

基于自适应遗传优化和神经网络算法的线损预测方法研究

杨军,左威,徐维佳,周佳明,罗庆璇

(国网宁夏电力有限公司 宁东供电公司,宁夏灵武 750411)

摘要:为了提升配电网线损的预测精度,文中对线损的计算、评估方法进行了研究。引入时下流行的人工智能算法实现了线损的智能化、精准化预测。首先搭建单隐藏层的神经网络,该网络使用误差的反向传播算法作为网络的训练方法。为了解决该网络在训练时容易陷入局部最优解的问题,文中结合自适应遗传算法对神经网络结构进行了改造,并通过使用误差阈值来优化神经网络中的连接阈值与偏置,从而避免了网络训练的过拟合现象。为了评估所提算法在线损预测时的预测精度,基于某地区实际的10 kV 配电网的生产数据进行了网络的训练,且在算法仿真时,使用传统的BP神经网络作为对照组。仿真结果表明,文中算法对于线损预测的平均误差为7.23%,相较于BP神经网络算法降低了7.71%,有较明显的改善;经预测,该配电网的线损率在1.21%~5.24%之间,与实际的线损率基本一致。

关键词:线损预测;神经网络;自适应遗传算法;配电网

中图分类号:TN99;TP311

文献标识码:A

文章编号:1674-6236(2022)19-0088-05

DOI: 10.14022/j.issn1674-6236.2022.19.019

Research on line loss prediction method based on adaptive genetic optimization and neural network algorithm

YANG Jun, ZUO Wei, XU Weijia, ZHOU Jiaming, LUO Qingxuan

(Ningdong Power Supply Company, State Grid Ningxia Electric Power Co., Ltd., Lingwu 750411, China)

Abstract: In order to improve the prediction accuracy of distribution network line loss, this paper studies the calculation and evaluation methods of line loss, and introduces the popular artificial intelligence algorithm to realize the intelligent and accurate prediction of line loss. A single hidden layer neural network is built, which uses the error back propagation algorithm as the training method of the network. Then, in order to solve the problem that the network is easy to fall into the local optimal solution during training, the adaptive genetic algorithm to transform the neural network structure is combined. By using the error threshold, the connection threshold and bias in the neural network are optimized to avoid the over fitting phenomenon of network training. In order to evaluate the prediction accuracy of this algorithm in online loss prediction, the actual production data of 10 kV distribution network in a region to train the network is used. In the algorithm simulation, the traditional BP neural network is used as the control group. The simulation results show that the average error of the algorithm for line loss prediction is 7.23%, which is 7.71% lower than that of BP neural network algorithm; It is predicted that the line loss rate of the distribution network is between 1.21%~5.24%, which is basically consistent with the actual line loss rate.

Keywords: line loss prediction; neural network; adaptive genetic algorithm; distribution network

收稿日期:2021-08-19 稿件编号:202108121

基金项目:国网宁东供电公司技术开发项目(D052-300009470-00001)

作者简介:杨军(1973—),男,陕西榆林人,高级工程师。研究方向:安全管理、供电可靠性、同期线损等。

- 88 -

电能是驱动第一产业和第二产业发展的重要动力,用电量是国民经济发展的重要指标^[1-4]。现阶段,我国的电力网络包括发电、输电和配电等多个环节。其中,配电是将电能输送给用电客户的最后一环。因此,配电网络的性能直接关系到用户的用电体验^[5-13]。但近年来,我国电网的发力点主要集中在输电干线上,导致国内配电网的综合线损率远高于西方国家。过高的线损率影响了电网的功能效率,从而造成了电力资源的浪费与经济的损失。随着“碳达峰”、“碳中和”能源战略的提出,线损治理成为了国家电网公司加快构建高效能源体系的必经之路。

对线损的精确预测是找到线损原因的第一步。数据表明,电阻损耗与励磁损耗是导致电能损失的两个主要原因。而10 kV配电网是电网线损的重灾区,该区域的线损占整个电网线损的20%以上。因此,该文针对10 kV配电网的线损治理进行了专项研究。对该电压等级下的线损计算、评估、预测方法进行了介绍,并基于历史线损数据进行分析,通过引入人工智能算法,进而实现了对于线损的精准预测。文中对算法构建的基础理论、设计思路做出了详细的描述,同时基于实际生产数据,对算法的预测效果也进行了仿真评估^[14-16]。

1 理论分析

1.1 神经网络算法

神经网络算法是主流的人工智能算法之一,其在工业界有着较为广泛的应用。该算法将历史线损数据输入到神经网络中,就能够完成网络的训练,并达到线损预测的目的。神经元是神经网络的基本组成结构,其将多个输入信号通过传递函数 $f(*)$ 在网络中进行传递:

$$a = f\left(\sum_{i=1}^n w_i p_i + b\right) \quad (1)$$

其中, $P=[p_1, p_2, \dots, p_n]^T$ 是神经元的输入向量, $W=[w_1, w_2, \dots, w_n]^T$ 是作用在输入向量上的权重向量, b 为输入的偏置。将多个神经元分层划分,即可组成如图1所示的神经网络结构。在该网络中,包含一个输入层 x_n 、一个隐藏层 h_i 及一个输出层 y_m 。

神经网络的信号流向主要包括正向传递和反向传递:

1) 正向传递

在正向传递过程中,信号按照输入层、隐藏层、输出层的顺序流经神经网络的各个层次,最终得到

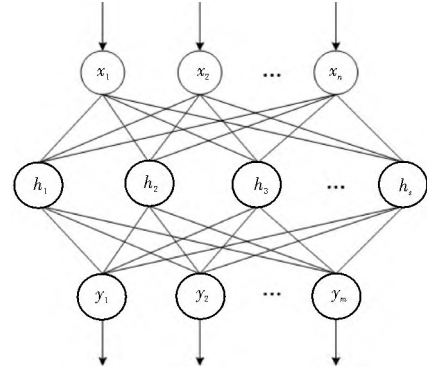


图1 神经网络结构

网络在输出层 y 上的输出值 o_k :

$$n_{-}h_j = \sum_{i=1}^m w_{ij} x_{ij} + b_j \quad (2)$$

$$h_j = f_1(n_{-}h_j) = f_1\left(\sum_{i=1}^m w_{ij} x_{ij} + b_j\right) \quad (3)$$

$$n_{-}o_k = \sum_{j=1}^n v_{jk} h_j + c_k \quad (4)$$

$$= \sum_{j=1}^n v_{jk} f_1\left(\sum_{i=1}^m w_{ij} x_{ij} + b_j\right) + c_k$$

$$o_k = f_2(n_{-}o_k) = f_2\left(\sum_{j=1}^n v_{jk} f_1\left(\sum_{i=1}^m w_{ij} x_{ij} + b_j\right) + c_k\right) \quad (5)$$

2) 反向传递

正向传递后,网络的实际输出值 o_k 与网络的期望输出值 d_k 之间存在一定的误差 e :

$$e = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l (d_k - o_k)^2 \quad (6)$$

误差将由输出层、隐藏层、输入层反向传播,同时基于误差的梯度来调节每个层的连接权值和偏置。并使式(6)不断下降,直至满足算法的误差阈值:

$$\Delta v_{jk} = \eta \sum_{q=1}^p \sum_{k=1}^l (d_k^q - o_k^q) f_2'(n_{-}o_k) o_k \quad (7)$$

$$\Delta c_k = \eta \sum_{q=1}^p \sum_{k=1}^l (d_k^q - o_k^q) f_2'(n_{-}o_k) \quad (8)$$

$$\Delta w_{ij} = \eta \sum_{q=1}^p \sum_{k=1}^l (d_k^q - o_k^q) f_2'(n_{-}o_k) v_{jk} f_1'(n_{-}h_j) x_i \quad (9)$$

$$\Delta b_j = \eta \sum_{q=1}^p \sum_{k=1}^l (d_k^q - o_k^q) f_2'(n_{-}o_k) v_{jk} f_1'(n_{-}h_j) \quad (10)$$

1.2 自适应遗传算法

传统神经网络具有较强的泛化能力,但由于网络结构复杂,且网络参数的确定通常依靠经验,故缺乏科学的理论指导。此外,当误差函数不是严格凸函数且在梯度下降时,算法较容易收敛至局部最优

值,从而影响网络的训练。基于以上分析,通过引入自适应遗传算法优化网络结构和误差阈值,进而避免网络训练的过拟合现象。图2给出了使用BP神经网络的网络参数 w 、 v 、 b 、 c 构造群体中第 i 条染色体的过程。

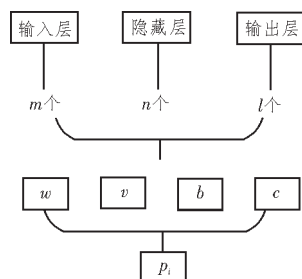


图2 染色体构造

根据自适应遗传理论,对于种群 P ,种群的交叉概率 P_c 与变异概率 P_m 是随着种群的进化而不断变化的:

$$P_c = \begin{cases} \frac{P_{c1} - P_{c2}}{1 + k_c} + P_{c2}, f' > f_{av} \\ P_{c2}, f' \leq f_{av} \end{cases} \quad (11)$$

$$P_m = \begin{cases} \frac{P_{m1} - P_{m2}}{1 + k_m} + P_{m2}, f > f_{av} \\ P_{m1}, f \leq f_{av} \end{cases}$$

其中:

$$k_c = \exp\left(C\left(1 - \frac{2(f' - f_{av})}{f_{av} - f_{\min}}\right)\right) \quad (12)$$

$$k_m = \exp\left(C\left(1 - \frac{2(f - f_{av})}{f_{av} - f_{\min}}\right)\right)$$

上式中, f 为种群的适应度参数, P_{c1} 、 P_{c2} 、 P_{m1} 、 P_{m2} 、 C 为常数。基于自适应遗传算法的适应度函数 F 可以写为:

$$F(i) = \frac{1}{p} \sum_{j=1}^p (\hat{y}_{ij} - y_{ij})^2 \quad (13)$$

通过上文分析能够得到基于自适应遗传算法的BP神经网络结构,且将该网络应用于线损的预测分析,其方法流程如图3所示。

2 方法实现

2.1 实验设计

为验证该文算法的有效性,在某地区的实际配电网数据上进行算法的仿真。首先,对该地区某配电网在2021年4月的数据进行数据清洗操作。清洗的主要工作包括:基于该地区配电网实际的线路编

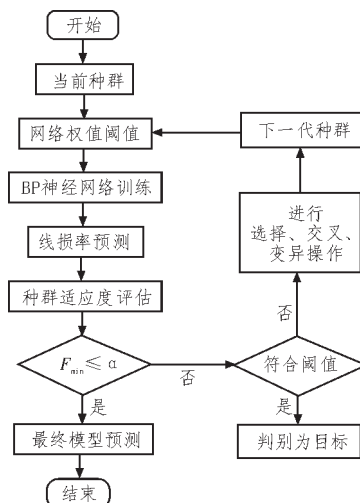


图3 基于自适应遗传算法的神经网络方法流程

号,根据表1中的相关指标来进行数据的筛选,并剔除变压器容量、型号、导线型号等无用指标;然后删除数据中重复、缺失、异常的数据;最终获取了该配电网中374条线路的 $x_1 \sim x_{15}$ 的指标值,以及该线路的实际线损电量。

表1 3D STPP结构参数

参数	电气指标
x_1	月有功电量
x_2	公变月有功供电量
x_3	月无功电量
x_4	公用变压器总容量
x_5	公用变压器台数
x_6	累计长度最大的导线截面积
x_7	线路等效截面积
x_8	公变平均负载率
x_9	主干线截面积
x_{10}	专变月有功供电量
x_{11}	专变月无功供电量
x_{12}	主干线总长度
x_{13}	分支线总长度
x_{14}	线路总长度
x_{15}	截面积相同的导线最大长度

算法使用的计算机仿真环境,如表2所示。

表2 算法仿真环境

项目	参数
CPU	Intel 酷睿i7 1170 K
内存	16 GB DDR4
GPU	NVIDIA GeForce MX 350
操作系统	Windows10.1
编程环境	MATLAB 2019a

设置 $x_1 \sim x_{15}$ 为神经网络的输入向量,且线损电量为神经网络的输出值,并将这些指标的实际运行数据输入到神经网络前。为了消除指标量纲对模型训练、分类的影响,需要先归一化处理所有的数据,且将绝对值转化为相对值,并作为网络的输入。转化的方法如下:

$$d'_i = \frac{d_i - d_{\min}}{d_{\max} - d_{\min}} \quad (14)$$

其中, d_i 是归一化前的结果, d'_i 是归一化后的结果, d_{\min} 和 d_{\max} 分别是该指标采集的数据的最小值与最大值。

该文使用隐藏层层数为1的BP神经网络。在确定自适应遗传算法的相关参数前,还需要确定BP网络隐藏层节点的数目。图4给出了在不同个数隐藏层节点下,BP网络对线损的相对评估误差,且相对误差的计算方法如下:

$$EC = \frac{|\hat{y}_{ij} - y_{ij}|}{y_{ij}} \times 100\% \quad (15)$$

其中, \hat{y}_{ij} 是模型评估的线损值, y_{ij} 是线路的实际线损值。

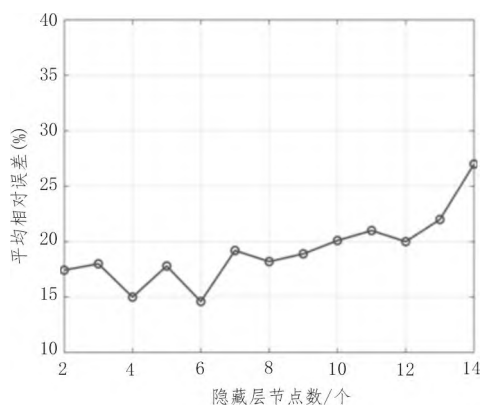


图4 平均评估误差与隐藏层节点数的关系

从图4可以看出,当隐藏层节点数为6时,BP网络具有最小的预测误差;当隐藏层节点数小于6时,神经网络在训练集上可以取得较好的预测效果。但在测试集上,节点数为5的网络评估误差明显大于节点数为6的网络。此时,网络处于过拟合状态。

根据隐藏层节点数,确定算法的其他参数如表3所示。

2.2 仿真结果

该文在BP神经网络的基础上,引入了自适应遗传算法,并在进行算法的预测效果评估时,重点评估该方法对于BP网络的改进效果。

表3 算法参数

名称	参数值
输入层节点数/个	15
输出层节点数/个	1
隐藏层节点数/个	6
学习率	0.025
迭代次数/次	1 500
P_{c1}	0.9
P_{c2}	[0.5,1]
P_{m1}	0.1
P_{m2}	0.05
C	0.90
种群规模	100
收敛判决 ϵ	0.005

表4 测试样本集平均误差分布

相对误差	该文算法(%)	BP神经网络(%)
(0,5%)	33	13
[5%,10%)	60	24
[10%,20%)	5	42
[20%,30%]	2	18
>30%	0	3
平均误差	7.23	14.94

表4给出了自适应遗传改进后的算法和BP神经网络算法在进行线损预测时的误差分布情况。可以看出,该文算法的预测结果有93%的相对误差在10%以内,而BP神经网络算法只有37%的预测结果的相对误差在10%以内;该文算法的预测结果相对误差较多集中在5%~10%之间,而BP神经网络多集中在10%~30%之间。从算法的平均相对误差来看,遗传算法改进后,对于线损预测的平均误差可以降低到7.23%,相较于BP神经网络算法降低了7.71%,有较为明显的改善。该文算法预测得出该配电网络的线损率在1.21%~5.24%之间,与实际网络的线损率基本吻合。

3 结束语

在“碳达峰”、“碳中和”背景下,国家电网公司不断加快构建高效能源体系。线损的治理是提升电网效率的重要途径之一。该文针对电网线损严重的10 kV 配电网络,基于人工智能算法实现了线损的精准预测。在该算法中,使用自适应遗传算法对传统的BP神经网络进行了改进,解决了BP网络在训练中容易陷入局部最优解的问题,提升了BP网络在线损预测时的精确度。仿真结果表明,该文方法对于

线损的治理具有较强的现实意义,且对配电网的线损也具有一定的参考价值。

参考文献:

- [1] Zhang Y, Yang G, Hao X, et al. Research on prediction model of line loss rate in transformer district based on LM numerical optimization and BP neural network[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2019, 52(3): 2095–2102.
- [2] Jin Y, Li Z, Han Y, et al. A research on line loss calculation based on BP neural network with genetic algorithm optimization[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2021, 54(1): 155–165.
- [3] Tan H, Li Y, Yu L, et al. Estimation method of line loss rate in low voltage area based on mean shift clustering and BP neural network[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 54(1): 225–232.
- [4] 李晋国, 周绍景, 李红娇. GRU结合STL分解的短期电量预测方法[J]. 上海电力大学学报, 2020, 36(5): 415–420.
- [5] Wu W, Cheng L, Zhou Y, et al. Benchmarking daily line loss rates of low voltage transformer regions in power grid based on robust neural network[J]. Applied Sciences, 2019, 9(24): 5565–5576.
- [6] Ma Y, Li L, Yin Z, et al. Research and application of network status prediction based on BP neural network for intelligent production line[J]. Procedia Computer Science, 2021, 183(20): 189–196.
- [7] 邓红雷, 张莉彬, 唐崇旺, 等. 一种含分布式电源的配电网三相潮流混合计算方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(14): 10–17.
- [8] 韩冰. 含分布式电源的直流配电网优化控制研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2020.
- [9] 王波, 虞殷树, 贺旭, 等. 计及分布式电源并网安全约束的配电网改接优化模型[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(22): 67–77.
- [10] 方舟, 裘炜浩, 季超, 等. 基于对抗生成网络与BP神经网络的低压台区线损率预测[J]. 浙江电力, 2019, 38(10): 46–51.
- [11] 冷仕鹏, 刘开培, 冉晓洪, 等. 考虑输入变量相关性的输电网区间潮流分析[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(12): 172–179.
- [12] 刘佳. 适应不确定因素的输配电系统优化规划研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2019.
- [13] 刘旭斐, 吴琛, 张丹, 等. 考虑后效性的柔性直流输电黑启动方案评估方法[J]. 电力科学与技术学报, 2020, 35(6): 110–116.
- [14] 刘亚丽, 李英娜, 李川. 基于遗传算法优化BP神经网络的线损计算研究[J]. 计算机应用与软件, 2019, 36(3): 72–75.
- [15] 韩平平, 潘薇, 张楠, 等. 基于负荷预测和非支配排序遗传算法的人工相序优化方法[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(20): 71–78.
- [16] 王川. 基于配网线路同期线损计算的配网线路线损管理[D]. 扬州: 扬州大学, 2020.
- [9] 马潇潇, 陆钢, 付斌章, 等. 非连续数据网络通信实现方法和性能分析[J]. 计算机学报, 2020, 43(6): 153–168.
- [10] 李孔泽, 区春燕. 基于统计方法的远程通信数据传输实验系统[J]. 电子设计工程, 2019, 27(14): 163–166.
- [11] 陈江兴, 姚远, 岳智. 面向大数据的布里渊光纤应变远程检测系统[J]. 信息技术, 2020(2): 126–129, 134.
- [12] 曹康华, 董伟伟, 汪锦量, 等. 基于虚拟蜜网的用电信息采集系统攻击检测方法[J]. 计算机科学, 2019, 46(2): 455–459.
- [13] 夏卓群, 曾悠优, 尹波, 等. 电力网络中基于物理信息的虚假数据入侵检测方法[J]. 信息安全, 2019, 220(4): 35–42.
- [14] 陈涛, 刘姗姗, 梁修荣. 一种新的无线传感网络干扰攻击检测技术[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(12): 243–245.
- [15] 马顺利. 基于LoRaWAN的网络安全态势数据自动化检测[J]. 科技通报, 2019, 35(10): 132–135, 140.
- [16] 张定华, 胡祎波, 曹国彦, 等. 面向工业网络通信安全的数据流特征分析[J]. 西北工业大学学报, 2020, 38(1): 199–208.