

数字孪生下分布式光伏接入配电网 过载风险预警方法

程光鹏

(中国华西企业股份有限公司安装工程公司)

摘要：为了解决光伏配电网过载风险发生概率过高的问题，保障配电网荷载安全，提出数字孪生下分布式光伏接入配电网过载风险预警方法。数字孪生虚拟模型层根据物理实体层所获有效数据，构建数字孪生配电网虚拟模型；在网络控制层支持下，利用模糊聚类算法，获取所需气象相似日光功率序列，使用粒子群算法优化卷积神经网络，预测光伏配电网未来功率状态；通过分析配电网变压器以及配电线路的荷载承受能力，确定非安全预警等级下配电网负载率均值，结合光伏配电网未来功率状态和配电网负载率均值，计算配电网过载风险指标，评判配电网荷载安全性并预警。实验结果表明，接入光伏配电网过载风险发生概率降低了0.59以上，体现对于配电网过载风险预警的准确性。

关键词：数字孪生；分布式光伏接入；配电网；过载风险预警；荷载安全性；运行状态预测

2025.06.DQGY
59

0 引言

为能尽快达成“双碳”目标，我国不断提高能源转型速度。近年，大量分布式光伏被接入到配电网中^[1-2]。大量分布式光伏接入导致的配电网过载风险，严重影响正常的电力调度以及监控工作，有必要研究分布式光伏接入配电网过载风险预警方法^[3-4]。

郑天等^[5]研究的蒙特-卡洛配电网过载风险预警方法，根据配电网中若干馈线的实际电力测量数据，以正态分布函数为可靠依据构建配电网随机性质负荷模型，对配电网过载风险进行预测。车彬等^[6]研究的计及分布式光伏出力随机性的配电网过载风险预警方法，根据光伏出力的概率特性，构建配电网过载风险预警模型，完成配电网过载风险预警工作。两种方法

均可实现配电网过载风险预警，但是由于受负荷水平以及天气等环境因素影响，存在不能准确预测配电网过载风险的现象。

数字孪生技术可对分布式光伏接入配电网物理实体实施全场景数字模拟，实现电力数据实时交互，降低天气等环境因素对过载风险预警效果的影响，提升配电网过载风险预警工作的效率以及准确性。为了准确预测配电网过载风险，本文提出数字孪生下分布式光伏接入配电网过载风险预警方法，更好地完成配电网过载风险预警工作。

1 分布式光伏接入配电网过载风险预警

1.1 数字孪生配电网过载风险预警方法总体架构

本文依据数字孪生理论，结合当前分布式光伏接入配电网过载现状，构建数字孪生下的分布式光伏接入配电网过载风险预警方法总体架构，具体如图1所示。

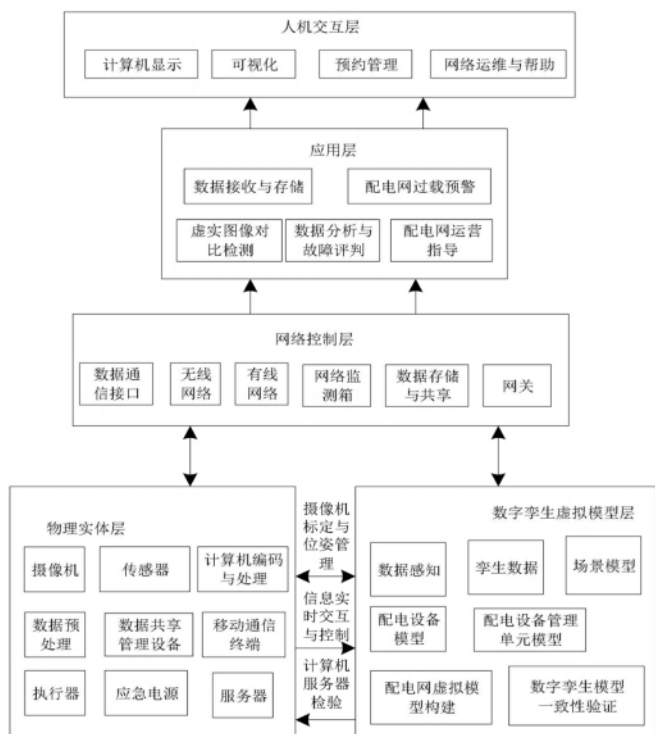


图1 数字孪生配电网过载风险预警方法总体架构

1.2 数字孪生配电网运行机制

利用数字孪生技术可实时交互物理配电网与虚拟配电网间的有效数据^[7-8]，数字孪生配电网的运行机制如图2所示。

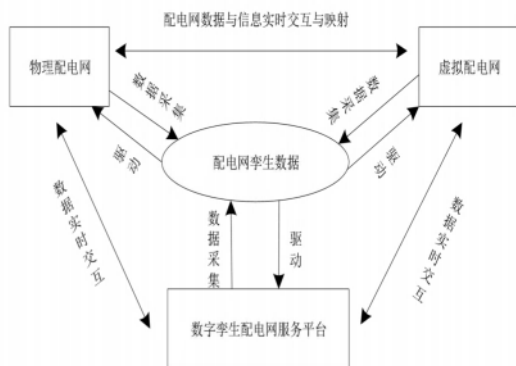


图2 数字孪生配电网运行机制

1.3 数字孪生配电网虚拟模型构建

配电网虚拟模型主要包含两部分，其一是配电网中各配电设备的数字化表达，其二是配电网配电行为特征的数字化表达。构建数字孪生配电网虚拟模型的步骤如下：

1) 图像以及参数数据的采集以及预处理^[9-10]，更为准确的数据信息交互给配电网虚拟模型。

2) 配电设备模型、配电设备管理单元模型以及场景模型等模型的构建与融合^[11]，使最终构建的虚拟配电网能够真实反映物理配电网的运行状态^[12]。

3) 执行配电网各项数据间的融合操作，将物理配电网实时数据、虚拟配电网的模型数据运用有效的方式融合在一起^[13-15]，使数字孪生虚拟配电网能够更好感知配电网的真实工作状态，更好完成配电网过载风险预警操作。

1.4 光伏配电网功率预测

光伏配电网功率预测过程如下：

1) 光功率历史数据序列获取。

2) 通过模糊聚类算法实施气象相似日序列获取^[16]。

用 $U=\{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ 代表数字孪生配电网虚拟模型提供的光功率历史数据序列，对于光功率历史数据序列 u_i 来讲，用 m 代表能够体现 u_i 特征的指标数量^[17-18]，则用公式可将能够合理展现 u_i 特征的指标向量表示为： $u_i=\{u_{i1}, u_{i2}, \dots, u_{im}\}$ ，序列 i 的第 j 个特征指标用 u_{ij} 代表^[19]，由此， $j \in m$ 可将数量为 n 的待分类光功率历史数据序列特征指标矩阵用公式表示为：

$$U = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} & \dots & u_{1m} \\ u_{21} & u_{22} & \dots & u_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ u_{n1} & u_{n2} & \dots & u_{nm} \end{bmatrix} \quad (1)$$

矩阵标准化处理工作完成后，应用欧氏距离法获取光功率历史数据序列 u_i 、 u_j 的模糊相似系数^[20-22]，

用公式可将这一过程表示为：

$$r_{ij} = \sum_{e=1}^m \min(u_{ie} - u_{je}) \times \frac{1}{\sum_{e=1}^m \sqrt{u_{ie} u_{je}}} \quad (2)$$

式中， r_{ij} 为模糊相似系数； u_{ie} 为第 i 个光伏功率历史数据序列的第 e 个特征指标； u_{je} 为第 j 个光伏功率历史数据序列的第 e 个特征指标。

通过式 (2) 操作获得模糊相似关系，构建相应的光功率历史数据模糊相似矩阵后，使用平方法实施合理计算，可获得光功率历史数据模糊等价矩阵，具体过程可表示为 $R^2 \rightarrow R^4 \rightarrow R^8, \dots, R$ 代表模糊相似矩阵，由此便可获取所需气象相似日光功率序列。

3) 卷积神经网络光伏配电网功率预测模型结构如图 3 所示。

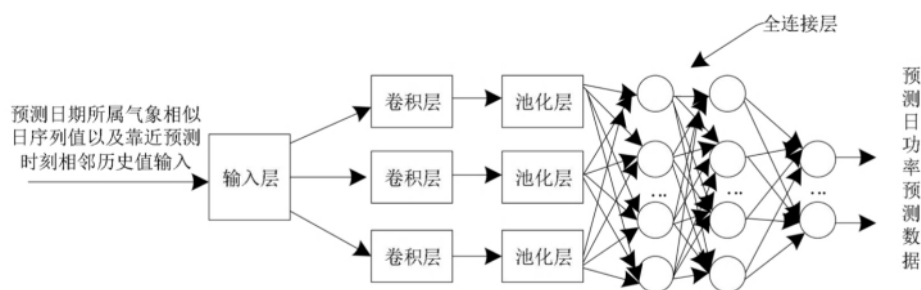


图 3 光伏配电网功率预测模型

4) 采用粒子群算法优化卷积神经网络，实现未来光伏配电网功率预测^[23-25]。以实际获得结果与理想输出结果产生的误差为可靠依据，完成粒子群适应度计算工作^[26-28]，并经式 (3) 获取所有粒子的在全局范围内的最佳位置、当前条件下的速度，获得新的卷积神经网络权值；使用新的卷积神经网络权值实施卷积神经网络训练，经过无数次的迭代，当适应度满足收敛条件，算法结束。

$$\begin{cases} V'_i = \omega V_i + d_1 h p_{\text{best}}(i) - d_1 h X_i \\ d_2 h g_{\text{best}}(i) - d_2 h X_i \\ X'_i = X_i + V'_i \end{cases} \quad (3)$$

式中， V'_i 、 X'_i 分别为执行更新操作后的速度、位置； d_1 、 d_2 为加速常量； ω 、 h 分别为惯性权值与随机数^[29-30]； X_i 、 V_i 分别为更新前粒子的位置、速度； $p_{\text{best}}(i)$ 、 $g_{\text{best}}(i)$ 分别为第 i 个粒子拥有过的最佳位置与最佳粒子所处的位置。

1.5 光伏接入配电网过载风险态势表征

假定某分布式光伏接入配电主网中包含的配电线路数量为 z 条，采样时刻点的数量为 l 个，那么可将构建的关于负载率的光伏接入配电主网线路时序矩阵用公式表示为：

$$B_{z \times l} = \begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} & B_{13} & \dots & B_{1l} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ B_{f1} & B_{f2} & B_{f3} & \dots & B_{fl} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ B_{z1} & B_{z2} & B_{z3} & \dots & B_{zl} \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中， $B_{z \times l}$ 为行数为 z 、列数为 l 的矩阵； B_{f1} 、 B_{fl} 分别为第 f 条线路在首个时刻以及第 l 个时刻的负载率； B_{1l} 为第 1 条支路在第 l 个时刻的负载率； B_{z1} 、 B_{zl} 分别为第 z 条支路在首个时刻以及第 l 个时刻的负载率。

设定的配电网变压器预警指标以及等级状况如表 1 所示。

负载率	持续时常/h	状态	过载预警等级
[0.0, 0.4)	—	轻载	安全
[0.4, 0.7)	—	中载	安全
[0.7, 0.9)	—	重载	蓝色预警
[0.9, 1.1]	不高于 3	过载	橙色预警
[1.1, 1.2]	不高于 2.6	过载	橙色预警
[1.2, 1.5]	不高于 1.9	过载	橙色预警
[1.5, ∞]	不高于 0.8	过载	橙色预警
[0.9, 1.1]	高于 3	过载	橙色预警
[1.1, 1.2]	高于 2.6	严重过载	红色预警
[1.2, 1.5]	高于 1.9	严重过载	红色预警
[1.5, ∞]	高于 0.8	严重过载	红色预警

$$t_b = \frac{0.14T_p}{\left(\frac{I_b}{I_p}\right)^{0.02} - 1} \quad (5)$$

依据以数字孪生配电网虚拟模型提供数据为基础, 构建分布式光伏接入配电网变压器过载风险指标, 并将其用公式表示为:

式中, ξ 为光伏配电网功率预测结果; Q_t 、 q_t 分别为时刻为 t 时的非安全预警等级场景总数以及第 q 个非安全预警等级运行场景; ρ_{q_t} 为数字孪生配电网中变压器在时刻为 t 时, 非安全预警等级运行场景顺序为 q 时的负载率; t_{o,q_t} 为 t 时场景顺序为 q 的场景中非安全预警等级条件下配电网变压器维持原状态不变的时间; T_s 为分析配电网运行状态的总时间长度。依据该指标评估配电网过载风险, 并及时发出预警信息。

实验以坐落于华北地区 D 市的某一大型电力公司的配电网为实验对象, 应用本文方法对该配电网实施配电网过载风险预测, 验证本文方法的有效性。该配电网中, 有大量分布式光伏接入, 结构为 IEEE34 节点形式 (1~34 为节点编号), IEEE34 配电网结构图如图 4 所示, 各项参数如表 2 所示。

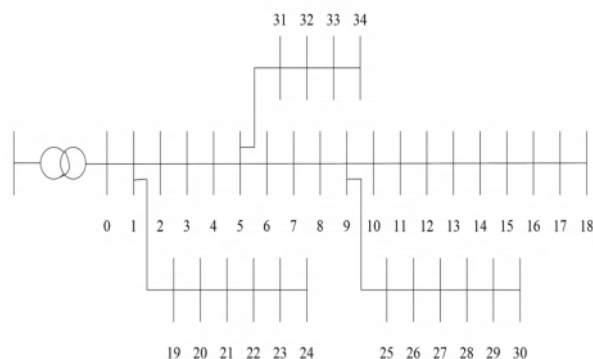


表 2 配电网主要参数

参数名称	参数值
配电台区额定容量	500kVA
配电网支路最大容量	8MVA
主变额定容量	6MVA
保护设备启动电流	线路荷载额定值 1pu
保护设备时间正定系数	0.5

图 5 数字孪生配电网

从图 5 显示的孪生配电网效果图可以看出，应用本文方法可以完成数字孪生配电网的构建工作，构建的数字孪生配电网可随时感知与调取物理配电网中的视频、图像等有效数据，为实时准确完成配电网过载风险预警工作提供可靠参考与保障。

图 6 是应用本文方法对该分布式光伏接入配电网进行配电网过载风险预警获得的配电网过载风险预警系统界面图。



图 6 数字孪生配电网过载风险预警系统界面图

从图 6 可以看出，应用本文方法可以实现光伏接入配电网过载风险预警，更好满足实际电力工作需要。

为验证本文方法在分布式光伏接入配电网过载风险预警方面的优势，将文献 [5] 方法、文献 [6] 方法作为对比方法，绘制应用三种方法进行配电网配电线路过载风险预警，获得的预警结果与配电线路实际运行状态的对比效果表如表 3 所示。

表 3 配电网过载风险预警效果表

配电线路 编号	本文方法 预警结果	实际运行 状态	文献[5] 方法预警 结果	文献[6] 方法预警 结果
1	中载	中载	中载	中载
2	中载	中载	中载	轻载
3	过载	过载	中载	中载
4	严重过载	严重过载	过载	过载
5	严重过载	严重过载	过载	过载
6	严重过载	严重过载	严重过载	过载
7	轻载	轻载	轻载	轻载

分析表 3 可知，与其他两种方法相比，本文方法在配电网过载风险预警方面优势显著，配电网过载风险预警结果与实际结果完全一致，准确性较高，将该方法用于电力工作中，可更好保障电力系统安全稳定运行。

图 7 给出的是应用三种方法对分布式光伏接入配电网变压器实施配电网过载风险预警获得的配电网风险指标。

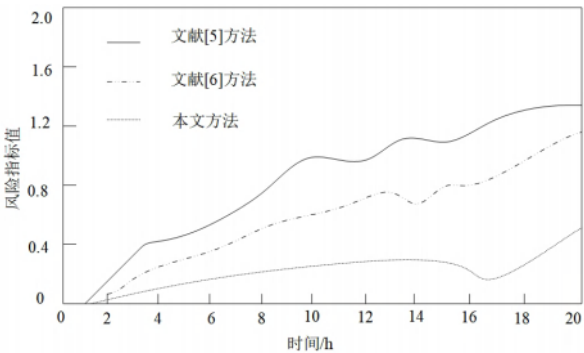


图 7 光伏接入配电变压器过载风险

从图 7 可以看出，随着光伏渗透率的增加，风险指标值呈现增长趋势。在 20 个小时后，与文献 [5] 方法、文献 [6] 方法相比，本文方法应用后，分布式光伏接入配电变压器过载风险发生概率分别降低 0.72 和 0.59，本文方法在配电网过载风险预警工作中的应用，使得过载风险发生的概率明显降低。

3 结束语

为了降低光伏配电网过载风险发生概率，提出数字孪生下分布式光伏接入配电网过载风险预警方法。构建数字孪生配电网虚拟模型，利用模糊聚类算法，获取所需气象相似日光功率序列；使用粒子群算法优化卷积神经网络，预测光伏配电网未来功率状态；确定非安全预警等级下配电网负载率均值，计算配电网过载风险指标，判断配电网荷载安全性并预警。实验

结果表明本文方法可以实现分布式光伏接入配电网过载风险预警,其在光伏接入配电网过载风险预警方面的优势主要为:

1) 应用本文方法可实现数字孪生配电网构建,构建的数字孪生配电网可随时感知与调取物理配电网中的视频、图像等有效数据,将其应用于配电网过载风险预警工作中,可收获更好的配电网过载风险预警效果。

2) 应用本文方法对配电网实施过载风险预警后,获得的预警结果与实际配电网运行状态一致,配电网过载风险预警准确性较高,可更好保证电力工作的顺利进行。

参考文献

- [1] 陈泽雄,张新民,王雪锋,等.分布式光伏电站接入配电网的分布鲁棒优化配置方法[J].电力系统保护与控制,2021,49(13):30-42.
- [2] 马滕肖,孟祥鹤,白星振,等.考虑规模化分布式光伏接入的配电网台区鲁棒优化规划方法[J].电力电容器与无功补偿,2021,42(2):183-190.
- [3] 王剑锋,林永峰.基于神经网络的电力调度信息加密传输方法研究[J].微型电脑应用,2022,38(1):134-138.
- [4] 王洲,杨昌海,彭婧,等.基于越限风险评估的分布式光伏电源接入配电网适应性研究[J].兰州理工大学学报,2020,46(4):91-95.
- [5] 郑天,薛良,郭雷,等.基于蒙特-卡洛的配电网随机性过载故障预测[J].电子器件,2020,

43(6):1309-1313.

- [6] 车彬,刘艳章,于若英,等.计及分布式光伏出力随机性的配网风险评估方法[J].可再生能源,2019,37(11):1685-1690.
- [7] 杜晓东,曾四鸣,刘科研,等.基于云模型的配电网运行画像数字孪生构建方法[J].电力系统保护与控制,2022,50(10):104-113.
- [8] 原启涛,李志勇,燕续峰,等.分布式能源资源的通用数字孪生体构建与模拟方法[J].可再生能源,2022,40(6):822-829.
- [9] 王峰,古英汉,张祥林,等.基于数字孪生的跨营区数据融合应用研究[J].计算机仿真,2021,38(9):7-13.
- [10] 田书欣,李昆鹏,魏书荣,等.基于同步相量测量装置的配电网安全态势感知方法[J].中国电机工程学报,2021,41(2):617-632.
- [11] 程骏,闻枫,赵文翰,等.考虑储能管理并计及源-荷不确定性的主动配电网运行风险评估方法[J].武汉大学学报(工学版),2021,54(12):1150-1158.
- [12] 黄园芳,刘云凯,郑世明,等.计及负荷不确定性的配电变压器重过载风险预警[J].电网与清洁能源,2021,37(10):17-24.
- [13] 刘云栋,徐习东,裘鹏,等.基于配电网过载风险的柔性多状态开关容量优化配置[J].中国电机工程学报,2020,40(11):3418-3429.
- [14] 何若太,张晓燕,张航,等.计及分布式电源的配电网电压稳定性风险辨识方法研究[J].可再生能源,2020,38(5):685-689.
- [15] 徐崇博,杨晓东,张有兵,等.考虑风险管控的含智能软开关主动配电网随机运行优化方法[J].电力系统自动化,2021,45(11):68-76.
- [16] 高妍妍,缪祥华.基于自适应布谷鸟搜索的模糊

- 聚类算法[J]. 化工自动化及仪表, 2022, 49(6): 725-731.
- [17] 李博彤, 李明睿, 刘梦晴. 基于通径分析和相空间重构的光伏发电预测模型[J]. 电测与仪表, 2022, 59(11): 79-87.
- [18] 杨锡运, 赵泽宇, 杨岩, 等. 基于时空信息组合的分布式光伏功率预测方法研究[J]. 热力发电, 2022, 51(8): 64-72.
- [19] 王开艳, 杜浩东, 贾嵘, 等. 基于相似日聚类 and QR-CNN-BiLSTM 模型的光伏功率短期区间概率预测[J]. 高电压技术, 2022, 48(11): 4372-4384.
- [20] 党倩, 崔阿军, 尚闻博, 等. 采用欧式形态距离的负荷曲线近邻传播聚类方法[J]. 西安交通大学学报, 2022, 56(1): 165-176.
- [21] 王晓艳, 张楠, 马骥. 基于改进粗糙集的混合传感器节点分类算法[J]. 传感技术学报, 2022, 35(7): 938-944.
- [22] 秦玉峰, 史贤俊. 基于多信号流图和相似性度量的故障可诊断性评价方法[J]. 系统工程与电子技术, 2023, 45(1): 302-312.
- [23] 王林, 王燕丽, 安泽远. 改进粒子群算法优化回声状态网络的电力需求预测研究[J]. 计算机工程与科学, 2022, 44(8): 1457-1466.
- [24] 莫易敏, 余自豪, 林阳, 等. 基于粒子群算法优化连接器结构参数的研究[J]. 武汉理工大学学报, 2022, 44(12): 105-113.
- [25] 闫群民, 董新洲, 穆佳豪, 等. 基于改进多目标粒子群算法的有源配电网储能优化配置[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(10): 11-19.
- [26] 陶永才, 杨晨, 马建红, 等. 一种结合 IPSO-BP 神经网络的备件供应模型研究[J]. 小型微型计算机系统, 2022, 43(5): 913-920.
- [27] 李季, 阎鑫, 孙文涛, 等. 基于 BP 神经网络与改进粒子群的光伏 MPPT 算法[J]. 电源技术, 2022, 46(2): 186-189.
- [28] Zhao Y, Cai B, Rang H S, et al. Cascading failure analysis of multistate loading dependent systems with application in an overloading piping network[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2023, 231(3): 109007.1-109007.12.
- [29] Sun T, Shan M, Rong X, et al. Estimating the spatial distribution of solar photovoltaic power generation potential on different types of rural rooftops using a deep learning network applied to satellite images[J]. Applied Energy, 2022(315): 119025.
- [30] Jia Q, Li Y, Yan Z, et al. Reactive Power Market Design for Distribution Networks With High Photovoltaic Penetration[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2023, 14(2): 1642-1651.

(收稿日期: 2024-09-29)