

基于改进 BP 神经网络和多目标粒子群算法的四回路导线布置优化

陈 鹏¹, 郎需军¹, 国 震¹, 杨 博¹, 耿 行²

(1. 山东电力工程咨询院有限公司, 山东 济南 250013; 2. 山东大学电气工程学院, 山东 济南 250012)

摘 要: 同塔多回并架线路可有效解决输电走廊日益紧缺的情况下线路改造和建设所面临的难题, 但长距离线路的导线空间布置和相序排列为架空输电线路设计和开关检修工作带来极大挑战。为此, 利用 ATP-EMTP 仿真软件搭建 500 kV 同塔四回输电线路计算模型, 考虑不同线路长度、杆塔间距、线路回间垂直间距和水平间距、相序排列方式以及杆塔呼称高度, 对线路的感应电压和电流值进行仿真计算, 并使用基于遗传算法优化的 BP 神经网络对未知导线布置和相序排列方式下的感应电压和电流进行预测。最终依据相应的电磁环境控制指标, 使用多目标粒子群算法对架空输电线路的空间布置和相序排列进行优化, 获得满足电磁环境要求的四回路导线布置方案, 为送出站接地开关选型提供参照依据。

关 键 词: 空间布置; 相序排列; 遗传算法; BP 神经网络; 多目标粒子群算法

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2023.04.016 中图分类号: TM752 文章编号: 1673-9140(2023)04-0151-11

Optimization of four-circuit wire arrangement based on improved BP neural network and multi-objective particle swarm optimization algorithm

CHEN Peng¹, LANG Xujun¹, GUO Zhen¹, YANG Bo¹, GENG Hang²

(1. Shandong Electric Power Engineering Consulting Institute Co., Ltd., Jinan 250013, China;

2. School of Electrical Engineering, Shandong University, Jinan 250012, China)

Abstract: The multi-circuit line configuration can effectively solve the problems in line reconstruction and construction amidst the increasing shortage of transmission corridors. The conductor spatial arrangement and phase sequence determination for long-distance transmission lines pose great challenges in the design and maintenance of overhead transmission systems. This paper utilizes the ATP-EMTP simulation software to build a model of 500 kV four-circuit transmission line on the same tower, and simulates the induced voltage and current values with different line lengths, tower spacings, vertical and horizontal inter-circuit gaps, phase sequence arrangements, and tower nominal heights. Employing a BP neural network optimized by genetic algorithm, this paper achieve to predict the induced voltage and current values under unknown conductor spatial arrangements and phase sequences. Subsequently, according to the relevant electromagnetic environment control criteria, the multi-objective particle swarm optimization algorithm is used to optimize the conductor layout and phase sequence arrangement for overhead transmission lines. This process yields a

收稿日期: 2022-10-18; 修回日期: 2022-12-08

基金项目: 国家重点研发计划(2021YFB2601401)

通信作者: 耿 行(1998—), 男, 硕士, 主要从事高电压与绝缘技术的研究; E-mail: 202134635@mail.sdu.edu.cn

four-circuit conductor arrangement meeting the electromagnetic environment requirements, thus providing a reference for the selection of substation grounding switches.

Key words: spatial arrangement; phase sequence arrangement; genetic algorithm; BP neural network; multi-objective particle swarm algorithm

在城镇化不断推进的情况下,输电线路沿线经济迅猛发展,而土地资源的短缺严重制约着输电线路的架设,是亟需解决的工程难题。采用同塔多回输电技术能有效缓解输电线路走廊资源紧缺与电力输送能力不足之间的矛盾^[1],极大地提高了单位输电线路的利用率,减少了远距离架设高压输电线路所需的费用。同塔多回路的输送方式对线路走廊输电能力的提升有着重要意义^[2],但当出现线路停运检修的情况时,运行线路在检修线路上会产生巨大的感应电压和电流,使得接地开关的正常工作环境更为恶劣。对于长达数十千米的500 kV同塔四回架空线路,通过改变导线布置、线路参数等可以显著降低感应电压和电流,从而推进同塔并架线路的架设并为接地开关的选型提供参考。因此,为了确保检修作业时接地开关的安全工作,从降低感应电压和电流的角度出发,采用电磁暂态仿真软件(electrical-magnetic transient program, EMTP)的电磁暂态程序(alternative transients program, ATP)^[3]作为暂态稳定仿真工具进行仿真计算,并使用人工神经网络以及优化算法对其实施预测和线路排列的优化设计具有重要工程意义。

影响同塔多回输电线路布置排列的因素主要包括:输电线路长度、线路杆塔间距、不同回路之间的垂直间距和水平间距、相序排列方式以及杆塔呼称高度。目前,感应电压电流计算的方法主要有理论计算法和依托于ATP-EMTP软件的仿真分析法。作为计算同塔架设输电线路感应电压和电流的常规方法,使用ATP-EMTP软件^[4]计算线路间的耦合作用较为准确,但此方法通常需要对搭建的仿真模型不断修改元件参数并反复计算,以满足长距离架空导线的架设要求,因此有必要利用神经网络进行预测。电力系统中常用到的预测模型主要有线性回归模型和人工神经网络(artificial neural network, ANN)^[5-6]等。对于未知排列方式下的耦合作用,可利用人工神经网络构建预测模型并使用寻优算法对其优化,因为其操作简便、具有较强的

自主学习和自适应特性,使其拥有较高预测非线性问题能力^[7]。

本文提出采用基于遗传算法优化的BP(back propagation)神经网络^[8]和多目标粒子群(multi-objective particle swarm optimization, MOPSO)算法,建立长距离输电线路导线排列方式预测优化模型,以一回线路停运检修时产生的感应电压和电流值最小作为预测和优化目标,对架空导线位置以及相序排列进行优化设计。本文以中兴电力蓬莱电厂500 kV送出工程为例,借助ATP-EMTP软件搭建同塔并架多回输电线路模型,计算不同情况下停运回路上产生的电磁耦合和电容耦合作用,并将其产生的感应电压和电流值作为原始数据;将仿真分析法计算得到部分线路排列方式下的感应电压和电流作为训练值,通过遗传算法改进前、后的BP神经网络^[9]分别将预测值与实际值进行对比;以仿真计算和预测模型为基础,采用MOPSO优化算法^[10]对架空杆塔的线路架设和相序排列进行优化,并使用ATP-EMTP软件验证预测模型的可行性以及MOPSO优化算法的优越性,得到的结果可为后续输电线路架设工程的推进以及线路接地开关的选型提供参考依据。

1 输电线路电磁暂态计算模型

国内外针对输电线路电磁场研究表明^[11],同塔并架的多回输电线路会在停运线路和正常运行线路之间产生强烈的耦合作用,进而产生较大的感应电压和电流,感应电压电流值除了随线路电压等级、输送容量等参数变化外,导线的空间布置和相序排列等也会对其产生显著影响。因此,为研究同塔四回输电线路的导线排列以及相序选择方案,本文以中兴电力蓬莱电厂500 kV送出工程为研究对象,分析不同输电线路长度、线路杆塔间距、多回路之间的垂直间距和水平间距、相序排列方式以及杆塔呼称高度对线路耦合作用的影响。

线路全长约 73.5 km,同塔四回路约 37.5 km,同塔双回路约 36 km。基于 ATP-EMTP 软件建立的 500 kV 同塔四回输电线路仿真模型、LCC 元件以及导线空间位置参数设置界面如图 1 所示。

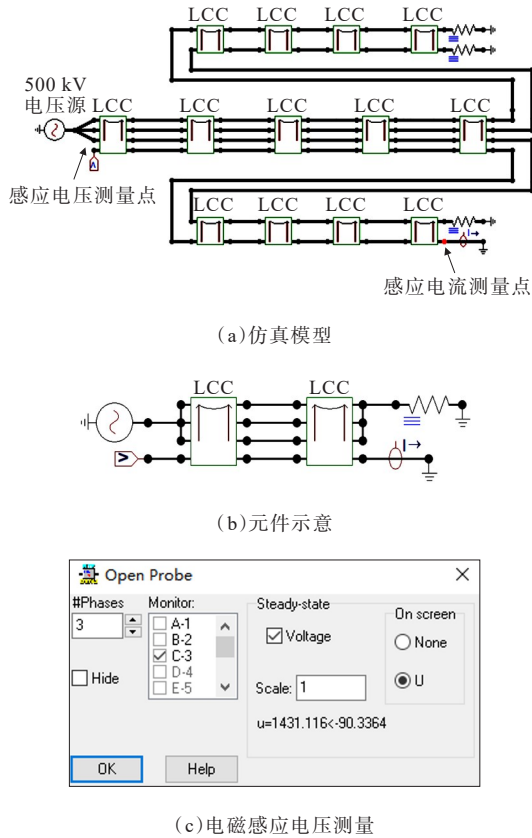


图 1 500 kV 同塔四回输电线路仿真模型及 LCC 模块示意
Figure 1 Schematic diagram of simulation model and LCC module of 500 kV four-circuit transmission line on the same tower

根据设计图纸采用 2×LGJ-300/40 钢芯铝绞线,导线外径为 23.94 mm,内径为 6.66 mm,直流电阻为 0.092 11 Ω/km,导线分裂间距取 400 mm,线路型号对应弧垂为 8.232 m。为优化架空输电线路的空间布置,通过改变输电导线长度、杆塔间距、回路垂直和水平间距、相序以及呼称高度,可以得到相应的感应电压和电流值。在 LCC 设置界面中,选择 Auto Bundling 将分裂导线自动合并为单根相线;超高压交变电磁场导体内部的电流分布不均匀,电流集中在导体表面,从而使导体的电阻增加,因此选择 Skin Effect,即考虑集肤效应对感应电压和电流的影响;选择 II 型等效线路,由于线路用于暂态计算,所以选择 Real Transf.matrix,即采用实数变换矩阵。

为了验证静电和电磁感应电压电流仿真模型的可靠性,以文献[12]中同塔双回线路为参照,利用 ATP-EMTP 软件建立等效模型,将仿真计算得到的数据与文献[12]中现场实测数据进行对比,如表 1 所示,可以看出,使用 ATP-EMTP 软件所建仿真模型,对于实际输电线路的感应电压和电流的计算结果准确性均在 90% 以上。因此,可以采用仿真手段以中兴电力蓬莱电厂 500 kV 送出工程为例进行线路的导线布置以及相序排列优化设计。

表 1 仿真模型计算值与实测值对比

Table 1 Comparison between calculated values of simulation model and measured values

电压/潮流	接地方式	电压/kV		电流/A	
		实测	计算	实测	计算
510 kV/ 1 170 MW	两端不接地	28.95	30.20	—	—
	末端接地	3.68	3.47	8.30	8.06
	两端接地	—	—	123.60	132.80

1.1 输电线路总长度的影响

保持杆塔间距、回路垂直和水平间距、相序以及呼称高度等不变,此时停运线路在不同线路长度下的感应电压和电流如图 2、3 所示。

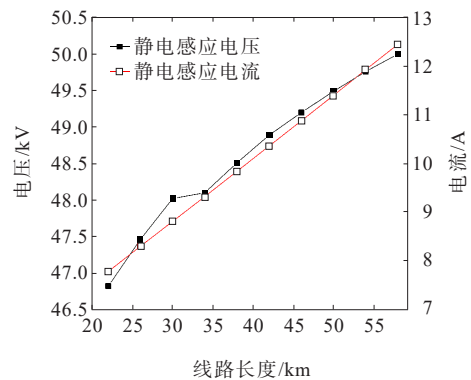


图 2 线路长度对静电耦合作用的影响

Figure 2 Influence of line length on electrostatic coupling

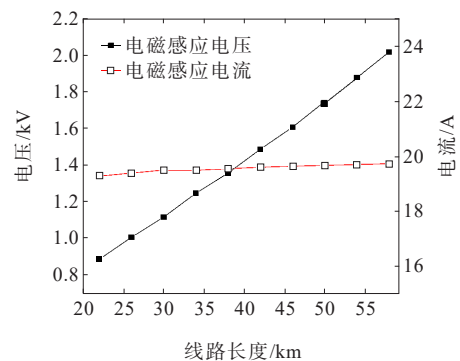


图 3 线路长度对电磁耦合作用的影响

Figure 3 Influence of line length on electromagnetic coupling

由图2、3可知,改变线路的长度时静电感应电压和电流均有较大幅度的变化。线路长度增加时电磁感应电压几乎和线路长度呈正比,而电磁感应电流几乎不变。

1.2 杆塔间距的影响

保持其他布置方案和排列方式不变,杆塔间距分别为0.5、0.6、0.7、0.8、0.9、1.0 km,通过电路仿真模拟软件(ATPDraw)仿真计算得到感应电压和电流,如表2所示,杆塔间距的变化无论是对静电耦合作用还是对电磁耦合作用基本没有影响,这与感应电压电流的理论计算结果也保持一致。

表2 不同杆塔间距下的感应电压和电流

Table 2 Induced voltage and current values at different distances between towers

杆塔间距/ km	感应电压/kV		感应电流/A	
	静电	电磁	静电	电磁
0.5	47.90	1.35	9.83	19.46
0.6	47.91	1.36	9.84	19.47
0.7	47.91	1.36	9.84	19.47
0.8	47.93	1.36	9.85	19.47
0.9	47.94	1.37	9.86	19.48
1.0	47.94	1.37	9.86	19.48

1.3 回路水平间距的影响

多回路间距的变化会影响线路间的电容与互感^[13],从而影响到静电耦合和电磁耦合的效果,产生的感应电压和电流也随之改变。因此,本文对多回路之间不同水平间距变化量产生的感应电压和电流进行仿真计算,如图4、5所示。

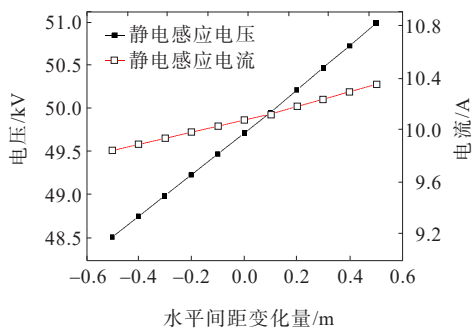


图4 水平间距变化对静电耦合作用的影响

Figure 4 Influence of horizontal spacing change on electrostatic coupling

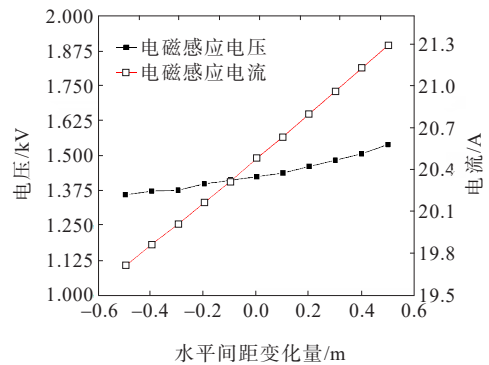


图5 水平间距变化对电磁耦合作用的影响

Figure 5 Influence of horizontal spacing change on electromagnetic coupling

当各回路间水平间距变化量 Δx 由 $-0.5\sim 0.5$ m时,无论是静电耦合作用还是电磁耦合作用均明显增强,在进行线路布置时,应在满足最小间距的同时,保证各回路间的水平间距尽可能小。

1.4 回路垂直间距的影响

同塔并架多回输电线路之间的耦合效应不仅受水平间距的影响,垂直间距的设置也具有重要工程意义。对输电线路之间的垂直间距变化量产生的感应和电流进行仿真计算,如图6、7所示。

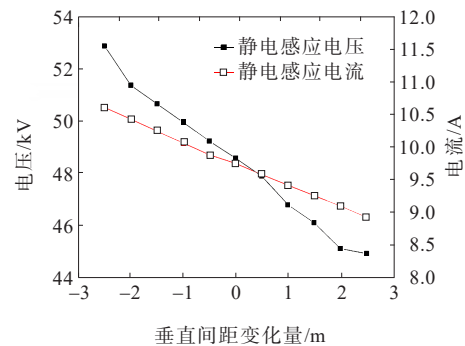


图6 垂直间距变化对静电耦合作用的影响

Figure 6 Influence of vertical spacing change on electrostatic coupling

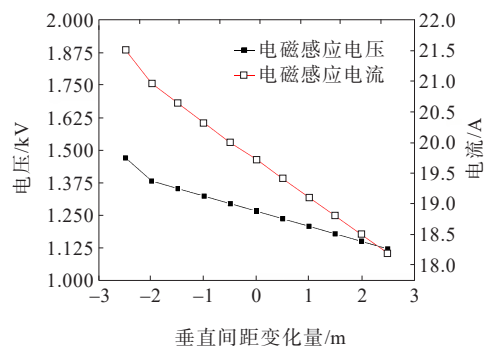


图7 垂直间距变化对电磁耦合作用的影响

Figure 7 Influence of vertical spacing change on electromagnetic coupling

1.5 相序排列方式的影响

对于同塔四回并架线路,由于其在水平方向上的对称性,因此,仅考虑同一侧两回输电线路的相序排列方式,对于共用走廊高压输电线路的 6 种相序排列方式进行仿真,研究其产生的静电感应和电磁感应效果,如表 3 所示,在其他影响因素保持不变的情况下,相较于其他相序排列方式,异相序 1 (ABC/acb)产生的感应电压和电流都最小,并且逆相序和 4 种异相序排列产生的感应分量与同相序相比均降低 20% 以上。

表 3 不同相序排列下的感应电压和电流值

Table 3 Induced voltage and current values under different phase sequence arrangements

相序排列	方式	感应电压/kV		感应电流/A	
		静电	电磁	静电	电磁
同相序	ABC/abc	48.51	1.36	9.84	19.56
异相序 1	ABC/acb	37.45	1.05	7.60	15.10
异相序 2	ABC/bac	38.15	1.06	7.72	15.37
异相序 3	ABC/bca	37.61	1.05	7.71	15.41
异相序 4	ABC/cab	38.33	1.07	7.66	15.50
逆相序	ABC/cba	38.62	1.08	7.91	15.73

1.6 杆塔呼称高度的影响

随着杆塔间距的增加,输电线路的导线弧垂会显著增加,为同塔并架导线的架设以及运行检修带来困难。同塔并架线路的架设要同时兼顾杆塔数量和杆塔高度带来的影响。改变杆塔的呼称高度,使其由 32 m 增至 42 m,探究其对感应电压电流的影响,如图 8、9 所示。

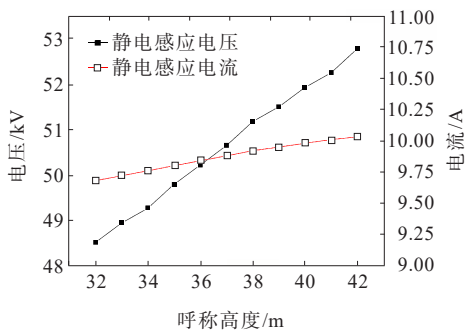


图 8 呼称高度对静电耦合作用的影响

Figure 8 Influence of nominal height on electrostatic coupling

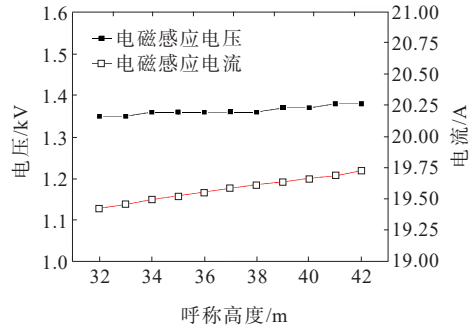


图 9 呼称高度对电磁耦合作用的影响

Figure 9 Influence of nominal height on electromagnetic coupling

杆塔的呼称高度决定了输电导线的对地高度,会对并架回路的耦合参数产生影响。随着杆塔呼称高度由 32 m 增至 42 m,静电感应电压增大 8.8%,其余 3 个感应分量略有增加,整体受杆塔呼称高度的影响较小。

2 GA-BP 网络预测感应电压和电流

2.1 BP 神经网络

BP 神经网络是一种采用误差反向传播学习的前馈神经网络模型^[14],可以实现从输入到输出的任意非线性映射,最早是由 Rumelhart 等在 1985 年对多层感知机神经网络的研究中提出。传统的 BP 神经网络模型结构如图 10 所示,主要包括输入层、隐含层及输出层。

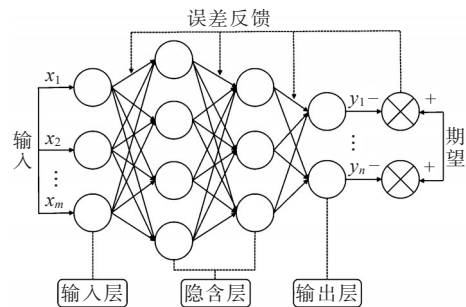


图 10 BP 神经网络模型结构

Figure 10 Structure diagram of BP neural network model

输入层节点数由样本自变量维度所决定,本文以四回路 6 个方面的影响因素作为输入层的 6 个节点。输出层神经元代表感应电压和电流值,即输出层的节点个数为 4。为了避免预测模型过度复杂

以及过拟合所导致的泛化能力变差,采用均方误差(mean squared error, MSE)作为评价指标以选取最佳的隐含层节点数。隐含层节点数的确定一方面需小于样本总数,另一方面需依据以下公式进行计算:

$$I = \sqrt{m + n} + a \quad (1)$$

式中, I 为隐含层神经元个数; m 、 n 分别为输入层、输出层神经元个数; a 为常数,其取值范围为 $[1, 10]$ 。

均方误差MSE计算公式如下:

$$R_{\text{MSE}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (2)$$

式中, \hat{y}_i 为预测值; y_i 为实际值。

隐藏层的神经元个数过多将会导致神经网络过度学习,个数过少又会导致准确率下降。在具体设计时,一般按照式(1)进行试算,分别计算不同隐含层神经元个数的MSE并进行误差比较,然后选取对应MSE最小的隐含层神经元个数。

2.2 遗传算法优化BP神经网络

BP神经网络虽然是人工神经网络中应用较为广泛的算法,但如果初始权重和阈值选取不当,神经网络的性能则会受到较大的影响。遗传算法(genetic algorithm, GA)是通过模拟自然界的进化规律而演化出的一种具有“生存+检测”迭代过程的全局搜索进化算法^[15]。考虑到其可扩展性强,整体搜索策略和优化计算不依赖于梯度信息,可通过反复搜索与计算来解决传统BP神经网络运算过程中遇到的局部极值的问题。本文选择采用遗传算法优化BP神经网络,以求解决初始值和阈值的最优选择问题^[16],从而使BP神经网络能够更加准确快速地对同塔并架线路感应电压电流预测模型进行训练。采用GA-BP神经网络的具体流程如图11所示。

根据图11可知,采用遗传算法优化BP神经网络的关键步骤在于通过遗传算法选择最优的神经网络权值和阈值,以确保神经网络训练更快搜寻到极限最优解。其中,适应度作为表示个体适应能力的重要指标,可同时反映出遗传操作的优劣性能。适应度函数的选取规则如下:该函数不能为负;函数设计应尽可能简单,以减少计算时间和空间上的

复杂度,降低计算成本;适应度对某类具体问题应尽可能通用,最好无需改变适应度函数中的参数。本文选取适应度函数为

$$F = R_{\text{MSE}}(X - O) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_i - o_i)^2 \quad (3)$$

式中, m 为样本总数; x_i 为遗传算法的理论输出; o_i 为遗传算法实际输出。

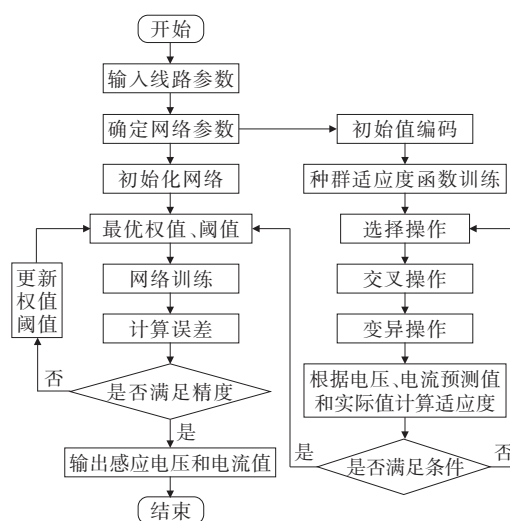


图11 遗传算法优化BP神经网络流程

Figure 11 Flow chart of genetic algorithm to optimize BP neural network

在神经网络的学习过程中,遗传算法不仅优化了传统神经网络的计算流程,有效提升了神经网络的训练速度,同时进一步改善了算法的收敛速度和寻优能力^[17]。

3 不同排列方式的电磁暂态效应预测

为了验证GA-BP神经网络在不同导线布置方式下的感应电压电流预测上的可实施性和优越效果,本文以中兴电力蓬莱电厂500 kV送出工程为例,以同塔多回架空输电线路^[18]布置方式以及相序排列作为研究对象,以停运检修时产生的感应电压和电流作为评价指标,分别搭建传统BP神经网络和GA-BP神经网络的感应电压和电流预测模型,并分别将预测结果与实际仿真值进行对比。

考虑到由于电感和电容耦合作用产生的感应电压和电流是同塔多回线路的重要研究指标,感应

电压和电流过大将直接影响到停运回路的接地操作、检修作业以及线路接地开关等设备参数的确定。因此,本文以该送出工程为基础建立电磁暂态仿真模型,主要以一回线路停运检修时产生的静电和电磁感应电压电流作为样本数据进行预测。综合考虑四回输电线路的空间布置以及输电线路的相序排列等因素,选择该仿真模型得到的 100 组仿真数据建立神经网络预测模型的数据集。

3.1 建立训练样本

同塔多回输电线路的空间布置包括输电线路长度、线路杆塔间距、多回线路之间的垂直间距和水平间距、相序排列方式以及杆塔呼称高度 6 个方面因素,将其作为预测数据的自变量,其中同相序、异相序 1~4 以及逆相序 6 种排列方式分别用 1~6 表示,由式(1)可知,对应的输入层和输出层神经元个数分别为 6 和 4,则隐含层节点数为 4~13,其对应的训练集 MSE 如表 4 所示,当隐含层神经元个数为 4 时,对应的 MSE 最小。

表 4 不同隐含层节点对应训练集均方误差

Table 4 Mean square errors of training set corresponding to different hidden layer nodes 10^{-3}

节点	MSE	节点	MSE	节点	MSE	节点	MSE	节点	MSE
4	0.77	6	4.69	8	2.36	10	6.34	12	0.82
5	1.35	7	3.20	9	3.93	11	39.50	13	6.58

选取 4 个隐含层神经元个数,其对应的遗传算法改进后预测模型的训练过程如图 12 所示,以验证集为例,可知在训练次数为 52 时达到最小的 MSE,即 0.001 748。

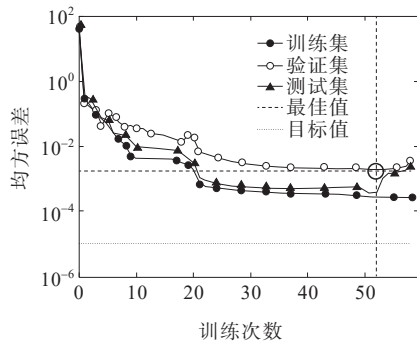


图 12 4 个隐含层神经元的训练结果

Figure 12 Training results with four hidden layer neurons

3.2 设置预测模型

将前 80% 的样本数据作为训练样本,后 20%

的数据作为预测样本,由于遗传算法优化的 BP 神经网络对于节点的计算较为严格,为了避免重复输入量不被识别为输入节点,将 100 组数据样本进行乱序处理。同时为了避免预测模型出现奇异样本数据,采用 premmx 函数将原始数据映射到 $[-1, 1]$,对所有数据进行归一化处理。确定神经网络的训练次数为 1 000,学习速率为 0.01,训练目标的最小误差设置为 1.0×10^{-5} 。优化后的 BP 神经网络按照预设的训练参数进行迭代计算,每次迭代后将计算后输出的数据与实际值进行比较、误差分析,并不断修改参数,当判断误差满足预设最小误差时,即认为选择的模型参数满足预测精度和预测目标。

3.3 预测结果与分析

遗传算法优化后的 BP 神经网络的训练结果如图 13 所示,可以清晰地显示出,不同的导线布置方式下感应电压电流的仿真值和预测值之间的线性拟合程度,拟合回归系数 R 表示目标值和预测输出值之间的相关性结果。由图 13 可知,在训练集、验证集、测试集以及所有数据集中,优化后的 BP 神经网络预测模型的拟合回归系数均大于 0.995,表明该预测模型拟合程度较高并且可以较为准确地对未知导线布置方式下的感应电压和电流进行预测。

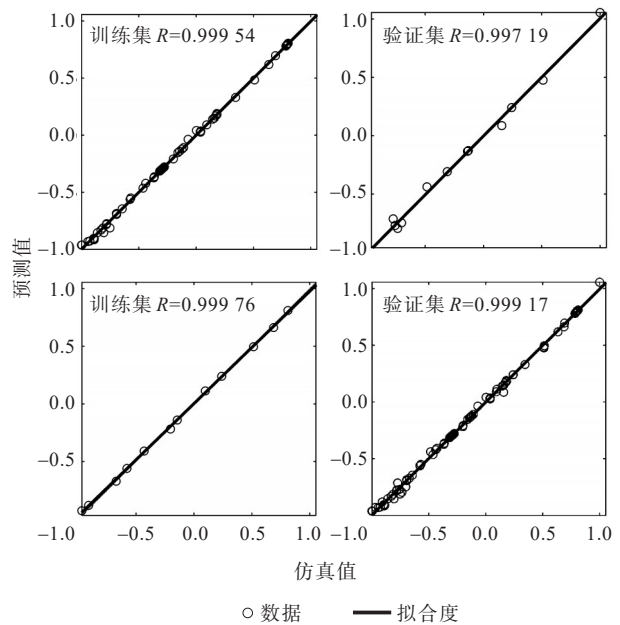


图 13 优化后的 BP 神经网络训练回归

Figure 13 The optimized BP neural network training regression diagram

使用遗传算法优化前、后的BP神经网络对后20%的样本数据进行预测的结果如图14、15所示。以电磁感应电压为例,由图14可知,与传统BP神经网络预测结果相比,遗传算法优化的BP神经网络延误预测模型的预测值更接近仿真所得到的电磁感应电压真实值。通过图15误差对比可以看出,传统BP预测模型误差有较大波动,采用遗传算法优化的BP神经网络延误预测模型,预测结果的误差有明显下降。

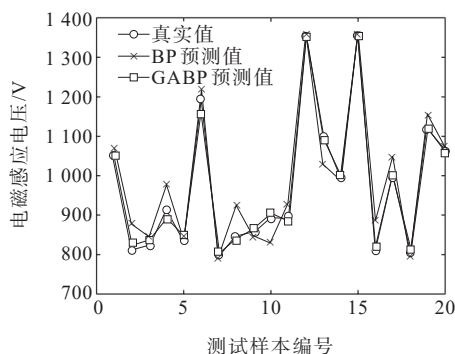


图14 优化前、后的BP神经网络预测值和真实值对比

Figure 14 Comparison between the predicted value and the actual value of the BP neural network before and after optimization

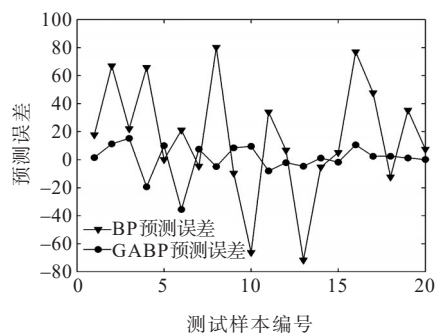


图15 优化前、后BP神经网络预测值和真实值误差对比

Figure 15 Comparison of the error between the predicted value and the actual value of the BP neural network before and after optimization

优化前、后的模型误差具体对比如表5所示,其中MAE(mean absolute error)为平均绝对误差,MSE为均方误差,MAPE(mean absolute percentage error)为平均绝对百分比误差。传统BP神经网络的MAPE为3.589 2%,而遗传算法优化的BP神经网络的MAPE仅为0.849 3%,即预测精度在99%

以上,明显高于传统BP神经网络,表明引入遗传算法优化后提高了全局搜索能力,预测精度得到显著提升。

表5 优化前、后的模型误差对比

Table 5 Comparison of model errors before and after optimization

预测模型	R_{MAE}	R_{MSE}	$R_{MAPE}/\%$
BP	32.87	1 854.59	3.59
GA-BP	7.90	128.34	0.85

通过以上分析可以看出,在探究架空输电线路排列方式对感应电压和电流影响的研究中,充分显示了GA-BP神经网络对传统BP神经网络的优势,体现出遗传算法优化BP神经网络从而提高感应电压和电流预测精度的重要作用。

4 MOPSO算法优化导线排列

ATP-EMTP软件强大的计算分析功能使其能够快速建立同塔多回输电线路模型,并对于不同导线位置以及排列方式下的停运情况进行仿真分析,但其不具备多变量优化的能力,并且需要反复修改模型参数以及大量的运算时间。MOPSO算法具有全局优化能力强、精度高、收敛速度快等优点,将其与GA-BP预测模型相结合,可以进行架空线路杆塔排列优化分析。

MOPSO算法是一种多目标函数全局优化的有效方法,该方法通过群体中粒子间的合作与竞争产生的群体智能指导优化搜索。在每一次迭代中,粒子通过2个参数来更新自己的位置和速度,即粒子个体的最优解(P_{best})和整个群体的最优解(G_{best})。第 $k+1$ 次迭代时第 i 个粒子速度 v_i^{k+1} 和位置 s_i^{k+1} 的更新方程为

$$v_i^{k+1} = \omega v_i^k + c_1 r_1 (P_{best} - s_i^k) + c_2 r_2 (G_{best} - s_i^k) \quad (4)$$

$$s_i^{k+1} = s_i^k + v_i^{k+1} \quad (5)$$

式中, k 为迭代次数; ω 为惯性权重; c_1 和 c_2 为学习因子, c_1 是“自身认知”部分, c_2 是“社会认知”部分; r_1 、 r_2 为 $[0,1]$ 范围内服从均匀分布的随机数。

在四回路导线空间布置及排列优化研究中,不同的线路长度、导线间距以及相序排列方案等所产生的耦合作用也会不同,本文选取的目标函数值为仿真计算得到的静电和电磁感应电压电流值,粒子的位置代表不同的导线布置参数,包括线路长度、杆塔间距等。根据式(4)、(5)更新每个粒子的速度和位置。通过误差对比判断迭代是否满足预设条件,若满足即停止搜索,同时输出最优导线位置参数以及对应的静电和电磁感应电压电流值,否则更新粒子速度和位置继续搜索。运用MOPSO算法对导线空间布置和相序排列优化流程如图 16 所示。

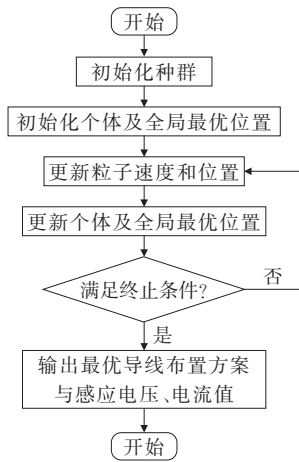


图 16 MOPSO 算法对导线布置和相序排列优化流程

Figure 16 Flow chart of MOPSO algorithm optimization of wire arrangement and phase sequence arrangement

运行 MOPSO 算法并改变初始种群个数以及最大迭代次数,对于静电和电磁感应电压、电流值的优化如表 6 所示,可知当惯性权重设置为 0.8,自我学习因子为 0.5,群体学习因子为 0.5 时,基于 MOPSO 算法的导线排列优化可以在 106 s 左右找到全局最优值。并且多次运算结果相近,表示优化方案收敛效果较好,且具有一定的鲁棒性;减小 MOPSO 算法的初始种群个数以及最大迭代次数,运算时间明显降低,且十分接近全局最优值,收敛速度有效提升。

综合考虑静电耦合效应和电磁耦合效应,对应的杆塔导线布置以及相序排列方案如表 7 所示。将 MOPSO 算法得到的最优导线布置方案和相序排列方式作为 ATP-EMTP 中 LCC 杆塔模型参数进行

仿真验证,以电磁感应电压为例,所得到的波形如图 17 所示,表明 GA-BP 模型的准确性以及 MOPSO 算法优化导线布置方案的可行性。

表 6 MOPSO 算法优化结果

Table 6 MOPSO algorithm optimization results

初始种群 个数	迭代 次数	惯性 权重	自我学习 因子	群体学习 因子	
					运算
		静电耦合		电磁耦合	
		电压/kV	电流/A	电压/kV	电流/A
2 000	1 000	0.8	0.5	0.5	
1 000	2 000	0.8	0.5	0.5	
2 000	500	0.8	0.5	0.5	
1 000	1 000	0.8	0.5	0.5	
106		37.45	7.60	0.713	15.10
92		37.52	7.60	0.719	15.12
87		37.52	7.61	0.720	15.13
51		37.54	7.62	0.721	15.15

表 7 MOPSO 算法优化所得布置方案

Table 7 Layout scheme optimized by MOPSO algorithm

线路长 度/km	杆塔间 距/km	水平变 化量/m	垂直变 化量/m	相序 排列	呼称高 度/m
37.5	0.5	-0.5	2.5	ABC/acb	32

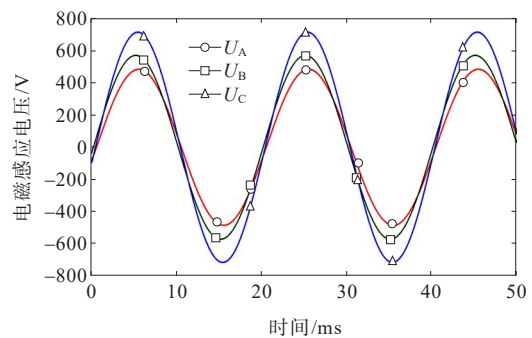


图 17 最优排列下电磁感应电压波形

Figure 17 Waveform of electromagnetic induction voltage under optimal arrangement

5 结语

1) 通过改变输电线路的布线方案以及相序排列方式,可以明显改变并架回路间的耦合参数,从而影响到静电感应和电磁感应的效果。线路长度、导线间距和呼称高度对静电耦合作用的影响较大,

电磁耦合作用随着线路长度、垂直间距的增加也变化明显,但几乎不受呼称高度的影响。同时,相较于其他相序排列方式,异相序1(ABC/acb)产生的感应电压和电流都最小,并且逆相序和4种异相序排列方式产生的感应分量与同相序相比均降低20%以上,在满足不平衡度等其他指标的情况下,可优先选择异相序1作为同塔多回线路的相序排列方式。

2) 通过遗传算法适当调整BP神经网络的权重和阈值所建立的GA-BP神经网络模型,有效解决了电压电流预测模型产生局部极值的问题,预测感应电压和电流的精度也得到大幅提升,GA-BP神经网络对于感应电压和电流的预测精度在99%以上,高于传统BP神经网络的96.41%。同时,改进后的神经网络预测模型的平均绝对误差较传统BP低75.98%;平均相对误差较BP神经网络低76.34%。

3) 将MOPSO算法应用于对架空输电线路的杆塔设计,可以实现导线布置和相序排列方式寻优的自动化。同时,使用MOPSO算法得到的线路布置方案所产生的感应电压和电流值满足开关站设计的技术要求。随着开关站送出工程的进行,GA-BP神经网络以及MOPSO算法对感应电压和电流的高精度预测和自动寻优,对于线路架设过程中的导线布置以及接地开关选型均具有参考价值,以保证工程的顺利开展。同时,后期线路实际运行过程中的监测数据可以不断补充训练数据集,从而进一步优化预测模型的参数,提高模型泛化能力和预测精度。

参考文献:

- [1] 高明鑫,胡志坚,倪识远,等.四回非全线平行线路零序分布参数测量方法[J].电工技术学报,2022,37(6):1351-1364.
- GAO Mingxin, HU Zhijian, NI Shiyuan, et al. Measurement method for zero sequence distribution parameters of four non full line parallel lines[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(6): 1351-1364.
- [2] 杨加伦,夏令志,操松元,等.基于特定重现期的电网舞动区域分布图绘制方法[J].电网与清洁能源,2022,38(5):79-85+94.
- YANG Jialun, XIA Lingzhi, CAO Songyuan, et al. A method for drawing the distribution map of power grid fluctuation area based on a specific recurrence period[J]. Power System and Clean Energy, 2022, 38(5): 79-85+94.
- [3] 冯谟可,王傲群,袁帅,等.国产化电磁暂态仿真平台发展方向分析及展望[J].电力系统自动化,2022,46(10):64-74.
- FENG Moke, WANG Aoqun, YUAN Shuai, et al. Analysis and prospect of the development direction of localized electromagnetic transient simulation platform[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(10): 64-74.
- [4] 商立群,吉宁.基于电磁时间反转理论的非全程同杆双回线故障测距[J].电力系统保护与控制,2022,50(5):128-135.
- SHANG Liqun, JI Ning. Fault location of non full range double circuit lines on the same pole based on electromagnetic time reversal theory[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(5): 128-135.
- [5] 王华彪,李小勇.基于融合注意力机制改进双向长短时记忆网络在电动汽车充电负荷中的预测研究[J].电网与清洁能源,2022,38(6):104-112.
- WANG Huabiao, LI Xiaoyong. Research on improving bidirectional long short term memory network based on fusion attention mechanism for predicting electric vehicle charging load[J]. Power System and Clean Energy, 2022, 38(6): 104-112.
- [6] 黄树帮,陈耀,金宇清.碳中和背景下多通道特征组合超短期风电功率预测[J].发电技术,2021,42(1):60-68.
- HUANG Shubang, CHEN Yao, JIN Yuqing. Ultra short term wind power prediction based on multi-channel feature combination under the background of carbon neutrality[J]. Power Generation Technology, 2021, 42(1): 60-68.
- [7] 肖丽平,吕超,田紫君.统一电能质量调节器的结构及控制策略综述[J].智慧电力,2021,49(12):1-10.
- XIAO Liping, LÜ Chao, TIAN Zijun. Overview of the structure and control strategy of unified power quality regulators[J]. Smart Power, 2021, 49(12): 1-10.
- [8] 朱显辉,于越,师楠,等.BP神经网络的分层优化研究及其在风电功率预测中的应用[J].高压电器,2022,58(2):158-163+170.
- ZHU Xianhui, YU Yue, SHI Nan, et al. Research on layered

- optimization of BP neural network and its application in wind power prediction[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(2): 158-163+170.
- [9] JIANG Q, HUANG R M, HUANG Y C, et al. Application of BP neural network based on genetic algorithm optimization in evaluation of power grid investment risk[J]. IEEE Access, 2019, 7: 154827-154835.
- [10] 朱艳伟, 石新春, 但扬清, 等. 粒子群优化算法在光伏阵列多峰最大功率点跟踪中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(4): 42-48.
- ZHU Yanwei, SHI Xinchun, DAN Yangqing, et al. Application of PSO algorithm in global MPPT for PV array [J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(4): 42-48.
- [11] 江炳蔚, 魏斌, 何浩, 等. 磁耦合谐振式无线电能传输技术在电力系统中的应用[J]. 发电技术, 2022, 43(1): 32-43.
- JIANG Bingwei, WEI Bin, HE Hao, et al. The application of magnetic coupling resonant radio energy transmission technology in power systems[J]. Power Generation Technology, 2022, 43(1): 32-43.
- [12] 姚金霞, 郭志红, 朱振华, 等. 500 kV 同塔双回线路感应电压、电流的研究[J]. 华北电力技术, 2006(1): 23-25+28.
- YAO Jinxia, GUO Zhihong, ZHU Zhenhua, et al. Research on inductive voltage and inductive current of 500 kV double-circuit transmission line[J]. North China Electric Power, 2006(1): 23-25+28.
- [13] 吴田, 徐小康, 黎鹏, 等. 500 kV 交直流同塔输电线路感应电压和电流的多因素分析[J]. 高压电器, 2022, 58(5): 47-55.
- WU Tian, XU Xiaokang, LI Peng, et al. Multi factor analysis on induced voltage and current of 500 kV AC/DC transmission lines on the same tower[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(5): 47-55.
- [14] 时浩, 肖海平, 刘彦鹏. 基于BP神经网络和最小二乘支持向量机的灰熔点预测和对标[J]. 发电技术, 2022, 43(1): 139-146.
- SHI Hao, XIAO Haiping, LIU Yanpeng. Prediction and comparison of ash melting point based on BP neural network and least squares support vector machine[J]. Power Generation Technology, 2022, 43(1): 139-146.
- [15] 韩建富, 肖春, 宋小兵, 等. 基于GA-BP神经网络的能源互联网窃电行为识别方法[J]. 电气传动, 2022, 52(14): 38-44.
- HAN Jianfu, XIAO Chun, SONG Xiaobing, et al. An identification method of electricity theft on energy internet based on GA-BP neural network[J]. Electric Drive, 2022, 52(14): 38-44.
- [16] 魏震波, 鞠啟, 易刚春, 等. 基于改进 LFM 算法的主动解列断面搜索方法[J]. 智慧电力, 2021, 49(4): 82-88.
- WEI Zhenbo, JU Qi, YI Gangchun, et al. An active splitting section search method based on improved LFM algorithm [J]. Smart Power, 2021, 49(4): 82-88.
- [17] 陈永龙, 石麒, 王二庆. 基于 GA 理论与 QPSO-ELM 结合的短期负荷预测方法[J]. 湖南电力, 2022, 42(1): 64-70.
- CHEN Yonglong, SHI Qi, WANG Erqing. Short-term load forecasting method based on QPSO-ELM combined with GA theory[J]. Hunan Electric Power, 2022, 42(1): 64-70.
- [18] 郑云龙, 罗日成, 邹明, 等. 330 kV 同塔双回输电线路下平行运行的 380 kV 线路感应电压电流仿真计算[J]. 电力科学与技术学报, 2021, 36(1): 216-222.
- ZHENG Yunlong, LUO Richeng, ZOU Ming, et al. Induced voltage and current simulation of 380 kV line parallel operating under 330 kV double-circuit transmission lines [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2021, 36(1): 216-222.