

基于 ACO-SVM 的火炮供输弹系统机械故障诊断

李孟克^{1a},许昕^{1a},潘宏侠^{1a,1b},张航²,高俊峰³,刘燕军⁴

(1. 中北大学 a. 机械工程学院;b. 系统辨识与诊断技术研究所,山西 太原 030051;

2. 中车永济电机有限公司,山西 永济 044500;

3. 内蒙古一机集团,内蒙古 包头 014030;4. 内蒙古北方重工集团,内蒙古 包头 014000)

摘要:针对火炮供输弹系统故障信号所提取出的特征参量冗余复杂而导致故障类型不易识别的问题,设计一种基于蚁群优化支持向量机(ACO-SVM)的机械故障诊断方法。对信号进行特征提取得到信息熵,再采用 ACO-SVM 算法对其进行优化约简和故障诊断,并与支持向量机算法进行对比。结果表明:ACO-SVM 算法具有更高的准确率,且准确率高达 95%。

关键词:火炮供输弹系统;故障诊断;蚁群优化支持向量机;信息熵

中图分类号:TP277.3 文献标志码:A 文章编号:1671-5276(2022)02-0157-04

Mechanical Fault Diagnosis of Ammunition Ramming System Based on ACO-SVM

LI Mengke^{1a}, XU Xin^{1a}, PAN Hongxia^{1a,1b}, ZHANG Hang², GAO Junfeng³, LIU Yanjun⁴

(1. a. School of Mechanical Engineering; b. System Identification and Diagnosis Technology Research Institute, North University of China, Taiyuan 030051, China; 2. CRRC Yongji Electric Co., Ltd., Yongji 044500, China; 3. Inner Mongolia First Machinery Group, Baotou 014030, China; 4. Inner Mongolia North Heavy Industry Group, Baotou 014000, China)

Abstract: A mechanical fault diagnosis method based on ACO-SVM is proposed to solve the difficulty in fault type identification caused by the complex redundancy of the characteristic parameters extracted from the fault signal of the ammunition ramming system. Signal feature extraction was conducted to obtain information entropy. ACO-SVM algorithm was used for optimization reduction and fault diagnosis, and compared with support vector machine algorithm. The results show that ACO-SVM algorithm has better accuracy with accuracy rate up to 95%.

Keywords: ammunition ramming system; fault diagnosis; ant colony optimization support vector machine; information entropy

0 引言

供输弹系统是一种复杂的机电液一体化系统,其内部结构复杂、外部工作环境恶劣,对其采集的信号中常夹杂着大量的干扰信号,因而导致用于供输弹系统故障诊断的特征参量中常常会出现数量不足或多余,甚至也会出现这些特征参量出现冲突矛盾的现象。这给供输弹系统故障的有效识别带来了极大难度。因此急需一种有效的办法来解决这种问题,这将对我国火炮的可靠性和安全性具有深远而又重要的影响^[1]。

本文使用蚁群优化支持向量机(ACO-SVM)算法对供输弹系统进行故障诊断。首先从供输弹系统的振动信号中提取特征,然后使用 ACO-SVM 算法对其不同工况的特征参量进行故障诊断,并与支持向量机(SVM)算法进行对比。

1 算法研究

1.1 ACO 算法

ACO(ant colony optimization)算法又叫蚁群算法,是寻

找最优最短的智能算法^[2]。在 ACO 算法中设总共有 m 个食物源节点,每个蚂蚁所能寻找到所有食物源集为 $\mathbf{s}(s=1, 2, \dots, m)$ 。食物源上任意两节点间的距离为 d ,任意时刻 t 上两个节点间残余的信息量为 $\tau(t)$ 。在算法的开始时刻,任意两食物源节点间的信息量均相同,即 $\tau(0) = c$ (c 为极小的一个常数)。将 ACO 算法中的禁忌表 $tabu_{\xi}(\xi=1, 2, \dots, n)$ 来表示第 ξ 个蚂蚁在寻找食物源节点的过程中所走过所有路的集合,并将禁忌表中的第一个元素设置为第 ξ 个蚂蚁当前所处的位置。因此在 t 时刻蚂蚁从第 i 个食物源节点走向第 j 个食物源节点的概率 $P_{ij}^{\xi}(t)$ 为

$$P_{ij}^{\xi}(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^{\alpha}(\eta_{ij})^{\beta}}{\sum_{s \in J_{k\xi}^{\xi}(i)} [\tau_{is}(t)]^{\alpha}(\eta_{is})^{\beta}} & j \in J_{k\xi}^{\xi}(i) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $J_{k\xi}^{\xi}(i) = \{S-tabu_{\xi}\}$ 表示第 ξ 个蚂蚁下一步要选择的的食物源节点; η 表示路径的启发信息; α 表示路径上信息量的相对重要性; β 表示启发信息的相对重要性^[3]。

当其完成对 m 个食物源节点的信息访问后,为防止在寻找食物源节点的非最优路途上的信息量过多。因此需及时对蚂蚁所在路途中释放的信息量进行及时更新:

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51675491);国家自然科学基金面上项目(201801D121185)

第一作者简介:李孟克(1996—),男,山西运城人,硕士研究生,研究方向为复杂机电系统监测与故障诊断。

$$\tau_{ij}(t+n) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \rho\Delta\tau_{ij}(t) \quad (2)$$

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{\xi=1}^n \Delta\tau_{ij}^{\xi}(t) \quad (3)$$

式中: ρ 为挥发系数, $\rho \in [0, 1]$; $\Delta\tau$ 为蚂蚁完成一次对食物源节点 s 循环的信息增量; $\Delta\tau_{ij}^{\xi}(t)$ 表示第 ξ 只蚂蚁从食物源第 i 个节点到第 j 个节点留在途中的信息量, 该值可由下式求得:

$$\Delta\tau_{ij}^{\xi}(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L_{\xi}} & \text{蚂蚁 } \xi \text{ 在本次循环中经过 } ij \text{ 路径} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

式中: Q 为正常数, 影响算法的收敛速度; L_{ξ} 代表第 ξ 只蚂蚁在本次循环中走过的路径长度。由此设计出一套使用 ACO 算法优化参量, 得到最优值的约简图, 如图 1 所示。

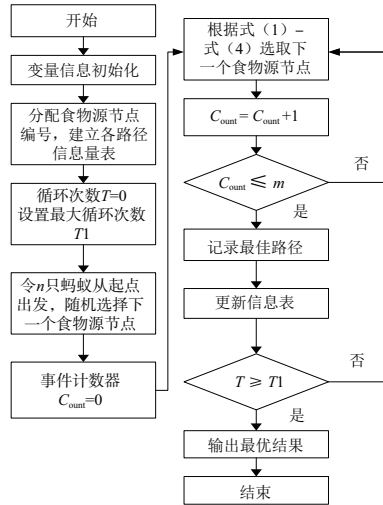


图 1 ACO 算法寻优流程图

1.2 SVM 算法

支持向量机算法^[4]是一种将复杂样本数据进行分类与回归的复杂算法, 设一组样本集为

$$\mathbf{T} = \{(x_i, y_i)\}, i = 1, 2, \dots, n, x_i \in R^m, y_i \in \{-1, 1\} \quad (5)$$

式中: x_i 为输入变量; y_i 为输出变量。

为了使样本集中的数据能够正确分类识别, 建立最佳超平面函数如下^[5]:

$$f(x) = \mathbf{w}^T \cdot x + b \quad (6)$$

式中: \mathbf{w} 为权向量; b 为偏置截距。

样本输入点到超平面的距离公式为

$$d = \frac{|\mathbf{w}^T x + b|}{\|\mathbf{w}\|} \quad (7)$$

式中 $\|\mathbf{w}\| = \sqrt{w_1^2 + w_2^2 + \dots + w_n^2}$ 。

样本点到分类平面的距离为

$$\begin{cases} \frac{\mathbf{w}^T \cdot x + b}{\|\mathbf{w}\| \cdot d} \geq 1 & y = 1 \\ \frac{\mathbf{w}^T \cdot x + b}{\|\mathbf{w}\| \cdot d} \leq -1 & y = -1 \end{cases} \quad (8)$$

式中令 $\|\mathbf{w}\| \cdot d = 1$, 是因为这样既不会对目标的优化产生影响, 又可以为后续演绎推理出分类函数更加简洁方便。

由于每个支持向量的 $y(\mathbf{w}^T \cdot x + b) > 1 > 0$, 故最大距离

d 为

$$d_{\max} = \frac{2}{\|\mathbf{w}\|} \quad (9)$$

通过对最大距离 d 取倒数, 得到其最小值, 同时为方便计算对 $\|\mathbf{w}\|$ 开平方, 进而得到最优分类函数。

$$\varphi(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \quad (10)$$

样本集的某类组合为 \mathbf{w} :

$$\mathbf{w} = \sum_{i=1}^n \lambda_i x_i \quad (11)$$

式中: λ_i 为拉格朗日乘子; n 为样本集里的个数。因为样本集的组合会受样本集里点的位置和类别 y_i 的影响^[6], 故将其修改为

$$\mathbf{w} = \sum_{i=1}^n a_i x_i y_i \quad (12)$$

进而得到 SVM 算法的决策回归方程为

$$g(x) = \sum_{i=1}^n a_i y_i \langle x_i, x \rangle + b \quad (13)$$

式中 $\langle x_i, x \rangle$ 表示向量的内积。

1.3 信息熵

在 1949 年香农提出信息熵用来度量信息不确定性^[7-8]。任何一件事情的发生都会带来不同的信息量 (即可能产生 n 种信息量), 且每一个信息量的出现都有一定的概率 (将每个信息量出现的概率记为 $P(B_1), P(B_2), \dots, P(B_n)$), 而信息熵则是在结果出来前对所有可能发生事件所带来的信息量的一种期望。由此可以得出信息熵的计算公式:

$$H(B) = - \sum_{i=1}^n P(B_i) \log_2 P(B_i) \quad (14)$$

2 ACO-SVM 算法故障识别

ACO-SVM 算法进行供输弹系统的机械故障诊断^[9], 其具体步骤如图 2 所示。

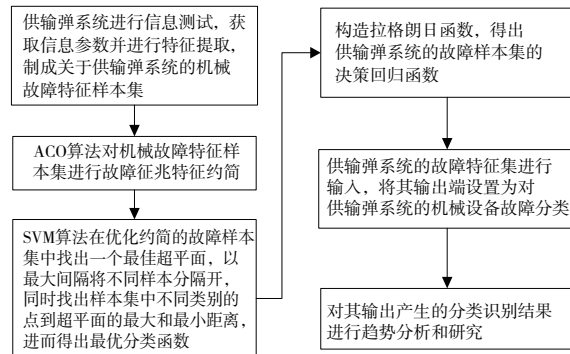


图 2 ACO-SVM 算法流程图

3 实验分析与论证

3.1 实验测点布置

在对供输弹系统进行振动信号采集时, 选择的测点显得尤为重要。测点的选择应尽量靠近易发生故障的位置

附近。这样既能防止振动信号在沿传播路径发生分散而导致采集的工况信息不完整,又能减少外界条件的干扰^[10]。此次通过对供输弹系统的工作原理和常易出现的故障进行分析并布置测点,本次试验对某火炮进行故障信息采集,此次共涉及 6 处采集点,使用三相加速度传感器进行 x,y,z 三个方向的信号采集,设置本次实验的采样频率为 25 600 Hz,对振动信号的收集使用 LMS 信号收集仪。表 1 为各测点的分布说明,图 3 为各测点的示意图。

表 1 某型火炮测点位置说明表

测点	传感器位置	传感器类型
振动测点 1	身管支架前端上方	ICP 加速度传感器
振动测点 2	自动机前端上方	ICP 加速度传感器
振动测点 3	右弹箱后端上方	ICP 加速度传感器
振动测点 4	右弹箱与输弹机交接后端上方	ICP 加速度传感器
振动测点 5	左弹箱后端上方	ICP 加速度传感器
振动测点 6	自动机后端上方	ICP 加速度传感器

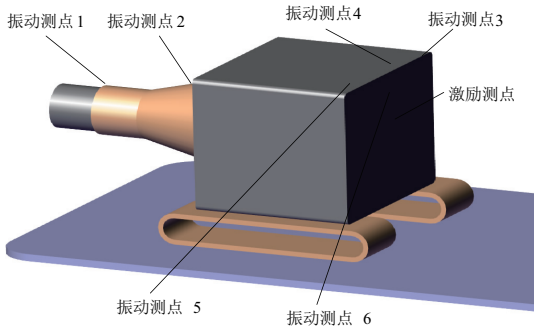


图 3 振动测点布置示意图(后视图)

3.2 实验过程及记录

本次试验限定发射子弹的速度为 450 发/min,并对其产生的振动信号进行收集。在本次实验步骤如下。

第一步:让火炮分别进行 1 次 3 连发和 1 次 6 连发,在此次发射过程中每颗炮弹发射时均未出现异常现象,全程射速均维持在 450 发/min。

第二步:让火炮进行 1 次 40 连发,前期炮弹发射表现良好,但在第 25 发时出现了炮弹射速异常。经研究发现其射速显著降低,但最终也完成了 40 连发的任务。图 4 为此次试验各发之间射击时间间隔图。

第三步:随后现场工作人员对该火炮的供输弹系统进行及时的修复后,本实验继续进行接下来 60 连发的炮弹射击。在这 60 连发的炮弹射击中均表现良好,射击速度维持在 450 发/min。

3.3 特征提取

本次实验共进行 180 发射击试验,其中正常状况 100 发,其余状况 80 发。首先对供输弹系统所采集的复杂振动信号进行特征提取得到信息熵中的样本熵^[11],以此来反映供输弹系统在不同状态下的运动状态。由于篇幅有限,随机选取不同状态下 5 发样本数据进行讨论。具体如表 2 所示。

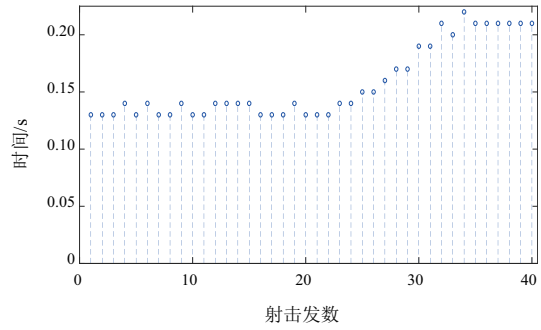


图 4 40 连发射击实验时间间隔统计图

表 2 不同工况不同测点信息熵提取情况

工况	样本序号	测点 1 样本熵	测点 3 样本熵	测点 6 样本熵
正常	1	0.156 2	0.137 1	0.070 1
	2	0.142 3	0.150 1	0.079 2
	3	0.149 8	0.153 2	0.079 2
	4	0.155 3	0.136 2	0.075 5
	5	0.150 3	0.145 1	0.081 2
故障	1	0.099 1	0.113 6	0.041 2
	2	0.086 5	0.108 5	0.059 7
	3	0.092 3	0.108 6	0.061 2
	4	0.088 6	0.090 1	0.056 2
	5	0.096 1	0.106 4	0.060 2

在所提取的 180 组样本熵中,选取正常状态的前 30 组,其余状态的前 30 组,作为训练样本。剩余 120 组的样本熵作为测试样本,分别输入到 ACO-SVM 算法和 SVM 算法中进行故障的分类识别,并将两组数据的诊断结果进行对比,分类的结果如图 5 和图 6 所示。图中圆圈代表实际的测试集分类,星号则代表预测测试集分类。若分类识别正确,则圈号和星号重叠,反之不重叠。此外算法分类识别中定义, $y = +1$ 代表为正常状态, $y = -1$ 代表除正常状态以外的其余状态。诊断结果对比如表 3 所示。

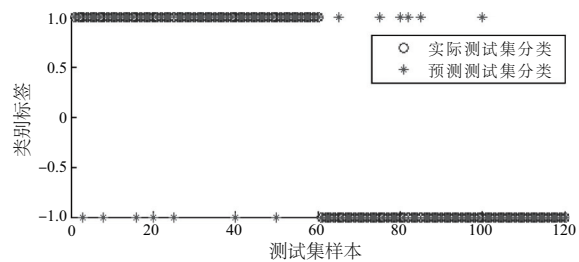


图 5 SVM 分类结果

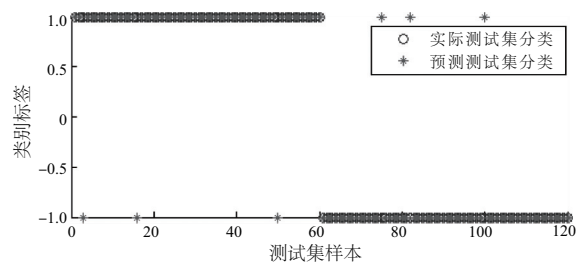


图 6 ACO-SVM 分类结果

表 3 诊断结果对比

分类方法	准确率/%
SVM	89.2
ACO-SVM	95.0

4 结语

本文针对火炮供输弹系统故障信号所提取出的特征参量冗余复杂而导致故障类型不易识别的问题,提出一种基于 ACO-SVM 算法的供输弹系统的机械故障诊断方法。通过分别使用 ACO-SVM 算法与 SVM 算法进行机械故障分类识别,根据诊断结果对比发现,在相同的测试样本中,采用 SVM 算法准确率为 89.2%,而采用 ACO-SVM 算法准确率为 95.0%,从而突出 ACO-SVM 算法对供输弹系统的机械故障诊断方面的优势。

参考文献:

- [1] 高家宝,许昕,潘宏侠,等. 基于信息熵与神经网络的供输弹系统早期故障诊断[J]. 机械设计与研究,2020,36(2):181-184,188.
- [2] 顾云丽. 无线传感器网络任播路由协议的研究[D]. 南京:南京理工大学,2013.

- [3] 张扬,曲延滨. 基于蚁群算法与神经网络的机械故障诊断方法[J]. 机床与液压,2007,35(7):241-244.
- [4] 方舟,程俊胜,崔海华,等. 基于 GAPSO-SVM 的钣金零件图像识别方法[J]. 机械制造与自动化,2020,49(5):116-118,122.
- [5] 卢春苗,顾佳晨,孙彦广. 基于 SVM 逆模型的电炉静态温度预报模型研究[J]. 仪器仪表学报,2008,29(4):821-824.
- [6] 张航,许昕,潘宏侠,等. 基于 ITD 与 PSO-SVM 的供输弹系统故障诊断[J]. 机械设计与研究,2019,35(6):197-200.
- [7] PINCUS S M. Assessing serial irregularity and its implications for health[J]. Annals of the New York Academy of Sciences,2001,954(1):245-267.
- [8] 施莹,林建辉,庄哲,等. 基于振动信号时频分解-样本熵的受电弓裂纹故障诊断[J]. 振动与冲击,2019,38(8):180-187.
- [9] 张扬,曲延滨. 基于蚁群算法与神经网络的机械故障诊断方法[J]. 机床与液压,2007,35(7):241-244.
- [10] 田园. 基于 PCA-KLD 与深度学习的供输弹系统故障预示研究[D]. 太原:中北大学,2017.
- [11] 赵璐,许昕,潘宏侠,等. 基于信息熵与信息融合的供输弹系统故障诊断研究[J]. 机械设计与研究,2020,36(1):169-172.

收稿日期:2020-12-28

(上接第 148 页)

4 基于 SolidWorks 的健身车式下肢康复装置的三维建模

完成所有零部件的建模后,即可对整体的总装配体进行安装。在 SolidWorks 中新建一个 assembly 文件,插入底座零件后进行固定,再依次插入所有零件进行装配,添加所有在安装时所需的约束,并检验是否有模型干涉,检查无误后即是完成整体模型的构建,如图 7 所示。

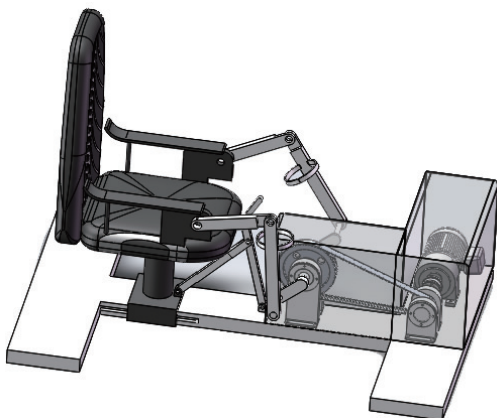


图 7 健身车式下肢康复装置的总装图

5 结语

本文提出了一种健身车式下肢康复装置的结构设计,对其机构设计方案进行了详细介绍,通过踏板式康复执行机构与外骨骼辅助固定机构的有机结合,运用脚踏车运动方式制定康复训练策略,在对各结构进行选型计算后,通过 SolidWorks 进行三维建模,模拟下肢康复装置的工作过程是否合理,有无干涉等现象,其仿真结果证明结构安全,具有广阔的发展前景和实用价值。

参考文献:

- [1] 周彬滨,邹任玲. 气动人工肌肉在康复器械中的应用现状[J]. 中国康复理论与实践,2020,26(4):463-466.
- [2] 刘恒,白泽杨,陈俊宇,等. 康复外骨骼机器人的研究现状及发展趋势探讨[J]. 机电信息,2020(9):106-107,109.
- [3] 庞晨晨,李瑞玲,冯英璞. 康复机器人在脑卒中偏瘫康复中的应用研究进展[J]. 护理研究,2019,33(21):3715-3719.
- [4] 肖勇,孙平范,陈罡. 康复机器人发展综述[J]. 信息系统工程,2017(5):131-133.
- [5] 尹贵,张小栋,陈江城,等. 下肢康复机器人按需辅助自适应控制方法[J]. 西安交通大学学报,2017,51(10):39-46.
- [6] 任武,陈秋冰,崔雅静,等. 肢体康复机器人研究现状及进展[J]. 新乡医学院学报,2018,35(8):743-745.
- [7] 陈森. 多位智能柔性康复外骨骼设计与优化研究[D]. 淄博:山东理工大学,2020.

收稿日期:2020-12-04