

改进猎食者算法优化 SVM 的斜拉桥损伤识别*

刘杰^{1,2,3,4}, 贾志刚^{1,4}, 刘庆宽^{1,3,4}, 王海龙^{2,5}, 卜建清^{1,6}

(1. 石家庄铁道大学省部共建交通工程结构力学行为与系统安全国家重点实验室 石家庄, 050043)

(2. 河北省土木工程诊断、改造与抗灾重点实验室 张家口, 075000)

(3. 河北省风工程和风能利用工程技术创新中心 石家庄, 050043)

(4. 石家庄铁道大学土木工程学院 石家庄, 050043)

(5. 河北省寒冷地区交通基础设施工程技术创新中心 张家口, 075000)

(6. 石家庄铁道大学交通运输学院 石家庄, 050043)

摘要 针对基于支持向量机(support vector machines, 简称 SVM)的斜拉桥损伤识别中,用于参数优化的群体智能算法存在初始种群随机性高、缺少扰动更新公式等而降低 SVM 寻优效率的问题,提出一种基于改进猎食者(improve hunter-prey optimizer, 简称 IHPO)算法优化 SVM 的斜拉桥损伤识别方法。首先,在普通猎食者算法的基础上,用 Circle 混沌映射代替原算法随机生成初始种群机制以降低随机性;其次,在算法中加入柯西变异公式,扩大算法的搜索空间,并将收敛因子的迭代方式由线性修改为非线性,增强算法后期的搜索能力;然后,利用改进算法对 SVM 的核函数和惩罚因子进行寻优,构建 IHPO-SVM 损伤识别模型;最后,利用斜拉桥基准有限元模型对该损伤识别模型的有效性进行验证,并用该损伤识别模型对实桥进行损伤识别。结果表明:仿真损伤定位识别精度为 95.8%,识别时间为 0.36 s;桥梁左、右跨中点损伤程度的识别平均误差不超过 3%;实桥损伤识别后被证明无损伤;多种噪声强度下的实验证明损伤识别模型具有较好的鲁棒性。

关键词 斜拉桥;损伤识别方法;改进猎食者算法;支持向量机;柯西变异

中图分类号 TU317

引言

近年来,在斜拉桥损伤识别的研究中,基于结构动力响应信号的识别方法取得了飞快发展,许多新的算法被应用到该领域,主要包括 SVM、遗传算法^[1]和神经网络^[2-3]等。其中,遗传算法应用广泛,并具有较强的可扩展性,但采用该算法对桥梁损伤进行识别过程中,程序实现复杂,计算结果具有一定的随机性和跳跃性^[4]。神经网络具有学习性,可有效处理高维数据的映射问题,但是由于需要海量的典型故障样本进行训练,因此在实际工程应用中受到限制。与以上方法相比,SVM 具有坚实的理论基础^[5],可以高效地实现从训练到预测,并简化了预测过程^[6]。在 SVM 的应用过程中,其性能受惩罚因子及核函数选取的影响较大,若选取不当会导致分类器性能降低,容易造成误判^[7],而凭借经验手动选取参数则存在随机性较大的问题。利用智能算法进行

SVM 的参数自动寻优可降低参数的随机性,找到合适的参数。因此,利用经智能算法优化后的 SVM 进行斜拉桥损伤识别能得到更理想的识别效果。

群体智能算法具有全局优化等特点,得到了国内外学者的广泛应用。Zhao 等^[8]将鲸鱼优化算法应用到 SVM 的参数寻优中,利用算法将搜索过程分为探索与开发两个阶段,解决了参数寻优过程中探索与开发之间的不平衡问题。Wumaier 等^[9]提出了一种基于麻雀搜索算法优化 SVM 的故障诊断模型,利用该算法提出的探索者-跟随者-预警者策略对核函数和惩罚因子进行寻优,提高了模型识别精度。陈欢等^[10]利用蝙蝠算法可以自适应调节的特点对 SVM 进行参数寻优,缩短了 SVM 的参数寻优时间,提升了寻优精度。Li 等^[11]采用粒子群算法优化 SVM,为快速准确地识别斜拉索的损伤提供了基础。但是,上述群体智能算法的初始种群都是随机生成的,具有较强的随机性,生成点可能聚集在一个

* 国家自然科学基金资助项目(51778381);河北省自然科学基金资助项目(E2018210044);河北省高端人才资助项目(冀办[2019]63号);河北省重点研发计划资助项目(19275405D)

收稿日期:2023-04-10;修回日期:2023-11-03

区域,使得个体相似度较高,影响算法的寻优时间和速度,且算法缺少扰动更新公式,寻优时无法探索到更多的空间,导致种群多样性降低。

为了弥补上述算法在参数寻优中的不足,提升SVM的建模速度和识别精度,需要利用更优秀的群体智能算法对SVM进行参数寻优。笔者提出了IHPO算法,利用Circle混沌映射生成初始种群,使个体均匀分布,减少位置重叠的个体,在算法中加入柯西异变公式,对适应度值较低的个体进行扰动更新,提高了算法全局搜索能力。同时,结合麻雀搜索算法的思想,将收敛因子的迭代方式由线性改为非线性,以平衡算法的全局搜索和局部开发能力。

本研究提出了一种基于IHPO-SVM的斜拉桥损伤识别方法,该方法将SVM的识别准确率作为适应度函数,通过IHPO对SVM的核函数和惩罚因子进行寻优,根据适应度函数的最优值确定核函数和惩罚因子的取值,建立IHPO-SVM损伤识别模型,并通过斜拉桥基准有限元模型和实桥,验证了该方法的有效性。

1 改进猎食者算法

1.1 猎食者算法

在猎食者算法(hunter-prey optimizer,简称HPO)中,种群个体分为猎食者和猎物。猎食者的行为模拟的是自然界中狮子等捕食动物,在找到远离种群的猎物后,对其展开追逐。猎物的行为是模拟自然界中的鹿和羚羊等群居食草动物,初始猎物选择距离平均位置最远的搜索代理,当猎物逃至全局最佳位置后,猎食者重新挑选猎物,HPO的迭代公式^[12]为

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + 0.5 \left[(2CZP_{\text{pos}(j)} - x_{i,j}(t)) + (2(1-C)Zu_{(j)} - x_{i,j}(t)) \right] \quad (1)$$

$$x_{i,j}(t+1) = T_{\text{pos}(j)} + CZ \cos(2\pi R_4)(T_{\text{pos}(j)} - x_{i,j}(t)) \quad (2)$$

其中: $x_{i,j}(t)$ 为搜索代理当前的位置; $x_{i,j}(t+1)$ 为搜索代理的下一个位置; $P_{\text{pos}(j)}$ 为猎物的位置; u 为所有位置的平均值; Z 为自适应参数; C 为全局搜索和局部搜索的平衡参数,其值从1到0.02线性衰减; $T_{\text{pos}(j)}$ 为全局最优位置; R_4 为(0,1)区间的随机数。

优化时设置一个数值为0~1的随机数 R_5 ,选取调节参数 b 的值为0.1。当 $R_5 \leq b$ 时,选择式(1)进行位置更新;当 $R_5 > b$ 时,选择式(2)进行位置更新。

1.2 猎食者算法的改进

1.2.1 Circle混沌映射初始化种群

混沌映射可以将变量映射到混沌变量空间的取值区间内,使个体尽可能均匀分散开来,减少位置重叠的情况出现,提高寻优速度。本研究采用Circle混沌映射初始化种群,其表达式为

$$x_{n+1} = \text{mod} \left(x_n + 0.2 - \left(\frac{0.5}{2\pi} \right) \sin(2\pi x_n), 1 \right) \quad (3)$$

其中: n 为解的维度。

1.2.2 非线性收敛因子

在麻雀搜索算法中,发现者的位置更新公式为

$$x_i^{t+1} = \begin{cases} x_i^t \exp \left(-\frac{i}{\beta_1 T_{\max}} \right) & (R_2 < ST) \\ x_i^t + \beta_2 L & (R_2 \geq ST) \end{cases} \quad (4)$$

其中: R_2 为预警值,是取值范围0~1中的随机数;ST为安全阈值,其取值范围通常在(0.5,1.0)。

当 $R_2 < ST$ 时,说明周围没有威胁,可以广泛地进行食物搜索,公式中后半部分的值为自适应降低,可以更好地平衡全局搜索和局部开发。

通过融合麻雀搜索算法中发现者更新公式,本研究将收敛因子 C 的计算式修改为

$$C = C_{\min} + (C_{\max} - C_{\min}) \exp \left(\left(\frac{I}{\alpha I_{\max}} \right)^2 \right) \quad (5)$$

其中: I 为当前迭代值; I_{\max} 为最大迭代值; C_{\max} 为参数的最大值; C_{\min} 为参数的最小值; α 为调节因子。

通过式(5)可以看出,参数 C 在迭代前期类似于线性变化,可以更好地进行全局搜索;在后期类似于指数下降,有利于局部开发。非线性的调节参数可以更好地平衡全局与局部搜索,提升算法的性能。

1.2.3 柯西变异

在HPO后期,算法进入局部开发阶段,收敛变慢,不利于全局搜索。柯西算子可使个体具有更大的概率跳到更好的位置,增强算法全局搜索能力。其计算公式为

$$r = \tan[\pi(R_1 - 0.5)] \quad (6)$$

其中: R_1 为(0,1)区间内的随机数。

本研究在算法中增加以柯西算子作为变异步长的位置迭代公式,对算法中适应度值低于平均值的搜索代理进行扰动更新。位置迭代公式为

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t)(1+r) \quad (7)$$

1.3 改进猎食者算法性能的测试

为了验证IHPO的有效性,选取IHPO、HPO、

鲸鱼优化算法 (whale optimization algorithm, 简称 WOA)^[13] 和哈里斯鹰算法 (Harris hawks optimizer, 简称 HHO)^[14] 等 4 种算法, 在 4 个国际通用的基准函数上进行对比分析。基准函数见表 1。

在进行算法对比时, 将各个算法运行 40 次以减少误差, 并将统计得到的最优值、最差值、平均值和方差值作为评价标准。基准函数测试结果见表 2。

由表 2 可知, 在进行 500 次迭代后, IHPO 在 Sphere 函数和 Schwefel 1.2 函数的最优值和方差值都能达到理论最优值, 优于 HPO、HHO 和 WOA, 在

表 1 基准函数

Tab.1 Benchmark functions

测试函数名称	维度	搜索区间	最小值
Sphere	30	[-100, 100]	0
Schwefel 2.22	30	[-10, 10]	0
Schwefel 1.2	30	[-100, 100]	0
Schwefel 2.1	30	[-100, 100]	0

其他函数中最优值也小于其他 3 个算法, 这表明 IHPO 寻优能力更强且更加稳定。

表 2 基准函数测试结果

Tab.2 Results of benchmark function testing

函数名称	结果	WOA	HHO	HPO	IHPO
Sphere	最优值	1.2×10^{-87}	1.0×10^{-110}	5.2×10^{-185}	0
	最差值	4.7×10^{-69}	3.3×10^{-95}	2.0×10^{-170}	1.4×10^{-298}
	平均值	1.2×10^{-70}	8.7×10^{-97}	5.5×10^{-172}	8.6×10^{-300}
	标准差	7.4×10^{-70}	5.2×10^{-96}	0	0
Schwefel 2.22	最优值	3.2×10^{-58}	3.3×10^{-57}	5.5×10^{-98}	1.3×10^{-161}
	最差值	6.7×10^{-50}	3.5×10^{-49}	8.5×10^{-90}	1.6×10^{-145}
	平均值	2.5×10^{-51}	1.0×10^{-50}	2.8×10^{-91}	5.3×10^{-147}
	标准差	1.1×10^{-50}	5.6×10^{-50}	1.4×10^{-90}	2.7×10^{-146}
Schwefel 1.2	最优值	1.2×10^4	1.1×10^{-101}	2.6×10^{-166}	0
	最差值	8.6×10^4	1.4×10^{-65}	1.7×10^{-143}	1.2×10^{-288}
	平均值	4.1×10^4	3.5×10^{-67}	4.3×10^{-145}	5.8×10^{-290}
	标准差	1.5×10^4	2.2×10^{-66}	2.7×10^{-144}	0
Schwefel 2.1	最优值	5.7×10^{-1}	3.5×10^{-60}	1.2×10^{-83}	5.9×10^{-161}
	最差值	9.1×10^1	5.6×10^{-46}	5.6×10^{-75}	7.0×10^{-143}
	平均值	5.2×10^1	2.7×10^{-47}	1.8×10^{-76}	2.1×10^{-144}
	标准差	2.9×10^1	1.2×10^{-46}	8.9×10^{-76}	1.1×10^{-143}

Sphere 函数、Schwefel 2.22 函数、Schwefel 1.2 函数及 Schwefel 2.1 函数收敛曲线分别如图 1~4 所示。由图可知, IHPO 的收敛速度明显快于 HPO、HHO 和 WOA, 且在 Sphere 函数中率先达到最小

值。这表明融合了 Circle 映射和柯西变异、改进了收敛因子迭代方式的 IHPO 具有更优秀的寻优速度。

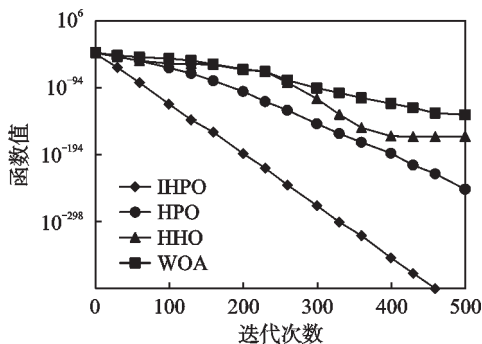


图 1 Sphere 函数收敛曲线

Fig.1 Sphere convergence curve

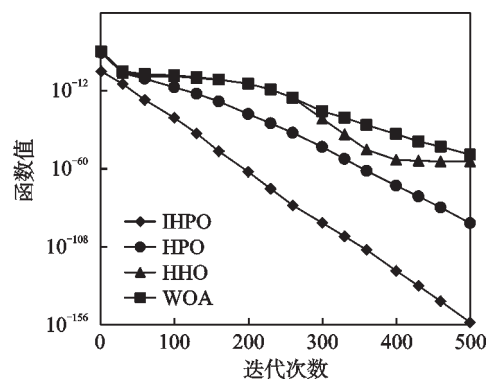


图 2 Schwefel 2.22 函数收敛曲线

Fig.2 Schwefel 2.22 onvergence curve

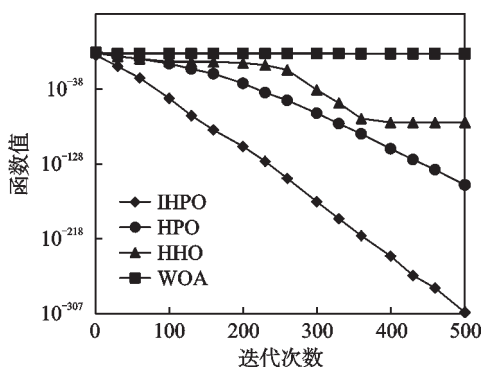


图 3 Schwefel 1.2 函数收敛曲线

Fig.3 Schwefel 1.2 convergence curve

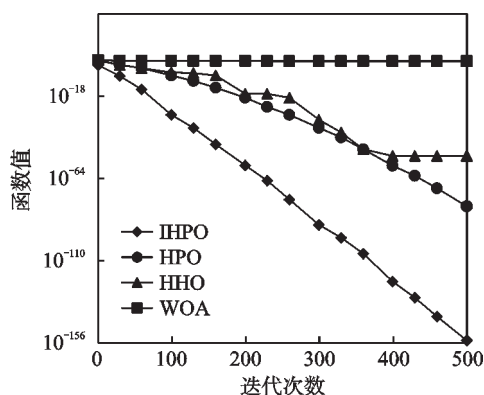


图 4 Schwefel 2.1 函数收敛曲线

Fig.4 Schwefel 2.1 convergence curve

2 IHPO-SVM 斜拉桥损伤识别模型的建立及应用

2.1 IHPO-SVM 斜拉桥损伤识别模型

搭建基于 SVM 的斜拉桥损伤识别模型时,

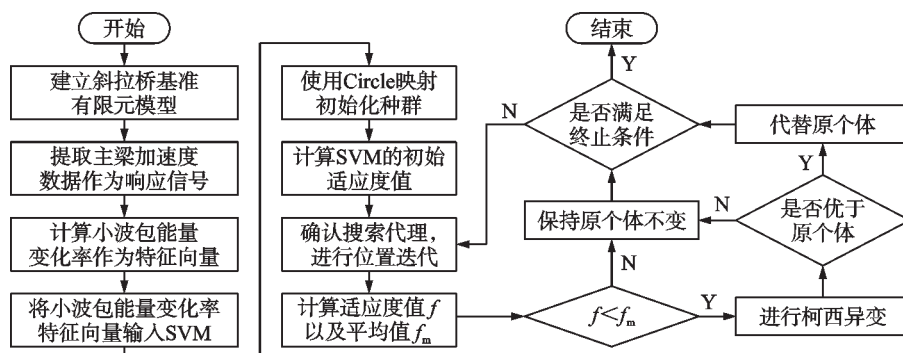


图 5 IHPO 优化 SVM 参数流程

Fig.5 IHPO optimizes SVM parameter flowchart

2.2 实际斜拉桥的应用步骤

将本研究提出的 IHPO-SVM 斜拉桥损伤识别模型应用到实际斜拉桥的损伤识别中,具体步骤如下:

- 1) 建立斜拉桥基准有限元模型,提取斜拉桥主梁在未损伤及各损伤工况下的主梁加速度数据;
- 2) 计算步骤 1 中加速度数据的小波包能量变化率,组成斜拉桥主梁的特征向量;
- 3) 将步骤 2 得到的特征向量输入 SVM,同时利用 IHPO 对 SVM 的惩罚因子和核函数进行寻优,经训练后得到 IHPO-SVM 损伤识别模型;
- 4) 获取实桥主梁的成桥加速度数据和运营加速度数据,计算小波包能量变化率并将其作为特征向量;
- 5) 将步骤 4 中的特征向量输入斜拉桥损伤识别

惩罚因子和核函数的选取会对识别效果产生很大的影响。为减少影响,本研究利用 IHPO 进行参数寻优。IHPO 优化 SVM 参数流程如图 5 所示。

模型,进行实桥的损伤识别。

3 斜拉桥算例应用与分析

3.1 工程概况及基准有限元模型

以某独塔单跨式斜拉桥为例,桥宽为 37.5 m,桥跨布置为 130 m+130 m。桥梁主梁采用预应力混凝土倒梯形单箱四室截面。索塔为 H 型塔,总高度为 93.2 m。斜拉索采用平行钢丝索,每侧有 18 对。

利用有限元软件 ANSYS 建立斜拉桥基准有限元模型,桥梁与索塔采用 bean188 单元,斜拉索采用 link10 单元,索塔的底部为固结,并在斜拉桥两端施加竖向和横向约束,主梁和桥塔横梁预应力通过等效荷载法施加,采用影响矩阵法和优化方法建立基准有限元模型^[15]。斜拉桥基准有限元模型如图 6 所示。

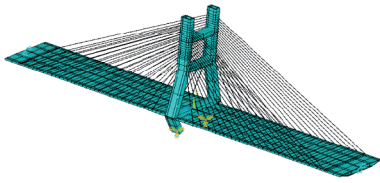


图6 斜拉桥基准有限元模型

Fig.6 Benchmark finite element model of cable-stayed bridge

3.2 基准有限元模型的损伤工况设置

斜拉桥测点分布如图7所示。为模拟环境激励,在图7中箭头所指的位置施加均值为0、方差为 $0.06\sim 0.15\text{ m/s}^2$ 的10组竖向加速度。主梁的损伤用单元弹性模量的折减来模拟^[16]。本研究设置了8种工况,包括单损伤和多损伤工况,每种工况都设置3种损伤程度。基准有限元模型的损伤工况见表3。其中:工况1为近左端支座的损伤;工况2为左端跨中的损伤;工况3为靠近索塔的损伤;工况4~6为右端相对应的损伤;工况7为非对称损伤,2个损伤点分别在右端跨中和近索塔处;工况8为对称损伤,损伤位置在两端跨中。分别提取主梁9个测点在未损伤状态以及损伤状态下的竖向加速度数据,共得到加速度数据240组。

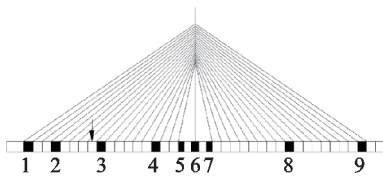


图7 斜拉桥测点分布图

Fig.7 The survey points of the cable-stayed bridge

表3 基准有限元模型的损伤工况

Tab.3 Damage conditions of benchmark finite element model

损伤类型	工况名称	损伤位置	损伤程度/%
单损伤	1	2	20,30,40
单损伤	2	3	20,30,40
单损伤	3	4	20,30,40
单损伤	4	7	20,30,40
单损伤	5	8	20,30,40
单损伤	6	9	20,30,40
多损伤	7	5,8	20,30,40
多损伤	8	3,8	20,30,40

3.3 基准有限元模型的损伤定位

本研究采用小波包能量变化率^[17]作为特征向

量,其计算公式为

$$\Delta E_j^i = \sum_{i=1}^{j'} \frac{|E_j^{i,d} - E_j^{i,u}|}{E_j^{i,u}} \quad (8)$$

其中: $E_j^{i,d}$ 为损伤之后的第*i*个节点的能量; $E_j^{i,u}$ 为未损伤时的第*i*个节点的能量。

在计算小波包能量变化率时,小波基的选择是否合适对最后的结果有着重要影响。本研究采用dbN小波基函数作为小波包分析时的基函数,为确定dbN小波基的最优阶数,通过小波包能量与信息熵的比值来进行选取^[18],其计算公式为

$$H = - \sum_{i=1}^n p_i \log p_i \quad (9)$$

$$\alpha = E_x / H \quad (10)$$

其中: P_i 为每个能量谱占有所有能量的比值; H 为信息熵; E_x 为小波包能量。

分别计算db2、db6、db11和db18在未损伤工况和3种损伤工况中的小波包能量和信息熵比值,如表4所示。由表可知,在不同的工况中最大值均为db11小波,因此本研究采用db11小波基。经过测试,对加速度数据进行6层分解时得到的识别效果最好。

表4 小波包能量与信息熵比值

Tab.4 Ratio of wavelet packet energy to information entropy

工况	小波基			
	db2	db6	db11	db18
未损伤	12.25	15.35	16.39	13.21
工况3	2.45	3.43	4.74	3.82
工况5	6.35	7.19	7.87	5.47
工况7	5.58	5.23	6.58	6.05

当小波包分解的阶数和层数确定后,利用db11小波基对加速度数据进行6层分解,在得到全部240组特征向量之后,将每一种工况数据的70%作为训练数据集,30%作为测试数据集。

利用IHPO对SVM的核函数和惩罚因子进行寻优,维度为2,参数的变化范围为0.01~200,搜索代理的数量为30,迭代次数为300。在输入小波包能量变化率之后,进行参数寻优,得到的最优惩罚因子为132.45,核函数为173.73,识别准确率达到95.8%,识别时间为0.36s。未经IHPO优化的SVM识别准确率只有55.6%,说明IHPO可以快速准确地完成斜拉桥的损伤定位。

为验证IHPO-SVM损伤识别模型的性能,本次实验与HPO-SVM、SSA-SVM、WOA-SVM和粒子

群算法 (particle swarm optimization, 简称 PSO) 优化支持向量机 (PSO-SVM) 做了对比, 设置相同的参数范围、种群数量和迭代次数。5 种算法优化支持向量机的适应度曲线如图 8 所示。

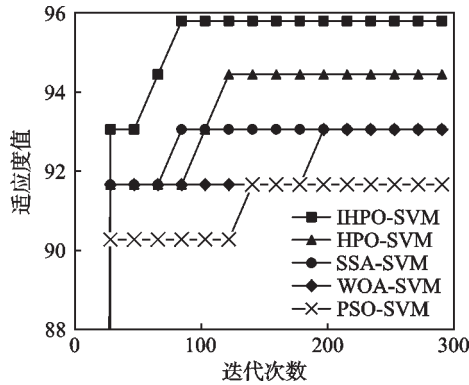


图 8 5 种算法优化支持向量机的适应度曲线

Fig.8 Five algorithms to optimize the fitness curve of support vector machine

由图 8 可知, IHPO-SVM 迭代初期及最终达到的适应度值都优于其他 SVM, 且其在较少的迭代次数下就可以达到最佳适应度值。这表明采用 Circle 映射生成的初始种群质量更高, 有利于尽快找到最优参数, 所提出的损伤识别模型具有收敛速度快、识别精度高的优点。

3.4 基准有限元模型的损伤定量

为实现斜拉桥损伤程度的识别, 在图 7 中箭头所在的位置施加均值为 0、方差为 0.055~0.15 m/s² 的 20 组加速度, 差值为 0.005 m/s²。分别提取斜拉桥左跨中点和右跨中点位置在 3 种损伤程度下的加速度数据进行损伤程度识别, 结果见表 5。

表 5 损伤程度识别结果

Tab.5 Identification of the degree of damage

损伤程度/%	损伤位置	平均误差/%	最大误差/%
20	左跨中点	2.3	5.0
	右跨中点	2.7	5.5
30	左跨中点	2.8	4.4
	右跨中点	2.3	5.4
40	左跨中点	0.2	0.3
	右跨中点	2.4	3.1

由表 5 可知, 用 IHPO-SVM 进行斜拉桥主梁损伤程度的识别, 平均识别误差可以保持在 3% 以内, 最大的识别误差为 5.5%。实验结果表明, 基于 IHPO-SVM 的回归算法可以精准识别斜拉桥的损伤程度。

3.5 噪声鲁棒性分析

为进一步验证所提方法的噪声鲁棒性, 在提取的主梁加速度数据中加入程度分别为 5%、10% 和 15% 的高斯白噪声, 其计算公式为

$$s_k = s_{k,u} + s_{k,u}\sigma\chi \quad (11)$$

其中: S_k 为加入噪声的加速度响应信号; $S_{k,u}$ 为无噪声的加速度响应信号; σ 为均值为 0、方差为 1 的正态分布; χ 为高斯白噪声水平强度。

不同噪声水平下损伤位置识别结果见表 6。由表可知: 当噪声水平为 5% 和 10% 时, 损伤位置的识别准确率仍然可以达到 95.83%; 当噪声水平达到 15% 时, 识别准确率下降到 94.44%。这表明该损伤识别模型具有较好的鲁棒性, 在一定的噪声环境下对损伤位置的识别具有较高的准确率。

表 6 不同噪声水平下损伤位置识别结果

Tab.6 Identification results of damage location under different noise levels

噪声水平/%	惩罚因子 c 值	核函数 g 值	识别准确率/%
5	136.5	173.6	95.83
10	129.8	179.1	95.83
15	120.8	163.5	94.44

不同噪声水平下损伤程度识别结果如图 9 所示。由图可知, 在噪声水平为 5% 和 10% 时, 损伤程度识别的平均预测误差在 4.5% 以内, 表明 IHPO-SVM 可以准确识别低水平噪声下的损伤程度。当噪声水平进一步增大时, 平均预测误差也随之增大。

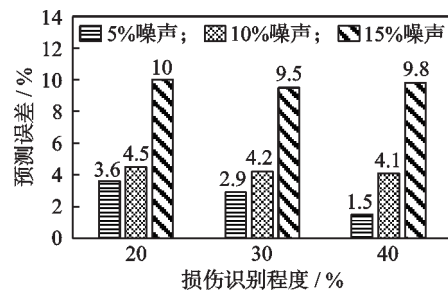


图 9 不同噪声水平下损伤程度识别结果

Fig.9 Identification results of damage degree under different noise levels

3.6 实际斜拉桥的损伤识别

为实现实际斜拉桥的损伤识别, 在斜拉桥基准有限元模型中设置 5 种损伤工况, 分别为 5%、10%、

20%和30%的损伤。实际斜拉桥的损伤工况见表7。

表7 实际斜拉桥的损伤工况

工况	损伤位置	损伤程度/%
1	未损伤	—
2	左侧支座	5,10,20,30
3	左侧跨中	5,10,20,30
4	跨中	5,10,20,30
5	右侧跨中	5,10,20,30
6	右侧支座	5,10,20,30

实际斜拉桥成桥及运营时加速度数据分别如图10、11所示。提取基准有限元模型2~6工况下与实际桥梁传感器相同位置处主梁的加速度数据,根据式(11)计算熵能比,选取最优小波基函数和分解层数,计算加速度数据的小波包能量变化率,组成特征向量,将其中的70%作为训练集,30%作为测试集。

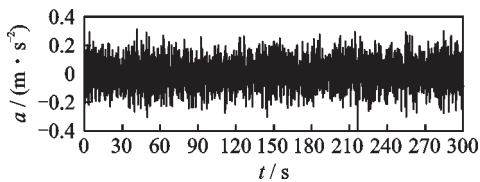


图10 实际斜拉桥成桥时加速度数据

Fig.10 Acceleration data of actual cable-stayed bridge completion

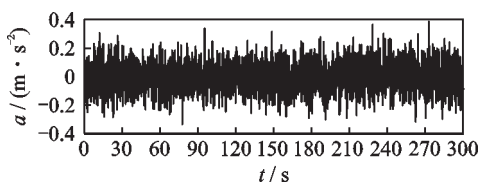


图11 实际斜拉桥运营时加速度数据

Fig.11 Acceleration data during actual cable-stayed bridge operation

将得到的训练集和测试集分别输入SVM,利用IHPO对SVM的核函数和惩罚因子进行寻优,根据最优适应度函数得到最优核函数和惩罚因子,建立斜拉桥损伤识别模型。

提取3个月内斜拉桥主梁的4组运营加速度数据,分别记为信号1、信号2、信号3和信号4,计算各个信号的小波包能量变化率作为特征向量,将其输入斜拉桥损伤识别模型中。实际斜拉桥的损伤识别结果见表8。

表8 实际斜拉桥的损伤识别结果

Tab.8 Damage identification results of actual cable-stayed bridges

测试数据	识别时间/s	识别结果
信号1	4.1	工况1
信号2	4.6	工况1
信号3	3.7	工况1
信号4	4.8	工况1

由表8可知,4组测试数据的损伤识别结果皆为工况1,即未损伤,且识别速度都较为迅速,因此可判定此时斜拉桥主梁无损伤。

4 结论

1) IHPO利用Circle混沌映射可以有效提高初始种群的质量,在算法中加入柯西变异能够提高种群的多样性以减小陷入局部最优的概率,同时非线性收敛因子可以有效平衡算法的全局和局部搜索,通过IHPO对SVM的核函数和惩罚因子进行优化,可以快速、稳定地寻求最优解。

2) 相较于SSA-SVM等损伤识别模型,IHPO-SVM应用于结构复杂的斜拉桥时,寻优速度更快,损伤识别准确率更高,可有效识别主梁的损伤位置和损伤程度。

3) 在不同的噪声水平下,IHPO-SVM损伤识别模型均可实现斜拉桥的损伤位置识别。在加入5%和10%水平的噪声后,模型依然可以实现精准的损伤识别,表明该损伤识别模型具有较好的噪声鲁棒性。随着噪声水平的进一步增大,损伤程度识别的平均预测误差呈增加趋势。

参 考 文 献

- [1] 杨朝勇,茅建校,王浩,等.贝叶斯方法在大跨度斜拉桥模态参数识别中的应用研究[J].振动工程学报,2022,35(3):691-698.
YANG Zhaoyong, MAO Jianxiao, WANG Hao, et al. Application study on Bayesian method in modal parameter identification of the long-span cable-stayed bridge [J]. Journal of Vibration Engineering, 2022, 35(3): 691-698.(in Chinese)
- [2] ZARBAF S, NOROUZI M, ALLEMANG R, et al. Vibration-based cable condition assessment: a novel application of neural networks[J]. Engineering Structures, 2018, 177: 291-305.
- [3] 何浩祥,王玮,黄磊.基于卷积神经网络和递归图的桥梁损伤智能识别[J].应用基础与工程科学学报,

- 2020, 28(4): 966-980.
- HE Haoxiang, WANG Wei, HUANG Lei. Intelligent damage detection for bridge based on convolution neural network and recurrence plot[J]. *Journal of Basic Science and Engineering*, 2020, 28(4): 966-980.(in Chinese)
- [4] 毛云霄, 王英杰, 肖军华, 等. 基于过桥车辆响应的遗传算法桥梁损伤识别[J]. *振动、测试与诊断*, 2018, 38(4): 696-703.
- MAO Yunxiao, WANG Yingjie, XIAO Junhua, et al. Genetic algorithm for bridge damage identification based on response of vehicles crossing the bridge[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2018, 38(4): 696-703.(in Chinese)
- [5] MOHAMMAD L, BAHMAN M, KAMYAR M. Application of genetic algorithm based support vector machine model in second virial coefficient prediction of pure compounds[J]. *Iranian Journal of Chemistry & Chemical Engineering*, 2018, 37(5): 189-198.
- [6] 王振亚, 姚立纲, 蔡永武, 等. 基于熵-流特征和樽海鞘群优化支持向量机的故障诊断方法[J]. *振动与冲击*, 2021, 40(6): 107-114.
- WANG Zhenya, YAO Ligang, CAI Yongwu, et al. Fault diagnosis method based on the entropy-manifold feature and SSO-SVM[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2021, 40(6): 107-114.(in Chinese)
- [7] 袁宪锋, 颜子琛, 周凤余, 等. SSAE和IGWO-SVM的滚动轴承故障诊断[J]. *振动、测试与诊断*, 2020, 40(2): 405-413.
- YUAN Xianfeng, YAN Zichen, ZHOU Fengyu, et al. Fault diagnosis of rolling bearings using SSAE and IGWO SVM[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2020, 40(2): 405-413.(in Chinese)
- [8] ZHAO D D, LIU H, ZHENG Y J, et al. Whale optimized mixed kernel function of support vector machine for colorectal cancer diagnosis[J]. *Journal of Biomedical Informatics*, 2019, 92: 103124.
- [9] WUMAIER T, XU C, GUO H Y, et al. Fault diagnosis of wind turbines based on a support vector machine optimized by the sparrow search algorithm[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 69307-69315.
- [10] 陈欢, 彭辉, 舒乃秋, 等. 基于蝙蝠算法优化最小二乘双支持向量机的变压器故障诊断[J]. *高电压技术*, 2018, 44(11): 3664-3671.
- CHEN Huan, PENG Hui, SHU Naiqiu, et al. Fault diagnosis of transformer based on LS-TSVM optimized by bat algorithm[J]. *High Voltage Engineering*, 2018, 44(11): 3664-3671.(in Chinese)
- [11] LI X K, GUO Y C, LI Y M. Particle swarm optimization-based SVM for classification of cable surface defects of the cable-stayed bridges[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 44485-44492.
- [12] NARUEI I, KEYNIA F, MOLAHOSSEINI A S. Hunter - prey optimization: algorithm and applications[J]. *Soft Computing*, 2022, 26(3): 1279-1314.
- [13] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. *Advances in Engineering Software*, 2016, 95: 51-67.
- [14] HEIDARI A A, MIRJALILI S, FARIS H, et al. Harris hawks optimization: algorithm and applications[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2019, 97: 849-872.
- [15] 王海龙, 刘杰, 王新敏, 等. 建立斜拉桥基准有限元模型的新方法与实现[J]. *振动、测试与诊断*, 2014, 34(3): 458-462.
- WANG Hailong, LIU Jie, WANG Xinmin, et al. A new method and implementation of building baseline FE model of cable-stayed bridge[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2014, 34(3): 458-462.(in Chinese)
- [16] 项长生, 李凌云, 周宇, 等. 基于模态曲率效用信息熵的梁结构损伤识别[J]. *振动与冲击*, 2020, 39(17): 234-244.
- XIANG Changsheng, LI Lingyun, ZHOU Yu, et al. Damage identification of beam structures based on modal curvature utility information entropy[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2020, 39(17): 234-244.(in Chinese)
- [17] 韩建刚, 任伟新, 孙增寿. 基于小波包变换的梁体损伤识别[J]. *振动、测试与诊断*, 2006, 26(1): 5-10.
- HAN Jiangang, REN Weixin, SUN Zengshou. Damage detection of beams based on wavelet packet analysis[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2006, 26(1): 5-10.(in Chinese)
- [18] 元宙昊, 叶义成, 罗斌玉, 等. 基于小波变换理论的岩石节理面粗糙度分级表征[J]. *煤炭学报*, 2022, 47(7): 2623-2642.
- YUAN Zhouhao, YE Yicheng, LUO Binyu, et al. Hierarchical characterization joint surface roughness coefficient of rock joint based on wavelet transform[J]. *Journal of China Coal Society*, 2022, 47(7): 2623-2642. (in Chinese)



第一作者简介:刘杰,男,1977年9月生,博士、讲师、硕士生导师。主要研究方向为桥梁结构健康监测与损伤识别。曾发表《小波包能量传递率变异系数的斜拉桥损伤识别》(《土木工程学报》2023年第56卷第8期)等论文。

E-mail: liudingwen@stdu.edu.cn