

基于转置卷积神经网络的翼型结冰冰形图像化预测方法*

何磊¹, 钱炜祺¹, 易贤², 王强², 张显才¹

(1. 中国空气动力研究与发展中心 计算空气动力研究所, 四川 绵阳 621000;

2. 中国空气动力研究与发展中心 低速空气动力研究所, 四川 绵阳 621000)

摘要: 结冰问题严重影响飞机飞行安全, 结冰智能预测是飞机智能防除冰系统设计和安全设计的重要依据和支撑。为解决复杂冰形在翼面同一位置的法线方向冰形厚度存在多值的问题, 提出基于转置卷积神经网络的翼型结冰冰形图像化预测方法。设计预测模型的神经网络结构、损失函数、数据规范等, 直接将影响飞机结冰的飞行和大气条件作为输入, 以灰度化的冰形图像作为输出。基于 NACA0012 翼型, 通过数值模拟方法生成冰形数据集, 同时利用风洞试验结果对数值模拟方法进行验证, 以确保生成数据的可信度。构建以飞行速度、温度、液态水含量、平均水微滴直径和结冰时长 5 项参数作为输入的预测模型, 并进行仿真训练和验证。仿真结果表明: 所提翼型结冰预测模型不仅能够快速预测翼型冰形, 而且在冰体轮廓、结冰上下极限、冰角位置、结冰厚度等主要特征方面也与数值计算结果符合较好。

关键词: 冰形; 结冰; 机器学习; 深度学习; 神经网络; 翼型; 预测

中图分类号: V212.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-2486(2021)03-098-09

Graphical prediction method of airfoil ice shape based on transposed convolution neural networks

HE Lei¹, QIAN Weiqi¹, YI Xian², WANG Qiang², ZHANG Xiancai¹

(1. Computational Aerodynamics Research Institute, China Aerodynamics Research and Development Center, Mianyang 621000, China;

2. Low Speed Aerodynamics Research Institute, China Aerodynamics Research and Development Center, Mianyang 621000, China)

Abstract: Ice accretion affects flight safety severely. Intelligent ice accretion prediction is an important basis and support for the intelligent anti-icing and de-icing system design and safety design of aircraft. To solve the problem that there are multiple values of ice thickness in the normal direction of the same position of the airfoil surface with complex ice shape, a graphical ice accretion prediction method based on the transposed convolution neural network was proposed. The corresponding neural network structure, loss function and data specification of the prediction model were designed. The input of the prediction model was the data from flight and atmospheric conditions which directly affect ice accretion. The output of the prediction model is gray-scale image of ice shape. Ice shape data set was generated through numerical simulation method based on NACA0012 airfoil. To ensure the credibility of the generated data, wind tunnel test data was used to verify the numerical simulation method. Prediction model was established with five input parameters: liquid water content, median volumetric diameter, freezing time, temperature and flight speed, and was then trained and validated in simulation. The simulation results show that the proposed method can predict the ice shape quickly, and the main features of the predicted ice shape such as outline, upper and lower limits, position of ice horn and thickness fit well with the results of numerical simulation.

Keywords: ice shape; ice accretion; machine learning; deep learning; neural network; airfoil; prediction

结冰问题一直以来是影响航空飞行器飞行安全的重要隐患之一^[1]。飞机结冰后, 机翼、尾翼和舵面上的积冰破坏了物面附近流场, 严重影响飞机气动性能和飞行性能, 增加飞行风险, 危害飞行安全。我国幅员辽阔, 地势和气象条件复杂多变, 先后发生了多起因结冰导致的坠机事故^[2]。由于飞机结冰与气象条件密切相关, 若能根据气象条件实时预测可能发生的结冰外形情况, 不仅

可以为飞行安全包线确定提供依据, 为飞行员提供结冰信息和安全预警信息, 也能支撑飞机的防除冰系统设计和智能结冰系统研制。因此, 国内外进行了大量飞机结冰研究。

长期以来, 开展结冰研究主要依靠结冰风洞试验^[3]、飞行试验^[4]和 CFD 模拟^[5-6]。欧美一些发达国家纷纷建造结冰风洞并开发结冰数值模拟软件^[7-8], 获取了大量飞机结冰数据^[9]。这些数

* 收稿日期: 2020-01-30

作者简介: 何磊 (1988—), 男, 四川绵竹人, 助理研究员, 博士研究生, E-mail: helei_email@163.com;

钱炜祺 (通信作者), 男, 教授, 博士, 博士生导师, E-mail: qwqhy@ sina.com

据被很多结冰研究作为验证或建模样本。国内结冰实验设备和数值模拟研究方面起步较晚,但中国空气动力研究与发展中心、北京航空航天大学、西北工业大学、南京航空航天大学等单位都在积极开展相关研究^[10]。

随着机器学习算法的发展,国内外许多专家学者将机器学习方法应用到飞机结冰研究领域,包括自组织特性映射,径向基函数、BP神经网络、概率神经网络等,用于解决结冰严重性探测^[11]、结冰位置和体积探测^[12-13]、结冰冰形预测^[14]、结冰后飞机气动特性影响^[15-16]等问题。在结冰冰形预测方面,人工神经网络类算法应用较为广泛和成功,取得了许多有价值的成果。

结冰冰形预测研究内容主要包括对冰形曲线进行描述和建立预测模型两个方面。Ogretim等^[17]最早提出一种基于神经网络的翼型结冰预测方法:首先需要坐标变换得到新的冰形曲线,将坐标变换后的冰形曲线看作一个非周期的复杂信号,展开为傅里叶级数形式,将冰形与飞行状态和气象参数之间映射关系的建模转化为了傅里叶系数与飞行状态和气象参数之间的建模;然后利用神经网络进行建模和预测,模型输入为来流速度、温度、液态水含量、平均水滴等效直径和结冰时间5个参数,输出为冰形曲线傅里叶级数的正余弦系数;该方法主要针对NACA00XX系列翼型,在坐标变换算法方面有一定局限性。潘环等^[18]也用类似方法对冰形预测的建模与方法进行了研究,并增加了相对湿度和攻角2项参数。Chang等^[14]和李珺^[19]改进了Ogretim等的方法,分别提出用小波包变换方法和多值变量拟合函数替代傅里叶变换对冰形曲线的描述。2种方法的冰形预测效果不仅取决于神经网络模型的设计和训练效果,也取决于对冰形的描述能力。另外,李珺仅仅采用了NASA格林结冰研究中心的80组风洞结冰数据,样本偏少,限制了神经网络的训练效果。鲍雨晨等^[20]基于BP神经网络研究了通用飞机机翼的冰形预测方法,该方法对翼型特征点上的结冰厚度进行预测,再通过计算公式转换为冰形特征点坐标,对坐标点连线可得冰形轮廓;该研究为冰形预测提供了不错的实践途径,但研究中仅标记了14个机翼特征点,对冰形轮廓的描述能力稍显不足;另外研究中仅包含43组训练样本,而输入的实验变量包含空速、姿态角、总温等10个参数,训练样本数量明显偏少,训练获得的模型可能无法应对实验变量值变化稍大的情况。

近年来,深度学习作为机器学习的重要分支发展迅速,并继承了神经网络对非线性关系的描述能力,在众多领域得到了广泛应用。本文的主要研究工作就是基于深度学习技术构建翼型结冰冰形的预测模型,实现对冰形的图像化预测能力。

1 翼型结冰冰形预测问题分析

对翼型结冰冰形进行智能预测需要建立预测模型,其核心就是描述影响飞机结冰因素和冰形之间的映射关系,如图1所示。

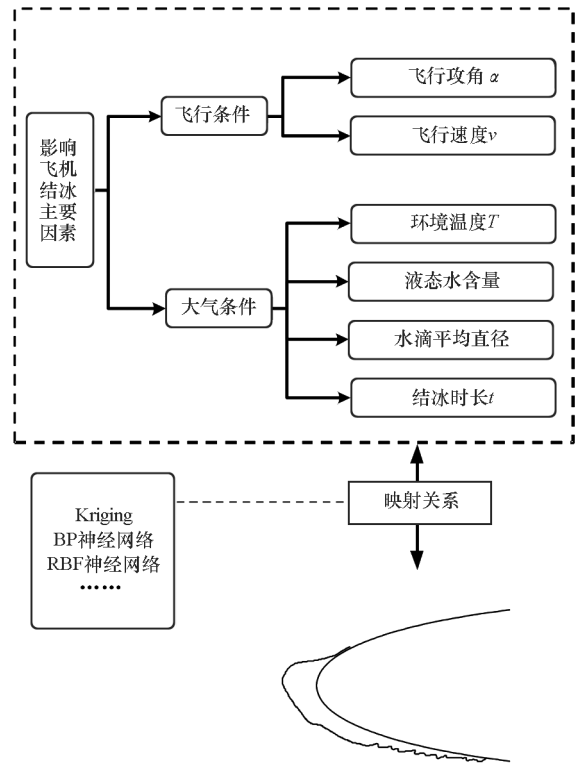


图1 翼型结冰预测问题

Fig. 1 Problem of airfoil ice accretion prediction

影响飞机结冰冰形的参数主要有2类:大气环境参数和飞行状态参数。对于飞行状态参数,主要考虑飞行攻角 α 、飞行速度 v ;而大气环境参数,主要考虑液态水含量(Liquid Water Content, LWC)、水滴平均直径(Median Volumetric Diameter, MVD)、环境温度 T 、结冰时长 t 。

以往采用的描述映射关系的方法,如Kriging、BP神经网络、RBF神经网络等,输出冰形曲线都是数值类型的,需要通过翼面特征点法向的冰形值去描述冰形曲线,或通过类似傅里叶变换的方法对冰形曲线做进一步处理,这些方法都要求翼面同一位置处法线方向冰形厚度只能存在单值,从而无法解决复杂冰形在翼面同一位置处法线方向冰形厚度存在多值的问题,如图2所示^[15]。

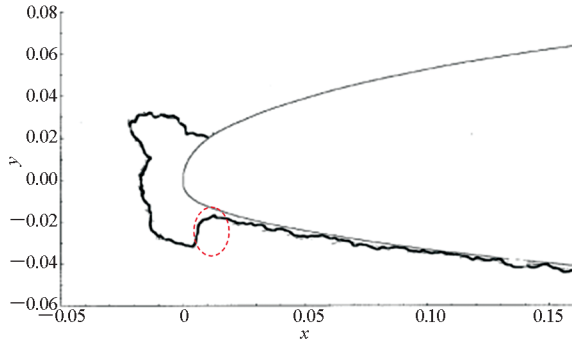


图 2 复杂冰形多值问题

Fig. 2 Multivalued problem of complex ice shape

为克服这一问题,提出采用图像方式对冰形进行描述,图像方式比传统数值方式更直观,描述能力更强,因此建模的关键就在于设计直接将图像作为输出的模型架构。

2 翼型结冰冰形图像化预测模型设计

根据上述对结冰预测问题的分析,提出如图 3 所示的建模和预测框架。主要包括数据获取、数据预处理、模型设计、模型训练、模型预测等环节,框架的特点是将图像化的冰形作为模型训练标签和预测的输出。

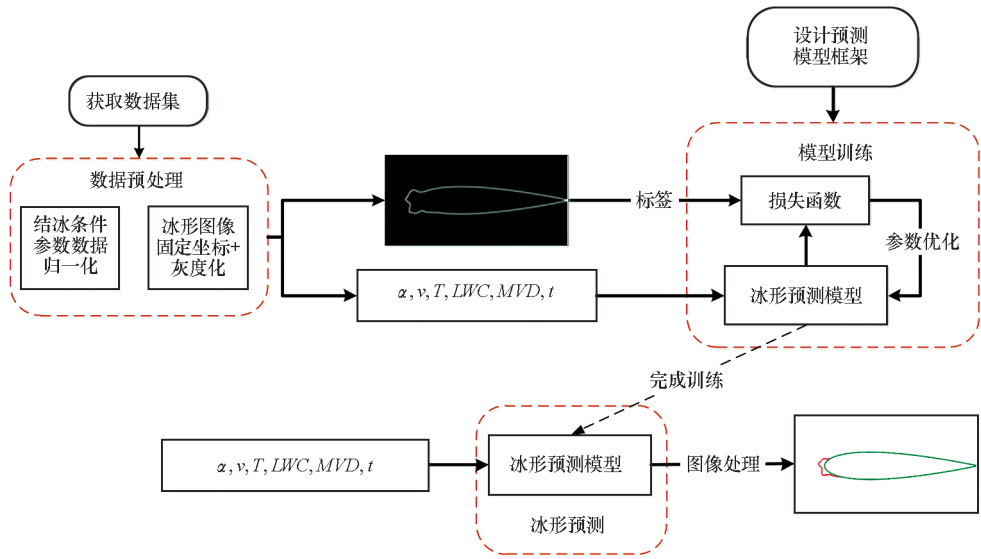


图 3 建模与预测框架

Fig. 3 Framework of modeling and prediction

2.1 数据规范

翼型结冰冰形预测模型的输入输出数据格式是模型结构和接口设计的关键。对于输入参数,即影响飞机结冰的飞行状态和大气环境因素,其值存在符号和数量级的差异,因此需要通过归一化处理将其数值范围调整到一致的范围之内。对于输出的冰形图像,考虑将其灰度化,既能满足对冰形几何特征描述的需求,又可避免多通道带来的额外计算量。冰形图像尺寸设置为 512×256 , 每个像素点的取值在 $0 \sim 255$ 之间,实际运算中将其归一化到 $0 \sim 1$ 之间。

如图 4 所示,为避免由于图像中冰形的坐标轴取值范围不一致对模型带来的计算误差,冰形灰度图像宽度对应的 x 坐标轴取值范围固定为 $[-0.2, 1.0]$, 图像高度对应的 y 坐标轴取值范围固定为 $[-0.2, 0.2]$, 坐标轴取值范围可根据实际情况调整。

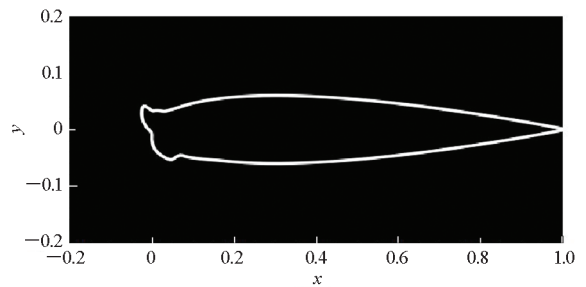


图 4 结冰翼型图像坐标轴范围固定

Fig. 4 Fixed the coordinate range of iced airfoil image

2.2 模型结构

卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)是深度神经网络的典型结构,卷积操作为卷积神经网络提供了强大的图像特征提取能力。转置卷积(又名反卷积)是卷积操作的相反过程,可以对卷积操作提取的编码器中的特征进行解码。利用多个转置卷积操作可以实现生成图片的目的,深度卷积对抗生成网络的生成器就是使用

多个转置卷积层对随机噪声值进行操作以实现生成完整的图片功能。

因此基于转置卷积神经网络设计了如图5所示冰形预测模型结构。输入的结冰条件参数通过2个全连接网络层映射到更大尺寸的数据结构,2个全连接网络层均使用ReLU激活函数。接着通过5个转置卷积网络层将低维特征向量向高维特征空间映射。除了预测模型的输出层外,其他的转置卷积网络层后都连接了批标准化(Batch Normalization, BN)网络层^[21]和ReLU激活函数层,批标准化技术通过规范化手段,使得每一层神经网络的输入保持相同分布,以保证梯度传播到每一层,避免出现梯度消失现象。从结冰条件参数到冰形图像是一个典型的非线性映射问题,ReLU激活函数层的功能就是为神经网络提供非线性映射功能,从而提升冰形预测模型的预测能

力,并使用Dropout网络层随机丢弃神经网络单元,提高泛化能力;输出层在转置卷积层后连接一个sigmoid激活函数层。

模型采用二元交叉熵(binary cross entropy)损失函数,为了防止模型出现过拟合,进一步提升泛化性能,损失函数中加入L2正则化惩罚项,损失函数如式(1)所示。式中,右边第一项为交叉熵损失项,右边第二项为L2正则化项,它表示了模型的复杂度。

$$J = \sum_1^N \sum_{i=1}^k y_i \cdot \log(p_i) + \lambda \sum_{i=1}^n w_i^2 \quad (1)$$

式中: y_i 表示类别*i*的真实标签; p_i 表示模型计算出类别*i*的概率值; N 表示训练样本总数; k 表示类别数,二元交叉熵中 $k=2$; w 表示神经网络的权重; λ 表示L2正则化率; n 表示整个网络的神经元总数。

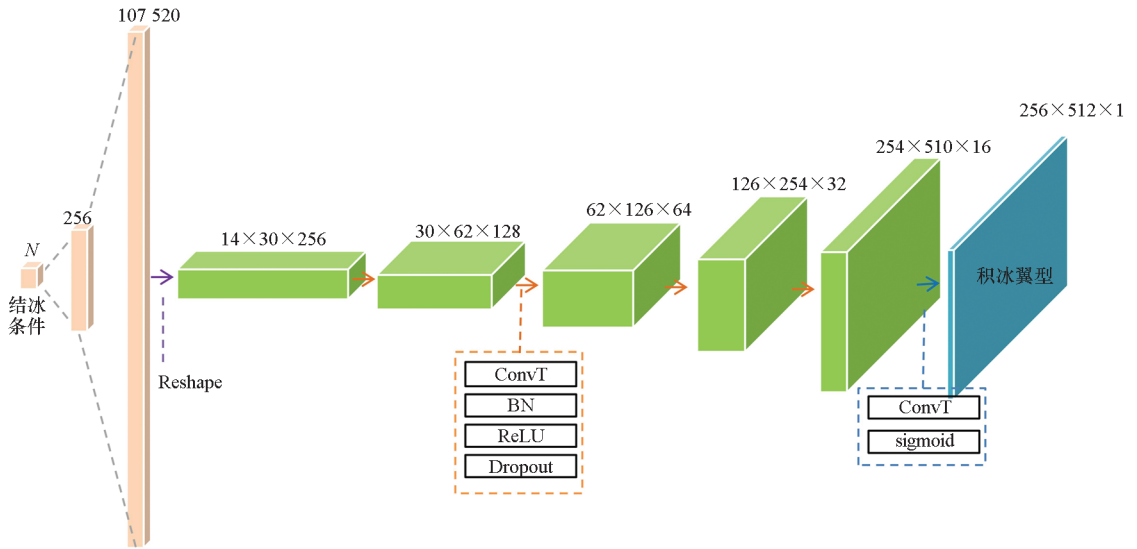


图5 翼型冰形预测模型网络结构

Fig. 5 Network structure of airfoil ice shape prediction model

3 实验数据生成

考虑以某运输机尾翼翼型(NACA0012)为实验对象,通过数值模拟方法生成实验所需冰形数据。

3.1 结冰参数范围确定

对于飞行参数取值范围,考虑固定飞行攻角条件下飞行速度的取值,所研究的运输机最小飞行速度约为268 km/h(74.44 m/s)、巡航飞行速度为550 km/h(152.77 m/s)。

对于气象参数取值范围,有研究表明:飞机最容易发生结冰的温度范围为0 ~ -20 °C,特别是在-2 ~ -10 °C范围内遭遇结冰的次数通常最

多,而-2 ~ -8 °C是飞机发生强烈结冰的主要温度范围^[22]。结冰中常见的过冷水滴平均直径在20 ~ 40 μm之间^[19],如《中国民用航空规章第25部运输类飞机适航标准》(CCAR 25部)附录C中通常考虑的过冷水滴尺寸就在15 ~ 40 μm范围。液态水含量是影响结冰最重要的因素之一,影响云中液态水含量的因素较多,随水汽凝结和降水而变化,云层中不同位置液态水含量也不相同。根据CCAR 25部附录C中给出的大气约束条件,通常液态水含量的考虑范围为0.2 ~ 0.8 g/m³。

综上分析并结合具体研究需求,确定的结冰参数取值范围如表1所示。

表 1 结冰参数取值范围

Tab.1 Value range of ice accretion parameters

参数	取值范围	参数	取值范围
飞行攻角	2°	液态水含量	0.2 ~ 0.8 g/m ³
飞行速度	70 ~ 150 m/s	水滴平均直径	20 ~ 60 μm
环境温度	-2 ~ -20 °C	结冰时长	6 ~ 22.5 min

表 2 验证算例计算条件

Tab.2 Calculation conditions of verification example

参数	实验 1	实验 2
飞行攻角/(°)	6.2	6.2
飞行速度/(m/ s)	90.0	90.0
环境温度/°C	-10.0	-10.0
液态水含量/(g/m ³)	0.60	0.60
水滴平均直径/μm	15.0	15.0
结冰时长/min	2.0	6.0

3.2 数值模拟方法验证

本节对典型翼型结冰进行数值模拟,并将冰形计算结果与风洞试验结果进行对比,以验证数值模拟方法的可靠性。风洞试验数据取自美国 NASA 格林结冰研究中心和 FAA 威廉·J. 休斯技术中心联合发起的现代翼型项目的翼型结冰资料^[15],该资料记录了 3 种典型飞机翼型在多种结冰条件下的冰形和气动特性风洞试验数据。

3.2.1 数值计算

翼型采用格林结冰研究中心的现代翼型项目中记录的商用喷气飞机 (business jet) 翼型^[24-25],如图 6 所示,该翼型是现代商用飞机的典型翼型。

共安排 2 组实验,结冰条件参数包括液态水含量、水滴平均直径、环境温度、结冰时长、飞行速度、飞行攻角。2 组实验结冰条件参数取值如表 2 所示,分别对应结冰资料中在结冰研究风洞的试验序号“run213”和“run214”^[15],除结冰时长不同外,其他条件一致。

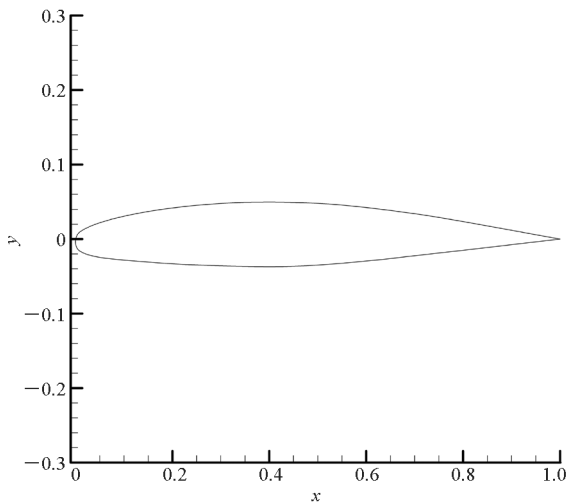


图 6 商用飞机翼型

Fig.6 Airfoil of business jet

翼型结冰数值计算采用中国空气动力研究与发展中心的计算方法和计算软件 irc2d,主要包括流场计算、过冷水滴运动计算、结冰计算和物面外形更新 4 个步骤^[16, 26]。如图 7 所示,计算采用 C 型网格,在网格生成阶段已经加入攻角。

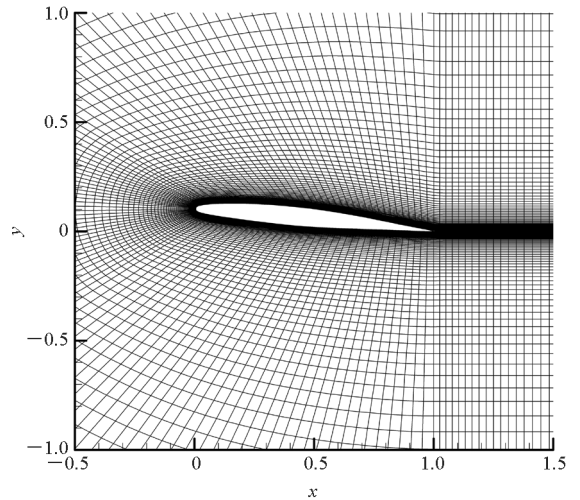


图 7 结冰计算网格(α = 6.2°)

Fig.7 Computational grid of ice accretion(α = 6.2°)

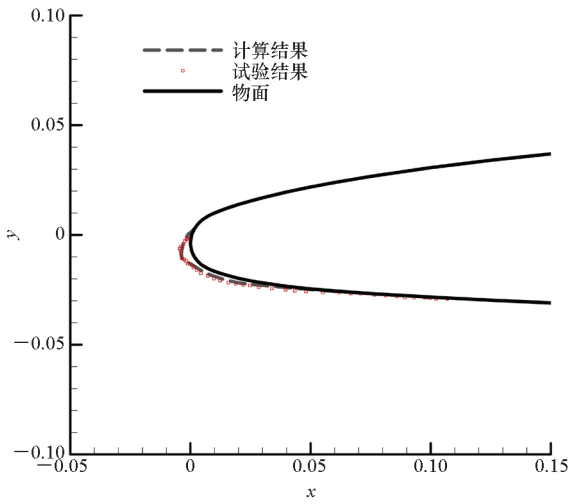
3.2.2 结果验证

表 3 是风洞试验的冰形几何特征参数值,图 8 分别给出了 2 组实验数值计算冰形和风洞试验冰形的对比情况。对于冰体轮廓,两组实验的数值计算结果与风洞试验结果基本一致,冰角厚度、角度也符合较好;但对于冰体在翼型物面的结冰上极限和下极限位置,计算结果和试验结果对比稍有差异,两组实验中计算冰形上极限稍大,下极限稍小;实验 1 的驻点结冰厚度符合较好,实验 2 的驻点结冰厚度略有差异。总体而言,计算冰形和试验冰形在冰体轮廓、冰形体积和主要特征方面符合较好,说明所采用的翼型结冰数值模拟方法是可靠的。

表3 冰形几何特征参数值

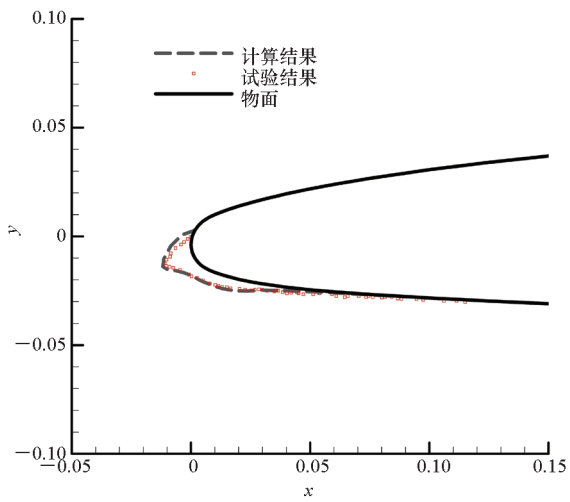
Tab.3 Geometry feature parameter values of ice shape

实验	指标	结冰上极限	结冰下极限	驻点厚度	冰角厚度	冰角角度/(°)
实验1	仿真值	0.001 50	0.075 00	0.003 04	0.005 03	250.9
	试验值	0.000 22	0.107 67	0.002 89	0.004 87	252.3
实验2	仿真值	0.001 50	0.099 99	0.008 43	0.013 82	229.9
	试验值	0.000 50	0.124 99	0.003 42	0.013 18	231.9



(a) 实验1

(a) Experiment 1



(b) 实验2

(b) Experiment 2

图8 计算结果与风洞试验结果对比

Fig.8 Comparison of computational and wind tunnel test results

3.3 数据生成

使用上节所述 irc2d 翼型结冰数值仿真软件计算 NACA0012 翼型在 $\alpha = 2^\circ$ 的情况下的结冰冰形。计算采用 C 型网格,如图9所示。

计算共获得 11 200 组训练样本数据,对应飞

行速度为 70 m/s, 80 m/s, 90 m/s, 100 m/s, 110 m/s, 125 m/s, 140 m/s, 150 m/s; 温度为 -20°C , -17°C , -14°C , -11°C , -8°C , -6°C , -4°C , -2°C ; 水滴直径为 20 μm , 30 μm , 40 μm , 50 μm , 60 μm ; 液态水含量为 0.2 g/m^3 , 0.35 g/m^3 , 0.5 g/m^3 , 0.65 g/m^3 , 0.8 g/m^3 ; 结冰时长为 6 min, 9 min, 12 min, 15 min, 18 min, 20 min, 22.5 min 的全组合。

共获得 768 组验证样本数据,对应飞行速度为 85 m/s, 98 m/s, 120 m/s, 145 m/s; 温度为 -18°C , -10°C , -5°C , -3°C ; 水滴直径为 23 μm , 32 μm , 52 μm ; 液态水含量为 0.3 g/m^3 , 0.4 g/m^3 , 0.6 g/m^3 , 0.7 g/m^3 ; 结冰时长为 7 min, 10 min, 12.5 min, 18.5 min 的全组合。

获得冰形样本数据后,按照建模框架所述数据规范将训练样本集转化为如图10所示的灰度图像。

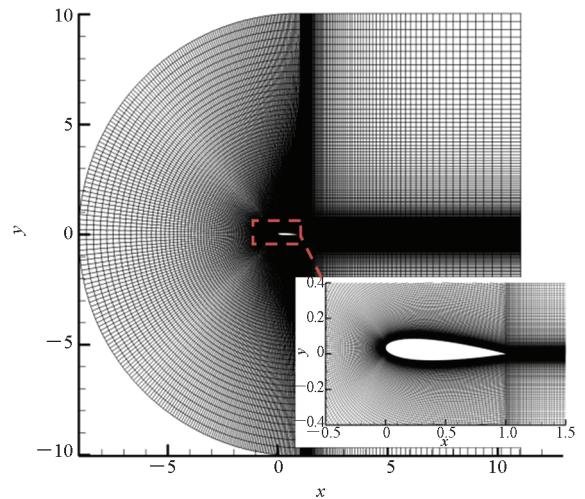


图9 结冰计算网格($\alpha = 2^\circ$)

Fig.9 Computational grid of ice accretion($\alpha = 2^\circ$)

4 仿真与结果

根据图5所示神经网络模型建立冰形预测模型,并使用上节生成的 11 200 组训练样本对网络模型进行训练,768 组验证样本对训练好的网络

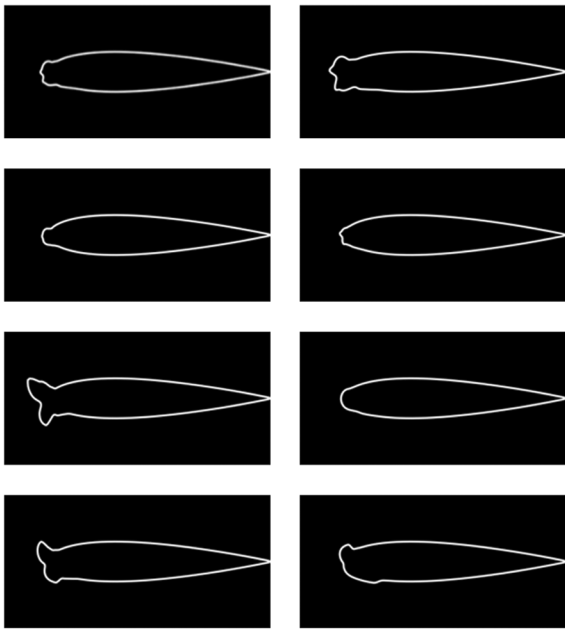


图 10 翼型结冰冰形灰度图像

Fig. 10 Gray scaled images of iced airfoil shape

模型进行测试。由于实验数据的飞行攻角固定值为 2° ，可以只考虑其他 5 个影响因素，因此网络输入层尺寸为 5。

4.1 预测模型训练

论文基于开源深度学习架构 tensorflow 的 keras 高级接口实现所提的翼型结冰预测模型的构建、训练和预测。预测模型训练参数设置如下：训练优化方法选择 Adam^[27]，其中学习率 (learning rate) 的初始值为 0.001，参数 β_1 设置为 0.9， β_2 设置为 0.999，为稳定训练过程使用学习率衰减，设置值为 1.0×10^{-8} ；分批大小为 20，即每批输入 20 组结冰条件参数数据和冰形图像标签进行训练；迭代次数为 200。

模型采用 CPU 训练模式，用于建模和训练的计算机配置为：Intel Core i7 - 7700、3.6 GHz、4 核 8 线程 CPU、16 GB 内存。基于以上训练参数，对 11 200 个样本的训练耗时约为 88.2 h。训练过程中，样本的损失函数值随迭代次数的变化曲线如图 11 所示。从图 11 中可以看出，模型在约前 10 次迭代中，损失函数值迅速趋于收敛，之后随着迭代次数的增加，有继续小幅下降的趋势，最终稳定在 0.007 8 附近。

4.2 结果分析

模型训练完成后，将训练样本集和验证样本集的结冰条件参数输入预测模型，预测其对应的翼型结冰冰形图像，测试模型的预测能力，检验预测模型的训练和泛化效果。训练样本集预测耗时

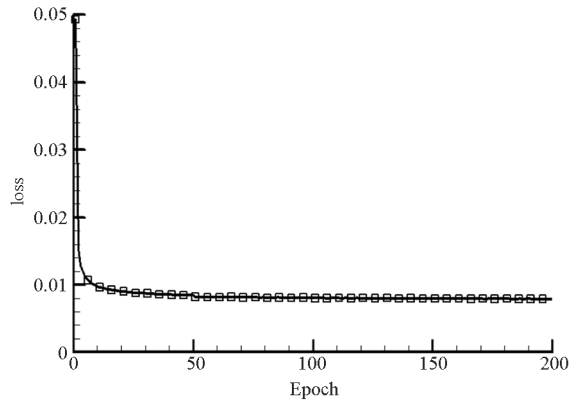


图 11 训练过程

Fig. 11 Training history

576 s (单个样本耗时约 0.048 s)，验证样本集预测耗时 38 s (单个样本预测耗时约 0.049 s)。

模型预测输出结果为类似图 10 的灰度图像，为便于观察和对比分析，利用图像技术对结果进行了加入原始翼型物面、颜色替换、剪裁等后处理操作。

图 12 展示了 3 组典型训练冰形的模型预测结果，以及与 CFD 计算冰形进行对比的情况。从图 12 中可见，在冰体轮廓、结冰上下极限位置、冰

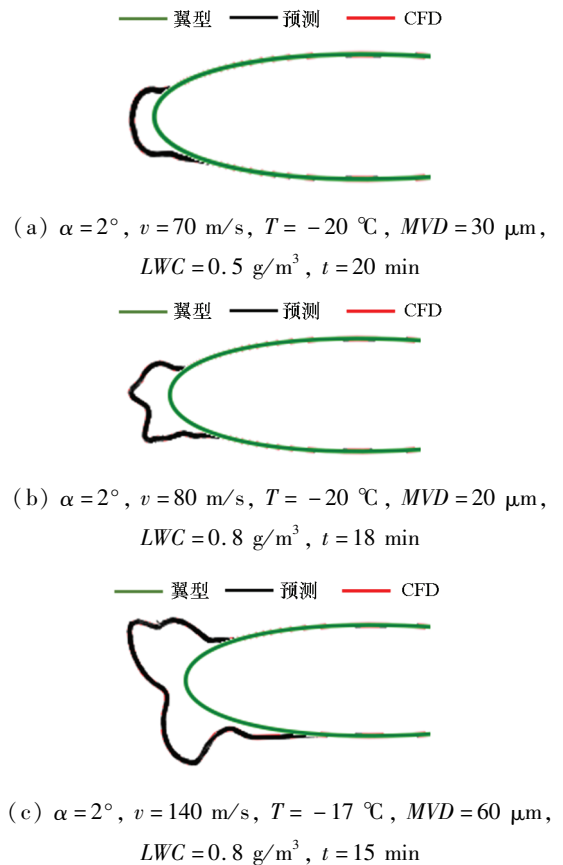


图 12 典型训练冰形预测结果

Fig. 12 Prediction of typical training ice shape

角厚度和角度等主要几何特征方面，3 组实验预测结果，以及与 CFD 计算结果都基本重合，符合

较好,说明模型在训练样本集上表现良好。

图 13 展示了 4 组典型测试冰形的模型预测结果,以及与 CFD 计算冰形进行对比的情况。对于冰体轮廓,4 组实验的模型预测结果与 CFD 计算结果基本重合,符合较好。冰形冰角角度、结冰上下极限位置等几何特征参数也都符合较好。对于结冰厚度这一特征,部分实验模型预测结果与 CFD 计算结果略有差异,且这种差异随着冰形厚度的增加而变大。但总体而言,模型预测冰形和 CFD 计算冰形在冰体轮廓、冰形体积和主要特征方面符合较好。可见,预测模型的整体泛化性能较好,但对结冰较厚情况的泛化性能仍有进一步提升空间。

— 翼型 — 预测 — CFD



(a) $\alpha = 2^\circ$, $v = 85 \text{ m/s}$, $T = -10 \text{ }^\circ\text{C}$, $MVD = 35 \text{ }\mu\text{m}$,
 $LWC = 0.7 \text{ g/m}^3$, $t = 12.5 \text{ min}$

— 翼型 — 预测 — CFD



(b) $\alpha = 2^\circ$, $v = 98 \text{ m/s}$, $T = -18 \text{ }^\circ\text{C}$, $MVD = 35 \text{ }\mu\text{m}$,
 $LWC = 0.4 \text{ g/m}^3$, $t = 18.5 \text{ min}$

— 翼型 — 预测 — CFD



(c) $\alpha = 2^\circ$, $v = 145 \text{ m/s}$, $T = -18 \text{ }^\circ\text{C}$, $MVD = 52 \text{ }\mu\text{m}$,
 $LWC = 0.6 \text{ g/m}^3$, $t = 10 \text{ min}$

— 翼型 — 预测 — CFD



(d) $\alpha = 2^\circ$, $v = 145 \text{ m/s}$, $T = -18 \text{ }^\circ\text{C}$, $MVD = 23 \text{ }\mu\text{m}$,
 $LWC = 0.7 \text{ g/m}^3$, $t = 12.5 \text{ min}$

图 13 典型测试冰形预测结果

Fig. 13 Prediction of typical testing ice shape

5 结论

本文针对飞机结冰问题,开展了翼型结冰冰形预测方法研究,提出了建模和预测框架,设计了基于深度神经网络的图像化冰形预测模型,用于

建立冰形与飞行状态参数、气象参数之间的映射关系,主要考虑了飞行速度、攻角、大气中液态水含量、水滴平均直径、结冰时的温度、结冰时长等多物理参数对冰形的影响。

以某运输机水平尾翼(NACA0012 翼型)为对象,利用 CFD 数值模拟生成的冰形作为训练和验证样本,对所建立的冰形预测模型进行了训练和测试。结果表明:

1) 提出的翼型结冰冰形图像化预测方法是可行的,预测冰形与 CFD 数值计算的冰形在冰形轮廓、结冰上下极限、上下冰角位置、结冰厚度等主要几何特征参数方面都符合较好,但在结冰较厚情况下,模型泛化性能还可进一步提高。

2) 虽然模型训练耗时较多,但预测模型训练完成后,便能够快速预测一定范围内的冰形,且计算速度快(单工况计算耗时约 50 ms),能适应机载要求;另外在模型训练过程中,若使用图形处理器计算能大幅减少训练时间。

总之,深度学习方法在飞机结冰研究领域具有很强的应用前景,下一步考虑将风洞试验数据加入样本集对预测模型进行训练,增强模型的工程实用性。同时,在现有研究基础上,继续基于深度学习研究方法研究飞机结冰后对气动特性的影响。

参考文献 (References)

- [1] 黄礼平. 飞机积冰对飞行的影响及应对措施[J]. 科技资讯, 2010(15): 229.
HUANG Liping. Impact of ice accretion on aircraft and solutions[J]. Science & Technology Information, 2010(15): 229. (in Chinese)
- [2] 孙瑞山, 吴迪. 机翼结霜和薄冰的危险性分析[J]. 航空计算技术, 2017, 47(4): 10-13.
SUN Ruishan, WU Di. Risk analysis of frost and ice on wing[J]. Aeronautical Computing Technique, 2017, 47(4): 10-13. (in Chinese)
- [3] 范洁川, 于涛. 飞机结冰风洞试验模拟研究[J]. 实验流体力学, 2007, 21(1): 68-72.
FAN Jiechuan, YU Tao. A study of simulation for airplane icing tests in icing wind tunnel[J]. Journal of Experiments in Fluid Mechanics, 2007, 21(1): 68-72. (in Chinese)
- [4] 李勤红, 乔建军, 陈增江. Y7-200A 飞机自然结冰飞行试验[J]. 飞行力学, 1999, 17(2): 64-69.
LI Qin hong, QIAO Jianjun, CHEN Zengjiang. Natural icing flight test for Y7-200A aircraft[J]. Flight Dynamics, 1999, 17(2): 64-69. (in Chinese)
- [5] LIU C X, WANG Y Z. Numerical analysis of ice accretion effects at super-cooled large droplet conditions on airfoil aerodynamics[J]. Journal of Modern Transportation, 2011, 19(4): 274-278.
- [6] 刘成学. 飞机机翼积冰的数值模拟及其在民航中的应用[D]. 广汉: 中国民用航空飞行学院, 2011.
LIU Chengxue. Numerical simulation of wing icing and its

- application in civil aviation [D]. Guanghan: Civil Aviation Flight University of China, 2011. (in Chinese)
- [7] POTAPCZUK M G. A review of NASA Lewis' development plans for computational simulation of aircraft icing [C]// Proceedings of the 37th Aerospace Sciences Meeting and Exhibit, AIAA, 1999.
- [8] GHENAI C, KULKARNI S, LIN C X. Validation of LEWICE 2.2 icing software code; comparison with LEWICE 2.0 and experimental data [C]// Proceedings of the 43rd Aerospace Sciences Meeting and Exhibit, AIAA, 2005.
- [9] ADDY H. Ice accretions and icing effects for modern airfoils [R]. US: NASA, 2000.
- [10] 易贤, 桂业伟, 朱国林, 等. 运输机翼型结冰的计算和实验 [J]. 航空动力学报, 2011, 26(4): 808-813.
YI Xian, GUI Yewei, ZHU Guolin, et al. Experimental and computational investigation into ice accretion on airfoil of a transport aircraft [J]. Journal of Aerospace Power, 2011, 26(4): 808-813. (in Chinese)
- [11] JAMES W M, POKHARIYAL D. Sensor integration for inflight icing characterization using neural networks [C]// Proceedings of the 39th Aerospace Sciences Meeting and Exhibit, AIAA, 2001.
- [12] JOHNSON M, ROKHSAZ K. Using artificial neural networks and self-organizing maps for detection of airframe icing [J]. Journal of Aircraft, 2001, 38(2): 224-230.
- [13] DONG Y, AI J. Research on inflight parameter identification and icing location detection of the aircraft [J]. Aerospace Science and Technology, 2013, 29(1): 305-312.
- [14] CHANG S N, LENG M Y, WU H W, et al. Aircraft ice accretion prediction using neural network and wavelet packet transform [J]. Aircraft Engineering and Aerospace Technology, 2016, 88(1): 128-136.
- [15] CAO Y H, YUAN K G, LI G Z. Effects of ice geometry on airfoil performance using neural networks prediction [J]. Aircraft Engineering and Aerospace Technology, 2011, 83(5): 266-274.
- [16] CAO Y H, WU Z L, SU Y, et al. Aircraft flight characteristics in icing conditions [J]. Progress in Aerospace Sciences, 2015, 74: 62-80.
- [17] OGRETIM E, HUEBSCH W, SHINN A. Aircraft ice accretion prediction based on neural networks [J]. Journal of Aircraft, 2006, 43(1): 233-240.
- [18] 潘环, 艾剑良. 飞机结冰冰形预测的建模与仿真 [J]. 系统仿真学报, 2014, 26(1): 221-224, 229.
PAN Huan, AI Jianliang. Modeling and simulation of aircraft ice shape prediction [J]. Journal of System Simulation, 2014, 26(1): 221-224, 229. (in Chinese)
- [19] 李珺. 基于神经网络的机翼积冰冰形预测研究 [D]. 广州: 中国民用航空飞行学院, 2012.
LI Jun. Study on airfoil ice accretion shape prediction based on neural networks [D]. Guanghan: Civil Aviation Flight University of China, 2012. (in Chinese)
- [20] 鲍雨晨, 王永忠. 通用飞机机翼积冰冰形预测 [J]. 中国民航飞行学院学报, 2016, 27(4): 23-26.
BAO Yuchen, WANG Yongzhong. Ice accretion shape prediction of general aircraft wings [J]. Journal of Civil Aviation Flight University of China, 2016, 27(4): 23-26. (in Chinese)
- [21] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift [C]// Proceedings of the 32nd International Conference on Machine Learning, 2015.
- [22] 周峰, 冯丽娟, 徐超军, 等. 民用飞机适航用临界冰形的确定及验证 [J]. 实验流体力学, 2016, 30(2): 8-13.
ZHOU Feng, FENG Lijuan, XU Chaojun, et al. Determination and verification of critical ice shape for the certification of civil aircraft [J]. Journal of Experiments in Fluid Mechanics, 2016, 30(2): 8-13. (in Chinese)
- [23] ADDY H, CHUNG J. A wind tunnel study of icing effects on a natural laminar flow airfoil [R]. US: AIAA, 2000.
- [24] ADDY H, BROEREN A, ZOECKLER J, et al. A wind tunnel study of icing effects on a business jet airfoil [C]// Proceedings of the 38th Aerospace Sciences Meeting and Exhibit, AIAA, 2000.
- [25] XIAOM C, ZHANG Y F. Numerical study of iced airfoils with horn features using large-eddy simulation [J]. Journal of Aircraft, 2019, 56(1): 96-107.
- [26] 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 simulating of ice accretion on airfoil [J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2002, 20(4): 428-433. (in Chinese)
- [27] KINGMA D P, BA J. Adam: a method for stochastic optimization [C]// Proceeding of the 3rd International Conference for Learning Representations, 2015.