

基于多模态融合中的任意对称翼型结冰预测方法

屈经国^{1,2}, 王 强^{2,3}, 彭 博¹, 易 贤^{2,3}

(1. 西南石油大学 计算机科学学院, 成都 610500;

2. 中国空气动力研究与发展中心 结冰与防除冰重点实验室, 四川 绵阳 621000;

3. 中国空气动力研究与发展中心 空气动力学国家重点实验室, 四川 绵阳 621000)

摘 要: 为解决目前绝大多数神经网络冰形预测方法只能针对特定翼型且不具备面向多翼型特征的普适性的问题, 采用基于多模态融合的深度神经网络方法, 以翼型截面图像与结冰工况参数作为输入, 以二维冰形曲线傅里叶级数拟合参数作为输出, 建立深度神经网络预测模型, 实现了对任意对称翼型结冰特征的预测能力。结果表明: 提出的模型可以准确地预测任意对称翼型几何特征条件下的结冰外形, 冰形面积与最大冰厚等冰形主要参数预测误差均保持在 10% 以下。

关 键 词: 对称翼型; 结冰预测; 多模态融合; 深度神经网络; 傅里叶级数

中图分类号: V211.41

文献标志码: A

Icing prediction method for arbitrary symmetric airfoil using multimodal fusion

QU Jingguo^{1,2}, WANG Qiang^{2,3}, PENG Bo¹, YI Xian^{2,3}

(1. School of Computer Science, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China;

2. Key Laboratory of Icing and Anti/De-icing,

China Aerodynamics Research and Development Center, Mianyang Sichuan 621000, China;

3. State Key Laboratory of Aerodynamics,

China Aerodynamics Research and Development Center, Mianyang Sichuan 621000, China)

Abstract: A deep neural network method based on multimodal fusion was adopted to solve the problem that most current neural network ice prediction methods can only target specific airfoils and do not have the universality of multi-airfoil features. This method used the airfoil cross-section image and the icing condition parameters as inputs, and the two-dimensional ice curve Fourier series fitting parameters as outputs. This deep neural network prediction model realized the prediction ability of the ice characteristics of any symmetric airfoil. The results showed that the proposed model can accurately predict the ice shape under the geometric characteristics of any symmetrical airfoil. The prediction error of the main parameters of the ice shape, such as the ice area and the maximum ice thickness, was kept below 10%.

Keywords: symmetric airfoils; icing prediction; multimodal fusion; deep neural networks;
Fourier series

收稿日期: 2022-03-21

基金项目: 国家自然科学基金重点基金(12132019); 国家重大科技专项(J2019-III-0010-0054); 国家自然科学基金面上基金(12172372)

作者简介: 屈经国(1996—), 男, 硕士生, 主要从事深度学习与结冰预测方面的研究。E-mail: xvyn@qq.com

通信作者: 易贤(1977—), 男, 研究员, 博士, 主要从事航空宇航科学与技术方面的研究。E-mail: yixian_2000@163.com

引用格式: 屈经国, 王强, 彭博, 等. 基于多模态融合中的任意对称翼型结冰预测方法[J]. 航空动力学报, 2024, 39(1): 20220143. QU Jingguo, WANG Qiang, PENG Bo, et al. Icing prediction method for arbitrary symmetric airfoil using multimodal fusion[J]. Journal of Aerospace Power, 2024, 39(1): 20220143.

飞机在穿越含有过冷水滴的云层时,机翼、尾翼等部件迎风面可能会发生结冰现象。大量的飞行试验和风洞试验表明^[1-2],翼面结冰后会导致飞机升力减小、阻力增加,飞机的稳定性降低,严重威胁飞行安全。因此,快速准确地预测翼型结冰,并开展系统的结冰安全评估,是保障飞行安全的重要途径之一。

目前飞机结冰研究方法主要有飞行试验^[1]、风洞试验^[2]、数值计算^[3]与机器学习^[4-13]等。飞行试验主要包括自然气象条件下的结冰试验与人工模拟气象条件下的结冰试验,得到的结冰数据真实可信,但自然气象条件可遇不可求,人工模拟气象条件的结冰试验仅仅能对部分部件进行结冰研究,试验局限性较大。风洞试验是指通过在风洞内部模拟结冰气象条件,对飞机部件或者全机缩比模型进行结冰试验的过程。风洞试验结果较为精确,但试验周期较长且试验成本较高。数值计算通过流场计算、液态水收集计算、结冰相变计算及网格变形计算等一系列步骤得到冰形,存在计算过程复杂、计算时间长等问题。随着神经网络与机器学习方法的发展,研究人员使用多层感知机^[4](multilayer perceptron, MLP)、广义回归神经网络^[5](generalized recurrent neural network, GRNN)、深度置信网络^[10](deep belief network, DBN)及卷积神经网络^[7,11-13](convolutional neural network, CNN)等方法预测典型翼型结冰与气动特性系数,使用转置卷积神经网络预测典型翼型的结冰图像等。文献[4-5]将结冰工况参数作为神经网络的输入参数,将霜冰与明冰外形曲线拟合为多项式或傅里叶级数,使用 MLP 与 GRNN 实现了初步的冰形预测。文献[6]提出基于小波包变换(wavelet packet transform, WPT)的冰形拟合方法,使用 MLP 预测结冰外形。文献[8-10]使用 DBN 与 MLP 建立模型,实现了不同结冰条件下冰形几何参数的快速准确预测。由于 CNN 的特征提取过程相较于 MLP 更加高效,因此被广泛应用于结冰研究。文献[7]以结冰条件参数作为输入,数值计算冰形图像作为输出,使用转置卷积神经网络预测冰形图像。文献[11-13]使用 CNN 和循环神经网络(recurrent neural network, RNN)对飞行过程中结冰情况及相关参数进行检测、识别与分类,并对结冰后翼型的升阻力系数进行预测,预测精度相比于传统的方法得到了较大提升。

虽然神经网络在飞机结冰研究领域已经得到了广泛应用,但上述研究均以单一特定翼型作为

研究对象,模型适用范围小、复用性差,目前针对任意对称翼型建立的通用冰形预测模型还鲜见报道。由于多模态融合方法可以充分融合多种不同种类数据特征以提高模型精度,因此本文使用基于多模态融合的深度神经网络方法,以多种对称翼型截面图像与结冰工况参数作为输入,使用深度神经网络将翼型截面图像与结冰工况参数相结合,通过融合训练最终输出冰形曲线的拟合傅里叶级数,从而建立起一种适用于任意对称翼型、多种结冰工况的冰形快速预测模型。

1 研究方法

1.1 结冰快速预测输入条件

结冰快速预测的输入条件主要有 3 类: 流场参数、云雾场参数和翼型特征, 见图 1。

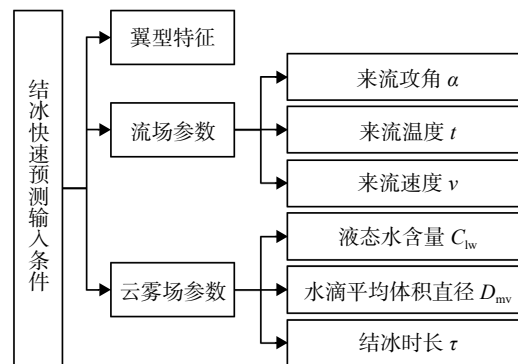


图 1 结冰快速预测输入条件

Fig. 1 Ice accumulation prediction input conditions

流场参数包括来流攻角 α 、来流温度 t 、来流速度 v , 云雾场参数包括液态水含量(liquid water content, LWC, 量符号记为 C_{lw})、水滴平均体积直径(median volume diameter, MVD, 量符号记为 D_{mv})、结冰时长 τ 。来流速度会影响结冰范围, 同时来流速度的增加会使得飞机在同样云层范围内的飞行时间减少, 增加了单位时间内过冷水滴撞击量, 进一步对结冰结果产生影响^[10]。水滴平均体积直径主要影响粒子的运动轨迹, 体积直径越大的水滴惯性越大, 随流性越弱, 运动轨迹更接近直线, 从而使得水滴的撞击范围增大。云层液态水含量的变化使得单位时间内表面收集到的水滴数量发生变化, 从而影响冰形的厚度与结冰范围。翼型外形会影响流场解算结果, 进而对水滴运动轨迹、撞击范围产生影响, 不同翼型在相同流场、云雾场条件下结冰的冰形不同^[14]。因此, 在进行结冰快速预测研究时, 流场、云雾场、翼型等变量都应该成为重点考察对象。下文将流场参

数与云雾场参数统称为结冰工况参数。

1.2 多模态融合方法

由于结冰工况参数均是数值型参数, 翼型特征属于非数值型数据, 目前暂没有一种通用的翼型参数化方法, 因此若要将两种不同类型的数据进行融合, 就需要采用多模态融合技术。

面向深度学习的多模态融合技术(multimodality fusion technology, MFT)是指机器从文本、图像、语音和视频等领域获取信息实现转换与融合以提升模型性能^[15]。多模态融合方法主要分为3类: 早期融合、晚期融合与混合融合方法。由于

结冰工况与翼型特征之间相关性不强, 早期融合意义不大, 因此需要将两者先进行一定的特征提取后再进行高层次特征融合, 使特征之间关联更加紧密。

图2为本文方法的示意图, 主要包括数据获取、数据处理、多模态融合、模型训练及冰形预测等部分。其中多模态融合部分采用混合融合方法, 通过卷积神经网络与多层感知机将翼型截面图像与结冰工况参数这两种不同类型的数据分别提取特征后进行融合, 最终使模型可以充分学习到冰形与翼型特征、结冰工况参数之间的关联关系。

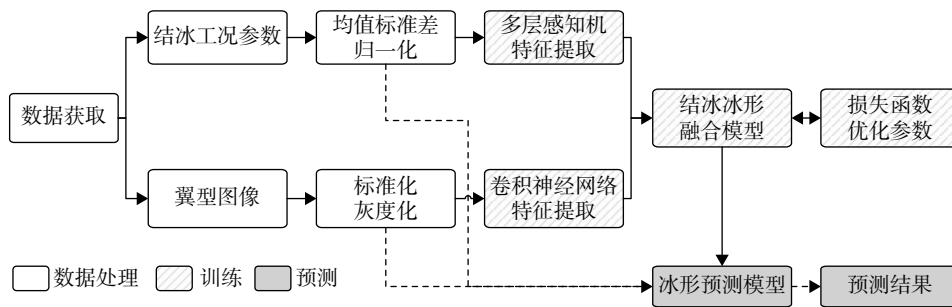


图2 研究流程框图

Fig. 2 Research flow diagram

1.3 网络结构

卷积神经网络主要作用是将大数据量图像进行降维, 并有效地保留图像特征, 是当前深度学习图像处理任务中使用频率最高的网络结构之一^[16]。典型的卷积神经网络由卷积层(convolution layer)、池化层(pooling layer)与全连接层(fully connected layer)堆叠而成, 其中卷积层从输入数据中提取特征, 再通过池化层进行特征筛选降低维度, 最后通过全连接层输出结果。本文使

用卷积神经网络对翼型图像进行特征提取, 使用多层感知机对结冰工况参数进行升维, 结合多模态融合方法将两者融合为单一向量进行训练, 最终得到预测结果。网络结构见图3, 主要包含卷积层(conv)、最大池化层(max-pool)、Sigmoid激活层(Sigmoid)、全连接附带Sigmoid激活层(fully-connected layer with Sigmoid, 简记为FC)与展平层(flattened)与连接层(concatenate)等结构, 图中数据表示神经元数量。

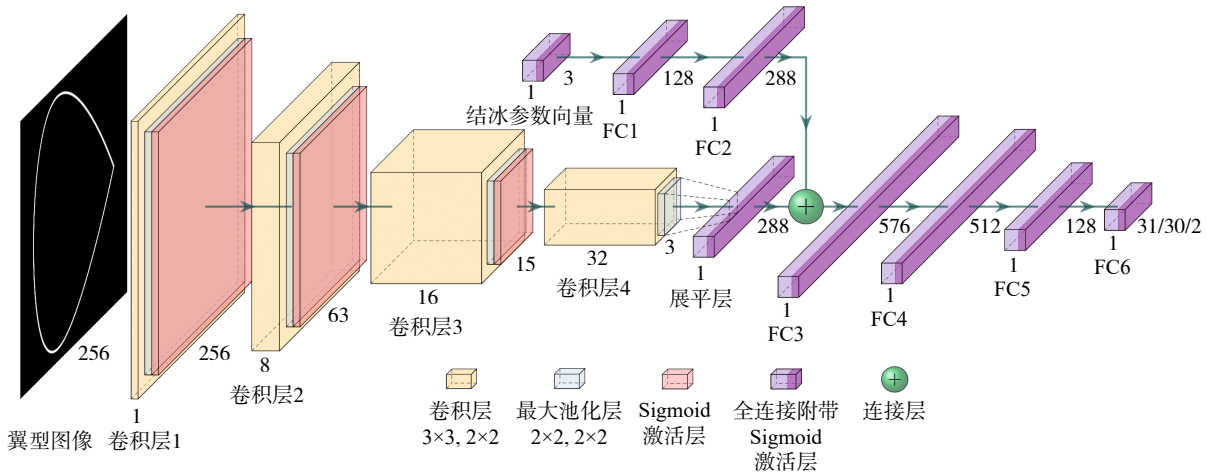


图3 网络结构

Fig. 3 Network structure

2 数据获取与参数设置

美国联邦航空管理局(Federal Aviation Administration, FAA)适航规章 FAR 25 附录 C^[17]对飞机结冰适航验证条件做出了详细说明,其中液态水含量范围为 $0.2 \sim 3.0 \text{ g/m}^3$,水滴平均体积直径范围为 $15 \sim 50 \text{ }\mu\text{m}$,来流温度范围从 $-40 \text{ }^\circ\text{C}$ 到常温,同时为了控制结冰工况参数的样本数量与翼型样本数量的平衡,本文主要针对上述 3 个参数进行组合研究,来流攻角选取固定值 3° ,来流速度选取固定值为 90 m/s ,结冰时长设置为固定值 22.5 min 。本文确定的结冰工况参数取值见表 1,工况样本总数 420 条。

表 1 结冰工况参数取值

Table 1 Parameter values for icing conditions

参数	取值
飞行攻角 $\alpha/(\text{ }^\circ)$	3
来流速度 $v/(\text{m/s})$	90
来流温度 $t/^\circ\text{C}$	-35, -30, -25, -20, -15, -10
液态水含量 $C_{\text{lw}}/(\text{g/m}^3)$	0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.7, 0.9, 1.1, 1.3, 1.5
水滴平均体积直径 $D_{\text{mv}}/\mu\text{m}$	15, 20, 25, 30, 40, 50, 60
结冰时长 τ/min	22.5

2.1 翼型数据

本文将 100 种对称翼型作为训练集直接参与网络训练,另选 4 种翼型作为测试集以评估网络性能。由于翼型截面厚度与翼型弦长相差约一个数量级,因此将翼型截面厚度放大 10 倍后重新作图以方便将其输入到卷积神经网络中。同时,相较于已有的翼型图像化表示方法^[18]中确定的翼型截面图像尺寸(85 像素 $\times$ 85 像素),为尽可能保证翼型图像表征翼型截面的精度,本文将图像尺寸设置为 256 像素 $\times$ 256 像素,像素取值范围设置为 $0 \sim 255$,最终得到的部分训练集翼型截面图像见图 4,翼型分别为 E171 与 SD8020。

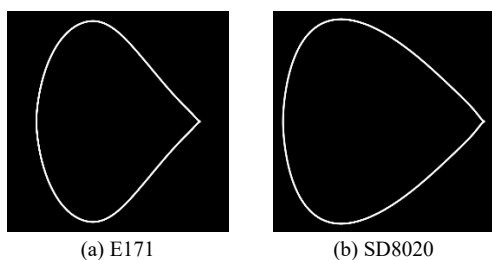


图 4 典型训练集翼型截面

Fig. 4 Typical training set airfoil sections

2.2 冰形获取及预处理

将结冰工况参数及翼型坐标数据作为输入,采用结冰数值计算方法计算得到对应冰形。数值计算主要包括流场计算、液态水收集计算、结冰相变计算及网格变形计算等步骤,本文采用中国空气动力研究与发展中心 irc2d 数值计算软件^[3]计算得到冰形数据。结冰计算完成后,使用文献[19]中的方法将直角坐标系下的冰形数据转换为 ξ - η 坐标系数据。具体做法如图 5(a)所示,以翼型表面弧长作为横坐标 ξ ,其中前缘点上翼面为正;以翼型点法线方向的冰形高度作为纵坐标 η ,以翼型前缘点作为坐标原点,建立 ξ - η 坐标系。通过上述方法转换后的冰形曲线如图 5(b)所示。

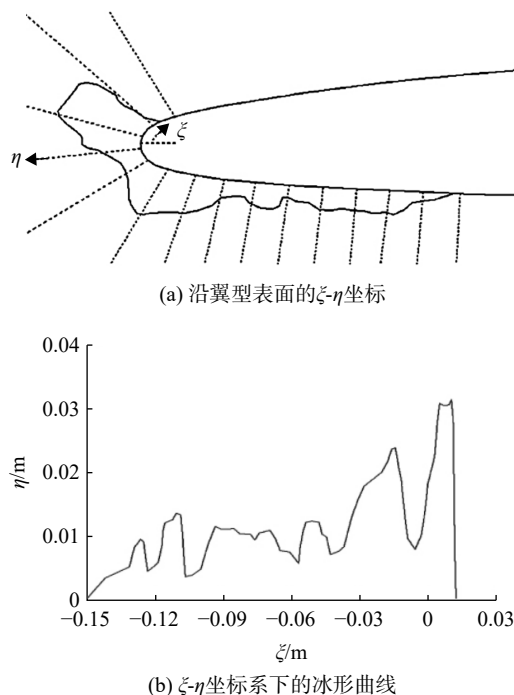


图 5 结冰外形的坐标转换^[19]

Fig. 5 Coordinate transformation of ice accretion shape^[19]

得到 ξ - η 坐标系下的冰形曲线后,利用傅里叶级数对曲线进行参数化。由正弦项和余弦项构成的傅里叶级数通常形如下:

$$s_N(x) = \frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^N \left[a_n \cos\left(\frac{2\pi nx}{P}\right) + b_n \sin\left(\frac{2\pi nx}{P}\right) \right] \quad (1)$$

$$a_n = \frac{2}{P} \int_P s(x) \cdot \cos\left(2\pi x \frac{n}{P}\right) dx \quad (2)$$

$$b_n = \frac{2}{P} \int_P s(x) \cdot \sin\left(2\pi x \frac{n}{P}\right) dx \quad (3)$$

式中 p 代表函数的可积区间即翼面上下表面结冰极限弧长坐标之差 $\xi_u - \xi_l$; N 表示拟合曲线多项式中正弦项与余弦项的个数, 为了确保拟合精度足够高同时保证计算效率, 本文选取 $N = 30$ 。由于拟合曲线参数包括常数项、余弦项系数、正弦项系数及上下翼面结冰极限点共计 63 项, 超出结冰工况参数一个数量级, 因此, 本文将上述参数分为 3 组分别进行训练, 第 1 组包括常数项与余弦项系数, 第 2 组为正弦项, 第 3 组为冰形上下极限点, 最终得到 3 个预测模型。

2.3 网络训练以及超参数设定

如图 3 所示, 本文将 256 像素 $\times$ 256 像素的翼型截面图像输入到 4 个卷积块中, 前 3 个卷积块包含卷积层、最大池化层与 Sigmoid 激活层, 第四个卷积块与前 3 块类似, 但不包含激活层; 翼型图像通过 4 层卷积层后数据维度降低到 $32 \times 3 \times 3$, 最终展平为 1×288 向量, 记为翼型特征向量。将云雾场、流场参数整理为 1×3 向量并分别进行均值标准差归一化, 通过全连接层将其映射为 1×288 向量, 记为结冰参数向量。最后, 将翼型特征与结冰参数之间的权重设置为 $1:1$, 即翼型特征向量与结冰参数向量保持相同尺寸进行连接 (图 3 中连接层符号) 得到 1×576 向量, 通过多层感知机分别得到三部分预测结果: 1×31 、 1×30 与 1×2 向量。

网络中激活函数均设置为 Sigmoid, 模型中的超参数设置如下: 学习率为 0.001, 学习率指数衰减因子为 0.985, 权值衰减为 1×10^{-10} ; 卷积核大小为 3×3 , 步长 2×2 ; 最大池化核大小为 2×2 , 步长 2×2 ; 优化器选用 Adam^[20], 参数 β_1 设置为 0.9, β_2 设置为 0.999。

本文采用两种损失函数对模型进行优化: 均方误差 (mean squared error, MSE, 量符号记为 E_{ms}) 和 Huber 损失 (Huber loss)。统计学家 Huber 于 1963 年首次提出了 Huber 损失函数, James 等对其进行了改进^[21-22], 使其更适用于深度学习。

$$L_{\delta}[y - f(x)] = \begin{cases} \frac{1}{2}[y - f(x)]^2 & |y - f(x)| \leq \delta \\ \delta|y - f(x)| - \frac{1}{2}\delta^2 & |y - f(x)| > \delta \end{cases} \quad (4)$$

Huber 损失与均方误差损失相比, 它对数据中异常值的敏感程度较低, 是回归任务中常用的一种损失函数。如式(4)所示, 当预测值与真实值的偏差小于等于 δ 时采用平方误差, 偏差大于 δ 时

采用线性误差, δ 取初始学习率与每批次学习率的比值。

3 评估指标与结果分析

本文选取 4 组算例进行结果分析, 算例对应的翼型分别为 EPPLER 479、STCYR172、RAF 30 及 Ryan BQM-34, 输入网络的翼型截面图像见图 6。

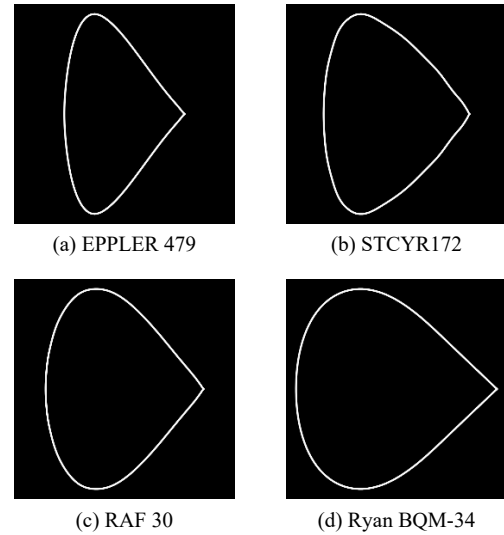


图 6 测试集翼型截面

Fig. 6 Test set airfoil sections

3.1 冰形评估指标

美国汽车工程师协会 (Society of Automotive Engineers, SAE) 为定量描述翼型结冰二维冰形, 提出了 8 个二维冰形特征参数, 包括冰形上极限 S_u 、冰形下极限 S_l 、冰形面积 S_{ice} 、驻点冰形厚度 h_{sp} 、上冰角高度 h_u 、下冰角高度 h_l 、上冰角角度 θ_u 与下冰角角度 θ_l ^[9,23], 参数详细含义见图 7。由于霜冰没有上下冰角, 因此无需考虑 h_u 、 h_l 、 θ_u 与 θ_l 。

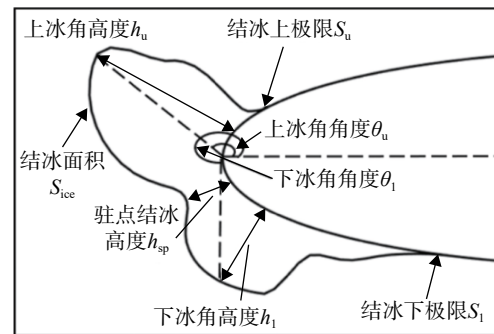


图 7 冰形特征参数^[9]

Fig. 7 Ice shape characteristic parameters^[9]

3.2 实验结果分析

4 组算例对应的结冰工况参数如表 2 所示。

表 2 4 组算例工况参数
Table 2 Parameters of 4 cases

算例	翼型	$\alpha/(^{\circ})$	$v/(m/s)$	$t/^{\circ}C$	$C_{lw}/(g/m^3)$	$D_{mv}/\mu m$	τ/min
1	EPPLER 479	3	90	-30	0.4	25	22.5
2	STCYR172	3	90	-35	0.5	50	22.5
3	RAF 30	3	90	-30	1.5	40	22.5
4	Ryan BQM-34	3	90	-10	0.9	50	22.5

对于霜冰算例 1、算例 2,冰形预测结果与数值计算结果见图 8。图中坐标轴 c 代表翼型弦长,irc2d 曲线代表真实冰形。本文提出的模型在冰形厚度方面与数值计算结果基本一致,算例 1 的冰形局部轮廓拟合效果相比算例 2 稍差,但在整体轮廓方面与数值计算结果吻合程度较高。同时,两种不同损失函数对冰形总体预测结果的影响较小,两者最终预测结果大致相同。

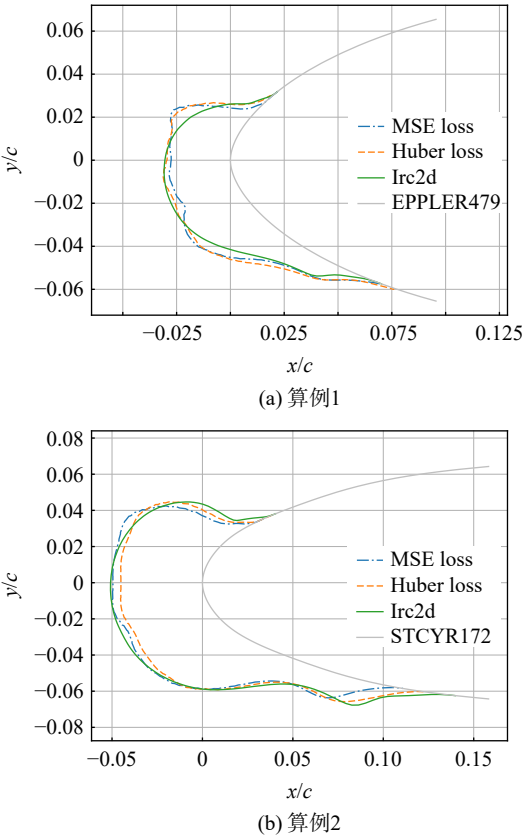


图 8 预测霜冰冰形与数值计算冰形的比较
Fig. 8 Comparison of prediction rime ice shape and numerical calculation ice shape

算例 3 虽然来流温度较低,但由于其液态水含量与水滴平均体积直径均较大,故水滴撞击时具有的显热及动能较大,因此出现了明显的冰角特征,最终形成明冰。对于明冰算例 3、算例 4,

冰形预测结果与数值计算结果见图 9。采用不同损失函数的两种模型均准确预测了上下冰角角度;与霜冰算例相似,两种模型得到的整体冰形较为接近。两种模型的预测冰形与数值计算冰形相比,在冰形总体形状、冰角高度及上下冰角位置等方面与数值计算冰形均较为接近,但在冰形上下极限方面预测稍有偏差。

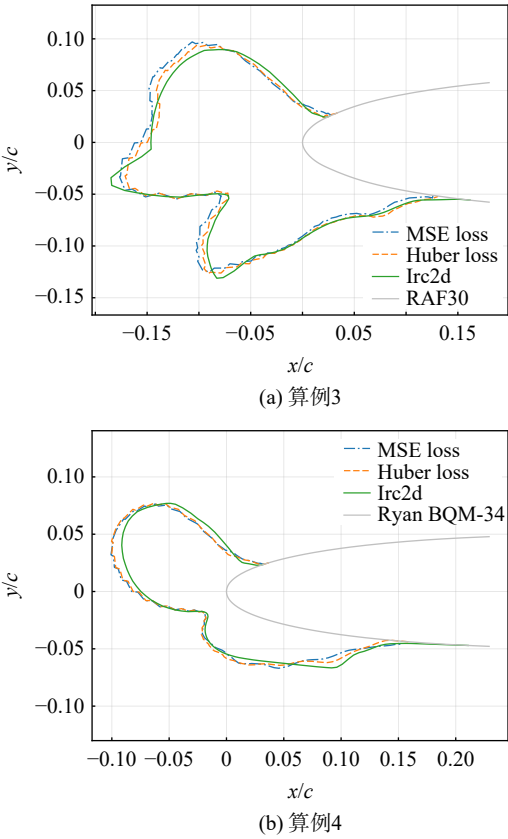


图 9 预测明冰冰形与数值计算冰形的比较
Fig. 9 Comparison of prediction glaze ice shape and numerical calculation ice shape

4 组算例预测冰形的特征参数相对数值计算结果的相对误差如表 3。

如表 3 数据所示, MSE 与 Huber 优化方法结果总体差异不大,对于不同的算例两者结果各有优劣,因此将两者结合起来分析其平均误差。霜

表 3 冰形特征参数相对误差

Table 3 Relative error of ice shape characteristic parameters

算例	损失函数	相对误差/%							
		S_u	S_l	S_{ice}	h_{sp}	h_u	h_l	θ_u	θ_l
1	MSE	2.40	1.53	6.28	1.61				
	Huber	7.09	7.85	17.55	0.49				
2	MSE	13.64	15.95	1.55	0.97				
	Huber	4.57	9.78	4.88	8.90				
3	MSE	3.20	18.89	0.47	7.19	4.76	2.10	0.22	0.27
	Huber	16.63	16.12	14.27	0.65	7.55	1.54	0.24	0.15
4	MSE	0.35	24.86	4.25	7.60	5.10	7.04	0.25	0.32
	Huber	5.69	21.49	6.00	8.01	6.01	8.48	0.22	0.20

冰算例 1、算例 2 的冰形面积相对误差平均值仅 7.6%，最大冰厚预测误差最大为 8.9%，平均为 2.99%，冰形上下极限平均相对误差为 7.85%。两种模型对于明冰算例 3、算例 4 的上下冰角角度相对误差均小于等于 0.32%，上下冰角高度与 $irc2d$ 计算结果的相对误差保持在 7.5% 以内；与霜冰算例类似，出现最大相对误差的冰形特征是上下冰形极限，两种模型的平均误差达 13.4%，其余特征参数相对误差均保持在较小范围内。

4 结 论

本文采用基于多模态融合的深度神经网络方法，建立了适用于多种结冰工况、任意对称翼型几何特征条件下的结冰预测模型，针对 4 种对称翼型与结冰工况参数组合，结合数值计算方法对预测冰形做出定量分析，得到如下结论：

- 1) 冰形预测结果中各项特征参数相对误差均保持在较低水平，证明了本文提出的方法用以解决任意对称翼型结冰预测问题的可行性和有效性；
- 2) 模型对于对称翼型结冰预测效果较好，由于翼型多样性限制，下一步工作应加入更多种类翼型样本及数值计算或风洞试验得到的冰形样本，进一步增强模型泛化性能，提高结冰预测精度。

参考文献：

- [1] LYNCH F T, KHODADOUST A. Effects of ice accretions on aircraft aerodynamics[J]. *Progress in Aerospace Sciences*, 2001, 37(8): 669-767.
- [2] BRAGG M. Aircraft aerodynamic effects due to large droplet ice accretions[R]. AIAA-1996-932, 1996.
- [3] 易贤, 朱国林, 王开春, 等. 翼型积冰的数值模拟[J]. *空气动力学学报*, 2002, 20(4): 428-433.

YI Xian, ZHU Guolin, WANG Kaichun, et al. Numerically simu-

lating of ice accretion on airfoil[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2002, 20(4): 428-433. (in Chinese)

- [4] 李小龙, 洪冠新. 一种基于神经网络的机翼结冰冰型预测方法[C]//飞行力学与飞行试验学术交流会论文集. 北京: 国防工业出版社, 2006: 98-103.
- LI Xiaolong, HONG Guanxin. A neural network-based prediction method for wing icing shape[C]// Proceedings of the Annual Conference of Academic Exchanges on Flight Mechanics and Flight Tests (2006). Beijing: National Defense Industry Press, 2006: 98-103. (in Chinese)
- [5] OGRETIM E, HUEBSCH W, SHINN A. Aircraft ice accretion prediction based on neural networks[J]. *Journal of Aircraft*, 2006, 43(1): 233-240.
- [6] CHANG Shinan, LENG Mengyao, WU Hongwei, et al. Aircraft ice accretion prediction using neural network and wavelet packet transform[J]. *Aircraft Engineering and Aerospace Technology*, 2016, 88(1): 128-136.
- [7] 何磊, 钱炜祺, 易贤, 等. 基于转置卷积神经网络的翼型结冰冰形图像化预测方法[J]. *国防科技大学学报*, 2021, 43(3): 98-106.
- HE Lei, QIAN Weiqi, YI Xian, et al. Graphical prediction method of airfoil ice shape based on transposed convolution neural networks[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2021, 43(3): 98-106. (in Chinese)
- [8] YI Xian, WANG Qiang, CHAI Congcong, et al. Prediction model of aircraft icing based on deep neural network[J]. *Transactions of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics*, 2021, 38(4): 535-544.
- [9] 柴聪聪, 易贤, 郭磊, 等. 基于 BP 神经网络的冰形特征参数预测[J]. *实验流体力学*, 2021, 35(3): 16-21.
- CHAI Congcong, YI Xian, GUO Lei, et al. Prediction of ice shape characteristic parameters based on BP neural network[J]. *Journal of Experiments in Fluid Mechanics*, 2021, 35(3): 16-21. (in Chinese)
- [10] 柴聪聪. 基于深度学习的翼型结冰及其气动特性预测[D]. 成都: 电子科技大学, 2021.
- CHAI Congcong. Prediction of airfoil ice accretion and aerodynamic characteristics based on deep learning[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2021. (in Chinese)
- [11] DONG Yiqun. An application of deep neural networks to the in-flight parameter identification for detection and characterization of aircraft icing[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2018, 77: 34-49.
- [12] 柴聪聪, 王强, 易贤, 等. 基于卷积神经网络的结冰翼型气动参数预测[J]. *飞行力学*, 2021, 39(5): 13-18.
- CHAI Congcong, WANG Qiang, YI Xian, et al. Aerodynamic parameters prediction of airfoil ice accretion based on convolutional neural network[J]. *Flight Dynamics*, 2021, 39(5): 13-18. (in Chinese)
- [13] 何磊, 钱炜祺, 董康生, 等. 基于卷积神经网络的结冰翼型气动特性建模[J]. *航空学报*, 2023, 44(5): 59-72.
- HE Lei, QIAN Weiqi, DONG Kangsheng, et al. Aerodynamic characteristics modeling of iced airfoil based on convolution neural networks[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2023, 44(5): 59-72. (in Chinese)
- [14] ADDY H E. Ice accretions and icing effects for modern airfoils[M]. Cleveland, US: National Aeronautics and Space Administration, Glenn Research Center, 2000.
- [15] 何俊, 张彩庆, 李小珍, 等. 面向深度学习的多模态融合技术研究综述[J]. *计算机工程*, 2020, 46(5): 1-11.

- HE Jun, ZHANG Caiqing, LI Xiaozhen, et al. Survey of research on multimodal fusion technology for deep learning[J]. Computer Engineering, 2020, 46(5): 1-11. (in Chinese)
- [16] GU Jiuxiang, WANG Zhenhua, KUEN J, et al. Recent advances in convolutional neural networks[J]. *Pattern Recognition*, 2018, 77: 354-377.
- [17] REGULATIONS F A. Part 25-Airworthiness standards: transport category airplanes Appendix C[R]. 4080-29-FR-18291, 1970.
- [18] 陈海, 钱炜祺, 何磊. 基于深度学习的翼型气动系数预测[J]. 空气动力学学报, 2018, 36(2): 294-299.
- CHEN Hai, QIAN Weiqi, HE Lei. Aerodynamic coefficient prediction of airfoils based on deep learning[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2018, 36(2): 294-299. (in Chinese)
- [19] 张强, 高正红. 基于神经网络的翼型积冰预测[J]. 飞行力学, 2011, 29(2): 6-9.
- ZHANG Qiang, GAO Zhenghong. Prediction of ice accretions based on the neural net[J]. *Flight Dynamics*, 2011, 29(2): 6-9. (in Chinese)
- [20] KINGMA D P, BA J. Adam: a method for stochastic optimization [EB/OL]. [2014-12-22]. <https://arxiv.org/abs/1412.6980>.
- [21] HUBER P J. Robust estimation of a location parameter[M]// KOTZ S, JOHNSON N L. Breakthroughs in Statistics. New York: Springer, 1992: 492-518.
- [22] JAMES G, WITTEN D, HASTIE T, et al. An Introduction to Statistical Learning: vol 103[M]. New York: Springer, 2013.
- [23] AC-9C Aircraft Icing Technology Committee. Icing wind tunnel interfacility comparison tests[EB/OL]. [2018-10-16]. <https://www.sae.org/standards/content/air5666a/>.

(编辑: 王碧琚)