

基于神经网络方法的鸟撞飞机 风挡冲击载荷反演*

白金泽^{1,2} 孙 秦¹

(¹西北工业大学航空学院,西安,710072) (²中国科学院力学所工程科学部,北京,100080)

摘 要 以鸟撞实验中传感器实测信号为基础,结合有限元正问题计算方法与神经网络理论,构造小波动态延时反馈神经网络,并详细分析了该网络的结构参数,对比了网络单点应变输入法、两点应变输入法以及三点(多点)应变输入法的训练效率与反演精度.构造的神经网络可以高精度地反演出鸟撞飞机风挡过程中冲击载荷时间历程,同时具有较高的抗干扰能力,且训练过程平稳、训练效率高.根据已有的研究成果,提出了鸟撞实验应变传感器建议布置,可以在满足实验测量要求的基础上简化实验过程,提高实验效率.

关键词 神经网络,飞机风挡,鸟撞,冲击载荷反演

0 引言

在飞机风挡抗鸟撞设计中,鸟撞实验是最终、也是最有效的检验手段.鸟撞实验的主要目的,是在已知条件(鸟体重量、撞击速度、瞄准点、实验环境等)下,准确获得风挡各部位在撞击过程中的响应,以及风挡的抗撞击性能,为飞机风挡系统的设计定型及改进提供实验依据^[1].

在已开展的鸟撞实验中,为了准确获得撞击载荷的时空变化规律以及撞击总能量,唯一的方法是使用压电式压力传感器(工程上常采用聚偏二氟乙烯及其聚合物:PVDF),由于该传感器属于接触式传感器,在强大的鸟体冲击载荷作用下,经常发生传感器本身及其连接导线的切割破损、拖曳现象,因而极大地影响了测量的精度.而且,即便全部传感器都能够测量到正确的载荷信号,也仅仅可以知道测量点上的撞击力.由于实际鸟撞冲击载荷的时间、空间分布复杂性,使得整体的鸟撞载荷仍然是未知的.现有的办法^[2]是假定鸟撞载荷服从一定的时空分布规律(例如:载荷分布服从一个长短轴不断变化的空间椭圆),然后根据几个测点上的测量值来拟合该分布中的参数.这样无疑带来人为误差,而且,该误差的量值无法确定.

本文采用神经网络方法来反演鸟撞实验中的撞击载荷^[3~7],构造了小波动态延时反馈神经网络,分

析了该网络的反演精度与效率.

1 研究思路

图1显示了本文的研究思路.首先建立鸟撞飞机风挡数值计算模型,通过考察该模型的基础算法、单元类型、材料模型、结构尺寸以及边界条件等因素,并依据实验测量结果对比来验证该模型的计算精度.在此基础上,选取不同的撞击参数(撞击中心点,撞前鸟体动能等),计算得到撞击过程中风挡的响应,提取风挡上两位置点的坐标值及其应变响应历程,作为神经网络的输入数据.同时提取撞击过程中计算得到的撞击合力历程,作为网络的输出数据.重复上述过程,获得一组冲击载荷-单元应变时间历程关系.将上述数据输入到神经网络中进行训练.当网络输出的总平方误差达到预定数值时,训练过程结束.将鸟撞实验实测数据输入网络中,即可获得冲击载荷反演值.

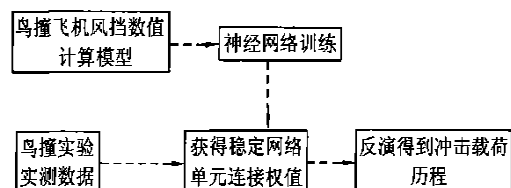


图1 神经网络方法反演鸟撞冲击载荷

* 2003-07-18 收到第1稿,2004-08-09 收到修改稿.

2 小波动态延时反馈神经网络

传统的 BP 网络^[8,9]是一个静态网络,只能处理与时间无关的信息.本文增加延时与反馈单元使之成为记忆动态网络,同时引入小波分析用于神经网络的前期信号处理,由此构造了应用于鸟撞载荷参数反演的小波动态延时反馈神经网络模型,该网络模型结构如图 2 所示.

提取风挡上撞击中心点附近两位置点坐标值 (x_i, y_i) 与应变 $(\epsilon_{ix}, \epsilon_{iy})$ 时间历程作为神经网络的输入数据.在鸟撞实验中,实验环境以及电气噪声等因素都不可避免对测量结果造成影响.本文在神经网络的设计中引用了小波方法^[12],并使用引擎调用 MATLAB 小波工具包中的小波滤波函数,滤除背景噪声信号,而比较好地保留结构响应的有用信息.

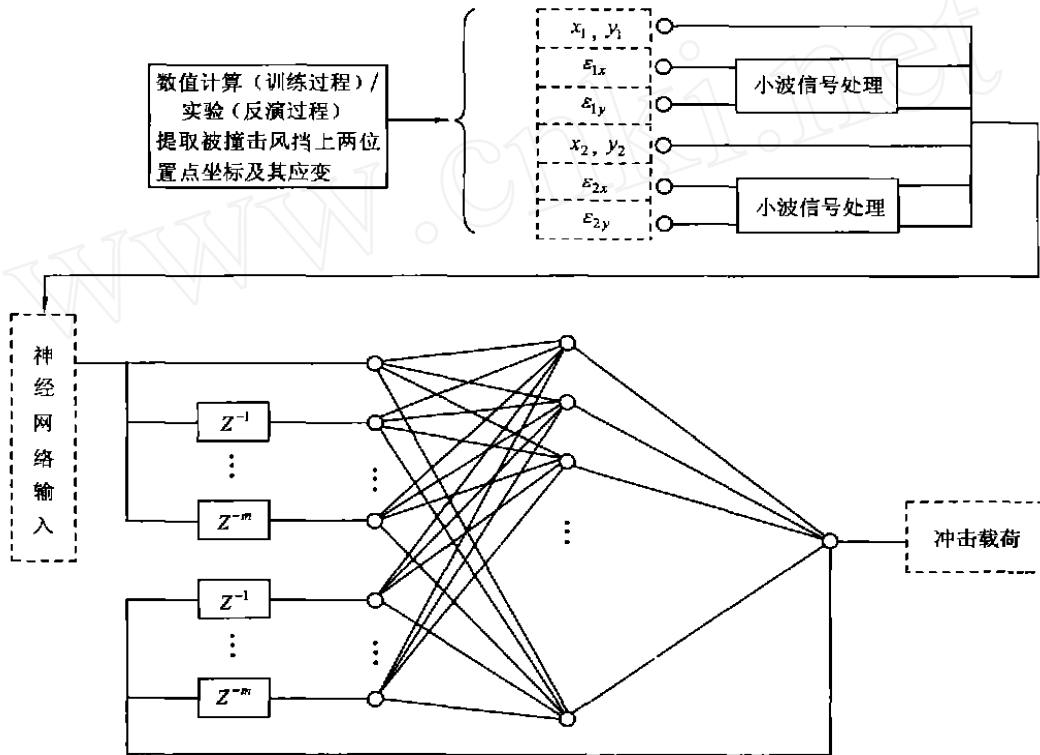


图 2 小波动态延时反馈神经网络结构模型图

在本文应用的神经网络中,输入延时的含义可以认为是数值微分(差分),即相当于把时间信号展成空间表示后再送给静态的前向网络.根据文献[10]的推导,显式中心差分法求解冲击动力学问题时,有效载荷向量可以表示为

$$MU_{t+\tau} = R_t \tag{1}$$

式中 $M = 1/\tau^2 M + 1/(2\tau) C$, $R_t = F_t - (K - 2/\tau^2 M) U_t - [1/\tau^2 M - 1/(2\tau) C] U_{t-\tau}$, 即 $U_{t-\tau}$ 与 F_t 、 U_t 及 $U_{t-\tau}$ 相关.由接触-碰撞有限元算法可知 $t + \tau$ 时刻的接触力 $F_{t+\tau}$ 与 $U_{t+\tau}$ 相关.同时根据大变形下应变度量定义^[11],可推知 $t + \tau$ 时刻撞击合力 $F_{t+\tau}$ 与应变 $\epsilon_{t+\tau, x}$ 及 $\epsilon_{t+\tau, y}$ 相关.即

$$F_{t+\tau} = f(\epsilon_{t+\tau, x}, \epsilon_{t+\tau, y}) \tag{2}$$

上式反映到神经网络中,要求输入延时单元的数量必须大于等于 2.为了提高计算精度,本文选取延时单元数目为 3.反馈的含义为撞击载荷历史对现时结构的影响,由于载荷与结构响应是耦合的,因而反馈单元数量一般不能少于延时单元数,在本文中同样选择为 3.这样输入层单元数量总和为 14.

表 1 总结了小波动态延时反馈神经网络的主要参数.关于小波动态延时反馈神经网络模型的学习理论、学习方法、实现手段、网络结构、网络的推广能力以及提高网络训练效率的改进算法等方面更详细的分析详见参考文献[10].

表 1 小波动态延时反馈神经网络模型参数

层数	输入单元数量	输入延迟单元数量	输出反馈单元数量	隐层单元数量
3	8	3	3	50
输出单元数量	初始学习速率	附加动量因子	隐层激活函数	输出层激活函数
1	0.06	0.95	Sigmoid	Sigmoid

3 神经网络训练与反演

预先的研究结果表明,在一定范围内,鸟体重量与鸟撞速度的影响无法在应变响应中准确区分,由于二者都反映了撞击前的鸟体能量特性,因此,本文将这两个因素联合考虑为鸟体动能: $mv^2/2$ 。本文选取撞击点 x 坐标变化范围(x)为:(- 100, - 50, 0, 50, 100 (mm)), 撞击点 y 坐标变化范围(y)为:(- 100, - 50, 0, 50, 100 (mm)), 撞击能量($mv^2/2$)变化范围为:(2 000, 4 000, 6 000, 8 000, 10 000 (J))。互相完全组合共进行了 125 次计算。每次计算后提取应变计算结果与冲击载荷,组成神经网络训练数据。将全部训练数据同时送入神经网络中进行训练。训练过程中,每隔固定的训练次数(例如 200 次)绘制训练误差

曲线以及训练结果与实际结果对比曲线,通过查看曲线,可以进行训练次数的合理选取以及适当微调网络参数。

如图 3 所示,网络经过 10000 次训练后,网络精度可以达到要求。过分追求精度一方面会使训练时间延长,另一方面有可能造成过拟合现象。图 4 显示了网络训练过程中学习速率的变化,可以看出自适应速率调整过程。图 3、图 4 同时也显示:本文构造的神经网络训练过程平稳、训练效率高。

图 5 ~ 图 10 分别显示了不同情况下撞击力反演结果的曲线对比。可以看出,撞击力反演曲线与测量曲线非常吻合。

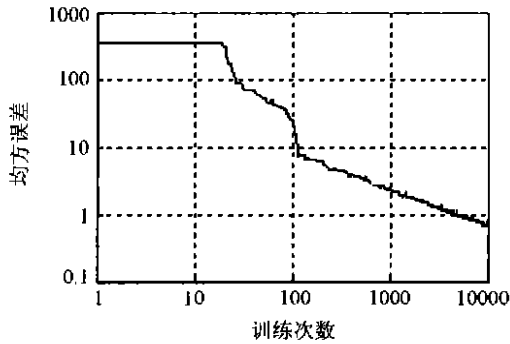


图 3 训练过程网络均方误差变化曲线

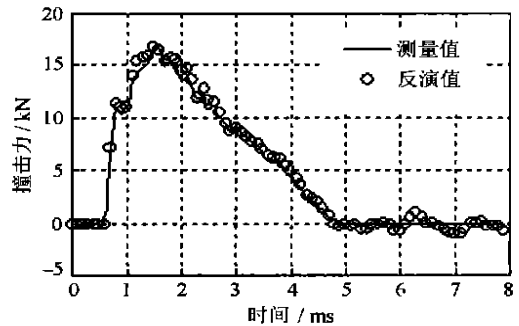


图 4 训练过程学习速率变化曲线

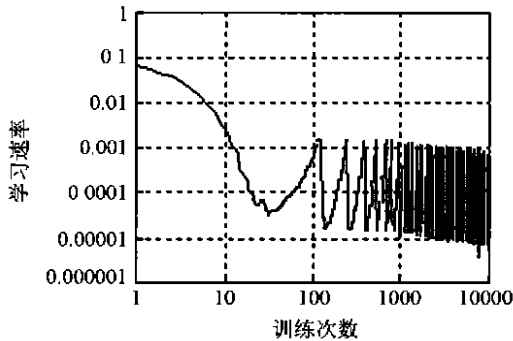


图 5 撞击力反演结果(撞击点 $x = 100$ mm, $y = 700$ mm; 能量 = 3 304.7 J)

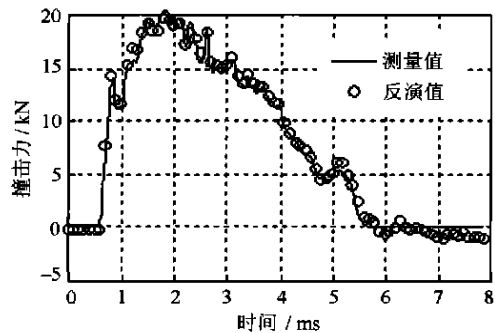


图 6 撞击力反演结果(撞击点 $x = - 100$ mm, $y = 700$ mm; 能量 = 4 507.0 J)

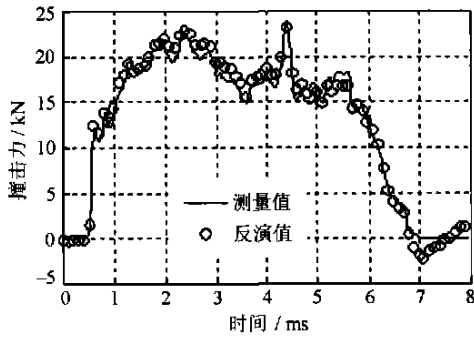


图 7 冲击力反演结果(撞击点 $x = 50 \text{ mm}$, $y = 750 \text{ mm}$; 能量 = 3 304.7 J)

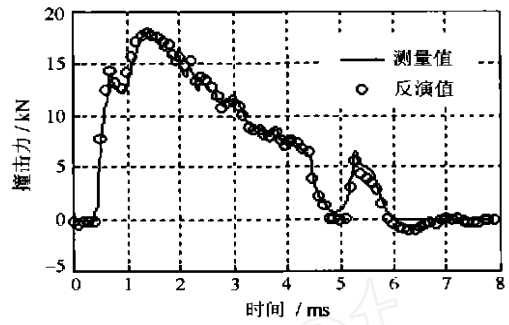


图 8 冲击力反演结果(撞击点 $x = -50 \text{ mm}$, $y = 750 \text{ mm}$; 能量 = 4 507.0 J)

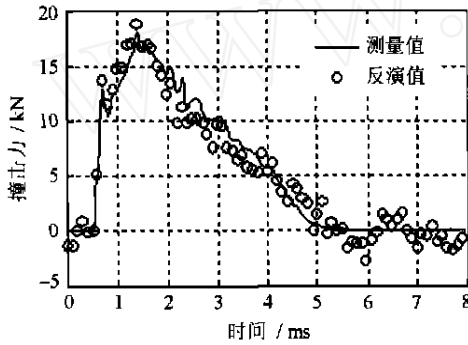


图 9 冲击力反演结果(撞击点 $x = 0 \text{ mm}$, $y = 650 \text{ mm}$; 能量 = 3 755.8 J)

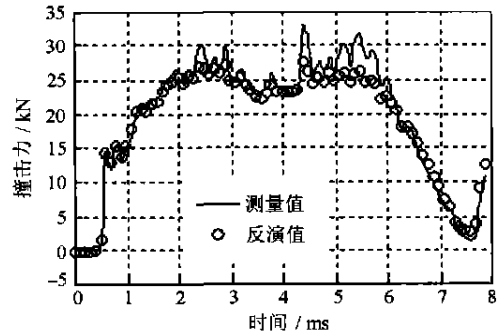


图 10 冲击力反演结果(撞击点 $x = 50 \text{ mm}$, $y = 650 \text{ mm}$; 能量 = 4 131.4 J)

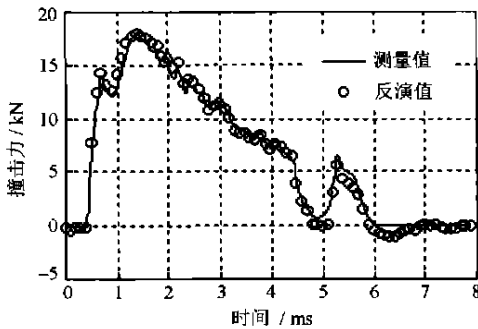


图 11 应变数据混入 20%白噪声的冲击力反演结果,数据经过小波前处理

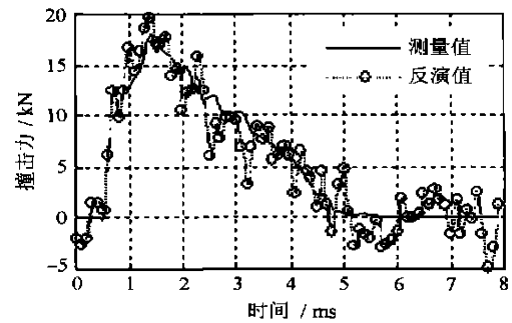


图 12 应变数据混入 20%白噪声的冲击力反演结果,数据未经过小波前处理

图 11、12 显示了网络输入应变数据中加入 20% 白噪声后,冲击力的反演结果. 计算参数为: 撞击点 $x = 75 \text{ mm}$ 、 $y = 700 \text{ mm}$ 、能量 = 3 317.9 J. 图 11 中的应变数据在进入神经网络前经过小波信号处理, 而图 12 则没有经过小波处理. 两图的对比可以看出, 小波信号前处理可明显改善反演结果, 同时也可看出, 本

文构造的神经网络具有较强的抗噪能力.

4 神经网络训练点数的选择

本文上面的所有神经网络反演研究中, 都是采用神经网络两点应变(每点两个方向)输入法反演冲击力与撞击参数. 本文研究对比了神经网络单点应变输入法、两点应变输入法以及三点(多点)应变输入法的

训练效率与反演精度,认为采用两点法已经足够。

采用单点输入法的缺点是鲁棒性差,图 13~图 14 显示了单点输入法经过 10 000 次训练后,撞击力的反演结果曲线(计算参数:撞击点 $x = -100$ mm、 $y = 700$ mm、能量 = 2 986.1 J)。图 13 中,应变信号没有添加噪声,图 14 中则在输入应变中加入了 20% 的白噪声。由此可以看出,单点输入法对噪声较为敏感。在实际测量中,信号不可避免存在一定噪声,因而采用单点应变方法反演撞击力与撞击参数是不合适的。

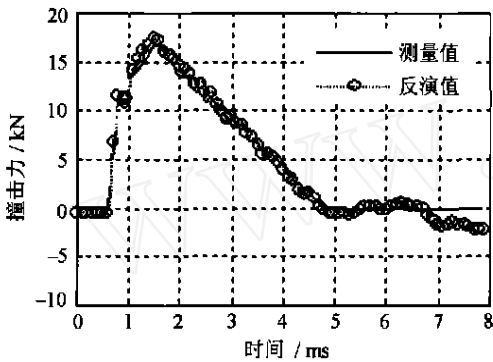


图 13 单点应变输入法反演撞击力

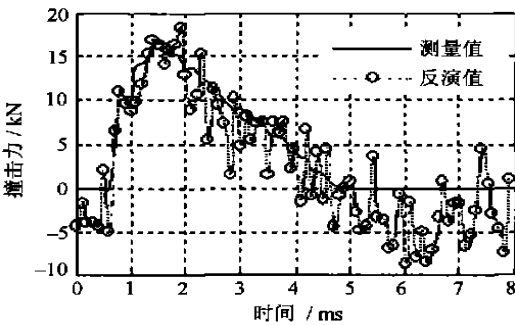


图 14 单点应变输入法反演撞击力
(应变数据混入 20% 白噪声)

本文分别应用网络训练数据单点输入法、两点输入法以及三点输入法进行神经网络训练,在网络输出误差设定为 0.7 的情况下,得到表 2 所示训练迭代次数与训练时间值。可以看出,采用不同的输入方法,训练次数与训练时间非常接近,即几种输入法的网络训练效率相差不大,没有本质差别。表 2 中的所有训练过程均在 Pentium 800 计算机上完成。

由以上分析可知,采用三点输入法并不能明显提高网络反演效率与反演精度,同时三点输入法要求实验测量中至少有三个点的应变数据完整,曲线数值可

信,这就相当于提高了实验要求;同时,由于测点增加,测量误差对反演结果的影响将增大,因而本文采用两点应变输入方法反演撞击力与撞击参数是合理的。

表 2 神经网络不同训练数据输入方法训练次数与训练时间

	单点输入法	两点输入法	三点输入法
迭代次数(次)	10 287	10 333	9 127
训练时间(秒)	2 888	2 768	2 953

基于以上分析,本文认为可以采用如图 15 所示应变片布置方法,即:在飞机风挡上理论撞击中心点周围布置 4 个应变测量点,每点测量 x 、 y 两个方向的应变。四个测量点中,1、3 测量点为一组,2、4 测量点为一组。在实验结束后,选择应变曲线较好的一组作为神经网络输入点,用来反演撞击力与撞击参数。实践表明,当测点分布在撞击中心点两侧时,反演精度较高。由于实验中鸟撞中心最大偏差为 30 mm,因而测量点位置应略大于此值,例如,选取 35 mm。

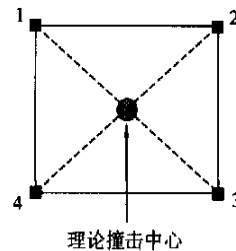


图 15 鸟撞实验应变传感器布局(建议)

采用该方法进行鸟撞实验可以省略撞击力传感器与位移传感器。在保证神经网络输入数据的准确获取基础上,较原实验方法大大减少了测点,简化了实验过程,提高了实验效率。

5 结论

(1) 本文以鸟撞实验中传感器实测信号为基础,结合有限元正问题计算方法与神经网络理论,构造小波动态延时反馈神经网络。该网络可以高精度地反演出鸟撞飞机风挡过程中冲击载荷时间历程,同时具有较高的抗干扰能力,且训练过程平稳、训练效率高。

(2) 采用单点应变输入法可以使网络训练过程收敛并得到较高精度的反演结果,但是单点输入法抗干扰能力较差,且不能区分对称性数据;三点输入法在网络训练效率与反演精度上与两点输入法并无大

的差别,但是相当于提出了更高的实验测量要求;因而本文选择两点应变输入法.

(3) 根据已有的研究成果,提出了鸟撞实验应变传感器建议布置,可以在满足实验测量要求的基础上简化实验过程,提高实验效率.

(4) 本文提出的神经网络经过适当训练后,可以反演鸟撞过程中的任意参数:不论是时间序列参数,或是静态参数.反演静态参数相当于减少了数据维数,因而只需要较少的训练时间.本文的网络也可用于其它冲击问题的理论与实验研究.

参 考 文 献

- 1 Bokulich F. Bird-strike tests begin on JPATS trainer, Aerospace Engineering, 1997, 17 (12): 15 ~ 15
- 2 白金泽,孙秦.动态载荷识别方法研究.飞机工程,2002 (4),22 ~ 27
- 3 尚钢,吴代华.基于神经网络对扁壳结构载荷位置识别问题的研究.固体力学学报,2001,22(1),61 ~ 63
- 4 张方,朱德懋.基于神经网络模型的动载荷识别.振动工程学报,1997,10(2),156 ~ 161
- 5 Kumpatis, Kannan Parthasarathy. Identification and control of dynamical systems using neural networks. IEEE Transaction on Neural Networks, 1990, 1(1): 4 ~ 27
- 6 Cook A B, Fuller C R, O'Brien W F, et al. Artificial networks in detection for predicting nonlinear dynamic helicopter Loads. AIAA Journal, 1994, 32(5): 2337 ~ 2344
- 7 徐宜桂,马西庚,史铁林,杨叔子,周轶尘.基于神经网络的动力学反解算法及其应用研究.机械工程学报,1998,34(4): 106 ~ 110
- 8 袁曾任.人工神经网络及其应用.北京:清华大学出版社,2000
- 9 Funahashi K. Multilayer NN and bayes decision theory. Neural Networks, 1998, 11: 209 ~ 213
- 10 白金泽.基于神经网络方法的鸟撞飞机风挡反问题研究.西北工业大学飞机系学位论文,2003
- 11 匡振邦.非线性连续介质力学.西安:西安交通大学出版社,1989
- 12 虞和济,陈长征,张省,周建男.基于神经网络的智能诊断.北京:冶金工业出版社,2000

NEURAL-NETWORK BASED BIRD STRIKE LOADINGS INVERSE TO AIRCRAFT WINDSHIELD

Bai Jinze^{1,2} Sun Qin¹

⁽¹⁾ School of Aircraft Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, 710072)

⁽²⁾ Institute of Mechanics, The Chinese Academy of Sciences, Beijing, 100080)

Abstract It is difficult to accurately capture the transient history of bird impact to aircraft windshield through conventional experimental methods. Based on the measured real-time signals of bird strike experiment and finite element numerical solutions, this paper constructs a dynamically delayed feed wavelet (DDFW) neural network to inverse the impact loadings. The structural parameters, training efficiency and inverse precision of the network are studied in detail by comparing single point, bi-point and triple point strain input methods. As a result, the DDFW neural network is effective for the impact loading inverse of bird strike windshield with high precision and strong anti-jamming capability, as well as smoothly training process and high efficiency. Based on the research, this paper also suggests a strain-sensors layout scheme for bird strike experiment, which can simplify experimental measures, and improve the experimental efficiency.

Key words DDFW network, aircraft windshield, bird strike, impact loadings inverse