

基于神经网络的多处损伤 加筋板剩余强度预测

杨茂胜¹, 陈跃良², 郁大照²

(1. 海军航空工程学院研究生队, 山东烟台 264001; 2. 海军航空工程学院青岛分院, 山东青岛 266041)

[摘要] 用BP神经网络算法对多处损伤加筋板的剩余强度数据进行训练学习,将预测值和3种经典分析方法的计算值与实验值进行对比,结果表明,ANN法预测值与实验值吻合得最好,LMC修正法和WSU3修正法次之,Swift塑性区连通法最差。最后用所建立的BP网络对不同主裂纹半长和韧带长度的剩余强度进行了预测,结果发现,在其他参数不变的情况下,不管是双筋条还是三筋条加筋板,剩余强度总是随主裂纹半长的增加而成线性降低,随韧带长度的增加而成线性增加,但双筋条加筋板比三筋条加筋板对主裂纹半长和韧带长度的变化更加敏感。

[关键词] 神经网络;多处损伤;加筋板;剩余强度

[中图分类号] V215.5 [文献标识码] A [文章编号] 1009-1742(2008)05-0046-05

1 前言

自1998年Aloha航空公司一架超期服役的波音737飞机因机身增压舱蒙皮搭接接头出现多处损伤裂纹而导致灾难性事故以来^[1],多处损伤(multiple site damage, MSD)引起的结构剩余强度问题成为保障飞机结构完整性的焦点问题之一。现代飞机在设计中大多都引入了损伤容限和耐久性的理念,使飞机在伴有大裂纹(可测裂纹)时仍能保证结构的完整性。但是广泛分布的微小裂纹仍可导致结构剩余强度的降低,甚至降到允许值以下,严重威胁结构的安全性。因此运用有效的方法对飞机结构存在MSD情况下的剩余强度进行预测显得尤为必要。

飞机结构中产生MSD多是一些具有良好韧性的铝材加筋板。关于MSD加筋板剩余强度的研究,传统方法主要有3种:一是用试验加筋板来测定;二是运用线弹性和弹塑性断裂力学方法进行分析;三是采用有限元计算。后来,T. Swift提出了一种塑性区连通模型^[2],认为主裂纹与MSD裂纹裂尖塑性

区相接触则结构破坏(见图1)。该模型明确指出

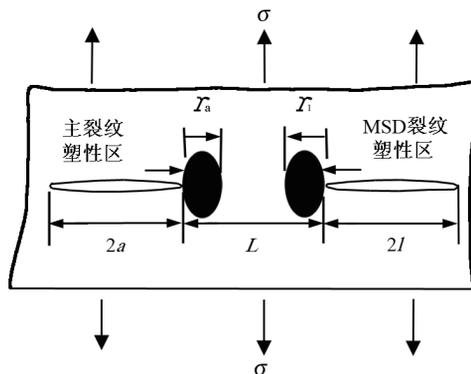


图1 主裂纹与MSD裂纹塑性区示意图

Fig.1 Geometry of a lead crack and an MSD crack with plastic zones

MSD降低了结构的强度,但是如何精确预测不同几何形状构件的剩余强度,没有给出解答。为此B. L. Smith等通过对某些特定结构实验数据的拟合分析,提出了改进的连通模型^[3,4]。由于影响MSD结

[收稿日期] 2006-12-19;修回日期 2007-02-10

[基金项目] 国家自然科学基金资助项目(50675221);总装“十一五”预研课题(513270301)

[作者简介] 杨茂胜(1976-),男,重庆合川市人,海军航空工程学院青岛分院工程师,博士研究生

构剩余强度的因素很多,包括构件几何形状、材料、环境等,上述几种分析方法的计算结果与实验所测值尚存在着较大偏差,在结构几何尺寸比较大时尤其明显,并且这些分析方法涉及的参量较多,计算量相当大。

人工神经网络法(ANN)比传统的计算方法更适用于含有许多因素的、不确定的和模糊的信息处理问题,已在工程实际中得到了较为广泛的运用。笔者基于 MATLAB,采用反向传播的 BP 神经网络对文献^[5]中含多处损伤加筋板剩余强度的数据进行了训练学习和测试,并与已有的分析方法和实验结果做了对比。在此基础上,用训练好的 BP 网络对不同几何尺寸加筋板的剩余强度进行预测,得到了剩余强度随主裂纹半长和韧带长度变化的关系曲线。

2 三种经典的剩余强度分析方法

笔者采用的与 BP 神经网络法进行对比的剩余强度分析方法有 Swift 塑性区连通法、LMC 改进法和 WSU3 改进法。

2.1 Swift 塑性区连通法^[2]

该模型认为当板的远场应力 σ 达到一定值时,主裂纹裂尖塑性区与邻近的 MSD 裂纹裂尖塑性区连通,此时用 σ_{LU} 表示 σ :

$$\sigma_{LU} = \sigma_{ys} \sqrt{2L/(a\beta_a^2 + l\beta_l^2)} \quad (1)$$

式中 σ_{ys} 为板的屈服应力; β_a 为主裂纹裂尖应力集中修正系数; β_l 为 MSD 裂纹裂尖应力集中修正系数; a 为主裂纹半长; l 为 MSD 裂纹半长; L 为韧带长度。

$$\beta_a = \beta_w \beta_{a/l}, \quad \beta_l = \beta_b \beta_{l/a} \quad (2)$$

其中

$$\beta_w = \sqrt{\sec(\pi a/w)}, \quad \beta_b = \beta_c \sqrt{c/l} \quad (3)$$

$$\beta_c = 1 - \frac{0.15}{1+2c/D} + \frac{3.46}{(1+2c/D)^2} - \frac{4.47}{(1+2c/D)^3} + \frac{3.52}{(1+2c/D)^4} \quad (4)$$

β_w 为有限宽度修正系数; $\beta_{a/l}$ 为主裂纹对相邻 MSD 裂纹影响子; $\beta_{l/a}$ 为相邻 MSD 裂纹对主裂纹影响子; β_b 为开孔修正系数; β_c 为开孔边裂纹 Bowie 修正系数; w 为板的宽度; c 为从孔边测量的 MSD 裂纹长度; D 为孔的直径。具体几何参数详见图 2。

2.2 LMC 修正法^[6]

该法是以 F-M 板(Foster Miller Inc)^[7]、NASA

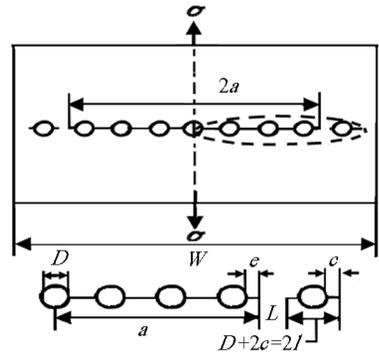


图 2 MSD 板示意图

Fig. 2 Schematic diagram of panel with MSD

(national aeronautics and space administration)^[8] 板和 WSU(wichita state university)^[9] 板的实验数据为基础拟合得到的,表达式为

$$\sigma_{LMC} = (1.83 - e^{-0.057 \frac{a}{L}}) \sigma_{LU} 2^{-1/2} \quad (5)$$

2.3 WSU3 修正法^[4]

该法的计算公式为

$$\sigma_{WSU3} = \frac{\sigma_{LU}}{c_3 \left[\ln \left(\frac{a}{l} \right) \right] + (c_4 + 1)} \quad (6)$$

式中: c_3, c_4 是以实验数据拟合得到的参数, $c_3 = -0.1806, c_4 = 0.4791$ 。

3 BP 神经网络法

3.1 BP 神经网络原理

在各种神经网络模型中,误差反向传播网络——BP(back propagation)网络应用最为广泛。BP 网络由输入层、输出层和隐层构成,输入层节点和输出层节点视实际情况而定,隐层起抽象的作用,它从输入提取特征,通过对一定样本的训练和学习,得到输入与输出之间的量化关系。隐层节点数的选取目前尚无理论依据^[10],只能靠经验和试验来确定。其基本结构如图 3 所示。

网络的多层节点之间由权值相连接,网络的性能取决于权值,权值大小通过网络的训练、学习得到。在隐层或输出层,第 j 个节点的输入为第一层各节点输出的加权和,即

$$S_{ij} = \sum w_{ij} y_i \quad (7)$$

式中: y_i 为第一层第 i 个节点的输出; w_{ij} 为第一层第 i 个节点与当前层第 j 个节点的连接权值,其输出为

$$y_j = f(S_j - \theta_j) \quad (8)$$

式中: θ_j 为神经元的阈值; f 为转移函数,通常选取

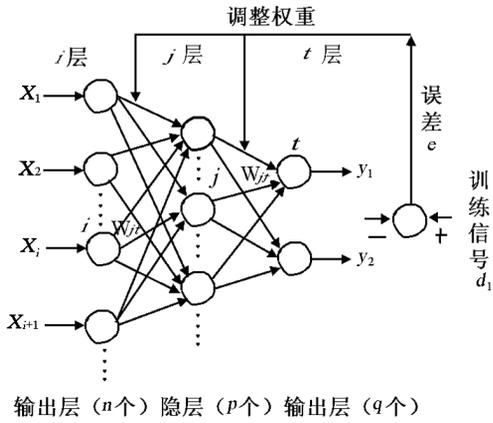


图3 BP神经网络结构

Fig. 3 Structure of BP neural network

Sigmoid 函数:

$$f(x) = 1/(1 + e^{-x}) \quad (9)$$

网络的训练过程为

- 1) 权值和阈值初始化;
- 2) 给定输入及对应的期望输出值 d_k ;
- 3) 计算实际输出 y_k ;
- 4) 修正权值,其规则是通过求总体方差 $E =$

$$\sum_{k=1}^p (y_k - d_k)^2 \text{ 的最小值,得到}$$

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}(t+1) \quad (10)$$

式中: t 和 $t+1$ 代表 t 和 $t+1$ 次迭代;

- 5) 达到误差精度,停止训练学习,否则回到2)。

3.2 BP网络建立及训练学习

引用文献[5]的24组数据,其中双筋条加筋板和三筋条加筋板各12组,8组用于训练和学习,4组用于验证。网络的拓扑结构为(8 - 17 - 7 - 1),即8个输入分别为加筋条宽度 w_s 、加筋条厚度 t_s 、加筋条根数(2和3)及MSD板中的 a, e, c, l, L ,而板宽、板厚和孔径由于是固定值而不作为输入,加筋板结构见图4。一个输出层,即剩余强度 σ_{ANN} ;两个隐层,各层的神经元数目分别为17和7。基于MATLAB神经网络工具箱函数进行网络设计,隐层传递函数选用对数函数 logsig ,输出层函数选用线性函数 pureline ,训练算法选用有动量的梯度下降法,函数为 traingdx ,学习率为0.01,动量因子为0.9,训练要求精度0.0001。经过1919次训练后满足总体误差,停止学习,确定其权值和阈值并进行预测,均方误差的收敛过程见图5。

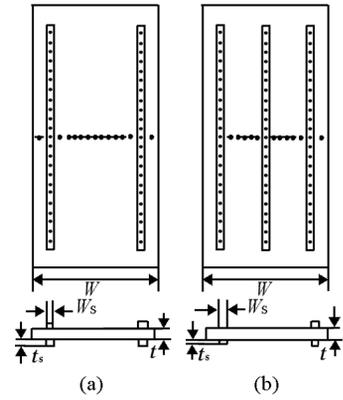


图4 双筋条加筋板 a 和三筋条加筋板 b

Fig. 4 Single-bay stiffened panel a and two-bay stiffened panel b

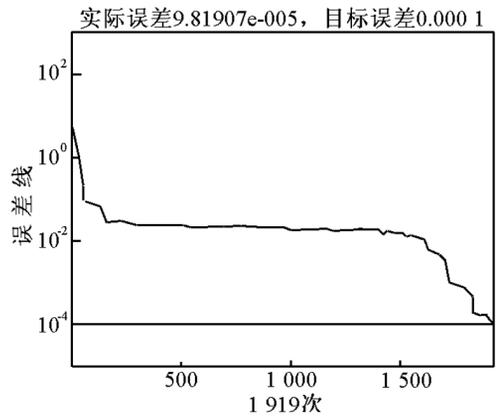


图5 均方误差的收敛过程

Fig. 5 Convergence of mean square error for the neural network

4 结果与讨论

4种方法的预测值与实验值的对比见表1,图6为ANN法的预测结果与实验结果的相关性,相关系数 $R = 0.995$,图7为各种方法预测值的平均误差。从表1和图7可以看出,不论双筋条加筋板还是三筋条加筋板,Swift法的误差最大,达17.7%,平均误差则分别达到7.86%和12.45%;ANN法的误差最小,其最大误差值双筋条加筋板只有2.2%,三筋条加筋板也不过6.52%,平均误差只有1.36%和2.66%;LMC修正法和WSU3修正法介于前两者之间。由此可见,ANN法对于带有MSD裂纹的加筋板剩余强度的预测精度最高,与实验值吻合最好,LMC修正法和WSU3修正法次之,Swift法的精度最低。

表 1 4 种计算方法预测值与实验值的对比

Table 1 Predictions of four methods compared to the experimental data

板序号	σ_{test}/MPa	σ_{LU}/MPa	误差/%	σ_{LMC}/MPa	误差/%	σ_{WSU3}/MPa	误差/%	σ_{ANN}/MPa	误差/%
1	86.95	77.09	10.18	80.53	7.38	80.81	7.06	86.32	0.71
2	110.66	125.07	13.02	104.73	5.36	112.59	1.74	110.11	0.50
3	97.08	95.15	1.99	95.56	1.56	96.87	0.21	99.21	2.20
4	112.66	119.7	6.24	105.70	6.18	111.63	0.92	114.94	2.02
5	70.88	83.43	17.70	74.88	3.89	77.78	9.73	71.29	0.58
6	67.85	75.77	11.68	70.60	4.06	73.22	7.93	66.81	1.52
7	72.26	79.84	10.50	73.71	7.22	76.74	6.20	73.71	2.00
8	68.74	75.60	9.93	72.47	5.42	74.53	8.43	73.22	6.52

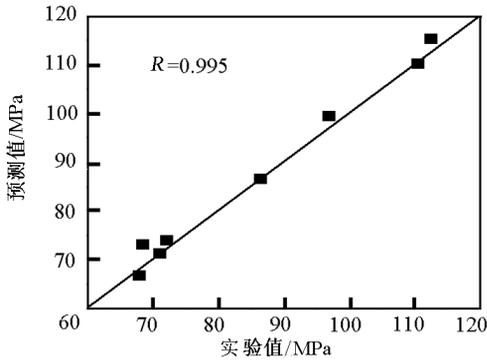


图 6 ANN 预测值与实验值的相关性

Fig. 6 Correlation of neural network prediction of residual strength compared to the experimental data

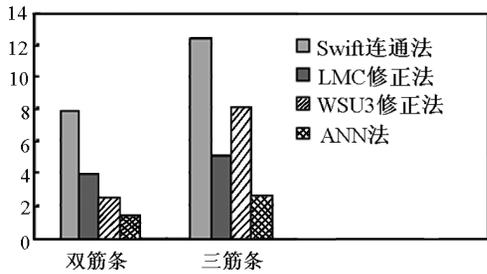


图 7 4 种分析方法的预测平均误差 (%)

Fig. 7 Mean error of prediction for four methods (%)

5 几何尺寸变化对剩余强度的影响

利用前面训练好的神经网络,来预测在其他几何参数不变的情况下不同主裂纹半长和不同韧带长度时的剩余强度值。图 8 为双筋条加筋板和三筋条加筋板随主裂纹半长变化时剩余强度的变化,图 9 为双筋条加筋板和三筋条加筋板随韧带长度变化时剩余强度的变化。两图曲线拟合方程为

剩余强度随主裂纹半长变化时:

$$\sigma_{\text{双}} = 116.58 - 11.7a \quad \text{相关系数 } r = 0.998,$$

$$\sigma_{\text{三}} = 62.35 - 3.04a \quad \text{相关系数 } r = 0.988;$$

剩余强度随韧带长度变化时:

$$\sigma_{\text{双}} = 88.97 + 11.94L \quad \text{相关系数 } r = 0.996,$$

$$\sigma_{\text{三}} = 56.62 + 2.45L \quad \text{相关系数 } r = 0.999。$$

从图 8 和图 9 中可以看到,预测值与实验值吻

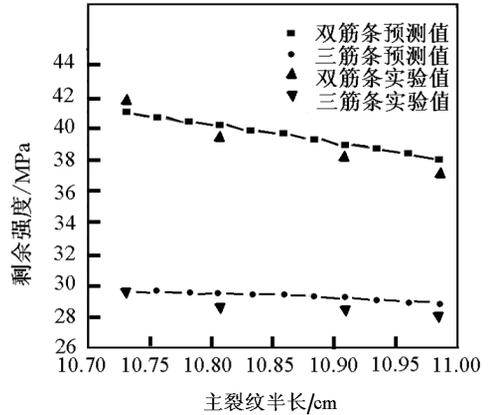


图 8 剩余强度随 a 的变化

Fig. 8 Residual strength changes as the half-crack length of lead crack increases

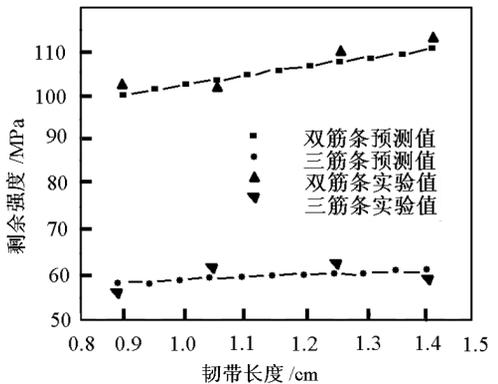


图 9 剩余强度随 L 的变化

Fig. 9 Residual strength changes as the ligament length increases

合得相当好,进一步说明用神经网络法预测多处损伤加筋板剩余强度的正确性。还可以看到,不管是双筋条加筋板还是三筋条加筋板,其剩余强度都是随主裂纹半长的增加而呈线性降低,随韧带长度的增加呈线性增加,只是两筋条加筋板对尺寸的变化更加敏感,主裂纹半长由 11.73 cm 增加到 11.98 cm

时,剩余强度由 40.97 MPa 降到 37.97 MPa;韧带长度由 0.89 cm 增加到 1.4 cm 时,剩余强度由 99.87 MPa 增加到 105.97 MPa;而三筋条加筋板剩余强度随尺寸的变化则不明显,尺寸变化相同时,剩余强度的增减都在 1.5 MPa 以内,与文献[5]中的结论也比较吻合。

6 结语

1) ANN 法预测含 MSD 裂纹加筋板的剩余强度的精度最高,与实验值吻合得最好,LMC 修正法和 WSU3 修正法次之,Swift 塑性区连通法效果最差;

2) 在其他参数不变的情况下,由 ANN 法预测结果可知,不管是双筋条加筋板还是三筋条加筋板,剩余强度总是随主裂纹半长的增加而呈线性降低,随韧带长度的增加而呈线性增加,但双筋条加筋板比三筋条加筋板对主裂纹半长和韧带长度的变化更加敏感;

3) 在具有一定数量实验数据的情况下,可以用 ANN 法建立网络对数据进行训练学习和测试,从而预测不同几何尺寸的 MSD 加筋板剩余强度。

参考文献

[1] National Transportation Safety Board. Aircraft Accident Report [R]. Washington D. C. ; Report NTSB/AAR - 89/03, 1989

- [2] Swift T. Widespread fatigue damage monitoring issues and concerns [A]. 5th International Conference on Structure Airworthiness of New and Aging Aircraft [C]. Tokyo, 1993
- [3] Smith B L, Hijazi A L, Haque A K M, et al. Modified linkup models for determining the strength of stiffened panels with multiple site damage [A]. Proceedings of the FAA/NASA Symposium on the Continued Airworthiness of Aircraft Structures [C]. Houston, 1999, 555 - 566
- [4] Smith B L, Saville P A, Mouak A, et al. Strength of 2024 - T3 aluminum panels with multiple site damage [J]. Journal of Aircraft, 2000, 37(2): 325 - 331
- [5] Alal Hijazi. Residual Strength of Thin - sheet Aluminum Panels with Multiple Site Damage [D]. Chita; PHD, Wichita State University, 1999
- [6] Ingram J, Kwon Y, Duffe K, et al. Residual strength analysis of skin splices with multiple site damage [A]. The 2nd Joint NASA/FAA/ - DOD Conference on Aging Aircraft [C]. San Francisco, 1998
- [7] Thomson D, Hoadly D, Mchatton J. Load Tests of Flat and Curved Panels with Multiple Cracks [R]. Foster Miller Inc, 1993
- [8] DeWit R, Fields R, Mordfin L, et al. Fracture behavior of large - scale thin - sheet aluminum alloy [A]. National Institute of Standards and Technology [C]. Los Angeles, 1995
- [9] Smith B, Mouak A, Savill P, et al. Improved engineering methods for determining the critical strength of aluminum panels with multiple site damage [A]. The 2nd Joint NASA/FAA/DOD Conference on Aging Aircraft [C]. San Francisco, 1988
- [10] 袁曾任. 神经网络及其应用[M]. 北京:清华大学出版社, 1999

Prediction model for residual strength of stiffened panels with multiple site damage based on artificial neural network

Yang Maosheng¹, Chen Yueliang², Yu Dazhao¹

(1. Postgraduate Team of Naval Aeronautical Engineering Academy, Yantai, Shandong 264001, China;
2. Naval Aeronautical Engineering Academy, Qingdao Branch, Qingdao, Shandong 266041, China)

[Abstract] A prediction model for residual strength of stiffened panels with multiple site damage based on artificial neural network (ANN) is developed, and the results obtained from the trained BP model are compared to the analytical and experimental data available in the literature. The results obtained indicate that the neural network model predictions are in the best agreement with the experimental data than any other methods, and the modified linkup models predict better than the linkup model proposed by Swift. In the end several simulations are carried out to predict the trends with varying input parameters. The results show that the residual strength decreases linearly as the half-crack length of lead crack increases and increases linearly as the ligament length increases for both kinds of stiffened panels, but the one-bay stiffened panels are more sensitive to the change than the two-bay stiffened panels.

[Key words] neural network; multiple site damage; stiffened panel; residual strength