

人工神经网络在飞机下沉速度控制中的应用



解丰安,舒成辉,蒋启登

中国飞行试验研究院,陕西 西安 710089

摘要:下沉速度是指飞机着陆接地时刻其重心的垂向速度,它直接关系到飞机起落装置在接地时所受到的载荷大小。在考核飞机起落架强度、刚度的着陆试验中,国军标对飞机的下沉速度有具体的要求,但在实际操作中,由于各种外部因素的干扰,飞行员很难利用现有的手段精准操纵飞机达到标准要求的下沉速度。本文通过合理分析,选取了几个影响陆基飞机下降速度的飞行参数,并将这些参数的实测飞行数据作为 MATLAB 人工神经网络模型的输入与输出,得到了较好的预测结果,探索了控制陆基飞机下沉速度的新思路与新方法。

关键词:着陆试验;飞机下沉速度;着陆飞行控制方法;人工神经网络

中图分类号:V217+.32

文献标识码:A

DOI: 10.19452/j.issn1007-5453.2024.04.012

飞机的起落装置是飞机结构中的易损部件,也是飞机在着陆阶段最关键的飞机系统之一,在整个飞机着陆过程中起落装置主要起到了着陆缓冲和滑跑滑行以及刹车减速等作用,它的性能直接关系到飞机与机组人员的安全,而下沉速度是决定起落架接地所受载荷大小的最核心的重要参数^[1-2]。

飞机着陆试验是考核军用飞机起落装置的结构强度与刚度是否符合设计要求的关键试验,在试验中,飞机要以要求的着陆重量(质量)、下沉速度以及姿态进行着陆。《军用飞机结构强度规范第4部分:地面载荷》(GJB 67.4A—2008)^[3]规定:飞机在机体和起落架设计中飞机重心最大着陆下沉速度应不小于表1中的规定值。

在陆基飞机正常使用中,飞行员会尽量控制飞机以较小的下沉速度着陆,以减轻着陆载荷对飞机起落架和机体的冲击,而军机鉴定或民航审定中的着陆试验则要求飞行员操纵飞机以较大的下沉速度进行着陆,所以飞机的下沉速度控制的精准与否,直接关系到试验的成败。若下沉速度过小,飞机未达到要求的下沉速度,则无法满足考核起落装置强度、刚度的目的,造成资源浪费;若飞机过多地超出最大限制使用下沉速度,则会对起落架和机体造成损坏,甚

表1 陆基飞机/最大着陆/下沉速度

Table 1 Maximum landing and sinking speed of land-based aircraft

飞机类型	飞机重量/(m/s)	
	着陆设计重量	最大着陆重量
初级教练机	4.0	2.6
陆基舰训练教练机	5.2	3.4
歼击教练机和所有其他类型的陆基飞机	3.0	1.8

至造成严重的飞行事故。

虽然飞机上安装有基于大气测量原理的升降速度传感器,但在着陆阶段飞机附近的大气流场复杂,传感器测得的数据误差较大,所以目前在着陆撞击试验中,飞行员主要还是依靠目视及飞行经验来操纵飞机尽量地靠近试验要求的下沉速度。在驾驶飞机着陆的过程中,飞行员会受到许多客观因素(如能见度、侧风、地效等),以及主观因素(主要是飞行员的心理因素)的影响,因此目前在陆基飞机着陆试验中,飞行员并不能保证每个架次都能使飞机达到试验要求的下沉速度。

对于这一问题,国内一些专家学者也做了相关的飞行研究。蒋启登^[4]通过研究分析提出了直线下滑接地与平飞

收稿日期: 2023-09-22; 退修日期: 2024-01-18; 录用日期: 2024-02-20

引用格式: Xie Feng'an, Shu Chenghui, Jiang Qideng. Application of artificial neural network in aircraft sinking speed control[J]. Aeronautical Science & Technology, 2024, 35(04): 90-96. 解丰安, 舒成辉, 蒋启登. 人工神经网络在飞机下沉速度控制中的应用[J]. 航空科学技术, 2024, 35(04): 90-96.

飘落接地等着陆操纵技术,并对多次着陆试验训练的实测数据进行研究,总结了几种下滑接地形式的飞行试验方法。运用该方法在某型陆基飞机着陆试验中,最大下沉速度达2.47m/s,满足相关要求,从而实现了该型飞机着陆冲击条件下的起落架结构强度考核。汪文君等^[5]研究了利用飞机速度与下沉速度之间的关系,从而给出间接控制飞机下沉速度的方法。该方法能使飞行员较为准确地通过平显数据间接量化判断下沉速度大小,实现了让飞行员控制下沉速度从经验到初步量化关系式的转变,提高了下沉速度的控制精度,降低了试验风险。

上述研究从利用屏显数据和实际操作两个方面对着陆试验中的下沉速度控制进行了一定程度的研究,但仍存在局限性与不足,如对地效侧风等的影响只能考虑最简单的

理想情况。本文将在之前的研究基础上,利用神经网络方法对下沉速度的控制进行进一步的探索。

1 陆基飞机着陆阶段分析

1.1 飞机下沉速度影响因素

进行对称着陆的飞机通常有三种着陆接地方式,分别是平飞飘落接地、直线下滑接地与拉飘接地。三种着陆接地方式轨迹图如图1所示^[6]。

图1(a)与图1(c)为陆基飞机常用的着陆方式^[7],而图1(b)多为舰载机所采用^[8]。陆基飞机正常使用中多采用图1(c)拉飘接地的方式,使飞机以较小的下沉速度着陆,减小起落架所受冲击;而在着陆试验中,多采用图1(a)平飞飘落接地以使飞机实现大下沉速度的着陆^[9]。

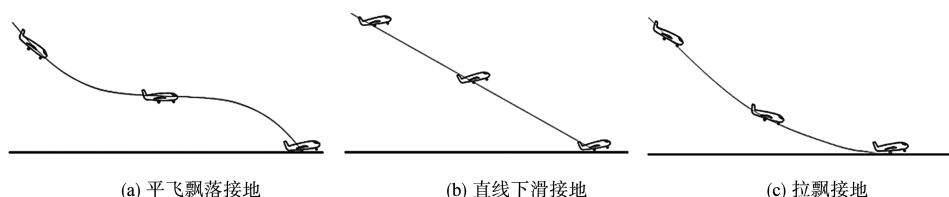


图1 飞机三种着陆接地方式对应的飞行轨迹

Fig.1 The flight trajectory corresponding to the three landing grounding methods of the aircraft

飞机平飞飘落接地示意图如图2所示。图2中,飞机平飞飘落分为三个阶段,分别是A点前的下滑阶段、平飞阶段和飘落接地阶段,最后飞机在B点接地。飞机经过下滑飞行到达某一高度 H ,其后飞行员拉平飞机,目的是减小下滑阶段过大的下沉率并调整飞机着陆姿态,飞机拉平后飞行员对操纵杆进行调整,使飞机平飞一小段时间,期间飞机的空速减小,升力随之减小,飞机开始飘落,在接地前飞行员进行推拉杆操作,使飞机按照试验要求的着陆姿态以一定的下沉速度接地。

由图2可知飞机下降速度 V_y 满足

$$V_y = V \sin \gamma \quad (1)$$

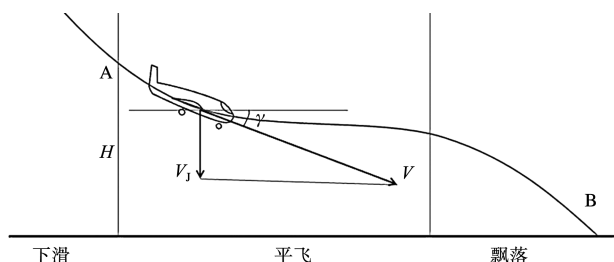


图2 飞机平飞飘落接地示意图

Fig.2 Schematic diagram of aircraft flying down grounding

式中, V 为飞机的速度, γ 为飞机的下滑角且 $\gamma = \alpha - \theta$, α 为飞机的迎角, θ 为飞机的俯仰角。根据式(1),要控制飞机的下沉速度则需要控制飞机的速度 V 、迎角 α 以及俯仰角 θ ,而 V 、 α 以及 θ 又受到多种因素同时影响。

飞行员操控飞机着陆时,飞机状态变化过程可由图3所示。由图3可知,要控制 γ 和 V 的变化需要经过多个步骤,而每个步骤都可能存在着诸多影响因素,如气象、地效、飞行员的操纵等。所以即便是经验丰富的飞行员,靠现有的手段也难以控制飞机达到理想的下沉速度。

但是随着计算机技术的发展,出现了如神经网络等新型分析建模工具,利用其“黑盒子”的特点,无须过多关注飞机着陆过程中各参数之间的联系规律,只需将相关参数的实测数据作为输入输出模型,进行模型的自学习,就可以对研究对象做出合理预测,这就为下沉速度量化控制方面的研究提供了一种新的思路:考虑到着陆试验的目的性与试飞安全性,可选择在气象条件较为理想的天气进行着陆试验,则在图2中从A点到B点的着陆过程,可假设机场地面附近无侧风,飞机不会出现侧滑或者滚转,且飞机油门保持慢车状态,飞行员的操作仅有飞机的俯仰操纵量,那么可考虑将飞行员的俯仰操纵量作为模型输出量,将飞机

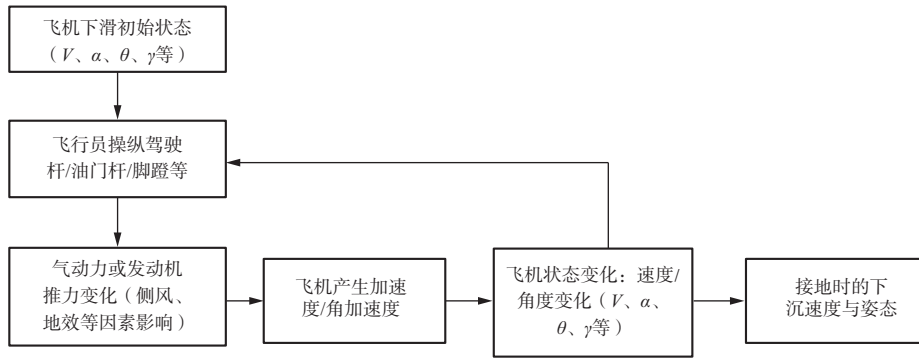


图3 飞机着陆时从飞行员操纵到最终响应的飞行动力学变化过程

Fig.3 The process of flight dynamics change from pilot control to final response when the aircraft lands

的下沉率和与下沉率相关的飞行参数作为神经网络模型的输入量,如此模型训练结束后进行预测得到的便是飞行员的直接操纵量,经过必要的处理后可以用于指导飞行员的操纵,从而达到控制下沉速度的目的。

图4为某一典型的平飞飘落飞行架次中,飞机接地前10s飞行员俯仰操纵量、飞机高度以及飞机下沉速度的变化趋势图。

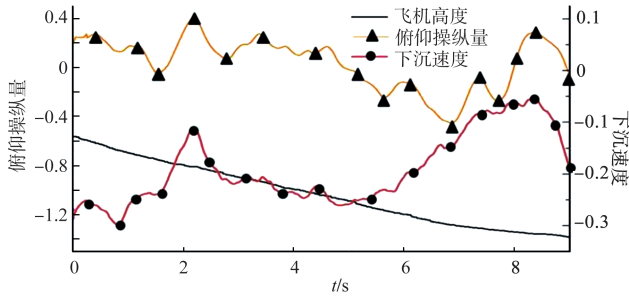


图4 某架次飞机着陆前各飞行参数随时间变化趋势图

Fig.4 Trend chart of flight parameters over time before landing of an aircraft

由图4可知,在5s前飞行员的驾驶杆基本保持不变,对应的下沉速度较为稳定,飞机的轨迹保持直线下滑;5~7s飞行员拉杆,对应下沉速度开始减小,飞机从下滑状态逐渐改为平飞;7~8.5s飞行员推杆,飞机下沉速度从减小变为保持平稳,继而又开始增大,飞机飘落。

从分析可知,飞行员的俯仰操纵对飞机下沉速度的影响确实存在一定可循的规律,这也一定程度上印证了利用人工神经网络来指导飞行员的操纵是可行的。

1.2 与下沉速度相关的飞行参数选取

通过上文分析,对于人工神经网络的输入量,需选择与飞机下沉率相关的飞行参数,对于刚体飞机,着陆过程应满足一般情况下的刚体飞机运动学方程^[10]

$$\begin{cases} \frac{dx_d}{dt} = V \cos \varphi \cos \varphi_s \\ \frac{dy_d}{dt} = V \sin \varphi \\ \frac{dz_d}{dt} = -V \cos \varphi \sin \varphi_s \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} \frac{d\beta}{dt} = \omega_x - \tan \theta (\omega_y \cos \beta - \omega_z \sin \beta) \\ \frac{d\phi}{dt} = \frac{1}{\cos \theta} (\omega_y \cos \beta - \omega_z \sin \beta) \\ \frac{d\theta}{dt} = \omega_y \sin \beta + \omega_z \cos \beta \end{cases} \quad (3)$$

式(2)为航迹坐标下的质心运动学方程,式(3)为机体轴系下的绕质心转动运动学方程。 φ 为轨迹倾角, φ_s 为轨迹偏角, θ 为俯仰角, ϕ 为偏航角, β 为滚转角。

根据前文假设,在着陆过程中,机场无侧风、飞机无侧滑,即方程中 φ_s 、 Φ 、 β 为零或一常数,则上述方程可简化为

$$\begin{cases} \frac{dx_d}{dt} = V \cos \varphi \cos \varphi_s \\ \frac{dy_d}{dt} = V \sin \varphi \end{cases} \quad (4)$$

式中, $\frac{dx_d}{dt}$ 为飞机的地速,记为 V_g ; $\frac{dy_d}{dt}$ 为飞机的下沉率,即下降速度 V_y 。与轨迹倾角 φ 有关的飞行参数有飞机迎角 α 、俯仰角 θ ;在着陆接地前一段时间中,飞机的左右油门杆可看作一直保持慢车状态,即 φ_l 与 φ_r 为一常数,在小范围内进行微调;飞行员的有效操纵量只有俯仰操纵量。综上,与下降速度有关的变量只有飞机俯仰操纵量 d_e 、飞机迎角 α 、俯仰角 θ 、飞机高度 H 、地速 V_g 。

2 MATLAB 神经网络工具在下沉速度控制中的应用

2.1 神经网络模型的应用思路

在MATLAB神经网络模块里选取适合本研究的模型,

选取某机型的着陆阶段飞行数据,将着陆过程中飞行员的俯仰操纵量 d_e 作为模型的输出,下降速度与其参数作为模型的输入,训练该模型。再选取同一机型不同架次同一飞行阶段的其他数据,使用训练好的模型进行预测。将模型预测的操纵量与真实飞行数据中实测的操纵量相比较,若方差能落在一定的区间内,则认为该模型可以在一定程度上对飞行员着陆操纵具有指导意义。根据前文分析,将神经网络模型的输入与输出量统计见表2。

表2 输入量与输出量
Table 2 Input and output

输入	α	θ	φ_1	φ_r	H	V_g	V_y
输出	d_e						

2.2 MATLAB 神经网络模型选取

由飞机的下沉率 $V_y = \frac{dy_d}{dt}$ 可知,下沉率是法向位移对时间的微分, t 时刻飞机的下沉率与 $t-1$ 时刻飞机的下沉率是直接相关的,同时各项参数对下沉率的影响在时间上有累积效果,所以在选择神经网络模型时应选取能反映这一特点模型。

MATLAB 的神经网络工具箱中提供了一种外因(外部)输入非线性自回归(NARX)神经网络模型,该模型根据时序 $y(t)$ 的过去值和另一时序 $x(t)$ 的过去值来预测前者的将来值。可写作如下形式

$$y(t) = f(y(t-1), \dots, y(t-d), x(t-1), \dots, x(t-d)) \quad (5)$$

本文中, $y(t)$ 代表的是下沉率, $x(t)$ 代表与下沉率有关的各项参数, $x(t)$ 不仅可以指代一个矢量,也可以为一个包含多参数的细胞数组。NARX 网络模型使用了包含在 $y(t)$ 的先前值中的附加信息,这样会使训练好的网络预测进行预测时得到更符合预期的结果。拟选择NARX神经网络模型用于本文的研究。

2.3 飞行数据的处理

选取某型号飞机 10 个架次的飞行数据用于神经网络的训练,该 10 个架次是在不同气象条件下,由不同飞行员,用不同着陆接地方式采集的飞行数据,基本涵盖各种情况,可以满足模型训练的条件。

NARX 神经网络模型是将时间步作为数据的横坐标,所以截取飞机接地点前 10s 的数据作为网络的输入输出。在训练神经网络时,如果各输入参数的值之间数据绝对值差较大,可能会对各参数的权值造成影响,导致训练效果不理想,或收敛速度过慢。较好的解决方法是对数据进行归一化处理。数据归一化处理的常用方法是将数据除以一个

常数以使其全部包含在 $[0,1]$ 或 $[-1,1]$ 的区间内。公式可表示为

$$x' = \frac{x - \min A}{\max A - \min A} \quad (6)$$

式中, x 为数据的原始值; x' 为归一化后的值; $\min A$ 为该组数据中的最小值; $\max A$ 为该组数据中的最大值^[12]。

对于这 10 个飞行架次的数据进行参数筛选统计并进行归一化,用于后文模型训练的输入与输出。

每架次有 10s 的数据,采样率为 64,故每架次有 640 个采样点,数据量过大对提高网络的训练精度起到的作用不大,但会增加网络训练的运算时间,在对网络进行训练前,可对数据进行适当重新采样,每秒平均取 16 个点作为训练网络的输入。

2.4 NARX 网络模型的训练与测试

NARX 网络模型结构如图 5 所示。图 5 中 w 为神经元的权重、 b 为偏置、 d 为网络的时滞、 $f(x)$ 为激活函数、 $g(x)$ 为线性函数。

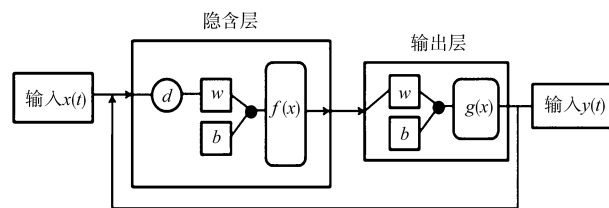


图 5 NARX 网络模型结构

Fig.5 Model structure of NARX network

在 MATLAB 神经网络工具箱中选择神经网络时间序列模块的 NARX 网络,并将处理好的数据导入网络中,将 8 个架次的飞行数据用于网络训练,其余 2 个架次的数据用于测试训练好的网络。网络可供设置的参数包括训练数据百分比、验证数据百分比、测试数据百分比、隐含层数量、时滞以及算法。

该网络提供了三种算法:Levenberg-Marquardt 法、贝叶斯正则化法以及量化共轭梯度法。对神经网络对应三种算法分别设置隐含层数为 5、10、15、20 层,训练数据百分比取 70%、验证数据百分比取 15%、测试数据百分比取 15%、时滞取 5,并进行训练,结果见表 3。由表 3 可知,在隐含层为 5 时,贝叶斯正则化算法精度较高,量化共轭梯度法精度较低;在隐含层达到 15 层后,L-M 算法与贝叶斯正则化算法精度差距不明显,量化共轭梯度法精度较前两者较低;隐含层 20 层与 15 层相比,L-M 算法与贝叶斯正则化算法的训练精度提升并不大,但会增加运算时间;L-M 算法较贝叶斯算法运算速度快,故选择 L-M 算法,隐含层取 15,时滞 5。

表3 神经网络训练结果
Table 3 Neural network training results

L-M算法			贝叶斯正则化法			量化共轭梯度法		
隐含层数	均方误差	回归R值	隐含层数	均方误差	回归R值	隐含层数	均方误差	回归R值
5	3.35×10^{-4}	0.9980	5	1.30×10^{-4}	0.9991	5	4.14×10^{-4}	0.9974
10	1.62×10^{-4}	0.9989	10	8.68×10^{-4}	0.9994	10	4.83×10^{-4}	0.9966
15	1.29×10^{-4}	0.9992	15	6.28×10^{-5}	0.9996	15	5.09×10^{-4}	0.9966
20	9.86×10^{-5}	0.9993	20	4.24×10^{-5}	0.9997	20	2.90×10^{-3}	0.9812

见表4。按照表4设置好网络参数后,将归一化的10个飞行架次的飞行数据导入网络的输入与输出中,并进行网络训练,训练结果见表5。训练的性能如图6所示。

表4 用于网络训练的参数选择
Table 4 Parameter selection for network training

算法	训练数据	验证数据	测试数据	隐含层数	时滞
L-M	75%	15%	15%	15	5

表5 训练结果
Table 5 Training results

样本量		均方误差	回归R值
训练	109	1.12×10^{-4}	0.9993
验证	23	2.39×10^{-4}	0.9983
测试	23	2.48×10^{-4}	0.9978

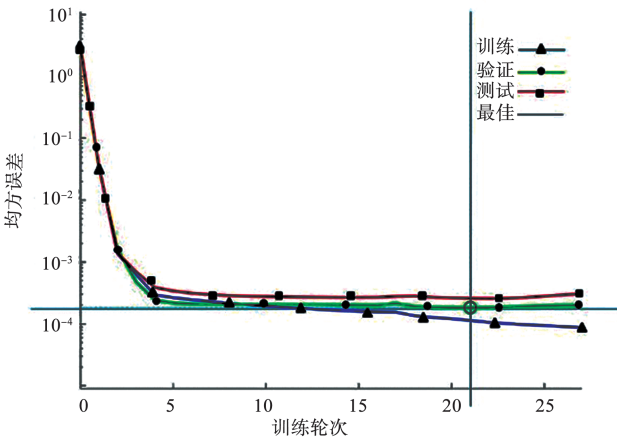


图6 训练性能

Fig.6 Training performance

将剩余的两个架次飞行数据输入设置好并训练完成的网络中进行测试结果见表6。

表6 测试结果
Table 6 Test results

架次	均方误差	回归R值
1	1.7×10^{-3}	0.9819
2	1.1×10^{-3}	0.9593

图7是训练完成的网络对给出的新的输入做出的预测输出与实测的数据进行对比得到的图。

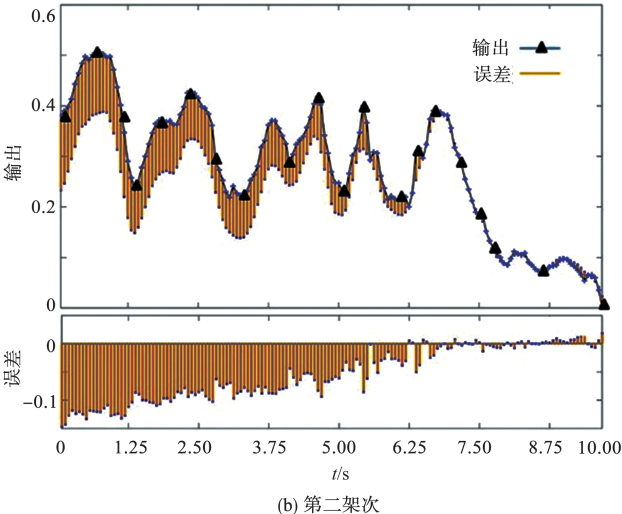
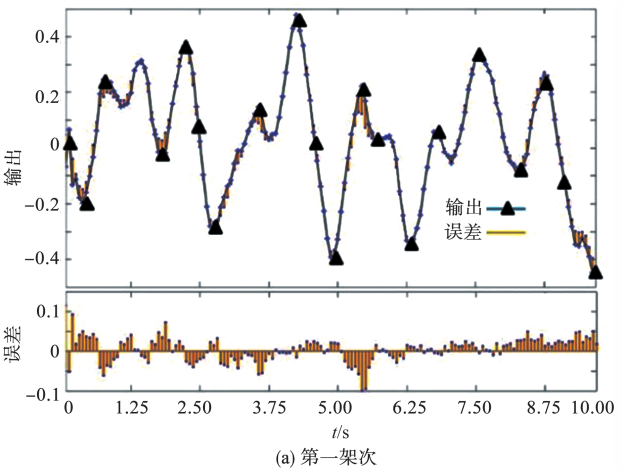


图7 预测结果

Fig.7 Prediction results

比较图7中模型预测输出的飞行员纵向操纵量的值(归一化后)与黄色线段表示的同一时刻实测值与预测值的差值。可以看出两个架次预测结果的误差基本在10%以内。

2.5 预测结果及应用

由上述预测结果可知,用于测试的两个架次数据中模

型预测出的飞行员俯仰操纵量整体趋势与实测数据的整体趋势基本一致,预测值与实测值的均方误差均落在合理区间内,可以得出,在着陆阶段,该方法预测出的飞行员的俯仰操纵量有一定的参考价值,再经过进一步处理后可用于指导飞行员的操作,从而达到控制下沉速度的目的。

但2.4节中最后预测得到的着陆阶段飞行员俯仰操纵量 d_e 是一个瞬时变化的量,不能直接用以指导飞行员的操作,还需进行进一步的处理。考虑将预测结果按时间分段,并取均值或利用二次曲线进行拟合,再在曲线两侧取一定的带宽以便给飞行员的操纵量一个期望值与可接受的波动范围,示意图如图8所示。

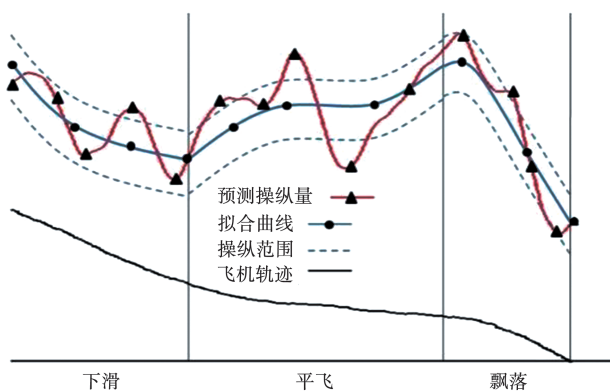


图8 操纵范围与对应飞行轨迹示意图

Fig.8 Schematic diagram of the control range and corresponding flight trajectory

图8中的拟合曲线为操纵量按时间分段后每段的拟合曲线,虚线为可接受的波动范围;在应用时,要求飞行员在图2中的A点达到一定的前提条件后,便可以根据预测指示的范围,操作操纵杆使飞机俯仰操纵量始终位于粗线附近,并不超过粗线两侧虚线所划范围,以使飞机达到试验要求的下沉速度。

3 结束语

在考核飞机起落架强度刚度的着陆试验中,下沉速度作为一项关键的参数指标,它的变化受到多种复杂因素的影响,其精准控制在传统手段上十分困难。

本文将神经网络模型应用于飞机下沉速度的控制中,通过合理的简化飞机着陆过程的物理模型,分配模型的输入量与输出量,实现了对飞机着陆阶段飞行员主要操纵量的预测。该预测结果与实测飞行数据一致性较好,达到了预期目的,并对预测结果提出了一种工程运营的处理思路,便于指导飞行员的实际操纵,为飞机下沉速度的飞行试

验与控制研究提供了一种新的思路与方法。

AST

参考文献

- [1] 胡锐,刘小川,白春玉,等. 舰载飞机起降装置动力学试验研究进展[J]. 航空科学技术,2022,33(1):10-19.
Hu Rui, Liu Xiaochuan, Bai Chunyu, et al. Research progress on dynamics experiment of carrier-based aircraft take-off and landing device[J]. Aeronautical Science & Technology, 2022, 33(1): 10-19. (in Chinese)
- [2] 刘小川,张宇. 作战飞机关键结构易损性评估方法研究进展与展望[J]. 航空科学技术, 2021, 32(12): 42-56.
Liu Xiaochuan, Zhang Yu. Research progress and prospect of vulnerability assessment method of key structure of combat aircraft[J]. Aeronautical Science & Technology, 2021, 32(12): 42-56. (in Chinese)
- [3] GJB67.4A—2008 军用飞机结构强度规范:地面载荷[S]. 中国人民解放军总装备部,2008.
GJB67.4A—2008 Structural strength specification for military aircraft: ground load[S]. General Armament Department of the Chinese People's Liberation Army,2008. (in Chinese)
- [4] 蒋启登. 陆基飞机大下沉速度对称着陆试验方法[J]. 北京航空航天大学学报,2013,39(11):1421-1425.
Jiang Qideng. Symmetrical landing test method of large sinking velocity of land-based aircraft[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2013, 39(11):1421-1425. (in Chinese)
- [5] 汪文君,蒋启登,杨全伟. 飞机着陆下沉速度的间接控制方法[J]. 航空科学技术,2018,29(9):22-26.
Wang Wenjun, Jiang Qideng, Yang Quanwei. Indirect control method of aircraft landing sinking speed[J]. Aeronautical Science & Technology, 2018, 29(9): 22-26. (in Chinese)
- [6] GJB1015A—2008 军用飞机验证要求[S]. 中国人民解放军总装备部,2008.
GJB1015A—2008 Military aircraft verification requirements [S]. General Armament Department of the Chinese People's Liberation Army,2008. (in Chinese)
- [7] 吴文海. 飞行综合控制系统[M]. 北京:航空工业出版社, 2007.
Wu Wenhai. Integrated flight control system[M]. Beijing: Aviation Industry Press, 2007. (in Chinese)
- [8] Collinso R P G. 飞行综合驾驶系统导论[M]. 吴文海,译. 北

- 京:航空工业出版社,2009.
- Collinson R P G. Introduction to integrated flight piloting system [M]. Wu Wenhai,translated.Beijing:Aviation Industry Press,2009. (in Chinese)
- [9] 宋立廷,刘保果,吴文海. 飞机着舰与着陆比较研究[C]. 第8届中国航空学会青年科技论坛, 2018.
- Song Liting, Liu Baoguo, Wu Wenhai. Comparative study of aircraft landing and landing[C]. 8th Youth Science and Technology Forum of Chinese Society of Aeronautics and Astronautics,2018.(in Chinese)
- [10] 方振平. 飞机飞行动力学[M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 2005.
- Fang Zhenping. Aircraft flight dynamics[M]. Beijing:Beihang University Press,2005.(in Chinese)

Application of Artificial Neural Network in Aircraft Sinking Speed Control

Xie Feng'an, Shu Chenghui, Jiang Qideng

China Flight Test Establishment, Xi'an 710089, China

Abstract: The sinking speed refers to the vertical speed of the center of gravity of the aircraft at the time of landing and grounding, which is directly related to the load of the aircraft landing device when grounding. In the landing test to assess the strength and rigidity of the aircraft landing gear, the national military standard has specific requirements for the sinking speed of the aircraft, but in actual operation, due to the interference of various external factors, it is difficult for pilots to use existing means to accurately control the aircraft to achieve the sinking speed required by the standard. Through reasonable analysis, several flight parameters affecting the descent speed of land-based aircraft are selected, and the measured flight data of these parameters are used as the input and output of MATLAB artificial neural network model, and good prediction results are obtained, and new ideas and methods for controlling the sinking speed of land-based aircraft are explored.

Key Words: landing test; aircraft sinking speed; landing flight control methods; artificial neural networks