DOI: 10. 3969/j. issn. 1674-1951. 2021. 08. 006

基于CSO-BP神经网络的电缆谐波损耗智能评估

Intelligent evaluation of cable harmonic loss based on CSO-BP neural network

陈德,孟安波,蔡涌烽 CHEN De, MENG Anbo, CAI Yongfeng

(广东工业大学自动化学院,广州510006)

(School of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

摘 要:国内外对于电缆线路谐波损耗的研究主要是通过电磁物理分析进行计算,等值参数的修正多依赖经验公式,精度方面有所欠缺。为准确评估电缆线路的谐波损耗,提出一种基于纵横交叉优化(CSO)算法-反向传播(BP) 神经网络的损耗智能评估模型。谐波影响下的电缆线路普遍是谐波次数多样且各次含有率不定,训练样本的影响 因素众多,为了克服传统的BP神经网络算法收敛速度慢、容易陷入局部最优的缺点,使用搜索能力更强的CSO算 法优化BP神经网络,得到基于CSO-BP神经网络的电缆线路谐波损耗智能评估模型。将该模型的损耗评估值、传 统BP模型评估值以及物理公式法计算值进行对比,仿真结果表明,基于CSO-BP神经网络的电缆谐波损耗智能评 估模型得出的结果与实际值更为接近,具有较高的准确性和稳定性。

关键词:电缆;损耗;谐波;反向传递神经网络;纵横交叉优化算法

中图分类号:TM 726:TP 183 文献标志码:A 文章编号:1674-1951(2021)08-0041-07

Abstract: Researches on the harmonic loss of cable lines at home and abroad are mainly based on electromagnetic physical analysis. The correction of equivalent parameters mostly relies on empirical formulas, and the accuracy is inadequate. In order to accurately evaluate the cable harmonic loss, an intelligent loss evaluation model based on crisscross optimization algorithm optimized-back propagation (CSO-BP) neural network is proposed. Generally, cable lines under the influence of harmonics are of various harmonic orders, different proportions of varied orders and multiple influencing factors on training samples. In order to overcome the shortages of the traditional BP algorithm such as slow convergence and being easy to fall into local optimum, BP neural network is optimized by CSO algorithm which can search better. After the optimization, an intelligent evaluation model for cable harmonic loss based on CSO-BP neural network is obtained. The values calculated by this model, traditional BP model and physical formulas are compared. The simulation results show that the cable harmonic loss calculated by CSO-BP neural network based intelligent evaluation model is closer to the actual value. The model is of accuracy and stability.

Keywords: cable; loss; harmonic; BP neural network; CSO algorithm

0 引言

电缆广泛应用于城市电网中,电网中的各种谐 波使得电缆的集肤效应、临近效应增强,对应的谐 波电阻增大,进而导致电缆的损耗增加。目前,国 内外相关领域的学者主要通过电磁物理分析或借 鉴手册的经验公式修正电缆的电气参数,再进行谐 波影响下的电缆线路损耗量化计算。文献[1]从基 本的物理定律出发,分析常见结构电力电缆在不同 间距、不同频率下的电气参数,得到较为准确的电 缆参数计算公式,但该公式计算过程复杂,难以计 算多种谐波共同存在时的电缆电气参数。文献[2] 在谐波机理研究的基础上,分析了高次谐波对电缆 电阻损耗、绝缘介质损耗以及中性线损耗的影响, 通过修正电缆交流电阻来近似计算谐波影响下的 电缆线路损耗。该文献只对谐波影响下的电缆线 路损耗进行了理论分析,缺乏进一步的仿真试验数 据验证。文献[3]应用电磁场理论,分析谐波问题 下电缆线路的邻近效应、集肤效应对电流密度分布 的影响,引入修正因子计算谐波影响下的电缆线芯 损耗、金属屏蔽层损耗及绝缘损耗。该文献仅将新 方法与国际电工委员会(IEC)采用的经验公式进行 仿真对比,缺乏实际电缆运行损耗数据的验证。文

收稿日期:2021-04-30;**修回日期:**2021-05-25 **基金项目:**国家自然科学基金项目(61876040)

献[4]基于电缆的等效电路,建立了电缆的谐波阻 抗模型,研究了电缆漏电容对谐波电流的放大机 理,进一步分析了谐波电流放大对电缆损耗的影 响,但该方法没有研究多次谐波综合影响下的电缆 损耗。上述诸多研究的物理公式计算模型推导过 程中都做了部分假设,影响了模型的准确度,而且 普遍停留在理论的定性分析上,缺乏实际电缆损耗 数据的定量分析和验证;同时,城市电网中的电缆 基本都敷设在地下管道中,并且存在数量众多的电 缆接头,难以准确获取电阻、电抗等电气参数^[5-6]:因 此,使用传统的物理公式模型精确计算电缆的谐波 损耗十分困难。

神经网络具有强大的学习和自适应能力,可以 实现任意的非线性映射,能够较好地解决各种复杂 的非线性问题^[7-8]。目前已有不少学者成功地将神 经网络应用在配电网线损的评估研究中^[9-11]。传统 的反向传播(BP)神经网络采用梯度下降法更新权 值和阈值,导致收敛速度慢,容易陷入局部最 优^[12-13]。谐波影响下的电缆线路往往是谐波次数多 样、各次含有率不定,训练样本的输入因素众多,导 致神经网络的计算量和权值数急剧增加。

针对谐波对电缆损耗影响的特点和传统 BP神 经网络的缺点,选用纵横交叉优化(CSO)算法^[14-16] 对 BP神经网络进行优化,建立基于纵横交叉算法的 电缆谐波损耗智能评估模型。该模型具备了 BP神 经网络的非线性映射能力以及纵横交叉算法收敛 速度快、全局搜索能力强的优点。以电能质量综合 试验平台上获取的大量电缆谐波数据进行仿真,分 别采用本文提出的模型、传统 BP神经网络模型以及 物理公式模型评估电缆的谐波损耗。

1 谐波对电缆损耗的影响

1.1 电缆损耗的构成

电缆的损耗主要考虑线芯交流电阻损耗和绝缘介质损耗,计算公式为

 $\Delta P = \Delta P_{\rm R} + \Delta P_{\rm d}, \qquad (1)$

式中: $\Delta P_{\rm R}$ 为电缆线芯交流电阻损耗; $\Delta P_{\rm d}$ 为绝缘介质损耗。

(1)单位长度电缆线芯交流电阻损耗的计算 公式为

$$\Delta P_{\rm R} = I^2 R_1, \qquad (2)$$

式中:I为流过电缆的电流有效值,A; R_1 为20 ℃时单 位长度电缆的交流电阻, Ω_{\circ}

(2) 单位长度电缆的绝缘介质损耗为^[3]

$$\Delta P_{\rm d} = \omega C_0 U_0^2 \tan \delta, \qquad (3)$$

式中: ω 为电压的角速度; $\tan\delta$ 为工频下绝缘损耗因

数; U_0 为电缆线电压; C_0 为单位长度电缆的电容, μ F/km。

1.2 电缆谐波附加损耗的物理公式计算模型

线路中有谐波电流时,由于谐波的频率数倍于 工频,电缆线芯的集肤效应、邻近效应使得线芯电 阻比基波电阻要大,在线路上产生了附加的功率损 耗,加大了电缆线路上的电能损耗。因此,研究谐 波干扰下的电缆损耗问题对电缆的实际运行、检 测、维修具有十分重要的意义^[3-4]。

当谐波流过电缆线路时,电缆交流电阻随频率 增大,参照IEC 60287系列标准,具体的修正经验公 式为

$$R_{h} = R_{1}(1 + Y_{sh} + Y_{ph}), \qquad (4)$$

式中:R_h为单位长度电缆线芯在h次谐波作用下的 交流电阻;Y_{sh}为h次谐波作用下的集肤效应系数; Y_{ph}为h次谐波作用下的邻近效应系数。

(1) 集肤效应系数 Y_{sb}的计算公式为

$$Y_{sh} = \frac{X_s^4}{192 + 0.8X_s^4},\tag{5}$$

$$X_s^2 = \frac{8\pi f}{R_1} \times 10^{-7} K_s, \tag{6}$$

式中:K_s为集肤效应的经验值,取值1.0。

(2) 邻近效应系数 Y_w的计算公式为

$$Y_{\rm ph} = \frac{X_{\rm p}^4}{192 + 0.8X_{\rm p}^4} \left(\frac{d_{\rm c}}{s}\right)^2 \times \left[0.312 \left(\frac{d_{\rm c}}{s}\right)^2 + \frac{1.18}{X_{\rm p}^4/(192 + 0.8X_{\rm p}^4) + 0.27}\right],$$
(7)

$$X_{\rm p}^2 = \frac{8\pi f}{R_{\rm 1}} \times 10^{-7} K_{\rm p} , \qquad (8)$$

式中: d_{o} 为电缆线芯的直径,mm;s为导体轴心间距,mm; K_{o} 为邻近效应的经验值,取值0.8。

根据修正后的电缆线芯电阻 R_h,由叠加定理可 知,考虑谐波影响下的电缆线路损耗物理公式计算 模型为

$$\Delta P_{\text{har}} = I_1^2 R_1 + I_2^2 R_2 + \dots + I_h^2 R_h = \sum_{h=1}^{n_{\text{max}}} I_h^2 R_h \circ (9)$$

由式(9)可知,使用物理公式模型计算电缆线 路损耗时,计算步骤繁杂,计算过程需要用到诸多 经验公式进行电气参数的修正,降低了模型的精确 度。而电缆线路基本敷设在地下管道中,结构复 杂,接头较多,电阻、电抗等参数往往与生产厂家提 供的参考值不同,也会增加模型的误差。相对而 言,电缆线路两端的电压、电流、谐波含有率等运行 电气参数较容易准确测量,因此,本文尝试以电缆 线路的电压、电流、谐波含有率等电气特征量作为 输入,建立电缆线路的谐波损耗智能评估模型。

2 基于COS算法的BP神经网络机理

2.1 COS算法

CSO算法是一种新的群智能优化算法,该算法的搜索行为包括横向交叉和纵向交叉2种方式。在每次迭代中,种群粒子分别通过横向交叉和纵向交叉更新,得到中庸解*MS*_{he},*MS*_{ve},中庸解再与父代的粒子进行对比竞争,保留适应度更好的占优解*DS*_{he},*DS*_{ve}。通过不断进行横向交叉和纵向交叉2种搜索行为,CSO算法具备了优异的全局搜索能力,在"适者生存"的竞争机制下,保证了CSO种群的粒子始终处于历史最优位置,算法的收敛速度得以提高^[17-18]。

2.1.1 横向交叉

横向交叉是在种群中对粒子进行两两随机配 对后,选取配对的2个不同粒子,在它们的同一维度 上进行算术交叉。假定父代粒子X(*i*)和X(*j*)在第*d* 维进行横向交叉,则它们的子代由如下公式产生

$$\begin{cases} MS_{he}(i, d) = r_1 X(i, d) + (1 - r_1) X(j, d) + \\ c_1 (X(i, d) - X(j, d)) \\ MS_{he}(j, d) = r_2 X(j, d) + (1 - r_2) X(i, d) + , \\ c_2 (X(j, d) - X(i, d)) \end{cases}$$
(10)

式中: r_1 , r_2 为0~1之间的随机数; c_1 , c_2 为-1~1之间 的随机数;X(i,d),X(j,d)分别为父代种群中个体粒 子X(i)和X(j)的第d维; $MS_{hc}(i,d)$, $MS_{hc}(j,d)$ 分别 为X(i,d)和X(j,d)通过横向交叉产生的第d维 子代。

通过横向交叉产生的子代,将会与父代*X*进行 适应度竞争,只保留适应度更好的解并保存在矩阵 *X*中。

2.1.2 纵向交叉

纵向交叉是对个体粒子的2个不同维度进行算术交叉。假设对粒子*X*(*i*)的第*d*₁维和第*d*₂维进行纵向交叉,则其子代由如下公式产生

 $MS_{ve}(i, d_1) = rX(i, d_1) + (1 - r)X(i, d_2),$ (11) 式中: $i \in N(1, M); d_1, d_2 \in N(1, D); M$ 为种群数目; D 为个体维度总数; $MS_{ve}(i, d_1)$ 为个体粒子X(i)的第 d_1 维和第 d_2 维通过纵向交叉产生的第 d_1 维子代; r 为 0~1之间的随机数。

通过纵向交叉产生的子代将会与父代进行对 比竞争,适应度更好的解将保存在矩阵X中。2种 交叉操作交替进行,加强了算法的全局搜索能力, 不容易陷入局部最优,同时保证了算法的收敛 速度。

2.2 利用CSO算法优化BP神经网络

BP神经网络具备较强的学习能力和自适应能力,在各种复杂的非线性问题中得到了广泛应用,如电力系统中的负荷预测、风电功率预测、变压器故障诊断等^[19-21]。但传统神经网络训练过程中,误差对权值的变化不敏感,迭代次数多,收敛慢,极易陷入局部最小。现在利用CSO算法搜索 BP神经网络最优的权值和阈值,加快神经网络的收敛速度,提高全局搜索能力。

CSO 粒子由神经网络需要训练的4个参数组成,分别是:输入层和隐含层连接的权值向量 W_1 ;隐含层和输出层连接的权值向量 W_2 ;隐含层的阈值*a*;输出层的阈值*b*。

3 CSO-BP神经网络在电缆谐波损耗评估 中的应用

3.1 电缆谐波损耗 BP 神经网络结构

3.1.1 确定训练数据

建立 CSO 优化 BP 神经网络的电缆谐波损耗智 能评估模型时,选择的训练数据是否合适会直接影 响模型评估的准确性;同时,综合考虑电缆线路实 际运行中出现的各种谐波问题,选择合适的训练数 据,从而提高模型在工程实际中的实用性。训练数 据的选取需要考虑以下几个方面。

(1)广泛性。在实际的电网运行中,谐波问题 更多出现在10kV及以下的配电网中,主要的谐波 组成是3,5,7,9,11,13等奇数次谐波^[22],但也要适 当考虑偶数次谐波对电缆线路损耗的影响。因此, 选取的训练数据应该尽可能涵盖电缆线路实际运 行中所出现的各次谐波以及不同的谐波含有率,并 有相对应的电缆损耗作为模型的期望输出值。

(2)训练数据中,选择电缆的各种谐波数据的 比例应该尽可能与实际电网的谐波问题相当。在 实际的电网运行中,3,5,7等低次数谐波比较常见, 相应的谐波含有率较高,而次数大于13的谐波相对 较少,相应的谐波含有率很低。因此,训练集中低 次数的谐波样本数据应更加丰富,比例要大于高次 数谐波数据。

(3)避免过多的输入信息。训练数据的输入信息如果包含大量的冗余信息会增加网络的训练时间,削弱网络的收敛性能,甚至可能导致不收敛的情况,因此,每个样本数据要以有代表性的电气特征作为输入。

3.1.2 确定输入的谐波电气特征

正常情况下,电缆的损耗主要包括线芯交流电 阻损耗和绝缘介质损耗,前者由流过的电流决定, 后者由端电压决定。当存在谐波问题时,电缆的损 耗还会受谐波电流的次数以及相应的谐波含有率 影响^[3]。

综上所述,电缆的谐波损耗取决于电缆线路的 电压、电流、谐波的次数及各次谐波的含有率。考 虑到低压配电网中主要存在2~20次的谐波,更高次 数的谐波含量极低,可以忽略,为了保证模型的收 敛性以及准确性,在模型的样本数据中,选择电缆 线路上的基波电压、基波电流、2~20次谐波电流对 应的含有率等有代表性的电气特征作为模型的输 入向量,电缆的损耗P作为模型的输出。

3.2 基于CSO-BP神经网络的电缆谐波损耗评估 流程

(1)构建 BP神经网络的框架,设置训练次数、学 习速率、目标误差等基本参数。设置 CSO 算法的种 群大小、粒子维度、最大迭代次数、横向交叉概率、 纵向交叉概率等参数并进行种群的初始化。

(2)根据训练数据的输入值和输出值,以模型 输出的损耗评估值和实际损耗值的均方误差作为 CSO算法的适应度函数,通过式(12)计算每个粒子 的适应度,得到粒子的个体最优解与全局最优解。

$$f(i) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} \sum_{i=1}^{T} (P_i - \hat{P}_i)^2, \qquad (12)$$

式中: P_i 为模型输出的损耗评估值; \hat{P}_i 为实际损耗值;N为训练样本数;T为输出层节点数,本模型中T = 1。

(3)横向交叉。将种群内粒子两两配对,每对 粒子通过式(10)进行交叉,产生一对子代*MS*_{he},对 *MS*_{he}中每个解计算相应的适应值,并与父代种群进 行对比,适应度更好的保留在矩阵*X*中。

(4)纵向交叉。将种群进行归一化处理,然后 将同一粒子的所有维进行随机配对,以纵向交叉概 率选取一定量的维,代入式(11)进行交叉产生子 代,反归一化与横向交叉后的矩阵 X 进行对比,择优 更新矩阵 X。

(5)迭代次数加1,如果此时迭代次数达到设置 的最大迭代次数,CSO算法优化过程结束。根据适 应度最好的解来确定最优的神经网络权值与阈值, 否则返回到步骤(3)继续优化。

(6)将 CSO 优化后的权值和阈值代入神经网络,结合训练样本进行网络训练,以误差要求作为 模型输出的条件。若不满足误差要求,则返回到步 骤(2)继续优化;若满足误差要求,则结束训练并输 出模型的损耗评估值。

基于CSO-BP神经网络的电缆谐波损耗智能评 估流程如图1所示。



图 1 基于 CSO-BPN 神经网络的电缆谐波损耗评估流程 Fig. 1 Evaluation process of cable harmonic loss based on CSO-BP neural network

3.3 电缆谐波损耗评估模型的性能分析

将测试样本集的谐波电气特征向量输入到训 练后的CSO-BP神经网络电缆谐波损耗智能评估模 型中,得到测试样本集的电缆谐波损耗评估值。通 过计算测试样本集评估值与实际值之间的平均绝 对百分比误差δ_{MAPE}来分析模型的性能。

$$\delta_{\text{MAPE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \left| \frac{P_i - \hat{P}_i}{\hat{P}_i} \right| \times 100\%_{\circ}$$
(13)

4 案例分析

利用长 300 m、型号为 ZC-YJV22-0. 6/1kV-4× 120 的低压电力电缆的谐波试验数据,对本文所建 立的基于 CSO-BP 神经网络的电缆谐波损耗智能评 估模型进行验证分析。

4.1 获取电缆谐波试验数据

在大容量电能质量综合试验平台上采集电缆 谐波试验数据,试验平台的原理结构如图2所示。 该试验平台可真实模拟实际电网中的谐波问题,并 能够自定义高精度地输出各种谐波电压/电流。在 电缆谐波试验中,将电缆首端连接到380V试验母 线,电缆末端连接到120kW的负载上。





为了使训练样本具有广泛性,在谐波试验过程中,电缆线路上的谐波次数为2~20次,其中,2~15次谐波的含有率变化范围是0%~25%,16~20次谐波的含有率变化范围是0%~20%。经过现场数据采集和处理,总共获得745组电缆谐波试验数据,每组试验数据包含了电缆线路上的基波电压、基波电流、2~20次谐波电流的含有率以及电缆的损耗值。

4.2 CSO-BP神经网络电缆谐波损耗智能评估仿 真分析

CSO-BP神经网络具体参数设置如下。

(1)CSO参数:种群粒子数为60,最大迭代次数为1000,纵向交叉概率为0.5,横向交叉概率为1.0。

(2) BP 神经网络的结构:输入层神经元为21 个、隐含层神经元为7个、输出层神经元为1个;训 练速率为0.1。

将745组电缆谐波试验数据按645:100的比例 分成训练样本集和测试样本集,其中训练样本集与 测试样本集均随机产生。

通过对训练样本的反复学习,可以得到CSO-BP神经网络以及传统BP神经网络的收敛曲线,如 图3所示。

由图3可以看出:CSO-BP神经网络模型具有较好的收敛速度,其均方误差由初始值下降到0.03仅用了60代,而BP神经网络模型达到同样精度需要接近200代;另一方面,在同样的迭代次数下,CSO-BP神经网络模型能得到更高的精度。综上所述,采用CSO-BP神经网络能够提高模型的收敛性能,在



一定程度上克服传统BP神经网络收敛慢、泛化能力不足的缺点。

分别使用 BP 神经网络、本文模型(CSO-BP)对 电缆的谐波损耗进行预测评估,并结合式(9)的电 力电缆谐波损耗物理计算模型,将不同模型得到的 电缆谐波损耗值进行对比,结果如图4所示。



由图4可以看出,BP神经网络模型、CSO-BP神 经网络模型都能够较为准确地对谐波影响下的电 缆损耗进行评估,但整体上CSO-BP神经网络模型 的评估值与现场实际值更为接近,具有较高的准确 性和稳定性。在所有测试样本中,采用物理公式计 算得到的电缆谐波损耗值皆小于实际值,而且误差 较大,这是因为物理公式计算模型采用了经验公式 对电缆的电阻等电气参数进行估算,不能准确表征 谐波对电缆损耗的影响,部分电气参数的估值偏高 或偏低,进一步代入损耗计算公式中就会导致计算 得到的损耗值误差增大。

根据不同模型得到的电缆谐波损耗评估值,通 过式(13)计算出传统物理公式计算模型的平均绝 对百分比误差 δ_{MAPE} 为3.1248,BP神经网络模型的 δ_{MAPE} 为1.6338,CSO-BP神经网络模型的 δ_{MAPE} 为 1.4451,CSO-BP神经网络模型的准确度比非神经 网络模型提高了53.75%,比传统神经网络模型提 高了11.55%,有效提高了电缆谐波损耗评估的整 体精度。

5 结论

(1)本文建立的CSO-BP神经网络电缆谐波损 耗智能评估模型与传统的物理公式计算模型相比, 只需要获取电缆线路的电压、电流数据,不需要估 算电阻等电气参数,而且由神经网络自身完成训 练,不用人为进行复杂的计算,所得到的电缆谐波 损耗值更加准确,工作量也大大减少。

(2)本文建立的CSO-BP神经网络模型克服了 传统 BP神经网络模型泛化能力不足的缺点,得到的 电缆谐波损耗评估值的准确性和稳定性更高。

(3)本文仅针对电缆损耗影响最明显的谐波电 能质量问题进行建模,其他电能质量问题如三相不 平衡、电压偏差也会对电缆线路的损耗产生影响, 在进一步的研究中可以往多种电能质量问题综合 影响下的电缆线路损耗智能评估模型方向发展,同 时可以尝试使用学习能力更强的深度学习等智能 算法进行建模。

参考文献:

[1]徐政,钱洁.电缆电气参数不同计算方法及其比较[J].高 电压技术,2013,39(3):689-697.

XU Zheng, QIAN Jie. Different calculation methods and comparison of cable electrical parameters [J].High Voltage Technology, 2013, 39(3):689–697.

- [2]柳华宁,王建伯,董志敏.谐波对电力电缆线路损耗的影响[J].河北电力技术,2009,28(3):25-28.
 LIU Huaning, WANG Jianbo, DONG Zhimin. The influence of harmonics on power cable line loss [J]. Hebei Electric Power Technology,2009,28(3):25-28.
- [3]李琼林,李陈莹,庞博,等.谐波对电力电缆损耗的影响 分析与计算方法[J].电测与仪表,2015,52(23):34-42.
 LI Qionglin, LI Chenying, PANG Bo, et al. Analysis and calculation method of the influence of harmonics on power cable loss [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2015, 52(23):34-42.

[4]陈小飞,邱泽晶,王振宇.谐波放大对配电电缆的损耗

影响分析及谐波抑制技术研究[J]. 电力电容器与无功补 偿, 2016, 37(6):76-81.

CHEN Xiaofei, QIU Zejing, WANG Zhenyu. Analysis of the influence of harmonic amplification on the loss of distribution cables and research on harmonic suppression technology [J]. Power Capacitors and Reactive Power Compensation, 2016, 37(6):76-81.

[5]王馥珏,周平,韩宇泽.基于耦合场计算的击穿电弧对 电缆温度及应力影响研究[J].供用电,2019,36(7): 83-90.

WANG Fujue, ZHOU Ping, HAN Yuze. Research on the influence of breakdown arc on cable temperature and stress based on coupling field calculation [J]. Electric Power, 2019, 36(7):83-90.

- [6]刘国建,肖礼,代宪亚.基于有限元分析的电缆中间接 头电阻研究[J].电力与能源,2016,37(1):37-41.
 LIU Guojian, XIAO Li, DAI Xianya. Research on cable intermediate joint resistance based on finite element analysis
 [J]. Electric Power and Energy, 2016, 37(1):37-41.
- [7]岳峰,史志伟,董金才,等.智能电网继电保护控制设备
 硬件可靠性设计及测试[J].华电技术,2020,42(2):
 50-57.

YUE Feng, SHI Zhiwei, DONG Jincai, et al. Hardware reliability design and testing of relay protection and control equipment for smart grid [J]. Huadian Technology, 2020, 42(2):50-57.

- [8]高爽,王珞珈,杨鑫,等.区块链技术在配电电缆网精益 化管理中的应用研究[J].华电技术,2020,42(8):54-60.
 GAO Shuang, WANG Luojia, YANG Xin, et al.
 Application research of blockchain technology in lean management of distribution cable network [J]. Huadian Technology, 2020,42(8):54-60.
- [9]刘丽平,张东霞,孙云超,等.基于智能算法的10kV配电 网线损评估[J].供用电,2018,35(7):43-48. LIU Liping, ZHANG Dongxia, SUN Yunchao, et al.

Assessment of 10 kV distribution network line losses based on intelligent algorithm [J]. Distribution & Utilization, 2018,35 (7): 43-48.

[10]李秀卿,汪海,许传伟,等.基于免疫遗传算法优化的神经网络配电网网损计算[J].电力系统保护与控制, 2009,37(11):36-39,49.

LI Xiuqing, WANG Hai, XU Chuanwei, et al. Calculation of line losses in distribution systems using artificial neural network aided by immune genetic algorithm [J]. Power System Protection and Control, 2009, 37 (11) : 36– 39, 49.

[11]李亚,刘丽平,李柏青,等.基于改进K-Means聚类和BP 神经网络的台区线损率计算方法[J].中国电机工程学 报,2016,36(17):4543-4552.

LI Ya, LIU Liping, LI Baiqing, et al.Calculation method of

station line loss rate based on improved K-Means clustering and BP neural network [J]. Proceedings of the Chinese Society of Electrical Engineering, 2016, 36(17): 4543-4552.

[12]刘子英,张靖,邓芳明.基于 BP神经网络的高压隔离开
 关分合闸监测识别[J].电力系统保护与控制,2020,48
 (5):134-140.

LIU Ziying, ZHANG Jing, DENG Fangming. Monitoring and identification of state of opening or closing isolation switch based on BP neural network [J]. Power System Protection and Control, 2020,48 (5): 134–140.

[13]田浩,章涵,冯万兴,等.基于BP神经网络和大气电场特征的地闪雷电预测方法[J].电瓷避雷器,2018(6): 27-33.

TIAN Hao, ZHANG Han, FENG Wanxing, et al. CG lightning prediction method of based on BP neural network and atmospheric electric field characteristics [J]. Insulators and Surge Arresters, 2018 (6): 27–33.

- [14]YIN H , WU F , MENG X , et al. Crisscross optimization based short-term hydrothermal generation scheduling with cascaded reservoirs[J]. Energy, 2020, 203:117822.
- [15]MENG A B, CHEN Y C, YIN H, et al. Crisscross optimization algorithm and its application [J]. Knowledge-Based Systems, 2014, 67(4):218-229.
- [16]YIN H, DONG Z, CHEN Y, et al. An effective secondary decomposition approach for wind power forecasting using extreme learning machine trained by crisscross optimization [J].Energy Conversion and Management, 2017, 150(10): 108-121.
- [17] 孟安波, 胡函武, 刘向东. 基于纵横交叉算法优化神经 网络的负荷预测模型[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(7):102-106.

MENG Anbo, HU Hanwu, LIU Xiangdong. Load forecasting model based on crossover algorithm to optimize neural network [J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(7):102–106.

[18]姜寅,任荭葳,陈凯,等.基于BP神经网络的风电系统 控制器I/O硬件故障自诊断方法[J].华电技术,2020, 42(5):55-60.

JIANG Yin, REN Hongwei, CHEN Kai, et al. Wind

power system controller I/O hardware fault self-diagnosis method based on BP neural network [J]. Huadian Technology, 2020, 42(5):55-60.

[19]李国庆,刘钊,金国彬,等.基于随机分布式嵌入框架 及 BP 神经网络的超短期电力负荷预测[J].电网技术, 2020,44(2):53-61.

LI Guoqing, LIU Zhao, JIN Guobin, et al. Ultra-shortterm power load forecasting based on stochastic distributed embedding framework and BP neural network [J]. Power System Technology, 2020, 44 (2):53-61.

- [20]孟静,黄元峰.基于L-M优化BP神经网络的风电功率 预测[J].智能电网,2012,2(2):35-40.
 MENG Jing, HUANG Yuanfeng. Wind power forecast based on L-M optimized BP neural network [J]. Smart Grid, 2012,2(2):35-40.
- [21]孔德钱,张新燕,童涛,等.基于差分进化算法与BP神
 经网络的变压器故障诊断[J].电测与仪表,2020,57
 (5):62-66.

KONG Deqian, ZHANG Xinyan, TONG Tao, et al. Transformer fault diagnosis based on differential evolution algorithm and BP neural network [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(5):62-66.

[22]翁利民,陈允平,吴轶群.配电网的谐波源特性与高次谐波的抑制[J].电力电容器,2001(4):10-14.
WENG Limin, CHEN Yunping, WU Yiqun. Characteristics of harmonic sources in distribution networks and suppression of high-order harmonics[J].Power Capacitors, 2001(4):10-14.

(本文责编:刘芳)

作者简介:

陈德(1994—),男,广东湛江人,在读硕士研究生,从事 电能质量分析与量化计算等方面的研究(E-mail:chendezj@ 163.com)。

孟安波(1971一),男,重庆人,教授,博士,从事电力系统 自动化、系统分析与集成等方面的研究工作(E-mail: menganbo@vip.sina.com)。

蔡涌烽(1996—),男,广东汕头人,在读硕士研究生,从 事电力系统电能质量分析研究(E-mail: 158163693@qq. com)。