积冰几何特性对翼型性能影响的神经网络预测

袁坤刚 曹义华

(北京航空航天大学 航空科学与工程学院, 北京 100191)

摘 要: 积冰几何形状对翼型气动系数的影响是复杂的. 采用 BP(Back Propagation)神经网络的 LM(Levenberg-Marguardt)学习算法, 建立明冰的典型几何特性(冰角前缘半径、冰角高度和冰角位置)对翼型气动系数影响的神经网络, 得到该3种几何参数对气动系数影响的规律; 建立了典型冰形参数对最大升力系数影响的神经网络, 该网络能很好的预测冰形参数对应的最大升力系数值; 此外, 建立了冰型位置对舵面铰链力矩系数影响的神经网络. 仿真结果表明, BP神经网络仿真结果与实验值具有高度一致性, 并能预测非实验值条件下的气动系数; 翼型表面积冰位置变化对气动系数影响最大; 铰链力矩系数在失速迎角达到之前就发生突变, 可以更安全地用来预测失速的发生.

关 键 词: 积冰; 气动性能; 气动系数; 神经网络; 失速

中图分类号: V 212.1

文献标识码: A 文章编号: 1001-5965(2008)08-0900-04

Effect of ice geometry to airfoil performance using neural networks prediction

Yuan Kungang Cao Yihua

(School of Aeronautic Science and Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: The ice accretion geometric characteristics have complex effects on airfoil aerodynamic coefficients. By using levenberg-marguardt(LM) learn algorithm of back-propagation (BP) network, several neural networks were established to get correlations between typical glaze ice geometry (ice horn leading-edge radius, ice height and ice horn position on airfoil surface) and airfoil aerodynamic coefficients. The neural network was also generated for predicting the maximum lift coefficient in typical ice accretion geometric parameters. In addition, the neural network that used to get the relationship of airfoil hinge moment coefficient and ice geometric was obtained to predict the angle of attack stall. The simulation results of neural networks have high coherence with experimental data and can predict coefficients at non-experimental conditions. The horn location on airfoil surface has the most severe effects on airfoil coefficients. The hinge moment coefficient breaks before the stall of angle of attack and can be used for predicting stall more safely.

Key words: ice accretion; aerodynamic performance; aerodynamic coefficient; neural network; stall

在飞机积冰问题研究中, CFD方法[1]需要大量的计算, 而风洞试验和飞行试验[2]则花费不菲. 为此, 文献[3]引入飞机结冰因子, 实时计算积冰后的操稳特性, 但精度存在局限.

人工神经网络 ANN(Artificial Neural Network)的强劲非线性映射能力、快速并行计算能力和良好容错特性[4], 使得它适合于飞机积冰研究. 美国的 IMS(Icing Management System)就是用神经网络作为内核[5], 神经网络也应用到冰形预测中[6].

本文采用 BP(Back Propagation)神经网络, 对翼型典型冰形参数对翼型气动系数的影响进行有效的逼近和预测, 结果具有很好的精度. 此外, 建立翼型最大升力系数随积冰典型参数变化的神经

收稿日期: 2007-07-13

作者简介: 袁坤刚(1982-), 男, 贵州金沙人, 博士生, kuncit@126.com.

网络, 有效地估计最大升力系数; 铰链力矩系数在失速迎角达到之前突变, 可以更安全地用来预测失速的发生.

1　BP神经网络设计

1.1　BP神经网络原理

BP神经网络学习过程由信息正向传播和误差反向传播两部分组成. 在正向传播过程中, 输入信息经隐含单元逐层处理并传向输出层, 在此过程中网络权值不发生变化; 如果输出层得不到期望的输出, 则转入误差反向传播过程, 将实际值与网络输出之间的误差沿原来的联结通路返回, 通过修改各层神经元的权值而使误差减小, 然后再转入正向传播过程, 反复迭代, 直到误差小于给定的值为止. 本文采用目前对中等以下规模的 BP网络训练速度最快的 LM (Levenberg-Marguardt)算法.

1.2　冰形参数对气动系数影响网络

为了减小网络的规模, 分别对 NLF-0414翼型(弦长 c= 18 in, 1 in= 2.54 cm)无冰情况以及 3个冰角前缘半径变化、3个冰角高度变化、6个冰角位置变化对升力系数、阻力系数和力矩系数影响建立独立的神经网络. 原始数据采用文献[7]中典型结冰条件下模拟冰形的冰风洞试验结果, 模拟冰形为前缘带棱角的明冰, 其冰角高度 k、冰角前缘半径 r、冰角在翼型表面位置 s和冰角的角度各不相同, 以高度 k= 1.2 in, 位置位于 s/c= 3.4%处的模拟冰形为例, 如图 1.

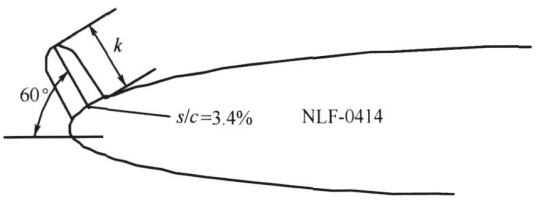


图 1　NLF-0414翼型和模拟冰形示意图

模拟冰形的典型几何参数如下:

冰角底部宽度 w 与 c的比值: w/c= 3.47%, w/c= 2.26%, w/c= 1.04%;

r与 w 的比值: r/w= 0, r/w= 0.25, r/w= 0.5;

k与 c的比值: k/c= 6.67%, k/c= 4.44%, k/c= 2.22%;

s与 c的比值: s/c= 3.4%, s/c= 1.7%, s/c= 0.85%, s/c= 0, s/c= -0.6%, s/c= -1.2%.

经过试验, 确定 BP神经网络设计参数如下:

净翼型网络: 输入为迎角, 3个输出分别为升力系数 C_l, 阻力系数 C_d, 力矩系数 C_m, 两个隐层的节点数分别为 3, 10.

r影响网络: 对 C_l, C_d, C_m 分别设计 BP神经网络, 输入为迎角, 输出分别为 3个冰角前缘半径下的气动系数值, 两个隐层, 节点数分别为 3, 10.

k影响网络: 对 C_l, C_d, C_m 分别设计 BP神经网络, 输入为迎角, 输出为 3个冰角高度下的气动系数, 两个隐层, 节点数分别为 3, 10.

s影响网络: 对 C_l, C_d, C_m 分别设计 BP神经网络, 输入为迎角, 输出分别为 6个冰角位置的气动系数值, 两个隐层, 节点数分别为 6, 10.

1.3　最大升力系数预测网络

预测网络以 r, k以及 s作为输入, 两个隐层, 节点数分别为 4, 12, 1个输出节点, 输出最大升力系数值.

1.4　冰形参数对铰链力矩系数影响网络

训练样本采用文献[8]中的实验数据, 采用 NACA-23012翼型(c= 18 in), 舵面前缘和铰链轴位置分别为 x/c= 0.75和 x/c= 0.779, 模拟冰形为半径 0.25 in的 1/4圆弧, 其位置分别为 x/c= 0.02, x/c= 0.1和 x/c= 0.2. 网络的输入为迎角, 4个输出分别为净翼型、冰型位于 x/c= 0.02, x/c= 0.1和 x/c= 0.2处的铰链力矩系数值, 网络有两个隐层, 节点数分别为 4, 12.

2　网络仿真结果及分析

用大量训练样本对网络进行训练, 每个网络的训练都很快达到要求的精度. 以最大升力系数 $C_{l\max}$预测网络为例, 表 1给出了部分训练样本(原始数据)和测试样本下网络的预测值(k/c= 6.67%, r/w= 0.25).

表 1　$C_{l\max}$预测网络原始值和测试值对比

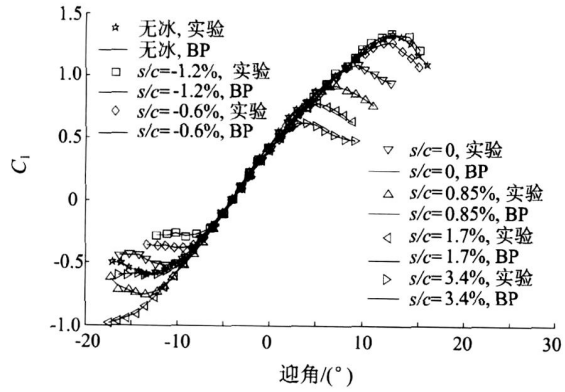
项目	(s/c) /%					
	-1.2	-0.6	0	0.85	1.7	3.4
原始值	1.4091	1.3162	1.1009	0.8807	0.7045	0.4746
测试值	1.4093	1.3154	1.1011	0.8810	0.7043	0.4745

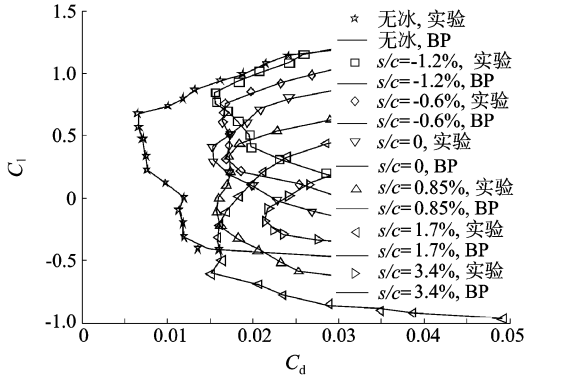
2.1　冰形参数对翼型气动系数的影响

1) s的影响

积冰在翼型表面不同位置对翼型气动系数的影响以及相应的 BP神经网络预测结果见图 2, 其中 r/w= 0.5, k/c= 4.44% (k= 0.8 in).

可以看出, 和无冰情况相比, 在同样的 k和 r下, 随着 s从翼型下表面逐渐向上后方移动(s/c从 -1.2%增大到 3.4%), $C_{l\max}$和失速迎角明显逐渐减小, 在 s/c= 3.4%处达到最小. 而线性部分





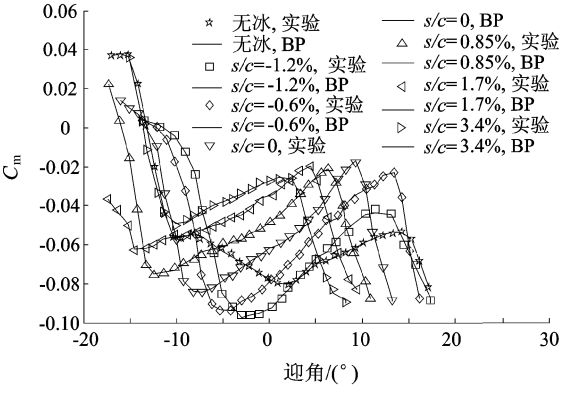
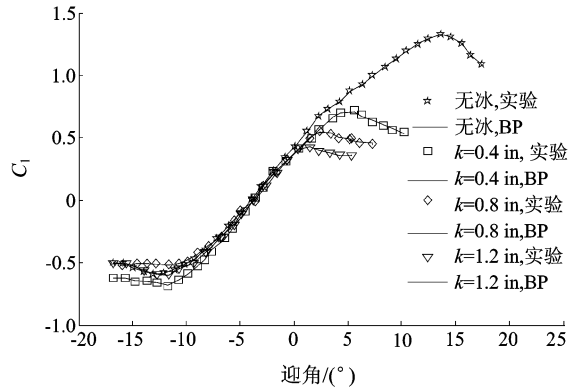
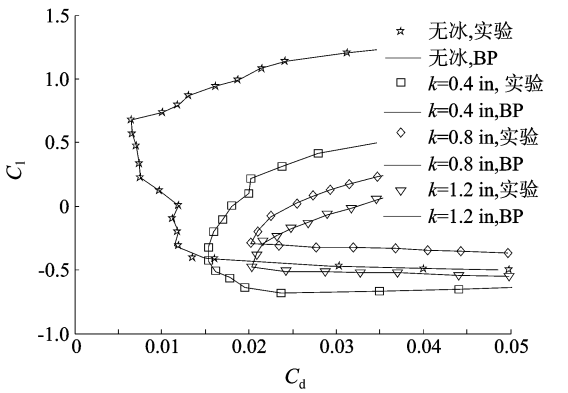


图 2 s对气动系数的影响





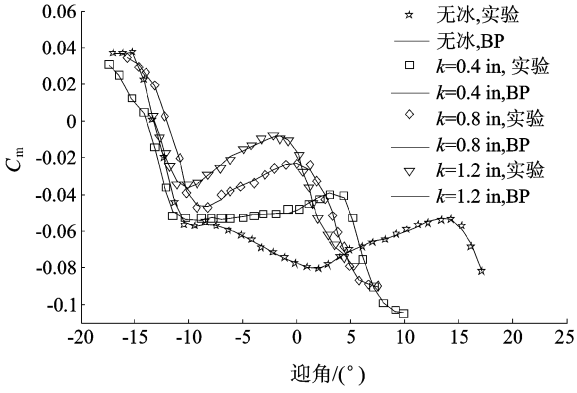


图 3 k对气动系数的影响

的升力线斜率变化不大. 在翼型下缘和前缘, 尽管最小阻力系数值发生在不同迎角, 但均在 0 016 左右, 而无冰情况下约为 0 007, 在 s/c= 3 4% 处达到约 0 021; 随着 s 向上后方移动, 翼型的静稳定性逐渐变差.

2) k 的影响

k 对翼型气动系数的影响及相应的 BP 神经网络预测结果见图 3, 其中 s/c= 3 4%, r/w = 0

和无冰情况相比, k 越大, $C_{l\max}$ 降低越大, C_d 增长越多, 翼型的静稳定性也变得越差.

3) r 的影响

r 对 C_l 的影响以及相应的 BP 神经网络预测结果见图 4, 其中 s/c= 1 7%, k/c= 4 44% (k = 0 8 in).

可见, 和 k, s 相比, r 的变化对翼型气动系数

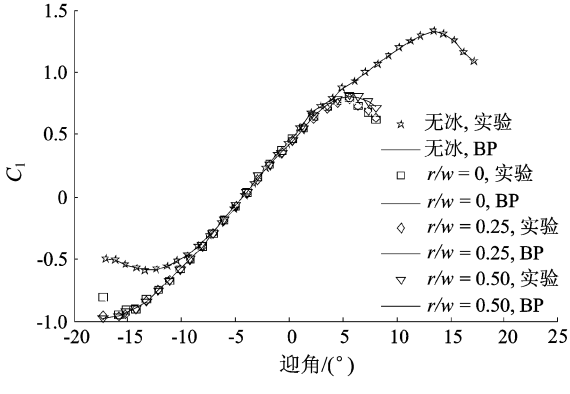


图 4 r对 C_l 的影响

的影响并不大.

综上所述, s 和 k 对翼型气动性能影响很大, 特别是在翼型前缘上表面靠后位置的积冰引起最严重的气动性能降低, 因此可以选择该情况作为

"典型积冰"状况来进行研究. 同时, BP神经网络的输出结果与实验值高度一致, 并能预测非试验条件下的结果.

2.2　$C_{l,max}$预测和线性拟合

$C_{l\max}$预测网络经过训练, 具有较好的泛化能力, 只需要输入 3个冰形参数 (r/w, k/c, s/c), 网络就能输出相应的 $C_{l\max}$值, 如表 1所示.

前述结果表明, k和 s的影响远比 r的大, 且主要影响 $C_{l\max}$值. 因此探寻 k和 s对 $C_{l\max}$的影响规律是有意义的. 图 5给出了 $C_{l\max}$随 s/c变化的规律 (r/w = 0.25).

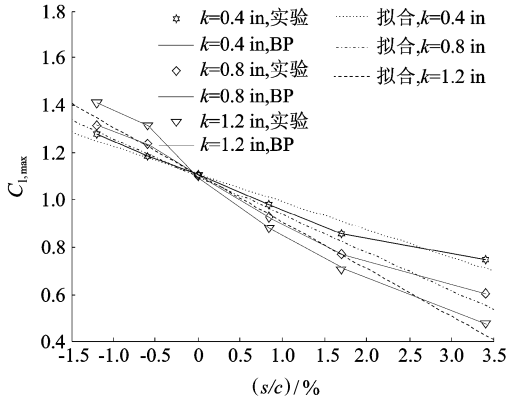


图 5　s和 k对 $C_{l\,max}$的影响

从 BP神经网络结果来看, $C_{l\max}$随 s/c的变化是非线性的, 但可近似看作线性关系并进行线性拟合. 从图中可以看出, 随着积冰在翼型表面位置的上移和后移, $C_{l\max}$近似线性下降; 而 k主要影响线性下降的斜率, k越大, 下降越明显.

2.3　铰链力矩系数结果和失速预测

积冰位置对铰链力矩系数 C_h的影响以及 BP神经网络输出结果见图 6. 图中向下的箭头表示 $C_{l\max}$的位置.

从图 6可以看出, 积冰后 $C_{l\max}$出现在 C_h值突变之后, 积冰在翼型上表面越靠后, 失速迎角越小; BP神经网络则精确地拟合了试验数据. 在各积冰位置下失速迎角和 C_h突变处的迎角见表 2.

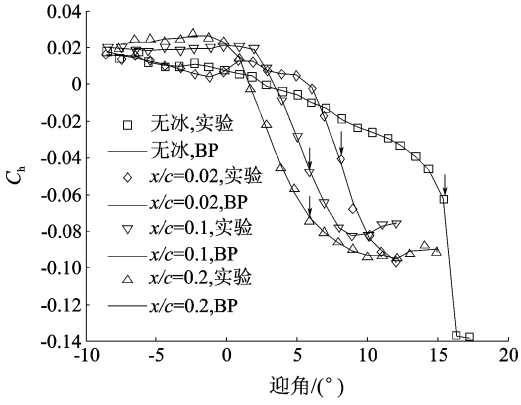


图 6　积冰位置对 C_h的影响

表 2　失速迎角和 C_h突变时迎角对比

参数	无冰	x/c= 0.02	x/c= 0.1	x/c= 0.2
失速迎角/(°)	15.4	8	6	6
C_h突变	15.4	7	3	1

可见, 在失速迎角之前几度, C_h就发生突变, 因此, 以 C_h来进行失速预测是更安全的.

3　结　论

采用 BP神经网络方法预测积冰几何参数对翼型性能的影响, 能获得很高的精度. 典型的积冰几何特性对气动性能的影响具有如下特点: ①积冰位置和冰角高度对翼型性能影响很大, 而冰角前缘半径的影响较小; ②最大升力系数近似线性地随积冰位置的上移和后移降低, 冰角高度主要影响其斜率; ③翼型前缘上表面靠后位置的积冰引起的气动性能降低最严重, 可作为"典型积冰"状况来进行研究; ④C_h的突变能更好地预测失速的发生.

参考文献 (References)

[1] 陈科, 曹义华, 安克文, 等. 复杂积冰翼型气动性能分析[J]. 航空动力学报, 2007, 22(6): 986-990
Chen Ke, Cao Yihua, An Kewen, et al. Analysis on aerodynamic performance of complex iced airfoils[J]. Journal of Aerospace Power, 2007, 22(6): 986-990 (in Chinese)

[2] Whalen E A, Melody J W, Bragg M B, et al. Aircraft characterization in icing using flight test data[R]. AIAA 2004-733, 2004

[3] 袁坤刚, 曹义华. 结冰对飞机飞行动力学特性影响的仿真研究[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(9): 1929-1932
Yuan Kungang, Cao Yihua. Simulation of ice effect on aircraft dynamics[J]. Journal of System Simulation, 2007, 19(9): 1929-1932 (in Chinese)

[4] 韩力群. 人工神经网络理论、设计及应用[M]. 北京: 化学工业出版社, 2002
Han Liqun. Theory, design and application of artificial neural networks[M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2002 (in Chinese)

[5] Melody J W, Pokhariyal D, Merret J, et al. Sensor integration for inflight icing characterization using neural networks[R]. AIAA 2001-0542, 2001

[6] Ogretim E, Huebsch W, Shinn A. Ice accretion prediction based on neural networks[R]. AIAA 2005-1245, 2005

[7] Kim H S, Bragg M B. Effects of leading-edge ice accretion geometry on Airfoil Performance[R]. AIAA 99-3150, 1999

[8] Gurbacki H M, Bragg M B. Sensing aircraft icing effects by flap hinge moment measurement[R]. AIAA 99-3149, 1999

(责任编辑: 刘登敏)