

基于价值函数和策略函数的站用直流电源系统电源故障预判算法

许明政, 李仲强[†], 蔡志强, 刘嘉豪, 徐强

(国网安徽省电力有限公司超高压分公司, 安徽 合肥 230000)

摘 要:在站用直流电源系统电源故障预测过程中, 主要依托于单一的价值函数实现故障预判, 无法应对策略微弱变化引起的维度爆炸等问题, 使得故障预判结果的 G-mean 值较低。因此, 提出结合价值函数和策略函数的站用直流电源系统电源故障预判算法。针对电源历史运行参数进行归一化处理, 经过灰色分析处理筛选出符合要求的参数, 组成故障预判分析数据集。以描述数据序列方差变化为目标, 构建改进价值函数。利用改进的价值函数和策略函数组成强化学习智能体, 设计包含多层感知机网络的电源故障预判模型。经过数据训练调整模型处于最优状态, 获取高质量的直流电源系统电源故障预判结果。实验结果表明: 所提算法得出的电源故障预判结果 G-mean 值为 0.98, 保证了故障预判结果的准确性。

关键词: 价值函数; 策略函数; 多层感知机 MLP; 站用直流电源系统; 电源故障; 故障预判

中图分类号: TN92

文献标识码: A

A Power Failure Prediction Algorithm for Station DC Power Supply System Based on Value Function and Strategy Function

XU Mingzheng, LI Zhongqiang[†], CAI Zhiqiang, LIU Jiahao, XU Qiang

(State Grid Anhui Ultra High Voltage Company, Hefei, Anhui 230000, China)

Abstract: In the process of predicting power supply faults in station DC power supply systems, fault prediction mainly relies on a single value function, which cannot cope with dimensional explosions caused by weak changes in strategies, resulting in low G-mean values in fault prediction results. Therefore, a power failure prediction algorithm for station DC power supply systems is proposed that combines the value function and strategy function. Normalize the historical operating parameters of the power supply, select the parameters that meet the requirements through grey analysis, and form a fault prediction analysis dataset. Construct a combination value function to describe the variance changes in a data sequence. The reinforcement learning agent is composed of improved value function and strategy function, and a power failure prediction model including multi-layer perceptron network is designed. After data training and adjusting the model to be in the optimal state, high-quality DC power system power fault prediction results are obtained. The experimental results show that the G-mean value of the proposed method for power supply fault prediction is 0.98 ensuring the accuracy of the fault prediction results.

Key words: value function; strategy function; multilayer perceptron MLP; station DC power supply system; power failure; fault prediction

直流电源系统是变电站的主要设备,其稳定运行保证了电力的安全传输,一旦电源系统出现故障问题,很容易造成一系列的电网事故,甚至造成供电系统的崩溃^[1]。但是,随着电力系统供电压力不断加大,站用直流电源系统经常出现直流环网故障、接地故障^[2]。因此,目前急需对站用直流电源系统电源故障问题进行预判,根据预判结果采取对应的故障策略,从而保证供电稳定性。

文献[3]依托于数字孪生技术,在虚拟空间中模拟站用直流电源系统电源运行状态,再与电源历史运行数据相结合,构建故障状态评语集,形成一个故障预判模拟模型,通过该模型输出准确的实时故障预判结果。但是,该算法预判结果存在很大误差。文献[4]将自编码神经网络应用到故障预测过程中,采集设备历史运行数据组成训练集,利用其训练自编码网络,提取数据的多级别特征。再构建引入稀疏正则项的预测网络,基于此输出故障预判结果。但是,该方法故障预判准确率较低。文献[5]运用小波降噪方法对采集的设备运行数据进行处理,得到滤波后数据。再结合插值形态滤波原理,提取预处理数据中包含的故障特征。将其输入到以模糊神经网络为核心的故障预判模型中,即可得到故障预测结果。但是,该故障预判算法的准确性较差。

通过上述分析可以看出,现有的故障预判算法的故障预判准确率较低,无法满足应用需求。因此,以站用直流电源系统为研究对象,为了提升站用直流电源系统电源故障预判准确率,设计一种结合价值函数和策略函数的新型故障预判算法。创新性地改进价值函数,描述数据序列方差变化。并利用改进的价值函数和策略函数组成强化学习智能体,设计包含多层感知机网络的电源故障预判模型,实现直流电源系统电源故障预判。测试结果表明该方法可以预判出未来一段时间内发生的故障类型,更加准确地反映出电源故障类型,提升了站用直流电源系统电源故障预判准确率。

1 运用价值函数和策略函数设计站用直流电源系统电源故障预判算法

1.1 电源历史运行参数预处理

获取站用直流电源系统的电源历史运行参数,将其看做故障预判分析所需的样本数据。这些数据在应用之前,先进行归一化处理和筛选处理^[6]。其中,样本数据的归一化处理是为了消除参数量纲

差异性,具体计算公式为:

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (1)$$

式中, x 表示站用直流电源系统电源历史运行参数, $x_{\min}$ 表示最小参数值, $x_{\max}$ 表示最大参数值, x' 表示归一化参数值。

为了便于后续故障预判计算,将归一化处理后的参数数据表现为矩阵形式,如公式(2)所示。

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1(1) & x_1(2) & \cdots & x_1(n) \\ x_2(1) & x_2(2) & \cdots & x_2(n) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_m(1) & x_m(2) & \cdots & x_m(n) \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中, $\mathbf{X}$ 表示带群员运行参数对应的数据矩阵, n 表示一组运行参数中包含的数据量, m 表示运行参数类型。

在分析电源历史运行参数时,需要先定义一个参考数列,保证该数列与直流电源系统电源故障存在直接关系。而后对比参考序列与数据矩阵中选取的目标序列,计算二者之间的灰色关联系数^[7]:

$$\theta = \frac{\min |x_0(k) - x_i(k)| + \lambda \max |x_0(k) - x_i(k)|}{|x_0(k) - x_i(k)| + \lambda \max |x_0(k) - x_i(k)|}, \quad k = 1, \dots, n \quad (3)$$

式中, i 表示某一类型的电源运行参数, k 表示参数序列, $x_0(k)$ 、 $x_i(k)$ 分别表示参考序列和对比序列, λ 表示分辨系数, θ 表示灰色关联系数。

以式(3)计算出的灰色关联系数为基础,进行灰色关联度的计算。

$$\tau = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \theta(k) \quad (4)$$

式中, τ 表示灰色关联度。

依托于灰色关联度计算结果,判断当前电源运行数据与参考序列之间的关联性^[8],作为站用直流电源系统电源故障预判的基础。选择灰色关联度较高的数据序列,组成高质量的电源故障预判数据集。

1.2 定义改进价值函数

用作故障预判分析的数据集,可以描述为一个多变量时间序列,序列中包含多个时间点,每个时间点都标记了多个样本。应用这些数据预测未来发生的故障问题时,需要先对全体数据时间序列进行价值评估^[9],以便从整个事件序列中搜索到所需信息。为了简化故障预判分析流程,本研究定义了可以描述数据序列方差变化的结合价值函数,如式

(5)所示。

$$\begin{aligned} \delta(c) = & [(b_{c+1} - a_c + 1)/N] \times \\ & \theta[\lambda(a_c, b_{c+1})] - [(b_{c+1} - a_{c+1} + 1)/N] \times \\ & \theta[\lambda(a_{c+1}, b_{c+1})] - [(b_c - a_c + 1)/N] \times \\ & \theta[\lambda(a_c, b_c)] \end{aligned} \quad (5)$$

式中, c 表示子序列编号, δ 表示结合价值函数, a 表示子序列的起始时间点, b 表示子序列的终止时间点, N 表示序列中时间点数量, θ 表示成本函数, λ 表示子序列。

结合价值函数构建完成后,可以对预处理后的电源历史运行参数序列进行处理,评估不同数据样本的差异合理性。

1.3 基于价值函数和策略函数设计故障预判模型

将改进的价值函数应用到故障预判过程中,搭建一个价值网络,通过评价输出的数据序列应用价值,来反映每一次学习动作的好坏。而后引入策略函数构建包含两个多层感知神经网络的策略网络^[10],一层负责与环境互动收集样本,另外一层则负责进行参数更新。二者相结合组成强化学习智能体,其具体结构如图 1 所示。

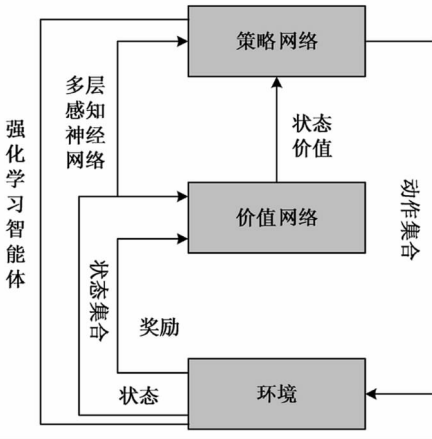


图 1 智能体多层网络结构图

策略网络本质上是一种以策略函数为核心的策略梯度优化算法,该函数通过神经网络将状态映射为动作,将某一组动作序列看作智能学习对象,每种动作发生概率计算过程为式(6)。

$$p_d(\bar{\omega}) = p(q_1) \prod_{r=1}^R p_d(v_r | q_r) p(v_{r+1} | v_r, q_r) \quad (6)$$

式中, p 表示动作发生概率, d 表示给定策略

参数, $\bar{\omega}$ 表示动作序列, q 表示状态, r 表示时刻, R 表示周期, v 表示动作。

依托于策略网络对电源运行参数序列进行学习分析时,环境与智能体之间不断进行交互,而每次交互行为都会产生一定奖励。总体来看,基于给定策略参数进行站用直流电源系统电源故障预判分析时,产生的奖励加权之和为:

$$Z_d = \phi_{\bar{\omega}-p_d(\bar{\omega})} [Z(\bar{\omega})] \quad (7)$$

式中, Z 表示奖励总和, ϕ 表示加权计算函数。

在故障预判学习过程中,环境与智能体之间的每一次交互,都会引起权重参数和奖励大小的更新,具体计算公式为:

$$d' = d + \eta Z_d \quad (8)$$

式中, η 表示权重参数, d' 表示更新的 d 。

此外,策略参数的取值也会影响奖励值,当求解出最佳策略参数时,就可以得到最大奖励。因此,以满足奖励函数的期望为目标,设置式(8)所示的策略参数求导公式。

$$Z_d = Z(\bar{\omega}^\zeta) \ln p_d(v_r^\zeta | q_r^\zeta) \quad (9)$$

式中, ζ 表示训练样本数量, $\ln$ 表示对数函数, $p_d(v_r^\zeta | q_r^\zeta)$ 表示电源运行参数数据序列中每个数据点的表达形式。

将基于改进价值函数的价值网络与策略网络相结合,即可组成整体的电源故障预判模型,作为预判算法的核心。该模型中的智能体内部神经网络结构属于多层感知网络,各层都存在一个对应的权重系数,且相邻层之间表现出全连接结构。

1.4 实现站用直流电源系统电源故障预判

将预处理后的电源运行数据集导入至故障预判模型中进行故障预测分析,通过图 2 所示的流程,实现电源故障预判。

如图 2 所示,应用基于价值函数和策略函数的模型进行故障预测时,需要先进行网络训练,通过迭代学习确定智能体与环境迭代次数、单次数据训练步长等最优参数,并计算出策略网络中发挥关键作用的策略参数、平均奖励总和,以此为基础推算出价值网络涉及的参数,得到实际奖励数据。

每一次训练完成后,策略网络和价值网络内的参数都得到更新,直到达到规定训练次数,确保故障预判模型处于最优状态。将测试集的数据导入模型中,获取高质量的直流电源系统电源故障预判结果。

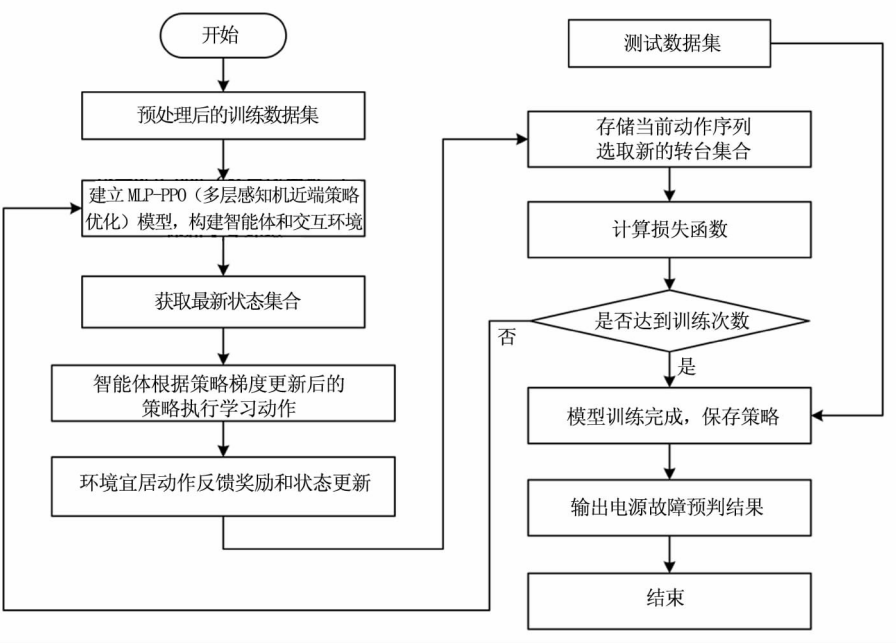


图 2 电源故障预判流程图

2 实验

2.1 实验准备

应用值函数和策略函数的站用直流电源系统电源故障预判算法设计完成后,为了测试该算法的实际应用效果,应用其对某区域电网站用交直流电源系统进行电源故障预判分析。在完成故障预判后,将预判结果与真实故障情况进行对比,验证所提方法的优越性能。本次实验开始之前,先对作为实验对象的某区域电网站用交直流电源系统进行调查,从最终获取的信息可以看出,该系统的接线形式属于“一电一充”,只包含一组蓄电池和一台充电机,且采用单母分段接线方式,连接充电机和蓄电池组,具体的接线情况如图 3 所示。

从图 3 可以明显看出,该直流电源系统内只存在一台充电机和一组蓄电池,供电电压等级低于 110 kV,整体供电稳定性较差,且频繁出现电源故障,急需一种性能优越的电源故障预判方法辅助电力管理。直流电源系统的实物,如图 4 所示。

使图 4 所示的直流电源系统正常运行,采集一段时间内的电源运行参数,共得到 500 个数据,这些数据中存在部分故障数据,主要分为单条馈线接地故障(S1)、母线单极接地故障(S2)、直流环网故障(S3)三种类型,基于实验数据应用所提算法进

行电源故障预判测试。

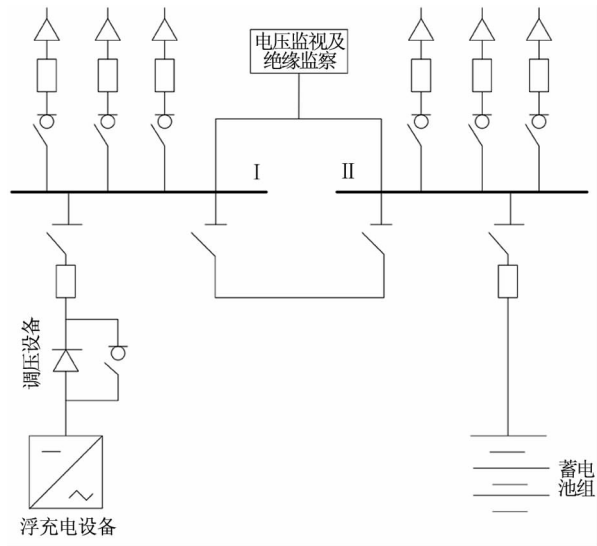


图 3 一电一充接线方式

2.2 参数设置

考虑到提出的新型故障预判方法是以基于价值函数和策略函数的故障预判模型为核心的,模型中每一项参数都关系着预判结果的准确性。因此,在实验开始之前先用 80% 的实验数据进行模型训练,最终确定各项参数如表 1 所示。

按照表 1 显示的内容进行参数设置后,电源故障预判模型的价值函数收敛时间,如图 5 所示。



图 4 直流电源系统实物图

表 1 模型参数

项目	参数值
多层感知机网络数量	3 个
单个感知机网络中隐藏层数量	2 个
隐藏层大小	128
价值网络激活函数	SoftMax
策略网络激活函数	ReLU
丢弃率	0.2
学习率	0.0003
折扣系数	0.99
迭代次数	500
单步更新参数	3
单步输入数据量	16

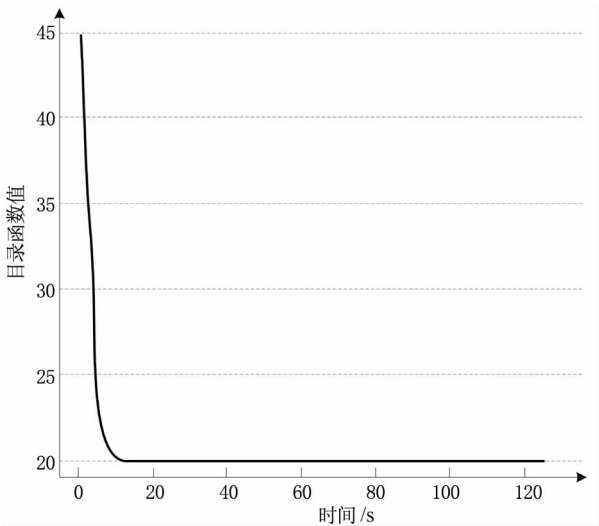


图 5 价值函数收敛时间

根据图 5 可知,价值函数在 16 s 就达到了最优状态,且后续始终保持这一状态,这表明所提算

法应用后,可以快速找到最优电源故障预判结果。故障预判结果部分,实验次数以及数据采集时间区间。

2.3 故障预判结果展示

应用所提算法对实验数据进行分析,得到未来一段时间内直流电源系统电源故障预判结果,并将预判结果表示为图 6 所示的可视化散点图。

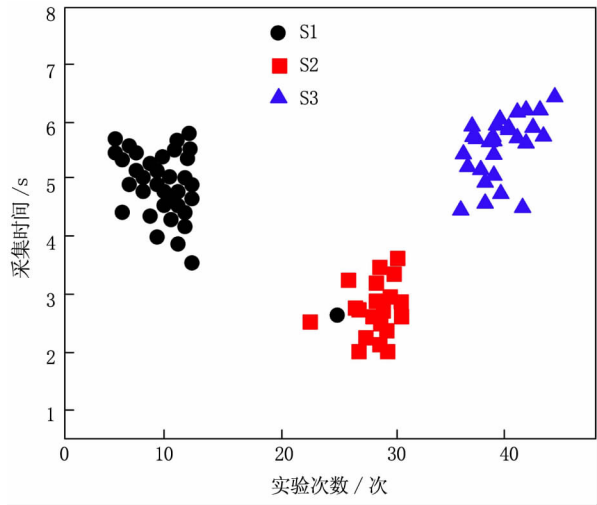


图 6 电源故障预判结果可视化图

从图 6 所示的可视化电源故障预判结果可以看出,所提算法应用后可以预判出未来一段时间内发生的故障类型,为故障处理提供极大辅助。同时,为了进一步观察故障预判结果的准确性,应用本文方法、文献[3]、文献[4]和文献[5]提出的方法,分别展开电源故障预判,预判结果对应的混淆矩阵如图 7 所示。

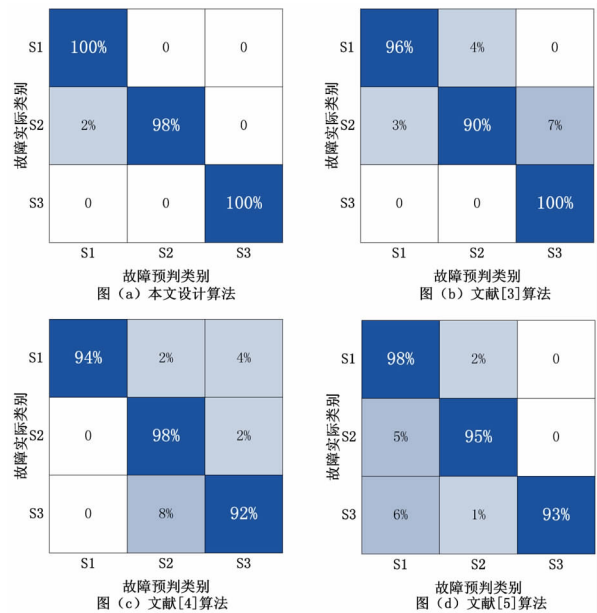


图 7 不同算法故障预判结果混淆矩阵

从图 7 可以看出,所提算法应用后得到的预判结果,可以更加准确地反映出电源故障类型。

2.4 算法性能对比

为了更好地对比不同算法的故障预判性能,本次实验选用 G-mean 作为评价指标,进一步衡量各算法的有效性。

$$G = \sqrt{\alpha \times \beta} \quad (10)$$

式中, G 表示 G-mean 指标值,也是正例准确率与负例准确率的综合指标, α 表示正类样本中被预判为正类的比例, β 表示负类样本中被预判为负类的比例。

利用式(10)进行一系列计算后,最终确定所提算法故障预判结果 G-mean 值为 0.98,三种文献提出的故障预判方法,所得结果的 G-mean 值仅为 0.86、0.82 和 0.81。综上所述,价值函数和策略函数的结合使用,大幅提高了直流电源系统的电源故障预判准确性,可以更好地保证稳定供电。

3 结 论

在站用直流电源系统工作过程中,电源故障问题频繁,引起了一系列的损失。为了避免这一情况的出现,需要对电源故障进行准确预判,以此来提前确定故障处理方案。因此,本研究提出结合价值函数和策略函数,设计新型故障预判算法。利用灰色分析方法归一化处理电源历史运行参数,获得故障预判分析数据集。改进价值函数描述数据序列方差变化,并利用改进后的价值函数和策略函数组

成强化学习智能体,构建包含多层感知机网络的电源故障预判模型,获取高质量的直流电源系统电源故障预判结果。测试结果表明本文方法的贡献在于能够准确预测出未来一段时间内电源产生的故障类型,指导电源故障处理。

参考文献

- [1] 安天瑜,马煜,高阳,等. 基于融合深度特征的含分布式电源配电网智能故障检测[J]. 中国测试,2023,49(2):58—65.
- [2] 王力,石立超. 基于改进相关向量机的模拟电路故障预测[J]. 计算机应用与软件,2023,40(3):52—60.
- [3] 刘皓璐,邵建伟,王雪,等. 基于数字孪生的配电自动化终端设备状态评价与故障预判[J]. 电网技术,2022,46(4):1605—1613.
- [4] 严宇平,萧展辉. 基于自编码神经网络的电网故障预测算法[J]. 沈阳工业大学学报,2023,45(1):1—5.
- [5] 谢国财,温锐,陈琛. 基于模糊神经网络的高压电力设备故障预测模型[J]. 电网与清洁能源,2022,38(9):120—125.
- [6] 庞景月,赵光权. 数字孪生驱动多算法自适应选择的空电源系统故障检测[J]. 电子测量与仪器学报,2022,36(6):91—99.
- [7] 程红丽,史金鑫,李勇. ISOP 系统电源模块故障诊断策略设计与实现[J]. 电子器件,2022,45(1):154—159.
- [8] 杜旭浩,李秉宇,苗俊杰,等. 基于故障自愈及录波技术的站用直流电源系统[J]. 电力电子技术,2021,55(11):38—41.
- [9] 冀帅,赵兴勇,范佳琪,等. 智能电网下固态变压器电源切换故障自适应定位分析[J]. 电源学报,2022,20(4):155—162.
- [10] 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.