、

基金项目: 直升机动力学全国重点实验室基金(2023-HA-LB-067-01); 中国博士后基金第 74 批面上资助项目(2023M741678); 旋翼空气动力学重点实验室基金(RAL202302-4); 江苏省卓越博士后计划; 江苏高校优势学科建设工程。

收稿日期: 2024-08-15; **修订日期:** 2024-12-17

通信作者: 陈仁良, 男, 教授, 博士生导师, E-mail: crlae@nuaa.edu.cn。

引用格式: 贺智鑫, 王洛烽, 陈仁良. 直升机目标跟踪任务中飞行员控制行为研究[J]. 南京航空航天大学学报(自然科学版), 2025, 57(4): 760-768. HE Zhixin, WANG Luofeng, CHEN Renliang. Research on pilot control behavior in helicopter target tracking tasks[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics(Natural Science Edition), 2025, 57(4): 760-768.

预测和预防飞行员诱发振荡等方面具有重要意义^[1-3]。随着航空技术的不断进步,对飞行员行为的深入理解变得尤为关键,因为它直接关系到飞行安全和效率。

国外学者提出了多种飞行员模型,以期准确捕捉飞行员的响应特性^[4]。例如,McRuer等^[5]提出的穿越模型、Hess等^[6-7]提出的结构化飞行员模型以及Hosman等^[8]提出的描述模型等,这些模型已被证明能够准确描述飞行员的控制行为。然而,由于任务需求的多样性以及直升机动力学特性的差异,飞行员会采取不同的控制策略。因此,为了使飞行员模型更准确地反映特定情况下的飞行员行为,需要基于真实飞行数据或者模拟器仿真数据对飞行员模型的参数进行辨识^[9]。

传统的飞行员参数辨识多基于频域辨识技术,例如傅里叶系数法^[10-11]和ARX模型辨识^[11-12]。尽管这些方法能够提供较为准确的参数估计,但是在实际应用过程中存在一些固有的局限性。以常见的目标跟踪/姿态补偿飞行任务为例,这些局限性主要表现为以下几点:首先,傅里叶系数只能定义某些特定的频率点上,因此需要精心设计目标信号或干扰信号,使其频率分布在感兴趣的频率范围内;其次,飞行员在执行飞行任务时,会通过感知不同的线索(如视觉线索和运动线索)进行控制活动,为了辨识飞行员对不同线索的响应,需要设计多个独立的信号;最后,这些精心设计的信号会导致飞行任务缺乏代表性,难以反映现实中的飞行情况,从而限制了模型在真实飞行条件下的适用性。

使用时域辨识技术可以避免上述问题。文献[13-16]中使用极大似然估计法,直接由时域数据辨识得到飞行员模型的参数,在目标信号或干扰信号的设计中不需要过多地考虑其频率特性,因此飞行任务更具有实际意义。然而,极大似然估计法需要预先假设残差服从特定的概率分布,并且其对模型结构的敏感性较高,若模型结构不合理,则会影响参数估计的准确性。

本文提出一种遗传算法和高斯-牛顿法的混合优化方法用于飞行员模型参数估计,该方法不仅克服了频域辨识方法的诸多缺陷,也无需像极大似然估计法那样假设残差的概率分布,从而降低对模型结构的敏感性。为了研究直升机目标跟踪任务中飞行员对不同线索的感知,本文采用方差分析的方法,进一步探讨了不同运动反馈方式对飞行员控制行为以及飞行员模型参数的影响。

1 飞行员人在回路仿真试验

本文以直升机滚转姿态跟踪任务为例,开展飞行员人在回路仿真试验,图1为滚转姿态跟踪任务的示意图。

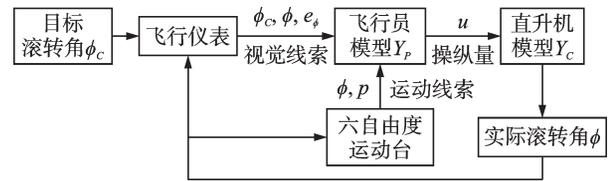


图1 滚转姿态跟踪任务示意图

Fig.1 Roll attitude tracking task diagram

为不失一般性,直升机模型 Y_c 选为UH-60A直升机悬停时的滚转通道动力学模型,该模型由包括旋翼挥舞运动和轴间耦合的高阶非线性飞行力学模型^[17]得到,可表示为

$$Y_c = \frac{\rho(s)}{\delta_{lat}(s)} = \frac{16.6734}{(s + 6.1178 \pm 3.39789i)} \quad (1)$$

式中: $\rho(s)$ 为直升机滚转角速度,单位为rad/s; $\delta_{lat}(s)$ 为直升机横向周期变距杆量,单位为inch。

1.1 试验设备

本试验在南京航空航空大学的直升机飞行模拟器上进行。如图2所示,该模拟器包括飞行仿真运动系统、视景显示系统、虚拟座舱显示系统、操纵杆系统以及综合管理控制台。



图2 直升机飞行模拟器

Fig.2 Helicopter flight simulator

飞行仿真运动系统由1套6自由度运动平台构成,利用6个电动缸驱动,能够精确模拟直升机在三维空间中的所有运动,本试验中仅提供滚转运动。该平台具有超过500 kg的有效负载能力,其角度性能指标可达 $\pm 25^\circ$,角速度性能指标可达 $50^\circ/\text{s}$,能够为飞行员提供逼真的运动感觉。操纵杆系统的主要组成部分是瑞士Brunner公司的CLS-P MK II CYCLIC中置驾驶杆,配备了高精度的传感器并集成了力感反馈机制,确保飞行员感受到真实的操纵力,从而实现精确控制。该驾驶杆具有2个平移自由度,本试验中仅使用横向自由度。虚拟座舱显示系统主要由1台27寸虚拟仪表显示器组成,在试验过程中能够为飞行员提供实时的飞

行数据。此外,综合管理控制台具备实时记录完整的飞行仿真数据的能力,为后续的飞行员控制行为分析提供支持。

1.2 试验方案

如图 3 所示,试验分为熟悉阶段和实施阶段,每个阶段的试验均进行 170 s,其中前 20 s 为飞行员准备阶段,后 150 s 为跟踪任务阶段。

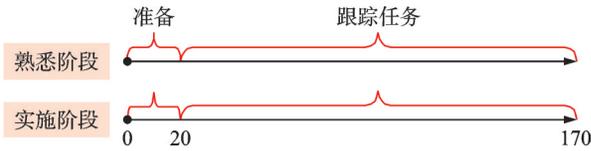


图 3 试验阶段示意图

Fig.3 Diagrams of experimental phases

在飞行员准备阶段,目标滚转角信号设为 0,飞行员调整横向周期变距杆至中立位置,确保在跟踪任务开始前直升机的滚转角和驾驶杆操纵量均为零,以保证数据采集的连续性。接下来的 150 s 为跟踪任务阶段,在没有运动反馈的情况下,飞行员仅能感知视觉线索;当加入滚转角运动反馈后,飞行员可以同时感知视觉线索和运动线索。飞行员在这两种不同的运动反馈条件下操纵直升机,尽可能减小实际滚转角与目标滚转角之间的差值,尽可能精确地完成目标姿态跟踪任务。在试验过程中,飞行员通过图 4 所示的飞行仪表捕捉视觉线索,图中的红色箭头表示目标滚转角,黑色箭头表示实际滚转角,二者之间的角度差即为滚转姿态角误差。

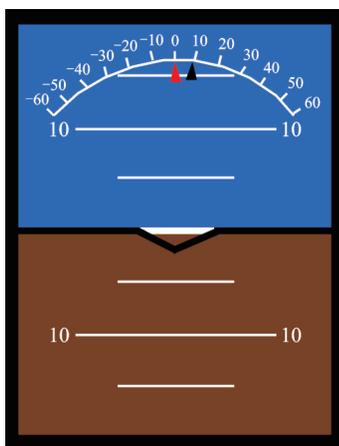


图 4 滚转姿态跟踪任务的飞行仪表

Fig.4 Flight instruments for roll attitude tracking task

在熟悉阶段,飞行员首先在无运动反馈的条件下进行多次姿态跟踪任务的练习,通过滚转姿态角误差的均方根值 RMS_e 来评估飞行员的表现。每次练习结束后,将滚转姿态误差的均方根值反馈给飞行员,以激励其提高跟踪精度。当飞行员达到一

定的熟练程度并表现稳定后,再进行若干次有滚转角运动反馈的练习。滚转姿态角误差的均方根值定义为

$$RMS_e = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{k=1}^m (\phi_c - \phi)^2} \quad (2)$$

式中: ϕ_c 表示目标滚转角; ϕ 表示直升机的实际滚转角; m 表示所有数据点的个数。

在实施阶段,飞行员分别在无运动反馈、有滚转角运动反馈的情况下进行 5 次滚转姿态跟踪试验,每次试验之后,飞行员有适当的休息时间。

1.3 目标姿态信号

为了在试验过程中充分激发飞行员的响应,目标姿态信号应该具有较宽的频率范围和较高的信噪比,并且还需要表现出一定的随机性。因此将目标滚转角 ϕ_c 设计为一系列正弦信号的叠加

$$\phi_c(t) = \sum_{i=1}^N A_i \sin(\omega_i t + \varphi_i) \quad (3)$$

式中: A_i 、 ω_i 和 φ_i 分别表示第 i 个正弦波的幅值、频率以及相位, N 为正弦信号的个数。在本试验中,目标滚转角信号被设计为 20 个正弦信号的叠加,频率范围为 0.5~6 rad/s,按照对数刻度等距分布。

可以通过对比模型和试验的人机开环传递函数来验证本文辨识得到的飞行员模型是否能够描述飞行员的真实动力学特性,而试验的人机开环频率响应函数需要通过傅里叶系数法得到。因此,为了在进行傅里叶变换时尽可能地避免频谱泄漏,将 20 个正弦信号的频率设置为试验测量时间所确定的基频的整数倍,即

$$\omega_i = k_i \frac{2\pi}{T_m} \quad (4)$$

式中: k_i 为正整数,表示在整个试验过程中,第 i 个正弦波具有 k_i 个完整的波形; T_m 表示试验测量时间。

试验测量时间 T_m 的选择应该满足两个条件:首先,测量时间应足够长,以便能够识别目标滚转角信号的最低频率并确保具有足够的频率分辨率;其次,测量时间也不能过长,以免导致飞行员疲劳从而降低试验的可靠性。为了满足第一个条件,通常选择测量时间 T_m 使最低频率的正弦信号至少可以重复 4~5 个周期。由于目标滚转角信号的最低频率为 0.5 rad/s,重复 5 次该频率的正弦信号大约需要 63 s。此外,为了确保能够分辨 20 个不同频率的正弦波,测量时间 T_m 应该尽可能地长。综合以上因素考虑,选择试验测量时间 T_m 为 150 s,由此确定的基准频率值为 0.041 9 rad/s。

目标滚转角信号的幅值分布应该近似于一阶低通滤波器的幅值分布^[18],图 5 所示为该信号的幅

值谱,图中的红色圆点表示每个正弦信号对应的频率和幅值。

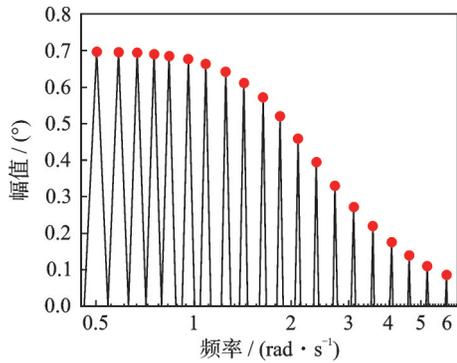


图 5 目标滚转角信号的幅值谱

Fig.5 Amplitude spectrum of the target roll angle

有研究表明,相位值的选取对试验结果的影响很小^[18],因此将正弦信号的相位值选择为 $-\pi\sim\pi$ 的随机数,最终确定的目标滚转角的时间历程如图 6 所示。

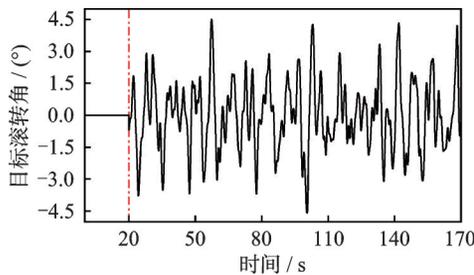


图 6 目标滚转角时间历程

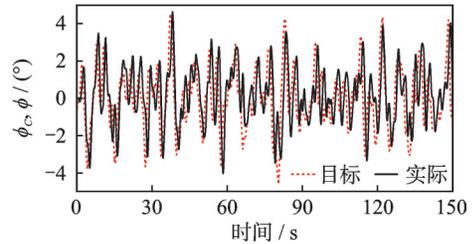
Fig.6 Time history of the target roll angle

观察图 6 可以发现,目标滚转角信号能够表现出一定的随机性,并且在飞行员准备阶段(即前 20 s),目标滚转角为 0。

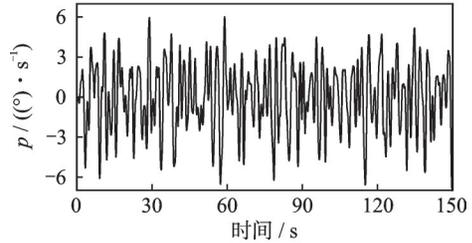
1.4 数据采集

试验过程中,需要采集仿真时间 t 、目标滚转角 ϕ_c 、直升机实际滚转角 ϕ 、直升机滚转角速度 p 以及驾驶杆横向操纵量 u 等信号的时间历程,直升机飞行模拟器能够以 50 Hz 的采样频率将这些数据记录在文件中。在数据处理过程中,前 20 s 的数据将被舍弃,图 7 展示了有滚转角反馈的试验条件下一组典型的试验数据。由图 7(a)可以看出,直升机的实际滚转角能够很好地跟踪目标滚转角,表明飞行员能够出色地完成滚转姿态跟踪任务,二者之间的时间滞后反映了飞行员在任务姿态跟踪中的反应时间。

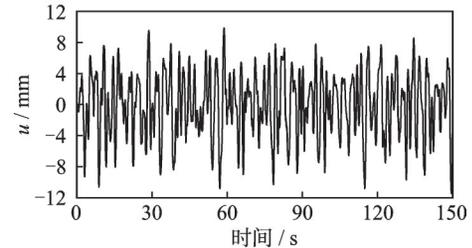
由目标滚转角和实际滚转角可以得到滚转角误差信号 e ,其均方根值 RMS_e 与操纵量信号 u 的均方根值 RMS_u 分别是衡量飞行员表现和控制活动的典型指标^[13]。



(a) ϕ_c, ϕ



(b) p



(c) u

图 7 典型的滚转姿态跟踪任务试验数据

Fig.7 Typical experimental data for roll attitude tracking task

2 飞行员控制行为建模与参数辨识

2.1 飞行员控制行为建模

本文采用的是 Hess 提出的结构化飞行员模型^[7],如图 8 所示。该模型包括视觉反馈回路、前庭反馈回路以及本体感受回路。

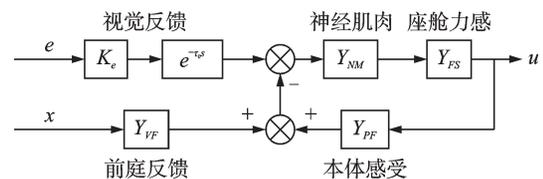


图 8 Hess 的结构化飞行员模型

Fig.8 Hess's structure pilot model

视觉反馈回路:表示飞行员视觉系统对直升机状态误差的感知,在本文中指目标滚转角与实际滚转角的差值。该回路可以表示为视觉增益 K_v 和视觉延迟 $e^{-\tau_v s}$ 。

前庭反馈回路:表示飞行员通过位于内耳迷路的前庭系统对状态导数的感知,在文中指滚转角速度,可以表示为

$$Y_{VF} = sK_{VF} \quad (5)$$

式中: s 表示对直升机状态量求导数; K_{VF} 表示前庭反馈增益。

本体感受回路:本体感受是指飞行员通过感知肢体的位置获取预估的直升机状态信息^[19],它可以理解为飞行员脑中的低阶直升机模型,根据直升机动力学特性的不同, Y_{PF} 可以表示为不同形式,本文选择的本体感受形式为

$$Y_{PF} = \frac{K_{PF}}{A_{PF} \cdot s + 1} \quad (6)$$

式中 K_{PF} 和 A_{PF} 分别表示本体感受的增益和时间常数。

神经肌肉系统:通过忽略高频输入,将飞行员的神经肌肉模块建模为二阶振荡环节 Y_{NM} ,可以表示为^[6]

$$Y_{NM} = \frac{\omega_{NM}^2}{s^2 + 2 \cdot \omega_{NM} \cdot \xi_{NM} \cdot s + \omega_{NM}^2} \quad (7)$$

式中 ω_{NM} 和 ξ_{NM} 分别表示神经肌肉模块的固有频率和阻尼比。

此外, Hess 的结构化飞行员模型还包括座舱力感模块 Y_{FS} , 可以将其建模为

$$Y_{FS} = \frac{\omega_{FS}^2}{s^2 + 2 \cdot \omega_{FS} \cdot \xi_{FS} \cdot s + \omega_{FS}^2} \quad (8)$$

式中: ω_{FS} 和 ξ_{FS} 分别表示座舱力感模块的固有频率和阻尼比, 本文采用 Hess 研究中用到的参数取值^[20], 即 $\omega_{FS} = 25 \text{ rad/s}$, $\xi_{FS} = 0.707$ 。

在进行飞行员模型参数辨识时, 需要将飞行员模型表示为状态空间的形式。由于视觉延迟 $e^{-\tau_0 s}$ 是非线性环节, 需要将其近似为高阶传递函数, 为了确保近似的准确性和模型的简洁性, 本文采用五阶 Pade 近似, 可以表示为

$$e^{-\tau_0 s} = \frac{P(-\tau_0 s)}{P(\tau_0 s)}, P(\tau_0 s) = \sum_{k=0}^{\lambda} \frac{(\lambda + k)!}{k!(\lambda - k)!} \tau_0^{-k} s^{\lambda - k} \quad (9)$$

式中 λ 表示 Pade 近似的阶数。

因此飞行员模型的状态空间表达式可以写为

$$\begin{cases} \dot{X}(t) = A(\Theta) \cdot X(t) + B(\Theta) \cdot \begin{bmatrix} e(t) \\ x(t) \end{bmatrix} \\ u(t) = C(\Theta) \cdot X(t) \end{cases} \quad (10)$$

式中: X 为状态向量; $A(\Theta)$ 、 $B(\Theta)$ 和 $C(\Theta)$ 分别表示状态矩阵、输入矩阵和输出矩阵; $e(t)$ 表示飞行状态误差; $x(t)$ 表示直升机的飞行状态; $\Theta = [K_e \ \tau_0 \ \omega_{NM} \ \xi_{NM} \ K_{PF} \ A_{PF} \ K_{VF}]$ 为飞行员模型参数向量; $u(t)$ 表示飞行员模型输出的操纵量。

2.2 混合优化算法

本文基于最小二乘法定义混合优化算法的目标函数, 其核心思想是通过最小化观测数据与模型预测值之间的残差平方和来确定模型的最优参数值。因此, 飞行员模型的参数估计值 $\hat{\Theta}$ 可以表示为

$$\hat{\Theta} = \arg_{\Theta} \min J(\Theta) =$$

$$\arg_{\Theta} \min \sum_{k=1}^m [u(k) - \hat{u}(k; \Theta)]^2 \quad (11)$$

式中: $\arg_{\Theta} \min J(\Theta)$ 表示目标函数 $J(\Theta)$ 取得最小值时, 变量 Θ 的取值; $u(k)$ 表示试验中飞行员的实际操纵量; $\hat{u}(k; \Theta)$ 表示飞行员模型输出的操纵量, 由式(10)得到; $k = 1, 2, \dots, m$, m 为采样点个数。

通常使用高斯-牛顿法求解式(11)定义的非线性优化问题, 但是该算法对计算初值的选择较为敏感, 如果初值选择不合理会导致算法陷入局部最优解甚至发散。而遗传优化算法对计算初值的选择并不敏感, 并且具备全局搜索能力, 更容易获得全局最优解。因此本文采用遗传算法和高斯-牛顿算法的混合优化算法求解该参数估计问题, 图9为该算法的计算流程图。

第1步 初始化种群。为了确保算法具有足够的搜索空间, 需要合理选择参数的上下限, 本文选择的飞行员模型参数最小值和最大值如表1所示。在此范围内随机生成个体数量为200的初始种群。

第2步 计算初始种群中每个个体对应的目标函数的取值, 作为该个体的适应度值。

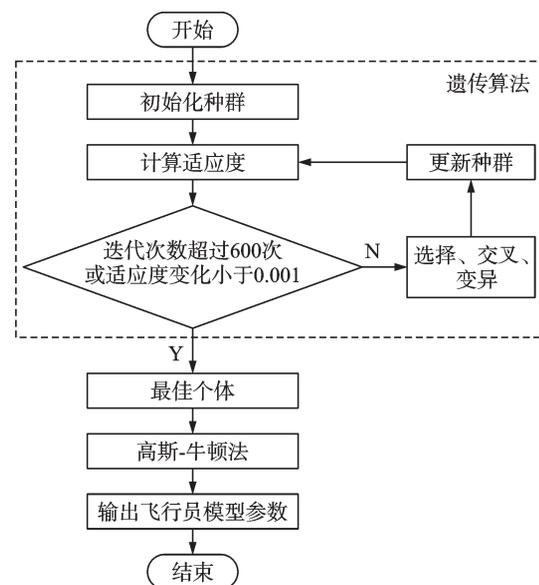


图9 混合优化算法计算流程

Fig.9 Computational flow of the hybrid optimization algorithm

表1 飞行员模型参数最小值和最大值

Table 1 Minimum and maximum values of pilot model parameters

极值	K_e	τ_0	ω_{NM}	ξ_{NM}	K_{PF}	A_{PF}	K_{VF}
最小	0	0	2	0	0	-50	0
最大	5	1	16	1	50	50	10

第3步 判断迭代是否达到最大步数或适应度变化是否低于阈值。若满足迭代终止条件,将最佳个体输出给高斯-牛顿法;否则,进行选择、交叉、变异以获得新一代种群,然后跳转至第2步,计算新种群中每个个体的适应度。本文选择最大迭代步数为600步,适应度变化阈值为 10^{-3} 。

第4步 将遗传算法得到的最佳个体作为高斯-牛顿算法的初值,进一步提高参数估计值的准确性,最后输出飞行员模型参数估计值。

在高斯-牛顿法中,参数迭代更新的方程可以表示为

$$\hat{\theta}_{k+1} = \hat{\theta}_k - (J_k^T J_k)^{-1} J_k^T r_k \quad (12)$$

式中: $\hat{\theta}_k$ 为当前迭代步数的参数向量; J_k 为目标函数在 $\hat{\theta}_k$ 处的雅可比矩阵; r_k 为残差向量。残差向量与雅可比矩阵转置的乘积表示目标函数在当前参数向量处的梯度方向和大小。

3 结果分析

3.1 飞行员表现和控制活动

不同运动反馈条件下的飞行员表现 RMS_e 和飞行员控制活动 RMS_u 的均值及95%置信区间如图10所示。其中,飞行员表现 RMS_e 由式(2)得到,飞行员控制活动 RMS_u 的计算方法为

$$RMS_u = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{k=1}^m u^2} \quad (13)$$

式中 u 表示驾驶杆横向操纵量。

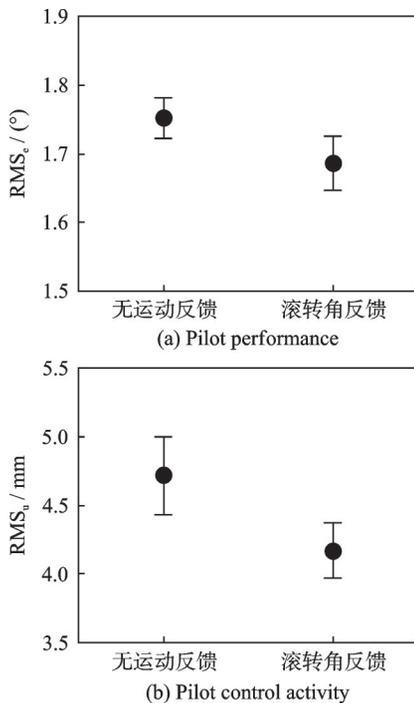


图10 飞行员表现和控制活动的均值及95%置信区间
Fig.10 Means and 95% confidence intervals of pilot performance and control activity

本文采用方差分析ANOVA方法^[21]来评估不同运动反馈方式是否对飞行员控制行为产生显著影响。该方法假设不同试验组的数据差异主要来源于试验条件效应和随机误差,其中试验条件效应由组间方差 MS_B 衡量,随机误差由组内方差 MS_W 衡量,二者的比值为 F 值。当 F 值在给定的显著性水平下大于临界值时,表明各试验组均值之间存在显著差异,其计算公式为

$$F = \frac{MS_B}{MS_W} = \frac{\left(\sum_{i=1}^k n_i (\bar{x}_i - \bar{x})^2 \right) / (k-1)}{\left(\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (x_{ij} - \bar{x}_i)^2 \right) / (N-k)} \quad (14)$$

式中: k 为试验组数; n_i 表示第 i 个试验组的样本个数; N 为所有试验组总的样本数; \bar{x}_i 为第 i 个试验组的样本均值; \bar{x} 表示所有样本的均值; x_{ij} 表示第 i 个试验组的第 j 个样本。

对飞行员表现 RMS_e 和飞行员控制活动 RMS_u 进行方差分析,结果表明,不同的运动反馈方式会对二者产生显著影响。具体来说,对于飞行员表现, $F(1,8)=13.756, p<0.05$;对于飞行员控制活动, $F(1,8)=19.040, p<0.05$ 。其中, $p<0.05$ 表示统计检验结果的显著性水平低于5%,即有95%的把握可以认为,运动反馈方式对飞行员表现和控制活动的影响显著。

由图10可以发现,在有滚转角反馈的情况下,飞行员的表现得到了显著的提升并且其控制活动明显减小。表明飞行员在此情况下,能够获取更加精确的飞行状态信息,从而更加有效的跟踪目标并进行更为精确的控制,减少不必要的控制活动。

3.2 飞行员模型参数

使用前文所述的混合优化算法对飞行员模型参数进行估计,对于不同运动反馈条件下的每组试验,首先进行10次遗传算法优化以进一步增加找到全局最优解的概率,然后使用高斯-牛顿优化提高参数估计的精度。图11给出了不同试验状态下飞行员模型参数的均值及其95%置信区间,也对飞行员模型参数进行方差分析,表2呈现了显著性水平低于0.05对应的方差分析结果。

方差分析结果表明,视觉反馈增益和视觉反馈延迟受运动反馈方式的显著影响,而本体感受和神经肌肉系统的参数在不同运动反馈方式下没有显著变化。

观察图11(a)可发现,在有滚转角反馈的情况下,视觉反馈增益相比于无运动反馈时更小。其原因在于,加入滚转角运动反馈后,飞行员能够同时

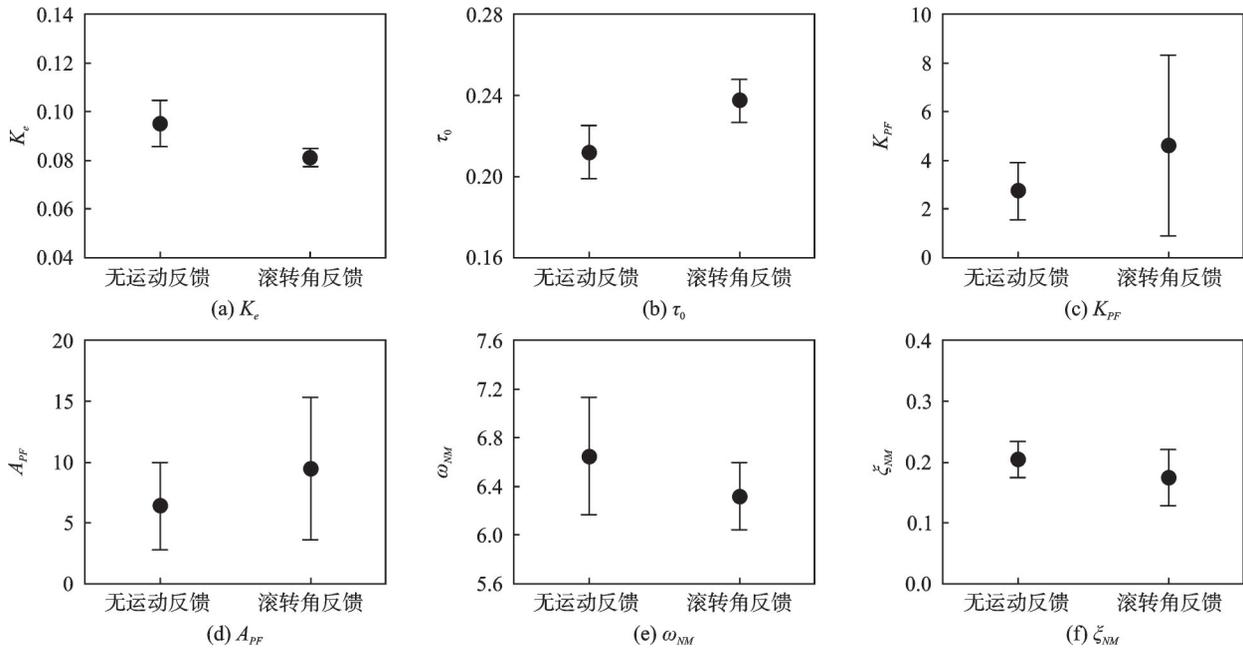


图 11 飞行员模型参数均值及 95% 置信区间

Fig.11 Means and 95% confidence interval of pilot model parameters

表 2 飞行员模型参数方差分析结果

Table 2 ANOVA results of pilot model parameters

参数	F	显著性
视觉反馈增益 K_e	15.017 8	显著
视觉反馈延迟 τ_0	17.546 7	显著
本体感受增益 K_{PF}	1.795 6	不显著
本体感受时间常数 A_{PF}	1.537 9	不显著
神经肌肉频率 ω_{NM}	2.677 0	不显著
神经肌肉阻尼 ξ_{NM}	2.250 5	不显著

感知视觉线索和运动线索,通过多感官集成效应更全面的获取直升机飞行状态信息。因此,飞行员调整了控制策略,减少了对视觉线索的依赖,导致视觉反馈增益降低。

由图 11(b)可看出,加入滚转角运动反馈之后,视觉反馈延迟增大。这是因为飞行员需要更多的时间整合不同的线索,其注意力从单一的视觉线索转移到了同时利用视觉线索和运动线索来感知直升机的运动状态,因此视觉延迟增大。

此外,观察图 11(c~f)并结合方差分析结果可以发现,不同的运动反馈方式对本体感受和神经肌肉系统的影响较小。这可能是因为本体感受并不依赖于外部反馈信息,而是主要依赖于身体内部的传感器。同时,神经肌肉系统也具有较强的适应性和稳定性。人体的固有特性使得本体感受和神经肌肉系统的参数在有无滚转运动反馈的条件下都能够保持相对稳定。

3.3 时域验证结果

本文在 Simulink 环境下搭建了如图 12 所示的人机耦合系统,并开展滚转角姿态跟踪任务仿真。

将有滚转角运动反馈情况下的飞行员模型参数辨识结果应用于仿真模型中,并将试验中的目标滚转角信号作为输入,图 13 展示了仿真结果与 1 组典型试验数据的对比结果。

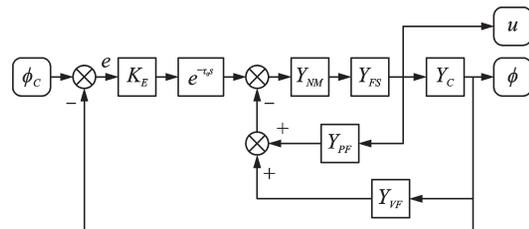


图 12 人机耦合系统仿真模型

Fig.12 Simulation model of the helicopter-pilot coupling system

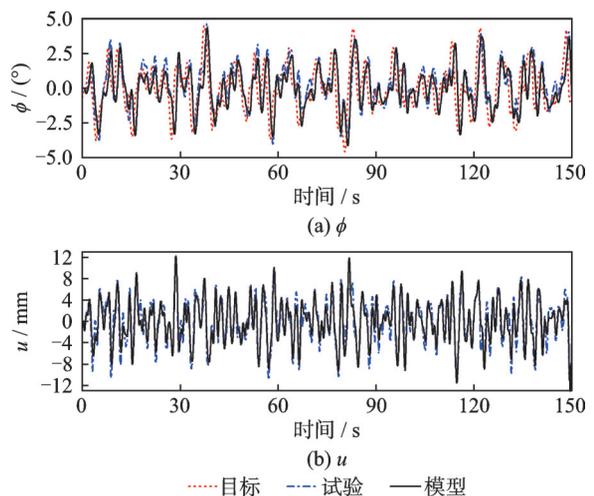


图 13 人机耦合系统仿真结果与典型试验结果的对比

Fig.13 Comparison of simulation results of helicopter-pilot coupling system with a set of typical experimental result

观察图 13 可发现,人机耦合系统模型输出的直升机实际滚转角与试验时的实际滚转角高度吻合,并且仿真模型中飞行员模型输出的操纵量与实际飞行员在试验中的操纵量基本一致。本文使用方差解释率 VAF 定量衡量辨识得到的飞行员模型参数描述飞行员实际操纵信号的能力^[22],其定义为

$$VAF = \left(1 - \frac{\text{var}(u - \hat{u})}{\text{var}(u)} \right) \times 100\% \quad (15)$$

式中:var(x)表示信号 x 的方差; u 和 \hat{u} 分别表示试验中的飞行员操纵信号和飞行员模型输出的操纵信号。

VAF 值越接近 100%,表明飞行员模型参数的辨识结果越好,能够解释飞行员实际操纵信号中更大比例的方差。表 3 给出了有滚转角运动反馈的情况下,飞行员模型操纵量对 5 次试验中飞行员实际操纵量的方差解释率。

表 3 飞行员模型的方差解释率

Table 3 VAF of the pilot model							/%
试验次数	1	2	3	4	5		
VAF	83.16	76.53	86.84	73.45	82.08		

可以发现,飞行员模型对每次试验的方差解释率都大于 70%,表明本文辨识得到的飞行员模型参数具有较高的准确性,且该飞行员模型能够有效表示真实的飞行员操纵行为。

3.4 人机耦合系统开环频率响应

为了验证本文辨识得到的飞行员模型的正确性,可以将模型和试验的人机开环传递函数进行对比。试验的人机开环频率响应函数可以由姿态误差信号和直升机实际姿态信号通过傅里叶系数法得到。对无滚转角运动反馈和有滚转角运动反馈两种情况下的试验数据,在目标滚转角信号的每个频率点处,计算人机开环频率响应的幅值和相位。图 14 中给出了相应的均值和 95% 置信区间,同时还展示了基于本文辨识得到的飞行员模型参数构建的人机耦合系统的开环频率响应特性(图 12 中 人机耦合系统开环传递函数 ϕ/e 对应的 Bode 图)。

观察图 14 可以发现,两种运动反馈条件下得到的人机耦合系统开环 Bode 图有差异,这进一步说明飞行员调整了其控制策略。此外,基于本文辨识得到的飞行员模型参数构建的人机耦合系统的开环频率响应特性与试验值吻合良好,并且幅频曲线在穿越频率附近的斜率约为 -20 dB/decade 。表明飞行员会根据飞行器的动力学特性调整自己的控制行为,使得人机系统在穿越频率附近的开环幅频响应类似于 1 个积分器,这与人机系统分析领

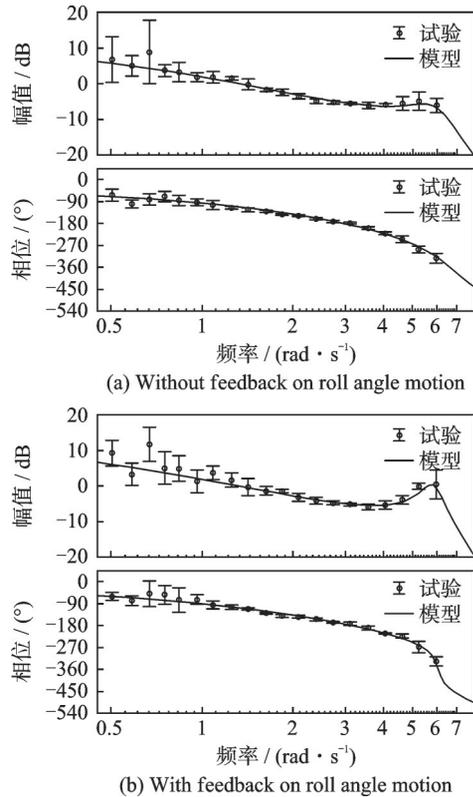


图 14 人机耦合系统开环频率响应

Fig.14 Open-loop frequency response of helicopter-pilot coupling system

域被广泛认可的 McRuer 穿越准则^[5]一致,说明本文辨识得到的飞行员模型参数能够准确地描述真实飞行员的动态特性。

4 结 论

本文通过飞行员人在回路仿真试验,获取了直升机飞行员执行滚转姿态跟踪任务时的飞行数据,并使用混合优化算法对飞行员模型参数进行辨识,基于方差分析的方法探讨了不同运动反馈方式对飞行员操纵行为的影响,得到的结论如下:

(1) 本文建立的混合优化算法可以从时域数据中准确辨识飞行员模型参数,并且得到的辨识结果能够有效地代表真实的飞行员操纵行为和动力学特性。

(2) 相比于无运动反馈的情况,当有滚转角运动反馈时,由于飞行员能够获取更加精确的飞行状态信息,因此跟踪表现得到显著提升,并且飞行员的控制活动也会下降。

(3) 在有滚转运动反馈的情况下,飞行员模型的视觉反馈增益减小,延迟增大,表明在不同的运动反馈条件下,飞行员会调整控制策略,以提高其在飞行任务中的表现。

(4) 在不同的运动反馈条件下,由于人体的固有特性,本体感受和神经肌肉系统的参数不会发生明显的变化。

参考文献:

- [1] HESS R A, MARCHESI F. Analytical assessment of flight simulator fidelity using pilot models[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2009, 32(3): 760-770.
- [2] JONES M. The use of the open-loop onset point (OLOP) to predict rotorcraft pilot-induced oscillations [J]. *CEAS Aeronautical Journal*, 2020, 11(3): 693-711.
- [3] 谭文倩, EFREMOV A V, 屈香菊. 俯仰跟踪任务中的驾驶员神经网络模型辨识[J]. *航空学报*, 2010, 31(9): 1708-1714.
TAN Wenqian, EFREMOV A V, QU Xiangju. Identification of pilot neural network model in pitch tracking [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2010, 31(9): 1708-1714.
- [4] XU S T, TAN W Q, EFREMOV A V, et al. Review of control models for human pilot behavior[J]. *Annual Reviews in Control*, 2017, 44: 274-291.
- [5] MCRUER D T, GRAHAM D, ASHKENAS I. *Aircraft dynamics and automatic control*[M]. [S.l.]: Princeton University Press, 2014.
- [6] HESS R A. Unified theory for aircraft handling qualities and adverse aircraft-pilot coupling[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 1997, 20(6): 1141-1148.
- [7] HESS R A, ZEYADA Y, HEFFLEY R K. Modeling and simulation for helicopter task analysis[J]. *Journal of the American Helicopter Society*, 2002, 47(4): 243-252.
- [8] HOSMAN R, STASSEN H. Pilot's perception and control of aircraft motions[J]. *IFAC Proceedings Volumes*, 1998, 31(26): 311-316.
- [9] LONE M, COOKE A. Review of pilot models used in aircraft flight dynamics[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2014, 34: 55-74.
- [10] HESS R A, MNICH M A. Identification of pilot-vehicle dynamics from in-flight tracking data[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 1986, 9(4): 433-440.
- [11] NIEUWENHUIZEN F, ZAAL P, MULDER M, et al. A new multi-channel pilot model identification method for use in assessment of simulator fidelity [C]//*Proceedings of the AIAA Modeling and Simulation Technologies Conference and Exhibit*. Colorado: AIAA, 2006: 6629.
- [12] NIEUWENHUIZEN F, BEYKIRCH K, MULDER M, et al. Identification of pilot control behavior in a roll-lateral helicopter hover task[C]//*Proceedings of the AIAA Modeling and Simulation Technologies Conference and Exhibit*. South Carolina: AIAA, 2007: 6799.
- [13] BEERENS G C, DAMVELD H J, MULDER M, et al. Investigation into crossover regression in compensatory manual tracking tasks[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2009, 32(5): 1429-1445.
- [14] ZAAL P M, MULDER M, VAN PAASSEN M M, et al. Maximum likelihood estimation of multi-modal pilot control behavior in a target-following task[C]//*Proceedings of the 2008 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*. [S.l.]: IEEE, 2008: 1085-1090.
- [15] BERGER T, ZAAL P, MULDER M, et al. Time domain pilot model identification using maximum likelihood estimation[C]//*Proceedings of the AIAA Modeling and Simulation Technologies Conference and Exhibit*. Hawaii: AIAA, 2008: 7109.
- [16] ZAAL P, POOL D, MULDER M, et al. New types of target inputs for multi-modal pilot model identification[C]//*Proceedings of the AIAA Modeling and Simulation Technologies Conference and Exhibit*. Hawaii: AIAA, 2008: 7106.
- [17] COLBOURNE J D. *The development of the CONDUIT advanced control system design and evaluation interface with a case study application to an advanced fly by wire helicopter design*[D]. California: California Polytechnic State University, 1997.
- [18] ZHANG Y, LI T, LI Y, et al. Parameter identification of pilot model and stability analysis of human-in-loop image seeker[J]. *Aerospace*, 2023, 10(9): 806.
- [19] 王洛峰. 重型直升机外吊挂飞行刚-弹耦合建模与控制[D]. 南京:南京航空航天大学,2022.
WANG Luofeng. Rigid-elastic modeling and control of heavy lift helicopter with slung load[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2022.
- [20] HESS R A. Modeling biodynamic interference in helicopter piloting tasks[C]//*Proceedings of the AHS Aeromechanics Specialists Conference*. California: Vertical Flight Society (VFS), 2010: 496-504.
- [21] 熊冰,范晓樯,魏金鹏,等. 飞发一体化算力体系及算力参数敏感性[J]. *航空学报*, 2021, 42(8): 525808.
XIONG Bing, FAN Xiaoqiang, WEI Jinpeng, et al. Force accounting systems of aircraft/engine integration and force accounting parameter sensitivity analysis [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2021, 42(8): 525808.
- [22] HESS R A, MOORE J K. Estimating parameters of the structural pilot model from simulation tracking data [C]//*Proceedings of the AIAA Modeling and Simulation Technologies Conference*. Boston: AIAA, 2013: 4911.