

基于多尺度时序卷积网络的晴空湍流颠簸预测研究



张其霖¹, 高振兴¹, 齐凯²

1. 南京航空航天大学, 江苏 南京 211100

2. 山东航空公司, 山东 济南 250011

摘要: 大气湍流极易诱发飞机颠簸, 甚至导致严重征候和事故。准确预测大气湍流及其对飞行的影响对保障飞行安全极为重要。本文针对当前基于飞行数据的湍流强度估计方法存在预测数据集稀疏、时空分辨率低以及虚警漏警率高等问题, 首先建立了基于Kolmogorov模型的极大似然估计大气涡流耗散率(EDR)算法, 利用von Kármán湍流理论模型设计试验并验证了EDR算法的有效性。其次, 构建一种多尺度时序卷积网络(MT-CNN), 基于飞行参数时间序列预测航路EDR指数。通过试验分析表明, 基于MT-CNN的湍流预测精度达92.77%。本文提出的方法能够提供有效的航路晴空湍流强度预测, 帮助飞行员和管制员进行航路颠簸风险决策, 保障飞行安全。

关键词: 晴空湍流; EDR指数; von Kármán模型; 卷积神经网络; 深度学习

中图分类号: V219

文献标识码: A

DOI: 10.19452/j.issn1007-5453.2025.01.003

飞机飞行中遭遇的大气湍流是民航飞行安全的一大隐患, 它不仅会使飞行员难以操控飞机, 而且会对机组人员和乘客造成伤害, 在严重情况下甚至会导致机身结构损坏^[1]。通常, 大气湍流与大气运动现象和地理特征有关, 如雷暴、高层大气急流以及复杂地形等^[2]。大气湍流按照其成因可分为对流湍流、山波湍流和晴空湍流三类, 而晴空湍流是民航飞机在高空巡航飞行阶段发生空中颠簸的主要诱因^[3]。晴空湍流没有明显的伴随天气现象, 事前难以被机载气象雷达和常规气象观测手段发现。因此, 晴空湍流诱发的颠簸缺乏有效的规避手段和预防措施^[4]。

定性的颠簸预测手段(如气象云图和在此基础上发展的气象学颠簸指数等)存在时空分辨率低^[5]、难以捕获小尺度气象运动的缺点, 在预测晴空湍流颠簸时易出现虚警和漏警^[6]。因此, 晴空湍流的定量预测对航空安全十分重要。大气涡流耗散率(EDR)是一种量化由于黏性力导致的湍流能量损失的度量参数^[7], 被公认为当前最先进的颠簸算法之一, 为定量预测晴空湍流提供了可靠的工具^[8]。

EDR算法在不同场景下有不同的估算方法, Buck等^[9]

于1995年提出了基于垂直加速度的EDR估计算法, 该方法基于线性小扰动模型建立飞机垂直加速度对湍流的频域响应函数, 通过频域响应函数将湍流随机输入转为复频域, 在频域内完成湍流EDR估计。基于垂直加速度的EDR估计算法采用的线性小扰动模型不足以准确地反映飞机垂直加速度对严重湍流的响应^[10], 此外线性小扰动模型也没有考虑飞机舵面偏转、机动飞行所造成的垂直加速度变化^[11-12]。Chan^[13]分别在晴天和雨天使用遥感技术设计了近地面大气湍流的EDR估计算法, 基于遥感技术的EDR估计算法受限于多普勒雷达探测的高度, 不适用于发生晴空湍流的高空巡航段。本文采取基于垂直风的EDR估计方法, 该方法不再建立飞机响应函数^[14], 而是对垂直风直接进行谱估计, 并结合理论湍流模型, 采用最大似然法估计方法获得湍流EDR估计^[15]。基于垂直风的EDR估计方法不仅避免了线性小扰动模型的影响, 同时能够利用飞行数据对EDR指数进行实时估计。

预防晴空湍流颠簸的重点在于实现晴空湍流的短时预测, 而数值天气预报(NWP)等模型不能满足晴空湍流预测

收稿日期: 2024-04-22; 退修日期: 2024-08-22; 录用日期: 2024-11-05

基金项目: 航空科学基金(2022Z066052002)

引用格式: Zhang Qilin, Gao Zhenxing, Qi Kai. Research on clear air turbulence prediction based on multi-scale temporal convolutional network[J]. Aeronautical Science & Technology, 2025, 36(01): 22-32. 张其霖, 高振兴, 齐凯. 基于多尺度时序卷积网络的晴空湍流颠簸预测研究[J]. 航空科学技术, 2025, 36(01): 22-32.

的需求。因此,机器学习方法逐渐被应用于晴空湍流预测^[16]。Hon等^[17]将XGBoost算法应用于数值天气预报模型,对19种湍流指数进行最优组合,验证了多指标一致性(MIC)湍流预测的过程。该方法在一定程度上降低了湍流检测的漏警率,但由于使用过多的湍流指标致使湍流检测的虚警率增高。Mizuno等^[18]采用主成分分析与K-Means聚类相结合的方法生成湍流发生可能性高的风险聚类,并通过统计分析验证聚类结果。该风险聚类被用作湍流发生的监督数据,采取支持向量机(SVM)方法进行湍流预测,其结果与飞行员实际验证结果一致^[19]。该方法对强湍流具有较好的预测效果,但当湍流强度较低时会出现较大误差。Emara等^[20]利用含湍流事件标签前后2min的飞行数据,采取梯度提升算法分别建立了基于EDR的回归预测模型和基于湍流强度的分类模型,将回归预测模型的预测结果与分类模型结果进行对比分析,进而实现湍流预测。

以上机器学习方法在晴空湍流预测中表现并不稳定,因此,本文在考虑飞行数据类型多、采样率不同、时序性各异等特点的基础上,建立了多尺度时序卷积神经网络(MT-CNN)模型,以满足晴空湍流预测的需求。首先设计了适用于飞行数据的垂直风EDR算法,在此基础上对该EDR算法结果进行验证;随后利用5000余条成都—拉萨高原航线数据,根据设计的EDR估计算法计算得到相应巡航阶段的EDR估计值,以飞行数据为输入,以湍流EDR指数为输出,建立MT-CNN模型,实现晴空湍流预测;最后与常用的湍流预测模型进行对比,结果证明该模型有较好的效果。

1 晴空湍流预测方法

预防飞机空中颠簸的重点在于实现湍流的短时预测。国内航司对飞机颠簸的预防手段主要有两种:一是飞行计划中的重要天气情报,通常在飞行前2~3h签派员会与机组沟通并告知航路中的湍流情况;二是飞行员报告,即在前机遭遇颠簸后,飞行员主动上报颠簸信息并广播给后机。由于目前机间难以进行长时间序列数据传输,当前机观测或遭遇到实际颠簸后,该机自身飞行数据无法实时传输给后机或实时下传,导致颠簸信息难以进行精确的定量分析和实时运用。这两种预防颠簸的方法都存在虚警率高、时空分辨率低的问题,其原因在于晴空湍流运动变化快慢无法揣度。当湍流运动较慢时,重要天气情报或飞行员报告会有一定效果,但当湍流运动较快时,这两种方法均会出现误差^[21]。针对以上问题,本文设计了如图1所示的晴空湍流预测方案,当前一架飞机遭遇晴空湍流时,会将实时计算的EDR序列传递给后一架飞机,后机接收到前机的颠簸信息后,在进入颠簸区域前会根据本文设计的EDR预测模型进行湍流预测,当预测的EDR指数与前一架飞机传递的EDR指数吻合度较高时,则认为后机也会遭遇颠簸,此时可通过EDR指数的预测情况帮助飞行员和管制员进行决策。其中,重点在于EDR估计算法和EDR指数预测模型,后文将会详细探讨。

1.1 基于垂直风的EDR估计算法设计

首先设计了适用于飞行数据的EDR估计方法。该方法通过在一定的频率范围内(惯性区间)将经验风功率谱除以理论功率谱,然后对该比率求平均进而估计出 $\hat{\epsilon}^{2/3}$ (一般采用 $\hat{\epsilon}^{1/3}$ 作为湍流强度EDR的估计值)。具体实现步骤有以下

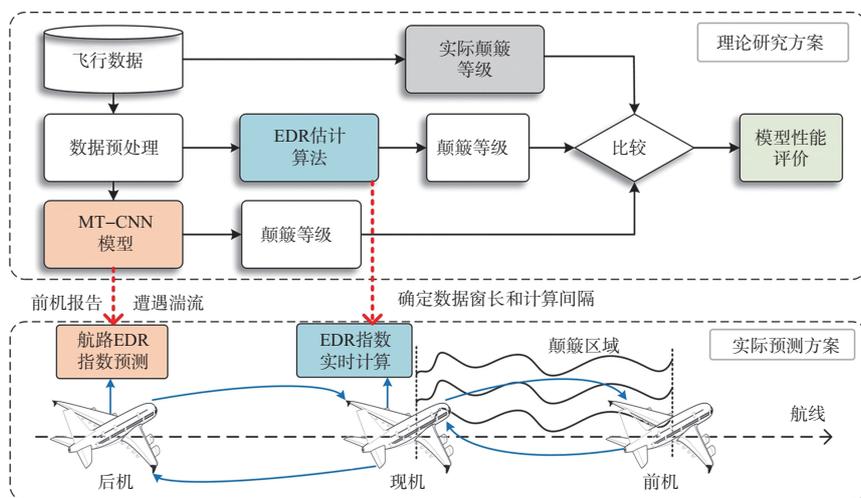


图1 晴空湍流预测方案

Fig.1 Clear air turbulence prediction scheme

几个方面。

(1) 基于飞行数据的垂直风提取

首先进行飞行数据的参数提取,通过扰动风速 $W=[W_x, W_y, W_z]^T$ 、地速 $V_G=[V_{Gx}, V_{Gy}, V_{Gz}]^T$ 以及真空速 $V_T=[V_T, 0, 0]^T$ 三者间的矢量三角形关系来推算扰动风速矢量

$$W = V_G - C_a^c C_a^b V_T \quad (1)$$

式中, $C_a^b = \begin{bmatrix} ca \cdot c\beta & -ca \cdot s\beta & -sa \\ s\beta & c\beta & 0 \\ sa \cdot c\beta & -sa \cdot s\beta & ca \end{bmatrix}$ 表示气流坐标系到机体

坐标系的转换矩阵,其中 c 为余弦函数 \cos , s 为正弦函数

\sin ; $C_b^c = \begin{bmatrix} c\theta c\psi & s\phi s\theta c\psi - c\phi s\psi & c\phi s\theta c\psi + s\phi s\psi \\ c\theta s\psi & s\phi s\theta s\psi + c\phi c\psi & c\phi s\theta s\psi - s\phi c\psi \\ -\sin\theta & s\phi c\theta & c\phi c\theta \end{bmatrix}$ 表示机体

坐标系到地面坐标系的转换矩阵, $\alpha, \beta, \theta, \phi, \psi$ 为飞机姿态参数, α 为迎角, β 为侧滑角, θ 为俯仰角, ϕ 为滚转角, ψ 为偏航角。

从而得到湍流垂直风速矢量

$$W_z = V_{Gz} - V_T (sa \cdot c\beta \cdot c\theta \cdot c\phi - ca \cdot s\theta \cdot c\beta + s\beta \cdot s\phi \cdot c\theta) \quad (2)$$

式中, V_{Gz} 为地速的垂直分量。

(2) 最小二乘拟合线性去趋势处理

垂直风 $W_z = \{w_1, w_2, \dots, w_k, \dots, w_n\}$ 中包含了盛行风、离散突风和湍流,其中的盛行风和离散突风会导致最终计算结果偏大,因此本文采用最小二乘拟合法对垂直风进行线性去趋势处理以达到去除盛行风和离散突风的效果,去除方式见式(3)

$$w_k^d = w_k - \omega_1 (k - \lfloor m/2 \rfloor) - \omega_0 \quad (3)$$

式中, $k=0, \dots, m-1$, $m=30f_s$ (对应窗长为 30s 的数据, f_s 为数据采样率); $\lfloor m/2 \rfloor$ 表示对 $m/2$ 向下取整。以 $k - \lfloor m/2 \rfloor$ 作为 x 输入, w_k 作为 y 输入,进行最小二乘线性拟合,其最佳线性拟合的一次项系数和常数项记为 ω_1 和 ω_0 的取值。

(3) Tukey-Hanning 窗处理

垂直风经过去趋势处理后,可通过傅里叶变换计算经验风功率谱,本文使用 Tukey-Hanning 窗函数对垂直风进行加窗处理。Tukey-Hanning 窗是一种参数可调的窗函数,是余弦瓣与矩形窗的卷积。 m 点 Tukey-Hanning 窗函数为

$$\tau_k = \begin{cases} \frac{1}{2} \left[1 - \cos\left(\frac{k\pi}{M+1}\right) \right], & 0 \leq k \leq M \\ 1, & M < k \leq m - M - 2 \\ \frac{1}{2} \left[1 - \cos\left(\frac{(m-k-1)\pi}{M+1}\right) \right], & m - M - 2 < k < m - 1 \end{cases} \quad (4)$$

式中,锥宽 $M = \lfloor (0.1m - 0.2) \rfloor$ 大致为数据长度的 10%,功率归一化 Tukey 窗口为

$$\tilde{\tau}_k = \frac{\tau_k}{\sqrt{\frac{1}{m} \sum_{j=0}^{m-1} \tau_j^2}} \quad (5)$$

经过线性去趋势处理和加窗后的垂直风时间序列为

$$w_k^{dW} = \tilde{\tau}_k w_k^d \quad (6)$$

(4) 最大似然 EDR 估计

在通过线性去趋势处理和应用窗口函数有效减轻频谱泄漏后,即可进行傅里叶变换得到垂直风功率谱

$$\hat{S}_k = \frac{1}{f_s m} \left| \sum_{j=0}^{m-1} w_j^{dW} e^{-2i\pi jk/m} \right|^2 \quad (7)$$

式中, $k=0, \dots, m-1$, i 为虚数。式(7)可通过快速傅里叶变换实现,并取单边频率(即 $f_s/2$),最后 EDR 最大似然算法的估计值 $\hat{\epsilon}^{2/3}$ 可由式(8)得到

$$\hat{\epsilon}^{2/3} = \frac{\gamma^2}{k_h - k_1 + 1} \sum_{k=k_1}^{k_h} \frac{\hat{S}_k}{S_{\text{model}}} \quad (8)$$

式中, γ 为偏差校正项,一般选取经验值 1.3; S_{model} 是湍流垂直风的理论谱; k_1 和 k_h 是指数下限和上限,对应于功率谱频率索引 f_1 和 f_h 。

湍流垂直风的理论谱 S_{model} 有三种^[22]。第一种理论谱模型是 von Kármán 模型,该模型通过长度尺度和湍流强度进行计算,即湍流的长度尺度和湍流强度在适用的惯性区间内以 $-5/3$ 的斜率进行体现。第二种理论谱模型是改进 von Kármán 理论模型,该模型基于 von Kármán 横向自相关函数^[15],并考虑了离散和有限长度采样效应以及窗口函数,是 von Kármán 谱模型的精确形式。第三种理论谱模型是 Kolmogorov 模型,该模型不仅在计算方法上更加简便,同时也能避免惯性区间选取所带来的误差。此外,航空电子计算机具有有限的处理能力,直接在航空电子系统中计算改进 von Kármán 风谱模型是不可行的。因此,本文采用 Kolmogorov 理论谱模型,其公式如下

$$S_{\text{model}} = \frac{12}{55} (2\pi)^{-2/3} A V_T^{-2/3} f^{-5/3} \quad (9)$$

式中, A 的取值为 $[1.5, 1.7]$,一般取 1.6, V_T 为真空速。图 2 为垂直风实际功率谱和理论功率谱图,可以看出 Kolmogorov 理论谱模型与 von Kármán 理论谱模型在有效的惯性区间内具有相同的效果,且更为简便。

1.2 MT-CNN 模型

EDR 估计算法只能进行事后计算和研究,不能满足航线中的湍流短时预测的需求。基于机器学习的湍流预测方法能够解决湍流预测的问题,但传统的回归模型(如逻辑回归、支持向量机等)或预测模型(如决策树、随机森林等)在处理飞行数据类型多、采样率不同、时序性各异的数据时的

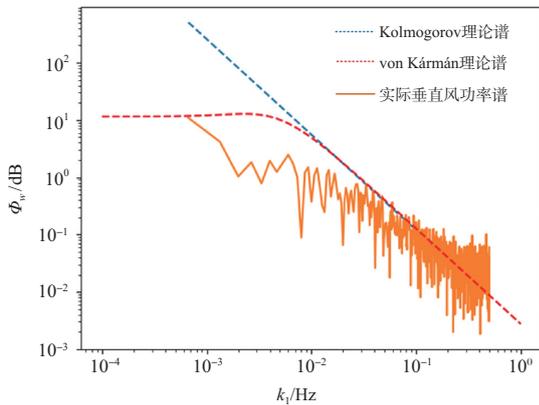


图2 垂直风实际功率谱和理论功率谱

Fig.2 Actual and theoretical power spectra of vertical wind

表现并不尽如人意。此外,飞行数据中某些飞行参数对外界影响较为敏感,表现出易突变的特点;另一些飞行参数对外界变化则较为迟钝,表现出较为稳定的特点。传统的机器学习模型处理这类突变与稳定特征混杂的数据集时,结果并不理想。针对以上问题,本文建立了如图3所示的多尺度时序卷积神经网络模型,该模型在保留随机森林泛化能力、避免过拟合的优势的同时,也弥补了其不能连续输出的缺点;另外,MT-CNN模型采取多重卷积神经网络(CNN)网络,相对于传统的单层CNN在捕提高维特征方面表现更加突出;采取的门控制循环单元(GRU)相比于极限梯度提升(XGBoost)和支持向量机(SVM)具有更快的算法速率,可以满足航线湍流预测的需求。

网络模型以飞行参数序列为输入,EDR指数序列为输出,根据飞行数据的时序性变化特性,首先将飞行数据分割为两部分,如图3中模型左侧上半部分的第一层CNN卷积层处理较为稳定的特征;模型左侧下半部分的第一层GRU层处理易突变的特征。然后通过第二层CNN网络将中间输出的维度调整一致后进行特征融合,以便同时输入注意力层。由于飞行数据的参数多为长序列的时间序列数据,具有距离依赖问题。引入注意力层,不仅能提高模型性能并具有处理高维特征的能力,同时可以通过对不同位置的加权处理,使模型能够更好地捕捉到长距离依赖关系。

2 结果分析

2.1 建立飞行数据集

本文收集了近5年来成都—拉萨高原航线A320机型航班数据,该数据是以1Hz采样率下数百个时间序列参数进行采样导出的。除垂直风外,垂直加速度、重量、航迹角、左右燃油流量等30个飞行参数与飞机颠簸相关^[20],参数详情见表1。本文首先进行相关性分析以识别高度相关的飞行参数,并保留最具代表性的飞行参数。由于本文研究晴空湍流,因此需对所有航班截取其高度高于3048m的高空巡航段数据,并将数据分解为特定长度的窗口(本文窗口采用30s)。然后,在所选的飞行持续时间内滑动窗口,以创建连续的数据源。然后将每个窗口内的参数展开为多个特征的特征矢量,以便于使用多尺度时序卷积神经

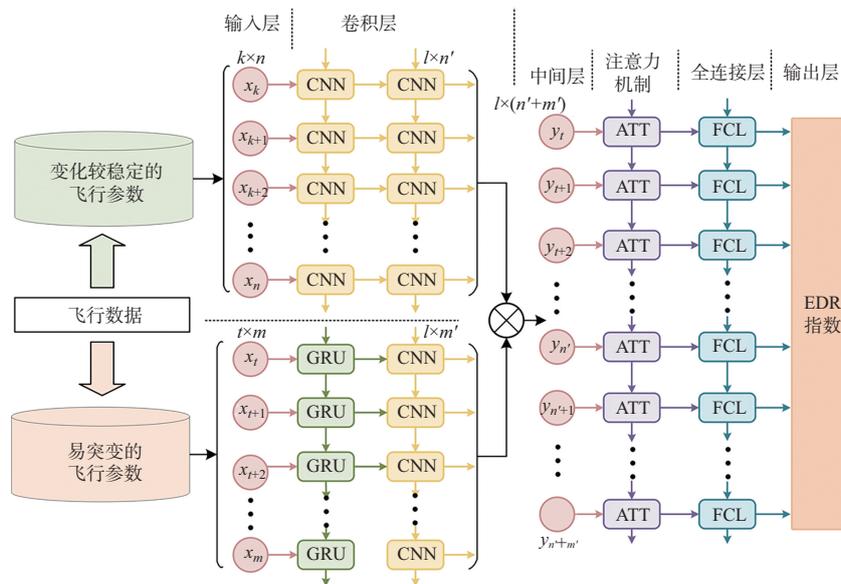


图3 多尺度时序卷积神经网络模型

Fig.3 Multi scale time series convolutional neural network model

表1 飞行数据参数提取
Table 1 Flight data parameter extraction

参数类型	参数	符号/单位	采样率/Hz
质量特性	总质量	m/kg	1
动力学参数	纵向加速度	$a_x/(\text{m/s}^2)$	4
	横侧加速度	$a_y/(\text{m/s}^2)$	4
	垂直加速度	$a_z/(\text{m/s}^2)$	8
	滚转角	$\phi/(\text{°})$	4
	俯仰角	$\theta/(\text{°})$	4
	偏航角	$\psi/(\text{°})$	2
	滚转角速度	$p/(\text{°/s})$	8
	俯仰角速度	$q/(\text{°/s})$	8
	偏航角速度	$r/(\text{°/s})$	8
	地速	$V_G/(\text{m/s})$	4
发动机参数	左/右发低压压气机转速	N11/N12/(r/min)	4
	左/右发高压压气机转速	N21/N22/(r/min)	4
	废气温度	EGT1/EGT2/°C	4
	燃油流量	FF1/FF2/(kg/h)	4
液压系统	滑油温度	OIL_T/°C	4
	滑油压力	OIL_P/Pa	4
控制面偏角	升降舵偏角	$\delta_e/(\text{°})$	4
	副翼偏角	$\delta_a/(\text{°})$	4
	方向舵偏角	$\delta_r/(\text{°})$	4
大气数据	马赫数	M	1
	水平风速	$V_W/(\text{m/s})$	1
	水平风向	$\psi_W/(\text{°})$	1
	迎角	$\alpha/(\text{°})$	1
	气压高度	h/m	8
	总温	$t/^\circ\text{C}$	1

网络进行训练。

2.2 数据窗长和计算间隔验证

EDR 计算精度除了与算法本身相关外,飞行数据的数据窗长和算法计算间隔也十分重要。一方面,EDR 算法所使用的数据窗长如果过短,将导致每次估算的 EDR 指数不能包含足够的颠簸信息;如果数据窗长过长,又将导致 EDR 算法的精度降低,且计算成本急剧增加。另一方面,计算间隔过短会导致多次使用同一段飞行参数序列而出现 EDR 指数过拟合的情况,此外过短的计算间隔将导致计算量过大、成本增高,在实际中运行显然是不合理的;而计算间隔过大将会忽视部分数据所含的颠簸信息,导致结果误差增大。因此,探寻合适的数据窗长和计算间隔对 EDR 估计算法的实用性有极其重要的作用。设计试验的数据窗长和计算间隔试验设计情况见表 2。

试验根据数据窗长和计算间隔分为 8 组,分别计算不同的数据窗长和计算间隔情况下实测 EDR 指数,并与原始标签进行对比,试验结果如图 4 所示。其中,红色虚线

为该段空中颠簸事件真实 EDR 值,蓝色实线为不同数据窗长和计算间隔情况下计算所得的 EDR 估计值。由图 4(a)~图 4(c)可以看出,当数据窗长过小时,数据包含的颠簸信息不足,将导致所计算得到的 EDR 值偏小;由图 4(f)、图 4(h)可以看出,当计算间隔过大时,部分颠簸信息也将被忽略,从而导致计算结果相比于真实值偏小。而由图 4(d)~图 4(f)可以看出,当数据窗长一定时,计算间隔偏大或偏小都将引起 EDR 算法精度降低。图 4(e)采取的数据窗长和计算间隔得到了较好的 EDR 算法结果,因此本文最终确定图 4(e)所示的数据窗长为 30s,计算间隔为 10s。

表2 数据窗长和计算间隔试验设计情况

Table 2 Experimental design of data window length and calculation interval

试验组别	数据窗长/s	时间间隔/s
1	10	5
2	20	5
3	20	10
4	30	5
5	30	10
6	30	15
7	40	10
8	40	15

2.3 EDR 算法验证

为验证 EDR 估计算法的有效性,使用 von Kármán 理论湍流模型进行湍流试验。设计了如表 3 所示的 8 种湍流情况,每种情况都可能在高原航线中发生。当输入给定的湍流强度和长度尺度时,可由式(10)计算出对应的 von Kármán 理论 EDR

$$\varepsilon^{2/3} = \frac{55}{9\pi a^{5/3}} \left(\frac{\sigma_w}{L^{1/3}} \right)^2 \quad (10)$$

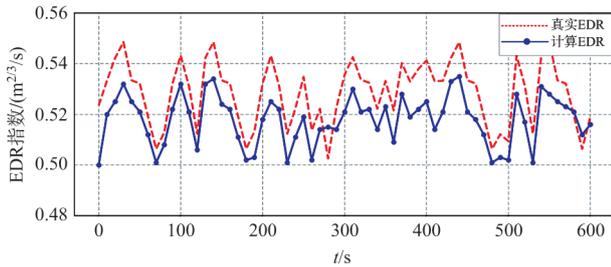
式中, a 为经验常数,通常取 1.339。

表3 理论湍流强度和尺度设计

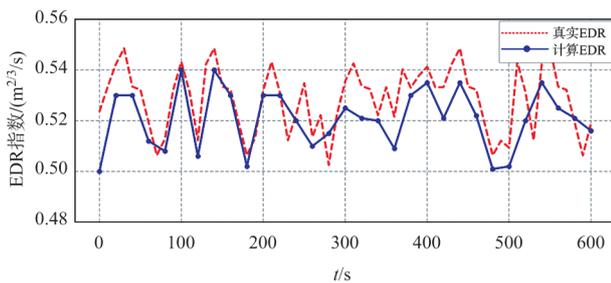
Table 3 Theoretical turbulence intensity and scale design

湍流强度 $\sigma_w/(\text{m/s})$	长度尺度 L/m	理论 EDR 指数 $/(m^{2/3}/s)$
3	300	0.38745
3	700	0.29210
3	1100	0.25125
5	300	0.64571
5	700	0.48683
5	1100	0.41874
10	700	0.97366
10	1100	0.83749

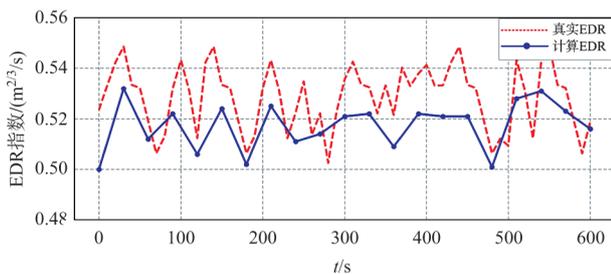
根据 von Kármán 理论湍流模型和设计的尺度情况可产生该尺度下的理论垂直风。每种情况生成 1000 次垂直风, 经过式(3)~式(8)可得到 EDR 指数实测值, 将实测



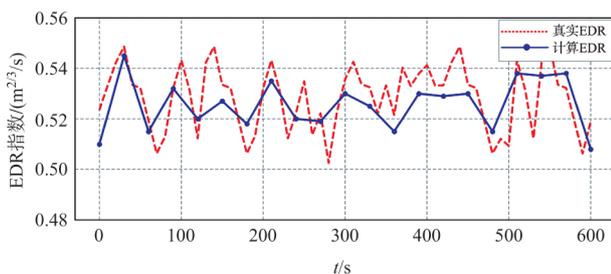
(a) 窗长: 10s; 计算间隔: 5s



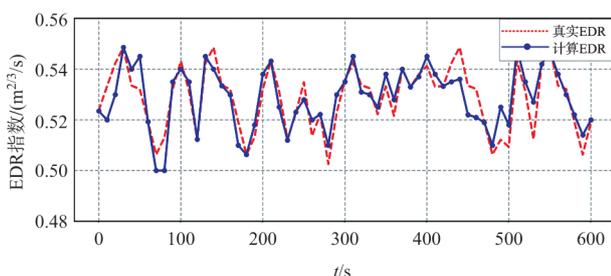
(b) 窗长: 20s; 计算间隔: 5s



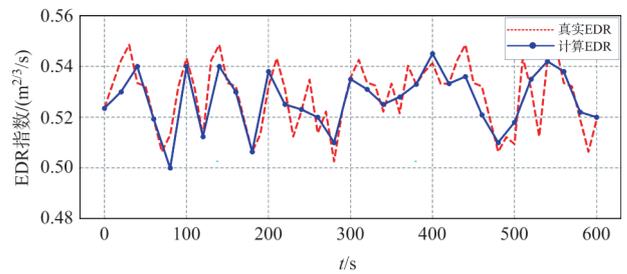
(c) 窗长: 20s; 计算间隔: 10s



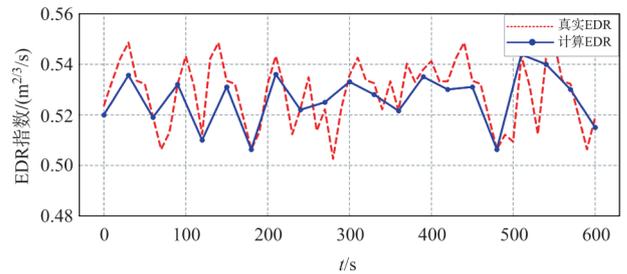
(d) 窗长: 30s; 计算间隔: 5s



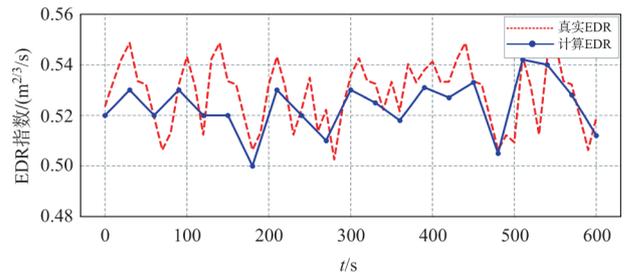
(e) 窗长: 30s; 计算间隔: 10s



(f) 窗长: 30s; 计算间隔: 15s



(g) 窗长: 40s; 计算间隔: 10s



(h) 窗长: 40s; 计算间隔: 15s

图4 EDR 算法不同数据窗长和计算间隔结果

Fig.4 EDR algorithm with different data window lengths and calculation interval

EDR 指数进行统计后与理论 EDR 指数进行对比, 实现 EDR 算法验证。

如图 5 所示, 本文分别设计了高度和空速分别为 3048m 和 185m/s、6096m 和 206m/s、9144m 和 237m/s、12192m 和 237m/s 的 4 种实际飞行情况。结果显示, 通过算法估算的实测 EDR 指数与理论 EDR 指数的偏差在 $\pm 10\%$ 以内, 验证了 EDR 估计算法的有效性。值得注意的是该 EDR 估计算法依赖于飞机线性模型, 当迎角的均方根大于 2.5° 时, 线性模型将不能反映飞机响应, 算法的精度将会降低。另外, 设计的 4 种高度/空速情况和 8 种湍流强度/尺度情况均出现了在 EDR 水平居中时算法误差相对较大的现象, 这一现象出现的原因将在下一节 EDR 预测结果分析中充分讨论。

2.4 EDR 预测结果分析

本文选取了支持向量机 (SVM)、CNN、随机森林

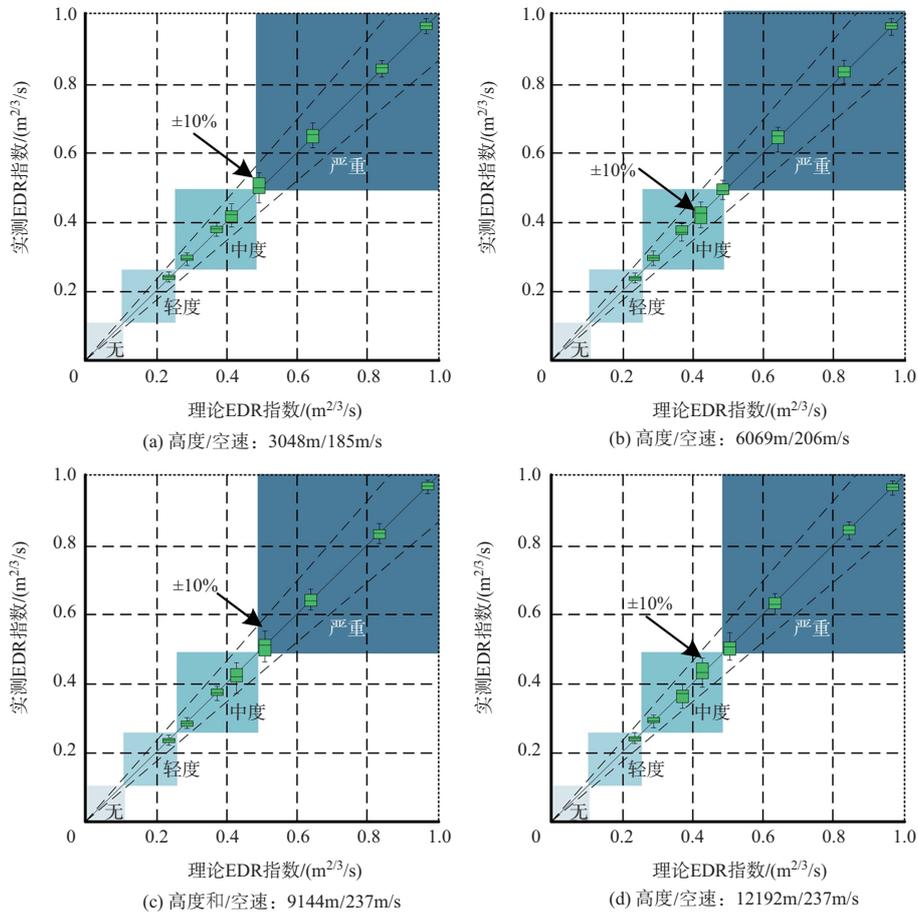


图5 EDR 估计算法验证结果

Fig.5 Verification results of EDR estimation algorithm

(Random Forest)、极限梯度提升(XGBoost)以及本文提出的MT-CNN模型分别进行航线EDR预测,采用 P 、 R 、 $F1$ 为评价指标,其计算公式如下

$$P = \frac{\sum_{i=1}^n TP_i}{\sum_{i=1}^n TP_i + \sum_{i=1}^n FP_i} \quad (11)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n TP_i}{\sum_{i=1}^n TP_i + \sum_{i=1}^n FN_i} \quad (12)$$

$$F1 = \frac{2 \times P \times R}{P + R} \quad (13)$$

式中, n 表示分类类别数,TP表示预测为正是正确的,FP表示预测为正是错误的,FN表示预测为负是错误的; $\sum_{i=1}^n$ 为 $i-1$ 到 n 的累加,最终的模型预测结果见表4。

通过表4可以得出,本文提出的模型相较于其他几种模型在精确率、召回率和F1值分别达到了92.77%、93.79%和93.28%,表现出了较大的优势。因此,MT-CNN模型航线EDR预测效果更佳。由于绝大多数的飞行数据参数都是具有时序关系的时间序列,CNN神经网络并不能进行有

表4 模型评价指标结果

Table 4 Results of model evaluation indicators

模型	$P/\%$	$R/\%$	$F1/\%$
SVM	75.12	76.75	75.93
CNN	77.25	78.12	77.68
Random Forest	81.91	83.08	82.49
XGBoost	84.81	86.03	85.41
MT-CNN	92.77	93.79	93.28

效处理,同时对于CNN来说,单一的神经网络无法获取全局上下文信息,从而导致召回率降低。相较而言,GRU层作为一种特殊的循环神经网络,可以同时利用正向和反向信息,更好地捕捉时间序列长距离的依赖关系。因此,GRU与CNN相比特征提取效果更为出色。

图6所示为几种模型的混淆矩阵,其中0表示无湍流,1表示轻度湍流,2表示中度湍流,3表示严重湍流。从图6中可以发现,几种模型对于无湍流和重度湍流的EDR分类效果比轻度湍流和中度湍流分类效果更好。其原因有以下三

点：一是无湍流和重度湍流的分类边界更明显，不容易出现误分情况；二是无湍流和重度湍流的飞行数据特征更为明显，模型更容易捕捉，反之轻度湍流和中度湍流的飞行数据特征较为相近，容易混淆分类。此外轻度湍流中较低 EDR 水平的案例容易与无湍流混淆，而中度湍流中较高 EDR 水平的案例则容易与重度湍流混淆；三是 EDR 算法因素，由图 5 中的 EDR 算法验证可以看出，在 EDR 水平居中的情况下，EDR 箱线图箱体更大，表示实际情况下 EDR 在中间水平时，其值波动更大。原因可由图 2 中的实际谱与理论谱图情况得出，在 EDR 水平处于无湍流和重度湍流时，Kolmogorov 理论谱会略高或低于垂直风实际谱，此时根据式(8)计算得到的 EDR 会偏于稳定；相反，当 EDR 水平处于轻度湍流和中度湍流时，Kolmogorov 理论谱会从垂直风实际谱居中穿过，这就导致算得的 EDR 会根据垂直风实际谱而上下浮动，导致居于中间水平的 EDR 水平分类准确率降低。

为了更清晰地展示各模型的整体效果，采用折线图的方式对各模型 EDR 预测的 F1 试验结果进行对比。如图 7 所示，在相同迭代次数下，本文提出模型的 F1 值相较于其他模型均为最大，并且随着迭代次数的增加逐渐趋于稳定的速度也更快，证明了本文提出的模型相较于其他模型具有更好的预测效果。

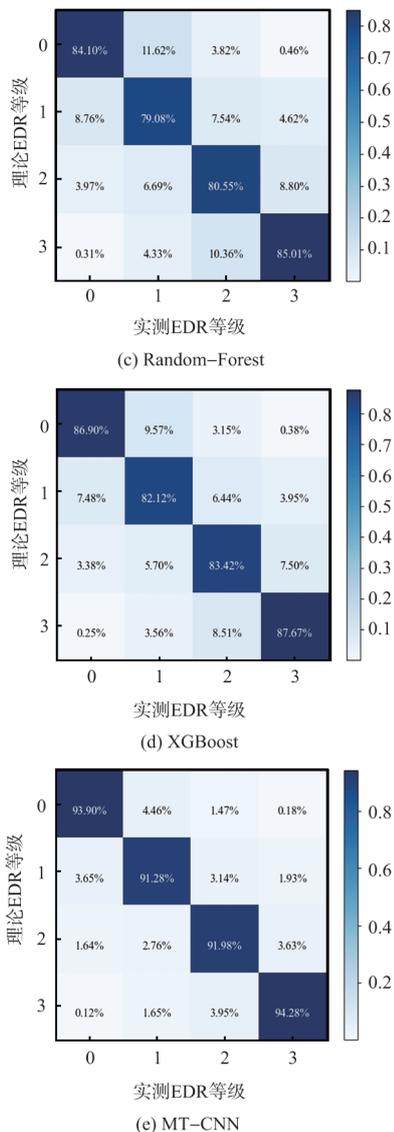
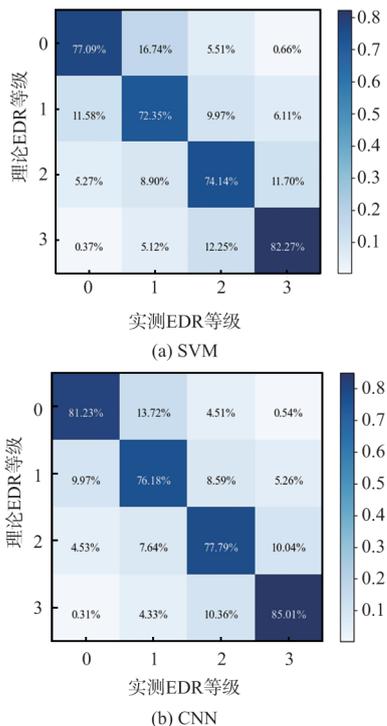


图 6 EDR 预测混淆矩阵

Fig.6 EDR prediction confusion matrix

3 案例分析

由 EDR 算法验证和数据窗长验证所得结果，本文以 30s 为数据窗长截取飞行数据，以 10s 为计算间隔研究成都—拉萨航线 EDR 情况。以某次典型空中颠簸为例，当该机接收到前机的颠簸信息时，利用 MT-CNN 模型进行湍流 EDR 预测，并将结果与前机传递的 EDR 进行对比，在飞行时间序列中连续预测 EDR 的值，其严重程度划分为 $EDR < 0.1$ 时，无颠簸 (Zero)； $0.1 \leq EDR < 0.25$ 时，为轻度颠簸； $0.25 \leq EDR < 0.5$ 为中度颠簸； $EDR \geq 0.5$ 时，为严重颠簸。图 8 表明，由 MT-CNN 模型的 EDR 预测结果能够较好地匹配实际 EDR

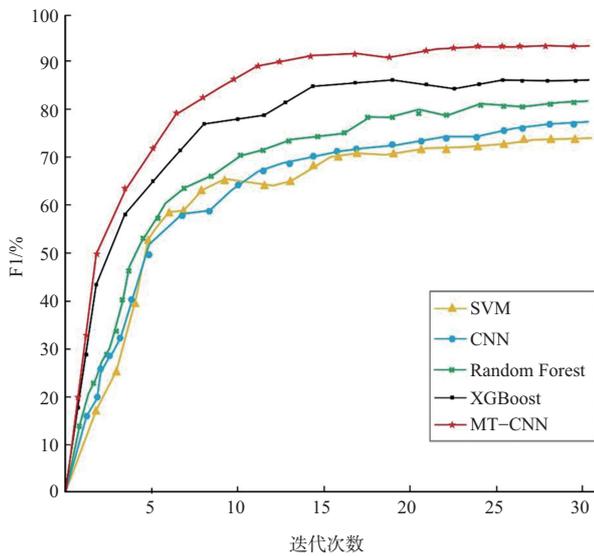


图7 各模型F1变化折线图

Fig.7 Line graph of F1 changes in each model

计算结果,并且几乎所有的湍流严重程度都得到了正确的预测。

当大气湍流运动变化较快时,前机遭遇大气湍流并传递给后机的EDR湍流信息将会出现误差,此时模型预测的EDR与前机传递的EDR将不再保持一致。如图9所示,蓝色实线为后机预测的EDR,绿色实线为前机传递的EDR,红色实线为后机经过颠簸区域时的真实EDR。图中蓝色实线与红色实线差距较小,即当前一架飞机传递的EDR不能适用时,后机在一定时间范围内使用模型预测的EDR仍具有较好的可靠性,即证明了本文建立的MT-CNN模型对航

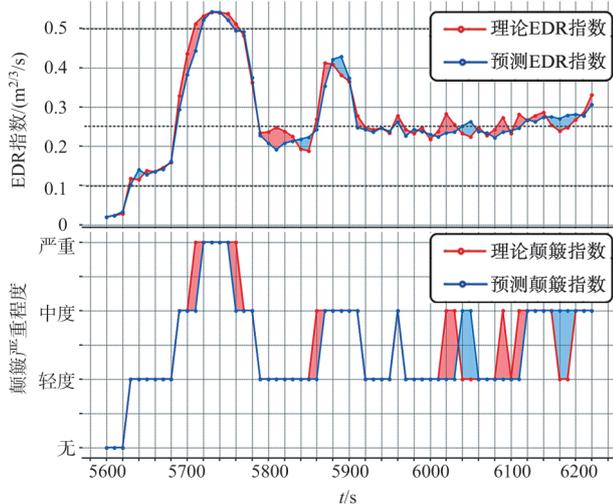


图8 模型的航线EDR预测结果

Fig.8 The EDR prediction results of the model's route

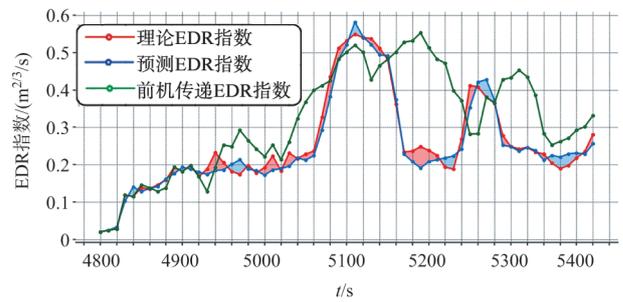


图9 湍流变化较快时前后机EDR对比

Fig.9 Comparison between EDR of front and rear units when turbulence changes rapidly

线湍流预测有较好的效果。

4 结束语

本文提出了一套基于飞行数据的晴空湍流预测方法。采用Kolmogorov湍流模型替代 von Kármán湍流模型,建立了基于垂直风的EDR算法。该算法在保证EDR算法精度的前提下,有效降低了算法的复杂度,使得该EDR算法能够在航空电子计算机有限的算力下进行实时计算。在此方法的基础上,建立MT-CNN湍流预测模型,实现了湍流短时预测。通过试验可以看出,本文所提出的晴空湍流预测模型精度和准确率都有所提高。案例分析表明,本文提出的方法,在兼顾算法效率和算力成本的同时,能够显著提高晴空湍流预测精度,并能够进一步运用于飞机颠簸的研究。

由于不同机型的飞机在穿越同一湍流区域飞行时具有不同的颠簸强度;即使同一架飞机以不同的重量、空速穿越同一湍流区域飞行时的颠簸感受也不相同。因此,大气湍流强度是客观存在的,而飞机颠簸强度则与具体飞机的自身属性、飞行状态以及所飞区域的大气湍流强度密切相关。未来将继续研讨与飞机自身相关的个性化颠簸强度预测问题。

AST

参考文献

[1] Sharman R, Lane T. Aviation turbulence: processes, detection, prediction[J]. Springer Aerospace Technology, 2016, 32(1): 23-29.

[2] 刘海文, 游景超, 武凯军, 等. 民用航空飞机晴空颠簸研究进展[J]. 中国民航大学学报, 2023, 41(6): 1-8.

Liu Haiwen, You Jingchao, Wu Kaijun, et al. Research progress on clear air turbulence in civil aviation aircraft [J]. Journal of Civil Aviation University of China, 2023, 41(6): 1-8.

- (in Chinese)
- [3] Kim J H, Chan W N, Sridhar B, et al. Impact of the north atlantic oscillation on transatlantic flight routes and clear air turbulence[J]. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 2016, 55(3): 763-771.
- [4] Roy S. Hidden disruptions in the air traffic system: modeling, identification, and monitoring[C]. *AIAA Aviation 2019 Forum*, 2019: 3408.
- [5] 王得宝. 大型民机湍流扰动响应分析[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2021.
- Wang Debao. Analysis of turbulence disturbance response in large civil aircraft [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2021. (in Chinese)
- [6] Basora L, Olive X, Dubot T. Recent advances in anomaly detection methods applied to aviation[J]. *Aerospace*, 2019, 6(11): 1-27.
- [7] Kim S H, Chun H Y, Chan P W. Comparison of turbulence indicators obtained from in situ flight data[J]. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 2017, 56: 1609-1623.
- [8] Wright J R, Cooper J E. Introduction to aircraft aeroelasticity and loads[M]. Chichester: Wiley, 2015.
- [9] Buck A, Mundt C. On RANS turbulence models for high-speed applications[C]. *AIAA Scitech 2021 Forum*, 2021: 1744.
- [10] 李帝辰, 魏闯, 张铁军, 等. 湍流度对低雷诺数翼型气动特性的影响研究[J]. *航空科学技术*, 2022, 33(2): 12-21.
- Li Dichen, Wei Chuang, Zhang Tiejun, et al. Influence of turbulence intensity on aerodynamic characteristics of low reynolds number airfoils [J]. *Aeronautical Science & Technology*, 2022, 33(2): 12-21. (in Chinese)
- [11] 高振兴, 徐彧. 民机垂直飞行模式设计与仿真验证研究[J]. *飞行力学*, 2018, 36(2): 87-91.
- Gao Zhenxing, Xu Yu. Research on the design and simulation verification of civil aircraft vertical flight mode[J]. *Flight Dynamics*, 2018, 36(2): 87-91. (in Chinese)
- [12] Gao Zhenxing, Hu Jinshuo. LPV flight dynamics modeling for turbulent wind special flight analysis[J]. *Transactions of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics*, 2018, 35(3): 74-81.
- [13] Chan P W. Generation of an Eddy dissipation rate map at the Hong Kong International Airport based on Doppler lidar data [J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2011, 28(1): 37-49.
- [14] 王浩锋. 民机飞行颠簸估计关键技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2022.
- Wang Haofeng. Key technology research on estimation of aircraft flight turbulence [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2022. (in Chinese)
- [15] Sharman R D, Cornman L B, Meymaris G, et al. Description and derived climatologies of automated in situ eddy dissipation rate reports of atmospheric turbulence[J]. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 2014, 53(6): 1416-1432.
- [16] 朱玉祥, 刘海文, 万文龙, 等. 人工智能在飞机颠簸预报中的应用进展及未来趋势展望[J]. *大气科学学报*, 2023, 46(6): 825-836.
- Zhu Yuxiang, Liu Haiwen, Wan Wenlong, et al. Progress and future trends of artificial intelligence applications in aircraft turbulence forecasting[J]. *Journal of Atmospheric Sciences*, 2023, 46(6): 825-836. (in Chinese)
- [17] Hon K K, Ng C W, Chan P W. Machine learning based multi-index prediction of aviation turbulence over the Asia-Pacific [J]. *Machine Learning with Applications*, 2020, 2: 100008.
- [18] Mizuno S, Ohba H, Ito K. Machine learning-based turbulence-risk prediction method for the safe operation of aircrafts[J]. *Journal of Big Data*, 2022, 9(1): 1-16.
- [19] 李朝璐, 吴俊杰, 万连成. 基于支持向量机的飞机颠簸预测方法研究[J]. *西安航空学院学报*, 2022, 40(3): 6.
- Li Zhaolu, Wu Junjie, Wan Liancheng. Research on aircraft turbulence prediction method based on support vector machine [J]. *Journal of Xi'an Aeronautical University*, 2022, 40(3): 6. (in Chinese)
- [20] Emara M, Santos M D, Chartier N, et al. Machine learning enabled turbulence prediction using flight data for safety analysis[C]. *International Council of the Aeronautical Sciences*, 2021.
- [21] 范赛锋, 员海玮. 不同流动状态下舵面气动热弹性分析[J]. *航空科学技术*, 2023, 34(11): 34-43.
- Fan Saifeng, Yuan Haiwei. Aerothermoelasticity analysis on rudder under different flow conditions[J]. *Aeronautical Science & Technology*, 2023, 34(11): 34-43. (in Chinese)
- [22] 梁良, 钟伯文, 江善元, 等. 分布式涵道风扇对BWB无人机的影响研究[J]. *航空科学技术*, 2023, 34(11): 34-43. (in Chinese)

气动特性的影响研究[J]. 航空科学技术, 2023, 34(5): 25-37.
Liang Liang, Zhong Bowen, Jiang Shanyuan, et al. Research on
influence of distributed ducted fans on the aerodynamic

characteristics of BWB UAV[J]. Aeronautical Science &
Technology, 2023, 34(5): 25-37. (in Chinese)

Research on Clear Air Turbulence Prediction Based on Multi-Scale Temporal Convolutional Network

Zhang Qilin¹, Gao Zhenxing¹, Qi Kai²

1. *Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211100, China*

2. *Shandong Airlines, Jinan 250011, China*

Abstract: Atmospheric turbulence can easily induce airplane turbulence, and even leads to serious symptoms and accidents. Accurately predicting atmospheric turbulence and its impact on flight is extremely important for ensuring flight safety. This paper addresses the problems of sparse prediction datasets, low spatiotemporal resolution, and high false alarm rates in current turbulence intensity estimation methods based on flight data. Firstly, a maximum likelihood estimation (EDR) algorithm based on the Kolmogorov model is established, and experiments are designed using the von Kármán turbulence theory model to verify the effectiveness of the EDR algorithm. Secondly, a multi-scale temporal convolutional network (MT-CNN) is constructed to predict the EDR index of flight routes based on flight parameter time series. Experimental analysis shows that the turbulence prediction accuracy based on MT-CNN reaches 92.77%. The method proposed in this article can provide effective prediction of clear sky turbulence intensity in flight routes, helping pilots and controllers make decisions on route turbulence risks and ensuring flight safety.

Key Words: clear air turbulence; EDR index; von Kármán model; CNN; deep learning

Received: 2024-04-22; **Revised:** 2024-08-22; **Accepted:** 2024-11-05

Foundation item: Aeronautical Science Foundation of China(2022Z066052002)