

文章编号:1674-8190(2020)05-694-07

基于改进支持向量机回归的非线性飞机结构 载荷模型建模

唐宁,白雪

(中国飞行试验研究院 飞机所, 西安 710089)

摘要: 为进行飞机结构载荷安全监控并为飞机结构疲劳寿命评估积累相关数据,需建立与飞行参数相关的飞机结构载荷模型。针对飞机结构载荷与飞行参数之间的非线性关系,采用改进停机准则的 SMO 算法及粒子群模型参数优化算法对支持向量机回归方法进行改进,并通过飞行动力学理论分析结合皮尔逊相关系数的方法对参与建模的飞行参数进行选取。以飞机跨声速俯仰机动为例,建立机翼某一测载剖面结构剪力模型,并对该建模方法进行仿真验证。结果表明:采用改进支持向量机回归方法所建立模型精度优于原始支持向量机回归方法建立的模型,即采用改进支持向量机回归方法可提高建模精度及泛化能力。

关键词: 飞机结构载荷;支持向量机回归;SMO 算法;粒子群优化算法

中图分类号: V215

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.2020.05.012

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Nonlinear Aircraft Structure Load Model Based on Improved Support Vector Machine Regression

TANG Ning, BAI Xue

(Aircraft Flight Test Technology Institute, Chinese Flight Test Establishment, Xi'an 710089, China)

Abstract: In order to carry out aircraft structural load safety monitoring and accumulate relevant structural load data for aircraft fatigue life assessment, it is necessary to establish aircraft structural load model related to flight parameters. For the nonlinear relationship between aircraft structural loads and flight parameters, the sequential minimal optimization (SMO) algorithm with improved stopping criterion and the particle swarm optimization algorithm are used to improve the support vector machine regression method, and the flight parameters involved in the modeling are selected by the method of flight dynamics analysis combined with the Pearson correlation coefficient. Taking the transonic pitching maneuver of an aircraft as an example, a structural shear model of a wing is established, and the modeling method is verified by simulation. The results show that the accuracy of improved support vector machine regression method is better than the original method. It is concluded that the improved support vector machine regression method can improve the accuracy and generalization ability of the established model.

Key words: aircraft structural load; support vector regression; SMO algorithm; particle swarm optimization algorithm

收稿日期:2020-01-09; 修回日期:2020-02-27

基金项目:中航工业联合基金(6141B05030103)

通信作者:唐宁,158334240@qq.com

引用格式:唐宁,白雪. 基于改进支持向量机回归的非线性飞机结构载荷模型建模[J]. 航空工程进展, 2020, 11(5): 694-700.

TANG Ning, BAI Xue. Nonlinear aircraft structure load model based on improved support vector machine regression[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2020, 11(5): 694-700. (in Chinese)

0 引言

飞机结构载荷测量是验证飞机结构强度设计、实施飞行安全监控及飞机疲劳寿命估算的重要手段,国军标及相关适航条例均对此做出了具体要求^[1-2]。目前,通常采用应变法对飞机结构载荷进行测量,该方法通过地面校准试验建立结构载荷—应变模型,并在此基础上通过飞行实测应变得得到真实飞行环境下的飞机结构载荷。该方法的关键在于结构应变测量,但应变电桥在使用中存在使用寿命限制,并且可能会遭受无法修复的意外损坏,从而导致无法进行长期可靠的载荷测量。因此,有必要在应变法所测量飞机结构载荷的基础上发展一种基于飞机飞行参数的飞机结构载荷模型。采用该模型,可对同一型号多架飞机在无需进行应变改装及校准试验的情况下,实施载荷监控及结构强度分析,并为飞机疲劳寿命评估积累相关数据。

飞机结构在真实飞行过程中同时受到气动力、惯性力及约束力影响,其中约束力即所测量的飞机结构载荷。根据达朗贝尔原理^[3],三者合力恒为零,即飞机结构载荷取决于飞机结构所受气动力及惯性力,其中惯性力与结构重力及其过载线性相关;而气动力在低马赫数及小迎角情况下与飞行迎角及动压呈线性关系,但在高马赫数或大迎角条件下,该线性关系并不存在,气动力呈现较为复杂的非线性特征^[4]。在该条件下,可通过空气动力学及飞行力学理论方法建立基于飞行参数的非线性飞机结构载荷模型,但实现难度较高,而以人工神经网络和支持向量机为代表的基于数据的非线性建模方法可在已知相关飞行参数及其对应结构载荷数据的情况下进行建模。目前,国内外已在该领域开展了相关研究工作^[5-7],其中神经网络模型具有较好的适应性及非线性特征,但建模过程中网络结构的确定并无明确方法且模型对样本敏感,存在过拟合问题^[8];而支持向量机回归(SVR)方法则较好地避免了上述问题,该方法数学理论基础完善,具有较强的鲁棒性,在引入核函数的条件下具有较好的非线性建模能力,基于该方法的建模工作研究已于众多领域开展^[9]。因此,针对基于飞行参数的飞机结构载荷建模问题,可在SVR方法的基础上展开应用研究。

本文在原始SVR方法基础上,通过改进序列最小优化(Sequential Minimal Optimization,简称SMO)算法及基于粒子群算法的模型参数优选方法得到一种飞机结构载荷模型的建立方法,并以某型飞机跨声速俯仰对称机动为例进行该建模方法的仿真验证计算。

1 飞机结构载荷SVR模型建立

飞机在飞行过程中的结构载荷包含关键部位的弯矩、剪力、扭矩及拉压力等,而结构载荷受飞行高度、速度、迎角、侧滑角、舵面偏角、各向角速度及过载等众多因素影响。建立飞机结构载荷模型的目的是使用SVR方法基于飞行实测载荷及飞参数数据准确建立表述结构载荷与重要飞行参数之间关系的非线性模型。

1.1 模型输入变量确定

飞机飞行过程中所记录的飞行参数种类较多,如果将所有参数均作为飞机结构载荷模型的输入变量,首先会因变量过多,样本容量过大而降低运算速度;其次,过多的变量类型中必然包含冗余变量,会对模型精度造成不利影响。因此,在构建模型过程中,应明确与模型输出有较好相关性的输入变量,以保证模型精度及效率。

为确定有效输入变量,首先应依据空气动力学及飞行动力学理论定性地对飞机进行动力学分析,得到影响飞机姿态及运动状态的主要参数,例如速度、高度、迎角、舵面偏角等,以初步确定输入变量。在此基础上,对于输入变量与输出变量之间的相关性,采用两者间的皮尔逊相关系数 $R(X, Y)$ 进行量化判定,其表达式如下^[10]

$$R(X, Y) = \frac{\text{cov}(X, Y)}{\sqrt{\text{var}(X)\text{var}(Y)}} \quad (1)$$

式中: $\text{cov}(X, Y)$ 为两变量的协方差; $\text{var}(X)$ 、 $\text{var}(Y)$ 分别为变量方差,其取值范围为 $[-1, 1]$ 。

$|R|$ 越大,则两变量间相关性越强,一般以 $|R|$ 是否大于0.7判断两变量间是否具有较强相关性,取具有强相关性的参数作为建模参数可保证所建立的模型精度不受冗余参数影响。

1.2 SVR方法基本原理

回归是研究变量间函数关系的一种方法^[11],

其目的是通过相应估算方法得到给定的训练样本集 $x_i \in R^n, y_i \in R (i=1, \dots, l)$ 之间的回归方程:

$$f(x) = \omega^T k(x) + b \quad (2)$$

式中: ω 为回归参数向量; 函数 k 为非线性回归中对样本在高维空间中的非线性映射。

传统回归模型一般通过模型输出 $f(x)$ 与真实输出 y 之间的差别来计算精度损失, 而 SVR 模型则以 $f(x)$ 为中心, 构建宽为 2ϵ 的间隔带, 训练样本在此间隔带内则认为预测正确, 不计入损失, 该方法保证了模型的鲁棒性。基于损失最小的原则, SVR 问题在支持向量机 (SVM) 问题的基础上形式化为^[12]

$$\min_{\alpha, \alpha_i^*} \sum_{i=1}^N y_i (\alpha_i^* - \alpha_i) - \epsilon \sum_{i=1}^N (\alpha_i^* + \alpha_i) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (\alpha_i^* - \alpha_i) (\alpha_i^* - \alpha_j) k(x_i, x_j) \quad (5)$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^N (\alpha_i^* - \alpha_i) = 0$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C$$

$$0 \leq \alpha_i^* \leq C$$

其中 $k(x_i, x_j) = \varphi(x_i)^T \varphi(x_j)$ 为核函数, 采用核函数可简化低维空间样本点映射到高维空间的运算, 是该方法可进行非线性回归的关键因素。求解式(5)优化问题, 可得 SVR 问题解的形式为

$$f(x) = \sum_{i=1}^m (\alpha_i^* - \alpha_i) k(x_i, x) + b \quad (6)$$

2 飞机结构载荷 SVR 模型训练算法

SMO 算法是针对 SVR 问题的快速学习算法^[14], 在样本容量较大时, 其效率高于传统凸二次规划问题求解算法, 该算法包括两部分: 启发式双变量选择和变量解析计算。以下将给出该算法实现的主要步骤, 并对其进行改进, 以进一步提升效率。

2.1 启发式双变量选择

从 SVR 方法的基本原理可以看出, 飞机结构载荷 SVR 模型训练的目的是针对每个样本 i , 计算出使其满足 KKT 条件的 α_i 及 α_i^* 。而 SMO 算法通过选择两个变量, 固定其他变量, 构建一个二次规划子问题的方式, 采用解析方法求解该问题, 从而实现高效率计算。对于变量选择, SMO 算法采用一种内外双循环的启发式方法, 具体如下。

$$\min_{\omega, b} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^m l_\epsilon [f(x_i) - y_i] \quad (3)$$

式中: C 为正则化常数; l_ϵ 为不敏感损失函数, 当训练样本落入间隔带内时该值为 0, 否则计入损失。

损失为

$$\text{loss} = |f(x_i) - y_i| - \epsilon \quad (4)$$

分别引入间隔带两侧的松弛变量 ζ_i 及 ζ_i^* , 采用拉格朗日乘子法求解原始问题的对偶问题, 引入非负乘子 $\mu_i, \mu_i^*, \alpha_i, \alpha_i^*$, 为保证原始问题及对偶问题的等价性, 需满足 KKT 条件^[13], 可得对偶问题为

(1) 第一变量 $\bar{\alpha}_a$ 选择

对式(5)进行变量替换:

$$\begin{cases} \bar{\alpha}_i = \alpha_i - \alpha_i^* \\ |\bar{\alpha}_i| = \alpha_i + \alpha_i^* \\ \bar{\alpha}_0 = b \end{cases} \quad (7)$$

则式(5)可写为

$$\min_{\alpha, \alpha_i^*} \sum_{i=1}^N y_i \bar{\alpha}_i - \epsilon \sum_{i=1}^N |\bar{\alpha}_i| - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \bar{\alpha}_i \bar{\alpha}_j k(x_i, x_j) \quad (8)$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^N \bar{\alpha}_i = 0$$

$$-C \leq \bar{\alpha}_i \leq C$$

首先对 $(-C, C)$ 区间内的训练样本点进行遍历, 选择违反 KKT 条件最严重的点作为第一个变量; 若该区间内不存在违反 KKT 条件的点, 则以相同方法对区间边界样本点进行检验; 若仍不存在这样的样本点, 则已得到问题的最优解, 程序结束。

(2) 第二变量 $\bar{\alpha}_b$ 选择

第二变量选择的目的是使该变量有足够大的变化, 以提高算法收敛速度。定义 E_i 为第 i 个样本的预测值 $f(x_i)$ 与其对应样本 y_i 的差值, 依据解析可得, 在第一个变量确定的情况下, 使 $|E_a - E_b|$ 最大的变量可满足要求, 由此可确定第二个变量。特殊情况下, 若上述方法选择的变量不能产生改进, 则遍历非边界样本, 从违反 KKT 条件的变量中随机选取 $\bar{\alpha}_b$; 若仍无法改进, 则遍历整个训练集, 从违反 KKT 条件的变量中随机选取 $\bar{\alpha}_b$; 若还是无法改进, 则放弃已选择的第一个变量, 重新进

行选择。

2.2 变量解析运算

在完成两个变量的选取后,式(8)的目标函数转化为 $\bar{\alpha}_1$ 和 $\bar{\alpha}_2$ 的函数。

$$L(\bar{\alpha}_a, \bar{\alpha}_b) = \frac{1}{2} \bar{\alpha}_a^2 k_{aa} + \frac{1}{2} \bar{\alpha}_b^2 k_{bb} + \bar{\alpha}_1 \bar{\alpha}_2 k_{12} + \epsilon |\bar{\alpha}_1| \epsilon |\bar{\alpha}_2| - \bar{\alpha}_1 y_1 - \bar{\alpha}_2 y_2 + \bar{\alpha}_1 v_1^* + \bar{\alpha}_2 v_2^* + L' \quad (9)$$

式中: $v_i^* = \sum_{j=1, j \neq a, b}^l \bar{\alpha}_j^* k_{ij}$; L' 为目标函数中不含 $\bar{\alpha}_a$ 和 $\bar{\alpha}_b$ 的项,此时为常数;具有上标 * 的量是前一次迭代的值。

根据优化问题约束条件,迭代前后两变量之和不变,令其和为 s^* ,由此式(9)可转化为单变量函数 $L(\bar{\alpha}_b)$,依据式(8)的优化问题对其求最小值,令其导数为 0,即可得 $\bar{\alpha}_b$ 的递推公式,结合式(8)的约束条件 $-C \leq \bar{\alpha}_i \leq C$ 可得 $\bar{\alpha}_a$ 和 $\bar{\alpha}_b$ 的解析解。

对于 $\bar{\alpha}_0$ 的求解,强制使 $f_a = y_a, f_b = y_b$,分别得到 $\bar{\alpha}_0^a$ 和 $\bar{\alpha}_0^b$,将二者平均可得 $\bar{\alpha}_0$ 。

SVR 问题求解过程中,每一循环中均重复上述步骤,直到所有变量 $\bar{\alpha}_i$ 均满足 KKT 条件为止。

2.3 SMO 算法改进

虽然 SMO 算法可实现 SVR 问题的高效求解,但实践表明,仅以 KKT 条件为停机准则过于严格,使得训练时间较长,而模型在训练到一定程度时已满足精度要求,因此有必要基于停机准则对 SMO 算法进行改进以提高建模效率。

根据对偶问题(式(8))与原始问题(式(2))的关系,当对偶问题与原始问题对偶间隙为 0 时,所得的对偶问题解为原始问题的全局最优解,因此当对偶间隙小于给定阈值时,即可认为已得到目标解,可停止建模计算。在此基础上对 SMO 算法进行改进,具体方法如下:

根据不敏感损失函数 l_ϵ 可得松弛变量 ζ_i 和 ζ_i^* 分别为

$$\begin{cases} \zeta_i = \max(0, y_i - f(x_i) - \epsilon) \\ \zeta_i^* = \max(0, f(x_i) - y_i - \epsilon) \end{cases} \quad (10)$$

则原始问题的目标函数可写为

$$U(\omega, \zeta_i, \zeta_i^*) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\zeta_i + \zeta_i^*) \quad (11)$$

令对偶问题目标函数为 $T(\bar{\alpha})$,则根据对偶间隙可定义停机准则的表达式为

$$\sigma = \left| \frac{U(\omega, \zeta_i, \zeta_i^*) - T(\bar{\alpha})}{U(\omega, \zeta_i, \zeta_i^*)} \right| \quad (12)$$

当 σ 小于指定值时则停止模型训练。因此,定义如下三个停机条件:①所有变量满足 KKT 条件;② σ 小于指定值;③迭代循环次数到达制定上限。当上述任一停机条件达到时,均停止建模,以此提升 SMO 算法效率。

3 飞机结构载荷 SVR 模型参数优化

SVR 模型参数包括正则化常数 C 及核函数 K 的相关参数,模型参数选择的合理性会直接影响模型精度及计算效率,但 SVR 方法并未提供模型参数优选方法,一般为任意给定或通过经验给定。本文采用粒子群优化(PSO)算法^[15]对飞机结构载荷 SVR 模型参数进行优化选取。

PSO 算法假设待优化变量处于范围给定的 D 维搜索空间内,由 n 个粒子组成粒子群 $\mathbf{X} = (\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_n)$,其中每个粒子均为 D 维向量,是该粒子在搜索空间中的位置,同时也是原始优化问题的潜在解。依据优化目标函数可计算出每个粒子的适应度,并依此判断目标优化情况。在迭代过程中,为使粒子群向优化目标运动,定义第 i 个粒子的速度 $\mathbf{V}_i = [V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{iD}]$,并定义单个粒子在寻优过程中的极值变量 $\mathbf{P}_i = [P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{iD}]$,整个粒子群极值变量 $\mathbf{P}_g = [P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gD}]$ 。在迭代过程中,粒子通过 \mathbf{P}_i 和 \mathbf{P}_g 更新 \mathbf{V}_i 及 \mathbf{X} ,更新方法为

$$\begin{cases} V_{id}^{k+1} = \rho V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{gd}^k) \\ X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \end{cases} \quad (13)$$

式中: ρ 为惯性权重常数; c_1 和 c_2 为非负的加速度因子常数; r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。

当迭代次数达到最大限制或连续多次适应度函数迭代结果保持不变时,则停止计算。

采用 PSO 算法对飞机结构载荷 SVR 模型相关参数进行优选,定义适应度函数 F 为模型的平均误差,其形式为

$$F = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (f(x_i) - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n y_i^2}} \quad (14)$$

式中: $f(x_i)$ 为第 i 个样本点的计算值; y_i 为与之对应的样本目标值。

每组模型参数对应单个粒子,其优化目标是得到使适应度函数最小的 SVR 模型参数。由此,采用 PSO 算法优化的飞机结构载荷 SVR 模型建立方法如图 1 所示。

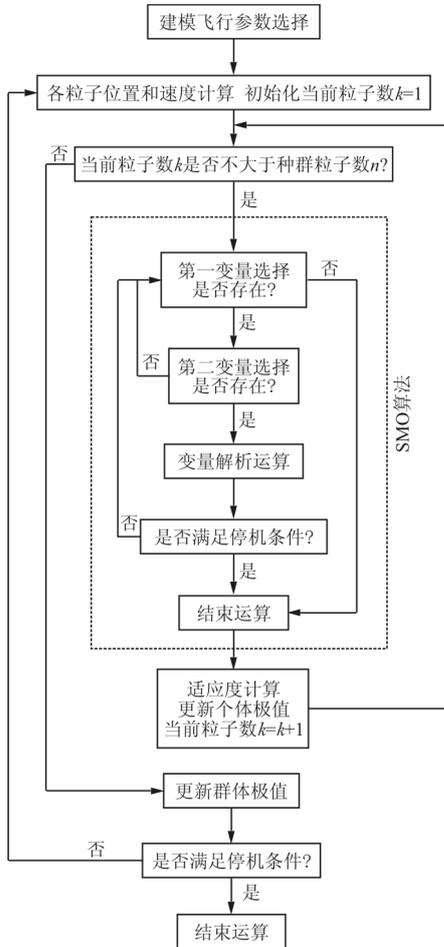


图 1 建模流程

Fig. 1 Modeling process

4 方法验证及结果分析

以某型飞机在基本飞行重量且无外挂构型下跨声速俯仰对称机动过程中机翼某一测载剖面处结构剪力实测数据为原始数据,采用上述改进支持向量机回归方法进行建模,为确保所建立模型的泛化能力得到检验,未对正负过载进行区分,取 36 个法向过载较小的俯仰机动数据作为建模数据集,9 个法向过载较大的俯仰机动数据作为测试数据集。建模前对原始实测数据进行清零、去跳点及各参数时间统一性检验等预处理工作。

4.1 建模参数确定

飞机在对称俯仰机动过程中,绕质心运动为其主要运动形式,运动中飞机除受自身转动惯量 I_y 影响外,还受到翼身气动力矩 M_{wb} 、平尾气动力矩 M_l 、俯仰阻力力矩 M_q 及洗流时差力矩 M_a 等外部因素影响。根据空气动力学理论,上述外力矩的主要影响飞行参数包括气压高度 H 、指示空速 V 、迎角 α 、升降舵或全动平尾偏度 δ_e 、俯仰角速度 q 及其他可对飞机气动力产生影响的舵面偏度。在机动过程中,飞机会形成法向过载,这是俯仰机动的主要特征。初步将上述参数确定为主要建模参数,对剖面结构剪力与上述参数的相关性进行分析,相关系数计算结果如表 1 所示。

表 1 相关性计算结果

Table 1 Correlation calculation results

飞行参数	与结构载荷相关系数
气压高度/m	-0.235
指示空速/($\text{km} \cdot \text{h}^{-1}$)	-0.071
迎角/ $^\circ$	0.886
左平尾偏度/ $^\circ$	-0.876
右平尾偏度/ $^\circ$	-0.798
左前缘襟翼偏度/ $^\circ$	-0.732
右前缘襟翼偏度/ $^\circ$	-0.765
俯仰角速度/($^\circ \cdot \text{s}^{-1}$)	0.782
重心法向过载	0.977

从表 1 可以看出:气压高度及空速与结构载荷的相关系数很小,表明其在机动过程中与机翼结构载荷相关性并不强,究其原因,虽然它们是决定气动力的关键因素,但建模采用俯仰机动过程数据,在该时间段内飞机高度和速度基本保持不变,而实测结构载荷随机动过程必然产生相应变化,因此两参数与载荷间呈现低相关性是合理的,故在给定飞机状态俯仰机动结构载荷建模中不将其作为建模参数;而根据空气动力学理论,该过程中引起气动力改变的主要因素是迎角,相关系数计算结果也证明了这一点。

对于参与建模的参数,因其量级差异较大,在开始建模前,为保证后续建模工作的计算效率,需对其进行归一化处理。针对各参数,在飞行实测中均有对应的测量范围 $[X_{\min}, X_{\max}]$,故归一化方式为

$$X_{inorm} = \frac{X_i - X_{imin}}{X_{imax} - X_{imin}} \quad (15)$$

4.2 模型建立及检验

在确定建模参数并对其进行归一化的基础上,采用改进支持向量机回归方法建立飞机结构载荷模型,选择高斯核函数作为核函数,其表达式为

$$K(x, z) = \exp\left(-\frac{\|x - z\|^2}{2\gamma^2}\right) \quad (16)$$

给定支持向量机回归间隔带半带宽 ϵ 为 0.05, σ 的临界值为 0.001,因此 PSO 算法需要确定的参数为正则化常数 C 和核函数参数 γ ,搜索空间为二维空间。设定粒子群中粒子数量为 50,最大迭代数为 100,采用图 1 所示算法,使用建模数据集进行建模,每代最优个体适应度如图 2 所示,根据迭代结果确定 $C=30.476, \gamma=3.223$ 。

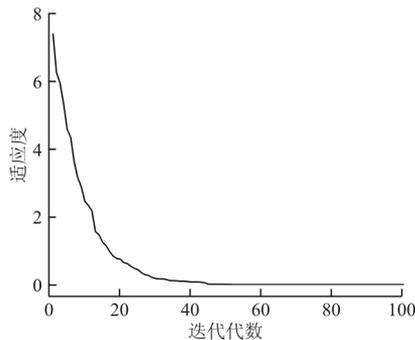


图 2 个体适应度迭代结果

Fig. 2 Individual fitness iteration results

作为对比,采用网格搜索及原始 SVR 方法对参数 C, γ 进行寻优,寻优目标仍为平均误差(式(14)),寻优过程如图 3 所示,目标仍为使误差最小的参数组合。受计算时间限制, C 的变化步长为 1, γ 的变化步长为 0.1,最终确定 $C=32, \gamma=3.5$ 。

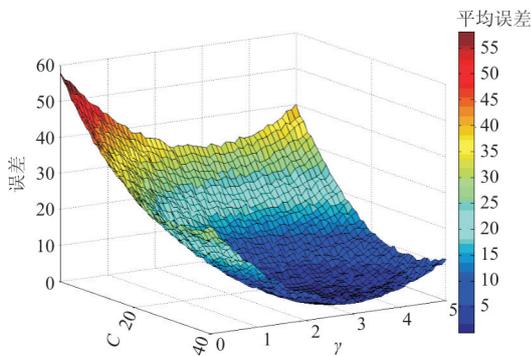


图 3 网格搜索法误差

Fig. 3 Grid search error

分别使用两组 C 和 γ 进行建模计算,并使用测试数据集对所建立的模型进行测试,结果如图 4 所示。

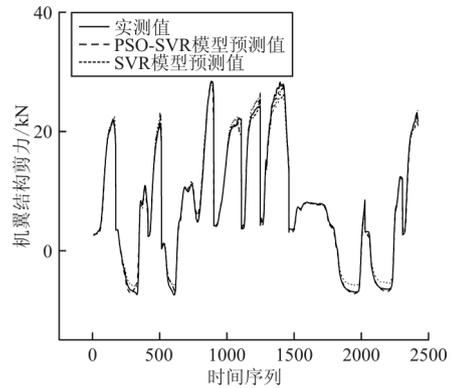


图 4 模型预测结果与载荷实测值对比

Fig. 4 Comparison between model prediction results and load measured values

基于原始 SVR 算法与改进后的 SVR 算法的模型计算结果对比如表 2 所示,模型训练精度及测试精度均使用平均误差(式(14))进行评价。

表 2 模型精度对比

Table 2 Model accuracy comparison

模型	训练精度	测试精度	最大测试误差/kN
改进 SVR	0.006	0.035	1.161
SVR	0.018	0.146	4.213

从表 2 可以看出:基于改进 SVR 算法的飞机结构载荷模型与原始 SVR 算法模型相比,虽然训练精度相差不大,但测试精度明显优于后者,证明通过模型参数优选可提高模型泛化能力,并且建模过程中参数寻优速度明显优于原始 SVR 算法,因此改进 SMO 算法停机条件并通过 PSO 算法优化模型参数是有必要的。

5 结论

(1) 通过改进支持向量机回归方法可获得精度较高的非线性飞机结构载荷模型,相较于原始支持向量机算法,该方法建模效率高,且所得到的模型泛化能力较强,可更为准确地对飞机结构载荷进行预测。

(2) 通过建立泛化能力较好的飞机结构载荷模型,可对同一型号多架飞机进行结构载荷监控及结构疲劳寿命评估数据积累,对飞行数据进行深层

次挖掘。

(3) 采用改进支持向量机方法所建立的基于试飞数据的飞机载荷模型避免了采用空气动力学及飞行动力学理论进行建模所需的复杂理论推导工作,充分利用了飞行数据。

参考文献

- [1] 中华人民共和国总装备部. 军用飞机强度和刚度规范(第十部分)——飞行试验: GJB67. 10A—2008[S]. 北京: 总装备部军标出版发行部, 2008.
General Equipment Department of the People's Republic of China. Military aircraft strength and stiffness specification (part 10) — flight test: GJB67. 10A — 2008[S]. Beijing: General Equipment Department Military Standards Publishing Department, 2008. (in Chinese)
- [2] 中国民用航空局. 运输类飞机适航标准: CCAR-25-R4[S]. 北京: 中国民用航空局, 2011.
Civil Aviation Administration of China. Airworthiness standard of transport aircraft: CCAR-25-R4[S]. Beijing: CAAC, 2011. (in Chinese)
- [3] 哈尔滨工业大学理论力学教研室. 理论力学[M]. 北京: 高等教育出版社, 1997: 326-328.
Department of Theoretical Mechanics, Harbin Institute of Technology. Theoretical mechanics[M]. Beijing: Higher Education Press, 1997: 326-328. (in Chinese)
- [4] 中国科学院. 新型飞行器中的关键力学问题[M]. 北京: 科学出版社, 2018: 40-41.
Chinese Academy of Sciences. Key mechanics problems in new aircraft[M]. Beijing: Science Press, 2018: 40-41. (in Chinese)
- [5] ALLEN M J, DIBLEY R P. Modeling aircraft wing loads from flight data using neural networks[R]. California: NASA Dryden Research Center, 2003.
- [6] 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 Fadong, SHU Chenghui. Application of BP neural networks based on Bayesian regularization to aircraft wing loads analysis[J]. Flight Dynamics, 2009, 27(4): 85-88. (in Chinese)
- [7] 马凯超, 宋笔锋, 殷之平, 等. 一种基于神经网络的飞机载荷参数识别方法[J]. 飞行力学, 2013, 31(4): 363-366.
MA Kaichao, SONG Bifeng, YIN Zhiping, et al. An alternative approach for parameter based flight loads identification using the neural networks[J]. Flight Dynamics, 2013, 31(4): 363-366. (in Chinese)
- [8] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016: 105-106.
ZHOU Zhihua. Machine learning[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016: 105-106. (in Chinese)
- [9] 崔伟东, 周志华, 李星. 支持向量机研究[J]. 计算机工程与应用, 2001(1): 58-61.
CUI Weidong, ZHOU Zhihua, LI Xing. Research on support vector machine[J]. Computer Engineering and Applications, 2001(1): 58-61. (in Chinese)
- [10] 何春雄, 龙卫江, 朱锋峰. 概率论与数理统计[M]. 北京: 高等教育出版社, 2012: 79-81.
HE Chunxiong, LONG Weijiang, ZHU Fengfeng. Probability theory and mathematical statistics[M]. Beijing: Higher Education Press, 2012: 79-81. (in Chinese)
- [11] S·查特吉, 哈迪·A·伯特伦普莱斯. 例解回归分析[M]. 郑中国, 等译. 北京: 机械工业出版社, 2016: 1-19.
CHATTERJEE S, BERTRAMPRIE H A. Regression analysis by example[M]. Translated by ZHENG Zhongguo, et al. Beijing: China Machine Press, 2016: 1-19. (in Chinese)
- [12] SMOLA A J, SCHOLKOPF B. A tutorial on support vector regression[R]. Berlin: Neuro COLT2, 1998.
- [13] 李航. 统计学习方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2019: 450.
LI Hang. Statistical learning method[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2019: 450. (in Chinese)
- [14] PLATT J C. Fast training of support vector machine using sequential minimal optimization[M]. U. S.: University of Cambridge, 1999.
- [15] 方峻. 粒子群算法及其应用研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2006.
FANG Jun. Particle swarm optimization algorithm and its application[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2006. (in Chinese)

作者简介:

唐宁(1989—),男,硕士,工程师。主要研究方向:飞机飞行载荷测量。

白雪(1989—),女,硕士,工程师。主要研究方向:机载传感器校准。

(编辑:马文静)