

基于分解协调改进支持向量机的 起落架运行可靠性分析

张雷¹, 陈俊宇², 冯军¹, 冯蕴雯², 刘磊¹

(1.中国航空工业集团一飞院, 陕西 西安 710089; 2.西北工业大学 航空学院, 陕西 西安 710072)

摘 要:为了提高起落架运行可靠性分析的精度和效率,提出基于分解协调策略的改进支持向量机(improved support vector machine-based decomposed-coordinated, ISVM-DC)。分解协调策略将复合失效问题分解为多个子数学模型,进而依据层次组合关系构建总输出响应与各变量参数之间的关系。改进支持向量机旨在通过超参数多阶段点位适应性控制,实现各子数学模型中极限状态函数的性能最优化。结合故障逻辑图和机载快速储存记录数据(quick access recorder, QAR),以主起落架机轮刹车温度差异为案例,开展方法在可靠性建模和模拟中的有效性验证。案例结果表明,所提出的 ISVM-DC 可准确分解和协调起落架机轮刹车温度架构,高效构建和求解可靠性性能函数。

关 键 词:起落架;运行可靠性;分解协调;参数优化;支持向量机

中图分类号:V219

文献标志码:A

文章编号:1000-2758(2024)06-1011-10

起落架作为具有承力和操纵性要求的重要系统,在飞机安全起降过程中担负着极其重要的使命。其运行可靠性水平直接影响了飞行使用安全,如起落架刹车温度过高会引起飞行任务的中断和灾难性事件的发生。因此,有必要对起落架开展高效精确的运行可靠性分析,以保障飞机的运行安全。

对于运行可靠性分析,现阶段方法可分为数值模拟法、近似解析法和代理模型法。数值模拟法根据大数定律计算失效频率来获得失效概率^[1]。Zhong 等^[2]结合失效模式分析确定故障影响参数,采用蒙特卡罗(Monte Carlo, MC)仿真实现了运行可靠性分析;Bai 等^[3]基于重要抽样法开展了自适应可靠性分析。但数值模拟法的高精度局限于大样本,使得其计算成本难以承受。近似解析法基于输入参数的平均点或设计点,将超平面或二次超曲面应用于近似实际极限状态函数。Yang 等^[4]提出了基于分位数的矩方法,从而实现可靠性设计;Lu 等^[5]采用二次四阶矩开展可靠性分析。考虑到运

行可靠性分析为高非线性问题,近似解析法的效率无法满足当前需求。

为有效提高运行可靠性分析的效率和精度,代理模型法通过构建显式函数近似还原隐式极限状态方程^[6-11]。SVM 作为代理模型中的代表性算法之一,以结构风险最小化构建由支持向量支撑的拟合层,保障了分析误差和时间消耗最小化^[12]。梁碧蓝^[13]将改进抽样算法和 SVM 进行结合实现可靠性分析;孔祥芬等^[14]利用 SVM 实现飞机整齐驱动发电机的可靠性参数估计;管业勤^[15]采用 SVM 对多故障并发下串并联系统进行故障分析。由于 SVM 的支持向量机支撑机制,其性能表现在一定程度上由超参数取值进行调控。为此,陈农田等^[16]建立了基于 SVM 和麻雀搜索算法的 Cessna172R 通用航空机队可靠性预测方法;吉昱玮^[17]构建了基于 SVM 和粒子群算法的飞机引气故障分析;Hesami 等^[18]采用遗传算法对 SVM 参数进行优化从而实现飞机轴承结构故障可靠性分析。上述启发式智能优化算法通过参数演进实现了 SVM 超参数的调整,但其优化结果存在局部最优占比过大的问题。此外,起落架运行可靠性受多组成部分的联合影响,以上方法在多源失效导致的运行可靠性分析中适用局限性

收稿日期:2023-10-09

基金项目:国家自然科学基金(51875465)资助

作者简介:张雷(1988—),高级工程师

通信作者:冯蕴雯(1968—),教授 e-mail:fengyunwen@nwpu.edu.cn

较大。

为解决上述问题,有必要基于分解协调改进支持向量机开展起落架运行可靠性分析。通过有效分解失效层级关系,搭建多阶段点位适应性控制下的超参数最优化子运行可靠性模型,进而协调总输出响应与各变量参数之间的关系。并结合故障逻辑图和机载快速储存记录数据(quick access recorder, QAR),以主起落架机轮刹车温度差异为案例,验证所提方法在可靠性建模和模拟中的有效性。

1 ISVM-DC 原理

1.1 基于 ISVM-DC 的起落架运行可靠性分析流程

起落架运行可靠性分析的有效与否影响到飞机起降和地面机动性能的好坏。若采用数值模拟法和近似解析法进行起落架运行功能函数的搭建,无法高效精准地刻画隐式和非线性下输入变量和输出响应的函数关系。若直接使用诸如 SVM 的代理模型进行极限状态函数近似,则会面临由于起落架故障原因多源性和超参数随机性引起的计算效率和精度大幅下降。因此,提出 ISVM-DC 方法以便有效实现起落架运行可靠性分析。其中,分解协调策略用以建立起落架某一故障触发事件群与不同基础故障模式的传递关系;多阶段点位适应性控制用于捕获 SVM 超参数的全局最优值,以建立各基础故障模式的最佳功能函数。基于 ISVM-DC 的起落架运行可靠性分析流程如图 1 所示。

由图 1 可知,基于 ISVM-DC 的起落架运行可靠性分析流程具体如下所示。

- 1) 起落架运行数据集搭建
- (1) 基于故障逻辑图,明确起落架某一故障的运行表征参数;
- (2) 结合 QAR 数据集,根据确定的运行表征参数类型收集运行数据。
- 2) 起落架运行功能函数构建
- (1) 基于分解协调策略,将起落架某一故障触发事件群自上而下地拆解为各基础故障模式;
- (2) 结合各基础故障模式运行数据集集中的训练数据,建立初始化 SVM;
- (3) 通过多阶段点位适应性控制的点位随机分散、点位区域界定、点位区域收缩和点位区域迁移,捕获 SVM 超参数全局最优值;

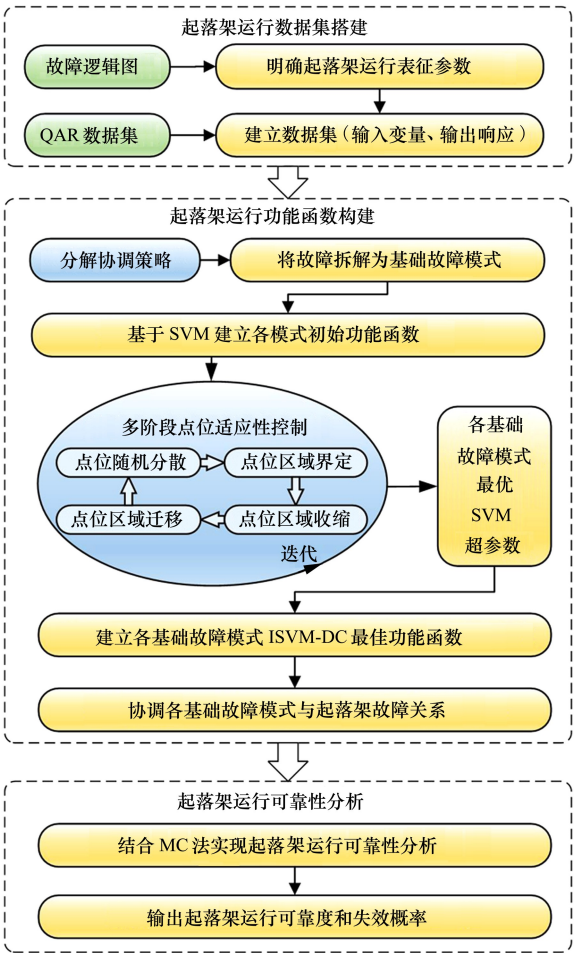


图 1 基于 ISVM-DC 的起落架运行可靠性分析流程

(4) 结合测试样本进行超参数寻优迭代,基于最优 SVM 超参数建立各基础故障模式最佳 ISVM-DC 功能函数;

(5) 基于分解协调策略,自下而上地协调建立各基础故障模式最佳响应与起落架某一故障的函数关系。

3) 起落架运行可靠性分析

- (1) 结合 MC 法实现起落架运行可靠性分析;
- (2) 输出起落架运行可靠度。

1.2 ISVM-DC 推导

基于分解协调策略的起落架运行架构由顶层故障、 n_1 个子故障层、 $n_1 \times n_2$ 个基础故障模式层和运行表征参数层组成,如图 2 所示。

图 2 中, $f_{\text{top-sub}}(\cdot)$ 、 $f_{\text{sub-basic}}(\cdot)$ 和 $f_{\text{basic-para}}(\cdot)$ 分别为顶层故障输出响应与子故障层输出响应、子故障层输出响应与基础故障模式层、基础故障模式层与运行表征参数层的关系表征函数。

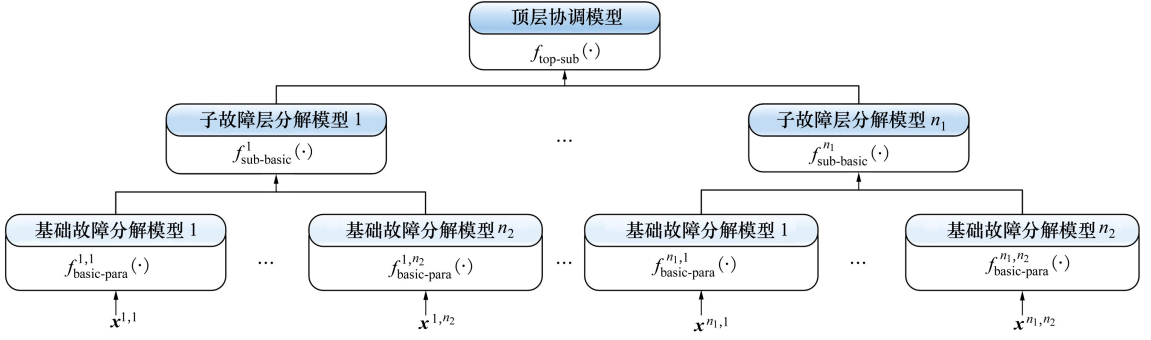


图2 分解协调策略

顶层故障、子故障层、基础故障模式层的输出响应表达式如(1)式所示。

$$\begin{cases} y_{\text{top}} = f_{\text{top-sub}}(f_{\text{sub-basic}}^1(\cdot), f_{\text{sub-basic}}^2(\cdot), \dots, \\ f_{\text{sub-basic}}^{n_1}(\cdot)) \\ y_{\text{sub}}^i = f_{\text{sub-basic}}^i(f_{\text{basic-para}}^{i,1}(\cdot), f_{\text{basic-para}}^{i,2}(\cdot), \dots, \\ f_{\text{basic-para}}^{i,n_2}(\cdot)), i \in n_1 \\ y_{\text{basic}}^{i,j} = f_{\text{basic-para}}^{i,j}(x^{i,j}), j \in n_2 \end{cases} \quad (1)$$

式中, y_{sub}^i 标识了导致顶层故障 y_{top} 的第 i 个子故障; $y_{\text{basic}}^{i,j}$ 为引起第 i 个子故障的第 j 个基础故障模式; $x^{i,j}$ 为 $y_{\text{basic}}^{i,j}$ 的底层运行表征参数向量。

结合(2)式所示的 SVM 优化问题, $f_{\text{top-sub}}(\cdot)$, $f_{\text{sub-basic}}(\cdot)$ 和 $f_{\text{basic-para}}(\cdot)$ 的基本函数如(3)式所示。

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{w}, \mathbf{b}} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + L_s = \min_{\mathbf{w}, \mathbf{b}, \xi} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^m (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s.t.} \begin{cases} \mathbf{y}_i - (\mathbf{w}\mathbf{x}_i + \mathbf{b}) \leq \varepsilon + \xi_i \\ (\mathbf{w}\mathbf{x}_i + \mathbf{b}) - \mathbf{y}_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i \geq 0 \\ \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^m (\alpha_i^* - \alpha_i) \exp(-\gamma \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}\|^2) + \mathbf{b} \\ \text{s.t.} \mathbf{b} = \mathbf{y}_i + \varepsilon - \sum_{i=1}^m (\alpha_i^* - \alpha_i) \cdot \\ \exp(-\gamma \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}\|^2) \end{aligned} \quad (3)$$

式中: $\|\mathbf{w}\|$ 是权重向量的范数; $\mathbf{b}$ 表示样本点和最佳超平面之间距离的偏差; $\mathbf{x}_i (i \in m)$ 为总数为 m 的第 i 个样本; ε 确定拟合层的宽度, 由 SVM 回归模型的最佳超平面和拟合间隔限定; ξ_i 和 ξ_i^* 定义为违反拟合层上边界和下边界的程度; α_i 和 α_i^* 为拉格朗日乘子; C 和 γ 为 SVM 的超参数。

由于 SVM 超参数的初始值生成随机性, 梯度下降法易收敛于局部最优解, 使得模型训练不足, 从而

导致基本功能函数拟合精度和计算效率较低。为了最优化 SVM 超参数, 提出改进 SVM, 即对 SVM 超参数执行包含点位随机分散、点位区域界定、点位区域收缩和点位区域迁移的多阶段点位适应性控制。

多阶段点位适应性控制始于点位随机分散, 对 SVM 超参数执行初始的全局探索和点位更新, 其原理如(4)式所示。

$$\begin{cases} \mathbf{y}_i(t+1) = \mathbf{y}_i(t) + \alpha \mathbf{y}_i(t-1) + \beta \Delta \mathbf{y} \\ \Delta \mathbf{y} = |\mathbf{y}_i(t) - \mathbf{Y}^w| \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\mathbf{y}_i(t)$ 表示第 i 个超参数点在第 t 次迭代时的位置信息; α 和 β 为点位分散控制和分散度量的权重; $\Delta \mathbf{y}$ 为点位受初始分散区域 $\mathbf{Y}^w$ 影响的度量。

基于超参数对 SVM 的误差影响, 将随机分散的超参数点位边界进行界定, 使得第一代点位朝优化目标移动。随着点位区域的动态更新, 超参数个体可在一定范围内调整站位, 其原理如(5)式所示。

$$\begin{cases} \hat{u} = \min(\mathbf{Y}^*(1+R), u) \\ Z_{\text{control}} = \begin{cases} \hat{l} = \max(\mathbf{Y}^*(1-R), l) \\ R = 1 - t/T \end{cases} \\ \mathbf{y}_i(t+1) = \mathbf{Y}^* + (\mathbf{b}_1 + \mathbf{b}_2)\mathbf{y}_i(t) - \mathbf{b}_1 \hat{l} - \mathbf{b}_2 \hat{u} \end{cases} \quad (5)$$

式中: $\hat{l}$ 和 $\hat{u}$ 表示当前点位区域 Z_{control} 的上界和下界; $\mathbf{Y}^*$ 为初始分散的全局最优点位; R 为惯性权值; T 为最大迭代次数; l 和 u 标识搜索区域的上界和下界; $\mathbf{b}_1$ 和 $\mathbf{b}_2$ 为 2 个独立的 D 维优化随机向量。

基于点位区域限定中的全局最优位置 $\mathbf{Y}^b$, 超参数点位进一步收缩, 调动区域内超参数向优化目标聚拢, 如(6)式所示。

$$\begin{cases} u^* = \min(\mathbf{Y}^b(1+R), u) \\ Z_{\text{shrink}} = \begin{cases} l^* = \max(\mathbf{Y}^b(1-R), l) \\ R = 1 - t/T \end{cases} \\ \mathbf{y}_i(t+1) = (1 + \mathbf{B}_1 + \mathbf{B}_2)\mathbf{y}_i(t) - \mathbf{B}_1 l^* - \mathbf{B}_2 u^* \end{cases} \quad (6)$$

式中: B_1 是服从正态分布 $N(0,1)$ 的随机数; B_2 是属于 $(0,1)$ 的随机数。

为避免陷入局部最优, 执行如 (7) 式所示的点位区域迁移, 可实现超参数点位的全局最优演进。

$$y_i(t+1) = Y^b + Sg(|y_i(t) - Y^*| + |y_i(t) - Y^b|)$$
 (7)

式中: S 为常量; g 为 D 维随机向量。

1.3 基于 ISVM-DC 的起落架运行可靠性分析

基于 ISVM-DC 构建的数学模型 $f(\cdot)$, 可建立起落架运行极限状态函数 $h(\cdot)$ 如 (8) 式所示。其中, 运行安全状态和失效状态用失效域指示函数 $I_h(\cdot)$ 表示。

$$\begin{cases} h(\cdot) = f_{\text{allow}} - f(\cdot) \\ I_h(\cdot) = \begin{cases} 0, & h(\cdot) \geq 0 \\ 1, & h(\cdot) < 0 \end{cases} \end{cases} \quad (8)$$

式中: f_{allow} 为最大允许值; $h(\cdot) \geq 0$ 表示安全状态; $h(\cdot) < 0$ 表示失效状态。

基于 MC 进行可靠性抽样模拟, 可得运行失效概率 P_f 和可靠度 P_r 为

$$P_f = E[I_h(\cdot)] = \frac{1}{N} \sum I_h(\cdot) = \frac{N_f}{N}$$
$$P_r = 1 - P_f \quad (9)$$

式中: N 为 MC 样本数; N_f 为失效样本个数。

2 基于 ISVM-DC 的起落架刹车温度运行可靠性分析

2.1 起落架刹车温度运行案例说明

为证明所提出的 ISVM-DC 在起落架运行可靠性分析中的有效性, 以主起落架机轮刹车温度差异过大运行故障为案例, 开展运行功能函数构建和可靠性评估。

在主起落架执行刹车时, 刹车控制单元接收刹车指令, 使得正常刹车选择阀打开, 正常情况下液压系统为整个刹车系统提供液压动力, 此时刹车控制单元可接收轮速、温度、刹车压力信号、空速和来自大气数据惯性参考单元的加速度。此外, 伺服阀由防滑信号控制, 用于适当地确保压力和调整机轮转

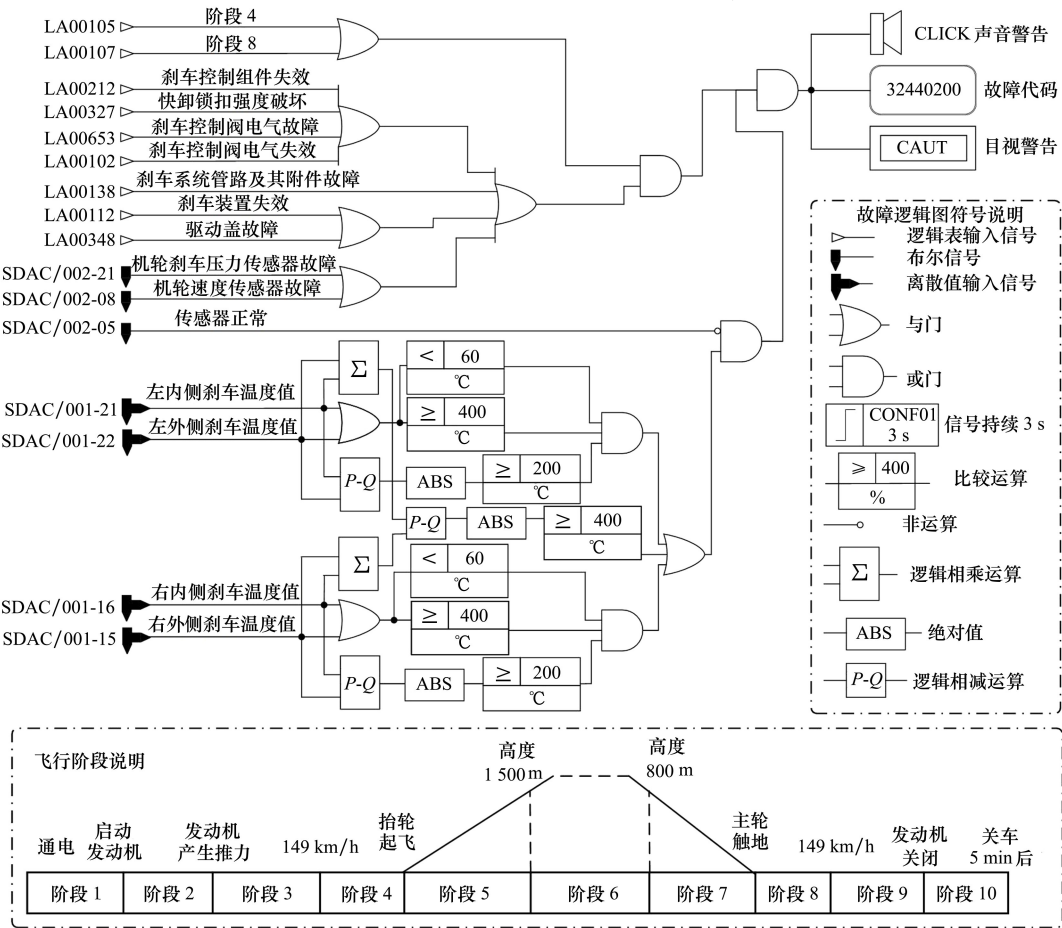


图 3 主起落架刹车温度差异过大故障逻辑图

速。为保障飞机着陆阶段机动性能,在刹车指令逻辑执行阶段,刹车温度常被机载传感器所监控。当刹车温度差异过大时,会导致机轮轮舱起火和机轮爆胎引起的灾难级故障。基于运行故障逻辑分析^[19],主起落架刹车温度差异过大的故障逻辑图如图 3 所示。

如图 3 所示,主起落架机轮刹车温度差异过大这一顶层故障由以下基础故障模式串联组成:

1) 同侧起落架上,其中一个机轮刹车温度不低

于 400 ℃,且 2 个机轮刹车温度差值不小于 200 ℃;

2) 同侧起落架上,其中一个机轮刹车温度不大于 60 ℃,且这 2 个机轮刹车温度差值不小于 200 ℃;

3) 左侧起落架 2 个机轮的平均刹车温度与右侧的差值不小于 200 ℃。

结合 QAR 数据集和如图 3 所示的故障逻辑,表 1 列出了基础故障模式的输入参数及其数值特征。

表 1 主起落架刹车温度差异过大输入参数及其数值特征

类型	名称	分布	平均值	标准差
左机轮 刹车参数	左侧刹车压力/MPa	正态分布	1.279 4	2.666 8
	刹车位置/%	正态分布	8.2	10.126 8
	左内侧轮速/(m·s ⁻¹)	正态分布	5.612 6	2.925 7
	左外侧轮速/(m·s ⁻¹)	正态分布	5.583 4	2.930 7
	左外侧刹车温度/℃	正态分布	127.916 7	26.032 9
	左内侧刹车温度/℃	正态分布	291.273 3	51.486 9
右机轮 刹车参数	右侧刹车压力/MPa	正态分布	1.433 4	2.848 9
	刹车位置/%	正态分布	12.246 7	10.613 9
	右内侧轮速/(m·s ⁻¹)	正态分布	5.571 4	3.007 4
	右外侧轮速/(m·s ⁻¹)	正态分布	5.552 6	3.001 9
	右内侧刹车温度/℃	正态分布	246.64	59.6646
	右外侧刹车温度/℃	正态分布	83.886 7	17.806 9
机轮 共用参数	滚转角/(°)	正态分布	-0.185 3	0.409 6
	马赫数 <i>Ma</i>	正态分布	9.196 7×10 ⁻³	8.2570×10 ⁻³
	风速/(m·s ⁻¹)	正态分布	2.829 4	1.943 4
	纵向加速度	正态分布	-6.832 4×10 ⁻³ <i>g</i>	1.883 7×10 ⁻² <i>g</i>
	横向加速度	正态分布	1.867 2×10 ⁻³ <i>g</i>	2.330 2×10 ⁻² <i>g</i>
	垂直加速度	正态分布	0.998 4 <i>g</i>	1.408 3×10 ⁻² <i>g</i>

基于如表 1 所示的输入参数分布特征,提取 QAR 数据集中相应参数的 300 组样本。其中,前 200 组样本和后 100 组样本分别为训练样本和测试样本,用于支撑后续功能函数构建与可靠性分析。

2.2 起落架刹车温度运行功能函数构建

对于主起落架左机轮和右机轮的内外刹车温度度量,功能函数 $f(x_i)$ 构建优度通过 E_{MA} 和 R^2 衡量,如(10)式所示。

$$E_{MA} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |f(x_i) - y_i|$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m (f(x_i) - y_i)^2}{\sum_{i=1}^m (\bar{y} - y_i)^2} \tag{10}$$

式中: y_i 表示左右机轮刹车温度差异真值; $\bar{y}$ 标识左右机轮刹车温度差异真值的平均值; i 为样本的序号; m 为样本的总数。

对于各基本故障模式,基于 ISVM-DC 最佳功能函数下的训练和测试情况如图 4~6 所示。

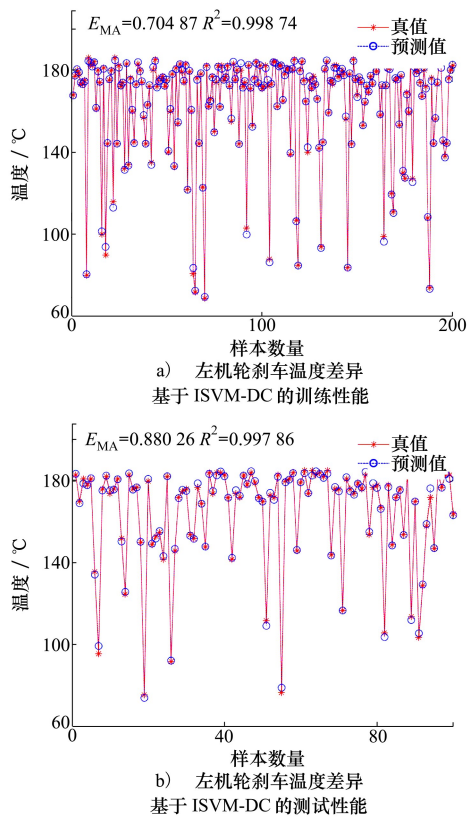


图 4 基于 ISVM-DC 的主起落架左机轮刹车温度差异过大训练与测试性能

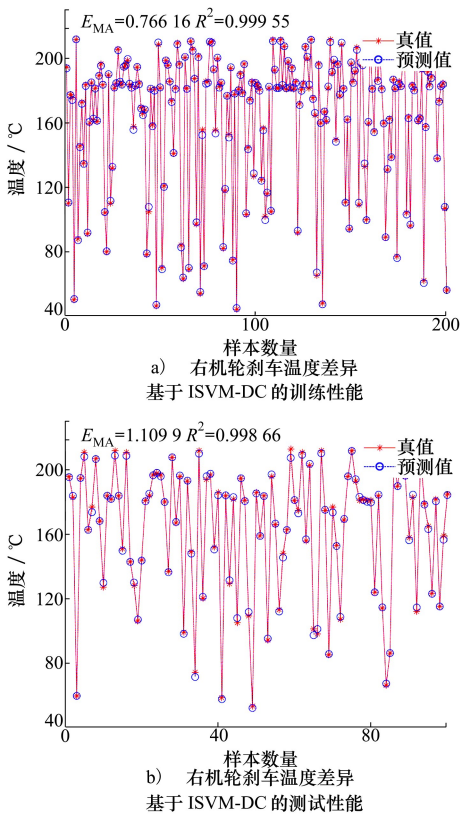


图 5 基于 ISVM-DC 的主起落架右机轮刹车温度差异过大训练与测试性能

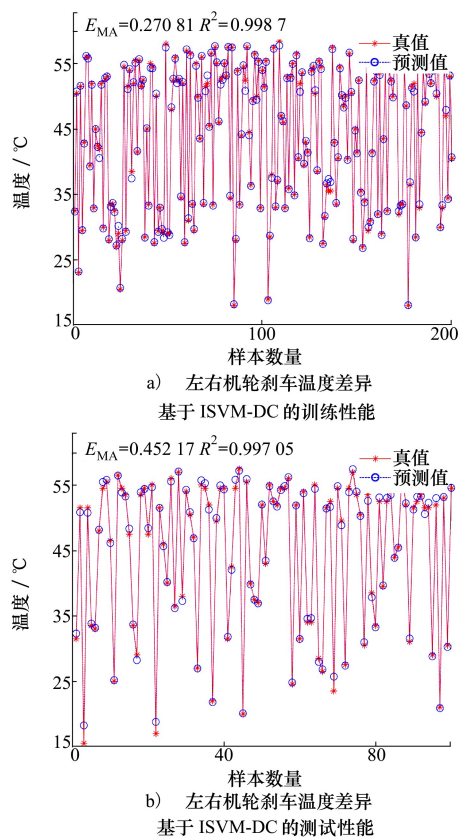
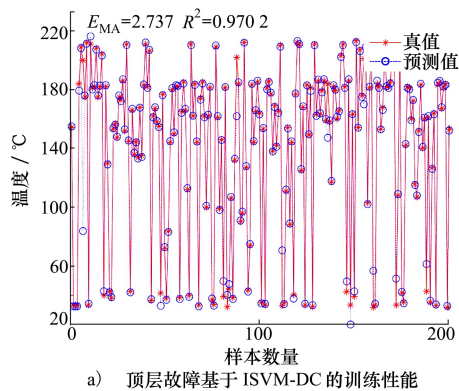


图 6 基于 ISVM-DC 的主起落架左右机轮刹车温度差异过大训练与测试性能

由分解协调策略可知,主起落架机轮刹车温度差异过大这一顶层故障由左机轮刹车温度差异过大、右机轮刹车温度差异过大和左右机轮刹车温度差异过大所引起,其功能函数关系可描述为

$$f_{\text{top-basic}} = f_{\text{basic-para}}^1(x^1) + f_{\text{basic-para}}^2(x^2) + f_{\text{basic-para}}^3(x^3) \quad (11)$$

式中, $f_{\text{top-basic}}$ 、 $f_{\text{basic-para}}^1(x^1)$ 、 $f_{\text{basic-para}}^2(x^2)$ 和 $f_{\text{basic-para}}^3(x^3)$ 分别表示主起落架机轮刹车温度差异过大、左机轮刹车温度差异过大、右机轮刹车温度差异过大和左右机轮刹车温度差异过大的功能函数。相应地,基于 ISVM-DC 顶层故障最佳功能函数的训练和测试情况如图 7 所示。



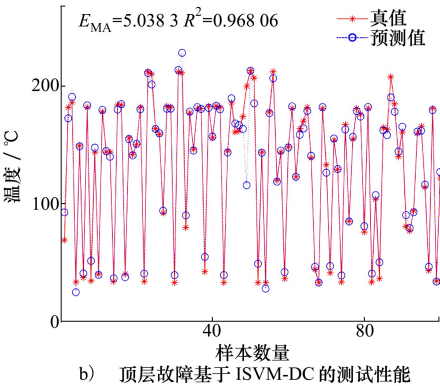


图 7 基于 ISVM-DC 的顶层故障训练与测试性能

2.3 起落架刹车温度运行可靠性评估

起落架刹车温度过大会导致机轮轮舱起火和机轮爆胎引起的灾难级故障,因此有必要对其运行可靠性进行评估,以保障飞机着陆阶段的机动性和安全性。基于 ISVM-DC 的可靠性评估原理,在 100, 2×10³, 5×10³, 8×10³ 和 1×10⁴ 模拟样本下开展可靠性分析。其中,1×10⁴ 次模拟下的分布直方图和抽样频率图如图 8 所示。

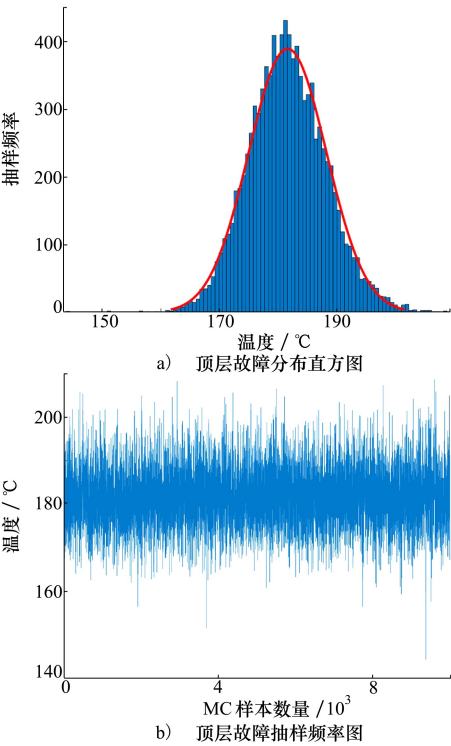


图 8 基于 1×10⁴MC 样本的顶层故障模拟特征

由图 8 可知,1×10⁴MC 样本下的顶层故障分布服从均值为 180.086 9 和标准差为 6.637 7 的正态分

布,此时主起落架机轮刹车温度差异过大的运行可靠度为 0.994 1。

3 方法有效性验证

3.1 建模特性

为验证所提 ISVM-DC 方法在起落架运行功能函数构建的有效性,以 100, 2×10³, 5×10³, 8×10³ 和 1×10⁴ 模拟样本为基础,采用 Kriging、RSM、BPNN、SVM 和 ISVM-DC 同时开展主起落架机轮刹车温度差异过大顶层故障的运行功能函数构建。相应的建模特征如表 2 所示。

表 2 Kriging、RSM、BPNN、SVM 和 ISVM-DC 的建模特性

建模方法	建模时间/s	效率提升比率/%	$E_{MA}/^{\circ}C$	精度提升比率/%
SVM	0.833 9		4.190 2	
Kriging	1.020 4	-22.364 8	3.726 0	11.078 2
RSM	1.692 6	-102.973 9	5.964 0	-42.332 1
BPNN	0.681 1	18.323 5	4.939 6	-17.884 6
ISVM-DC	0.405 2	51.409 0	2.737 0	34.680 9

如表 2 所示,以 SVM 作为建模特性比较基准,ISVM-DC 的建模时间为 0.405 2 s,较 SVM 提升了 51.409 0%。在建模精度方面,ISVM-DC 的 E_{MA} 为 2.737 0,较 SVM 提升了 34.680 9%。除此之外,与 Kriging、RSM 和 BPNN 相比,ISVM-DC 在构建主起落架机轮刹车温度差异的运行功能函数时具有最佳建模性能。其原因在于,对于如本案例所示的高维多参输入样本,ISVM-DC 的分解协调策略可有效分解和组合各基础故障模式功能函数,达到有序层次下函数关系的高效构建。并且,ISVM-DC 能够通过多阶段点位适应控制优选超参数,使得所构建的功能函数具备高精度特性。

3.2 模拟特征

为验证所提 ISVM-DC 方法在起落架运行可靠性分析上的有效性,以 100, 2×10³, 5×10³, 8×10³ 和 1×10⁴ 模拟样本为基础,采用 MC 直接模拟、Kriging、RSM、BPNN、SVM 和 ISVM-DC 同时开展主起落架机轮刹车温度差异过大顶层故障的运行可靠度计算。相应的模拟效率、可靠度和模拟精度分别如表 3~5 所示。

表 3 MC 直接模拟、Kriging、RSM、BPNN、SVM 和 ISVM-DC 的模拟效率

方法	不同 MC 样本个数下的模拟时间/s				
	100	2×10 ³	5×10 ³	8×10 ³	1×10 ⁴
MC 直接模拟	103 029	1 739 202	3 928 409	7 194 483	
Kriging	0.017 4	0.036 8	0.040 8	0.064 8	0.071 2
RSM	0.027 4	0.052 9	0.064 7	0.083 6	0.165 3
BPNN	0.012 6	0.029 1	0.030 1	0.046 9	0.051 2
SVM	0.019 2	0.037 3	0.048 2	0.041 7	0.068 4
ISVM-DC	0.005 8	0.015 5	0.029 8	0.042 2	0.047 6

表 4 MC 直接模拟、Kriging、RSM、BPNN、SVM 和 ISVM-DC 的可靠度

方法	不同 MC 样本个数下的可靠度				
	100	2×10 ³	5×10 ³	8×10 ³	1×10 ⁴
MC 直接模拟	0.998 0	0.999 0	0.996 1	0.994 5	
Kriging	0.999 0	0.997 3	0.997 1	0.996 9	0.996 8
RSM	0.996 0	0.998 1	0.993 5	0.997 5	0.997 6
BPNN	0.999 0	0.998 5	0.993 7	0.994 8	0.994 3
SVM	1	0.997 1	0.998 6	0.995 4	0.996 6
ISVM-DC	0.999 0	0.998 4	0.994 6	0.994 1	0.994 1

表 5 以 MC 直接模拟为基准的 Kriging、RSM、BPNN、SVM 和 ISVM-DC 的模拟精度

方法	不同 MC 样本个数下的模拟精度/%			
	100	2×10 ³	5×10 ³	8×10 ³
Kriging	99.90	99.83	99.90	99.76
RSM	99.80	99.70	99.74	99.70
BPNN	99.90	99.95	99.76	99.97
SVM	99.80	99.81	99.75	99.91
ISVM-DC	99.90	99.94	99.85	99.96

如表 3~5 所示,以 MC 直接模拟作为比较基准,所提出的 ISVM-DC 在执行主起落架机轮刹车温度差异过大的运行可靠性分析时具有最优模拟效率和模拟精度。在 1×10⁴MC 样本下,ISVM-DC 的模拟时间和模拟精度分别为 0.047 6 s 和 99.96%。其原因在于,提出的 ISVM-DC 所构建的顶层故障功能函数可建立最优超参数和高效的分解协调结构,使得在可靠度计算时能够在快速拟合 MC 样本的基础上保持与实际可靠度分布的高符合性。

4 结 论

- 1) 提出了基于 ISVM-DC 的起落架运行可靠性分析方法。ISVM-DC 通过分解协调策略实现顶层故障、子故障、各基础故障模式和输入参数的有效关系搭建,并通过多阶段点位适应控制优选超参数实现最佳功能函数的搭建;
- 2) 以主起落架机轮刹车温度差异过大运行故

障为案例,通过与 Kriging、RSM、BPNN、SVM 对比,验证了所提出的 ISVM-DC 具有功能函数最佳建模特性,建模精度和效率分别为 2.737 0 和 0.405 2 s;

3) 以主起落架机轮刹车温度差异过大运行故障为案例,通过与 MC 直接模拟法、Kriging、RSM、

BPNN、SVM 对比,验证了所提出的 ISVM-DC 具有最佳运行可靠性评估特性,在 1×10^4 MC 样本下,ISVM-DC 的模拟时间和模拟精度分别为 0.047 6 s 和 99.96%。

参考文献:

- [1] XIAO S A, LU Z Z, XU L Y. A new effective screening design for structural sensitivity of failure probability with the epistemic uncertainty[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2016, 156: 1-14
- [2] ZHONG Y L, ZHANG Z W, ZHANG D P, et al. Reliability simulation analysis of a flap motion mechanism based on failure modes[J]. Electronic Product Reliability and Environmental, 2019, 37(5): 1-7
- [3] BAI B, GUO Z W, ZHOU C, et al. Application of adaptive reliability importance sampling-based extended domain PSO on single mode failure in reliability engineering[J]. Information Sciences, 2021, 546(6): 42-59
- [4] YANG Z Y, CHING J Y. A novel reliability-based design method based on quantile-based first-order second-moment[J]. Applied Mathematical Modelling, 2020, 88: 461-473
- [5] LU Z H, HU D Z, ZHAO Y G. Second-order fourth-moment method for structural reliability[J]. Journal of Engineering Mechanics, 2017, 143(4): 06016010
- [6] 颜永龙. 风电机组运行状态评估与短期可靠性预测方法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2015
YAN Yonglong. Research on wind turbine condition assessment and short-term reliability prediction method[D]. Chongqing: Chongqing University, 2015 (in Chinese)
- [7] 冯蕴雯, 王锐, 卢涛, 等. 基于多策略协同优化神经网络的起落架状态监测[J]. 西北工业大学学报, 2023, 41(2): 264-273
FENG Yunwen, WANG Rui, LU Tao, et al. Landing gear condition monitoring based on multi-strategy optimization neural[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2023, 41(2): 264-273 (in Chinese)
- [8] 王威, 刘吉绪, 吴春玲, 等. 基于机器学习的车用发动机性能预测及优化方法研究[J]. 内燃机, 2023, 39(5): 28-34
WANG Wei, LIU Jixu, WU Chunling, et al. Research on performance prediction and optimization methods of vehicle engines on machine learning[J]. Internal Combustion Engines, 2023, 39(5): 28-34 (in Chinese)
- [9] LU C, TENG D, CHEN J Y, et al. Adaptive vectorial surrogate modeling framework for multi-objective reliability estimation[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2023, 234: 109148
- [10] TENG D, FENG Y W, CHEN J Y, et al. Structural dynamic reliability analysis: review and prospects[J]. International Journal of Structural Integrity, 2022, 13(5): 753-783
- [11] CHEN J Y, FENG Y W, TENG D, et al. Support vector machine-based similarity selection method for structural transient reliability analysis[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2022, 223: 108513
- [12] AURÉLIEN G. Hands-on machine learning with scikit-learn, keras and tensorflow[M]. California: O'Reilly, 2019
- [13] 梁碧蓝. 基于 Direct 算法抽样和支持向量机的结构可靠性分析[D]. 广州: 暨南大学, 2022
LIANG Bilan. Structural reliability analysis based on direct algorithm sampling and support vector machine[D]. Guangzhou: Jinan University, 2022 (in Chinese)
- [14] 孔祥芬, 刘敬赞, 王杰, 等. 飞机 IDG 可靠性参数估计方法对比研究[J]. 机械科学与技术, 2022, 41(6): 977-984
KONG Xiangfen, LIU Jingyun, WANG Jie, et al. Comparative study on methods for estimating reliability of aircraft IDG[J]. Mechanical Science and Technology, 2022, 41(6): 977-984 (in Chinese)
- [15] 管业勤. 多故障并发下串并联系统故障诊断及维修决策研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2019
GUAN Yeqin. Research on fault diagnosis and maintenance decision of series-parallel system under multiple concurrent faults [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2019 (in Chinese)
- [16] 陈农田, 陈凯, 李梦飞. 基于 SSA-LS-SVM 的通用航空机队可靠性预测方法[J]. 航空计算技术, 2023, 53(4): 6-9
CHEN Nongtian, CHEN Kai, LI Mengfei. General aviation fleet reliability prediction method based on SSA-LS-SVM[J]. Journal

of Aviation Computational Technology, 2023, 53(4): 6-9 (in Chinese)

[17] 吉昱玮. 数据驱动的飞机引气系统故障诊断技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2021

JI Yuwei. Research on data-driven fault diagnosis technology for aircraft bleed air system[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2021 (in Chinese)

[18] HESAMI M, JONES A. Modeling and optimizing callus growth and development in cannabis sativa using random forest and support vector machine in combination with a genetic algorithm[J]. Applied microbiology and biotechnology, 2021, 105(12): 5201-5212

[19] LIU W Y, FENG Y W, TENG D, et al. Fault logic and data-driven model for operation reliability analysis of the flap deflection angle[J]. Philosophical Transaction of the Royal Society A, 2023, 381: 20220385

Reliability analysis of landing gear operation based on improved support vector machine-based decomposed-coordinated

ZHANG Lei¹, CHEN Junyu², FENG Jun¹, FENG Yunwen², LIU Lei¹
(1.The First Aircraft Research Institute of AVIC, Xi'an 710089, China;
2.School of Aeronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: An improved support vector machine-based decomposed-coordinated (ISVM-DC) is proposed to improve the accuracy and efficiency of landing gear operation reliability analysis. The decomposition and coordination strategy decompose the composite failure problem into multiple mathematical models, and then builds the relationship between the total output response and the variable parameters according to the hierarchical relationship. The improved support vector machine aims to optimize the performance of the limit state function in each sub-mathematical model by applying multi-stage adaptive point position control of hyperparameters. Taking the wheel brake temperature difference of main landing gear as an example, the verification of the proposed method in reliability modeling and simulation is carried out. The case results show that the proposed ISVM-DC can accurately decompose and coordinate the architecture of landing gear operational failure, and efficiently construct and solve the reliability performance function.

Keywords: landing gear; operational reliability; decomposed-coordinated; parameter optimization; support vector machine

引用格式:张雷, 陈俊宇, 冯军, 等. 基于分解协调改进支持向量机的起落架运行可靠性分析[J]. 西北工业大学学报, 2024, 42(6): 1011-1020

ZHANG Lei, CHEN Junyu, FENG Jun, et al. Reliability analysis of landing gear operation based on improved support vector machine-based decomposed-coordinated[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2024, 42(6): 1011-1020 (in Chinese)