

DOI:10.16356/j.1005-2615.2023.02.014

## 基于遗传算法优化神经网络的结冰环境中 MVD 和 LWC 预测

李 扬, 王逸斌, 朱春玲, 朱程香  
(南京航空航天大学航空学院, 南京 210016)

**摘要:** 水滴平均体积直径 (Mean volumetric diameter, MVD) 和液态水含量 (Liquid water content, LWC) 是两个影响飞机结冰的重要气象参数,但在实际中难以准确测得,如果能够实时、准确地获取这两个参数可以为积冰预测和飞机适航认证标准的建立提供一些指导。文中提出了一种基于遗传算法优化神经网络的结冰气象参数预测模型。以不同测点组合的冰厚和结冰速率、环境温度、飞行速度和机翼迎角为输入参数,结冰气象参数 MVD 和 LWC 为输出参数,构建遗传算法优化的结冰气象参数预测模型,并通过预测模型对数值计算测试组数据和结冰风洞实验数据的结冰气象参数进行预测。结果表明,基于遗传算法优化 Elman 神经网络的预测模型对结冰气象参数的测试组预测相对误差在 10% 以内,实验数据相对误差在 20% 以内,该方法具有一定的可行性。

**关键词:** 机翼结冰; 结冰气象参数; 神经网络; 预测; 遗传算法

中图分类号: V224.15

文献标志码: A

文章编号: 1005-2615(2023)02-0282-09

## Prediction of MVD and LWC in Icing Environment Based on Genetic-Algorithm-Optimized Neural Network

LI Yang, WANG Yibin, ZHU Chunling, ZHU Chengxiang

(College of Aerospace Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016, China)

**Abstract:** The mean volumetric diameter (MVD) and liquid water content (LWC) are two important parameters that affect aircraft icing, but they are difficult to be measured accurately in practice. If these two parameters can be accurately obtained in real time, they can provide some guidance for icing prediction and the establishment of aircraft airworthiness certification standards. In this paper, a prediction model of icing meteorological parameters based on the genetic-algorithm-optimized neural network is proposed. We use the ice thickness and icing rate of different combinations of measuring points, ambient temperature, flight speed and wing angle of attack as input parameters, and the icing meteorological parameters MVD and LWC as output parameters, and develop a prediction model of icing meteorological parameters optimized by the genetic algorithm. This model predicts the icing meteorological parameters of the numerical calculation test group data and the icing wind tunnel experiment data. The results show that the relative error of the prediction model for numerical calculation of icing meteorological parameters of the test group is within 10%, and the relative error of the experiment data is within 20%. This method is feasible.

**Key words:** wing icing; icing meteorological parameters; neural network; prediction; genetic algorithm

**基金项目:** 国家自然科学基金重点项目(11832012)。

**收稿日期:** 2022-07-23; **修订日期:** 2022-11-08

**通信作者:** 王逸斌, 男, 副教授, E-mail: nyxson@126.com。

**引用格式:** 李扬, 王逸斌, 朱春玲, 等. 基于遗传算法优化神经网络的结冰环境中 MVD 和 LWC 预测[J]. 南京航空航天大学学报, 2023, 55(2): 282-290. LI Yang, WANG Yibin, ZHU Chunling, et al. Prediction of MVD and LWC in icing environment based on genetic algorithm optimized neural network[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2023, 55(2): 282-290.

当飞机遇到结冰天气环境时,云层中的小水滴在飞机表面发生撞击并凝结,会使机翼、飞机尾翼、机身和进气系统等核心部件表面结冰<sup>[1]</sup>。结冰不仅增加了整体机身质量,并且改变了飞机四周的流场,对飞机的气动性能造成影响,威胁着航行的安全<sup>[2]</sup>。影响飞机表面结冰速率、结冰量以及结冰外形的气象条件主要是云层中的液态水含量(Liquid water content, LWC)、水滴平均有效直径(Mean volumetric diameter, MVD)和空气温度 $T$ 这3大气象条件参数,其中温度这一参数比较容易测得,而LWC和MVD在实际云层难以获得准确数值<sup>[3]</sup>。

随着人工神经网络的出现和发展,人工神经网络具有很强的学习决策能力和线性变化拟合能力,因此被广泛应用于飞机结冰预测领域<sup>[4]</sup>。Schuchard等<sup>[5]</sup>研究了一种基于神经网络的结冰检测系统,该系统可以用来检测和分类飞机结冰,通过双水獭飞机DH-6进行结冰实验,证实该系统可以检测结冰的存在并对其严重程度进行分类。Ogretim等<sup>[6]</sup>利用神经网络对翼型结冰进行预测研究,在NASA试验数据和LEWICE仿真数据的基础上,利用反向传播神经网络(Back propagation neural network, BPNN)和广义回归神经网络(Generalized regression neural network, GRNN)进行霜冰和明冰的预测。柴聪聪等<sup>[7]</sup>以BPNN为预测建模,以主要结冰气象条件、结冰时长、温度和速度等其他工况条件参数为输入,预测二维翼型的结冰冰形,并通过仿真算例的预测对比分析证明模型预测方法的可行性。从现有的国内外专家学者的研究来看,往往是采用正向的结冰预测或者结冰后对飞机飞行性能的影响进行预测,目前对于通过飞机结冰的相关参数对结冰气象参数进行反演预测的研究很少<sup>[8]</sup>。

对结冰环境中气象参数MVD和LWC进行准确、实时的测量,可及时获取飞行过程中飞机穿过云层的结冰气象参数,同时根据结冰气象参数进行正向的飞机积冰预测。当积冰预测达到预警时,可提前有计划地开启飞机除冰系统或者对飞机飞行路径进行规划尽快驶出积冰问题严重的区域。目前对于云雾中过冷水滴含量、体积大小等的测量主要通过飞机搭载云粒子谱仪、热线含水仪等设备,这些机载设备往往需要进口且价格高昂,无法普及<sup>[9]</sup>。因此探求其他测量结冰气象参数的方法,可为云雾中结冰气象参数的测量提供新的解决思路。

从国内外研究现状来看,结冰传感器的发展到如今已经比较成熟,已经研发出许多类型的结冰传

感器,如:光学法结冰传感器、机械法结冰传感器、波导法结冰传感器等<sup>[10]</sup>。经过对结冰传感器50多年的研究,随着这项技术的成熟,已有研发产品出现在工程应用上测量结冰冰厚<sup>[11]</sup>。

综上所述,本文提出了一种通过结冰冰厚来反演预测结冰气象参数的方法,基于遗传算法优化Elman神经网络(Genetic algorithm optimized\_Elman, GA\_Elman),根据模型预测的误差对比选择一组性能最佳的数值计算冰厚组合,构建结冰气象参数预测模型,最后通过对数值计算测试组数据和试验数据的结冰气象参数预测误差对比,证明预测方法的可行性。

## 1 遗传算法优化神经网络模型的建立

### 1.1 二维结冰数值计算及样本数据的采集

采用二维NACA0012翼型,通过求解泊松方程生成网格,再通过Navier-Stokes方程组计算流场参数,计算水滴在机翼部件表面的运动和撞击特性。最后,基于Messinger模型,得到了二维翼型的结冰形状<sup>[12]</sup>。为验证计算的可靠性,图1显示了数值计算方法与结冰风洞实验和LEWICE飞机结冰软件的结冰外形对比。结冰工况设置为速度67.04 m/s,迎角 $4^\circ$ ,压力101 325 Pa, MVD $20\ \mu\text{m}$ , LWC $1\ \text{g}/\text{m}^3$ ,结冰总时长360 s。根据结冰冰形的比较,数值计算的误差在合理的范围内。

保证飞机能够正常飞行的自然结冰天气条件,

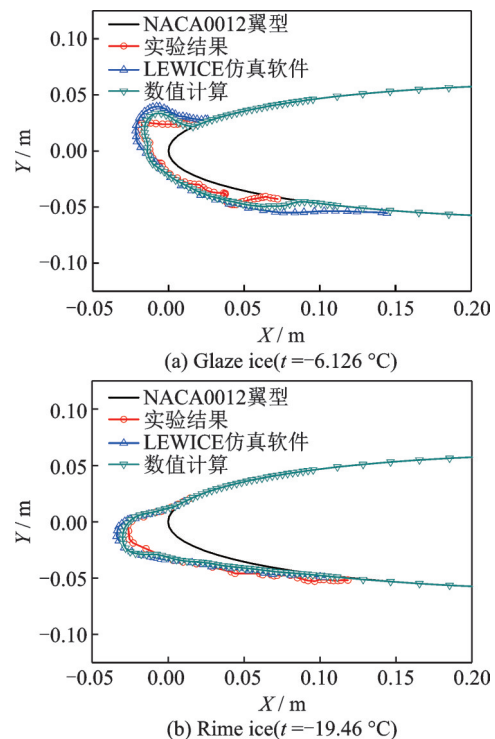


图1 计算冰形对比图

Fig.1 Simulation ice shape comparison

分为连续最大结冰状态和间断最大结冰状态两种。本文有关数值计算只取用间断最大结冰状态, MVD、LWC和 $T$ 之间的关系如图2所示, 结合间断最大结冰状态曲线, 可根据温度与MVD插值计算出相应的LWC。

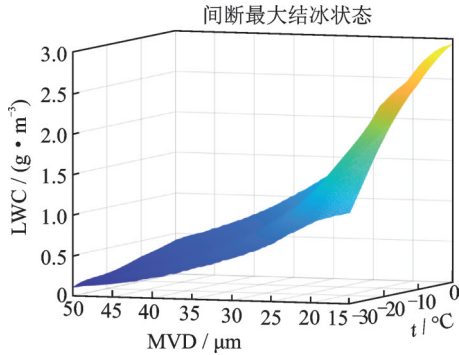


图2 大气间断最大结冰状态

Fig.2 Intermittent maximum icing state

基于以上数值计算方法, 工况设置范围如表1, 共计算了65组明冰工况、65组霜冰工况和35组混合冰工况, 共1320组数据用于训练, 另外又单独计算了9组明冰工况、9组霜冰工况和5组混合冰工况, 共184组数据作为测试组数据。

表1 结冰气象参数和飞行参数取值范围

Table 1 Range of flight parameters and ice meteorological parameters

参数	取值范围
飞行速度 $V/(m \cdot s^{-1})$	30~90
温度 $t/°C$	-30~0
MVD/ $\mu m$	15~50
LWC/ $(g \cdot m^{-3})$	0.1~3
迎角/ $°$	0~3
飞行高度/km	2
弦长/m	0.303
总结冰时间/s	240
时间步长/s	30

冰厚数据对于预测精度至关重要, 在对冰厚数据进行采集时, 为探究测点位置的分布对气象参数预测精度的影响, 在二维翼型的前缘选择了5个测点位置, 测点位置如图3所示, 分别为翼型上翼面沿弦长1%处、翼型上翼面沿弦长0.5%、翼型前缘驻点、翼型下翼面沿弦长0.5%处和翼型下翼面沿弦长1%处。

为避免在实际中测点位置分布过于密集, 传感器之间相互干扰的影响而造成测量精度的降低, 故只采用3个测点的冰厚数据组合进行建模。将这5个测点位置采集的冰厚数据进行了组合分组, 图3中, 测点1、3、4为第1组, 测量点1、3、5为第2组, 测

量点2、3、4为第3组, 测点2、3、5为第4组。探究对于结冰气象参数预测精度最优的一组冰厚组合。

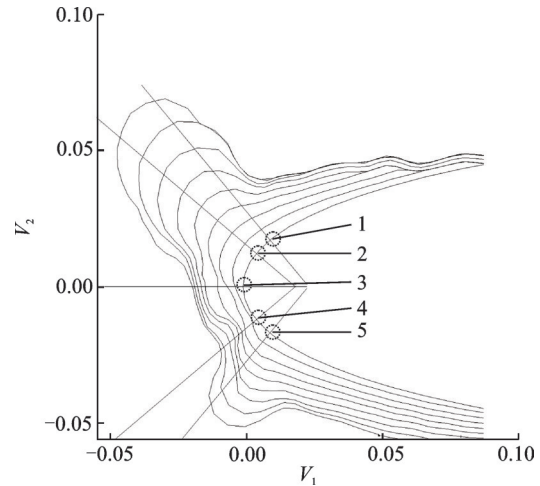


图3 测点位置分布示意图

Fig.3 Schematic diagram of feature point location distribution

### 1.2 神经网络预测模型对不同冰厚组合的精度评估

神经网络可以分为两种基本类型: 根据运行过程中的信息流进行前馈和反馈, BPNN是一种常见的前馈神经网络, BP神经网络之所以经典的原因是误差信息由后向前传播, 并逐步更新每一层权值和阈值<sup>[13-14]</sup>。Elman神经网络是一种反馈神经网络, 其在隐含层里加入承接层, 作为一个延迟算法, 达到对过去学习数据的局部记忆能力<sup>[15-16]</sup>。两种神经网络结构示意图如图4所示。

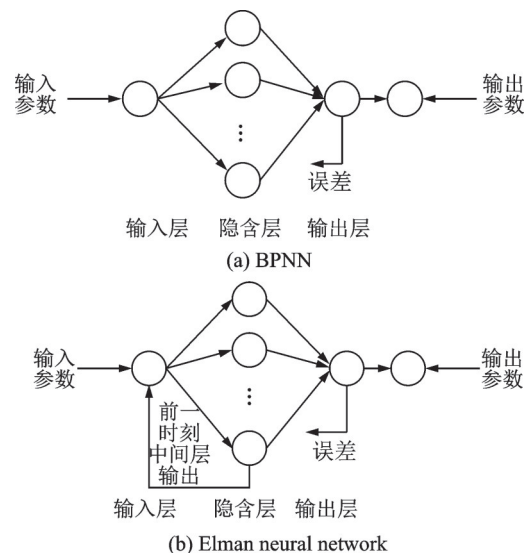


图4 BP神经网络和Elman神经网络结构示意图

Fig.4 Structure diagram of BPNN and Elman neural network

Elman神经网络因有一个承接层的存在, 使其对上一时刻的隐含层输出有着很强的关联, 有着短时连续预测能力, 因此选择Elman神经网络对结冰气象参数预测模型进行建模。

构建结冰气象参数神经网络预测模型的拓扑结构如图 5 所示,神经网络模型的输入参数分别为环境静温度、飞行速度、机翼迎角、机翼上缘、驻点和下缘测点位置的结冰厚度以及测点位置结冰冰厚的结冰速率,模型的输出为 MVD 和 LWC。

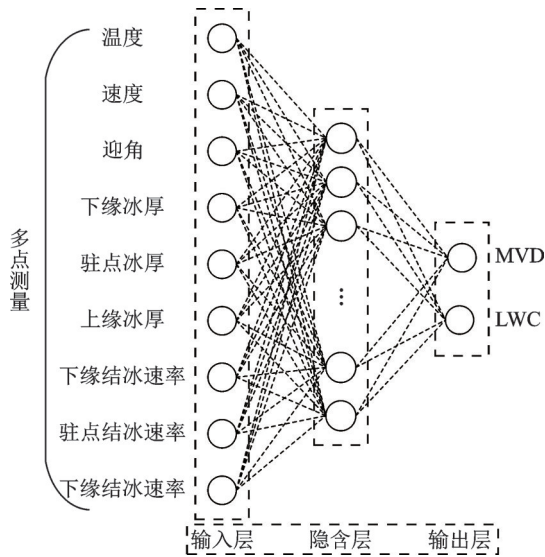


图 5 神经网络拓扑结构图

Fig.5 Topological structure diagram of neural network

本文采用 3 层结构的 Elman 神经网络模型,选择 LM(Levenberg-Marquardt)学习算法进行误差反向传播和权值阈值更新。从输入层到隐含层选择的传递函数为 S 型正切函数(Tansig),从隐含层到输出层的传递函数为线性函数(Purelin)。

由于最佳隐含层神经元个数未定,暂时选择隐含层神经元个数为 7、9 和 11,评估预测精度的准则为均方误差(Mean square error, MSE),公式为

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - E_i)^2 \quad (1)$$

式中: $n$ 为测试数据的样本数量, $E_i$ 和 $P_i$ 分别为每个测试样本的期望值和预测值。由于每次训练的初始权值和阈值均为随机赋值,所得到的网络训练和预测结果也略有不同,为保证结果的可靠性,Elman 神经网络在相同隐含层神经元下重复完成训练至少 15 次,并对均方误差取平均值。

预测结冰气象参数的均方误差越小说明网络模型的预测精度越好。从图 6 可以看出第 2 组和第 3 组冰厚组合的预测精度更好,第 3 组数据略优于第 2 组;表 2 为 4 组数据在隐含层神经元个数为 7、9 和 11 时的均方误差具体数值(保留 3 位小数)。通过数据对比,选择第 3 组冰厚组合数据,即翼型前缘驻点、翼型上翼面和下翼面沿弦长 0.5% 处测得的冰厚和结冰速率以及其他相关工况条件作为预测模型的训练数据库。

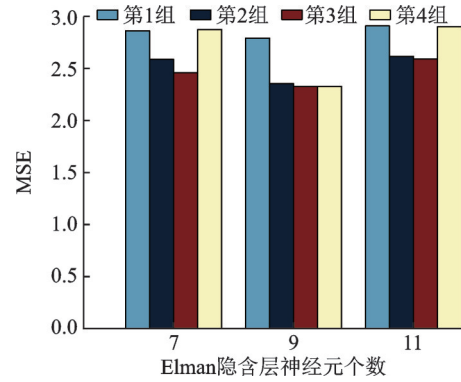


图 6 不同组冰厚组合的均方误差

Fig.6 MSE of different ice thickness combinations

表 2 4 组冰厚预测气象参数的 MSE

Table 2 MSE of four sets of ice thickness prediction meteorological parameters

隐含层神经元个数	第 1 组	第 2 组	第 3 组	第 4 组
7	2.860	2.589	2.460	2.873
9	2.791	2.353	2.328	2.328
11	2.909	2.615	2.590	2.900

### 1.3 不同隐含层神经元个数对 Elman 网络模型精度的评估

隐含层神经元数目对模型的训练和预测有着非常大的影响。一般采取尝试法和经验公式确定隐含层神经元个数的大致范畴,再通过模型的泛化性能来决定最优隐含层神经元数目。现阶段,常用的经验公式为<sup>[17-18]</sup>

$$L < \sqrt{N + M} + r \quad (2)$$

式中: $L$ 为单隐含层中的神经元数量, $N$ 和 $M$ 分别为输入参数和输出参数的数量, $r$ 为 0~10 之间的常数。

为方便对比不同隐含层神经元创建的神经网络模型的预测精度,比较衡量的准则除了上文的均方误差,还加入了平均相对误差(Mean relative error, MRE)和相关系数 $R$ ,其计算公式如下<sup>[17-18]</sup>

$$MRE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|P_i - E_i|}{E_i} \quad (3)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P})(E_i - \bar{E})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P})^2 \sum_{i=1}^n (E_i - \bar{E})^2}} \quad (4)$$

式中: $n$ 为测试数据的样本数量, $E_i$ 和 $P_i$ 分别为每个测试样本的期望值和预测值, $\bar{E}$ 和 $\bar{P}$ 分别为测试样本的期望值和预测值的平均值。

为了保证计算结果的准确性,记录相同隐含层神经元个数下神经网络模型的预测输出值的

MSE、MRE 和  $R$ , 重复操作过程至少 15 次, 并取平均值。

根据经验公式计算, 神经元数量的范围设定为 7~14, 图 7 为不同隐含层神经元下网络模型预测的 MSE、MRE 和  $R$  的对比。当神经元个数为 10, 神经网络预测模型有着最小的预测 MSE、最少的 MRE 和最大的  $R$ , 分别为 2.335、0.134 和 0.982, 因此, 隐含层最优神经元个数为 10。

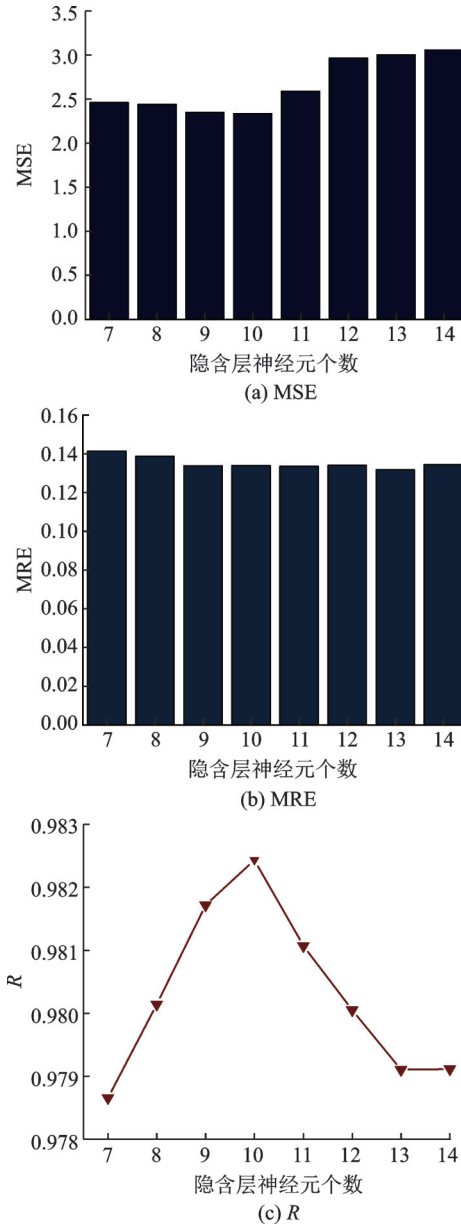


图 7 不同隐含层神经元个数预测精度对比  
Fig.7. Comparison of prediction accuracy of the number of neurons in different hidden layers

### 1.4 遗传算法对神经网络的优化操作

针对传统的神经网络算法存在着学习速度慢、算法速度慢和收敛于局部极值, 造成网络模型预测能力不佳、泛化性能差等问题, 引入遗传算法(Genetic algorithm, GA)与神经网络相结合。GA 是模

拟大自然生物基因遗传特性和进化理论而发明的一种并行随机搜索优化方法, 通过数学的形式将大自然的淘汰进化过程转换成优化目标个体编码基因的选择、交叉和变异的过程, 从而产生优良的基因, 使新产生的个体既集成了上一代个体的优良基因, 个体性能更优于上一代<sup>[19-20]</sup>。

将遗传算法与 Elman 神经网络结合, 进行网络模型的参数优化, 避免网络模型训练过程中陷入局部极值的问题, 提高模型预测精度和稳定性。优化具体流程如图 8 所示, 其步骤如下:

(1) 首先, 将 Elman 神经网络输入层到隐含层, 隐含层到输出层的所有权值和阈值以实数编码的方式转译成一个实数串, 将一组权值和阈值编码的字符串定义为一个个体, 若干个个体组成一个种群。

(2) 为衡量每个个体基因的优良程度, 即衡量每组编码的初始权值和阈值对网络模型训练后的预测泛化能力。将测试数据 MVD 和 LWC 的网络模型预测输出和测试组数据期望输出的相对误差作为个体的适应度函数值  $F$  (MVD 和 LWC 相对误差求平均), 相对误差计算公式为

$$F = \text{MRE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|P_i - E_i|}{E_i} \quad (5)$$

式中  $n$  为测试数据的样本数量,  $E_i$  和  $P_i$  分别为每个测试样本的期望值和模型预测值。

(3) 经过个体编码、适应度函数确定和初始种群的生成后, 进行遗传算法的循环过程, 在这过程中经过一系列操作会不断产生新个体组成新的种群, 直到满足设定的迭代数, 退出循环。

(4) 选择操作: 首先将适应度函数值取倒数, 再按照适应度函数值的倒数将适应度值对应的初始权值和阈值进行排序。为防止优良个体因为选择操作的随机性而丢失, 此代的种群个体均分为 5

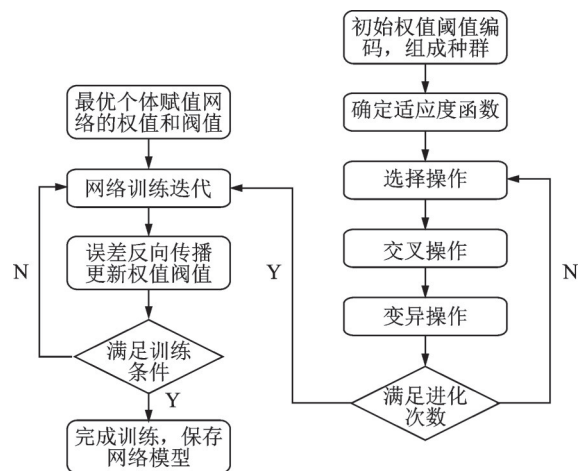


图 8 遗传算法优化神经网络流程  
Fig.8 GA for optimizing neural network processes

份,将其中一份的最优个体直接保留为下一代新种群的部分新个体;剩余的 4 份个体进行轮盘赌随机选择操作,产生下一代新种群的剩余个体。两者共同组成下一代的新种群。每组初始权值和阈值轮盘赌选择概率的相关公式为

$$f_i = k/F_i \quad (6)$$

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^N f_j} \quad (7)$$

式中: $p_i$ 为该组初始权值和阈值被选中概率; $F_i$ 为该组初始权值和阈值训练网络模型预测测试组数据所得到的适应度值; $k$ 为常系数,这里取 1; $N$ 为种群中所有个体的数量。

(5) 交叉操作:随机选择两个个体的某个部位进行交换组合,期望产生更加优良的个体。将两个个体的某一部分称为染色体,将第  $k$  个染色体与第  $l$  个染色体的  $a_k$  部位和  $a_l$  部位互换,公式为

$$\begin{cases} a_{kj} = a_{lj}(1 - b) + a_{lj}b \\ a_{lj} = a_{kj}(1 - b) + a_{kj}b \end{cases} \quad (8)$$

式中  $b$  为  $[0,1]$  之间的随机数。

(6) 变异操作:随机选择一个个体,随机对该选择个体的某一部分在上下界限允许的范围内改变数值,以此期望产生更优秀的个体。变异操作公式为

$$a_{ij} = \begin{cases} a_{ij} = a_{ij} + (a_{ij} - a_{\max}) \times f(g) & r \leq 0.5 \\ a_{ij} = a_{ij} + (a_{\min} - a_{ij}) \times f(g) & r > 0.5 \end{cases} \quad (9)$$

式中: $a_{\max}$ 为选中某部分  $a_{ij}$  的上界限, $a_{\min}$ 为  $a_{ij}$  的下界限; $f(g) = r_2(1 - g/G_{\max})^2$ ;  $r$  为一个随机系数; $g$  为当前的迭代数; $G_{\max}$  为设定的最大迭代数; $r$  在  $[0,1]$  进行选择。

(7) 满足最大进化迭代次数后,遗传算法优化流程终止。将算法迭代的最新一代种群中选择最优个体,将适应度值最优的权值和阈值赋值 Elman 神经网络,进行再次训练,训练结束后进行测试数据的预测分析。

## 2 反演计算与结果分析

依据上述确定的 Elman 神经网络预测模型,通过遗传算法对 Elman 神经网络的权值和阈值进行参数优化。首先,设定初始种群中个体数为 50 个,初始交叉和变异操作概率分别为 0.4 和 0.2,迭代进化终止次数为 60 次。在算法迭代过程中,其适应度值(预测 MRE)随着迭代次数变化如图 9 所示。从种群平均和最优个体适应度值变化可以看出,随着算法的迭代,种群的平均适应度值和种

群中最优个体的适应度值都在下降,在 60 次迭代结束时,种群的适应度值和最优个体的适应度值趋于收敛,此时新种群的所有个体适应度均为同一值。

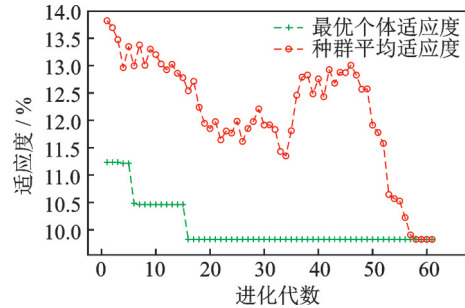


图 9 适应度值变化曲线

Fig.9 Fitness value change curve

GA\_Elman 神经网络预测模型对测试组数据的 MVD 和 LWC 的预测趋势图和 Regression 图分别如图 10,11 所示。可以看出气象参数 MVD 和 LWC 的预测值和期望值基本吻合,对气象参数 MVD 和 LWC 预测的  $R$  分别为 0.988 33 和 0.991 67。

表 3 为 GA 优化 Elman 神经网络结冰气象参数预测模型对测试组 MVD 和 LWC 预测的绝对误差和相对误差。从表 3 中可以看出,对于气象参数 MVD 的预测,最大绝对误差、最大相对误差和平均绝对误差分别为  $2.67 \mu\text{m}$ 、11.19% 和  $1.13 \mu\text{m}$ ,平均相对误差为 3.77%;对于气象参数 LWC 的预测,

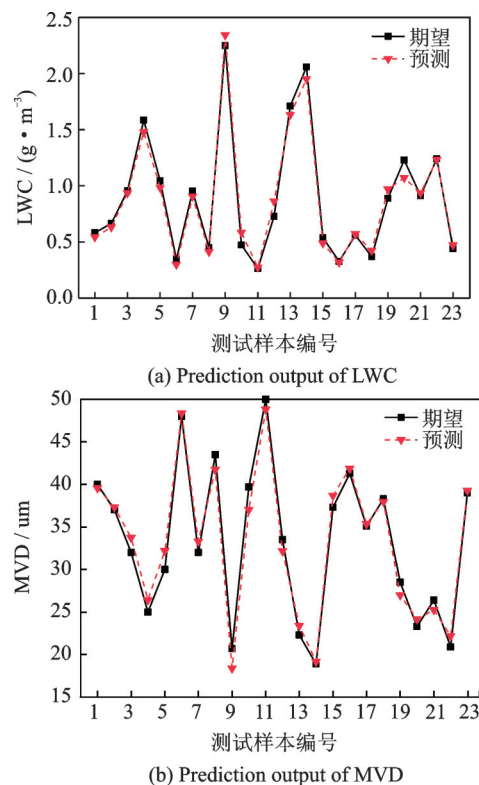


图 10 基于 GA\_Elman 神经网络预测输出

Fig.10 Prediction output of GA\_Elman

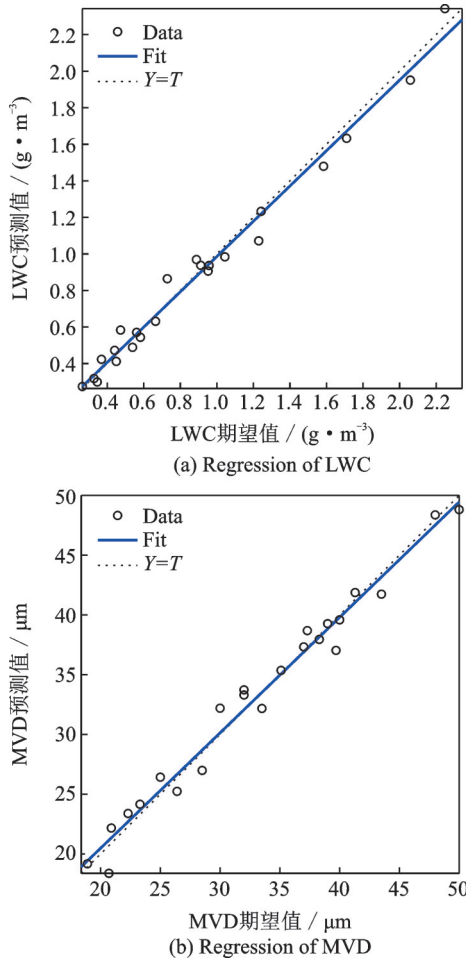


图11 Regression图

Fig.11 Figure of regression

最大绝对误差、最大相对误差和平均绝对误差分别为  $0.21 \text{ g/m}^3$ 、 $23.38\%$  和  $0.10 \text{ g/m}^3$ ，平均相对误差为  $7.57\%$ 。遗传算法优化的 Elman 神经网络对结冰气象参数 MVD 和 LWC 预测精度的平均相对误差均在  $10\%$  以内。

为验证结冰冰厚预测结冰气象参数 MVD 和

表3 测试组样本误差

Table 3 Error of test group sample

编号	MVD 绝对 误差/ $\mu\text{m}$	LWC 绝对 误差/ $(\text{g}\cdot\text{m}^{-3})$	MVD 相对 误差/ $\%$	LWC 相对 误差/ $\%$
1	0.414	0.038	1.03	6.52
2	0.327	0.033	0.88	4.97
3	1.731	0.021	5.41	2.16
4	1.427	0.104	5.71	6.59
5	2.197	0.060	7.32	5.72
6	0.367	0.046	0.77	13.28
7	1.300	0.046	4.06	4.84
8	1.762	0.038	4.05	8.39
9	2.316	0.094	11.19	4.19
10	2.667	0.111	6.72	23.38
11	1.191	0.011	2.38	4.09
12	1.325	0.136	3.96	18.64
13	1.090	0.077	4.89	4.53
14	0.278	0.108	1.47	5.24
15	1.388	0.050	3.72	9.24
16	0.570	0.009	1.38	2.87
17	0.261	0.010	0.74	1.76
18	0.347	0.055	0.91	14.88
19	1.508	0.081	5.29	9.13
20	0.860	0.158	3.69	12.82
21	1.160	0.026	4.39	2.85
22	1.274	0.009	6.10	0.71
23	0.268	0.032	0.69	7.24
平均	1.132	0.059	3.77	7.57

LWC 方法在实际应用中的可行性,以下有关结冰气象参数和结冰冰厚的数据均为结冰风洞(Icing wind tunnel, IWT)实验采集。其中结冰气象参数由 MVD 和 LWC 基于多旋转圆柱法反推计算所得,根据反推得出的 MVD 和 LWC 对应风洞喷雾喷头的水压气压设置工况条件,进行超声回波探测实验获取工况下的冰厚数据<sup>[21]</sup>。结冰气象参数 MVD 和 LWC 在不同工况下所探测的结冰冰厚数据如表 4 所示。

表4 气象参数和冰厚试验数据

Table 4 Meteorological parameters and ice thickness experiment data

序号	MVD/ $\mu\text{m}$	LWC/ $(\text{g}\cdot\text{m}^{-3})$	温度/ $^{\circ}\text{C}$	风速/ $(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	时间/s	下翼面冰厚/mm	驻点冰厚/mm	上翼面冰厚/mm
1	22.01	1.891	-9.8	40.7	30	0.711	0.933	0.707
					40	1.049	1.400	1.077
					50	1.455	1.867	1.447
2	23.67	1.712	-11	32.6	30	0.711	0.954	0.707
					40	1.015	1.316	0.942
					50	1.286	1.776	1.212
3	22.77	1.452	-18	32.6	30	0.508	0.658	0.505
					40	0.745	0.954	0.740
					50	1.015	1.283	0.976

通过训练好的预测模型对风洞实验数据的结冰气象参数 MVD 和 LWC 进行预测,预测误差如表 5 所示,由于数值计算冰厚与实验冰厚存在的误差以及试验数据的测量误差,使得模型的预测精度相较测试组数据的预测精度有所增大,

但模型对试验数据的 MVD 预测绝对误差在  $4 \mu\text{m}$  以内,相对误差在  $20\%$  以内;对 LWC 预测绝对误差在  $0.12 \text{ g/m}^3$  以内,相对误差在  $10\%$  以内。实验误差略大于理论误差,但在可接受的范围之内。

表 5 试验数据预测误差

Table 5 Prediction error of experiment data

序号	MVD/ $\mu\text{m}$	LWC/ $(\text{g}\cdot\text{m}^{-3})$	模型预测平均值		绝对误差		相对误差%	
			MVD/ $\mu\text{m}$	LWC/ $(\text{g}\cdot\text{m}^{-3})$	MVD/ $\mu\text{m}$	LWC/ $(\text{g}\cdot\text{m}^{-3})$	MVD	LWC
1	22.01	1.891	21.37	1.774	0.64	0.117	2.9	6.19
2	23.67	1.712	23.66	1.724	0.01	0.012	0	0.70
3	22.77	1.452	26.50	1.537	3.73	0.085	16.38	5.85

### 3 结 论

本文提出了一种遗传算法优化神经网络对结冰气象参数预测的方法,根据预测精度对比选择了一组预测性能更优的冰厚组合,通过遗传算法优化权值和阈值参数,提高结冰气象参数预测模型的预测性能,最后通过数值计算测试组和结冰风洞试验数据预测精度对比分析,证明预测方法的可行性。所得结论如下:

(1)基于 GA 优化 Elman 神经网络可对结冰气象参数 MVD 和 LWC 进行预测,对数值计算测试组预测气象参数相对误差在 10% 以内,风洞试验数据预测气象参数相对误差在 20% 以内。

(2)通过数值计算测试组和实验数据对预测模型精度的比较,预测误差在合理范围之内,证明了遗传算法优化神经网络的结冰气象参数预测模型的可行性。

#### 参考文献:

[1] 肖春华,梁鉴,倪章松,等.超疏水材料和振动除冰相耦合的主被动防冰装置及其方法[P].中国:CN201710416008 X, 2017-09-05.  
XIAO Chunhua, LIANG Jian, NI Zhangsong, et al. Active and passive anti icing device coupled with superhydrophobic material and vibration deicing and its method[P]. China: CN201710416008 X, 2017-09-05.

[2] RATVASKY T P, BARNHART B P, LEE S, et al. Current methods modeling and simulating icing effects on aircraft performance, stability, control[J]. Journal of Aircraft, 2015, 47(1):201-211.

[3] 赵铁英.严酷结冰气象条件下临界冰形的确定方法[J].航空科学技术, 2018, 29(8): 48-52.  
ZHAO Tieying. Determination method of critical ice shape under severe icing meteorological conditions[J]. Aviation Science and Technology, 2018, 29(8): 48-52.

[4] 王子玲,贾舒宜,修建娟,等.基于人工神经网络的多模型目标跟踪算法[J].海军航空工程学院学报, 2019, 34(4): 343-348,370.  
WANG Ziling, JIA Shuyi, XIU Jianjuan, et al. Multi model target tracking algorithm based on artificial neural network[J]. Journal of Naval Aeronautical Engi-

neering College, 2019, 34(4): 343-348,370.

[5] SCHUCHARD E A, MELODY J W, BAS-AR T, et al. Detection and classification of aircraft icing using neural networks[C]// Proceedings of Thirty-eighthth AIAA Aerospace Sciences Meeting and Exhibit. Reno, USA: AIAA, 2000.

[6] OGRETIM E, HUEBSCH W W, SHINN A. Ice accretion prediction based on neural networks[J]. Journal of Aircraft, 2006, 43(1):233-240.

[7] 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]. Experimental Fluid Mechanics, 2021, 35(3): 16-21.

[8] 曾宇,朱春玲.基于神经网络的飞机结冰气象参数反演研究[J].江苏航空, 2020(4): 22-25.  
ZENG Yu, ZHU Chunling. Research on inversion of aircraft icing meteorological parameters based on neural network[J]. Jiangsu Airlines, 2020(4): 22-25.

[9] 孙晶,李想.飞机积冰气象条件研究进展[J].气象科技, 2020, 48(4):9.  
SUN Jing, LI Xiang. Research progress on meteorological conditions of aircraft icing[J]. Meteorological Science and Technology, 2020, 48(4): 9.

[10] 张杰,周磊,张洪,等.飞机结冰探测技术[J].仪器仪表学报, 2006, 27(12):9.  
ZHANG Jie, ZHOU Lei, ZHANG Hong, et al. Aircraft icing detection technology[J]. Journal of Instrumentation, 2006, 27(12): 9.

[11] 陈若冰,何舟东,白茹.结冰传感器研究现状与应用分析[C]//第十八届中国航空测控技术年会论文集.青岛:[s.n.],2021:31-35.  
CHEN Ruobing, HE Zhoudong, Bai Ru. Research status and application analysis of ice sensors[C]//Proceedings of the 18th China Aviation Measurement and Control Technology Annual Conference. Qingdao: [s. n.], 2021:31-35.

[12] 朱程香,王珑,孙志国,等.风力机叶片翼型的结冰数值模拟研究[J].空气动力学学报, 2011, 29(4): 522-528.  
ZHU Chengxiang, WANG long, SUN Zhiguo, et al. Numerical simulation of icing of wind turbine blade airfoil[J]. Journal of Aerodynamics, 2011, 29(4): 522-528.



- [13] MOHAMMAD H E, HADI R, MASOUD A, et al. Modeling and estimation of thermal conductivity of MgO-water/EG (60:40) by artificial neural network and correlation[J]. *International Communications in Heat and Mass Transfer*, 2015, 68: 98-103.
- [14] 薛明, 李醒飞, 成方林. 基于多种神经网络的风暴潮增水预测方法的比较分析[J]. *海洋通报*, 2019, 38(3): 290-295.  
XUE Ming, LI Xingfei, CHENG Fanglin. Comparative analysis of storm surge prediction methods based on multiple neural networks[J]. *Marine Bulletin*, 2019, 38(3): 290-295.
- [15] 邝先验, 周扬栋, 宋二猛. 基于自适应GA\_Elman神经网络的短时交通预测[J]. *计算机仿真*, 2018, 35(7): 103-107.  
KUANG Xianyan, ZHOU Yangdong, SONG Er-meng. Prediction of short-term traffic based on Elman neural network optimized by adaptive genetic algorithm [J]. *Computer Simulation*, 2018, 35(7): 103-107.
- [16] 徐公国, 段修生. 基于改进Elman神经网络的目标威胁度预测评估[J]. *探测与控制学报*, 2017, 39(3): 101-106.  
XU Gongguo, DUAN Xiusheng. Target threat prediction and evaluation based on improved Elman neural network [J]. *Journal of Detection and Control*, 2017, 39(3): 101-106.
- [17] 王小川, 史峰, 郁磊, 等. MATLAB神经网络43个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2013.  
WANG Xiaochuan, SHI Feng, YU Lei, et al. Analysis of 43 cases of MATLAB neural network[M]. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press, 2013.
- [18] MOHAMMAD H E, SEYFOLAH S, MEHDI B, et al. Thermal conductivity modeling of MgO/EG nanofluids using experimental data and artificial neural network[J]. *Journal of Thermal Analysis and Calorimetry*, 2014, 118(1): 1-8.
- [19] ALGHAZI A, ELAZOUNI A, SELIM S. Improved genetic algorithm for finance-based scheduling [J]. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 2013, 27(4): 379-394.
- [20] 施端阳, 林强, 胡冰, 等. 遗传算法优化神经网络的雷达杂波抑制方法[J]. *现代防御技术*, 2021, 49(6): 80-89.  
SHI Duanyang, LIN Qiang, HU Bing, et al. Radar clutter suppression method of neural network optimized by genetic algorithm[J]. *Modern Defense Technology*, 2021, 49(6): 80-89.
- [21] 曾宇. 基于几何和飞行特征参数的结冰气象参数反演方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2020  
ZENG Yu. Research on inversion method of icing meteorological parameters based on geometric and flight characteristic parameters [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2020.

(编辑:陈珺)