文章编号：1000-3673（2016）00-0000-00 中图分类号：TM 721 文献标志码：A 学科代码：470·40

基于数据驱动的配电网无功优化

蔡昌春1,2，程增茂1,2，张关应3，李源佳1,2，储云迪1,2

（1．江苏省输配电装备技术重点实验室(河海大学)，江苏省常州市 213022；

2．河海大学物联网工程学院，江苏省常州市 213022

3.常州供电公司，江苏省常州市 213022）

**Reactive power optimization of distribution network based on data-driven method**

CAI Changchun1,2, CHENG Zengmao1,2, ZHANG Guanying3, LI Yuanjia1,2, CHU Yundi1,2

(1. Jiangsu Key Laboratory of Power Transmission & Distribution Equipment Technology(Hohai University),

Changzhou 213022, Jiangsu Province, China;

2. College of The IOT Engineering, Hohai University, Changzhou 213022, Jiangsu Province, China;

3. Changzhou Electrical Supply Company Lt, ed, Changzhou, 215400, Jiangsu Province, China)

**[[1]](#footnote-1)Abstract:** It is a new challenge for the reactive voltage control in computing speed and accuracy with the high penetration of distributed generation, energy storage and flexible load in distribution network. In this paper, a data-driven reactive voltage control method is proposed for the control of reactive voltage by tracking the operating parameters of the actual system. Auto encoder is combined with extreme learning machine to construct deep learning mechanism, and the direct coupling relationship between input and output of extreme learning machine is established based on automatic encoder. Unsupervised learning and supervised learning are comprehensively combined to reduce the iterative process of training model in the deep extreme learning machine. Then, a series of distribution network operation scenario based on distributed power supply and flexible load prediction information is build using Monte Carlo method. Deep extreme learning machine is used to mine the internal relationship between optimal operation of operation scenario and the status of reactive voltage regulator, and the mapping relationship between grid operation scenario and reactive power voltage regulation strategy of the system is established. The proposed method does not depend on the actual system power flow calculation, and realizes the tracking of the distribution network operation state and the optimal scheduling of reactive power regulation equipment. Finally, the experiment results show the accuracy and rationality of the proposed method.

**KEY WORKS:** Data driven; Reactive power optimization; Deep Extreme Learning Machine; Automatic encoder; active control

摘要：传统无功电压控制由于分布式电源、储能以及柔性负荷的接入面临计算速度和精度上的挑战。本文提出了一种基于数据驱动的配电网无功电压优化方法，通过跟踪实际系统的运行参数，实现无功电压的主动控制。在极限学习机中引入自动编码器构建深度学习机制，利用自动编码器建立极限学习机输入-输出的直接耦合关系，实现无监督学习和有监督学习有机结合，减小训练模型的迭代过程；利用蒙特卡洛法基于分布式电源、负荷预测信息构建配电网运行场景，利用深度极限学习机挖掘运行场景优化运行与无功调压设备状态间的内在联系，建立电网运行场景与系统无功调压策略的映射关系。本文提出的基于数据驱动的无功优化方法不依赖实际系统潮流计算，实现配电网运行状态的跟踪和无功调节设备的优化调度，为配电网无功电压的主动控制提供基础。

关键词：数据驱动；无功优化；深度极限学习机；自动编码器；主动控制

DOI：

0 引言

无功电压控制是保证电力系统安全稳定运行的基础，传统无功电压控制以潮流计算为基础，通过优化电容器/电抗器、变压器分接头等无功补偿设备实现无功潮流的最优分布，达到提高系统电压水平和减少有功损耗的目的[1-2]。由于无功优化是一个高维、非线性问题，特别是随着高比例可再生能源、储能以及柔性负荷设备的接入，致使无功优化计算过程更加复杂[3-5]。

电网潮流的变化体现为系统中负荷、电源、无功补偿出力的变化情况，其反映了节点电压、功率等特征数据间的耦合关系[6]。通过深度学习机制挖掘系统运行特征与系统潮流以及优化策略间的关联性，构建电网运行场景与无功补偿设备实际运行状态间的非线性映射关系，从而确定不同电网运行场景下无功优化策略是可行的[7-9]。文献[10]提出了一种基于深度强化学习的多尺度在线无功优化方法，将无功优化问题转化为马尔科夫决策过程，实现配电网运行状态的最优控制。文献[11]利用高速公路神经网络拟合配网网架节点注入功率与节点运行状态间的耦合关系，并采用定向寻优策略和反馈机制实现无功优化求解。文献[12]针对配电网无功优化的非全实时观测特性，将无功优化问题转化为神经网络拟合映射问题，由此提高无功优化求解速度。文献[13]提出了基于元模型的无功优化求解方法，利用拉丁超立方和克里金拟合建模获得系统无功电压控制的优化求解。

极限学习机（Extreme Learning Machine，ELM）由于其学习速率和泛化能力的优势在电力系统优化问题中得到了广泛应用。文献[14]提出了一种基于极限学习机的配电网静态电压安全分析方法，基于极限学习机数据拟合特性实现配电网节点电压快速安全评估。文献[15]提出了一种基于极限学习机的降维负荷曲线聚类方法，利用极限学习机和K-means聚类实现用户侧负荷模式的快速提取。文献[16]提出了一种基于径向基函数极限学习机集成机制的电力系统暂态稳定特征构建和评估方法。文献[17]提出了一种深度极限学习机的变压器故障诊断方法，将极限学习机和降噪自编码器结合并采用堆叠形式进行特征提取，实现变压器故障的快速学习和诊断。文献[18]提出了一种基于极限学习机误差校正模型的电网暂态频率特征在线预测方法，用于建立基于频域响应模型的电气信息间因果关系。文献[19]提出了一种基于深度极限学习机的绝缘子老化程度评估模型，实现绝缘子老化的非接触式、快速无损检测。

考虑到柔性可控资源接入的配电网无功优化求解的复杂性，本文提出一种基于深度极限学习机的配电网无功电压优化方法，通过构建基于深度极限学习机的无功优化模型，建立配电网运行状态和无功设备补偿策略之间的非线性映射关系。利用配电网运行数据获得电网无功优化策略的样本数据，通过深度极限学习机自上而下的无监督逐层学习，建立电网运行状态与无功控制设备控制量的强因果关系，从而提高无功电压控制的速度和精度，实现无功优化的数据驱动模式。

1 ELM及其深度学习结构

1.1 极限学习机网络模型

极限学习机(ELM)是一种单隐含层前馈神经网络(SLFN)，结构如图1所示。极限学习机的输入层权重和隐含层偏置由随机产生，输出层权重是通过Moore-Penrose(MP)广义逆矩阵理论计算得到，通过解析计算更新得到ELM网络参数。



图1 ELM结构

Fig.1 Structure of ELM

对于任意的输入样本确定之后，具有个隐含层的ELM模型可以表示为式：



其中，为输入向量，为输入样本的特征个数；为输出向量，为输出样本的特征个数；为第个隐含层的状态；是输入层和第个隐含层之间的权重，是第个隐含层和输出层的权重；为第个隐含层的偏置。上式可以简化为：



其中，为ELM的隐含层输出矩阵，为隐含层与输出层之间权重矩阵，为输出矩阵。

ELM网络参数的优化求解是通过最小化网络误差函数，由于ELM单隐含层网络特性，在迭代过程中网络参数的求解过程可以转化为解析计算：



为保证范数最小且唯一，通过添加正则项求解上述表达式，将其转化岭回归问题的求解，如（4）所示：





其中，为正则项系数，为单位矩阵。

1.2 深度极限学习机

自动编码器(Auto Encoder，AE)是一种无监督学习算法，由输入层、编码层、解码层构成。AE通过将输入数据复制到输出，通过重构网络输入完成编码层学习到输入数据的高维或低维特征映射。深度极限学习机（Deep Extreme Learning Machine，DELM）采用逐层贪婪法进行网络参数的训练，DELM每个隐含层的输入权重都使用ELM-AE初始化，并执行分层无监督训练，在训练过程中不需要反向微调。结合AE思想，将ELM的输入数据复制到输出中构造ELM-AE模型结构如图2所示：

图2 ELM-AE结构

Fig.2 Structure of ELM-AE

从图2可以看出，ELM-AE模型通过权重系统完成特征空间到输入数据的映射转换。当ELM-AE的输入层数量大于隐含层数量时，ELM-AE将高维特征数据压缩到低维空间进行表征；当时，将数据特征进行等维度表征；当时，其将低维数据特征扩张到高维空间进行表征。因此，ELM-AE是一个输入与输出相同的逼近器，其编码层的输入参数与ELM模型输入参数类似。此时，ELM-AE模型可以表示为：





其中，是组成的矩阵，是组成的矩阵。

编码层的输出权重可以由式(7)转化为(8)式：



其中,是输入数据。对于输入数据维数与编码层维数相同时，权重可以表示为：



基于ELM-AE通过逐层训练构造DELM模型，其结构如图3所示。通过多个ELM串联并加入自动编码器构造深度训练结构，该结构能够全面地捕捉输入-输出数据间的深层关联特性，由此提高高维输入变量的计算精度。在模型训练过程中，首先通过ELM-AE进行无监督学习提取数据特征，接着由解码器将特征数据重构作为输入数据，最后通过ELM有监督学习方式进行参数优化求解。

在DELM训练过程中，利用样本数据根据ELM-AE的训练机制获得各层数据间的传递。首先将原始数据训练输入至第一层ELM-AE，即，计算第一层ELM-AE输出层权重矩阵和隐含层状态；然后将作为第二层ELM-AE的输入和重构输出，即；以此逐层计算得到层输入权重和隐含层状态，最后一层采用ELM的计算得到输出层权重。DELM模型前期通过ELM-AE进行多层无监督学习，无需手动设置输入层权重和偏置量，因此，DELM具有更强的泛化能力和学习能力。



图3 DELM结构

Fig.3 Structure of DELM

2 基于深度极限学习机的配电网无功优化模型

2.1 无功优化模型

配电网无功优化是通过调节无功补偿设备无功出力来实现系统无功潮流的最优分布，提高电压水平和减少网络损耗。无功优化的目标函数如下所示：



其中，为系统网损，、、分别为节点的电压幅值及其上下限值，为节点电压越界的惩罚因子，为节点电压越限时的设定值，为系统节点数，、、分别为电容器组、有载调压器和发电机端口电压等控制变量。

约束条件：







其中，、为点处的有功功率和无功功率，、为节点、处的电压，、、为节点、间的电导、电纳和相位差。为支路通过的最大电流值，、为节点电压最大、最小值，和为节点上连接的无功补偿装置容量上下限，和分别为有载调压变压器的档位上下限，和为节点处电容器投切组数上下限。

2.2 基于深度极限学习机的配电网无功优化模型

电力系统无功优化本质上反映了配电网运行状态和无功补偿设备状态间的内在关系，利用深度极限学习机构建配网运行状态和无功补偿设备状态的映射关系，也就是基于深度极限学习机的无功优化模型。模型结构可表示为：

 (14)

其中，表示网络模型，S表示P、U对应场景下的无功优化策略，模型结构如图4所示：



图4 配电网无功优化模型

Fig. 4 Reactive power optimization model of distribution network

基于DELM的无功优化模型的核心是通过构建的数据集进行网络结构训练，无功优化步骤主要由以下构成：

步骤1：数据准备。基于网络拓扑结构、负荷数据、电源数据以及相关设备参数，利用蒙特卡洛方法生成配电网运行场景，并生成各场景下的无功优化调度策略，构建无功优化训练样本库。考虑到输入数据的差异，对数据进行预处理，即将特征数据全部映射到区间[0,1]中。



其中，为原始变量，是映射后的变量，为变量的最大值，为变量的最小值。

步骤2：DELM无功优化模型训练。首先确定ELM-AE的层数及每一层神经元的个数，本文神经网络的激活函数采用Relu函数，该激活函数可以使部分神经元输出为0，由此可以减少参数间的依存度以防止过拟合问题，另外其具备筛选神经元的作用，可提高模型训练的鲁棒性。利用归一化后的无功优化策略库，测试不同ELM-AE层数下不同神经元个数DELM训练效果。策略偏差率用来判定训练效果，其表示无功策略与真实值之间的偏差率，偏差率越小表示DELM的优化效果越好。表达式如下：



其中，表示配电网中无功补偿点的个数，、分别表示通过DELM所得出的第个电容器组的投切数和第个实际投切的电容器组数，、分别表示通过DELM所得出的第个SVC补偿容量和第个实际SVC补偿容量，、分别表示通过DELM得出的第个OLTC档位和第个实际OLTC档位。

步骤3：离线训练。将得到的样本数据分为训练集和测试集，训练集用来确定DELM结构，测试集用来确定合适的DELM的网络参数。基于预测值和实际值之间的误差不断修正DELM的网络参数，最终确定基于深度极限学习机的无功优化模型。

步骤4：无功电压主动控制。通过预测配电网中负荷、分布式能源发电等系统运行特征数据，这些特征数据本质上是系统潮流分布的基本要素，从而构建基于潮流分布的无功控制优化策略。基于预测的系统运行特征数据建立DELM的输入数据集，利用训练好的DELM模型得出不同实际运行状态下配电网的无功优化策略，实现无功优化的数据驱动控制。在通过DELM获得系统运行控制策略的过程中，模型能够保证系统运行的节点电压、线路电流以及控制设备的动作、容量等约束，从而保证系统运行的安全性。

整体流程如图5所示：



图5 DLEM模型无功优化流程图

Fig.5 Flow chart of reactive power optimization of DELM model

3 算例分析

3.1 参数设置

本文以IEEE 33系统验证所提方法的有效性，系统结构如图6所示。光伏发电服从beta分布，额定容量为500kW，接入23节点。风电发电服从双参数威布尔分布，额定容量为500kW，接入20节点；SVC的容量为300kVar，分别安装在16、31节点；电容器组容量为200kVar，安装在6节点；变压器变比分级步长为0.0125。

图6 IEEE 33节点算例

Fig.6 IEEE 33-node case

本文结合某地配电网一年负荷变化规律，负荷数据以1h为间隔共8640条负荷数据。为了更好的等效配电网的拓扑结构及参数限制，将节点负荷按比例进行调整以模拟真实电网特性。采用蒙特卡洛法均匀抽样各电气数据生成配电网运行场景，利用粒子群算法对每一个运行场景进行优化计算，获得最优无功补偿策略，构建历史无功优化策略库。

3.2 DELM网络结构确定

基于DELM的配电网无功优化的关键是构建物理意义明确并能够表征系统运行特征的输入-输出训练集。本文方法构建的无功优化模型的前提是网络拓扑结构不变，此时无功优化策略由负荷大小、电源出力大小及其在各节点电压分布情况决定。基于此，本文将负荷功率、光伏发电出力、风力发电出力数据构成模型的输入特征集，模型的输出是每一种运行场景下的由OLTC档位、电容器组投切组数、SVC-1和SVC-2的补偿值构成的无功优化策略。

为确定DELM的最优模型结构，利用1080组数据作为网络结构的样本数据集，其中960组为训练数据，120组为测试数据。此时，训练集的输入数据为960组的矩阵，输出数据为960组的矩阵。输入、输出数据可以表示为：

(17)

其中，表示样本输入的特征维数，表示样本输出的特征维数，表示样本的个数。

DELM最优网络结构计算的步骤如下：

步骤1：设置DELM含一个ELM-AE层，将ELM-AE的隐含层神经元个数分别设为50、100、150、…、300依次训练。

步骤2：通过120组测试集验证每次的训练效果，以策略偏差率为判定指标，通过的最优值选定第一层ELM-AE的神经元个数。

步骤3：固定第一层ELM-AE的最佳神经元个数，增加第二层ELM-AE，依次按1)、2)步继续训练，选择最佳神经元个数并固定。

步骤4：依次开展训练直到策略偏差率值超出固定值，最终确定网络最优结构。

由实验可知DELM的训练效果和ELM-AE的层数、隐含层神经元个数存在关联，如图7所示。由图7可知，当网络只含一层ELM-AE网络时，神经元节点为150时策略偏差率最小，随着神经元节点数的增加，策略偏差率逐渐增大，因此第一层ELM-AE的神经元节点个数为150。固定第一层并增加第二层ELM-AE，当神经元节点数在100时策略偏差率较第一层的策略偏差率更小，随着神经元节点个数的增加策略偏差率逐渐变大，由此确定第二层ELM-AE的神经元节点个数为100。而在增加第三层、第四层的ELM-AE结构时，策略偏差率较大，此时模型的效果较差。所以对于本文算例DELM的最优结构为[35,150,100,4]。



图7 策略偏差率随ELM-AE层数、神经元个数变化

Fig.7 The variation trend of strategy deviation rate with the number of ELM-AE layers and neurons

3.3 DELM优化效果分析

为验证DELM无功优化的准确性，从无功优化策略库中提取8640条数据作为本次实验的样本集合。将样本集数据划分为三部分，分别为5964条训练集数据、2556条测试集数据、120条验证集数据，通过训练集和测试集修正网络参数之后，利用120组验证集数据来验证DELM无功优化的准确性。基于验证集开展实验值和真实值的对比分析，结果如图8、图9所示。由图8、图9可知，基于DELM获得的无功优化策略和原始通过粒子群算法（Particle Swarm Optimization Algorithm, PSO）获得的无功优化结果一致，由此验证本文提出基于DELM无功优化算法的合理性和有效性。图10给出了不同控制参数的误差对比，OLTC档位的误差小于1%，SVC-1、SVC-2的补偿容量的绝对误差小于10kVar。



图8 验证集数据优化效果对比

**Fig.8 Comparison of optimization effect**



图9 验证集数据误差

**Fig.9 Data error**

通过分析平均绝对百分比误差(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)和确定系数(R-Square or R2)进行指标评价判断，验证集数据的优化效果。





其中，表示真实值的集合，表示预测值的集合，表示所有真实值的平均值。两种不同补偿方式的评价指标分析结果如表1所示。

表1 OLTC档位、电容器组相对误差

Table 1 Average error of OLTC and capacitor

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | OLTC | 电容器组 | SVC-1 | SVC-2 |
| MAPE | 0.20833% | 0.23833% | 2.2243% | 1.7779% |
| R2 | 0.99934 | 0.99738 | 0.98719 | 0.98832 |

为验证DELM对离散补偿设备的优化效果，以PSO算法优化结果作为参照，实时生成24种电网运行场景分别与在线序列极限学习机(OS-ELM)和支持向量机(SVM)进行比较。由于OLTC档位变化、电容器组的投切均采用离散补偿的方式，故对于以上所提方法的优化结果在反归一化处理时进行取整操作。OLTC档位优化结果如图10所示，由图10可知DELM的优化结果在9号样本处存在1个档位的误差，OS-ELM的优化结果在1、10、21号样本处存在误差，且误差均为1个档位，SVM的优化效果在5、9、17、22号样本处存在误差，误差均为1个档位。电容器组投切优化结果如图11所示，由图11可知在24组样本中，DELM的优化结果和粒子群优化结果完全一致，OS-ELM的优化结果在9号样本处存在1组投切误差，SVM的优化结果在8、24号样本处存在1组投切误差。相对在线极限学习机和支持向量机，本文所提方法在24组样本分析结果中误差最小，优化效果最佳。



图10 不同算法的OLTC档位

Fig.10 OLTC gear of different algorithms



图11 不同算法的电容器投切组数

Fig.11 Number of capacitor switching groups of different algorithms

基于DELM、OS-ELM、SVM方法优化OLTC档位和电容器投切组数的MAPE如表2所示。可以看出在24组样本中使用DELM优化两种离散补偿装置的平均相对误差分别为0.51%、0.00%，均小于其他方法。

表2 OLTC档位、电容器组相对误差

Table 2 Average error of OLTC and capacitor

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | DELM | OS-ELM | SVM |
| OLTC | 0.51% | 1.04% | 1.44% |
| 电容器组 | 0.00% | 1.39% | 2.78% |

为验证所提方法的无功优化效果，本文将不同方法得到的无功控制策略下系统的有功功率网损率和电压平均偏差率进行比较分析，定义网络损耗率和电压平均偏移率：





其中，为实际网络有功损耗，为不同优化方法网络有功损耗；为第个节点的额定电压，为第个节点的实际电压。

网络损耗率和电压平均偏差率结果对比图12、图13和表3所示。三种方法中DELM的网络损耗率为1.14%，优于另外两种方法，DELM的优化后的电压平均偏移率均值最小为2.11%。由此证明基于DELM的无功优化模型具有良好的学习和理解能力。



图12 不同算法对应的网络损耗率

Fig.12 Network loss rate corresponding to different algorithms



图13 不同算法对应的电压平均偏差率

Fig.13 Total voltage deviation rate corresponding to different algorithms

表 3 不同方法对应和的平均值

Table 3 Average values of  and  of different methods

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | DELM | OS-ELM | SVM |
| 平均值 | 1.14% | 1.73% | 2.39% |
| 平均值 | 2.11% | 2.57% | 2.96% |

3.4 某实际电网应用

以华东地区某市配电网为例进行应用分析，系统等效网络结构如图14所示，系统包含40个节点，55条支路，其中无功补偿点为10个，补偿点无功补偿设备配置电容器组数量和容量如表4所示，光伏并网点为39节点，节点1为平衡节点。



图14 实际电网结构

Fig.14 Distribution network

表4 无功补偿点类型及容量

Tab.4 Capacity of reactive compensation

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 站点 | 类型1及容量 | | 类型2及容量 | | 类型3及容量 | | 总容量 |
| 1 | 2 | 3.06 | 2 | 5.01 | / | / | 16.14 |
| 2 | 2 | 3.00 | 2 | 4.00 | 2 | 5.00 | 24 |
| 3 | 2 | 3.00 | 2 | 5.01 | / | / | 16.02 |
| 4 | 2 | 3.00 | 2 | 4.00 | 2 | 5.00 | 24 |
| 5 | 2 | 3.06 | 2 | 5.01 | / | / | 16.02 |
| 6 | 2 | 3.00 | / | / | / | / | 6 |
| 7 | 2 | 3.00 | / | / | / | / | 6 |
| 8 | 2 | 3.00 | / | / | / | / | 6 |
| 9 | 2 | 3.00 | / | / | / | / | 6 |
| 10 | 2 | 5.01 | / | / | / | / | 10.02 |

由表4可知无功补偿点的电容器组容量和数量都不同，本文将各补偿点的总补偿容量作为神经网络输出，在测试阶段将输出值分解为各补偿设备的投切组数。通过构建数据驱动无功优化模型，在前文中已验证数据集的基础上，利用24组验证集数据来验证无功优化模型的准确性。图15给出了某补偿点电容器优化结果对比，该节点由6组电容器组构成总的补偿容量为24Mvar，由对比可知该节点优化的准确率为98.73%，说明数据驱动方法能够保证无功优化的精度。图16给出了系统优化前后的有功功率网损对比，由此可以看出通过数据驱动方法在保证系统计算精度的前提下有效减小系统有功损耗。



图15 设备补偿量对比

Fig.15 The Comparison of the capacitance compensation



图16 优化前后网损对比

Fig.16 The comparison of reactive optimization

4 结论

本文针对配电网无功优化问题，提出了一种基于深度极限学习机的配电网无功优化方法，通过IEEE33系统和实际电网验证了本文方法的合理性和可靠性。由分析结论可知本文所提配电网无功电压主动优化方法基于深度极限学习机，只需获取配电网实时的负荷等运行数据信息，无需进行潮流计算。通过自上而下的无监督逐层学习，得到电网运行电气量与无功控制设备控制量的强因果关系，实现无功电压的数据驱动优化控制。数据驱动模型建立了满足系统安全运行约束的系统运行状态和无功控制策略的对应关系，得到的无功优化策略能够保证系统运行的安全性和稳定性。由于数据驱动方法的基础是基于模型的无功优化结果，数据驱动方法的上限是模型优化方法的最优解，在后续的研究中一方面需要提高方法的拟合能力使其能够拟合最优解，另一方面需要不断的积累训练数据，特别是实际运行数据，以提高训练数据的完备性。

参考文献

1. DING Tao，LIU Shiyu，YUAN Wei，et al． A two-stage robust reactive power optimization considering uncertain wind power integration in active distribution networks[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2016, 7(1):301-311．
2. YAN Wei, WEN Lili, LI Wei, et al. Decomposition coordination interior point method and its application to multi-area optimal reactive power flow[J]．Electrical Power and Energy Systems, 2011, 33(1):55-60．
3. 寇凌峰，吴鸣，李洋，等. 主动配电网分布式有功无功优化调控方法[J]. 中国电机工程学报, 2020,40（6）：1856-1866.

KOU Lingfeng, WU Ming, LI Yang, et al. Optimization and Control Method of Distributed Active and Reactive Power in Active Distribution Network[J]. Proceedings of the CSEE, 2020,40（6）：1856-1866.

1. LIN Chenhui, WU Wwnchuan, ZHANG Boming, et al. Decentralized reactive power optimization method for transmission and distribution networks accommodating large-scale DG integration[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2017, 8(1): 363-373.
2. 张倩，丁津津，张道农，等 . 基于集群划分的高渗透率分布式系统无功优化[J]. 电力系统自动化，2019，43（3）：130-143.

ZHANG Qian, DING Jinjin, ZHANG Daonong, et al. Reactive power optimization of high-penetration distributed generation system based on clusters partition[J]. Automation of Electric Power System, 2019，43（3）：130-143.

1. 刘一兵，吴文传，张伯明，等．基于混合整数二阶锥规划的主动配电网有功-无功协调多时段优化运行[J]．中国电机工程学报，2014，34(16)：2575-2583．

LIU Yibin, WU Wenchuan, ZHANG Boming, et al. A Mixed Integer Second-order Cone Programming Based Active and Reactive Power Coordinated Multi-period Optimization for Active Distribution Network[J]. Proceedings of the CSEE, 2014，34(16)：2575-2583.

1. 姚良忠, 朱凌志, 周明, 等. 高比例可再生能源电力系统的协同优化运行技术展望[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(9): 36-43.

YAO Liangzhong, ZHU Lingzhi, ZHOU Ming, et al. Prospects of coordination and optimization for power systems with high proportion of renewable energy[J]. Automation of Electric Power System, 2017, 41(9): 36-43.

1. 姚德全，贾宏杰，赵帅．基于复合神经网络的电力系统暂态稳定评估和裕度预测[J]．电力系统自动化，2013, 37(20):41-46.

YAO Dequan, JIA Hongjie, ZHAO Shuai. Power system transient stability assessment and stability margin prediction based on compound neural network[J]. Automation of Electric Power System, 2013, 37(20):41-46.

1. 李彦君，刘友波，冉金周等. 深度学习驱动的电网无功-电压优化控制策略模型[J/OL].电测与仪表，https://kns.cnki.net/kcms/detail/ 23.1202.th.20211019.1430.008.html.

LI Yanjun, LIU Youbo, RAN Jinzhou, et al. Optimal control strategy model of reactive power-voltage in power grid driven by deep learning[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, https:// kns.cnki.net /kcms /detail/ 23.1202.th.20211019.1430.008.html.

1. 倪爽，崔承刚，杨宁, 等. 基于深度强化学习的配电网多时间尺度在线无功优化[J]. 电力系统自动化，2021,45（10）：77-86.

NI Shuang, CUI Chenggang, YANG Ning, et al. Multi-time-scale online optimization for reactive power of distribution network based on deep reinforcement learning[J]. Automation of Electric Power System, 2021,45（10）：77-86.

1. 顾洁，孟璐，朱曈彤，等. 数据驱动的无精确建模含源配电网无功运行优化[J], 电力自动化设备，2021,41（1）：1-11.

GU Jie, MENG Lu, ZHU Tongtong, et al. Data-driven optimization for reactive power operation in source distribution network without accurate modeling[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021,41（1）：1-11.

1. 王珺，田恩东，马建，等. 基于数据驱动的非全实时观测配电网无功优化方[J]. 电力建设，2021,42（2）：68-77.

WANG Jun, TIAN Endong, MA Jian, et al. Reactive power optimization of partial real-time visible distribution network based on data driven[J]. Electric Power Construction, 2021,42（2）：68-77.

1. 肖浩，裴玮，董佐民，等. 基于元模型全局最优化方法的含分布式 电源配电网无功优化[J]. 中国电机工程学报，2018,38（19）：5751-5764.

XIAO Hao, PEI Wei, DONG Zhuomin, et al. Reactive Power Optimization of Distribution Network With Distributed Generation Using Metamodel-based Global Optimization Method[J]. Proceedings of the CSEE, 2018,38（19）：5751-5764.

1. 撖晨宇, 胥鹏, 朱红, 等. 基于极限学习机的有源配电网多场景静态电压安全分析[J].电力建设, 2021, 42(8):18-28.

GAN Chenyu, XU Peng, ZHU Hong, et al. Static voltage safety analysis based on ELM for active distribution power grid[J]. Electric Power Construction, 2021, 42(8):18-28.

1. 王德文，周昉昉. 基于无监督极限学习机的用电负荷模式提取[J]. 电网技术，2018,42（10）：3394-3402.

WANG Dewen, ZHOU Fangfang. Extraction of electricity consumption load pattern based on unsupervised extreme learning machine[J]. Power System Technology,2018,42（10）：3394-3402.

1. 张翌晖，张元胜，文立斌，等. 基于多RBF-ELM集成模型的电力系统暂态稳定评估[J]. 武汉大学学报（工学版），2021,54（9）：852-860.

ZHANG Yihui, ZHANG Yuansheng, WEN Libin, et al. Power system transient stability assessment based on multi-radial basis function-extreme learning machine integrated model[J]. Engineering Journal of Wuhan University,2021,54（9）：852-860.

1. 王春明，朱永利. 基于深度降噪极限学习机的变压器故障诊断[J]. 电测与仪表，2019,56（15）：143-147.

WANG Chunming, ZHU Yongli. Transformer fault diagnosis based on deep de-noising extreme learning machine[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019,56（15）：143-147.

1. 王琦，李峰，汤奕，等. 基于物理-数据融合模型的电网暂态频率特征在线预测方法[J]. 电力系统自动化，2018,42(19):1-11.

WANG Qi, LI Feng, TANG Yi, et al. On-line prediction method of transient frequency characteristics of power grid based on physical-statistical model[J]. Automation of Electric Power System, 2018, 42（19）：1-11.

1. 张血琴，张玉翠，郭裕钧，等. 基于高光谱技术的负荷绝缘子表面老化程度评估[J]. 电工技术学报，2021,36（2）：388-397.

ZHANG Xueqin, ZHANG Yucui, GUO Yujun, et al. Aging degree evaluation of composite insulator based on hyperspectral technology[J].Transactions of China Electrotechnical Society,2021,36（2）：388-397.

蔡昌春(1981-)，男，博士，副教授，硕士生导师，主要研究方向为分布式发电及微电网建模，无功优化，E-mail：fload\_cai@163.com

程增茂（1996-），男，硕士研究生，主要研究方向为电力系统无功电压控制。

1. 基金项目：国家自然科学基金(51607057)；中央高校业务基金（2020B22514）；江苏省输配电重点实验室开放基金(2021JSSPD07).

   This Project Supported by National Natural Science Foundation of China(51607057); The Fundamental Research Funds for the Central Universities(2020B22514); The open funding of Jiangsu Key Laboratory of Power Transmission & Distribution Equipment Technology(2021JSSPD07). [↑](#footnote-ref-1)