

基于 FA-BP 神经网络模型的发电机组故障诊断研究

李中玉

(浙江浙能电力股份有限公司台州发电厂)

摘要：发电机组作为电力系统中的关键设备，其健康状态直接关系到电力供应的稳定性与经济性。为了实现发电机组故障的早期诊断并减少因故障带来的损失，本文提出了一种基于萤火虫算法 (Firefly Algorithm, FA) 优化 BP 神经网络模型的发电机故障诊断方法。首先，通过萤火虫算法优化 BP 神经网络的初始权值和阈值，建立了基于 FA-BP 神经网络模型。然后，分析了发电机组的故障特征并进行编码，设计了发电机组故障诊断方法。最后，实验结果表明，基于 FA-BP 神经网络模型的发电机组故障诊断方法的准确率高达 94.5%，显著优于传统的 BP 神经网络模型和 SVM 模型，验证了该方法在发电机组故障诊断中的优越性。

关键词：发电机组；萤火虫算法；BP 神经网络；故障诊断

0 引言

随着全球电力需求的持续增长和电力系统复杂性的增加，发电机组作为电力生产的核心设备，其运行的可靠性直接影响电力供应的稳定性和经济性。发电机组故障可能导致设备停运，并引发电力系统的连锁反应，带来严重的经济损失和社会影响^[1]。因此，实现发电机组的早期故障诊断已成为电力行业的关键挑战^[2]。

近几十年来，人工智能技术的兴起促进了电力行业的快速发展。以 BP 神经网络 (Backpropagation, BP) 为代表的机器学习方法，由于其对非线性系统和数据强大的拟合能力，十分适合解决故障诊断问题^[3]。该方法摆脱了传统故障诊断方法依赖人工经验和专家系统的不足，受到了行业专家们的关注。文献 [4] 提出了一种基于遗传算法优化 BP 神经网络的烟草收获机械故

障诊断方法，有效地提高了诊断正确率。文献 [5] 采用粒子群优化算法改进 BP 神经网络，实现了液压缸故障推理和判断。文献 [6] 提出一种基于果蝇算法优化 BP 神经网络的方法，显著提高了齿轮箱故障诊断的快速性和准确性。

受到以上研究的启发，本文应用萤火虫算法 (Firefly Algorithm, FA) 优化 BP 神经网络，提出一种基于 FA-BP 神经网络模型的发电机组故障诊断方法。该方法通过萤火虫算法对 BP 神经网络的权值和阈值进行全局优化，增强了模型在处理复杂、多样化故障模式时的鲁棒性和泛化能力。实验结果表明，与标准 BP 神经网络和支持向量机 (SVM) 方法相比，FA-BP 神经网络模型在发电机组故障诊断方面有更好的性能。

1 FA-BP 神经网络模型

1.1 萤火虫算法

标准萤火虫算法 (Firefly Algorithm, FA) 基于以下三个特点^[7]:

- 1) 萤火虫不分性别且所有的萤火虫互相吸引。
- 2) 吸引力的强弱与萤火虫的亮度和萤火虫之间的距离有关。亮度强的萤火虫吸引亮度弱的萤火虫, 萤火虫之间的吸引力随距离的增大而减小。
- 3) 萤火虫的亮度与目标函数成比例关系。

在萤火虫算法中, 有两个重要的概念: 亮度和吸引力。对于最大化优化问题, 萤火虫在某一位置 x 的亮度与目标函数成正比, 即 $I(x) \propto f(x)$, 故最亮萤火虫代表函数的最优解。但是吸引力是相对的, 它应该由萤火虫之间相互决定。因此该值会因萤火虫 i 和萤火虫 j 之间的距离 x_{ij} 变化而变化, 同时萤光会被介质吸收, 所以应该允许吸引力随着吸收的程度而变化。故引入相互吸引度 β :

$$\beta(r) = \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} \quad (1)$$

式中, β_0 为最大吸引度, 即光源处 (β_0 处) 的吸引度; γ 为光吸收系数, 因为萤光会随着距离的增加和传播媒介的吸收逐渐减弱, 所以设置光强度吸收系数以此体现特性, 可设置为常数; r_{ij} 为萤火虫 i 与 j 之间的距离。

萤火虫 i 被另一只 (更亮) 的萤火虫 j 所吸引的运动轨迹由以下公式决定:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \beta(x_j(t) - x_i(t)) + \alpha(\text{rand} - \frac{1}{2}) \quad (2)$$

式中, x_i 和 x_j 为萤火虫 i 和萤火虫 j 的空间位置; t 为迭代次数; α 为步长因子; rand 为 [0,1] 上服从均匀分布的随机因子。该公式中, 第二项是吸引度, 第三项是随机化参数并服从于高斯分布。

1.2 BP 神经网络

神经网络是由具有适应性的神经元组成的广泛互联的网络, 它的组织能够模拟生物神经系统对真实世界物体所做出的交互反应^[8]。此外, 神经网络的处理结构是并行的, 不仅运行速度快, 而且具有很强的容错性。神经网络由输入层、隐藏层和输出层组成, 通过调节多个节点之间的内部关系来处理信息。BP 神经网络是逆向传输训练的多层前馈网络。其基本原理是利用梯度搜索技术使实际输出值与期望输出值之间的均方误差最小, 称为梯度下降法。BP 神经网络的结构图如图 1 所示。

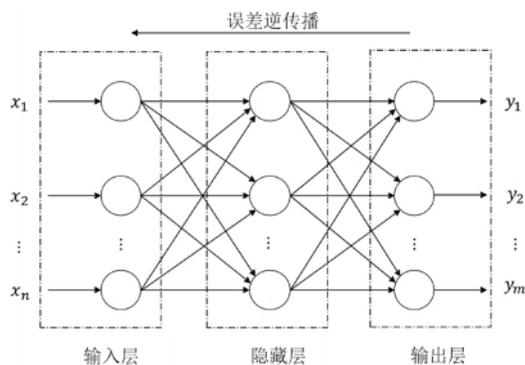


图 1 BP 神经网络结构图

然而, 在 BP 神经网络的输入层到隐藏层之中存在权值和阈值。不合理的权值和阈值会导致 BP 神经网络收敛速度慢, 求解精度低。因此, 权值和阈值的初始设定需要引入合适的算法来进行优化。

1.3 FA 优化 BP 神经网络

在 FA-BP 神经网络模型中, 萤火虫算法与 BP 神经网络 (Backpropagation Neural Network, BP) 的集成旨在克服传统 BP 神经网络在训练过程中面临的局部最优解陷阱以及收敛速度缓慢等问题。FA-BP 模型的设计理念基于萤火虫算法强大的全局搜索能力, 通过对 BP 神经网络的权值和阈值进行优化, 使模型在训练之初即具备更加优越的参数初始化设置。这样的优化策略不仅能够显著提升模型的收敛效率, 而且在一定程度上增强了网络在复杂故障诊断任务中的全

局搜索能力和诊断精度，从而提高了模型的鲁棒性和稳定性。这种结合方法有效地融合 FA 的全局探索特性与 BP 的强大学习能力，为复杂系统的发电机故障诊断提供了一种更加可靠且高效的解决方案。FA 优化 BP 神经网络模型流程图如图 2 所示。

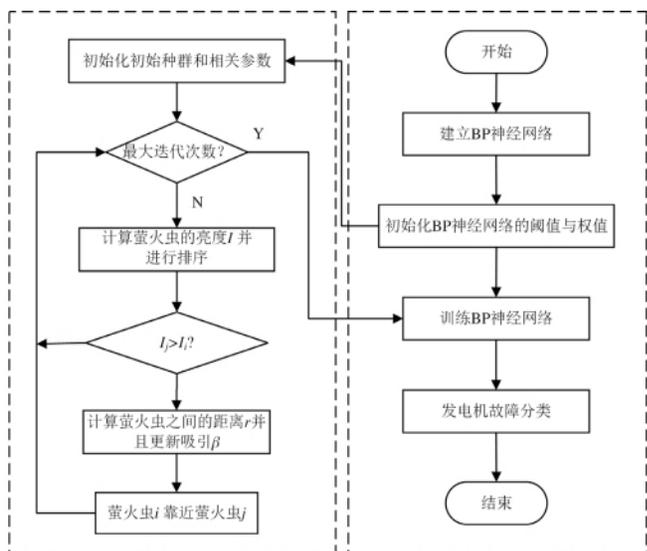


图 2 FA 优化 BP 神经网络模型流程图

2 发电机组故障诊断设计

2.1 特征参数的选取与数据预处理

为了有效诊断发电机组的故障，首先需要从大量的运行数据中选择关键特征参数。特征参数是影响发电机组运行状态的主要指标，通过分析这些参数可以揭示出设备的健康状况。典型的特征参数如表 1 所示。

在选定这些特征参数后，需要对数据进行预处理，由于各特征参数的量纲不同（如温度为摄氏度、压力为帕斯卡等），必须对数据进行归一化处理，使得所有特征参数都在相同的数值范围内（通常是 [0,1] 或 [-1,1]）。归一化的公式如下：

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (3)$$

表 1 发电机组故障诊断特征参数

序号	特征参数	单位	描述
1	转速	r/min	发电机组的运行转速
2	输出电压	V	发电机的输出电压
3	输出功率	W	发电机的输出功率
4	定子电流	A	发电机组定子的电流
5	冷却水温度	℃	发电机组冷却水的温度
6	振动信号	m/s ²	发电机组的振动强度
7	温度	℃	发电机组内部的温度
8	压力	Pa	发电机组内部的压力

式中， x 为原始数据； x_{\min} 和 x_{\max} 分别为该特征参数的最小值和最大值； x' 为归一化后的数据。

2.2 故障类型的编码

在建立故障诊断模型之前，需要对发电机组可能出现的故障类型进行编码。这些编码将作为模型的目标输出，使得模型能够根据输入的特征参数正确地识别和分类故障类型，如表 2 所示。

表 2 发电机组故障类型及编码

序号	故障编码	故障类型	描述
1	1	转子不平衡	由于转子质量分布不均导致的故障
2	10	轴承磨损	发电机组轴承的磨损或失效
3	11	冷却故障	冷却水循环不足或冷却系统失效
4	100	绝缘损坏	定子或转子绕组的绝缘层破损
5	101	过热	由于温度过高引发的故障
6	110	振动过大	机械故障或不平衡引起过大振动
7	111	过压/欠压	发电机输出电压过高或过低
8	1000	机械共振	机械系统在特定频率下的共振故障
9	1001	电气短路	由于电气线路故障导致的短路
10	1010	风扇故障	发电机组风扇失效或效率低下

2.3 基于 FA-BP 神经网络模型的发电机组故障诊断方法

发电机组故障诊断方法的具体步骤如下：

1) 收集发电机组发生故障时的运行数据，按照章节 2.1 和 2.2 的方法进行故障分类和编码。

2) 划分训练集和测试集。

3) 初始化 BP 神经网络，根据输入数据（如转速、温度、压力等）和输出数据（故障类型）设置隐藏节点和隐藏层数等。

4) 根据图 2 萤火虫算法优化 BP 神经网络的过程得到最佳初始权值和阈值。

5) 生成最优的 FA-BP 神经网络发电机组故障诊断模型。

6) 用训练好的模型对测试集进行故障诊断测试，输出阶段结果。

3 样本训练与测试

3.1 数据划分与模型参数设定

本实验选用某发电厂的实际运行数据，涵盖多个发电机组在不同运行条件下的故障数据。数据包括各类故障的特征参数，如转速、电压、温度、振动信号等。本文对选用的数据进行划分（共 1083 条），如表 3 所示。结合本文所建立的基于 FA-BP 神经网络的发电机组故障诊断模型的流程，设置 BP 神经网络的结构和阈值平均相对误差分别为 8-18-10 和 0.02。萤火虫算法中的种群数量为 200，最大吸引度为 1.0，光强吸收系数为 0.5，最大迭代次数为 500。

表 3 数据集划分

数据集类型	样本数量	占总数据比例
训练集	834	77%
测试集	249	23%

3.2 实验结果与分析

为了验证 FA-BP 神经网络模型在发电机组故障诊断中的性能，本实验将其与传统的 BP 神经网络模型和支持向量机（SVM）模型^[9]进行对比。对比的指标是故障诊断的准确率，实验结果如图 3 所示。

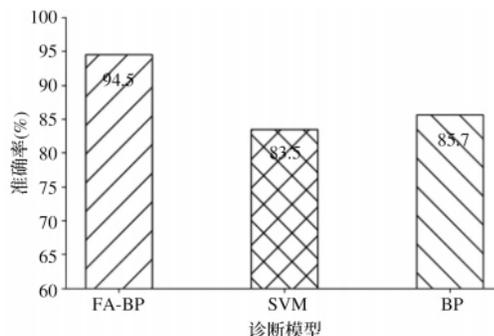


图 3 不同模型的故障诊断准确率

通过图 3 的对比结果可知，FA-BP 神经网络模型在故障诊断的准确率方面显著优于传统的 BP 神经网络和 SVM 模型。具体来说，FA-BP 模型的诊断准确率达到 94.5%，明显高于 BP 神经网络的 85.7% 和 SVM 模型的 83.5%。这一结果证明，通过萤火虫算法对 BP 神经网络的权值和阈值进行优化，可以有效提升模型的全局搜索能力，从而提高发电机组故障诊断的准确性。

4 结束语

本文针对发电机组故障诊断问题，提出一种基于萤火虫算法优化 BP 神经网络的方法。通过萤火虫算法的全局搜索特性，优化 BP 神经网络的权值和阈值，从而有效提升了 BP 神经网络的性能。实验结果表明，优化后的 FA-BP 神经网络模型在发电机组故障诊断中表现出色，其诊断准确率达到 94.5%，显著优于传统的 BP 神经网络和 SVM 模型。这一研究为发电机组的故障诊断提供了一个高效、可靠的解决方案。

参考文献

[1] 李刚，齐莹，李银强，等. 风力发电机组故障诊断与状态预测的研究进展 [J]. 电力系统自动

PRODUCT AND TECHNIC

|| 产品与技术 ||

- 化, 2021, 45 (4): 180-191.
- [2] 李鹏. 风力发电机组状态监测与故障诊断技术分析 [J]. 中国机械, 2024 (24): 66-69.
- [3] 杨挺, 赵黎媛, 王成山. 人工智能在电力系统及综合能源系统中的应用综述 [J]. 电力系统自动化, 2019, 43 (1): 2-14.
- [4] 戴欧阳, 胡洪林. 基于改进 BP 神经网络的烟草收获机械故障诊断研究 [J/OL]. 农机化研究, 2025, 47 (4): 70-76.
- [5] 赵庆浩, 周军, 荆丰伟. 基于自适应变异的粒子群优化 BP 神经网络的液压缸故障诊断方法 [J]. 机电产品开发与创新, 2024, 37 (4): 103-107.
- [6] 祁丽婉, 梁庚, 童国炜. 基于果蝇算法优化 BP 神经网络的齿轮箱故障诊断 [J]. 电网与清洁能源, 2014, 30 (9): 31-36, 42.
- [7] 龙志, 刘伟平. 基于萤火虫算法的嵌入式能耗控制算法仿真 [J]. 计算机仿真, 2024, 41 (8): 356-359, 417.
- [8] 潘俊文, 冯波, 牛山草, 等. 基于 BP 神经网络的继电保护设备状态评价方法研究 [J]. 电器工业, 2024 (2): 28-31.
- [9] 慕俊强, 魏光明, 邱东, 等. 基于 SVM 的电网规划方案评估与优选分析 [J]. 电器工业, 2023 (9): 48-51.

(收稿日期: 2024-09-23)