DOI: 10.16236/j.cnki.nrjxb.202506059

基于 NSGA-Ⅱ的船舶柴油机润滑系统传感器优化配置策略

高　泽，王忠巍，韩雨婷，李文辉，袁志国
（哈尔滨工程大学动力与能源工程学院，哈尔滨 150001）

摘要：优化船舶柴油机润滑系统运行监测中的传感器配置策略，有利于高效获取润滑系统运行状态数据，准确分析其运行状态特征，向柴油机运维技术研究和工程应用提供可靠数据支持. 构建以故障模式识别度、传感器失效容错能力和传感器数量为核心的传感器配置策略综合评价指标，基于改进灰色关联分析（IGRA）法构建故障模式相关性矩阵，进而结合粗糙集理论进行评价指标计算，通过非支配排序遗传算法Ⅱ（NSGA-Ⅱ）实现传感器配置策略的 Pareto 优化. 结果表明：包括滑油泵、过滤器、主机滑油进口、滑油冷却器的温度与压力等 9 个监测传感器的初始配置策略，经优化后仍可以在维持原有故障识别能力的前提下，将传感器数量由 9 个减少至 5 个，其容错性能验证显示，当单一传感器失效时仍能保持 81.14%～96.00% 的故障隔离率.

关键词：船舶柴油机；润滑系统；传感器；优化配置；改进灰色关联分析
中图分类号：TK428　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：1000-0909（2025）06-0529-09

Optimization configuration strategy of sensors for marine diesel engine lubrication system based on NSGA-Ⅱ

Gao Ze，Wang Zhongwei，Han Yuting，Li Wenhui，Yuan Zhiguo
（College of Power and Energy Engineering，Harbin Engineering University，Harbin 150001，China）

Abstract：Optimization configuration strategy of sensors in lubrication system monitoring of marine diesel engines offers significant benefits. It facilitates efficient acquisition of operational status data and enables accurate analysis of system characteristics. These improvements deliver reliable data support for maintenance research and engineering applications. A comprehensive evaluation index for optimizing configuration strategy of sensors was constructed based on fault mode recognition，sensor failure tolerance，and sensor quantity. A fault mode correlation matrix was also constructed based on the improved grey relational analysis（IGRA）method，and then the evaluation index was calculated by using rough set theory. A Pareto-optimal sensor configuration was finally achieved by using the non-dominated sorting genetic algorithm Ⅱ（NSGA-Ⅱ）. Experimental results demonstrate that the initial configuration with nine sensors monitoring temperature and pressure parameters，including the lubricating oil pump，filters，main engine oil inlet，and oil cooler，can be optimized to that with five sensors while maintaining equivalent fault identification capabilities. The optimized configuration exhibits a robust fault tolerance，sustaining a fault isolation rate from 81.14% to 96.00% during single-sensor failure scenarios.

Keywords：marine diesel engine；lubrication system；sensor；optimization configuration；improved grey relational analysis

船舶柴油机凭借其优异的动力性能和极高的燃烧效率，在船舶主机中占据着首要地位. 主机运行状况随现代船舶技术的发展而不断改善，然而主机事故仍时有发生，据统计，2012—2022 年 3 000 总吨以上船舶的事故中，主机故障、柴油发电机故障等机损事故量占比为 31%～50%[1]，可见主机故障依然是影响船舶安全运行的最主要原因. 其中，润滑系统是船舶柴油机的关键保障系统，其运行状态直接影响柴油机的可靠性，当润滑系统运行异常时，摩擦副间无法形成有效油膜，严重时将导致拉缸、烧瓦等恶性机械故

收稿日期：2025-02-21；**修回日期**：2025-05-28.
作者简介：高　泽，博士研究生，gaoze@hrbeu.edu.cn.
通信作者：王忠巍，博士，副教授，wangzw@hrbeu.edu.cn.

障，严重威胁柴油机运行安全. 为保证柴油机润滑系统的健康稳定运行，需要构建基于多参数融合的状态监测体系，精准获取滑油压力、温度、流量、黏度及颗粒物含量等多源异构数据，然而受限于传感器的应用成本、传感器可维护性要求及多源异构数据的实时处理需求，对柴油机润滑系统进行全范围监测的难度极大且不可行. 因此，需开展传感器优化配置策略研究，实现在有限数量传感器条件下准确监测船舶柴油机润滑系统运行状态，区分待检故障模式.

目前学者们在建筑结构健康监测[2-3]、无线传感器网络配置[4-5]、物联网节点配置[6-7]和机械装备运行监测[8-9]等领域开展了相应研究对象的优化配置策略研究. Song 等[10]提出以应变位移函数检测桁架结构损伤，有效减少传感器数量，将桁架结构监测传感器由 30 个减少至 7 个. Khalil 等[11]对水下中继配置策略进行优化，提出一种逆凸规划算法，将 600 m 水下距离上的中继数量由 12 个减少至 9 个. 在机械装备领域，Kong 等[8]引入蒙特卡洛法评价液压控制系统传感器配置策略，通过改进粒子群算法搜索最优解，基于搜索到的不同传感器配置策略，可将液压控制系统的状态监测精度提升 10% 以上. 在柴油机状态监测领域，Wang 等[9]采用种群增量学习法搜索传感器配置策略，降低遗传算法的基因漂变影响，将柴油机故障诊断所需传感器数量由 12 个减少至 7 个. 现有研究多在保证监测效果时减少传感器数量，对同一配置策略中个别传感器失效的问题则鲜见报道.

在船舶柴油机运行监测领域，传感器数量越多，对柴油机运行状态的监测越全面，然而一方面，过多的传感器会造成数据冗余，为数据高速存储与处理带来极大不便；另一方面，现代船舶柴油机结构紧凑，传感器等信号采集设备受制于有限空间，不易开展安装、维修及更换等工作，难以配置大量运行监测传感器. 因此，应在实现柴油机润滑系统待检故障模式准确识别前提下，尽量减少监测传感器的数量. 同时，还需考虑传感器可能出现的完全失效、固定偏差和漂移偏差等故障[12-13]，以及传感器信号传输受干扰的情况，保证个别传感器失效或信号失真时，剩余传感器仍可准确识别柴油机润滑系统故障模式.

学者们通常将上述问题建模为多目标优化问题，并采用多目标优化算法进行求解. 现有解法可分为精确解法与近似解法[14]两类，其中精确解法，如分支定界法[15]和动态规划法[16]，通过对多目标优化问题进行分解建模，求得全局最优解，然而当优化对象规模扩大时，分解建模难度急剧提升，且计算成本大；相比之下，元启发算法与进化算法等近似解法则具有更快的计算速度和更低的计算成本等特点，能在可行时间内对多目标优化问题实现近似全局寻优，因而应用更为广泛[17-18]. 其中非支配排序遗传算法 Ⅱ（NSGA-Ⅱ）利用快速非支配排序策略，可有效搜索多约束条件下的目标函数空间，同时利用拥挤度比较机制，保障解的分布性与多样性[19]，可有效解决传感器配置策略优化中可靠性与鲁棒性协同优化的问题.

笔者基于 NSGA-Ⅱ算法，针对船舶柴油机润滑系统运行监测中的传感器优化配置问题开展研究，以期用更少的传感器数量实现柴油机故障模式的准确区分，并在个别传感器失效的情况下仍能维持故障模式区分能力.

1 传感器配置策略评价方法

1.1 建立柴油机润滑系统故障模式特征矩阵

当柴油机润滑系统处于故障状态时，其运行参数将会发生不同程度变化，定义柴油机润滑系统故障模式特征矩阵 $\boldsymbol{M}_{\mathrm{Fc}}=(F,S,V,f)$，以描述柴油机润滑系统故障模式与运行监测参数之间的关联特性，其中 F 为含有 m 种润滑系统故障模式的集合，$F=\{f_1,f_2,\cdots,f_m\}$；S 为包括 n 个润滑系统运行监测传感器的集合，$S=\{s_1,s_2,\cdots,s_n\}$；V 为归一化后的润滑系统运行监测数据，$V=\underset{s\in S}{\cup}V_{\mathrm{s}}$；$f$ 表示润滑系统故障模式与运行监测参数间的关联特性，$f:F\times S\to V$. $\boldsymbol{M}_{\mathrm{Fc}}$ 可表示为

$$\boldsymbol{M}_{\mathrm{Fc}}=\left(a_{i,j}\right)_{m\times n}=\begin{bmatrix}a_{1,1}&a_{1,2}&\cdots&a_{1,n}\\a_{2,1}&a_{2,2}&\cdots&a_{2,n}\\\vdots&\vdots&\ddots&\vdots\\a_{m,1}&a_{m,2}&\cdots&a_{m,n}\end{bmatrix}\tag{1}$$

式中：$a_{i,j}$ 为第 i 种故障模式下第 j 个传感器的归一化润滑系统运行监测数据；m 为润滑系统故障模式数量；n 为润滑系统运行监测传感器的数量.

1.2 柴油机润滑系统故障模式分析

灰色关联分析（GRA）是灰色系统理论中的多因素统计分析方法[20]，可分析各变量之间的关联程度. 以特征矩阵 $\boldsymbol{M}_{\mathrm{Fc}}$ 中的行向量构建对应故障模式下的柴油机润滑系统运行监测数据曲线，依据 GRA 法计算曲线间的关联度，从而判断润滑系统故障模式之间的联系紧密程度，曲线越相似，相应灰色关联度越大，反之越小[21].

以 $\boldsymbol{M}_{\mathrm{Fc}}$ 中润滑系统故障模式 $f_i=\left[a_{i,1},a_{i,2},\cdots,a_{i,n}\right]$ 为参考序列，其余故障模式 $f_0=\left[a_{0,1},a_{0,2},\cdots,a_{0,n}\right]$ 分别为比较序列，参考序列与比较序列的邓氏灰色关联系

数[22]计算公式为

$$\zeta_{i,0}(j)=\frac{\Delta_{\min}+\rho\Delta_{\max}}{\Delta_{i,0}+\rho\Delta_{\max}} \tag{2}$$

式中：$\Delta_{\min}$ 为两级最小差值，$\Delta_{\min}=\min_i\min_j\left|f_0(j)-f_i(j)\right|$；$\Delta_{\max}$ 为两级最大差值，$\Delta_{\max}=\max_i\max_j\left|f_0(j)-f_i(j)\right|$，其中 $f_0(j)$ 为比较序列 f_0 中的第 j 个值，$f_0(j)=a_{0,j}$，同理，$f_i(j)$ 为参考序列 f_i 中第 j 个值，$f_i(j)=a_{i,j}$；$\Delta_{i,0}$ 为比较序列 f_0 和参考序列 f_i 在第 j 个传感器上的绝对差，$\Delta_{i,0}=\left|f_0(j)-f_i(j)\right|$；$\rho$ 为分辨系数，取值为 0.5. 根据灰色关联度计算公式 $r_{i,0}=n^{-1}\cdot\sum_{j=1}^{n}\zeta_{i,0}(j)$，可计算润滑系统故障模式 f_i 与其他润滑系统故障模式 f_0 间灰色关联度.

不同柴油机润滑系统运行监测数据曲线趋势相似且近似平行时，传统 GRA 算法仅能从趋势相似性来分析不同润滑系统运行监测数据曲线间的联系紧密程度，而不能充分利用不同曲线间的距离特征，故对趋势相似且近似平行的曲线识别效果较差，因而在考虑运行监测数据曲线趋势相似性的同时，还应考虑曲线间的距离特征. 笔者基于平均欧式距离对 GRA 法进行改进，形成改进灰色关联分析（IGRA）法. 平均欧氏距离计算简便，是一种有效度量向量差异性的评价指标，已被广泛应用于故障诊断和传感器选取领域[23-24].

柴油机润滑系统故障模式 f_i 与故障模式 f_j 间平均欧氏距离 $d_{i,j}$ 为

$$d_{i,j}=\frac{1}{n'}\sqrt{\sum_{k=1}^{n'}\left(a_{i,k}-a_{j,k}\right)^2} \tag{3}$$

式中：n' 为润滑系统监测传感器配置策略中的传感器数量；$a_{i,k}$ 与 $a_{j,k}$ 分别为特征矩阵 $\boldsymbol{M}_{\mathrm{Fc}}$ 中故障模式 f_i 与 f_j 对应的第 k 个值，$k=1,2,\cdots,n'$，其中 $n'\leqslant n$.

则改进后的灰色关联度 $\gamma_{i,j}$ 计算公式为

$$\gamma_{i,j}=\omega_1\left(1-r_{i,j}\right)+\omega_2 d_{i,j} \tag{4}$$

式中：ω_1 与 ω_2 分别为 $r_{i,j}$ 与平均欧氏距离 $d_{i,j}$ 的权重.

以改进灰色关联度 $\gamma_{i,j}$ 建立柴油机润滑系统故障模式相关性矩阵 $\boldsymbol{R}_{\mathrm{c}}$，有

$$\boldsymbol{R}_{\mathrm{c}}=\begin{bmatrix}\gamma_{1,1} & \gamma_{1,2} & \cdots & \gamma_{1,m}\\ \gamma_{2,1} & \gamma_{2,2} & \cdots & \gamma_{2,m}\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ \gamma_{m,1} & \gamma_{m,2} & \cdots & \gamma_{m,m}\end{bmatrix} \tag{5}$$

式中：γ_0 为关联度阈值，$\gamma_0=c_0\cdot\gamma_{\min}$，$c_0$ 为关联度阈值系数，在实际应用中该系数依据经验设置，一般 c_0 取值为 1. 当 $\gamma_{i,j}>\gamma_0$ 时，两种柴油机润滑系统故障模式能够区分.

1.3　柴油机润滑系统运行监测中的传感器配置策略指标

柴油机润滑系统运行监测中的传感器配置策略有 3 项优化指标：(1) 故障模式识别度指标 y_1，传感器配置策略能够识别润滑系统故障模式集中的全部待检故障模式；(2) 传感器失效容错指标 y_2，传感器配置策略中个别传感器失效时，剩余传感器仍可以识别全部待检故障模式；(3) 传感器数量指标 y_3，传感器配置策略中传感器数量最少.

笔者依据粗糙集理论计算故障模式识别度指标，以柴油机润滑系统待检故障模式集为论域，根据传感器配置策略对论域进行等价类划分，若等价类数量与论域中元素数量相同，则论域中所有元素可以被完全识别，即在当前传感器配置策略下，润滑系统故障模式集中所有故障模式可以被完全识别. 通过知识粒度衡量等价类划分精细度，即衡量配置策略的故障模式识别度，知识粒度越小，则等价类个数越多，分类越精细，识别不同故障模式的能力越强.

传感器配置策略 x 是润滑系统运行监测传感器集合 S 的子集，故障模式集 F 在传感器配置策略 x 作用下产生一个可识别待检故障模式的等价簇，结合柴油机润滑系统故障模式相关性矩阵 $\boldsymbol{R}_{\mathrm{c}}$，计算该等价簇的知识粒度[25]，有

$$GK_{\mathrm{F}}(x)=\sum_{i=1}^{p}\frac{\left|F_i\right|^2}{\left|F\right|^2} \tag{6}$$

式中：i 为第 i 个等价类，且 $i=1,2,\cdots,p$；p 为等价簇中等价类数量；$\left|F_i\right|$ 为第 i 个等价类中元素数量；$\left|F\right|$ 为润滑系统故障模式集中的元素数量. 当每个等价类仅包含一个元素时，知识粒度达到最小，$GK_{\mathrm{F}}(x)=\left|F\right|^{-1}$，即所有柴油机润滑系统待检故障模式均可被准确识别，当等价簇中仅包含一个等价类时，知识粒度达到最大，$GK_{\mathrm{F}}(x)=1$，即不能准确识别所有柴油机润滑系统故障模式.

根据传感器配置策略的知识粒度与传感器数量计算故障模式识别度指标 y_1 与传感器数量指标 y_3，将其作为 NSGA-Ⅱ算法的寻优目标函数，即

$$y_1(x)=\left[\left|F\right|\cdot GK_{\mathrm{F}}(x)\right]^{-1} \tag{7}$$

$$y_3(x)=1-\left|x\right|/\left|S\right| \tag{8}$$

式中：$\left|S\right|$ 为润滑系统监测传感器集合中全部备选传感器数量；$\left|x\right|$ 为当前待评价润滑系统传感器配置策略中的传感器数量.

传感器失效容错能力 $T_{\mathrm{F}}(x)$ 指当传感器配置策略 x 中个别传感器失效时，由配置策略 x 的其余传感器替代完成待检故障模式识别的能力，令传感器失效容错能力 $T_{\mathrm{F}}(x)$ 作为传感器失效容错指标 y_2，同样将其作为 NSGA-Ⅱ算法的寻优目标函数，有

$$y_2(x)=T_{\mathrm{F}}(x)=\frac{|x|}{|F|}\cdot\left[\sum_{k=1}^{|x|}GK_{\mathrm{F}}(x_k)\right]^{-1} \tag{9}$$

式中：$GK_{\mathrm{F}}(x_k)$ 为传感器配置策略 x 中第 k 个传感器失效时，配置策略 x 中其余传感器对待检故障模式集 F 的等价类划分能力，即相应的知识粒度. 当传感器配置策略 x 中的任意一个传感器失效均不影响 x 的故障识别能力时，$T_{\mathrm{F}}(x)=1$.

综上，针对柴油机润滑系统运行监测传感器配置策略的多指标同时优化任务可描述为

$$\max_x y=\left[y_1(x),y_2(x),y_3(x)\right]$$
$$\text{s.t.}\begin{cases}y_1(x)-1=0 & (x\subseteq S)\\ y_2(x)-1=0 & (x\subseteq S)\end{cases} \tag{10}$$

即在全部备选传感器集合 S 中，搜索传感器配置策略 x，x 应满足传感器数量最少、具备故障模式准确识别能力与传感器失效容错能力，则配置策略 x 为最优传感器配置策略 S_{best}，为满足船舶柴油机润滑系统不同监测需求的差异性，应找出若干满足指标的传感器配置策略，以供选择.

2 传感器配置策略寻优算法

2.1 传感器配置策略集的快速非支配排序

笔者利用快速非支配排序算法中的 Pareto 支配相关概念，对传感器配置策略集中的各项评价指标进行高效排序，迅速识别并区分出各传感器配置策略在多维优化目标下的优劣关系. 在 Pareto 相关概念中，假设存在 r 个互相冲突的优化目标 $y(x)$，$y(x)=\left[y_1(x),y_2(x),\cdots,y_r(x)\right]$，解空间 X 中的非支配解集 $X'=(x_1,\ x_2,\cdots,x_n)$，满足以下定义：

定义 1 Pareto 支配，即 x_1 和 x_2 为两个不同解，满足以下两条件时，称 x_1 支配 x_2，即 $x_1\succ x_2$.

（1） $\forall k\in\{1,2,\cdots,r\}$，$y_k(x_1)\geqslant y_k(x_2)$；

（2） $\exists l\in\{1,2,\cdots,r\}$，$y_l(x_1)>y_l(x_2)$.

定义 2 Pareto 最优解，即当且仅当不存在其他解 x' 使得 $x'\succ x$ 时，x 是 Pareto 最优解或非支配解.

定义 3 Pareto 最优解集，即 Pareto 最优解构成的解集为 Pareto 最优解集.

定义 4 Pareto 前沿面，即 Pareto 最优解集中元素 x 对应的目标函数 $y(x)$ 组成的集合.

快速非支配排序算法通过计算每次迭代中所有柴油机润滑系统传感器配置策略的目标函数 y_1、y_2 和 y_3，将所有配置策略按支配关系排序，为每个配置策略赋予非支配等级 i_{rank}. 具体步骤如下：

步骤 1 计算每个配置策略的两个属性：被支配数和支配集. 被支配数中，记录有多少个其他个体支配它；支配集中，记录它支配了哪些其他个体.

步骤 2 找出第 1 等级前沿，所有被支配数为 0 的个体就是第 1 等级前沿，即 $i_{\mathrm{rank}}=1$.

步骤 3 从第 1 等级前沿开始，处理当前等级的每个配置策略，将其支配集中的每个配置策略的被支配数减 1. 若某个配置策略的被支配数减为 0，则将其归入下一个等级.

步骤 4 重复步骤 3，直至所有传感器配置策略都被赋予非支配等级.

2.2 传感器配置策略拥挤度计算与精英保留策略

NSGA-Ⅱ算法引入拥挤度，衡量同一非支配等级中传感器配置策略评价指标值的分布. 传感器配置策略的拥挤度 i_{distance} 计算方法[26]为

$$i_{\mathrm{distance}}=\sum_{k=1}^{|y|}\frac{y_k(i+1)-y_k(i-1)}{y_k^{\max}-y_k^{\min}} \tag{11}$$

式中：y 为评价指标数量，$|y|=3$；$y_k^{\max}$ 为评价指标 y_k 的最大值，同理可知 $y_k^{\min}$ 为评价指标 y_k 的最小值；$y_k(i+1)$ 与 $y_k(i-1)$ 为依据 y_k 对种群排序后，传感器配置策略 i 相邻传感器配置策略的评价指标值.

精英保留策略是把种群进化过程中的最优个体不进行遗传操作而直接复制到下一代中，在进化过程中，父代与子代传感器配置策略集合大小均为 N，将其合并为 $2N$ 的配置策略集合. 经快速非支配排序后，根据 Pareto 等级从低到高的顺序，将整层配置策略集全部放入新父代集，直至某一层级不能全部放入新父代集. 随后按照拥挤度从大到小的顺序，将该层配置策略依次放入新父代集，直至新父代集大小为 N.

2.3 最优传感器配置策略的 NSGA-Ⅱ搜索方法

NSGA-Ⅱ算法采用二进制编码方式，如图 1 所示. 每个柴油机润滑系统传感器配置策略均由 1 个二进制向量表示，第 i 个传感器被选中时，相应值为 1，反之，相应值为 0.

明确船舶柴油机润滑系统传感器配置策略优化指标后，基于 NSGA-Ⅱ算法进行寻优的步骤如下：

步骤 1 初始化种群，以传感器配置策略集为初始种群，预设种群迭代次数为 Iter.

步骤 2 构建相关性矩阵，依据润滑系统故障模式特征矩阵 $\boldsymbol{M}_{\mathrm{Fc}}$ 建立润滑系统故障模式相关性矩阵 $\boldsymbol{R}_{\mathrm{c}}$.

步骤 3 计算目标函数，计算种群中每个传感器配置策略的优化指标 y_1、y_2 与 y_3.

步骤 4 分层排序，运用快速非支配排序算法，对种群中的传感器配置策略分层排序.

步骤 5 评估拥挤度，计算种群中每个传感器配置策略拥挤度.

步骤 6 选择父代，采用锦标赛选择算法，筛选出适合繁殖的父代传感器配置策略.

步骤 7 生成子代，通过交叉变异操作，由父代种群生成子代种群.

步骤 8 合并种群，父代种群与子代种群合并，形成新的传感器配置策略混合种群.

步骤 9 精英保留，根据精英策略从混合种群中筛选精英个体构成新一代种群.

步骤 10 迭代优化，重复步骤 2 ~ 步骤 9，直至达到预设迭代次数 Iter，输出精英个体集合作为柴油机润滑系统传感器配置策略集.

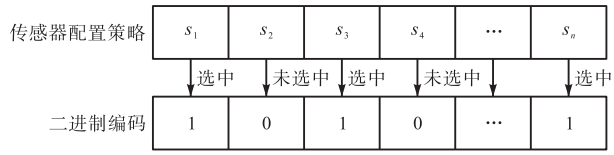


图 1　NSGA-Ⅱ算法编码方式示意

Fig.1　Schematic of NSGA-Ⅱ algorithm encoding method

根据种群平均适应度 f_{ave} 与变异系数 C_{V} 观察传感器配置策略优化情况[27]，变异系数用来衡量种群适应度的离散程度，若变异系数较小，则适应度波动较小，传感器配置策略的迭代情况较稳定，有

$$f_{\text{ave}}=\frac{1}{n_{\text{pop}}}\sum_{i=1}^{n_{\text{pop}}}F_i(x) \tag{12}$$

$$C_{\text{V}}=f_{\text{ave}}^{-1}\cdot\sqrt{\frac{1}{n_{\text{pop}}-1}\sum_{i=1}^{n_{\text{pop}}}\left|F_i(x)-f_{\text{ave}}\right|^2} \tag{13}$$

式中：n_{pop} 为种群规模；$F_i(x)$ 为染色体 i 的适应度，有 $F_i(x)=\sum_{j=1}^{3}\lambda_j y_j(x)$，$\lambda_j$ 为目标函数 $y_j(x)$ 的函数，有 $\sum_{j}^{3}\lambda_j=1$.

3　试验验证及分析

润滑系统是船舶柴油机的关键组成部分，主要有润滑、散热及清洁等功能，其失效将直接导致拉缸、轴瓦磨损等典型机械故障. 笔者以船舶柴油机润滑系统为研究对象，对润滑系统运行监测中的传感器配置策略进行优化.

图 2 为某型船舶柴油机润滑系统结构示意. 在滑油系统中设置不同故障，用于模拟实机故障，表 1 为待检故障模式 f_1 ~ f_7，表 2 为全部备选传感器 s_1 ~ s_9. 柴油机转速为 1 800 r/min、功率为 250 kW，根据全部备选传感器采集润滑系统正常运行状态 f_1 与其他故障模式下的运行监测数据.

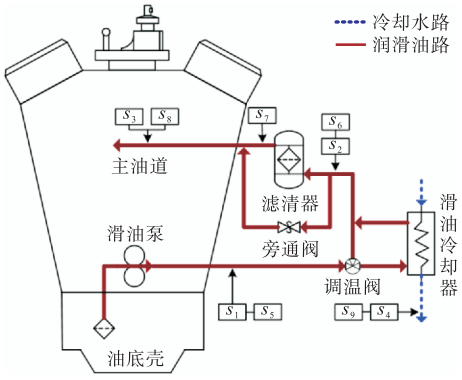


图 2　柴油机润滑系统结构示意

Fig.2　Schematic of the structure of diesel engine lubrication system

表 1　柴油机润滑系统待检故障模式

Tab.1　Awaiting inspection fault mode of diesel engine lubrication system

参数	故障模式
f_1	无故障状态
f_2	冷却器水侧积垢
f_3	旁通阀泄漏
f_4	过滤器堵塞
f_5	过滤器泄漏
f_6	冷却器油侧堵塞
f_7	滑油不足

表 2　柴油机润滑系统备选传感器

Tab.2　Alternative sensors of diesel engine lubrication system

参数	测点
s_1	滑油泵后温度
s_2	过滤器前温度
s_3	滑油进机温度
s_4	冷却水出水温度
s_5	滑油泵后压力
s_6	过滤器前压力
s_7	过滤器后压力
s_8	滑油进机压力
s_9	冷却水出水压力

分别计算柴油机润滑系统正常运行状态 f_1 与故障模式 f_2 ~ f_7 下的运行监测数据样本均值，得

$$\boldsymbol{a}_{i,j}^{\text{avg}}=\begin{bmatrix}a_{1,1}^{\text{avg}} & a_{1,2}^{\text{avg}} & \cdots & a_{1,9}^{\text{avg}}\\ a_{2,1}^{\text{avg}} & a_{2,2}^{\text{avg}} & \cdots & a_{2,9}^{\text{avg}}\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ a_{7,1}^{\text{avg}} & a_{7,2}^{\text{avg}} & \cdots & a_{7,9}^{\text{avg}}\end{bmatrix} \tag{14}$$

式中：$a_{i,j}^{\mathrm{avg}}$ 为故障模式 f_i 下传感器 s_j 的监测数据样本均值.

对传感器 s_j 下的监测数据样本均值进行 Min-Max 归一化处理，Min-Max 归一化公式为

$$a_{i,j}=\frac{a_{i,j}^{\mathrm{avg}}-\min\left(a_{\cdot,j}^{\mathrm{avg}}\right)}{\max\left(a_{\cdot,j}^{\mathrm{avg}}\right)-\min\left(a_{\cdot,j}^{\mathrm{avg}}\right)} \tag{15}$$

式中：$\max\left(a_{\cdot,j}^{\mathrm{avg}}\right)$ 与 $\min\left(a_{\cdot,j}^{\mathrm{avg}}\right)$ 分别为传感器 s_j 下监测数据样本均值的最大值与最小值.

对运行监测数据归一化处理后，得到柴油机润滑系统故障模式特征矩阵 $\boldsymbol{M}_{\mathrm{Fc}}$，如表 3 所示.

图 3 为柴油机润滑系统运行数据曲线与故障模式相关性矩阵. 依据柴油机润滑系统故障模式特征矩阵 $\boldsymbol{M}_{\mathrm{Fc}}$ 建立润滑系统运行监测数据曲线，见图 3(a). 根据润滑系统运行监测数据与式(2)～式(5)，计算故障模式间的改进灰色关联度，得到故障模式相关性矩阵 $\boldsymbol{R}_{\mathrm{c}}$（图 3(b)）.

分析故障模式相关性矩阵，为不降低备选传感器全集的故障区分能力，以最小改进灰色关联度 $(f_7, f_5)=0.131\,8$ 作为关联度阈值. 采用 NSGA-Ⅱ算法对运行监测传感器配置策略进行优化求解，相关超参数设置中，初始种群规模为 200、迭代次数为 100、交叉概率为 0.9 且变异概率为 0.1.

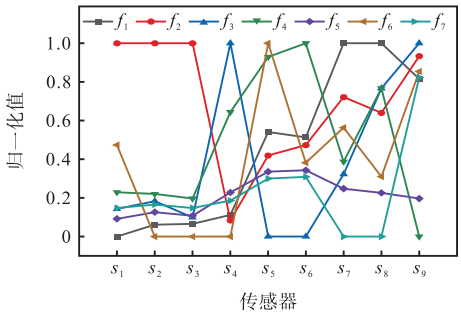
根据式(6)～式(9)计算每次迭代过程中的传感器配置策略各项评价指标 $y(x)$，进而计算每个传感器配置策略的适应度 $F(x)$，结合式(12)与式(13)计算种群平均适应度 f_{ave} 与变异系数 C_{V}，评价传感器配置策略优化迭代情况. 种群平均适应度 f_{ave} 与变异系数 C_{V} 迭代曲线如图 4 所示. 在第 18 代平均适应度达到 0.858 1、C_{V} 达到 0.164 3 后趋于平稳.

图 5 为迭代终止后得到的解集分布. 其中解集 $\mathrm{rank}_i=\left\{oc_k \mid k\in\mathbb{N}^*\right\}$，解 oc_k 为传感器配置策略. Pareto 最优解集 rank_1 与其他次优解集支配排序为 $\mathrm{rank}_1 \succ \mathrm{rank}_2 \succ \mathrm{rank}_3 \succ \mathrm{rank}_4 \succ \mathrm{rank}_5$. 每个点 t_{ij} 的目标函数

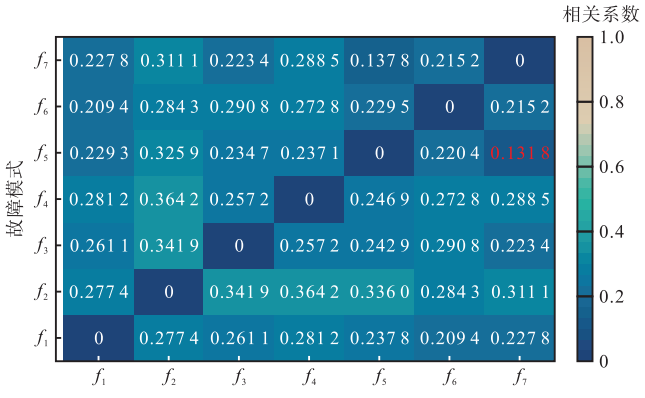
表 3 柴油机润滑系统故障模式特征矩阵

Tab.3 Fault mode feature matrix of diesel engine lubrication system

参数	传感器								
	s_1	s_2	s_3	s_4	s_5	s_6	s_7	s_8	s_9
f_1	0	0.061 3	0.066 1	0.112 0	0.541 3	0.513 7	1.000 0	1.000 0	0.814 8
f_2	1.000 0	1.000 0	1.000 0	0.083 4	0.419 3	0.473 0	0.721 2	0.639 9	0.933 2
f_3	0.142 9	0.183 4	0.099 4	1.000 0	0	0	0.322 9	0.767 1	1.000 0
f_4	0.229 7	0.220 4	0.197 1	0.644 1	0.929 0	1.000 0	0.387 2	0.766 9	0
f_5	0.091 8	0.126 6	0.107 8	0.228 5	0.335 3	0.342 9	0.248 0	0.226 1	0.196 5
f_6	0.473 6	0	0	0	1.000 0	0.381 9	0.563 3	0.310 3	0.854 5
f_7	0.147 3	0.165 9	0.147 8	0.185 9	0.300 0	0.309 3	0	0	0.823 1



（a）润滑系统运行监测数据



（b）润滑系统故障模式相关性矩阵

图 3 柴油机润滑系统运行数据曲线与故障模式相关性矩阵

Fig.3 Operating data and fault mode correlation matrix of diesel engine lubrication system

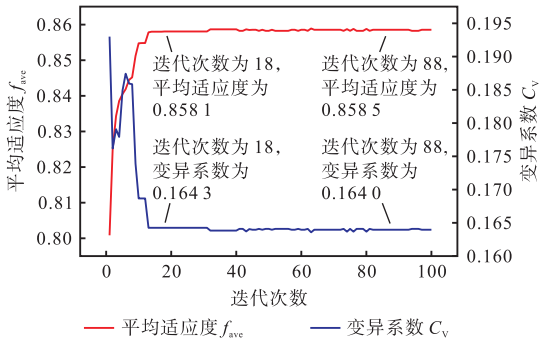


图 4 种群平均适应度与变异系数迭代曲线

Fig.4 Iterative curve of average fitness and coefficient of variation of the population

值为 (y_1,y_2,y_3)，存在包含不同传感器的配置策略有相同目标函数值的情况，即每个点 t_{ij} 代表多个等效异构的传感器配置策略 oc_k，各等效异构配置策略之间为非支配关系.

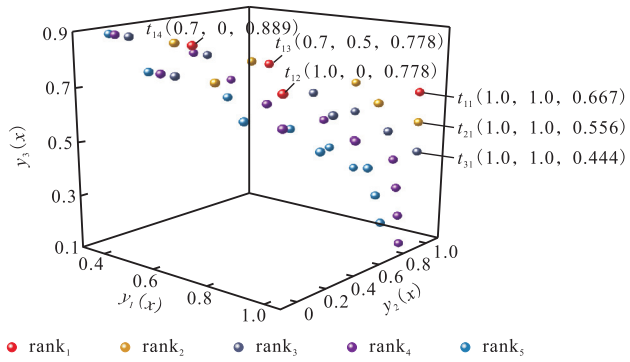


图 5　最终种群 Pareto 前沿面分布

Fig.5　Distribution of Pareto front in the final population

传感器配置策略优化属于离散的多目标优化问题，目标空间中的解存在分层特征，各层间因传感器数量的不连续而出现解集隔离的现象，结合面向工程应用的约束条件，进一步压缩解的分布空间，且由于存在等效异构传感器配置策略，不同的配置策略重合于目标空间中的同一点，导致图 5 展示解的数量较少. 以 Pareto 最优解集 rank$_1$ 为例，其所包含传感器配置策略如表 4 所示，其中策略 2 ~ 8 为等效异构配置策略.

表 4　Pareto 最优解集 rank$_1$ 中的传感器配置策略

Tab.4　Sensor configuration strategies in Pareto optimal solution set rank$_1$

编号	配置策略	y_1	y_2	y_1
1	$t_{14}:\{s_8\}$	0.7	0	0.889
2	$t_{13}:\{s_2,s_8\}$	0.7	0.5	0.778
3	$t_{12}:\{s_6,s_7\}$	1.0	0	0.778
4	$t_{12}:\{s_5,s_9\}$	1.0	0	0.778
5	$t_{12}:\{s_5,s_8\}$	1.0	0	0.778
6	$t_{12}:\{s_5,s_7\}$	1.0	0	0.778
7	$t_{12}:\{s_4,s_8\}$	1.0	0	0.778
8	$t_{12}:\{s_4,s_7\}$	1.0	0	0.778
9	$t_{12}:\{s_7,s_9\}$	1.0	0	0.778
10	$t_{11}:\{s_5,s_7,s_9\}$	1.0	1.0	0.667

由表 4 可知，传感器配置策略 $\{s_5,s_7,s_9\}$ 满足目标函数 $y_1(x)=1$ 且 $y_2(x)=1$ 的约束条件. 同时，图 5 中也满足约束条件的点为 $t_{21}(1.0,1.0,0.556)$ 和 $t_{31}(1.0,1.0,0.444)$. t_{21} 包括配置策略 oc_2，t_{31} 包含 oc_3 ~ oc_{11} 等 9 个等效异构配置策略，如表 5 所示. 优化后的传感器配置策略中传感器数量由 9 个减少至 3 个.

统计表 5 中各个传感器出现在配置策略中的频次，如图 6 所示. 可知传感器 s_1 ~ s_4 等温度传感器出现频次较少，频次占比总和为 17.32%，而传感器 s_5 ~ s_9 等压力传感器出现频次较多，频次占比总和为 82.68%. 结合柴油机润滑系统的故障传播机理与图 3(a) 可知，压力监测传感器出现频次较多的原因在于：相对于温度监测参数，压力参数对泵阀失效、管路阻塞等典型故障具有更优的监测特性.

表 5　柴油机润滑系统传感器配置策略

Tab.5　Sensor configuration strategy for the diesel engine lubrication system

编号	配置策略
oc_1	$\{s_5,s_7,s_9\}$
oc_2	$\{s_5,s_7,s_8,s_9\}$
oc_3	$\{s_5,s_6,s_7,s_8,s_9\}$
oc_4	$\{s_4,s_5,s_7,s_8,s_9\}$
oc_5	$\{s_3,s_6,s_7,s_8,s_9\}$
oc_6	$\{s_3,s_5,s_7,s_8,s_9\}$
oc_7	$\{s_3,s_4,s_7,s_8,s_9\}$
oc_8	$\{s_2,s_6,s_7,s_8,s_9\}$
oc_9	$\{s_2,s_5,s_7,s_8,s_9\}$
oc_{10}	$\{s_1,s_6,s_7,s_8,s_9\}$
oc_{11}	$\{s_1,s_5,s_7,s_8,s_9\}$

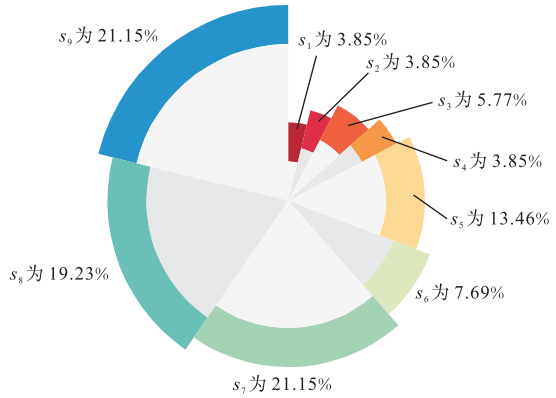


图 6　传感器出现频次统计

Fig.6　Frequency statistics of sensor appearance

由图 3(a) 可知，s_1 ~ s_4 等温度传感器的监测数据曲线趋势呈高度一致性，其分布更为密集；而 s_5 ~ s_9 等压力传感器对润滑系统故障更为敏感，泵阀等设备前、后压差大，监测数据曲线分布较为分散，表现出更明显的形态差异性. 这种差异源于压力参数对润滑系统故障的即时响应特性，使其可以携带更丰富的故障特征信息. 因此，基于 IGRA 法计算故障模式相关性矩阵时，包含压力传感器的配置策略能够显著增强故障模式相关性矩阵的特征表征能力，进而提升故障模式识别能力与传感器容错能力. 而 NSGA-Ⅱ算法通过快速非支配策略权衡配置策略的各项评价值指标，优先保留 s_6 ~ s_9 等高信息量传感器，导致

压力传感器在迭代中入选概率显著提升.

笔者基于传感器配置策略(表 5),计算测试样本与各监测数据曲线的改进灰色关联度,将样本归类至最小关联度对应曲线的故障模式,得到各配置策略的故障隔离率如图 7 所示. 当传感器配置策略中无传感器失效时,故障隔离率为 92.14% ~ 99.14%. 当配置策略中个别传感器失效时,配置策略 oc_1 与 oc_2 表现出较弱的鲁棒性. 当配置策略 oc_1 中传感器 s_9 失效时,故障隔离率降至 72.57%. 当传感器 s_5 失效时,故障隔离率降低至 77.57%. 当配置策略 oc_2 中传感器 s_9 失效时,故障隔离率降低至 78.71%,其传感器失效容错能力较差,而其余配置策略发生传感器失效时,仍可保证最低的故障隔离率(81.14%),传感器失效容错能力较强. 因此,不再保留 Pareto 最优解集 rank_1 和次优解集 rank_2 中的传感器配置策略,而保留次优解集 rank_3 中的配置策略 oc_3 ~ oc_{11} 为最优传感器配置策略集.

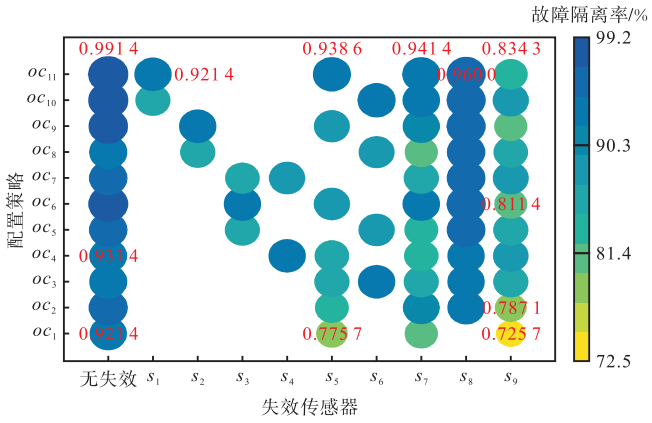
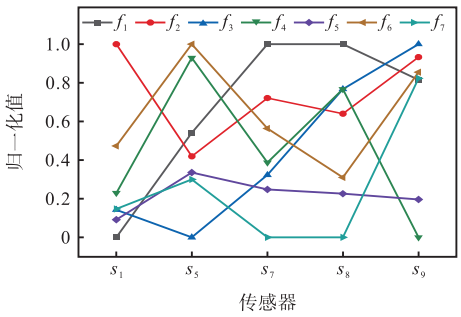


图 7 各传感器配置策略故障隔离率

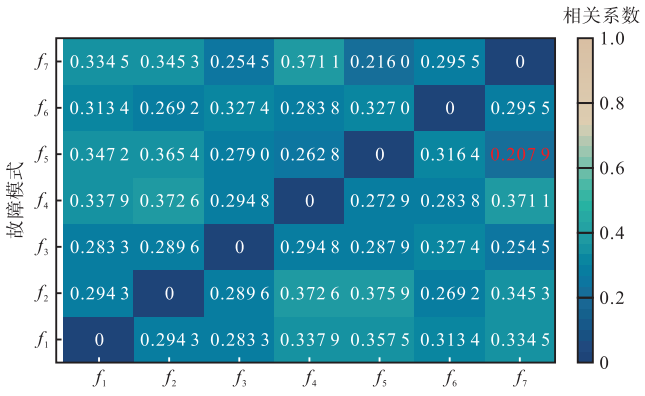
Fig.7 Fault isolation rate of each sensor configuration strategy

图 8 为传感器配置策略 oc_{11} 下的润滑系统运行监测数据与待检故障模式相关性矩阵. 基于式(2) ~ 式(5)计算各故障模式间的改进灰色关联度值,得到待检故障模式相关性矩阵(图 8(b)),优化后的最小关联度为 $(f_7, f_5) = 0.207\,9$,大于优化前关联度阈值(0.131 8).

当配置策略 $oc_{11} = \{s_1, s_5, s_7, s_8, s_9\}$ 中的传感器分别失效时,最小关联度分别为 0.206 3、0.230 4、0.212 9、0.189 0 和 0.143 9,最小关联度均大于优化前的关联度阈值(0.131 8),因而当传感器配置策略 oc_{11} 中个别传感器失效时,剩余传感器仍可保留 92.14%、93.86%、94.14%、96.00% 和 83.43% 的故障隔离率,具有传感器失效容错能力.



(a) 运行监测数据



(b) 故障模式相关性矩阵

图 8 传感器配置策略 oc_{11} 下的润滑系统运行监测数据与待检故障模式相关性矩阵

Fig.8 Operational data and awaiting inspection fault mode correlation matrix of lubrication system under sensor configuration strategy oc_{11}

4 结 论

笔者以船舶柴油机润滑系统运行监测中传感器配置策略的故障识别能力、传感器失效容错能力和传感器数量,作为传感器配置策略的综合评价指标,结合 NSGA-Ⅱ算法对传感器配置策略进行优化.

(1) 提出了涵盖故障识别能力、传感器失效容错能力与传感器数量的多目标综合评价方法;建立了传感器失效容错能力量化模型,可在单传感器失效时维持故障识别能力.

(2) 基于 NSGA-Ⅱ算法搜索出 9 种传感器优化配置策略,优化后的传感器配置策略在无传感器失效时可保持故障隔离率为 93.14% ~ 99.14%,同时传感器数量降低至 5 个;个别传感器失效时,仍可保证故障隔离率为 81.14% ~ 96.00%.

(3) 构建的多目标评价-改进灰色关联与粗糙集融合分析-NSGA-Ⅱ优化方法框架具备良好的通用性与可迁移性,通过适配故障模式集与传感器备选集,可应用于船舶柴油机其他子系统的传感器优化配置中,为提升复杂系统状态监测设计的可靠性与经济性提供了有效方法.

参考文献：

[1] 中国船东互保协会防损部. 2022 船舶安全风险报告[R]. 上海：中国船东互保协会，2023.

[2] Yang C，Zheng W，Zhang X. Optimal sensor placement for spatial lattice structure based on three-dimensional redundancy elimination model[J]. Applied Mathematical Modelling，2019，66：576-591.

[3] Shi Q，Wang X，Chen W，et al. Optimal sensor placement method considering the importance of structural performance degradation for the allowable loadings for damage identification[J]. Applied Mathematical Modelling，2020，86：384-403.

[4] Wang W，Liu X，Li M，et al. Optimizing node localization in wireless sensor networks based on received signal strength indicator[J]. IEEE Access，2019，7：73880-73889.

[5] Wu B，Zhou X，Huang Q. Optimal data routing algorithm for mine WSNs based on maximum life cycle[J]. IEEE Access，2020，8：131826-131834.

[6] Wang X，Zhang H，Gu H. Solving optimal camera placement problems in IoT using LH-RPSO[J]. IEEE Access，2020，8：40881-40891.

[7] Manogaran G，Rawal B S. An efficient resource allocation scheme with optimal node placement in IoT-fog-cloud architecture[J]. IEEE Sensors Journal，2021，21(22)：25106-25113.

[8] Kong X，Cai B，Liu Y，et al. Optimal sensor placement methodology of hydraulic control system for fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing，2022，174：109069.

[9] Wang J，Wang Z，Ma X，et al. Locating sensors in complex engineering systems for fault isolation using population-based incremental learning[J]. Energies，2020，13(2)：1-14.

[10] Song J H，Lee E T，Eun H C. Optimal sensor placement through expansion of static strain measurements to static displacements[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks，2021，17(1)：1-8.

[11] Khalil R A，Saeed N. Optimal relay placement in magnetic induction-based internet of underwater things[J]. IEEE Sensors Journal，2021，21(1)：821-828.

[12] 王兴坚，杨新宇，王少萍. 大型民机操纵系统容错控制技术综述[J]. 机械工程学报，2024，60(4)：50-65.

[13] 马立群，孙晓哲，杨士斌，等. 民用飞机飞控系统传感器故障诊断研究综述[J]. 电光与控制，2022，29(1)：56-60.

[14] 李凯文，张涛，王锐，等. 基于深度强化学习的组合优化研究进展[J]. 自动化学报，2021，47(11)：2521-2537.

[15] Mao R R，Lv D Y，Ren N，et al. Supply chain scheduling with deteriorating jobs and delivery times[J]. Journal of Applied Mathematics and Computing，2024，70(3)：2285-2312.

[16] Mahmoudi M，Zhou X. Finding optimal solutions for vehicle routing problem with pickup and delivery services with time windows：A dynamic programming approach based on state-space-time network representations[J]. Transportation Research Part B：Methodological，2016，89：19-42.

[17] 陈寅楠. 多目标投资组合优化及其群智能算法求解研究[D]. 北京：北京邮电大学理学院，2023.

[18] 戴波，林双双，张岩，等. 基于改进离散粒子群算法的危化品仓库垛位布局优化研究[J]. 大连理工大学学报，2020，60(3)：285-292.

[19] 杨洋，张宽地，姚田成，等. 基于 NSGA-Ⅱ遗传算法的 Myring 流线型量水槽体型优化设计[J]. 农业机械学报，2024，55(4)：241-250.

[20] 谭学瑞，邓聚龙. 灰色关联分析：多因素统计分析新方法[J]. 统计研究，1995，3：46-48.

[21] 黄宇，陈光宋，罗贵元. 基于改进灰色关联分析的火炮协调器仿真模型验证研究[J]. 火炮发射与控制学，2024，45(6)：76-84.

[22] 霍晓占，刘延泉，周兴华，等. 基于改进灰色关联分析和 Stacking 算法的配电网线损预测研究[J]. 华北电力大学学报(自然科学版)，2023，49(5)：1-8.

[23] Zhou R，Wang X，Wan J，et al. EDM-fuzzy：An Euclidean distance based multiscale fuzzy entropy technology for diagnosing faults of industrial systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics，2020，17(6)：4046-4054.

[24] 张海龙，宋业栋，李鑫，等. 基于优化 VMD 与欧氏距离的柴油机故障识别[J]. 振动、测试与诊断，2020，40(5)：911-915，1022-1023.

[25] 景运革. 基于知识粒度的动态属性约简算法研究[D]. 成都：西南交通大学信息科学与技术学院，2017.

[26] Deb K，Pratap A，Agarwal S，et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm：NSGA-Ⅱ[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation，2002，6(2)：182-197.

[27] 魏丽英，丁粲容，艾子妍，等. 面向相位动态优化的交叉口智能控制方法[J]. 北京交通大学学报，2023，47(5)：136-147.