

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.200272

基于数据驱动代理模型的城市输电网运行品质调节控制策略

段翔兮¹, 邹琬², 李熠², 何锐², 龙呈¹, 苏童³, 刘友波³

(1. 国网四川省电力公司电力科学研究院, 四川 成都 610065; 2. 国网四川省电力公司, 四川 成都 610065;
3. 四川大学电气工程学院, 四川 成都 610065)

摘要: 传统电网运行品质调节控制忽略了高压配电网拓扑结构对潮流转供的作用。将高压配电网计入所提城市输电网运行品质调节控制策略中, 通过高压配电网的拓扑重构, 提升输电网运行品质。通过马尔科夫链蒙特卡洛抽样生成大量高压配电网拓扑数据, 计算每种拓扑下的运行品质, 包括线路损耗、母线电压、线路负载率和断面负载率。使用深度神经网络拟合高压配电网拓扑和以上输电网状态参数之间非线性关系, 生成基于深度神经网络的城市输电网运行品质评估代理模型。该数据驱动代理模型可以实现快速高效的输电网状态评估。之后将数据驱动代理模型嵌入非支配排序遗传算法(NSGA-II)的寻优计算中, 对高压配电网拓扑结构进行迭代, 寻找到能提高城市输电网运行品质的拓扑重构策略。所提算法在某城市电网进行验证, 显著提高了城市输电网运行品质。

关键词: 城市输电网; 运行品质调节控制; 高压配电网; 拓扑重构; 深度神经网络; 非支配排序遗传算法(NSGA-II); 数据驱动代理模型

Data driven surrogate model-based operation quality control strategy of an urban transmission network

DUAN Xiangxi¹, ZOU Wan², LI Yi², HE Rui², LONG Cheng¹, SU Tong³, LIU Youbo³

(1. Electric Power Research Institute, State Grid Sichuan Electric Power Company, Chengdu 610065, China;
2. State Grid Sichuan Electric Power Company, Chengdu 610065, China;
3. College of Electrical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: Traditional power system operation quality control ignores the role of high-voltage distribution network topology on power flow transfer. In this paper, the high-voltage distribution network is included in the proposed algorithm of urban transmission network operation quality control, and the operation quality of the transmission network will be improved through the reconstruction of the topology of the high-voltage distribution network. A large amount of topology data of high-voltage distribution network is generated by Markov chain Monte Carlo sampling, and the operational quality of each topology is calculated, including line loss, bus voltage, line load ratio and section load ratio. A deep neural network is used to fit the nonlinear relationship between the topology of a high-voltage distribution network and the above state parameters, and the deep neural network-based surrogate model of urban transmission network operation quality estimation is generated. The data driven surrogate model can realize fast and efficient transmission network state estimation. Then, the model is embedded in the optimization calculation of the Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA-II), and the topology of the high-voltage distribution network is iterated to find the topology reconstruction strategy which can improve the operational quality of the urban transmission network. The algorithm is verified in a city power grid, which improves the operational quality of the city power grid significantly.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51977133) and the Science and Technology Project of State Grid Sichuan Electric Power Company (No. 52199718001A).

Key words: urban transmission network; operation quality control; high voltage distribution network; topology reconstruction; deep neural network; non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA-II); data driven surrogate model

0 引言

随着我国城市化的发展,建立了220 kV电压等

级的输电网和110 kV的高压配电网,但是随着城市负荷水平上升,电网设备建设有所滞后,使城市输电网运行在临界稳定状态,增加了系统故障的风险,因此有必要采取有效的城市输电网运行品质调节控制策略,降低线路损耗、优化输电线路负载率和断面负载率,提升母线电压稳定水平。由于高压配电

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51977133); 国网四川省电力公司科技项目资助(52199718001A)

网存在较多备用线路，结构灵活，存在极多的拓扑组合情况，并且配电网控制方便，易于重构，因此可以通过对高压配电网拓扑结构进行重构，改变潮流分布情况，从而改变 220 kV 城市输电网负载情况，改善输电网运行品质。本文的核心是快速找到一种有效的拓扑结构，使线路损耗、母线电压、线路负载率和断面负载率等状态参数得以改善^[1-5]。

输电网运行品质调节控制方面，已经进行了一些研究^[6-8]。文献[9]基于电力传输的多种形态，提出了线路阻塞评价指标，可以判别线路阻塞位置，为电网规划设计提供依据。文献[10]基于实时气象数据，实时评估输电线路热稳定极限，并使用二进制评级预测，提出了一种分布鲁棒的拥塞管理模型，选择性地关键线路上使用动态评级，将热过载的风险保持在规定的水平以下。文献[11]在各种能源接入主动配电网的情况下，分析了 PV 节点的电压灵敏度方程，提出了基于灵敏度的无功电压优化策略。文献[12]基于灵敏度和潮流熵提出了输电线路过载紧急控制方法，提高了系统总体安全水平。文献[13]提出输电断面识别和控制方法，建立了一套断面安全控制管理体系。以上文献提出多种不同的方法来消除线路阻塞，降低线路负载率，优化母线电压，管控断面安全，但均只针对单一指标进行优化，未同时针对多个城市电网关键运行品质进行调节控制。文献[14]和文献[15]基于高压配电网拓扑重构，分析了 220 kV 输电网供电能力和阻塞情况，实现了供电能力提升和线路阻塞疏导。文献[16]通过高压配电网结构调整，优化全网电压偏移率，改善全网电压分布。文献[14-16]均通过高压配电网拓扑调整，对电网运行品质进行了优化，但均只针对单一网络参数进行优化，忽视了输电网对多运行品质优化的需求。文献[17]将代理模型引入电力系统暂态稳定不确定分析中，通过代理模型替代传统复杂非线性暂态微分代数方程求解，加快了暂态稳定不确定分析速度。

基于以上论述，本文提出一种基于数据驱动代理模型的城市高压电网运行品质调节控制策略。通过高压配电网的拓扑重构，使输电网运行品质参数得以改善，提升电网安全水平。本文建立了基于深度神经网络的城市输电网运行品质评估代理模型，快速评估线路损耗、母线电压、线路负载率和断面负载率等运行品质参数。首先通过蒙特卡洛抽样生成大量高压配电网拓扑样本数据，计算每种拓扑下输电线路损耗、母线电压和线路潮流，使用深度神经网络拟合高压配电网拓扑和以上输电线路状态参数之间的非线性关系，实现数据驱动的城市输电网

运行品质评估。之后将训练好的深度神经网络作为代理模型，嵌入非支配排序遗传算法(NSGA-II)的寻优计算中，通过对高压配电网拓扑结构迭代，同时对城市输电网四个运行品质目标进行优化，其中数据驱动代理模型快速计算该拓扑结构下城市输电网运行品质，加速 NSGA-II 算法迭代速度。本文通过数据驱动代理模型与 NSGA-II 算法结合，实现了多目标非凸问题优化，相比于传统最优潮流方法，本文算法在求解速度和策略性能方面展现出优势。本文算法在某城市电网进行验证，显著改善城市输电网运行品质。

1 高压配电网

1.1 高压配电网拓扑结构

110 kV 高压配电网连接了城市 220 kV 输电网和 10 kV 以下中压配电网，是保证城市用电的重要网络结构。城市输电网以环网形式连接；中压配电网为深度放射性网络，末端以环网柜连接；而高压配电网为多环态非深度的结构，平时开环运行，存在众多备供线路，此特征使高压配电网存在极多的拓扑组合方式，可以通过高压配电网的拓扑重构，使 220 kV 输电网的负荷进行大幅度转移，从而改变 220 kV 输电网潮流分布情况，为基于高压配电网重构的城市输电网运行品质调节控制提供基础。220 kV 城市输电网、110 kV 高压配电网和 10 kV 以下中压配电网的结构图如图 1 所示^[14-15, 18]。

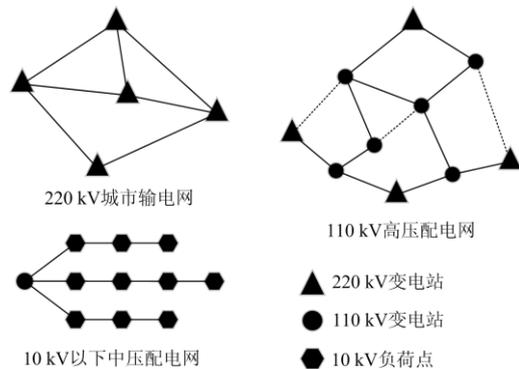


图 1 城市输电网、高压和中压配电网结构图

Fig. 1 Structural diagram of urban transmission network, high-voltage and medium-voltage distribution network

高压配电网多环态非深度的拓扑结构，具体存在以下特征：

- 1) 供电深度较浅：110 kV 高压配电网负载较重，较深的供电距离会使网络末端电压偏低，因此与中压配电网相比，高压配电网供电深度较浅。
- 2) 拓扑结构丰富：110 kV 高压配电网为保证供

电可靠性, 拥有众多备供线路, 拓扑结构丰富。

高压配电网拓扑结构必须遵守以下准则:

- 1) 不能出现 220 kV-110 kV-220 kV 环网结构;
- 2) 不能出现 110 kV 负荷无供电节点的情况;
- 3) 不能出现孤岛。

在生成高压配电网拓扑结构时, 需基于以上三个准则生成可行拓扑结构, 确保潮流收敛。

1.2 高压配电网重构

220 kV 输电网通过变压器为 110 kV 高压配电网供电, 起到电源的作用, 使用字母 T 表示。110 kV 高压配电网作为负载, 用字母 D 表示。输电网和高压配电网所连接的网络如图 2 所示。

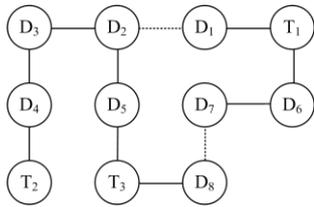


图 2 高压配电网拓扑结构

Fig. 2 Topology of high-voltage distribution network

图 2 中 T₁、T₂ 和 T₃ 为 220 kV 电源点, 对系统进行供电, 共有 11 个开关, 分别为: T₁D₁、D₁D₂、D₂D₃、D₃D₄、D₄T₂、D₂D₅、T₃D₅、T₃D₈、T₁D₆、D₆D₇、D₇D₈。图中实线表示线路连通, 虚线表示线路断开, 分别用 1、0 表示线路的连通和断开, 则图 2 中拓扑共有 2¹¹=2048 种 (0000000000-1111111111)。由此可见, 高压配电网拓扑结构非常丰富, 可以通过高压配电网的拓扑重构, 改变负荷所对应的供电电源, 并且改变线路潮流传输方向和大小, 为基于高压配电网拓扑重构的输电线路运行品质调节提供基础^[19-22]。

2 数据驱动的城市输电网运行品质评估

2.1 样本生成

马尔科夫链蒙特卡洛抽样(Markov Chain Monte Carlo Sampling, MCMC)是一种动态的统计模拟方法。本文使用 MCMC 对高压配电网拓扑结构进行抽样, 具体步骤如下。

1) 基于高压配电网规模, 设置抽样数量为 M , 通过 MCMC 抽样 M 个拓扑数据, 然后从中选出可行拓扑, 数量记为 N ;

2) 设置负荷在一定的范围内波动, 利用 MCMC 抽样 N 种负荷场景, 并依据有功功率平衡和负荷功率因数恒定的原则, 生成对应的变压器有功输出和负荷无功, 共生成 N 个系统运行场景;

3) 按照每种运行场景, 对测试系统设置变压器有功输出、负荷有功和无功功率以及高压配电网拓扑结构, 使用电力系统工具箱 MatPower 进行潮流计算, 记录 220 kV 城市输电网损耗、母线电压、线路潮流, 共生成 N 个潮流计算结果;

4) 根据潮流计算结果, 计算线路损耗、母线电压、线路负载率和断面潮流, 共生成 N 个训练样本, 用于训练深度神经网络, 其计算公式分别如式(1)一式(4)所示。

$$L_s = \sum_{i \in S_l} L_{s_i} \quad (1)$$

$$V_s = \sum_{i \in S_b} (V_i - 1) \quad (2)$$

$$LR = \frac{1}{N_l} \sum_{i \in S_l} \frac{LP_i}{LC_i} \quad (3)$$

$$FP = \frac{FP_i}{FC_i}, i \in S_f \quad (4)$$

式中: L_s 为线路总损耗; S_l 为线路集合; L_{s_i} 为输电线路 i 的损耗; V_s 为母线电压品质评分; S_b 为母线集合; V_i 为母线 i 的电压; LR 为线路平均负载率; N_l 为线路数量; LP_i 为线路 i 的潮流; LC_i 为线路 i 的容量; FP 为断面负载率; FP_i 为断面上线路 i 的潮流; FC_i 为断面上线路 i 的容量; S_f 为断面线路集合。

2.2 深度神经网络模型及其训练

深度神经网络(Deep Neural Networks, DNN)是一种包含多层隐藏层的神经网络, 可以通过多次抽象拟合数据更深层的内在关系。拥有自动特征提取、非线性特征拟合和鲁棒性等优点, 常用于数据分类、降维、回归和聚类等。深度神经网络的结构图如图 3 所示。

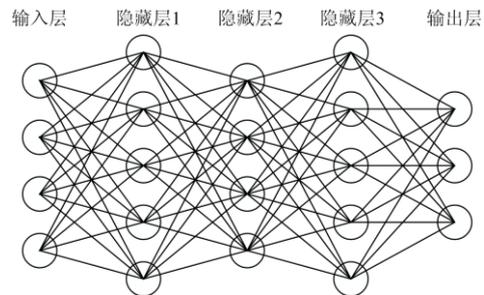


图 3 深度神经网络结构图

Fig. 3 Structure diagram of deep neural network

深度神经网络的训练分为前向传播和反向传播两部分。通过前向传播计算输出与标签值的偏差, 再通过反向传播修改深度神经网络的权重和偏置, 使偏差减小, 具体训练过程如下。

1) 前向传播

样本数据从输入层输入, 并逐层向后传播, 最终从输出层输出。则第 l 层的输出为

$$a^l = \sigma(z^l) = \sigma(W^l a^{l-1} + b^l) \quad (5)$$

式中: σ 为激活函数, 常用的激活函数有 ReLU、Sigmoid、Tanh 等; W^l 为第 l 层的权重, b^l 为第 l 层的偏置; z^l 为第 l 层未激活前输出; a^l 为第 l 层的输出。

2) 反向传播

由前向传播得到样本的输出后, 使用损失函数计算神经网络输出和标签值之间的误差, 使用均方误差来计算, 误差的表达式为

$$J(W, b, x, y) = \frac{1}{2} \|a^l - y\|_2^2 \quad (6)$$

式中: x 为样本输入; y 为样本真值; J 为误差。

对于输出层, 损失函数为

$$J(W, b, x, y) = \frac{1}{2} \|\sigma(W^l a^{l-1} + b^l) - y\|_2^2 \quad (7)$$

对 W 和 b 求梯度:

$$\frac{\partial J(W, b, x, y)}{\partial W^l} = \frac{\partial J(W, b, x, y)}{\partial z^l} \frac{\partial z^l}{\partial W^l} = (a^l - y) \odot \sigma'(z^l) (a^{l-1})^T \quad (8)$$

$$\frac{\partial J(W, b, x, y)}{\partial b^l} = \frac{\partial J(W, b, x, y)}{\partial z^l} \frac{\partial z^l}{\partial b^l} = (a^l - y) \odot \sigma'(z^l) \quad (9)$$

式中, \odot 是哈达玛积(Hadamard product)。

对 z^l 求梯度, 公式为

$$\frac{\partial J(W, b, x, y)}{\partial z^l} = \frac{\partial J(W, b, x, y)}{\partial z^l} \frac{\partial z^l}{\partial z^{l-1}} \frac{\partial z^{l-1}}{\partial z^{l-2}} \cdots \frac{\partial z^2}{\partial z^1} \quad (10)$$

由上式可知 z^l 和 z^{l+1} 的梯度可以互相推导, 并且可以转化为

$$\frac{\partial J(W, b, x, y)}{\partial z^l} = \frac{\partial J(W, b, x, y)}{\partial z^{l+1}} \frac{\partial z^{l+1}}{\partial z^l} = (W^{l+1})^T \delta^{l+1} \odot \sigma'(z^l) \quad (11)$$

由上式可以对 z^l 的梯度进行推导, 从而可以根据式(8)和式(9)计算 W^l 和 b^l 。

本文在搭建神经网络时使用的激活函数为 Sigmoid, 以提高神经网络非线性拟合能力, 其表达式为

$$\text{Sigmoid} = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (12)$$

为了防止神经网络过拟合, 使用了 L2 正则化, 其原理是在损失函数上添加了表征权重大小的项, 抑制权重过大而产生的过拟合现象, 添加了 L2 正则化之后的损失函数为

$$J(W, b) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m \|a^l - y\|_2^2 + \frac{\lambda}{2m} \sum_{j=1}^l \|w_j\|_2^2 \quad (13)$$

式中, λ 为超参数, 用于控制 L2 正则化的影响权重。

为了加快学习速度, 采用学习率衰减的方法在训练前期使用大的学习速率, 加快前期的训练速度; 在训练后期使用小的学习速率, 提高深度神经网络的拟合精度, 学习率衰减方法的数学表达式为

$$\alpha = \frac{1}{1 + \text{decayrate} \times \text{epoch}} \times \alpha_0 \quad (14)$$

式中: α 为当前学习率; α_0 为初始学习率; decayrate 为学习率衰减率; epoch 为当前训练周期。

神经网络构建完成后, 使用样本数据进行训练和测试。首先将样本数据分为训练集和测试集, 使用训练集中有功负荷和高压配电网拓扑结构作为深度神经网络的输入, 城市输电网运行品质(线路损耗、节点电压、线路负载率和断面负载率)作为输出, 对神经网络进行训练。训练完成后使用测试集测试模型准确性, 使用平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)和误差百分比评估模型的准确度, 其计算公式为

$$\text{MAE} = \frac{1}{N_T} \sum_{i=1}^{N_T} |P_P - P_R| \quad (15)$$

$$\text{EP} = \frac{\text{MAE}}{\frac{1}{N_T} \frac{1}{N_E} \sum_{i=1}^{N_T} \sum_{j=1}^{N_E} |P_R|} \times 100 \quad (16)$$

式中: N_T 为测试集样本个数; N_E 为设备数目; P_P 为神经网络预测值; P_R 为测试集中每个设备的真实值; EP 为误差百分比。

3 数据驱动的输电网运行品质调节控制

非支配排序遗传算法(Non-dominated Sorting Genetic Algorithm, NSGA-II)是一种多目标寻优算法, 可以基于多个目标的适应度, 寻找最优策略, 拥有搜索效率高、收敛性能好等优点, NSGA-II 主要包含以下内容^[23]。

1) 适应度

适应度通过目标方程计算得到, 代表了 NSGA-II 中每个个体的优劣程度, 本文中 NSGA-II 的目标是降低线路损耗、优化母线电压品质、优化线路平均负载率和断面负载率, 因此种群个体适应度由公式(1)一式(4)计算。

2) 快速非支配排序

快速非支配排序是 NSGA-II 的核心, 可以同时个体多个目标的适应度进行排序, 确定种群中所有个体的非支配关系, 从而建立不同的非支配层,

将互不支配个体放在同一非支配层。

3) 拥挤度

拥挤度是指指定个体周围其他个体的密度, 拥挤度的引入可以使解集在空间中分布更加均匀, 增加种群多样性。在同一非支配层中, 通过计算每个个体的拥挤度, 衡量个体优劣程度, 拥挤度越高, 个体越优。

4) 精英策略

通过遗传算法(Genetic Algorithm, GA)中编码、交叉、变异、倒位和解码操作, 从父代 P 生成子代种群 Q , 其种群规模均为 N , 将 P 与 Q 合并, 生成新种群 M , 在 M 中依据非支配排序层和个体拥挤度, 筛选出 N 个个体, 生成新的父代。其中交叉、变异和倒位的示意图如图 4 所示。

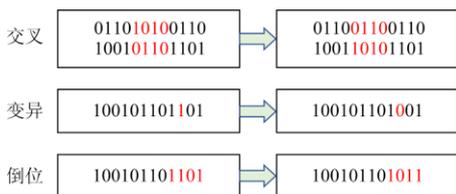


图 4 交叉、变异和倒位示意图

Fig. 4 Schematic diagram of crossing, variation and inversion

以上过程为 NSGA-II 算法单次迭代过程, 在实际寻优过程中, 将进行多次以上步骤的循环迭代, 直到到达预设的迭代次数, 然后输出种群最优个体。

本文将高压配电网拓扑通断编码为 0、1 二进制编码, 1 代表线路连通, 0 代表线路断开。将训练好的深度神经网络作为数据驱动代理模型, 嵌入 NSGA-II 中, 基于种群个体所对应的高压配电网拓扑和初始负载情况, 快速计算城市输电网线路损耗、母线电压、线路负载率和断面潮流, 通过快速非支配排序算法和拥挤度算法确定种群非支配层和个体拥挤度, 并经过交叉、变异、倒位等操作产生子代个体, 最后通过精英策略产生新的种群。以上步骤多次循环迭代后, 找到显著改善线路损耗、母线电压、线路负载率和断面潮流等参数品质的最优调节控制策略。本文中基于深度神经网络的数据驱动代理模型和 NSGA-II 结合方式如图 5 所示。

4 算例分析

4.1 测试系统

本文选取某城市电网作为测试系统, 该系统包含 10 条 220 kV 输电线路, 6 台 220 kV 变压器, 34 个负荷, 以及 43 条 110 kV 高压配电线路。该系统分为两个区域, 区域之间通过四条联络线连接, 构成断面, 该系统的结构图如图 7 所示。

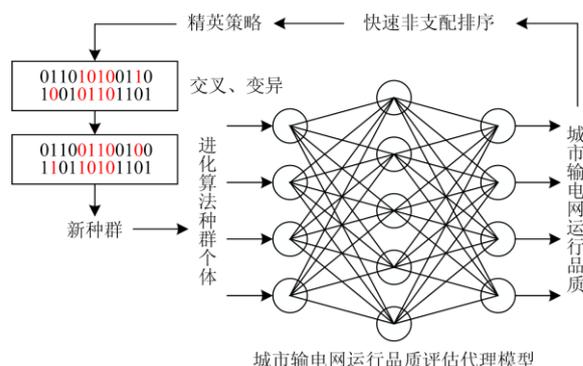


图 5 数据驱动代理模型和 NSGA-II 结合方式
Fig. 5 Combination of data driven surrogate model and NSGA-II

本文算法的流程图如图 6 所示。

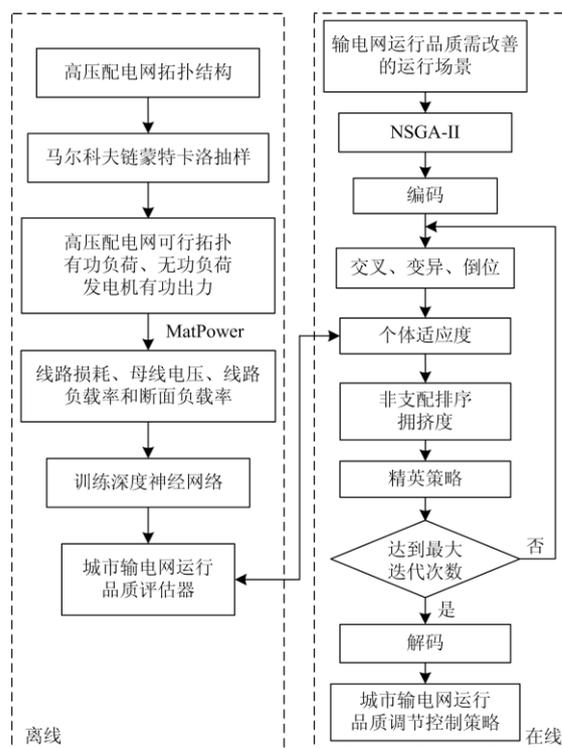


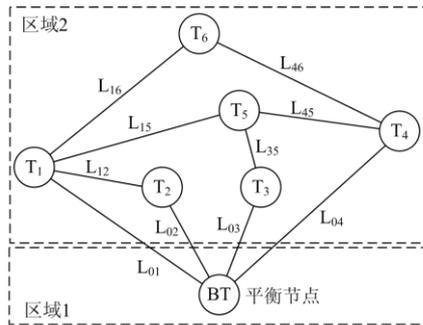
图 6 城市输电网运行品质调节控制算法

Fig. 6 Operation quality control algorithm of urban transmission network

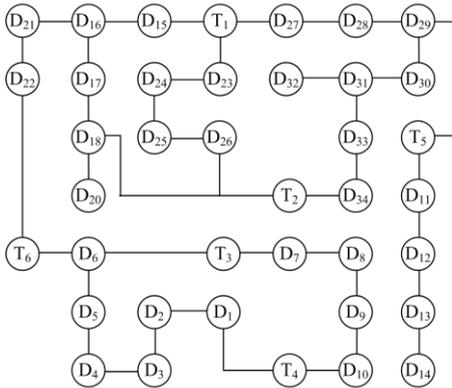
4.2 神经网络评估结果分析

本文按照图 7 系统结构, 共生成了 20 000 种不同的拓扑结构, 并设置有功负荷波动范围为 70%~130%, 依据系统有功平衡和负荷功率因数不变的原则, 生成对应的变压器有功出力和无功负荷数据, 与拓扑结构组合, 共生成 20 000 种系统运行场景, 使用 MatPower 进行了 20 000 次潮流计算, 生成 20 000 个样本数据, 样本数据的输入为有功负荷和

高压配电网拓扑, 样本数据的标签为城市输电网运行品质, 包括线路损耗、母线电压、线路负载率和断面负载率。将其中 16 000 个样本作为训练集, 4 000 个样本作为测试集。深度神经网络共 4 层, 包括一个输入层、两个隐藏层和一个输出层, 各层的神经元个数依次为: 77、200、100、26。初始学习率设置为 0.01, 迭代次数为 500。深度神经网络训练完成后, 分别对线路损耗、母线电压、线路总潮流和断面总潮流拟合结果的 MAE 和 EP 进行计算, 如表 1 所示。



(a) 220 kV 输电线路结构图



(b) 110 kV 高压配电网结构图

图 7 测试系统结构图

Fig. 7 Test system structure diagram

表 1 深度神经网络代理模型对运行品质的拟合结果

Table 1 Fitting results of deep neural network based surrogate model to operation quality

参数	MAE	EP/%
线路损耗	0.11 MW	2.3
母线电压	0.000 2 p.u.	0.2
线路总潮流	6.46 MW	0.49
断面总潮流	4.46 MW	0.43

从表 1 结果可以看出, 基于深度神经网络的数据驱动代理模型对城市输电网运行品质有极高的评估准确度, 线路损耗的误差百分比为 2.3%, 母线电

压、线路总潮流和断面潮流的误差百分比均在 0.5% 以下, 可以很好地对城市输电网运行品质进行评估。

接下来将搭建一个层数为 3 层, 神经元数量依次为 77、200、26 的神经网络和一个层数为 5 层, 神经元数量依次为 77、200、100、50、26 的深度神经网络, 与本文所用 4 层深度神经网络进行对比。在训练模型时, 3 个模型使用相同的训练框架、学习率和迭代次数。计算线路总潮流的 MAE、EP 和训练时间, 不同深度神经网络结果对比如表 2 所示。

表 2 不同深度神经网络结果对比

Table 2 Comparison of neural network results in different depths

层数	MAE/MW	EP/%	训练时间/s
3 层(77-200-26)	12.43	0.95	337
4 层(77-200-100-26)	6.46	0.49	395
5 层(77-200-100-50-26)	8.21	0.62	507

从表 2 可以看出, 4 层神经网络拥有最低的 MAE 和 EP, 并且训练时间在可接受的时间范围内, 因此本文选择层数为 4 层的深度神经网络对输电线路运行品质参数进行拟合。

4.3 城市输电网运行品质调节控制

将训练好的深度神经网络嵌入遗传算法中, 作为代理模型, 设置种群大小为 1 000, 迭代次数为 50。首先, 将本文算法与 0-1 整数规划和基于潮流计算的 NSGA-II 算法的计算时间进行对比, 选择相同的迭代次数和种群规模, 对比结果如表 3 所示。

表 3 不同模型计算时间对比

Table 3 Comparison of calculation time of different models

算法	计算时间
0-1 整数规划	1.9 min
基于潮流计算的 NSGA-II 算法	5.5 min
基于数据驱动代理模型的 NSGA-II 算法	3.2 s

从表 3 可以看出, 基于数据驱动代理模型的 NSGA-II 算法在计算时间上有显著优势, 可以在 3.2 s 内得出拓扑重构策略, 满足在线应用的要求。

算法迭代完成后生成城市输电网运行品质调节控制策略, 根据策略调节高压配电网拓扑结构, 高压配电网拓扑重构前后结构对比如图 8 所示, 图 8 中实线代表线路接通, 虚线代表线路断开。

从图 8 可以看出, 拓扑重构过程共改变了 6 条线路的通断, 3 条线路断开, 3 条线路连通, 表明本文所提出城市输电网运行品质调节控制策略可以通过少数几次拓扑重构, 实现输电网运行品质调节控制的目的。拓扑重构前后线路损耗对比结果如图 9 所示。

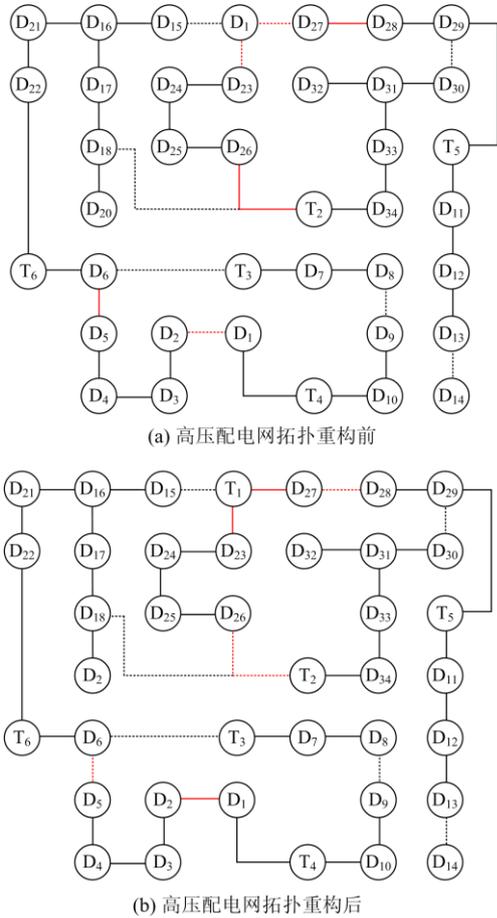


图 8 高压配电网拓扑重构前后结构对比

Fig. 8 Structure comparison of high voltage distribution network before and after topology reconstruction

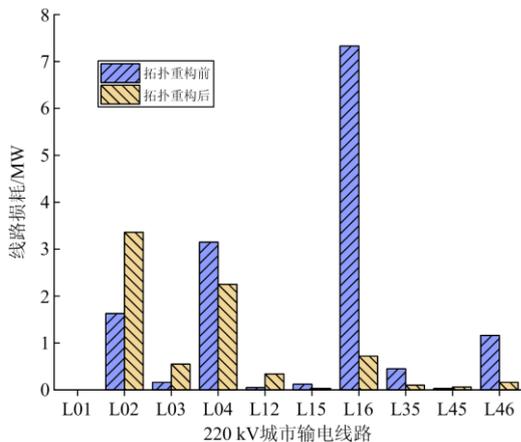


图 9 拓扑重构前后线路损耗对比

Fig. 9 Comparison of line loss before and after topology reconstruction

从图 9 可以看出, 经过高压配电网拓扑重构, 虽然有部分线路损耗有轻微增加, 但是 L16 的线路损耗大幅度下降, 使得输电网线路总损耗明显降低,

从 14.08 MW 降低到 7.57 MW, 降低为原来的 53%, 运行品质调节效果显著。对比拓扑重构前后母线电压, 如图 10 所示。

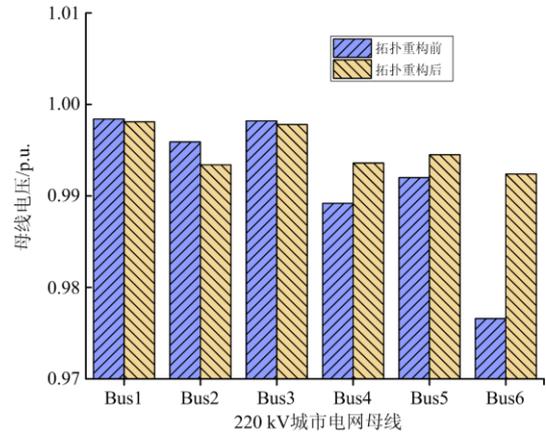


图 10 拓扑重构前后母线电压对比

Fig. 10 Comparison of line bus voltage before and after topology reconstruction

从图 10 可以看出, 优化后线路电压标么值均在 0.99~1.00 范围内, 并且 Bus6 的电压从 0.976 6 优化到 0.992 4, 电压优化效果显著。对比拓扑重构前后线路负载率如图 11 所示。

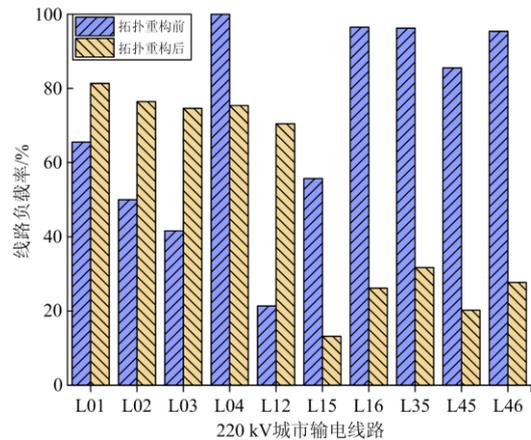


图 11 拓扑重构前后线路负载率对比

Fig. 11 Comparison of line load ratio before and after topology reconstruction

从图 11 可以看出, 经过高压配电网的拓扑重构, 所有线路负载率均降低到 82% 以下, 降低线路阻塞情况, 提升线路安全水平, 并且线路平均负载率有较大幅度优化, 从 70.78% 降低到 49.73%。同时 L01、L02、L03 和 L04 为区域 1 和区域 2 间联络线, 构成输电断面, 经过优化, 阻塞严重的 L04, 负载率从 99.98% 降低到 75.38%, 负载率降低到安全裕内; 同时 4 条联络线的负载率均在 74%~82%

之间,负载情况均匀,提升了断面联络线安全水平。

最后,针对线路重载的场景进行分析,对比高压配电网拓扑重构前后线路负载率,如图12所示。

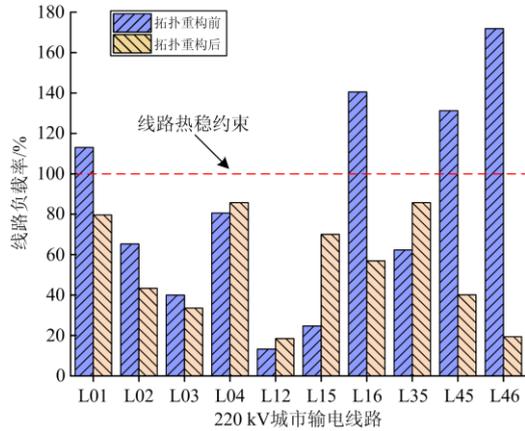


图 12 重载情况下拓扑重构前后线路负载率对比

Fig. 12 Comparison of line load ratio before and after topology reconstruction under heavy load

从图 12 可以看出,重载情况下有 4 条线路严重超载,其中 L46 超载严重,达到 172%。经过拓扑重构,所有线路负载率均降低到 80% 以下,表明了本文算法在线路重载的情况下也可以快速找到最优的拓扑重构策略。

5 结论

本文提出了一种基于数据驱动代理模型的城市输电网运行品质调节控制策略。该算法将深度神经网络作为城市输电网运行品质评估的代理模型,并将其嵌入 NSGA-II 的迭代寻优过程中,实现了深度神经网络加速的城市输电网运行品质调节控制。并在某城市电网进行了实际验证,表明了本文算法的可行性和先进性。通过算例分析,得到如下结论:

1) 深度神经网络模型可以基于高压配电网拓扑结构,准确拟合城市输电网线路损耗、母线电压、线路潮流和断面潮流,加快了输电网运行品质评估速度。

2) 基于数据驱动代理模型的城市输电网运行品质评估器嵌入 NSGA-II 的迭代寻优过程中,实现了基于高压配电网拓扑重构的城市输电网运行品质调节控制。针对多目标非凸问题,本文算法在求解速度和策略性能方面展现出优势。

本文所提基于数据驱动代理模型的城市输电网运行品质调节控制策略,将深度神经网络和 NSGA-II 结合,为城市输电网运行品质评估和调节控制提供新方法。在将来的研究中,将把拓扑重构动作次数、

管控成本、 $N-1$ 校验等考虑到所提模型中。

参考文献

- [1] 蒋霖, 郑倩薇, 王枫, 等. 考虑直接负荷控制与风电不确定性的输电网扩展规划[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(3): 138-146.
JIANG Lin, ZHENG Qianwei, WANG Feng, et al. Transmission network expansion planning considering direct load control and wind power uncertainty[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(3): 138-146.
- [2] 叶学顺, 何开元, 刘科研. 有源配电网重构与多级无功联动优化[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(13): 115-123.
YE Xueshun, HE Kaiyuan, LIU Keyan. Network reconfiguration and multi-level reactive power coordination optimization in active distribution network[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(13): 115-123.
- [3] HUANG Junhui, GE Shaoyun, HAN Jun, et al. A diagnostic method for distribution networks based on power supply safety standards[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2016, 1(1): 63-70. DOI: 10.1186/s41601-016-0020-2.
- [4] ABEDI S, HE M, OBADINA D. Congestion risk-aware unit commitment with significant wind power generation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(6): 6861-6869.
- [5] 王凯, 褚晓东, 张文. 基于成本-价值解耦的源-荷备用协同优化[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(20): 5188-5198.
WANG Kai, CHU Xiaodong, ZHANG Wen. Cooperative optimization for supply/demand side reserve by decoupling cost and value of reserve[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(20): 5188-5198.
- [6] 韩如月, 万秋兰. 考虑电力系统阻塞的电网充裕度评价[J]. 电网技术, 2011, 35(9): 188-192.
HAN Ruyue, WAN Qiulan. Power network adequacy assessment considering transmission congestion[J]. Power System Technology, 2011, 35(9): 188-192.
- [7] 张鹏, 刘燕, 王强钢, 等. 计及电压不可行节点的高压配电网无功优化模型[J]. 广东电力, 2018, 31(9): 120-128.
ZHANG Peng, LIU Yan, WANG Qianggang, et al. Reactive power optimization model of high-voltage power distribution network considering voltage-violated buses[J]. Guangdong Electric Power, 2018, 31(9): 120-128.
- [8] 熊双菊, 段雨舟, 李孟凡, 等. 基于模糊故障树的配电网综合风险评估[J]. 广东电力, 2020, 33(2): 93-100.
XIONG Shuangju, DUAN Yuzhou, LI Mengfan, et al. Comprehensive risk assessment of distribution network based on fuzzy fault tree[J]. Guangdong Electric Power, 2020, 33(2): 93-100.
- [9] 周任军, 陈瑞先, 童小娇, 等. 考虑线路阻塞的风险限制调度多步整合模型[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(19): 4930-4936.

- ZHOU Renjun, CHEN Ruixian, TONG Xiaojiao, et al. Multi-step integration models for risk-limiting dispatch of line congestion[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(19): 4930-4936.
- [10] QIU F, WANG J. Distributionally robust congestion management with dynamic line ratings[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2015, 30(4): 2198-2199.
- [11] 袁爽, 戴朝华, 赵传, 等. 多异质能源接入下的无功电压局部/全局融合优化[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(4): 1006-1015.
- YUAN Shuang, DAI Chaohua, ZHAO Chuan, et al. Local/global collaborative optimization of reactive power/voltage with multiple heterogeneous energy sources integration[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(4): 1006-1015.
- [12] 岳贤龙, 王涛, 顾雪平, 等. 基于灵敏度和潮流熵的线路过负荷控制策略[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(21): 58-66.
- YUE Xianlong, WANG Tao, GU Xueping, et al. Control strategy for line overload based on sensitivity and power flow entropy[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(21): 58-66.
- [13] 甘德树, 林桂辉, 吴海雄, 等. 以断面控制为核心的电网调度运行控制体系及系统开发[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(22): 117-124.
- GAN Deshu, LIN Guihui, WU Haixiong, et al. Research and development of power grid dispatching operation control system based on transmission section control[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(22): 117-124.
- [14] 张曦, 刘友波, 吕林, 等. 计及高压配电网负荷转供的城市 220 kV 片区电网供电能力分析[J]. 电网技术, 2017, 41(5): 1612-1620.
- ZHANG Xi, LIU Youbo, LÜ Lin, et al. Total supply capability analysis of urban 220 kV area power system considering load transfer capability of HV distribution network[J]. Power System Technology, 2017, 41(5): 1612-1620.
- [15] 张曦, 吕林, 金勇, 等. 基于高压配电网变电单元分组重构的城市电网输电阻塞管控模型及算法[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(20): 5403-5413.
- ZHANG Xi, LÜ Lin, JIN Yong, et al. Congestion mitigation model and algorithm for urban power grids considering reconfigurability of high-voltage distribution transformer unit groups[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(20): 5403-5413.
- [16] 王晓旭, 郝文斌, 滕予非, 等. 小方式下基于高压电网结构调整的新型电压控制方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(3): 72-77.
- WANG Xiaoxu, HAO Wenbin, TENG Yufei, et al. A new approach to voltage control based on HV grid transmission network reconfiguration during light load period[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(3): 72-77.
- [17] 潘雄, 孙丹, 刘延泉, 等. 基于 Kriging 代理模型方法的含风电场电力系统暂态稳定不确定性分析[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(8): 1853-1863.
- PAN Xiong, SUN Dan, LIU Yanquan, et al. Transient stability uncertainty analysis of power system with wind power based on Kriging surrogate model [J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(8): 1853-1863.
- [18] 王晓旭, 郝文斌, 滕予非, 等. 小方式下基于高压电网结构调整的新型电压控制方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(3): 72-77.
- WANG Xiaoxu, HAO Wenbin, TENG Yufei, et al. A new approach to voltage control based on HV grid transmission network reconfiguration during light load period[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(3): 72-77.
- [19] LEE C, LIU CONG, MEHROTRA S, et al. Robust distribution network reconfiguration[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 6(2): 836-842.
- [20] ESMAEILIAN H R, FADAEINIJAD R. Distribution system efficiency improvement using network reconfiguration and capacitor allocation[J]. Electrical Power and Energy Systems, 2015, 64(1): 457-468.
- [21] MILANI A E, HAGHIFAM M R. An evolutionary approach for optimal time interval determination in distribution network reconfiguration under variable load[J]. Mathematical and Computer Modelling, 2013, 57(1-2): 68-77.
- [22] SAFFAR A, HOOSHMAND R, KHODABAKHSHIAN A. A new fuzzy optimal reconfiguration of distribution systems for loss reduction and load balancing using ant colony search-based algorithm[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(5): 4021-4028.
- [23] SINGH U, SINGH S N. Optimal feature selection via NSGA-II for power quality disturbances classification[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(7): 2994-3002.

收稿日期: 2020-03-16; 修回日期: 2020-05-13

作者简介:

段翔兮(1991—), 男, 博士研究生, 助理工程师, 研究方向为电力系统自动化、电力大数据等; E-mail: 280960081@qq.com

邹琬(1976—), 男, 通信作者, 硕士, 高级工程师, 研究方向为电力系统电网设备运行分析、电力数据分析等; E-mail: 63152943@qq.com

李熠(1981—), 男, 硕士, 高级工程师, 研究方向为电力系统电网设备运行分析、电力大数据分析等。E-mail: 176540999@qq.com

(编辑 魏小丽)