文章编号:1674-8190(XXXX)XX-001-13

基于CNN-GRU-SE的自转着陆操纵策略研究

魏海星[1,2],陈大伟[1],吴东苏[3],刘晖[3],董可庆[1]
(1.南京航空航天大学大学 通用航空与飞行学院,溧阳 213300)
(2.中航通飞华南飞机工业有限公司,珠海 519000)
(3.南京航空航天大学大学 民航学院,南京 211106)

摘 要: 作为直升机动力失效后最有效的紧急处置方式之一,自转着陆过程具有高度非线性与强耦合特性,传统建模方法依赖复杂气动理论和大量参数辨识,使其极具挑战性。提出一种基于嵌入SE模块的卷积神经网络-门控循环单元(CNN-GRU-SE)的飞行员操纵策略预测方法,利用CNN提取空间特征,GRU捕捉时序信息,结合SE模块进行特征通道重标定,有效挖掘数据中的时空耦合特性,并结合自转着陆阶段特征,将全过程划分为三个阶段,分别建立各阶段操纵策略模型。通过模拟试飞数据进行模型训练与测试,结果表明该方法具备较高的准确性,能够为飞行员在动力失效情境下提供可靠的操纵策略支持,提升自转着陆的安全性。

关键词: 直升机;自转着陆;深度学习;操纵策略;智能控制
中图分类号: V328.3 **文献标识码:** A
DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.XXXX.XX.01

Research on autorotation landing manipulation strategy based on CNN-GRU-SE

WEI Haixing[1,2], CHEN Dawei[1], WU Dongsu[3], LIU Hui[3], DONG Keqing[1]
(1. College of General Aviation and Flight, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Liyang 213300, China)
(2. AVIC General Huanan Aircraft Industry Co.,Ltd., Zhuhai 519000, China)
(3. College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: As one of the most effective emergency maneuvers following helicopter power failure, autorotation landing is characterized by high nonlinearity and strong coupling. Traditional modeling approaches rely heavily on complex aerodynamic theories and extensive parameter identification, making the process highly challenging. A pilot control strategy prediction method based on a convolutional neural network - gated recurrent unit with embedded squeeze-and-excitation modules (CNN-GRU-SE) is propsed. The model leverages CNN to extract spatial features, GRU to capture temporal dependencies, and the SE module to recalibrate feature channels, effectively uncovering the spatiotemporal coupling characteristics in flight data. Furthermore, based on the phase characteristics of the autorotation landing process, the entire procedure is divided into three distinct stages, with a separate control strategy model developed for each. The model is trained and tested using simulated flight data. Results demonstrate that the proposed method achieves high prediction accuracy and can provide reliable control strategy support for pilots during power failure scenarios, thereby enhancing the safety of autorotation landings.

Key words: helicopter; autorotation landing; deep learning; manipulation strategy; intelligent control

收稿日期: 2025-03-25; **修回日期:** 2025-07-26
基金项目: 上海民机试飞工程技术研究中心资助
通信作者: 陈大伟(1982—),男,博士,讲师。E-mail: chendawei@nuaa.edu.cn
引用格式: 魏海星,陈大伟,吴东苏,等. 基于CNN-GRU-SE的自转着陆操纵策略研究[J]. 航空工程进展,XXXX,XX(XX):1-13.
WEI Haixing, CHEN Dawei, WU Dongsu, et al. Research on autorotation landing manipulation strategy based on CNN-GRU-SE[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, XXXX, XX(XX): 1-13. (in Chinese)

0 引 言

若直升机在飞行过程中发生动力失效，飞行员必须采取有效应急措施，以确保飞行安全。对于双发及多发直升机，在部分动力系统仍正常工作的情况下，可通过剩余发动机实现继续飞行或安全着陆[1]。对于单发直升机而言，一旦动力失效发生，飞行员只能依靠自转着陆的紧急处置方式，进入“自转下滑”状态，使旋翼依靠空气流动保持旋转，在有限的高度和时间内实现安全着陆。研究自转着陆过程中的操纵策略，能助力提升飞行员在突发故障中的处置能力，避免事故发生[2]。

在研究初期，国内外主要依靠飞行试验和半经验法来分析直升机发动机失效后的飞行安全性。不过，飞行试验成本高昂、实施难度大且风险高，试验条件也难以统一，导致数据重复性欠佳，这极大地限制了其广泛应用。为此，学者们开始探寻替代方案。

随着模拟器技术的成熟，利用模拟器对飞行员进行自转着陆训练成为有效选择。模拟器借助高精度飞行仿真，能再现各种突发状况和动力失效情境，提升飞行员的实际操作能力。尹硕[3]提出在自转着陆试飞前，先用工程飞行模拟器进行系统化模拟训练，帮助飞行员熟悉流程、积累经验，减少试飞风险；Scaramuzzino等[4]发现，从更具挑战性的动态训练入手，能提升飞行员的控制能力；Wei等[5]基于开发的全尺寸模拟器进行测试，结果表明模拟器训练有助于飞行员精确控制下降速率和着陆条件；Scarpari[6]研究了飞行员工作负荷，为模拟器应用提供了启发；Alam等[7]则发现头下显示器在自转着陆训练中能降低飞行员工作负荷，提高操控精度。

此外，许多科研人员展开理论研究，其核心思路为：首先建立直升机自转的动力学模型，包括机体的运动学方程、气动特性及受力关系等，然后设计自转过程中以及着陆时刻的目标状态量，最后根据控制理论求出满足需求的操纵策略。Wang Yunjie等[8]提出基于泛函张量训练的动态规划算法，减小了传统自转飞行轨迹规划的计算量；Saetti等[9]研究了自转着陆拉平阶段的自主控制，结合Tau理论轨迹生成与非线性动态逆控制，实现了在不同飞行条件下的自主拉平；屈天祥等人[10]建立了六自由度无人直升机自转动力学模型并分阶段设计了控制策略。近年来，机器学习技术的发展为该领域研究带来新契机，傅春啸等[11]引入DCNN误差模型，根据自转着陆不同阶段的特性设计了自适应控制器，成功实现了较小速度的安全着陆。总结上述研究，其结果的准确性仍依赖于动力学建模的精度，然而直升机自转着陆涉及高度非线性和强耦合的动态特性，建立高精度的仿真模型通常需要复杂的空气动力学知识和辨识大量的气动导数，使得这一过程极具挑战性。

本文提出一种基于深度学习，依托数据驱动建模以获得飞行员自转着陆操纵策略的方法。该方法引入一种嵌入SE模块的卷积神经网络-门控循环单元(CNN-GRU-SE)的复合模型，跳过气动导数辨识步骤，直接从试飞数据中学习出机体状态与飞行员操纵动作之间的映射关系，结果表明该方法预测飞行员安全操纵行为的准确性较高。

1 自转着陆操纵策略

在直升机进入自转到着陆的全过程中，飞行员的操纵具有明确的阶段性目标与行为特征。随着飞行阶段的变化，飞行员所需关注的主要参数也随之变化，其操纵逻辑呈现出显著的阶段性差异与非线性特征。为精准捕捉飞行员在不同阶段的操纵规律和系统响应特性，本文将直升机从动力失效到着陆的整个过程分为3个阶段，如图1所示：

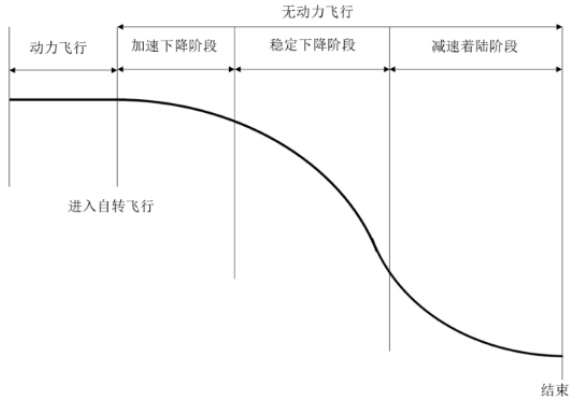


图1 自转着陆过程示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the autorotation landing process

1) 加速下降阶段：以动力失效点为起始，到旋翼转速重新回到额定转速的阶段。

2) 减速着陆阶段：以距离地面一定高度(“瞬

时增距高度”)的点为起始,到着陆的阶段。

3) 稳定下降阶段:处在加速下降阶段结束和减速着陆阶段开始之间的阶段。

1.1　加速下降阶段

在自转着陆的初始阶段,动力失效会导致直升机旋翼转速迅速下降,直升机失去主要升力来源,从而快速下沉,并带来横滚方向的不稳定。在该阶段,飞行员需迅速下放总距杆以减小桨叶攻角,降低旋翼空气阻力,使旋翼在空气流动作用下进入自转状态,产生足够转速以继续提供部分升力。

同时,飞行员需调整尾桨桨叶角至0°。动力失效后,尾桨不再受发动机直接驱动,其作用将大幅度减弱,但其残余效力仍可能影响直升机姿态,将桨叶角设为0°可防止意外偏航和旋转。

此外,动力失效会引发前倾或侧倾等不稳状态,飞行员需通过驾驶杆调整俯仰角与横滚角,以尽量保持水平飞行。

1.2　稳定下降阶段

在稳定下降阶段,旋翼自转速率逐渐稳定,下降速度变得可控,直升机姿态相对平稳。此阶段的核心任务是保持旋翼自转速率以持续生成足够的升力,实现稳定下降。通过微调总距杆,飞行员将旋翼转速控制在适当范围,避免转速过高增加空气阻力或过低导致升力不足。

同时,飞行员需保持前飞速度与下降速度的合理配比。通常,在60 m高度前飞速度应保持约40 m/s,至45 m逐步降至20 m/s左右,过低的速度会增加失速风险。

此外,飞行员需关注外部环境,如风速、风向等,并根据实际风力情况调整操纵,同时观察地面状况,评估地形起伏和障碍物分布,规划减速路径和着陆点,确保最终着陆的安全性。

1.3　减速着陆阶段

当直升机达到临界的低空高度,即“瞬时增距高度”h_{slow}时,飞行员应开始增距操作,同时控制驾驶杆使机体形成并保持5°～10°的仰角。临界高度的经验公式为:

$$h_{\text{slow}} = 1 + 0.79w_0 \tag{1}$$

式中:w_0为稳定下降阶段的下降速度;h_{slow}为实验得到的经验值。

这一阶段的增距时机至关重要,若在过高的高度上增距,旋翼动能可能提前耗尽,导致旋翼转速不足,增加硬着陆或坠毁的风险;若在过低的高度才开始增距,减速时间不足,可能以过高速度触地。

通常直升机近地飞行时会受到地面效应的影响,但在自转状态下,通过旋翼桨盘的气流方向是向上的,地面效应可以忽略不计,飞行员在这一阶段专注于旋翼能量的合理分配与减速操作即可。

2　基于CNN-GRU-SE的操纵策略预测模型

2.1　模型结构

为建立准确的操纵策略模型,首先需要提取与飞行员操控密切相关的关键飞行参数。以某型号直升机模拟器为对象,构建直升机运动方程。其中,考虑到飞行员在自转着陆过程中难以直接感知旋翼桨叶的挥舞运动,而通常是依据机体状态量的变化来调整操纵策略,故采用了准定常挥舞模型来简化旋翼的建模。与更为复杂的非定常挥舞模型相比,这种简化显著减少了计算复杂度,提高了数据采集的便捷性,并且减少了对瞬态数据的依赖,更有利于模型的仿真验证。

该直升机运动方程的构造以三维刚体模型为基础,包括直升机的速度、角速度、姿态角等状态量,可表示为

$$\dot{\boldsymbol{y}} = f(\boldsymbol{y}, \boldsymbol{u}; t) \tag{2}$$

式中:t为时间,$\boldsymbol{y}$为直升机状态向量:

$$\boldsymbol{y} = [u, v, w, p, q, r, \phi, \theta, \psi, x, y, h, \Omega]^{\mathrm{T}} \tag{3}$$

式中:u、v、w为机体轴下的质心运动速度;p、q、r为机体轴下的角速度;ϕ、θ、ψ为姿态角;x、y、h为空间位置,其中x、y是距离动力失效点的水平位移,h为距离地面的高度;Ω为主旋翼转速。

$\boldsymbol{u}$为直升机控制向量,可选为

$$\boldsymbol{u}_\theta = [\theta_0, \theta_c, \theta_s, \theta_{TR}]^{\mathrm{T}} \tag{4}$$

式中:θ_0为旋翼总距;θ_c为旋翼横向周期变距;θ_s为旋翼纵向周期变距;θ_{TR}为尾桨总距。

$$\boldsymbol{u}_\delta = [\delta_c, \delta_a, \delta_e, \delta_p]^{\mathrm{T}} \tag{5}$$

式中:δ_c为飞行员总距杆;δ_a为横向驾驶杆输入量;

δ_e为纵向驾驶杆输入量；δ_p为脚蹬输入量。控制向量$\boldsymbol{u}_\delta$更接近飞行员的实际操纵形式。

由线性操纵系统模型，$\boldsymbol{u}_\theta$和$\boldsymbol{u}_\delta$之间存在如下关系：

$$\boldsymbol{u}_\theta = \boldsymbol{C}_A \boldsymbol{u}_\delta + \boldsymbol{C}_B \tag{6}$$

式中：$\boldsymbol{C}_A$分别为操纵线系传动系数矩阵；$\boldsymbol{C}_B$为偏置向量。

根据该方程，模型输入首先考虑为直升机的机体状态、旋翼转速状态和空间位置。此外，为提高模型精确度，考虑部分环境因素的影响，例如气温、气压以及空气密度的变化等。输出设定为飞行员对驾驶杆，总距杆和脚蹬的操纵量。

为更好地反映输入与输出之间的动态特性，这里将操纵量的一步延迟引入到输入端，建立一个飞行员操纵策略模型，模型结构如图2所示。训练得到模型中的内部参数，可以建立飞行员操纵策略与机体状态之间的非线性映射关系，即下一时刻操纵策略随机体状态变化的模型，省去了传统方法中的机理建模与控制器设计过程。

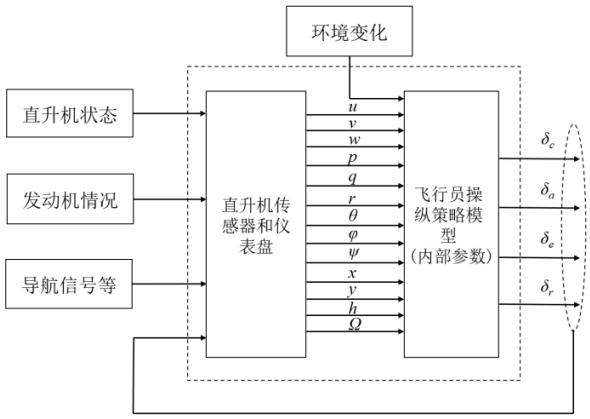


图2 飞行员操纵策略模型结构

Fig. 2 Pilot's manipulation strategy model structure

2.2 CNN

卷积神经网络（Convolutional Neural Network，CNN）是一种深度学习模型，用于处理具有网格结构的数据，如图像、视频和时间序列等。它是从生物视觉系统中获得灵感，通过模拟人类视觉皮层中的神经元感受野结构，有效地提取数据中的局部特征，并逐步抽象为高级特征。相较于传统的全连接神经网络，CNN通过局部感受野和权重共享的机制，显著减少了模型参数，提高了训练效率和泛化性能。CNN主要有以下几个主要部分：

1）卷积层：卷积层作为CNN的核心部分，主要基于卷积核与卷积操作来运作[12]，卷积核为小型矩阵，其中元素为权重参数，在训练中经反向传播学习调整。卷积操作时，卷积核按一定步长在输入数据上滑动，与对应输入数据子区域逐元素相乘并求和得到特征值，形成输出特征图。步长决定卷积核滑动速度与输出特征图大小，而填充可控制输出特征图尺寸并保留边缘信息。该层能通过多个卷积核提取多种局部特征，且随着卷积层堆叠，后续卷积核可对前层特征进一步组合以获取更高级复杂特征。此外，权值共享特性使同一卷积核在整个输入数据上滑动时权重参数相同，能够减少网络参数数量、降低模型复杂度与计算量，利于提取输入数据中的平移不变性特征[13]。卷积运算公式为

$$y_{t,j} = \sum_{i=1}^{k} \boldsymbol{x}_{t+i-1} \cdot \boldsymbol{w}_{i,j} + b_j \tag{7}$$

式中：$y_{t,j}$表示输出特征图在时间步t的第j个特征值；$\boldsymbol{x}_{t+i-1}$为输入数据中与卷积核覆盖区域对应的量；k为卷积核大小；$\boldsymbol{w}_{i,j}$为卷积核的权重；b_j为偏置项。通过局部连接和权值共享，卷积层能有效提取飞行员操控行为中的短期模式，如速度变化引起的操作调整。

2）池化层：池化层用于降低特征图尺寸、减少计算量和参数数量，同时增强模型对特征的平移不变性。池化操作通过在局部区域内执行下采样，将大的特征图压缩为更小的尺寸，保留主要特征并抑制不重要的细节或噪声。在处理时间序列或其他非图像数据时，池化层可沿时间轴进行下采样，减少时间步数，同时保留关键时间段的特征，高效捕捉主要信息，提升网络性能。

3）Flatten层：该层通过对卷积层和池化层输出的特征图进行拉伸，实现从多维到一维的维度变换，以适配后续全连接层的输入需求。

4）全连接层：全连接层通过权重矩阵将所有输入节点连接到输出节点，生成综合特征表达。数学表达式为

$$\boldsymbol{y} = \boldsymbol{W} \cdot \boldsymbol{x} + \boldsymbol{b} \tag{8}$$

式中：$\boldsymbol{W}$为权重矩阵；$\boldsymbol{x}$为输入向量（展平后的特征图）；$\boldsymbol{b}$为偏置项，$\boldsymbol{y}$为输出。该层对飞行员操作行为的所有特征进行全局建模，生成对操控规律的深层理解。

2.3　GRU

循环神经网络(Recurrent Neural Network,RNN)是一种专为处理序列数据设计的神经网络架构,能够高效利用历史信息。长短期记忆网络(Long Short-Term Memory,LSTM)作为RNN的增强变体,通过解决梯度消失问题提高了模型的稳定性[14]。门控循环单元(Gated Recurrent Unit,GRU)是LSTM的改进版本,专为简化模型和提高效率而设计[15],其网络结构如图3所示。

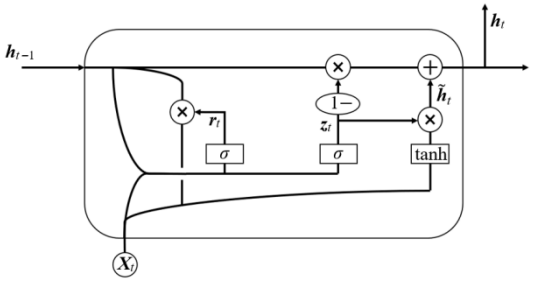


图3　GRU网络结构

Fig. 3　Gated recurrent unit (GRU) network architecture

GRU包含两个门:更新门和重置门,去除了独立的记忆单元,直接将隐藏状态作为信息存储和传递的核心。更新门控制当前时刻的隐藏状态与上一时刻隐藏状态的信息比例,其输出值在0到1之间,由Sigmoid激活函数(记为σ)计算,类似于LSTM的输入门和遗忘门的组合。更新公式为

$$\boldsymbol{z}_t=\sigma(\boldsymbol{W}_z\cdot\boldsymbol{x}_t+\boldsymbol{U}_z\cdot\boldsymbol{h}_{t-1}+\boldsymbol{b}_z) \tag{9}$$

式中:$\boldsymbol{W}_z$为输入到更新门的权重矩阵;$\boldsymbol{U}_z$为隐藏状态到更新门的权重矩阵;$\boldsymbol{b}_z$为偏置项。

重置门控制上一时刻隐藏状态对当前时刻新候选状态的影响,输出值也是0~1之间,由Sigmoid激活函数计算,更新公式为:

$$\boldsymbol{r}_t=\sigma(\boldsymbol{W}_r\cdot\boldsymbol{x}_t+\boldsymbol{U}_r\cdot\boldsymbol{h}_{t-1}+\boldsymbol{b}_r) \tag{10}$$

在当前时间步,GRU使用重置门控制前一时间步的隐藏状态$\boldsymbol{h}_{t-1}$对当前输入$\boldsymbol{x}_t$的影响。如果重置门的值接近0,意味着忽略上一时间步的信息,完全依赖当前输入。计算公式为

$$\tilde{\boldsymbol{h}}_t=\tanh(\boldsymbol{W}_h\cdot[\boldsymbol{r}_t\odot\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}_t]+\boldsymbol{b}_h) \tag{11}$$

式中:$\tilde{\boldsymbol{h}}_t$为候选隐藏状态,$\odot$表示逐元素乘积。

最终隐藏状态通过更新门控制,融合上一时间步的隐藏状态$\boldsymbol{h}_{t-1}$和当前候选隐藏状态$\tilde{h}_t$。更新公式为

$$\boldsymbol{h}_t=\boldsymbol{z}_t\odot\boldsymbol{h}_{t-1}+(1-\boldsymbol{z}_t)\odot\tilde{\boldsymbol{h}}_t \tag{12}$$

式中:当z_t接近1时,保留上一时间步的隐藏状态$\boldsymbol{h}_{t-1}$;当z_t接近0时,使用当前时间步的候选隐藏状态$\tilde{\boldsymbol{h}}_t$。

2.4　SE模块

SE(Squeeze-and-Excitation)模块是一种基于注意力机制增强CNN捕获数据特征能力的模块[16]。注意力机制的基本思想是根据任务需求动态分配不同部分的重要性权重,即在处理复杂数据时,聚焦于最相关的信息,而忽略或减弱不重要的信息。这种机制通过为输入数据的各部分分配不同的权重,实现对关键特征的强化和对冗余信息的抑制[17]。

通过在特征通道维度上自适应调整权重,SE模块的引入使得CNN能够更加聚焦于关键特征,且并未显著增加模型的计算复杂度,只增加了少量的可学习参数。这种资源利用的优化,使得训练和测试阶段的计算效率得到提升,加快了整个模型的开发、部署以及应用过程,为深度学习模型在实际场景中的推广提供了技术支持。SE模块的工作流程如图4所示,包括Transformation、Squeeze、Excitation、Scale四个部分。

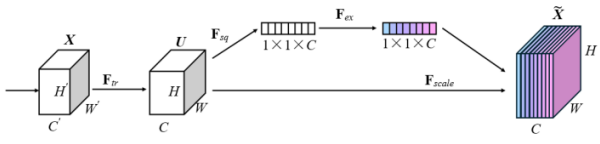


图4　SE模块工作流程

Fig. 4　Squeeze-and-excitation (SE) module workflow

第一步,Transformation(F_{tr}):在SE模块的起始阶段,输入一个特征图$\boldsymbol{X}\in\mathbb{R}^{H'\times W'\times C'}$,$H'$和$W'$表示空间维度,$C'$表示通道数。通过特征变换操作$\mathrm{F}_{tr}$,被映射为输出$\boldsymbol{U}\in\mathbb{R}^{H\times W\times C}$。这步操作可以看作是一个标准的卷积运算,旨在对输入特征进行初步处理以提取有用信息。

第二步,Squeeze(F_{sq}):特征压缩操作F_{sq}是SE模块的重要步骤,其目标是通过全局平均池化,将输入特征$\boldsymbol{U}$在空间维度上压缩,使得包含全局信息的特征图转换成$1\times1\times C$的通道向量$\boldsymbol{Z}$,让每个通道的特征能够反映其全局分布。具体计算公式如下:

$$z_c=\mathrm{F}_{sq}(\boldsymbol{u}_c)=\frac{1}{H\times W}\sum_{i=1}^{H}\sum_{i=1}^{W}u_c(i,j) \tag{13}$$

式中：z_c为$\boldsymbol{Z}$的第c个元素；$u_c(i,j)$为特征图$\boldsymbol{U}$中第c个通道在位置(i,j)的值。

第三步，Excitation(F_{ex})：特征激发操作F_{ex}通过全连接层学习每个通道的权重，从而完成对通道特征的重新加权。具体来说，该步接收来自特征压缩阶段的通道向量$\boldsymbol{Z}$，并经过以下步骤：

1）特征降维：利用一个全连接层将通道维度从C降低到C/r，其中r是通道压缩比率，用于减少参数量和计算负担。

2）非线性激活：通过ReLU激活函数（记为δ），为特征引入非线性关系。

3）特征还原：使用另一个全连接层将降维后的向量映射回原始通道维度C。

4）权重归一化：通过Sigmoid激活函数，将输出值限制在[0,1]范围内，生成每个通道的权重向量$\boldsymbol{S}\in\mathbb{R}^{1\times1\times C}$。

上述过程的计算公式如下：

$$S=F_{ex}(\boldsymbol{Z},\boldsymbol{W})=\sigma(g(\boldsymbol{Z},\boldsymbol{W}))=\sigma[\boldsymbol{W}_2\delta(\boldsymbol{Z},\boldsymbol{W}_1\boldsymbol{Z})] \tag{14}$$

式中：$\boldsymbol{W}_1$，$\boldsymbol{W}_2$为全连接层权重矩阵。

第四步，Scale(F_{scale})：SE模块将通过激发操作得到的通道权重$\boldsymbol{S}$应用于初始输入特征图上，实现通道特征的重校准，最后得到一个输出$\boldsymbol{X}\in\mathbb{R}^{1\times1\times C}$，公式为

$$X=F_{scale}(\boldsymbol{U},\boldsymbol{S})=\boldsymbol{S}\times\boldsymbol{U} \tag{15}$$

2.5 CNN-GRU-SE复合模型

CNN-GRU-SE复合模型网络结构如图5所示，其工作流程如下：

1）将直升机自转着陆过程中采集的多种类型的数据，包括机体状态数据（如位置、速度、姿态等）、飞行员操纵数据（总距杆、周期变距杆以及脚蹬）以及外界环境数据（如风速、风向、大气密度等）相结合，构建具有时空特征的多变量序列数据集，输入嵌入SE模块的CNN网络中。

2）SE-CNN网络结构由SE注意力模块、多层卷积层、全局平均池化层和Flatten层构成。SE模块通过特征通道的重校准机制，能够自适应调节不同通道的特征权重，增强模型对关键操纵变量和状态变量的关注，抑制冗余信息，提升特征提取能力。卷积层使用一维卷积核沿时间序列方向滑动执行卷积运算，提取飞行员操纵行为中与不同状态变化对应的局部模式。第一层卷积输出初步特征图，后续层卷积通过增加卷积核数量提取更高层次的复合特征。随后，通过全局平均池化降低维度，Flatten层将特征展平后送入全连接层，以学习多变量飞行数据之间的非线性空间耦合关系，输出飞行员操纵行为的空间特征表达。

3）将SE-CNN网络输出的空间特征与原始飞行历史状态序列结合，确保模型既具备空间特征提取能力，又保留完整的时间序列信息。该融合序列作为输入传入GRU网络，GRU网络由多个门控循环单元组成，用于建模飞行员操纵行为的时间依赖关系。GRU单元在每个时间步对输入特征与历史隐藏状态进行融合更新，通过更新门与重置门的机制，有效保留或遗忘前一时刻的控制信息，捕捉飞行员在不同阶段操控策略的动态演化规律，实现对自转着陆过程中操纵行为的时序建模。

4）将上述步骤的输出结果作为输入，传递到全连接神经网络中，全连接网络通过层间权重的全连接结构对输入特征进行非线性变换，并使用激活函数对特征进行非线性映射，最终输出对飞行员未来操纵行为的预测。

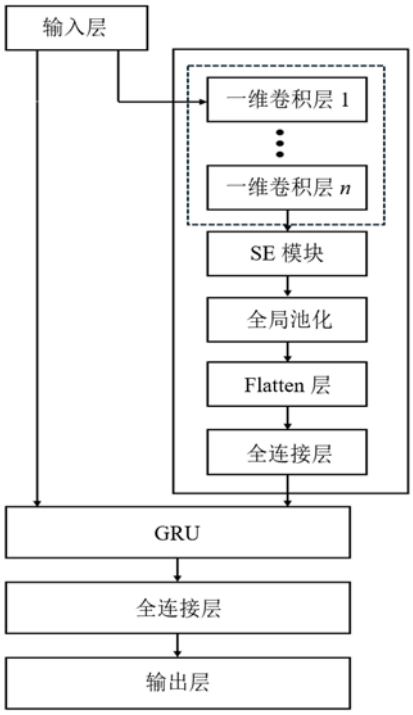


图5 CNN-GRU-SE复合模型网络结构

Fig. 5 CNN-GRU-SE hybrid model architecture

2.6　模型超参数配置

1) CNN超参数配置

在卷积神经网络中,卷积层的数量,卷积核的大小、数量和步长对模型性能有显著影响。卷积层的数量直接影响特征提取的深度,更多的卷积层能够逐步提取更高级和复杂的特征,但层数过多可能导致梯度消失或计算资源消耗过大;卷积核大小决定感受野范围,太小可能无法捕获重要信息,太大可能过拟合,通常从较小值(如3或5)开始尝试;卷积核数量决定了特征提取能力,数量增加可捕获复杂特征但易过拟合,减少则可能导致欠拟合,其最优值需在捕获特征能力与过拟合风险之间权衡;卷积核步长影响滑动距离,较小步长适合高时间相关性数据,较大步长适合提取全局信息。

本节设置卷积核的初始大小为3,步长为1,卷积核数量为2的整数次幂(如16、32、64),便于使用优化的算法和硬件资源,以提高计算效率和内存利用率。

最终通过网格搜索法确定自转着陆各阶段模型的CNN超参数配置如表1所示。

表1　各阶段模型CNN超参数配置
Table 1　CNN hyperparameter configuration for each phase of the model

自转着陆阶段	卷积层位置	卷积核数量	卷积核大小	卷积核步长
加速下降阶段	第一层	32	3	1
	第二层	64	3	1
稳定下降阶段	第一层	16	3	1
	第二层	32	3	1
减速着陆阶段	第一层	32	3	1
	第二层	64	3	1

2) GRU超参数配置

隐藏层数和神经元个数显著影响着GRU模型的预测性能,过少使得模型复杂度过低可能导致欠拟合,而过多则可能引发过拟合,且增加计算成本。根据本文的数据集数量,将隐藏层数量设定在4以内,每层神经元数量则取到2的整数次幂,且在多层隐藏层结构里,给接近输入层的隐藏层分配更多的神经元,以更细致的捕获输入数据的特征信息。

最终确定自转着陆各阶段模型的GRU超参数配置如表2所示。

表2　各阶段模型GRU超参数配置
Table 2　GRU hyperparameter configuration for each phase of the model

自转着陆阶段	隐藏层数量	神经元数量
加速下降阶段	2	24
稳定下降阶段	1	32
减速着陆阶段	2	24

3) SE模块超参数配置

SE模块中一个关键的超参数是特征通道压缩比率,用于在通道注意力机制中控制中间层的特征维度大小,降低模型计算成本,保留关键特征信息。压缩比高低决定了特征通道信息压缩的程度,高压缩比时特征通道信息压缩更强烈,而低压缩比更温和。具体取值为多少,要通过具体任务和数据的分析,没有普遍的最优值,但在实践中一般设置4、8或16等较多,例如在SE模块的最初实践中最佳压缩比为16[16],在SASE-HRNet-S网络中最佳压缩比为8[18]。

最终确定自转着陆各阶段模型的特征通道压缩比率如表3所示。

表3　各阶段模型特征通道压缩比率
Table 3　Feature channel reduction ratio for each phase of the model

自转着陆阶段	特征通道压缩比率
加速下降阶段	4
稳定下降阶段	4
减速着陆阶段	4

3　数据采集与预处理

3.1　数据来源

本文数据来源于飞行员在某型号直升机模拟器上执行飞行任务时的模拟试飞,其中的自转着陆飞行任务基于大场地着陆条件,设定如下:发动机失效高度为540～660 m,飞行速度为41～51 m/s,天气条件良好,风速小于20.6 m/s(依据我国2012年6月发布的《风力等级》国家标准,20.6 m/s的风为大风[19])。在直升机处于爬升、下降等不同飞行状态下,模拟发动机失效场景以捕捉飞行员的操纵动作与直升机的状态数据。

在试飞过程中，模拟器配备的传感器和测量设备以0.1 s为采样周期，实时记录飞行员操纵动作、直升机状态量及外部环境条件。这些数据通过内部通信总线传输至中央处理单元（飞行动力学系统），经标准化打包后通过网络接口或数据传输模块导出。导出的数据经过解析处理，被组织成带有明确字段和时间戳的结构化格式，其具体过程如图6所示。

3.2 数据预处理

由于传感器精度、采集系统局限性、模拟器自振动以及人为操作偶然性等因素，飞行数据不可避免地包含噪声与误差，导致数据质量降低，影响模型训练效果，甚至干扰策略制定。为提高数据质量，需要预处理减少噪声和误差的影响。

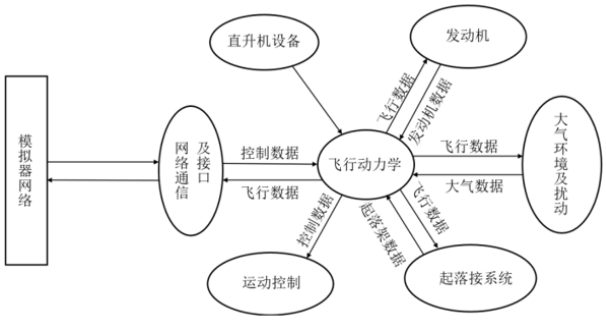


图6 模拟器数据传输

Fig. 6 Simulator data transmission

常用方法包括异常值剔除、滤波处理和数据平滑，这些操作有助于清除数据中的异常峰值或突变点，消除高频噪声，降低短期随机误差的影响，以获得更加平滑、理想的连续数据，最终能够显著提高模型的精度，确保更稳定的飞行员操纵指令输出[20]。

在预处理前，需对飞行数据的量纲进行规范化处理。例如，将飞行速度从knots转换为米每秒（m/s），旋翼转速从r/min转换为弧度每秒（rad/s），高度单位从英尺转换为米等。并对各物理量进行归一化处理，对操纵量的归一化原则如下：旋翼最大总距对应δ_c为1，最小总距对应δ_c为0，旋翼纵向周期变距前倾最大对应δ_e为1，后倾最大对应δ_e为1，旋翼横向周期变距右倾最大对应δ_a为1，左倾最大对应δ_a为-1，尾桨总距左倾最大对应δ_p为-1，右倾最大对应δ_p为1。对飞行状态量（如高度、速度、姿态角、主旋翼转速等）进行归一化处理时，需考虑到这些数据通常具有不同的量纲和取值范围。Z-Score归一化通过将数据转换为均值为0且标准差为1，能有效消除数据的量纲影响，其转换公式如下：

$$x^{*}=\frac{x-\mu}{\sigma} \tag{16}$$

式中：μ为数据集的均值；σ为数据集的标准差。

通过特征选择，排除了温度、大气压与空气密度，筛选出以下13个特征作为模型输入：飞行速度（u、v、w方向）、旋翼转速Ω、机体姿态角度（ϕ、θ、ψ）、角速度（p、q、r）、空间位置（x、y、h），而输出消除了脚蹬操纵量。这些特征是飞行员在自转着陆过程中与操控最为相关的物理量，将用于建立预测自转着陆策略的模型。

3.3 数据可用性分析

在预处理后，需要对数据进行可用性分析，确保其有效性和可靠性。可用性分析的核心在于判断每次自转飞行是否成功着陆，特别是判断着陆速度是否在安全范围内。根据直升机抗毁要求[21]，本文对危险着陆速度的定义是：$u_{lim}=15.24\ \mathrm{m/s}$，$w_{lim}=12.8\ \mathrm{m/}s$和$v_{lim}=7.62\ \mathrm{m/}s$，这个数值是根据现有的事故记录和机体结构的实际情况，欲保证95%的存活率，在抗坠毁设计时考虑的碰撞环境。在判断自转着陆是否安全时，本文同时考虑着陆时三个体轴方向的速度，如果着陆时u、v、w小于危险着陆速度，则认为直升机安全着陆，若有任一方向的速度超过其对应的限制值，则视为危险着陆，试飞数据被判定为不可用，此次自转飞行失败。

除了速度判定外，成功的自转着陆还需满足其他一些关键条件：旋翼转速在下降过程中始终保持在安全范围内，长时间过高转速可能导致旋翼损坏，过低导致机体无法有效控制；着陆时的机体姿态应当平稳，若出现过度倾斜或剧烈摇晃，可能导致着陆不稳或机体受损；从动力失效点到着陆点之间的飞行距离应当在一定范围内，依据模拟数据与试飞经验，将该合理阈值设定为2 000 m。若在数据分析中，任何一次试飞未能满足上述条件，均判定为试飞失败，该次试飞数据将被视为不可用。

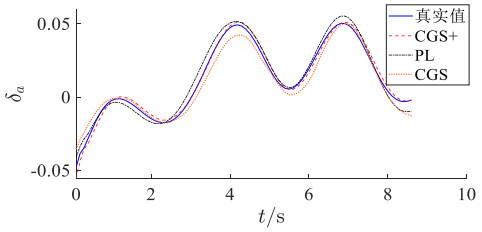
最终，通过筛选和评估模拟试飞数据，最终获取了600余组有效数据，这些有效数据涵盖了不同工况、不同初始条件以及多种操纵模式下的自转着陆全过程。

4　结果与验证

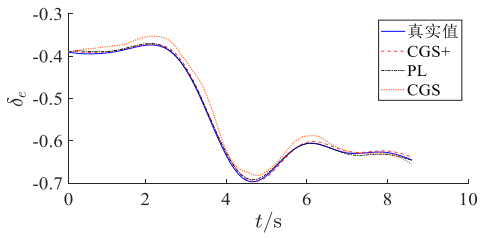
4.1　操纵策略预测

本节采用不同方法建立的模型对飞行员自转着陆操纵策略进行预测,并进行对比。其中,设定粒子群优化最小二乘支持向量机(PSO-LSSVM)中的种群规模为50,迭代次数为100,优化的参数范围为:正则化参数γ在[0.01,1 000.0]之间,核函数参数σ在[0.01,100.0]之间[22]。

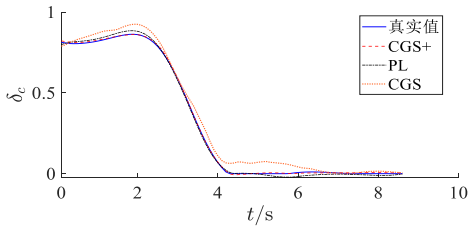
本节选取一组数据,其具体工况为:发动机失效点距离地面高度为621.6 m,速度为53 m/s,风在机体x轴和y轴的分量均不超过0.5 m/s。在加速下降阶段,各操纵量变化如图7所示(为便于表示,CGS表示没有一步延迟操纵量的CNN-GRU-SE模型,CGS+表示加入一步延迟操纵量输入的CNN-GRU-SE模型,PL表示加入一步延迟操纵量输入的PSO-LSSVM模型)。



(a) 横向周期变距操纵量



(b) 纵向周期变距操纵量

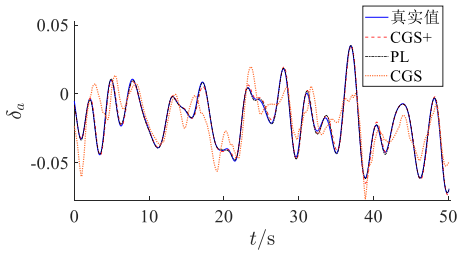


(c) 总距操纵量

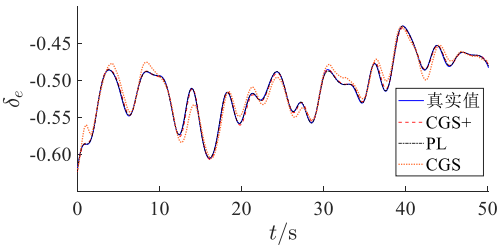
图7　加速下降阶段操纵量变化

Fig. 7　Control input variation during accelerated descent phase

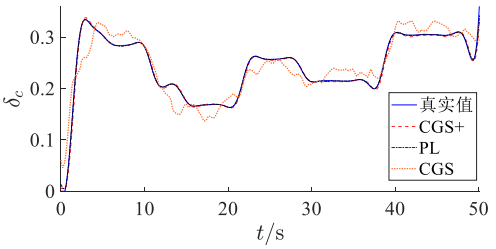
在稳定下降阶段,各操纵量变化如图8所示;在减速着陆阶段,各操纵量变化如图9所示。



(a) 横向周期变距操纵量



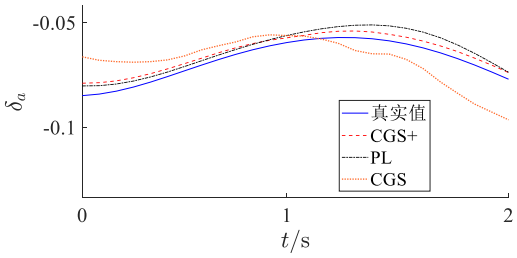
(b) 纵向周期变距操纵量



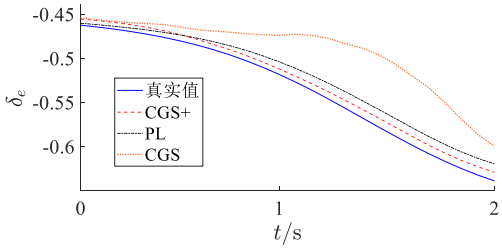
(c) 总距操纵量

图8　稳定下降阶段操纵量变化

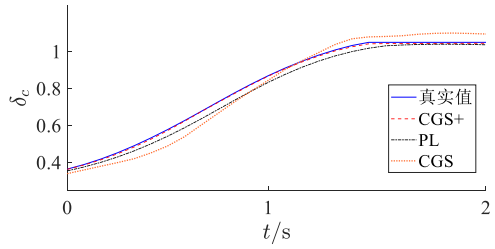
Fig. 8　Control input variation during steady descent phase



(a) 横向周期变距操纵量



(b) 纵向周期变距操纵量



(c) 总距操纵量

图 9 减速着陆阶段操纵量变化

Fig. 9 Control input variation during deceleration landing phase

统计不同方法所建模型预测的操纵策略,与真实值进行对比,结果如表 4 所示。对比引入一步延迟操纵量输入模型与未引入模型的预测精度,即以未引入一步延迟操纵量输入的 CNN-GRU-SE 模型的 RMSE 值为基准,对比其他两种模型的 RMSE 减小百分比,如表 5 所示。

表 4 不同模型预测结果均方根误差(10^{-3})

Table 4 Root mean square error (RMSE) of predictions among different models

不同阶段操纵量	CGS	PL	CGS+
加速下降阶段 δ_a	5.22	4.07	2.24
加速下降阶段 δ_e	16.4	9.56	8.99
加速下降阶段 δ_c	33.9	31.1	3.42
稳定下降阶段 δ_a	14.4	1.79	2.15
稳定下降阶段 δ_e	7.24	6.89	6.76
稳定下降阶段 δ_c	24.9	2.58	4.29
减速着陆阶段 δ_a	13.3	5.65	4.26
减速着陆阶段 δ_e	50.5	14.6	8.12
减速着陆阶段 δ_c	35	28.4	11.7

表 5 不同模型间均方根误差降低百分比(%)

Table 5 Percentage reduction in root mean square error (RMSE) among different models

模型状态预测误差	CGS+较与CGS	PL较与CGS
加速下降阶段 δ_a	57.1	22
加速下降阶段 δ_e	45.2	41.7
加速下降阶段 δ_c	89.9	8.3
稳定下降阶段 δ_a	85	87.6
稳定下降阶段 δ_e	6.6	4.8
稳定下降阶段 δ_c	82.8	89.6
减速着陆阶段 δ_a	67.8	57.5
减速着陆阶段 δ_e	83.9	71.1
减速着陆阶段 δ_c	66.6	18.9

综上所述,3 种模型的预测结果均与真实结果有相同的变化趋势,但相比之下,未引入一步延迟操纵量的模型误差的波动明显较大,这是因为飞行员在操纵过程中存在一定的反应延迟,操纵量的变化通常需要一定时间才能反映在飞行器的状态中。未考虑这一延迟会导致模型无法准确捕捉飞行员操纵行为与飞行器动态响应之间的关系,使得模型的预测误差更加波动。引入一步延迟操纵量后,模型能更精确地模拟飞行员的反应特性和飞行器的惯性效应,进而降低误差波动,提升预测精度与稳定性。

对比两种引入一步延迟操纵量的模型,在稳定下降阶段,两种方法的表现基本一致,但在加速下降阶段和减速着陆阶段,PSO-LSSVM 模型的预测精度明显劣于 CNN-GRU-SE 模型,在其他组测试结果中均满足该结论。在后文的预测与验证中,固定采用引入一步延迟操纵量的 CNN-GRU-SE 模型。

4.2 仿真验证

本节基于 FlightGear 平台开展仿真实验,以验证 CNN-GRU-SE 操纵策略预测模型的应用可行性。实验环境设置与前文一致,均模拟直升机在爬升、下降或平飞阶段突发发动机失效,风力设定在大风及以下等级。具体流程如下:

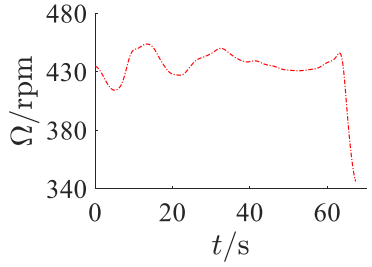
1) 选择与所用模拟器构型相近的直升机模型作为仿真对象,重点考量空载重量、旋翼直径、机体尺寸及座舱布局等关键参数,确保模型能够验证泛化性能的同时,减少参数调整的工作量,提升验证过程的效率。

2) 参照前文 3.1 的方法设计飞行场景,设定飞行器在指定初始条件下执行自转着陆试飞,包括位置、高度、速度和风场参数等。通过配置 FlightGear 系统参数并调用 UDP 通信接口,实时采集飞行状态数据,预处理后用于模型调参,使其适配当前选用机型。

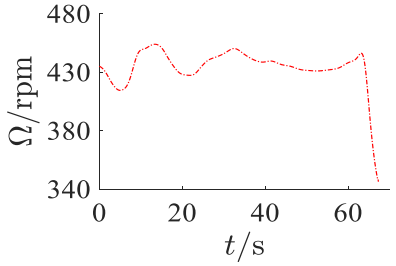
3) 完成参数调整后,进入闭环控制实验阶段。飞行器在飞至预定高度和速度后模拟发动机故障,CNN-GRU-SE 模型接收飞行状态数据并预测下一时刻操纵策略,通过 UDP 协议传输至 Flight-

Gear平台,FlightGear将接收到的数据映射至相应飞行操纵变量,据此更新飞行状态并通过UDP接口传回至接收端,构建完整的控制闭环。实际测试表明,CNN-GRU-SE模型单次预测操纵策略的计算时间在1～10 ms之间,整体响应延迟较低,可满足50 Hz以下的实时控制需求。

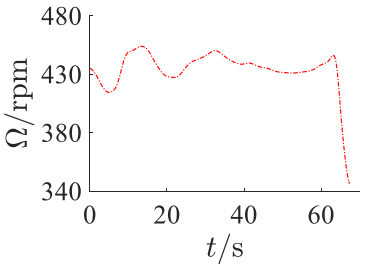
4) 最后记录飞行数据以评估模型性能,关键指标包括机体位置、速度、姿态等。以一次典型仿真为例,设定初始高度671 m、飞行速度54.02 m/s、逆风风速2.8 m/s,故障前处于爬升状态。如图10可见:旋翼转速大部分时间稳定于额定值附近,接近地面并提升总距时快速下降;前飞速度由最初的52 m/s逐渐减小至40 m/s,并长时间维持在30～40 m/s区间,至接地前降至22 m/s;垂直速度方面,由爬升状态迅速过渡至最大值后趋于稳定,约维持在10 m/s左右,并在接近地面时逐步降低;俯仰角大部分时间保持在5°,接地前随机体抬头上升至10°～20°;横滚角始终保持接近0°,无明显侧倾或不稳定现象。



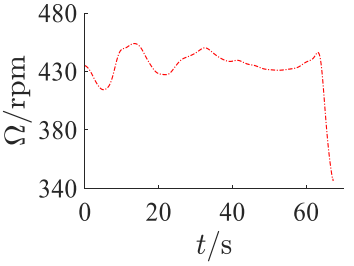
(a) 旋翼转速随时间变化



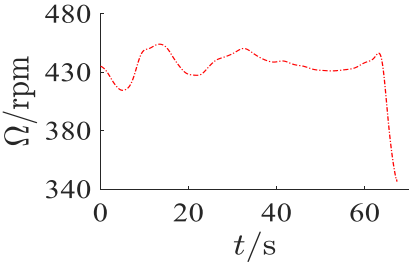
(b) 旋翼转速随高度变化



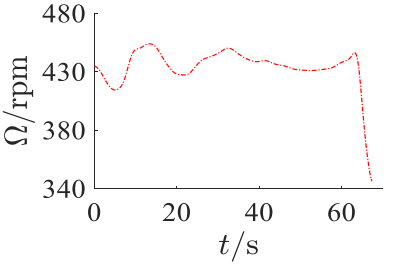
(c) 前飞速度随时间变化



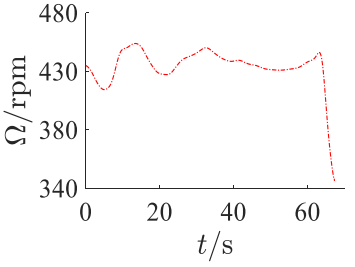
(d) 前飞速度随高度变化



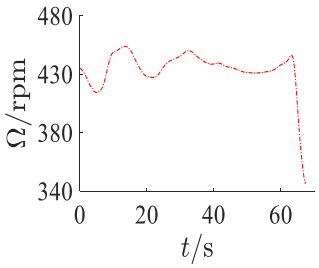
(e) 下降率随时间变化



(f) 下降率随高度变化



(g) 俯仰角随时间变化



(h) 横滚角随时间变化

图 10 仿真过程中各机体状态量变化图

Fig. 10 Variation of aircraft state parameters during simulation

实验结果验证了在CNN-GRU-SE操纵策略模型的控制下，直升机在着陆点位置、垂直速度和姿态角等核心指标上与实际试飞结果具有良好的一致性，达到了安全着陆的标准。该模型在仿真部署阶段仅需进行一次前向推理即可输出操纵策略，显著降低了实时计算量，且模型训练涵盖了多种初始状态，能够自适应不同飞行工况下的操纵模式，具有良好的泛化能力。

需要说明的是，作为路径探索性研究，本文所提出的策略预测模型本质上关注的是飞行状态与飞行员操纵行为之间的映射关系，其学习目标为掌握操纵逻辑与行为模式，后续可结合具体机型数据调整后部署于飞行系统。

5 结 论

1) 本文基于CNN-GRU-SE和涵盖多种工况的模拟试飞数据分阶段构建了飞行员操纵策略预测模型，该模型能够有效提取自转着陆过程中的时空耦合特征，在不同初始高度、速度和风场条件下对操纵行为均有较高的预测准确性。

2) 本文采用数据驱动方式，通过训练CNN-GRU-SE网络中的可训练参数，直接输出操纵策略，避免了复杂的机理建模、气动参数辨识及控制律设计等过程，具有计算效率高、适于实时应用的优势。

3) 本研究成果在飞行训练系统和飞行器自主控制系统中具有广泛的应用前景。在飞行训练中，该模型可嵌入飞行模拟器，实现对飞行员操纵行为的实时预测与评估，辅助教员识别学员在不同阶段的控制偏差与技能掌握情况。在自主控制系统中，模型可作为人类操控行为建模的先验策略，为应急情况下无人系统的自转着陆提供参考，增强系统在复杂环境下的自适应决策能力。

参 考 文 献

[1] 杨华，孙光，高郭池. 直升机无障碍机场A类性能起飞决断点试飞研究[J]. 航空工程进展，2023，14(2)：105-113.
YANG Hua，SUN Guang，GAO Guochi. Research on helicopter CAT-a performance take-off decision point on clear runway[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering，2023，14(2)：105-113.(in Chinese)

[2] QUAN J Z. From autorotation to safe landing[J]. Procedia Engineering，2011，17：46-51.

[3] 尹硕. 飞行模拟器在直升机风险科目试飞中的应用[J]. 中国科技信息，2024(7)：57-59.
YIN Shuo. Application of flight simulator in helicopter risk subject test flight[J]. China Science and Technology Information，2024(7)：57-59.(in Chinese)

[4] SCARAMUZZINO P F，PAVEL M D，POOL D M，et al. Effects of helicopter dynamics on autorotation transfer of training[J]. Journal of Aircraft，2021，59(1)：73-88.

[5] WEI F S. Helicopter autorotation flight test using CCSU flight simulator[C]// AIAA Scitech 2021 Forum. Reston，Virginia：AIAA，2021：0897.

[6] SCARPARI J R S，RIBEIRO M W，DEOLINDO C S，et al. Quantitative assessment of pilot-endured workloads during helicopter flying emergencies：an analysis of physiological parameters during an autorotation[J]. Scientific Reports，2021，11：17734.

[7] UNIVERSITY C，ALAM M，JUMP M，et al. Simulated flight trial assessment of novel autorotation cueing methods using a head down display[C]// Proceedings of the Vertical Flight Society 79th Annual Forum. The Vertical Flight Society，2023：1-15.

[8] WANG Y J，JIANG C，DENG S，et al. Helicopter autorotation trajectory planning method using functional tensor-train-based dynamic programming algorithms[J]. International Journal of Aerospace Engineering，2020，2020(1)：1372052.

[9] SAETTI U，ROGERS J，ALAM M，et al. Tau theory-based flare control in autonomous helicopter autorotation[J]. Aerospace，2024，11(1)：33.

[10] 屈天祥，滕飞，傅春啸，等. 小型无人直升机自转建模与控制策略研究[J]. 机械与电子，2022，40(2)：45-49.

QU Tianxiang, TENG Fei, FU Chunxiao, et al. Autorotation modeling of small unmanned helicopter and control strategy research[J]. Machinery & Electronics, 2022, 40(2): 45-49. (in Chinese)

[11] 傅春啸, 屈天祥, 滕飞, 等. 基于DCNN的无人直升机自转过程建模[J]. 机械与电子, 2022, 40(3): 8-12.
FU Chunxiao, QU Tianxiang, TENG Fei, et al. Modeling of unmanned helicopter autorotation process based on DCNN [J]. Machinery & Electronics, 2022, 40(3): 8-12. (in Chinese)

[12] SHEWALKAR A, NYAVANANDI D, LUDWIG S A. Performance evaluation of deep neural networks applied to speech recognition: RNN, LSTM and GRU[J]. Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing Research, 2019, 9(4): 235-245.

[13] PARK J, WOO S, LEE J Y, et al. A simple and light-weight attention module for convolutional neural networks [J]. International Journal of Computer Vision, 2020, 128(4): 783-798.

[14] CHEN B Y, LI P X, SUN C, et al. Multi attention module for visual tracking [J]. Pattern Recognition, 2019, 87: 80-93.

[15] CUN X D, PUN C M. Improving the harmony of the composite image by spatial-separated attention module [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 4759-4771.

[16] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks [C]// 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2018: 7132-7141.

[17] HAN Y, LIU Y, HUANG Q Q, et al. SOC estimation for lithium-ion batteries based on BiGRU with SE attention and Savitzky-Golay filter[J]. Journal of Energy Storage, 2024, 90: 111930.

[18] XU Z H, HONG X B, CHEN T S, et al. Scale-aware squeeze-and-excitation for lightweight object detection[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(1): 49-56.

[19] 国家质量监督检验检疫总局. 风力等级: GB/T 28591—2012[S]. 北京: 中国标准出版社, 2012.
Standardization Administration of the People's Republic of China. Wind scale: GB/T 28591—2012[S]. Beijing: Standards Press of China, 2012. (in Chinese)

[20] CAI Jinshi. System identification of aircraft[M]. Beijing, National Defense Industry Press, 2002. (in Chinese)

[21] 孙之钊. 直升机强度[M]. 北京: 航空工业出版社, 1990.
SUN Zhizhao. Helicopter strength[M]. Beijing: Aviation Industry Press, 1990. (in Chinese)

[22] WEI H X, CHEN D W, WU D S, et al. Research on helicopter autorotation landing manipulation strategy based on PSO-LSSVM[C]// 2024 IEEE 6th International Conference on Civil Aviation Safety and Information Technology (ICCASIT). Piscataway: IEEE, 2024: 669-674.

(编辑:丛艳娟)