

引用格式: 赵燕, 宋江涛, 唐宁. 某机翼的安全预测载荷模型建立[J]. 航空学报, 2020, 41(10): 223852. ZHAO Y, SONG J T, TANG N. Construction of safety-predicting load model on certain wing[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(10): 223852 (in Chinese). doi: 10.7527/S1000-6893.2020.23852

某机翼的安全预测载荷模型建立

赵燕^{1,*}, 宋江涛², 唐宁³

1. 中国飞行试验研究院 总体所, 西安 710089
2. 中国飞行试验研究院 发动机所, 西安 710089
3. 中国飞行试验研究院 飞机所, 西安 710089

摘要: 基于试飞阶段全 V-N 包线的实测飞行载荷, 将改进遗传算法、线性回归与 BP 神经网络融合, 给出了一种适用于全寿命周期的自适应安全预测载荷模型建立方法。将该方法应用于某飞机机翼的安全预测载荷模型建立, 并对所建立的载荷模型进行了全 V-N 包线的验证。分析了样本空间与载荷模型精度的关系。结果表明: 建立的弯矩预测载荷全包线最大误差为 10.6%、平均误差为 1.0%, 剪力的最大误差为 9.1%、平均误差为 0.4%, 比优化线性和分段线性的误差小, 比神经网络的收敛性好。随着建模数据从全样本、1/2、1/3、...、1/10 样本的变化, 弯矩和剪力方程的全 V-N 包线的最大误差整体呈增大趋势, 弯矩最大误差变化范围为 10.6%~19.6%, 最大剪力误差变化范围为 9.1%~27.9%。

关键词: 飞行试验; 飞行载荷; 安全预测; 全寿命周期载荷模型; 全 V-N 包线

中图分类号: V215.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-6893(2020)10-223852-08

随着飞行安全变得越来越重要, NASA^[1] 开启了航空系统监控和模拟、失控阻止、天气事故、综合视景等技术研究, 美国联邦航空管理局 (FAA) 和欧洲学者们^[2] 分析了常用的安全方法、工具及规章。航空安全手册^[3-4]、事故前兆技术^[5]、风险决策^[6] 和 Next-Gen 安全性^[7] 等则使其安全技术更加体系化。Hunter 等^[8] 倡导新机全寿命周期的载荷监控。

飞行载荷为飞机自然飞行或使用状态中所承受的载荷, 通常获得飞行载荷的途径有 3 种: 设计阶段基于风洞试验^[9] 的计算分析、新机鉴定阶段飞行载荷实际测量^[10-11] 以及使用过程中飞机结构安全预测和疲劳寿命估算的飞行载荷识别^[12-15]。相比较实测载荷最真实, 但由于应变计寿命限制, 不适用于飞机的全寿命周期的监控。因此基于新机试飞阶段应变计实测载荷、建立载

荷与飞行参数的数学模型用于全寿命周期载荷监控, 可兼顾精度与经济性。孙建华和蓬时红^[16] 使用线性回归对铰链力矩进行了识别; 日本学者 Kaneko 和 Furukawa^[17] 针对 F-2, 使用线性回归技术建立了不同状态下飞机机翼、垂尾、平尾和铰链力矩的预测载荷模型。非线性模型有微分载荷模型^[18]、神经网络模型^[19-20]、遗传算法-极限学习机 (GA-ELM)^[21] 以及支持向量机回归模型^[22] 等。上述研究多侧重于理论探索, 仅通过某个典型机动或有限飞行状态验证其建立的预测模型满足要求的预测精度, 而对工程实际中全包线的检验精度不得而知。对有限样本检验满足精度并不能保证对全包线样本空间也满足, 即模型精度应和样本空间联系才有真正的工程使用意义。因此本文基于全 V-N 包线建立安全预测载荷模型, 并使用全 V-N 包线的样本检验模型。

收稿日期: 2020-01-22; 退修日期: 2020-02-26; 录用日期: 2020-03-17; 网络出版时间: 2020-04-03 15:34

网络出版地址: <http://hkxb.buaa.edu.cn/CN/html/20201020.html>

* 通信作者。E-mail: zhaoyan1031@mail.nwpu.edu.cn

对于模型建立方法,线性回归求解简单,便于全 V-N 包线范围的实际工程应用,可能有时反映不出载荷与飞行参数之间的非线性关系,导致某些载荷预测精度低。文献[17]基于分段线性模型预测的最大残差控制在设计限制载荷的 20% 以内,满足精度需求。但在模型使用中需要严格区分飞行状态,而有时具体状态划分是困难的。文献[18]基于微分体系建立模型,可识别气动导数和载荷,但其对数据同步性、一致性、可导性要求极高,而实际飞行数据很难满足要求,过度预处理则可能丢失信息,当工程实际中主要目的为识别载荷而非气动参数时,此方法不宜使用。神经网络、GA-ELM 以及支持向量机,甚至更复杂先进的人工智能方法,原则上均可以用于载荷识别,但计算越复杂,实际工程应用中越可能出现计算不收敛,因此在保证精度的同时,工程实际中方法越简单越好。本文基于某飞机试飞阶段的全 V-N 实测载荷将改进遗传算法^[23]、线性回归和 BP 神经网络融合,充分利用线性方法求解简单和神经网络算法精度高的优点,发展一种便于工程使用的、可在线性和非线性预测技术之间切换的自适应安全载荷预测模型。

1 全 V-N 包线实测数据

对于战斗机,机动动作受载是安全预测的关键,也是导致后续结构疲劳等健康问题的主要原因^[24]。使用全 V-N 包线机动动作段的实测载荷与对应飞行参数作为样本空间。飞行动作有:常规对称拉起、常规对称推杆、急剧对称拉起、急剧对称拉起并急剧制动、稳定侧滑、高速急蹬舵、反蹬方向舵、滚转机动常规非协调滚转改出、常规非协调 360°滚转、急剧协调滚转改出、急剧非协调滚转改出并急剧制动、急剧协调 180°滚转、急剧非协调 180°滚转和急剧非协调 360°滚转^[25]。

对于机翼,具有过载的机动是其主要受载方式。偏航和滚转虽然不是其主要受力机动方式,但飞行实际的状态有滚转和偏航,故需滚转和偏航机动数据作为部分样本空间。采用文献[23]的方法获取实测载荷。依据实测载荷与每个参数相关性大于 0.3 和工程经验,从 50 个飞行参数中初步挑选出 22 个被选飞行参数。无论重量和载荷是否数学关系上强相关,均作为备选参数。为了

所建安全预测载荷模型量级上协调,将飞行数据按照式(1)进行归一化处理:

$$\mathbf{x}_{(0,1)} = \frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}_{\min}}{\mathbf{x}_{\max} - \mathbf{x}_{\min}} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}_{(0,1)}$ 为归一化后数据; \mathbf{x} 为归一化前数据; \mathbf{x}_{\max} 和 \mathbf{x}_{\min} 分别为归一化前的数据的最大值和最小值。

2 安全预测载荷模型评估

已发现变量的相关性和冗余性对载荷测量的结果有影响,因此借助文献[23]的思路对飞行参数优选。对于线性模型,评估参数 M_M 从检验数据的最大误差 E_M 、平均误差 E_A 、飞行参数的冗余性 R 、飞行参数不相关性 I 建立评估模型;对于非线性模型,评估参数 M_M 从检验数据的最大误差和平均误差建立评估模型,其对应的计算式为

$$M_M = \begin{cases} E_M + E_A + I + R & \text{线性} \\ E_M \& E_A & \text{非线性} \end{cases} \quad (2)$$

$$E_M = \max \left(\left| \frac{L_P - L_T}{L_L} \right|_{D_T} \right) \quad (3)$$

$$E_A = \frac{\sum_{D_T} \left| \frac{L_Y - L_T}{L_L} \right|}{n_{D_T}} \quad (4)$$

式中: L_P 为模型预测载荷; L_T 为试验测量载荷; L_L 为测量的限制载荷; D_T 为检验数据域; n_{D_T} 为检验数据个数。 I 和 R 的详细计算过程参见文献[23]。

3 改进遗传算法、线性回归和 BP 神经网络的融合

在改进遗传算法^[23]、优化飞行参数的框架下,于线性建模和神经网络建模间进行自适应切换。详细过程如下:

1) 产生种群

随机地产生一个 m 行 n 列的代表种群的矩阵, m 为种群的大小, n 为可用飞行参数的个数,种群矩阵中的元素为 0 或 1,种群中的每一行成为个体,一个个体就代表可用来建立一个预测载荷方程的飞行参数组合。每个种群中的每个元素成为一个字节,如果一个字节的值为 1,表示其相应的飞行参数被使用,如果为 0,表示该飞行参数不被使用。

2) 基于线性回归的安全预测载荷模型建立

记全 V-N 包线数据为 \mathbf{D} , 奇数序列数据为 \mathbf{D}_b , 用来建立安全预测载荷模型; 偶数序列数据记录为 \mathbf{D}_i , 用来检验安全预测载荷模型精度。记 $\mathbf{P}_{i_1}, \mathbf{P}_{i_2}, \dots, \mathbf{P}_{i_{n_i}}$ 为种群某一个体 i 对应的飞行参数, $1 \leq i \leq m$, n_i 为第 i 个个体中飞行参数的个数, \mathbf{L}_i 为实测载荷。 $\mathbf{L}_i, \mathbf{P}_{i_1}, \mathbf{P}_{i_2}, \dots, \mathbf{P}_{i_{n_i}}$ 取 \mathbf{D}_b 内的数据, α_{i_k} 为线性系数, $1 \leq k \leq n_i$, 使用线性回归建立载荷方程, 使用最小二乘法求解线性方程组:

$$\mathbf{L}_i = \alpha_{i_1} \mathbf{P}_{i_1} + \alpha_{i_2} \mathbf{P}_{i_2} + \dots + \alpha_{i_{n_i}} \mathbf{P}_{i_{n_i}} \quad (5)$$

对于种群中的所有个体, 分别使用线性回归建立载荷与飞行参数的线性模型。

3) 计算拟合度

对于种群中的所有个体, 计算每个个体的拟合度。将式(2)中的线性评估模型与文献[25]的拟合度函数融合, 生成的拟合度计算公式为

$$F_i = e^{-(A_i + M'_{M_i})^2} \quad (6)$$

$$A_i = \frac{\max(N_i, T) - T}{C} \quad (7)$$

$$M'_{M_i} = \frac{E_{M_i}}{\sum_{j=1}^m E_{M_j}} + \frac{E_{A_i}}{\sum_{j=1}^m E_{A_j}} + \frac{I_i}{\sum_{j=1}^m I_j} + \frac{R_i}{\sum_{j=1}^m R_j} \quad (8)$$

式中: F_i 为第 i 个模型的拟合度函数; A_i 为修正后与飞行参数相关的项; N_i 为第 i 个模型实际使用的飞行参数个数; T 为假定使用的飞行参数个数; C 为修正系数, 可调节飞行参数个数对方程的影响大小; M'_{M_i} 为修正后的与评估模型相关的项; E_{M_i}, E_{A_i}, I_i 和 R_i 分别为第 i 个个体的最大误差、平均误差、不相关性和冗余性。式(6)中的拟合度函数为一指数型的减函数, A_i 和 M'_{M_i} 越大, 拟合度值越小, 表示其对应的安全预测载荷模型质量越差, 且 A_i 和 M'_{M_i} 具有相同的变化趋势。

4) 复制

对种群中所有个体的拟合度进行排序, 拟合度排序在前的个体直接复制到下一代, 免于任何的变异。

5) 继承

选择不同的个体作为父母避免无性繁殖。对于每一个字节, 如果父母值相同, 下一代字节与父母相同, 否则, 随机地产生 0 或者 1, 与该随机数相同的父母的特征被继承。

6) 变异

对每个个体中的每一个字节, 随机决定是否变异以提高搜索进程, 每一代均执行。

7) 循环

重复过程 2)~过程 6), 直到满足已定的遗传代数。

8) 切换

设 E_{M_i} 和 E_{A_i} 为 E_M 和 E_A 的门限值, 如果满足:

$$E_M < E_{M_i} \text{ 且 } E_A < E_{A_i} \quad (9)$$

则退出整个计算, 此时建立的方程为线性的, 若不满足, 则进入 BP 神经网络建模阶段; 以种群矩阵中第一个个体所示的飞行参数作为神经网络输入, 输入数据 \mathbf{P}_{D_b} 为建立模型的飞行参数数据, \mathbf{L}_{D_b} 为实测载荷, 取值于 \mathbf{D}_b , 检验数据 \mathbf{P}_D 取自 \mathbf{D}_i , \mathbf{L}_P 为预测载荷。设定训练次数为 100, 自动分割数据为空, N_h 为隐含层神经元个数, 这里与输入数据中飞行参数的个数相同, 其他参数为默认值。模型的建立、训练和预测为

$$\mathbf{W} = \text{newff}(\mathbf{P}_{D_b}, \mathbf{L}_{D_b}, N_h) \quad (10)$$

$$\mathbf{W} = \text{train}(\mathbf{W}, \mathbf{P}_{D_b}, \mathbf{L}_{D_b}) \quad (11)$$

$$\mathbf{L}_P = \text{sim}(\mathbf{W}, \mathbf{P}_D) \quad (12)$$

式中: \mathbf{W} 为建立的神经网络; newff、train 和 sim 为 MATLAB 中的自带函数。

结束计算 E_M 和 E_A 。整个建模流程如图 1 所示。

4 安全预测载荷模型建立

对于某机翼, 分别使用分段线性^[17](P-linear)、优化的线性(遗传算法加线性, O-linear)、神经网络^[19]和本文的自适应方法(Adaptive)建立了全 V-N 包线的弯矩和剪力预测模型。使用神经网络方法时出现不收敛现象, 故没有结果。为测试本文 Adaptive 方法的收敛性, 均随机计算了 10 次。图 2、图 3 分别为优化线性和 Adaptive 方法、P-linear 方法 10 次随机计算的误差, 图 3 中 Transonic pull-up 为跨声速对称拉、Supersonic pull-up 为超声速对称拉、Subsonic pull-up 为亚声速对称拉、Subsonic pull-down 为亚声速对称推、Transonic pull-down 为跨声速对称推、Supersonic pull-down 为超声速对称推、Roll out 为滚转改出、Roll 为滚转、Yaw 为侧滑。O-linear 方法

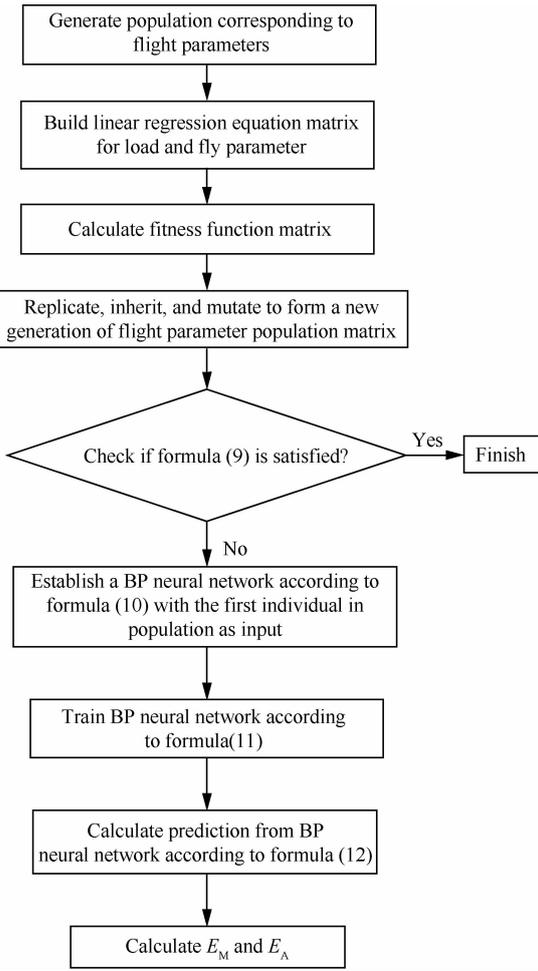


图1 建模流程
Fig. 1 Modeling process

建立模型的弯矩最大误差在 40% 左右, Adaptive 方法的弯矩最大误差小于 12.5%, P-linear 方法的弯矩最大误差为 18.8%; O-linear 方法建立模型的剪力最大误差在 58% 左右, Adaptive 方法的剪力最大误差小于 13.5%, P-linear 方法的剪力最大误差为 19.1%。O-linear 方法建立模型弯矩的平均误差均小于 2.6%, Adaptive 方法的弯矩平均误差小于 1.0%, 而 P-linear 方法的弯矩平均误差为 4.9%; O-linear 方法建立模型的剪力平均误差小于 1.5%, Adaptive 方法的剪力平均误差小于 0.7%, P-linear 方法的剪力平均误差为 3.0%。整体上 Adaptive 方法提高了弯矩载荷和剪力载荷的预测精度。对弯矩的 10 次随机建模中, O-linear 方法的最大误差位于 39.8%~40.5%, 平均误差为 2.5%~2.6%; Adaptive 方法的最大误差为 10.6%~

12.6%, 平均误差为 0.8%~1.0%。对剪力的 10 次随机建模中, O-linear 方法的最大误差位于 57.6%~58.2%, 平均误差为 1.4%~1.5%; Adaptive 方法的最大误差为 9.1%~12.6%, 平均误差为 0.4%~0.7%。Adaptive 方法弯矩和剪力的最大误差和平均误差的带宽限制在 3.5%, 一定程度上说明工程使用中该方法是收敛的。

对于该机翼数据, 综合考虑最大误差和平均误差, 弯矩选取 Adaptive 方法第 7 次的组合模型, 剪力选取 Adaptive 方法第 1 次的组合模型。全 V-N 包线弯矩预测载荷最大误差为 10.6%、平均误差为 1.0%, 剪力预测的最大误差为 9.1%、平均误差为 0.4%。经核查最大误差点和机动动作没有明确的关联, 数据没有光滑预处理也可能引起误差大。两者预测的全包线载荷和实测载荷比较如图 4 所示。

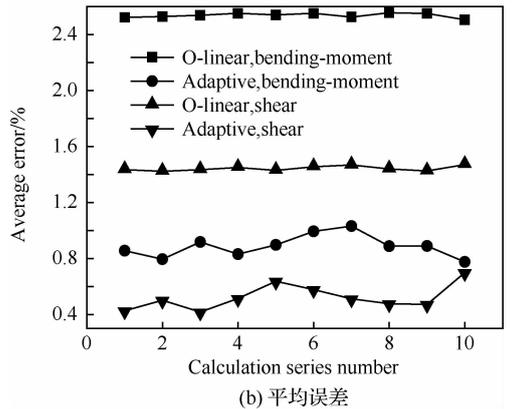
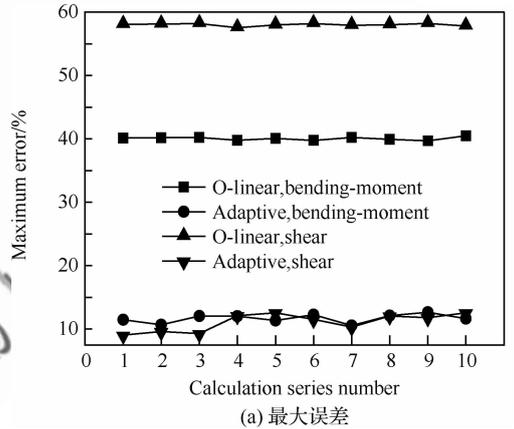


图2 优化线性 and 自适应方法的预测载荷误差
Fig. 2 Errors of predicted load from O-linear and Adaptive method

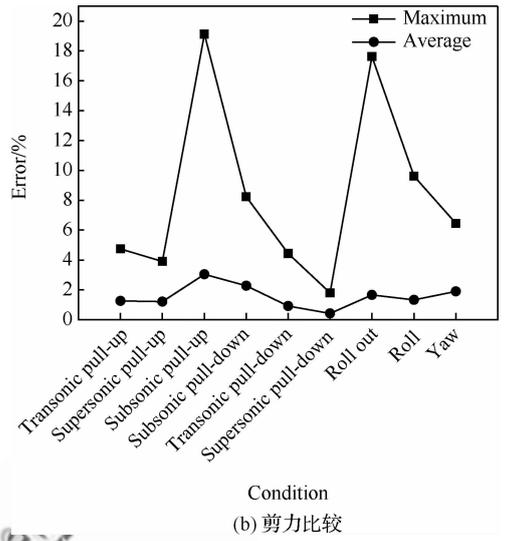
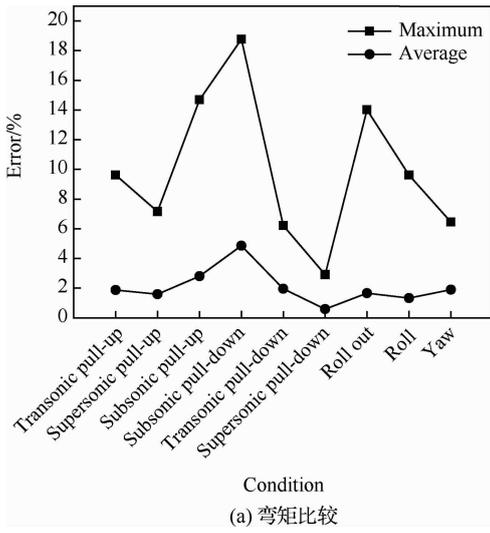
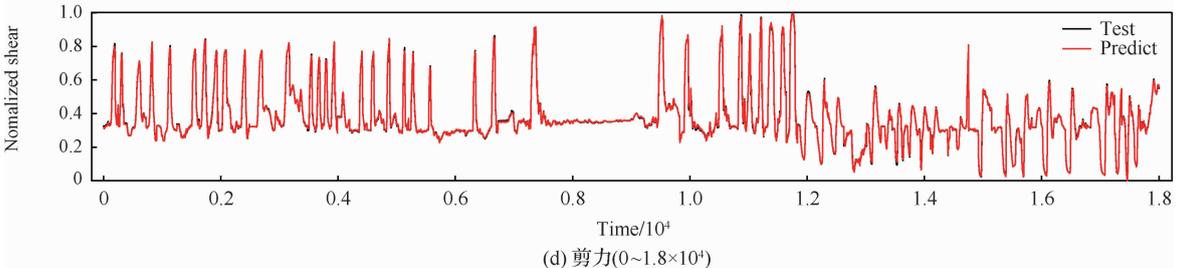
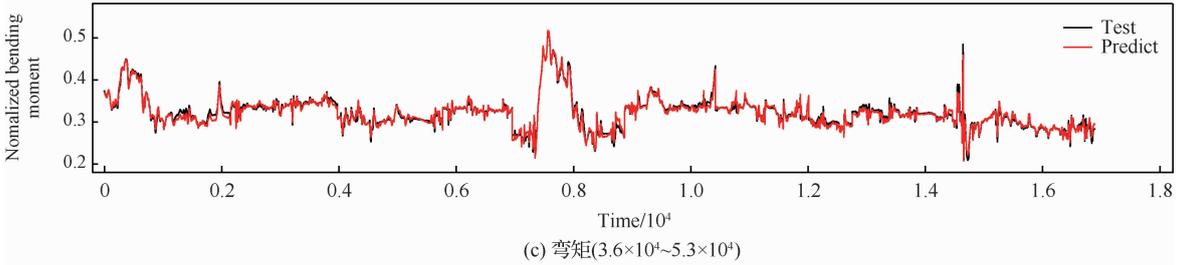
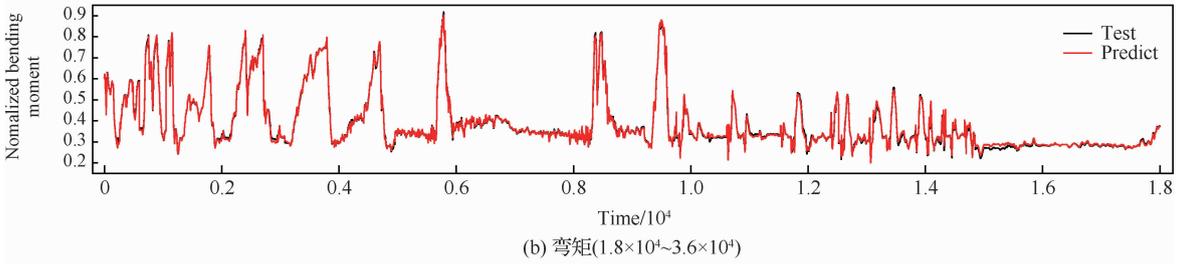
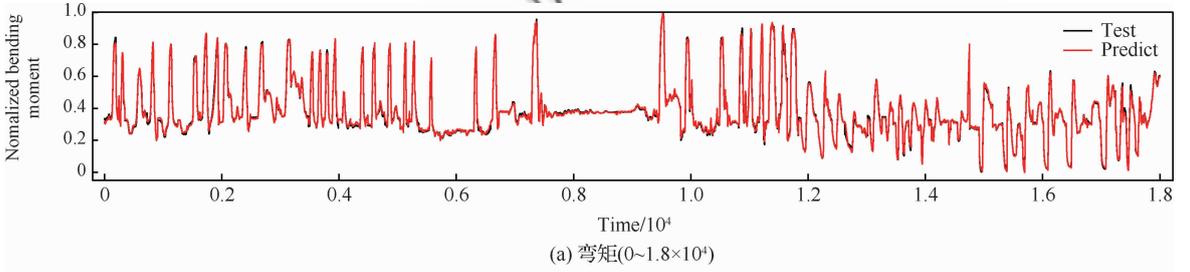


图3 分段线性方法预测载荷误差
Fig. 3 Errors of predicted load from P-linear method



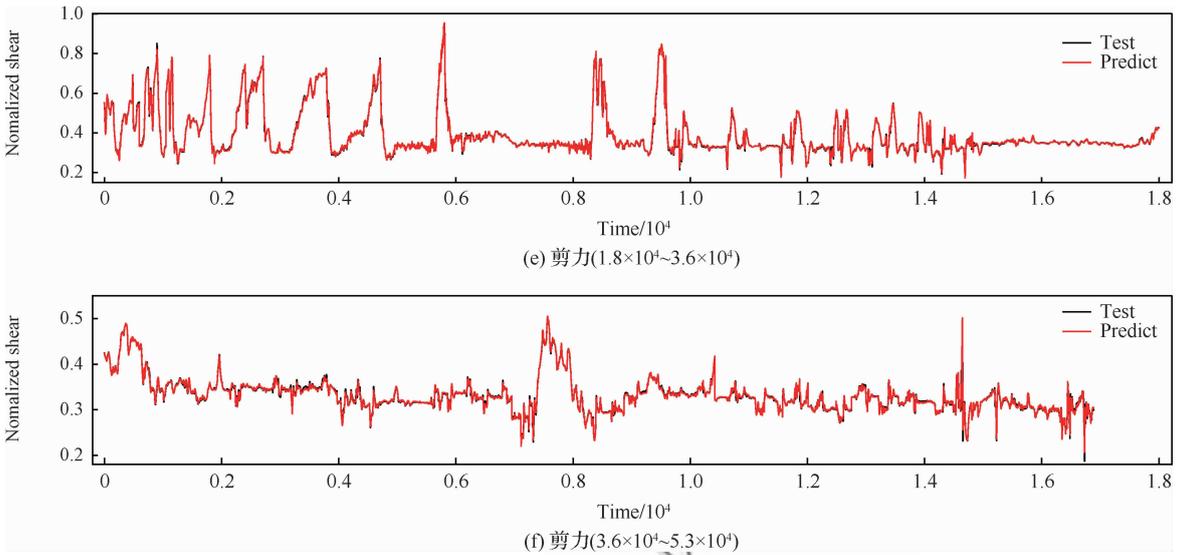
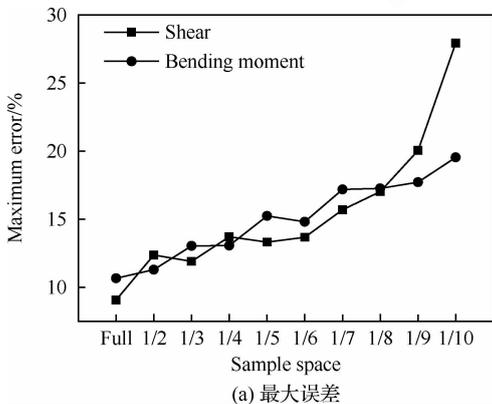


图4 全 V-N 包线预测载荷与试验比较

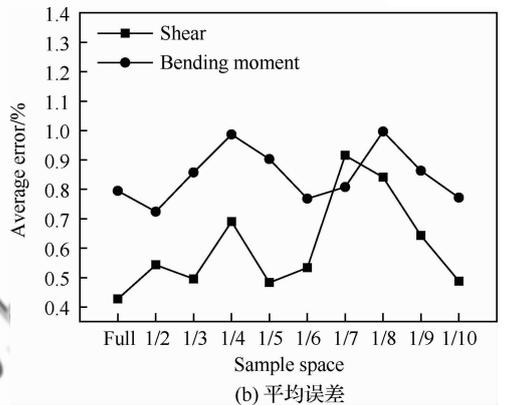
Fig. 4 Comparison between predicted and test loads in full V-N envelope

5 样本空间影响

从 4 部分的建模数据取全样本、1/2、1/3、1/4、1/5、1/6、1/7、1/8、1/9 及 1/10 样本,使用 Adaptive 方法分别进行弯矩和剪力建模,使用原有的检验数据进行检验。图 5 给出了样本空间对预测模型精度的影响。图 5(a)为样本空间对最大误差的影响,可见随着样本量的减小,弯矩和剪力预测方程的最大误差逐渐增大,弯矩最大误差变化范围为 10.6%~19.6%。剪力最大误差变化范围在 9.1%~27.9%,在 1/9 和 1/10 样本空间超越 20.0%,急剧增加。除了剪力的 1/9 和 1/10 样本空间的载荷模型最大误差大于 20.0%,其余的均小于 20.0%。图 5(b)为样本空间对平均误差的影响,弯矩和剪力平均误差均小于 1.0%,



(a) 最大误差



(b) 平均误差

图5 样本空间对预测模型精度的影响

Fig. 5 Effect of sample on accuracy of predicting model

没有大于 3.0%,均满足要求,且基本不随样本空间的变化而变化。可见,最大误差对样本空间变化较敏感,而平均误差则不太敏感。样本空间允许的情况下,尽量使用全包线的完备样本。

6 结论

1) 基于全包线的飞行实测数据,提出了一种便于实际工程应用的安全预测载荷模型的建立方法。

2) 某飞机机翼全 V-N 包线弯矩预测载荷最大误差为 10.6%,平均误差为 1.0%,剪力的最大误差 9.1%,平均误差为 0.4%。

3) 随着建模数据从全样本、1/2、1/3、...、1/10 样本的变化,弯矩和剪力方程的全 V-N 包线的最大误差总体呈增大趋势,弯矩最大误差变化为 10.6%~19.6%,剪力最大误差变化范围在 9.1%~27.9%。只有将误差与样本空间关联才有实际的工程使用意义。

致 谢

感谢中国飞行试验研究院飞机所飞行载荷与强度规范研究室全体成员对本文研究的帮助。

参 考 文 献

- [1] SHIN J. The NASA aviation safety program: Over-view [C]//Proceedings of ASME Conference on ASME Turbo Expo 2000; Power for Land, Sea, and Air. Washington, D. C. : ASME, 2000; 2000-GT-0660.
- [2] FAA, EUROCONTROL. ATM Safety techniques and toolbox safety action Plan-15[M]. Washington, D. C. : FAA, 2007.
- [3] DEZFULI H, BENJAMIN A, EVERETT C, et al. NASA system safety handbook volume 1: System safety framework and concepts for implementation; NASA/SP-2010-580[R]. Washington, D. C. : NASA, 2010
- [4] DEZFULI H, BENJAMIN A, EVERETT C, et al. NASA system safety handbook volume 2: System safety concepts, guidelines, and implementation examples; NASA/SP-2014-612[R]. Washington, D. C. : NASA, 2014.
- [5] GROEN F, EVERETT C, HALL A, et al. NASA accident precursor analysis handbook; NASA/SP-2011-3423 [R]. Washington, D. C. : NASA, 2011.
- [6] DEZFULI H, STAMATELATOS M, MAGGIO G, et al. NASA risk-informed decision making handbook; NASA/SP-2010-576[R]. Washington, D. C. : NASA, 2010.
- [7] XU X D, ULREY M L, BROWN J A, et al. Safety sufficiency for NextGen—Assessment of selected existing safety methods, tools, processes, and regulations; NASA/CR-2013-217801[R]. Washington, D. C. : NASA, 2013.
- [8] HUNTER G W, ROSS R W, BERGER D E, et al. A concept of operations for an integrated vehicle health assurance system; NASA/TM-2013-217825[R]. Washington, D. C. : NASA, 2013.
- [9] 曾宪昂, 蒲利东, 李俊杰, 等. 基于超静定配平的机动载荷控制风洞试验[J]. 航空学报, 2017, 38(5): 120596. ZENG X A, PU L D, LI J J, et al. Wind-tunnel test of maneuver load control based overdetermined trim[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2017, 38(5): 120596 (in Chinese).
- [10] 张海涛, 余建虎, 李志蕊, 等. T 型尾翼布局的垂尾载荷测量技术[J]. 航空学报, 2019, 40(3): 122074. ZHANG H T, YU J H, LI Z R, et al. Measuring technology for vertical fin load of T-shaped empennage layout [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2019, 40(3): 122074 (in Chinese).
- [11] 赵燕. 基于遗传算法与评估模型的飞行载荷实测研究[J]. 航空学报, 2014, 35(9): 2506-2512. ZHAO Y. Flight load measurement based on genetic algorithm and evaluating model[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2014, 35(9): 2506-2512 (in Chinese).
- [12] 阎楚良, 高镇同. 飞机高置信度中值随机疲劳载荷谱的编制原理[J]. 航空学报, 2000, 21(2): 118-123. YAN C L, GAO Z T. Compilation theory of median stochastic fatigue load spectrum with high confidence level for airplane [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2000, 21(2): 118-123.
- [13] JYLHÄ J, RUOTSALAINEN M, SALONEN T, et al. Towards automated flight-maneuver-specific fatigue analysis[C]//ICAF 2009 Bridging the Gap between Theory and Operational Practice. Dordrecht: Springer Netherlands, 2009; 1121-1134.
- [14] LESKI A, REYMER P, KURDELSKI M. Development of load spectrum for full scale fatigue test of a trainer aircraft[C]//ICAF 2011 Structural Integrity: Influence of Efficiency and Green Imperatives. Dordrecht: Springer Netherlands, 2011; 573-584.
- [15] REYMER P, LESKI A. Flight loads acquisition for PZL-130 Orlik TCII full scale fatigue test[J]. Fatigue of Aircraft Structures, 2011(3): 78-85.
- [16] 孙建华, 蓬时红. 飞行载荷参数识别方法研究[J]. 航空学报, 1994, 15(1): 109-112. SUN J H, QU S H. A study on a parametric identification method of flight load[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 1994, 15(1): 109-112 (in Chinese).
- [17] KANEKO H, FURUKAWA T. Operational loads regression equation development for advanced fighter aircraft[C] // 24th International Congress of the Aeronautical Sciences. Bonn: ICAS, 2004; 1-9.
- [18] 曹良秋, 舒成辉. 基于微分载荷模型的飞行载荷参数辨识方法[J]. 飞行力学, 2013, 31(1): 69-71. CAO L Q, SHU C H. A method on flight load identification based on differential load model[J]. Flight Dynamics, 2013, 31(1): 69-71 (in Chinese).
- [19] 何发东, 舒成辉. 贝叶斯正则化 BP 网络在机翼载荷分析中的应用[J]. 飞行力学, 2009, 27(4): 85-88. HE F D, SHU C H. Application of BP neural networks based on Bayesian regularization to aircraft wing loads analysis[J]. Flight Dynamics, 2009, 27(4): 85-88 (in Chinese).

- Chinese).
- [20] ALLEN M J, DIBLEY R P. Modeling aircraft wing loads from flight data using neural networks[J]. SAE Transactions, 2003, 112(1): 512-520.
- [21] 张夏阳, 黄其青, 殷之平, 等. 基于 GA-ELM 的飞行载荷参数识别[J]. 航空工程进展, 2014, 5(4): 497-501.
ZHANG X Y, HUANG Q Q, YIN Z P, et al. Establishing a parametric flight loads identification method with GA-ELM model[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2014, 5(4): 497-501 (in Chinese).
- [22] 曹善成, 宋笔锋, 殷之平, 等. 基于支持向量机回归的飞行载荷参数识别研究[J]. 西北工业大学学报, 2013, 31(4): 535-539.
CAO S C, SONG B F, YIN Z P, et al. Establishing a flight load parameter identification model with support vector machine regression[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2013, 31(4): 535-539 (in Chinese).
- [23] 赵燕. 基于遗传算法与评估模型的飞行载荷实测研究[J]. 航空学报, 2014, 35(9): 2506-2512.
ZHAO Y. Flight load measurement based on genetic algorithm and evaluating model[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2014, 35(9): 2506-2512 (in Chinese).
- [24] 熊峻江. 飞行器结构疲劳与寿命设计[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2004.
XIONG J J. Fatigue life design for aircraft structure[M]. Beijing: Beihang University Press, 2004 (in Chinese).
- [25] 中国人民解放军空军装备部综合计划部. 军用飞机结构强度规范 第 10 部分: 飞行试验: GJB 67.10A—2008[S]. 北京: 总装备部军标出版发行部, 2008.
Comprehensive Planning Department, Reserve Department of PLA Air Force. Military airplane structural strength specification Part 10: Flight tests; GJB 67.10A—2008[S]. Beijing: General Equipment Department Military Standard Press, 2008 (in Chinese).

(责任编辑: 张晗, 王小辰)

Construction of safety-predicting load model on certain wing

ZHAO Yan^{1*}, SONG Jiangtao², TANG Ning³

1. General Institute, Chinese Flight Test Establishment, Xi'an 710089, China

2. Engine Institute, Chinese Flight Test Establishment, Xi'an 710089, China

3. Aircraft Institute, Chinese Flight Test Establishment, Xi'an 710089, China

Abstract: Using measured flight loads in full V-N envelope during flight tests, an adaptive safety-predicting load model for life cycles was built based on the combination of an improved genetic algorithm, a linear regression and BP neural network. The above adaptive method was used to build the safety-predicting load model of certain wing which was validated in full V-N envelope. Moreover, the effects of the sample on the model accuracy were analyzed. The results showed that the maximum and average errors of the predicted bending moment in full V-N envelope are 10.6% and 1.0%, and those of the predicted shear in full V-N envelope are 9.1% and 0.4%, respectively. These errors are lower than those from optimized-linear and piece-wise-linear methods, and the convergence is better than that from the neural network. With the sample varying from full, 1/2, 1/3, ..., 1/10, the maximum errors of the bending-moment and the shear change from 10.6% to 19.6% and from 9.1% to 27.9%, respectively.

Keywords: flight test; flight load; safety-predicting; load model for life cycles; full V-N envelope

Received: 2020-01-22; Revised: 2020-02-26; Accepted: 2020-03-17; Published online: 2020-04-03 15:34

URL: <http://hkxb.buaa.edu.cn/CN/html/20201020.html>

* Corresponding author. E-mail: zhaoyan1031@mail.nwpu.edu.cn