

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508198

# 基于自启发遗传算法的蒸汽发生器参数在线辨识\*

郝峰霄 周金冷 高占宝 于劲松 唐荻音 闫蓓

(北京航空航天大学 北京 100191)

**摘要:**针对压水堆核电站蒸汽发生器系统的强非线性特征,多参数耦合等因素导致的在线故障诊断算法稀缺的问题,提出一种基于自启发遗传算法的蒸汽发生器参数在线辨识方法。首先,基于参数辨识理论,构建模型驱动的自监督遗传算法框架,将故障诊断问题转化为系统关键性能参数的辨识问题。通过结合精细的系统机理模型,利用遗传算法将参数辨识任务重构为函数优化问题,从而有效克服非线性系统以及系统方程高阶微分项的求解限制。之后,构建基于动态时间规整适应度设计遗传算法的参数辨识方法,使用拟牛顿梯度下降思想优化遗传算法种群迭代策略,将全局随机搜索策略替换为沿梯度方向的定向搜索策略,解决了传统遗传算法收敛速度慢,难以满足在线系统参数辨识需求的问题。最终,基于模型数据与真实系统仿真机数据对提出的参数辨识方法进行性能验证,相较传统遗传算法降低了约5%的参数辨识误差,并平均减少了47%的算法收敛步数,证明了基于自启发遗传算法的参数辨识方法的有效性。

**关键词:**压水堆核电站;改进遗传算法;参数辨识;故障诊断

**中图分类号:** TP277; TN911.23

**文献标识码:** A

**国家标准学科分类代码:** 120.3020

## On-line identification method of steam generator system parameters based on self-inspired genetic algorithm

Hao Fengxiao Zhou Jinhan Gao Zhanbao Yu Jinsong Tang Diyin Yan Bei

(Beihang University, Beijing 100191, China)

**Abstract:** To address the scarcity of online fault diagnosis algorithms caused by strong nonlinear characteristics and multi-parameter coupling in pressurized water reactor (PWR) nuclear power plant steam generator systems, this paper proposes an online parameter identification method based on a self-inspired genetic algorithm (GA). First, a model-driven self-supervised GA framework is constructed based on parameter identification theory, transforming the fault diagnosis problem into the identification of key system performance parameters. By integrating a high-fidelity system mechanism model, the parameter identification task is reformulated as a function optimization problem, effectively overcoming the limitations imposed by nonlinearities and high-order differential terms in the system equations. Subsequently, a parameter identification method is developed by designing a fitness function based on dynamic time warping and optimizing the GA population iteration strategy using a quasi-Newton gradient descent approach. This replaces the global random search strategy with a gradient-directed search strategy, resolving the slow convergence issue of traditional GAs and meeting the requirements for online parameter identification. Finally, the proposed method is validated using both model data and real system simulator data. Compared to conventional GAs, it reduces parameter identification error by approximately 5% and decreases the average number of convergence steps by 47%, demonstrating the effectiveness of the self-inspired GA-based parameter identification method.

**Keywords:** pressurized water reactor nuclear power plant; improved genetic algorithm; parameter identification; fault diagnosis

## 0 引言

随着核能领域工业技术的不断发展,我国的压水堆核电站建设水平得到巨大的提升,其中的各项系统也表现出复杂化和高度专业化的特征<sup>[1-3]</sup>。作为核电站的核心功能设备之一,蒸汽发生器是一次侧回路与二次侧回路热交换的连接枢纽,决定着核电站的发电效率<sup>[4]</sup>。鉴于蒸汽发生器特殊的工作环境,任何故障都可能会对人员安全与生态环境产生重大影响,因此为蒸汽发生器建立快速反应的故障诊断机制具有重要意义。

在蒸汽发生器故障诊断领域,传统的故障诊断算法存在显著局限。模型驱动的故障诊断方法高度依赖于精确的系统机理模型<sup>[5-6]</sup>。然而,蒸汽发生器作为同时涉及热力学、流体力学、传热学等多物理场耦合的复杂系统,建立精确的系统模型势必导致算法计算复杂度快速增长,难以满足在线诊断需求。数据驱动的故障诊断方法依赖充足的标记故障数据<sup>[7-9]</sup>。但是蒸汽发生器在生产过程中被严格管控,可获取的故障样本种类与数量都极其有限,使得算法可用的训练数据集存在严重的类别不平衡问题,进而影响诊断模型的泛化性能和可靠性。

近年来,随着对此类复杂系统认识的不断加深,通过数字孪生<sup>[10]</sup>等方法获取复杂系统工况数据变得更加便捷。以机理保真模型为基础、估计设备核心性能参数的系统识别方法,也逐渐成为复杂设备数字孪生赋能的重要研究内容,为故障诊断任务的技术升级给出新的方向。参数辨识是通过对真实系统或仿真模型的输入和输出数据进行分析,以确定系统或模型中的参数值的过程,与故障诊断任务和核心目标具有高度的相似,因此使用参数辨识方法实现蒸汽发生器的故障诊断吸引了众多研究者的关注。梁倩云等<sup>[11]</sup>针对蒸汽发生器二次侧回路部分展开关键参数辨识工作,通过提取蒸汽发生器二相流速的多项式特征并对运转机制进行建模分析,结合人工神经网络实现对阀门开度、参考水位和阀门 CV 值的辨识,平均误差率小于 0.3%。在类似系统的故障诊断任务中也存在参数辨识方法的应用。唐圣学等<sup>[12]</sup>提出的基于融合时域与时频域的故障特征和灰狼优化算法(grey wolf optimizer, GWO)的极限学习机(extreme learning machine, ELM)辨识方法,针对核电棒控系统电源的早期故障开展辨识工作。

但是现有的参数辨识方法仍然存在一定的应用局限。蒸汽发生器具有显著的非线性系统特征<sup>[13-14]</sup>,并且从现有的蒸汽发生器系统建模研究可以发现,系统功能方程包含大量的高阶求导项,对数值求解带来困难<sup>[15]</sup>。这些因素会导致传统的参数辨识方法,如依赖线性化假设的卡尔曼滤波<sup>[16]</sup>等方法,难以发挥最佳的算法性能。

而其他基于梯度优化的参数辨识方法<sup>[17]</sup>会更加容易陷入局部最优困境,难以满足准确高效的参数辨识需求。为解决此类问题,当前领域内的研究者选择使用智能优化算法来摆脱非线性特征和梯度计算,将参数辨识任务转化为函数优化任务。Li 等<sup>[18]</sup>针对以蒸汽发生器为代表的非线性系统提出了线性变化粒子群算法,将非线性系统参数辨识问题转化为参数空间的函数优化问题,利用粒子群算法的并行搜索能力和迭代辨识技术实现系统参数的估计。同类方法还有张帅<sup>[19]</sup>提出的基于遗传算法(GA)的模型参数辨识方法辨识风扇叶片应变响应函数,进而获取发动机叶片健康情况。但是此类优化算法仍然存在一定优化空间,粒子群算法更加依赖研究者对粒子群权重的调参工作,而遗传算法则因随机搜索的策略计算复杂度高难以满足在线诊断需求。

针对传统优化算法的局限,本文提出了一种基于自启发遗传算法的蒸汽发生器系统参数在线辨识方法。为满足蒸汽发生器故障诊断任务需求,建立模型驱动的自监督遗传算法框架,并建立基于动态时间规整(dynamic time warping, DTW)适应度设计遗传算法的参数辨识方法。在压水堆核电站蒸汽发生器一次侧回路运行数据上进行检验,结果表明相较于同类遗传算法而言,该参数辨识方法在算法收敛速度以及参数辨识准确性上实现了较大提升,为从工况数据中快速挖掘系统健康信息,实现流程行业复杂系统的参数辨识提供一条新的路径。

## 1 系统分析与研究方法

### 1.1 蒸汽发生器系统

压水堆核电站的蒸汽发生器是整个核动力系统中最重要的部分,连接着核电站第一和第二回路,负责这两个回路的热量交换以实现生产足量蒸汽推动汽轮机发电。作为连接枢纽,蒸汽发生器中同时包含了两条回路的部分模块。以立式自然循环 U 型管蒸汽发生器为例(简称蒸汽发生器),蒸汽发生器在结构功能上可以简化为数个功能模块,其结构简图如图 1 所示。其中属于一次侧回路的功能模块较为单一,仅包括 U 型管内的工质,因此将该模块统称为一次侧回路。在二次侧回路中,根据工质状态以及功能可以划分为下降段、过冷段、沸腾段、汽水分离器以及蒸汽腔室共 5 个子模块。整个蒸汽发生器系统拥有一次侧工质入口,下降段给水共两个入口,一次侧工质出口和蒸汽出口共两个出口。

在蒸汽发生器内部,一次侧管道的工质携带着反应堆生产的热经由 U 型管与二次侧回路内部的工质进行换热,将二次侧回路的工质由不饱和态转变为饱和液体和饱和气体的混合物。由于系统长时间处于高温高压的工作环境,发生故障的风险和危害非常大,因此在蒸汽发生

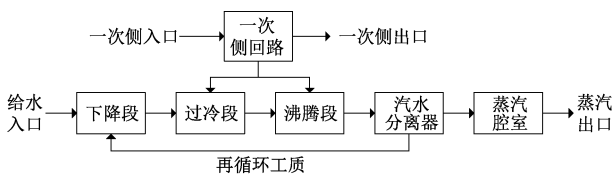


图 1 蒸汽发生器结构简图

Fig. 1 Steam generator structure schematic

器工作的过程中对于系统内各项关键工作参数如腔体内水位的检测非常重要。但是系统极端的工作条件限制了各项参数传感器的部署,这导致面向蒸汽发生器的系统参数辨识任务相比其他系统更加复杂。为描述蒸汽发生器的系统工作特性,需要用到流体力学,传热学等多学科知识,其中涉及了众多非线性微分方程,使蒸汽发生器系统具有显著的非线性系统特征。在此类复杂系统上应用传统系统参数辨识方法如梯度法或牛顿法进行参数辨识时,其局限性尤为突出。这些方法往往会面临局部最优,收敛速度过慢,以及人工调参过程复杂等问题,因此需要针对蒸汽发生器的系统特征设计一种新的系统参数辨识方法来解决。

### 1.2 遗传算法

遗传算法<sup>[20]</sup>是一种受自然选择启发的随机全局搜索优化算法,通过生成大量的可行解并根据适应度进行种群迭代以逼近最优解。遗传算法主要包括种群生成与迭代、交叉、变异与选择共 4 部分核心操作。遗传算法首先根据问题背景,在一定范围内随机生成大量初始解,这些解又被称为染色体,构成了一个种群,而染色体上承载不同信息的片段被称为基因。在不同的研究领域内,染色体的具体形式存在一定差别,最主要的两种形式分别为编码型(染色体的基因完全由二进制码构成)以及数值定量型(染色体基因)。每个染色体与问题最优解的差距通过适应度函数进行选择,拥有高适应度的染色体与问题最优解越相似,因此在筛选过程中被保留下来,成为生成下一代种群的亲本个体,将包含最优解信息的染色体传递到下一代,不断进化,而这个过程被称为遗传。在遗传的过程中,下一代种群个体是通过上一代染色体之间交叉或个体变异得来的,以保证可行解个体能覆盖到更大的解空间。生成的子代个体将继续通过适应度函数进行筛选,并在后续种群的生成中遵循高适应度个体拥有更多的交配机会这一准则。在不断的种群迭代中,低适应度个体将被淘汰,剩余的高适应度个体将愈发逼近问题最优解。

遗传算法是一类算法的核心思想,不同的遗传算法在适应度函数的定义以及染色体交叉变异的具体形式上存在较大差别。其中交叉变异的基本操作步骤如图 2 所示。

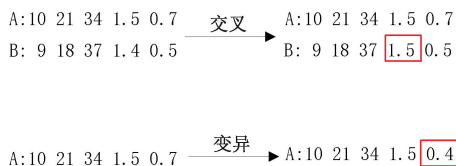


图 2 遗传算法交叉与变异操作

Fig. 2 Crossover and mutation operations of genetic algorithms

从图 2 可以看出,通过交叉操作,每个后代个体保留了两个亲本的信息,通过结合高适应度个体的信息来寻找拥有更高适应度的个体,是遗传算法中非常关键的环节。而变异环节是针对小部分个体随机改变其局部信息,保证种群遗传信息多样性不在迭代过程中过度损失。

### 1.3 拟牛顿法

拟牛顿法是一种弥补牛顿法在求解搜索方向上的缺陷而提出一种无约束目标最优化方法。为了不断逼近问题的最优解,拟牛顿法的搜索方向由式(1)决定。

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k - \mathbf{B}_k \nabla f(\mathbf{x}_k) \quad (1)$$

式中:  $\mathbf{B}_k$  为函数  $f(\mathbf{x}_k)$  的海森矩阵的逆矩阵的近似矩阵,拟牛顿法通过不断寻找根据  $\mathbf{B}_k$  求得  $\mathbf{B}_{k+1}$  的函数关系来使搜索方向不断更新,以此寻找优化问题的全局最优解。

因此拟牛顿法步骤如下:首先给出初始的  $\mathbf{B}_0$  作为出发矩阵,同时确定初始迭代值  $\mathbf{x}_0$  和迭代停止阈值  $\varepsilon > 0$ ,然后重复计算梯度  $\nabla f(\mathbf{x}_k)$ ,如果  $(|\nabla f(\mathbf{x}_k)|) < \varepsilon$ ,则认为当前节点  $\mathbf{x}_k$  足够优秀,可以作为解并停止循环,否则,更新搜索方向  $\mathbf{d}_k = -\mathbf{B}_k \nabla f(\mathbf{x}_k)$ ,然后更新迭代点  $\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \mathbf{d}_k$ ,根据更新后的迭代点更新  $\mathbf{B}_k$  为  $\mathbf{B}_{k+1}$ 。如何更新  $\mathbf{B}_k$  是确定是何种拟牛顿法的依据。

本文选择的拟牛顿法是 DFP (Davidon-Fletcher-Powell) 法,该种拟牛顿法的更新思路是使用  $\Delta \mathbf{B}_k$  来更新  $\mathbf{B}_k$ ,其中  $\Delta \mathbf{B}_k$  为对称矩阵,定义如下:

$$\Delta \mathbf{B}_k = \beta \mathbf{u} \mathbf{u}^T + \gamma \mathbf{v} \mathbf{v}^T \quad (2)$$

式中:

$$\mathbf{u} = \mathbf{x}_{k+1} - \mathbf{x}_k \quad (3)$$

$$\mathbf{v} = \mathbf{B}_k (\nabla f(\mathbf{x}_{k+1}) - \nabla f(\mathbf{x}_k)) \quad (4)$$

$$\beta = \frac{1}{\mathbf{u}^T (\nabla f(\mathbf{x}_{k+1}) - \nabla f(\mathbf{x}_k))} \quad (5)$$

$$\gamma = -\frac{1}{\mathbf{v}^T (\nabla f(\mathbf{x}_{k+1}) - \nabla f(\mathbf{x}_k))} \quad (6)$$

在本文中,  $f(\mathbf{x}_k)$  对应着个体的适应度,而  $\mathbf{x}_k$  对应着由系统参数构成的向量。 $\nabla f(\mathbf{x}_k)$  则利用了差分的方式代替真梯度计算。

## 2 基于优化遗传算法的参数辨识算法

### 2.1 优化遗传算法概述

传统遗传算法在蒸汽发生器的参数辨识任务中仅以

系统参数作为染色体携带的信息,以全局搜索的策略进行优化问题求解,计算复杂度高。与传统遗传算法不同,优化遗传算法将系统参数及其相关的近似海森矩阵绑定为迭代对象,在种群迭代过程中根据近似海森矩阵指导染色体完成交叉变异操作,根据交叉结果基于拟牛顿法更新新体的近似海森矩阵。这样,在解空间中定向搜索将代替随机搜索,从而节省计算时间,能够准确快速返回参数辨识结果,实现在保证准确性的前提下提高算法效率这一目标。在面对复杂系统的参数辨识任务中的具体实现流程如图 3 所示。

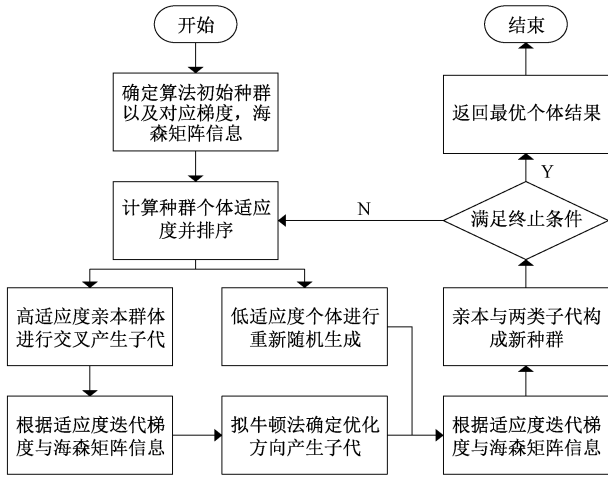


图 3 优化遗传算法实现流程

Fig. 3 Flowchart of the implementation of the optimized genetic algorithm

蒸汽发生器在设计时会给出详细的设计参数以及工作性能指标的正常工作阈值,基于此类信息可以作为参考辅助确定遗传算法的基础种群大小,最大迭代次数等遗传算法超参数并为遗传算法制定合适的适应度函数。根据适应度函数,对所有种群内个体进行评分,并将所有个体根据适应度进行排序。根据拟牛顿法提供的迭代思路,以当前种群最优个体为标准,计算其他次优个体向最优个体迭代的方向。将迭代方向代替遗传算法中变异方向,生成下一代个体,以此进行种群迭代,直到达到迭代次数限制或最优个体满足需求。此时最优个体对应的参数序列即为当前蒸汽发生器的性能参数辨识结果。

## 2.2 遗传算法构建方法

遗传算法的种群迭代主要策略是依据适应度的排序,以对高适应度的个体处理为主,对低适应度个体保留部分信息进行重置为辅。针对遗传算法在参数辨识任务中的应用存在适应度函数定义困难,算法收敛速度慢等问题,本文提出包含 3 个方面的优化解决方案,保证改进后的遗传算法能够高效准确的完成参数辨识任务。

### 1) 基于保真模型的适应度定义

蒸汽发生器的主要性能参数涉及多个领域,例如传热学涉及的传热系数以及有效传热面积,流体力学涉及的工质流动阻力系数,管道工质流动截面积等。为避免不同参数之间因量级区别导致对适应度取值贡献出现显著差别的问题,对系统涉及的所有参数进行归一化处理。在生成初始种群时以 1 为基准值,在浮动范围内均匀随机生成染色体。

在遗传算法中,适应度函数设计与研究对象高度关联。选择合适的适应度函数能够保证遗传算法的结果更加贴合真实最优解。蒸汽发生器系统的传感器主要布设于循环回路的出入口,可以提供出入口工质的压强,温度以及流量信息,但无法提供系统内部工质的相关数据。基于现有的数据种类,结合系统仿真模型,本文提出将染色体中蒸汽发生器的性能参数信息代入系统仿真模型,获取当前染色体的仿真数据,以仿真信号与真实数据之间的残差为基础设计适应度函数。针对系统输出信号中的一项,适应度的计算方式如下:

$$\sum_{i=1}^n W_i \left( \frac{(X_i - Y_i)}{\max(\epsilon, \sqrt{\text{mean}(X_{i,\text{diff}}^2)})} \right)^2 \quad (7)$$

$$D_i = \text{DTW}(Y_i, \hat{Y}_i) \quad (8)$$

$$W_i = \frac{e^{-\lambda D_i}}{\sum_{j=1}^n e^{-\lambda D_j}} \quad (9)$$

式中:  $X_i$  代表  $i$  时刻下实际信号值;  $Y_i$  代表  $i$  时刻下仿真信号值;  $\hat{Y}_i$  代表  $i$  时刻下真实信号值;  $\lambda$  为权重调整参数;  $D_i$  为仿真信号与真实信号的 DTW 距离;  $W_i$  为不同信号之间用以评估关联度的适应度分配权重;  $X_{i,\text{diff}}$  代表实际信号值的差分。

根据式(7)~(9)计算,总适应度为各个信号的适应度加权求和而得。根据适应度函数的定义,适应度数值越低代表该染色体越贴近真实最优解。

### 2) 基于梯度更新的染色体进化方法

遗传算法中的染色体进化过程实质上是种群根据一定优胜劣汰策略进行自我迭代的过程。种群的全部个体会依据适应度计算结果进行排序,适应度数值越低,则代表该个体对应参数更靠近真实系统参数,适应度越高。

传统遗传算法的种群迭代策略是针对初始种群通过轮盘赌选择等方式完成筛选,并根据设定的概率完成父代个体的交叉变异操作以生成下一代种群。而蒸汽发生器系统性能参数种类繁多且各参数均拥有不同的演化特征,使用随机全局搜索的策略难以解决在线诊断任务对于算法处理速度的要求。

为解决这样的问题,本文提出的种群迭代策略是根据排序结果,将适应度前 30% 的优秀个体选为亲本种群

用于生成下一代种群;同时将适应度最低的 10% 个体以及参数组合超出蒸汽发生器正常工作阈值的个体进行重新随机生成,这些重新生成的个体会直接加入下一代种群。在亲本种群内,对所有个体进行随机交叉操作,交换系统参数信息,生成等量的第 1 代子代个体并计算子代的适应度。在子代生成后,为子代以及亲本个体更新其对应的海森矩阵和梯度信息。以生成的每个第 1 代子代个体为基础,使用拟牛顿法获得向更优适应度前进的优化方向与具体前进长度,以此获得第二代子代个体。

将亲本种群,第 1 代子代种群,第 2 代子代种群与再生成种群结合,即可获得与初始种群等量的第 2 代种群,完成一次种群迭代。每次种群迭代记录种群的最优个体,与上一次迭代的最优个体记录进行比对,如果最优个体在一定迭代轮次内不再改变或者达到最大迭代次数限制,则停止遗传算法迭代并将此时的最优解作为结果返回。

### 3) 基于拟牛顿法的启发式交叉变异方法

为解决传统遗传算法收敛速度慢的问题,本文提出基于拟牛顿法的启发式交叉变异方法代替原随机交叉变异的过程。基于梯度下降的思路,结合上一代种群内染色体和矩阵信息,拟牛顿法可以确定向更优适应度的搜索方向和前进距离,将随机搜索替换为定向搜索,加快子代种群向最优解收敛的速度。

每个第 1 代子代种群中的染色体均依靠亲本种群中随机选择的两个不同染色体随机交换部分基因得来。生成的染色体会基于其亲本染色体确定其对应的近似逆海森矩阵以及梯度信息。

第 2 代子代种群的染色体是基于第 1 代染色体进行变异得来的。变异是指使用拟牛顿法,利用第 1 代子代染色体的近似逆海森矩阵和梯度信息计算得出该染色体向更优适应度前进的方向以及距离,将计算结果与第 1 代染色体结合得到第 2 代染色体的操作。与传统遗传算法的单点变异或片段变异不同,在本文提出的变异过程中,原染色体的每个基因根据计算结果均可能进行变动。

本文采用 DFP 法指导染色体进行交叉变异,在染色体种群迭代的同时加入其近似逆海森矩阵和梯度矩阵的迭代。在初始化遗传算法种群时,为每个个体同时初始化其近似逆海森矩阵为单位矩阵并计算初始梯度。在初始化过程中确定染色体中第  $i$  个基因梯度的计算公式如下:

$$\nabla f(u)_i = \frac{(f(u) + d_{eps} \cdot e_i) - (f(u) - d_{eps} \cdot e_i)}{2 \cdot d_{eps}} \quad (10)$$

式中:  $d_{eps}$  为小量用于拟合微分;  $e_i$  代表染色体中第  $i$  个基因对应的单位向量。为完成初始化,选择以当前适应度最优的染色体为参照个体,结合式(3)~(6)为所有染

色体确定近似逆海森矩阵的更新矩阵。为了保证生成的子代不会过度拟合,需要设置合适的平滑率加以限制,依照式(11)完成更新。

$$B_k^{new} = \sigma \Delta B_k + (1 - \sigma) B_k \quad (11)$$

式中:  $\Delta B_k$  为基于 DFP 法得出的更新矩阵;  $\sigma$  为平滑率,至此完成全部染色体信息初始化。第 1 代染色体在完成交叉操作后,将其亲本为参照个体,通过式(3)~(6)完成矩阵信息的更新。第 2 代染色体则基于线搜索的思想结合式(12)~(14)确定具体前进方向与距离,并完成染色体信息的确定。

$$u^+ = u + \gamma^* d \quad (12)$$

$$\gamma^* = \operatorname{argmin}_{\gamma} f(u + \gamma \nabla f) \quad (13)$$

$$d = -B \nabla f(u) \quad (14)$$

式中:  $u$  为当前染色体对应参数序列;  $u^+$  为更新后的位置;  $\gamma^*$  为最佳搜索步长;  $\nabla f$  为适应度函数的梯度,指向适应度提升的方向;  $d$  为染色体参数前进方向的单位向量。为了确定最佳搜索步长,需要在一定范围内尝试多个  $\gamma$  值使得  $f(u + \gamma \nabla f)$  取值最小,  $\gamma$  的取值范围如下:

$$\gamma \in \{s^l r \mid n \in \{0, 1, 2, 3, 4, 5\}\} \quad (15)$$

式中:  $lr$  为设定的学习率;  $s$  为用于确定基础步长的常数。

依据 DFP 法计算得出的平滑率,最佳搜索步长等经验性参数会在种群迭代过程中被记录并作为一下轮种群迭代时的初始参数参与计算以节省计算时间,提高算法效率。

本文使用此种确定新一代子代的方法以代替传统遗传算法中的变异操作,大大减少了计算量并保证子代具有高适应度,从而实现针对传统遗传算法的优化。

## 3 实验测试

本文采用实际工程中的真实复杂系统数据作为算法验证基础,研究对象为某压水堆核电站蒸汽发生器的一次侧回路部分,包括一次侧回路出入口工质的压强,温度,质量流以及比焓。

### 3.1 仿真模型

通过实验测试使用的系统模型,对比基准为某核电厂历史运行数据校准后全工况模拟机,经完整模型简化得来。模型的输入输出为工质压强,温度,质量流以及能量流。模型建模方法使用了键合图理论作为主要建模方法,记一次侧入口参数下标为 p1,一次侧出口下标为 p2,金属壁的参数下标为 m,模型如图 4 所示。

本文提出假设以简化系统模型,1) 管内工质的流动是一元的,建立方程只考虑工质的流速和压力流动方向(轴向)的变化,不考虑其径向变化。2) 工质为不可压缩流体。3) 在一定范围内假设沿管长热负荷均匀,即工质

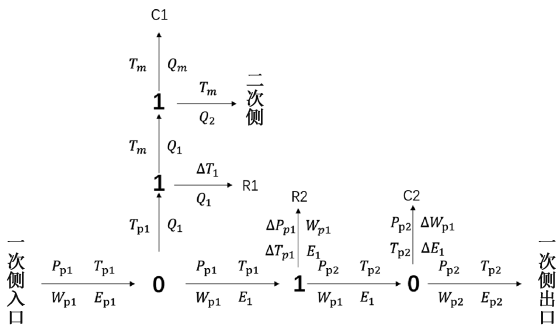


图 4 一次侧回路键合图模型

Fig. 4 Bond graph model of primary side loop

的传热量与管长成正比。基于上述假设,一次侧回路系统模型方程构建结果如下:

$$Q_m = \frac{2k_1 H_1 W_{p1} C_1}{k_1 H_1 + 2W_{p1} C_1} \Delta T_1 \quad (16)$$

式中:  $k_1$  为一次侧传热系数;  $H_1$  为一次侧传热面积;  $C_1$  为一次侧工质比热容。

$$\Delta P = \frac{W_{p1}^2}{C} \quad (17)$$

$$E_{p1} - E_1 = W_{p1} C_1 \Delta T_{p1} \quad (18)$$

式中:  $C$  为导热系数。

$$Q_m = C_m M_m \dot{T}_m \quad (19)$$

式中:  $C_m$  为金属壁比热容;  $M_m$  为金属壁质量;  $T_m$  为金属壁温度。

$$\Delta W_{p1} = V \dot{\rho} = V \left( \frac{\partial \rho}{\partial P_{p2}} \dot{P}_{p2} + \frac{\partial \rho}{\partial T_{p2}} \dot{T}_{p2} \right) \quad (20)$$

$$\Delta E_1 = V \dot{h}_{p2} = V \left( \frac{\partial h_{p2}}{\partial P_{p2}} \dot{P}_{p2} + \frac{\partial h_{p2}}{\partial T_{p2}} \dot{T}_{p2} \right) \quad (21)$$

式中:  $V$  为一次侧传热面积;  $h_{p2}$  为一次侧出口工质比焓;  $\rho$  为一次侧出口工质平均密度。

### 3.2 算法性能评价指标

本文提出的参数辨识算法是基于遗传算法改进而来,采用的评价指标可以参考遗传算法的相关指标进行设定,同时本文调研其他参数辨识算法的评价指标,综合决定本节给出的评估指标。

本文提出的评价指标主要针对算法的两方面的性能,分别是算法收敛速度以及参数辨识结果准确性。

由于遗传算法属于随机搜索算法的一种,算法收敛速度是限制其性能的重要因素之一,也是许多改进型遗传算法的优化目标。在遗传算法中,设定同一循环终止条件的情况下,耗费越少的计算步数完成搜索,则算法收敛速度越快,算法性能越优秀。因此,算法平均收敛步数是评价基于遗传算法改进的参数辨识方法的评价指标之一。

算法的参数辨识结果准确性会从两个方面进行评

估。1) 算法的参数辨识结果与标准值之间存在的偏移。通过计算参数辨识结果与标准值之间的平均偏移比例,平均偏移比例越低则代表参数辨识结果越接近标准值,参数辨识效果越好。2) 根据参数辨识结果在实验模型上进行信号仿真,比对仿真信号与实际信号之间的平均偏移比例,平均偏移比例越小,则代表仿真信号越贴近真实信号,更适合选为系统识别任务中的参数辨识方法。

### 3.3 对比算法

为对比本文提出的参数辨识方法的参数辨识准确度与效率,本文选择了以下算法作为对比算法,包括原始遗传算法,粒子群算法以及多种群-自适应遗传算法(multiple population-adaptive genetic algorithm, MPAGA)<sup>[21]</sup>和增强遗传算法(enhanced genetic algorithm, EGA)<sup>[22]</sup>。

MPAGA 主要思想为在相同搜索空间中随机生成多个子种群,多个子种群按照不同进化策略和遗传算子并行搜索求解。当各子种群进化到某代时,总体中最优个体可传播到其他子种群中实现不同子种群个体之间相互交流和协同进化。完成迭代后 MPAGA 以多个种群内最优秀的个体作为结果返回。

EGA 的主要思想为根据初始种群的适应度为所有个体进行排序,并将种群均分为高适应度与低适应度两组。高适应度组进行交叉变异操作,低适应度组进行改良变异替换过程,然后将产生的所有子代个体作为下一代种群进入下一轮迭代。完成迭代后种群内最优个体将作为 EGA 算法的最终结果返回。

传统遗传算法以及现有的此类改进遗传算法均采用的是选择组合式的种群迭代策略。其本质是针对当前局部最优解的随机排列重组并以小部分突变进行辅助,以求更加贴近全局最优解。此种算法遵循的求解策略缺乏启发性,在应对复杂系统的参数辨识任务时的求解效率有待验证。而本文提出的改进遗传算法选择为种群迭代策略中引入回归类启发性策略如梯度下降的思路,弥补了传统算法的不足,因此选择此类算法作为对比进行验证。

### 3.4 模型测试

本文根据仿真机提供的真实数据对 3.1 中给出的一次侧回路仿真模型进行验证。以真实输入数据为模型输入,通过最小二乘法结合蒸汽发生器设计参数对模型涉及参数进行估计以确定参数浮动范围,将确定的参数代入模型后求得仿真输出值与真实系统输出数据比对,结果如图 5 所示。

根据图 5 可以看出,仿真模型和真实系统输出对比残差小,代表模型拟合性满足后续算法测试需求。

### 3.5 实验设置与结果分析

验证本文提出的搜索优化遗传算法的实验设置思路

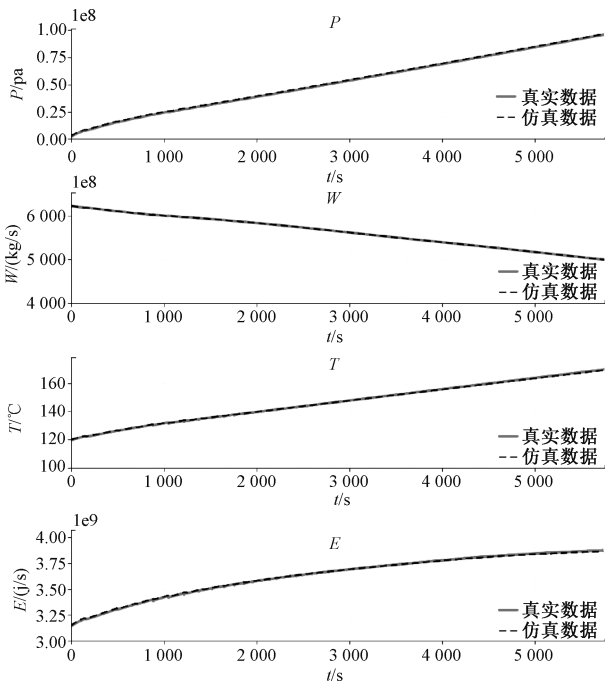


图 5 仿真模型输出与真实输出对比

Fig. 5 The simulation model output is compared with the real output

为使用同一输入数据,同一仿真模型以及初始参数设置,使用搜索优化遗传算法与 3.2 节的其他对比算法对数据进行参数辨识。根据算法评价指标小节介绍,实验的结果主要分为两部分,算法收敛速度评估与参数辨识效果评估。

### 1) 算法收敛速度

在算法收敛速度上,本文统计了传统遗传算法,MPAGA、EGA 和本文提出的改进遗传算法 (convergence-guaranteed genetic algorithm, CGGA) 在同一迭代终止条件下的平均收敛步数,计算结果取小数点后两位,统计结果如表 1 所示。

表 1 算法平均收敛步数

Table 1 Average number of convergence steps of the algorithm

算法名称	算法平均收敛步数	最大收敛步数	步数收敛方差
CGGA	10.35	14	3.01
传统遗传算法	19.84	26	5.28
MPAGA	16.12	19	4.18
EGA	15.56	20	4.57

在算法收敛速度评估中,各算法在同一设备计算条件下,对单帧单步数据的计算时间平均在 3~7 ms,无显著差别,因此采取对比算法收敛步数的方式评估算法收敛速度。与传统遗传算法,MPAGA,EGA 对比,尽管两者从种群协同的角度辅助种群迭代,但这些算法均采用

全局随机搜索的求解策略使得算法收敛速度不能满足在线故障诊断需求。而本研究提出的优化遗传算法从搜索策略上做出改进,使得算法收敛步数得到显著优化,最终表现出表 1 的结果。

### 2) 参数辨识效果

在参数辨识效果评估上,实验对比了改进遗传算法与其他算法在参数辨识结果以及仿真信号结果上的差异,结果如表 2 所示。

表 2 算法参数辨识效果

Table 2 Algorithm parameter identification effect

算法名称	参数平均偏移/%	信号平均偏移/%
CGGA	2.61	3.78
传统遗传算法	7.84	11.21
MPAGA	5.37	8.24
EGA	4.59	5.17
粒子群算法	6.62	9.51

以工质出口压强为例,使用参数辨识结果与仿真模型分别输出仿真结果,与真实数据进行对比,结果如图 6 所示。

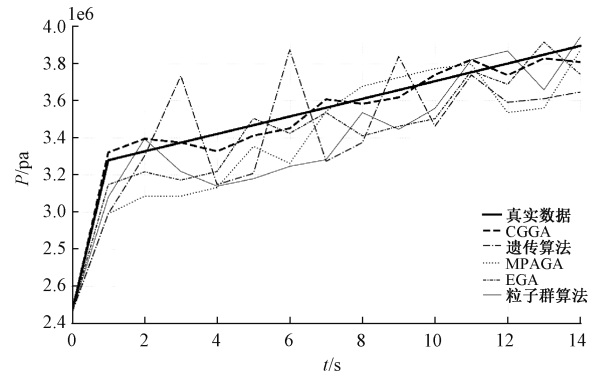


图 6 参数辨识结果仿真对比

Fig. 6 Simulation comparison of parameter identification results

由于故障在线诊断的要求,遗传算法等优化算法需要严格限制种群最大迭代次数,使得遗传算法与 MPAGA 难以在达到最大迭代次数前有效收敛至最优解附近,进而导致辨识效果不佳。EGA 则受适应度分配策略影响,在处理蒸汽发生器系统中与高阶微分项相关的参数时会导致有效基因快速丢失。粒子群算法则因权重设计对于非线性系统适应性较差,导致算法难以发挥最优效果。而本研究提出的优化遗传算法基于拟牛顿法确定向高适应度参数序列的前进方向,结合线搜索方法准确判断合适的参数前进距离,大大提高了最终参数辨识结果的准确性,最终表现为表 2 和图 6 中结果。

根据上述实验结果,在所有参与实验的参数辨识算法中,本文提出的搜索优化遗传算法的参数辨识算法在

算法收敛速度以及参数辨识结果的准确性具有性能优势,可以满足在线故障诊断需求。

## 4 结 论

本文针对压水堆核电站蒸汽发生器的故障诊断任务需求,提出一种基于自启发遗传算法的参数在线辨识方法。针对蒸汽发生器非线性,多参数耦合特性导致的故障诊断难题,建立模型驱动自监督的遗传算法框架,通过优化方法实现系统关键性能参数辨识,满足故障诊断需求。针对传统遗传算法收敛速度慢的问题,提出基于DTW适应度设计遗传算法的参数辨识方法,引入拟牛顿梯度下降法优化遗传算法种群迭代策略,有效加快了算法收敛。经过某压水堆核电站蒸汽发生器仿真机数据验证以及与同类遗传算法的性能对比,证明本文提出的参数辨识方法的有效性,实现了面向蒸汽发生器系统的参数在线准确辨识。未来可以继续改进的方向主要包括两个方向,1)面向实际工程应用场景时,需要强化算法的并行计算能力,进一步提高算法运行效率;2)面向理论研究,可以在精细系统机理模型与算法的配合上更进一步,由系统模型挖掘性能参数之间的深层联系,进而针对性缩小算法搜索空间,针对蒸汽发生器性能参数耦合问题作出进一步优化。

## 参考文献

- [ 1 ] 张丽平,蔡龙. 国内小型压水堆核电站核主泵技术[J]. 水泵技术,2018(5):1-4.  
ZHANG L P, CAI L. Technology of nuclear main pump for domestic small pressurized water reactor [J]. Water Pump Technology, 2018(5):1-4.
- [ 2 ] 方志泓,王理博,朱煜,等. 核电站蒸汽发生器传热管电磁超声导波自动化检测系统设计[J]. 电子测量与仪器学报,2024,38(4):225-233.  
FANG ZH H, WANG L B, ZHU Y, et al. Design of electromagnetic ultrasonic guided wave automatic detection system for heat exchange tubes of steam generator in nuclear power plants [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(4): 225-233.
- [ 3 ] 江灏,叶铭新,林蔚青,等. 基于时空动态检测的核电厂堆外中子探测器故障检测方法[J]. 仪器仪表学报,2024,45(9):131-144.  
JIANG H, YE M X, LIN W Q, et al. Fault detection for ex-core neutron detectors in nuclear power plants using the spatial-temporal dynamic detection model [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(9): 131-144.
- [ 4 ] 陈稳,孙俊,眭喆. HTR-10 蒸汽发生器的建模及分析[J]. 原子能科学技术,2021,55(2):219-228.  
CHEN W, SUN J, SUI ZH. Parametric reduced-order modeling of once-through steam generators [J]. Atomic Energy Science and Technology, 2021, 55 ( 2 ): 219-228.
- [ 5 ] 张正习,朱风耀. AP1000 蒸汽发生器排污热交换器故障诊断经验反馈[J]. 中国设备工程,2018(7):85-86.  
ZHANG ZH X, ZHU F Y. Experience feedback on fault diagnosis of AP1000 steam generator blowdown heat exchanger [J]. China Plant Engineering, 2018(7): 85-86.
- [ 6 ] KHALID S, SONG J, RAOUF I, et al. Advances in fault detection and diagnosis for thermal power plants: A review of intelligent techniques[J]. Mathematics, 2023, 11(8): 1767.
- [ 7 ] 宋辉,陆古兵,王飞. 基于灰色聚类分析的核动力装置故障诊断研究[J]. 核科学与工程,2019,39(1):139-145.  
SONG H, LU G B, WANG F. Study on fault diagnosis of nuclear power plant based on grey cluster theory [J]. Nuclear Science and Engineering, 2019, 39 ( 1 ): 139-145.
- [ 8 ] ELSHENAWY L M, HALAWA M A, MAHMOUD T A, et al. Unsupervised machine learning techniques for fault detection and diagnosis in nuclear power plants [J]. Progress in Nuclear Energy, 2021, 142: 103990.
- [ 9 ] CHOI J, LEE S J. RNN-based integrated system for real-time sensor fault detection and fault-informed accident diagnosis in nuclear power plant accidents[J]. Nuclear Engineering and Technology, 2023, 55(3): 814-826.
- [ 10 ] 崔啸,高小科,贺琦,等. 基于认知线索的复杂系统数字孪生体异构数据集管理方法[J]. 信息记录材料,2024,25(4):125-127,130.  
CUI X, GAO X K, HE Q, et al. Integrated management of heterogeneous digital twins for complex systems based on cognitive cues [J]. Information Recording Materials, 2019,25(4):125-127,130.
- [ 11 ] 梁倩云,邓科. 基于多项式流速特征的核电机组蒸汽发生器关键参数辨识[J]. 四川大学学报(自然科学版),2025,62(2):501-507.  
LIANG Q Y, DENG K. Key parameters identification of steam generator of nuclear reactor with polynomial characteristic of flow rates [J]. Journal of Sichuan University ( Natural Science Edition ), 2025, 62 ( 2 ): 501-507.
- [ 12 ] 唐圣学,马晨阳,勾泽. 基于时频特征融合与 GWO-ELM 的棒控电源早期故障状态辨识方法[J]. 仪器仪表学报,2023,44(1):121-130.



- TANG SH X, MA CH Y, GOU Z. Early fault state identification method for rod control power supply based on time-frequency feature fusion and GWO-ELM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(1): 121-130.
- [13] UMURZAKOVA D. System of automatic control of the level of steam power generators on the basis of the regulation circuit with smoothing of the signal[J]. IIUM Engineering Journal, 2021, 22(1): 287-297.
- [14] MA Q, FAN Z, ZHANG X, et al. Water level control of U-tube steam generator based on model-based active disturbance rejection control method [J]. Annals of Nuclear Energy, 2024, 206: 110618.
- [15] SUN P, ZHAO X, YU X, et al. Incremental harmonic balance method for multi-harmonic solution of high-dimensional delay differential equations: application to crossflow-induced nonlinear vibration of steam generator tubes[J]. Applied Mathematical Modelling, 2023, 118: 818-831.
- [16] LIN W, MIAO X, CHEN J, et al. Fault detection and isolation for multi-type sensors in nuclear power plants via a knowledge-guided spatial-temporal model [J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 300: 112182.
- [17] JIANG Y, XIA H, ZHOU Z, et al. Fault diagnosis and degree evaluation of steam generator heat transfer tube rupture based on hybrid method[J]. Annals of Nuclear Energy, 2025, 211: 110964.
- [18] LI J, ZONG T, LU G. Parameter identification of Hammerstein-Wiener nonlinear systems with unknown time delay based on the linear variable weight particle swarm optimization [J]. ISA Transactions, 2022, 120: 89-98.
- [19] 张帅. 基于模型参数辨识的航空发动机风扇叶片裂纹故障诊断[J]. 航空发动机, 2023, 49(1): 115-121.  
ZHANG SH. Crack diagnosis of aeroengine fan blade based on model parameter identification [J]. Aeroengine, 2023, 49(1): 115-121.
- [20] 南敬昌, 陈鑫, 严洁. 基于 DE-GA 算法的阵列天线故障检测方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(11): 33-39.
- NAN J CH, CHEN X, YAN J. Array antenna fault detection method based on DE-GA algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(11): 33-39.
- [21] 刘洁, 陈昊辉, 张丰帆, 等. 基于改进遗传算法的河流水质模型多参数识别 [J]. 东北农业大学学报, 2020, 51(1): 73-82.
- LIU J, CHEN H H, ZHANG F F, et al. Multi-parameter identification of river water quality model based on improved genetic algorithm [J]. Journal of Northeast Agricultural University, 2020, 51(1): 73-82.
- [22] JIANG C, SERRAO P, LIU M, et al. An enhanced genetic algorithm for parameter estimation of sinusoidal signals [J]. Applied Sciences, 2020, 10(15): 5110.

### 作者简介



郝峰霄, 2022 年于北京航空航天大学获得学士学位, 现于北京航空航天大学攻读硕士学位, 主要研究方向为故障诊断系统研究。

E-mail: 1261317644@qq.com

**Hao Fengxiao** received his B. Sc. degree from Beihang university in 2022. He is now a M. Sc. candidate in Beihang university. His main research interest includes fault diagnosis systems.



高占宝 (通信作者) 1996 年于北京航空航天大学获得学士学位, 2006 年于北京航空航天大学获得博士学位, 现为北京航空航天大学讲师, 主要研究方向为计算机测控技术、故障诊断与健康健康管理。

E-mail: gaozhanbao@buaa.edu.cn

**Gao Zhanbao** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Beihang University in 1996, and Ph. D. degree from Beihang University in 2006. He is now a lecturer at Beihang University. His main research interests include computer measurement and control technology, fault diagnosis, and health management.