

DOI:10.19651/j.cnki.emt.1802386

智能配电网环境下负荷预测研究

张新阳¹ 李 辉¹ 保 富¹ 欧阳文佳² 张 翔²

(1.云南电网有限责任公司信息中心 昆明 650217; 2.国网信通亿力科技有限责任公司 福州 350003)

摘要: 智能配电网环境下,负荷预测精度的高低影响着电网运行的安全性和经济性,为了提高负荷预测精度,提出了人工鱼群-反向传播算法(AFSA-BP)的电力负荷预测模型。传统BP算法由于输入神经元,隐层神经元和输出神经元之间的初始权值和阈值为随机获取,降低了算法的收敛速度和预测精度,采用AFSA算法对BP算法的初始权值和阈值进行全局寻优,获得最优的网络模型。在分析了电力系统负荷特性的基础上,采集历史负荷数据,天气和节假日信息,采用AFSA-BP算法建立短期负荷预测模型。为了验证该算法的准确性,分别采用BP、最小二乘-支持向量机(LS-SVM)、AFSA-BP算法对某省的电力负荷进行仿真实验,AFSA-BP算法的均方根误差(RMSE)为0.0862,而BP算法和LS-SVM算法的RMSE分别为0.2558和0.1522,结果验证了AFSA-BP算法适用于短期电力负荷预测。

关键词: 人工鱼;BP;智能配电网;负荷预测

中图分类号: TM711;TN0 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470

Study on load forecasting in the smart grid environment

Zhang Xinyang¹ Li Hui¹ Bao Fu¹ Ouyang Wenjia² Zhang Xiang²

(1. Yunnan Power Grid Co Information Center, Kunming 650217, China;

2. State Grid Info-Telecom Grate Power Scienceand Technology Co.,Ltd, Fuzhou 350003, China)

Abstract: The safety and economy of power grid operation are affected by load forecasting accuracy in the intelligent distribution network environment. It reduces the convergence speed and prediction accuracy of the algorithm, which randomly access the input neurons, neurons in hidden layer and output neurons between the weights and thresholds in BP algorithm. In order to obtain the optimal model of the network, this paper uses AFSA algorithm for the initial weights and threshold of BP algorithm for global optimization. The AFSA-BP short-term load forecasting model is established, based on the analysis of the power system load characteristics. In order to verify the accuracy of the algorithm, BP, LS-SVM, AFSA-BP algorithm is used to power load simulation, respectively. The RMSE value calculated by AFSA-BP, BP and LS-SVM algorithm are 0.0862, 0.2558 and 0.1522 respectively, which verifies that the AFSA-BP algorithm is suitable for short-term power load forecasting.

Keywords: artificial fish; BP; intelligent distribution network; load forecasting

0 引 言

随着电网投资力度的加大,大量分布式电源接入电网,促使智能配电网的建设成为一项重大国家战略,在此背景下,负荷预测的精度影响着电网运行的安全与经济问题,主要体现在高精度的负荷预测可以合理地调度分布式电源;指导电力用户避开用电高峰,降低电网负荷压力;高精度的负荷预测可以指导电力设备的检修及发电设备的启停^[1-4]。

由于智能配电网的迅速发展,新的电网规划及策略的制定都需要高精度的电力负荷预测作为支撑,对于智能电网环境下如何提高电力负荷预测精度的问题,众多科研人

员做出了不懈的努力。文献[5]提出了一种改进的智能配电网超短期负荷预测模型,解决超短期实时预测节点负荷的小周期问题,求取配电网超短期负荷预测值,并反馈给上位机,提高预测精度,实验结果说明了该模型具有较高的负荷预测精度和效率。文献[6]提出了“人工智能+”的智能电网预测分析,对新能源,负荷,静态电压等方面的人工智能预测方法进行了展望,并对改进方法提出了建议。文献[7]在负荷预测中考虑了实时电价的影响,采用长短期记忆循环神经网络建立负荷预测模型,最后的算例仿真验证了所提模型具有更高的预测精度。文献[8]提出了一种云计算环境下智能电网短期负荷预测方法,获得短期负荷概

率密度函数,构建支持向量-分位数回归预测模型,实验结果表明该方法具有较高的预测精度和效率。文献[9]采用主成分分析(PCA)方法提取出对电力负荷预测影响的主要因素,采用 ARMA 模型进行负荷预测,算例仿真结果表明该方法具有较高的预测精度。

1 电力系统负荷特性分析

配电网负荷预测结果受到很多因素影响,比如季节,天气,区域,经济状况等,一般情况下配电网负荷预测的步骤为采集需要预测负荷地区的历史负荷数据,选择适合的算法建立数据预测模型,对未来某一段时间段进行负荷预测。

短期负荷预测是全面了解电力用户的用电情况,决策人员合理安排电力调度,制定发电及检修计划的基础,在进行负荷预测的时候,需要满足以下基本理论:预测的负荷可以通过历史情况及当前状态进行估算的;预测的结果可能会因影响因素的不同结果不同,要综合影响因素的比重,确定出适宜的预测模型;被预测的负荷变化是连续的;可以根据历史数据对未来某一时时间点的负荷进行预测,负荷使用情况具有相似性;将预测对象作为一个完整的系统,将内部及外部影响因素同时考虑在内;当预测精度较差的时候,可以通过调节预测模型来建立理想的模型,获得较高的预测精度。电力负荷预测受季节,区域影响较大,具有不准确性;想要获得准确的预测模型,必须充分考虑对其有影响的各个因素,建立精确的数学模型;电力负荷预测具有时间范围;而且负荷具有日、周、月、季周期性的特点。想要获得高精度的负荷预测结果,需要有合理的历史数据,预测模型在该地域的负荷预测中具有可靠性,建立的模型需要考虑天气,区域,温度等因素,智能配电网短期负荷预测的流程如图 1 所示。

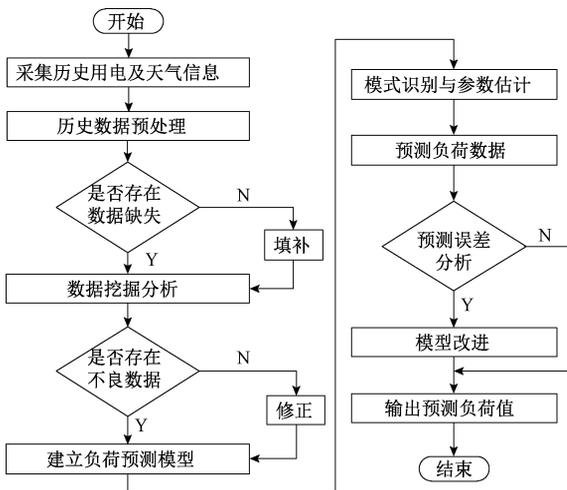


图 1 负荷预测模型流程

在选择样本时,需要与预测的负荷时间点处于同一季节内,构建预测模型时将天气及假期因素考虑在内。在采

集样本数据信息时,由于各种原因可能会导致异常数据的出现,此时需要对异常数据进行不良数据删除,清洗等操作,然后对采集的数据进行数据归一化操作。负荷数据进行归一化,日期类型归一化时,工作日为 0,节假日为 1,对天气情况进行归一化处理如表 1 所示。

表 1 天气因素归一化处理

天气	晴	多云	阴	小雨	中雨	大雨	小雪	中雪	大雪
数值	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1

2 人工鱼群-反向传播算法(AFSA-BP)

2.1 BP 数学模型

BP 神经网络由 Rumelhart 提出,通过反向误差调整来修正模型,获得最佳输出结果,BP 网络包括输入层、隐含层、输出层 3 层,隐层为一层的 BP 神经网络如图 2 所示^[10-13]。

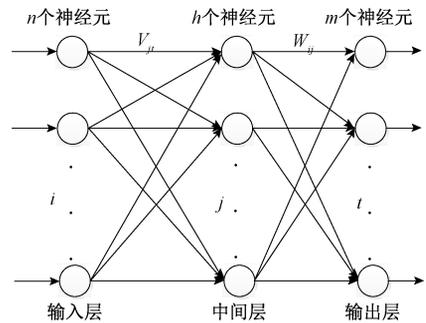


图 2 BP 神经网络数学模型

设输入层 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, 隐层 $\mathbf{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_h)^T$, 输出层 $\mathbf{O} = (o_1, o_2, \dots, o_m)^T$, 样本实际输出。输入层与隐层,隐层与输出层之间的权值记作 $\mathbf{V} = (V_1, V_2, \dots, V_n)^T, \mathbf{W} = (W_1, W_2, \dots, W_m)^T$ 。 $f(x)$ 是激励函数,第 k 个神经元的输入输出分别为:

$$o_k = f(net_k) \quad k = 1, 2, \dots, m \tag{1}$$

$$net_k = \sum_{j=1}^h \omega_{jk} y_j \quad k = 1, 2, \dots, m \tag{2}$$

第 j 个隐层神经元的输入输出表示为:

$$y_j = f(net_j) \quad k = 1, 2, \dots, h \tag{3}$$

$$net_j = \sum_{i=1}^n v_{ij} x_i \quad j = 1, 2, \dots, h \tag{4}$$

实际输出与期望输出的误差记作:

$$E = \frac{1}{2} (D - O)^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (d_k - o_k)^2 \tag{5}$$

通过调整 v_{ij}, ω_{ij} 的函数来降低误差 E 。

$$\Delta v_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial v_{ij}} \quad i = 1, 2, \dots, n \tag{6}$$

$$\Delta \omega_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \omega_{jk}} \quad j = 1, 2, \dots, h \tag{7}$$

权值调整过程为:

$$\Delta v_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial v_{ij}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial net_j} \frac{\partial net_j}{\partial v_{ij}} \quad (8)$$

$$\Delta \omega_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \omega_{jk}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial \omega_{jk}} \quad (9)$$

$$E = \frac{1}{2} (D - O)^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (d_k - f(\sum_{j=1}^h \omega_{jk} y_j))^2 \quad (10)$$

隐层到输出层权值调整公式为:

$$\Delta \omega_{jk} = \eta (d_k - o_k) f'(net_k) y_j \quad (11)$$

输入层到隐层权值调整公式为:

$$\Delta v_{ij} = \epsilon \sum_{k=1}^m (d_k - o_k) f'(net_k) \omega_{jk} \quad (12)$$

则有:

$$\Delta \omega_{jk} = \eta (d_k - o_k) o_k (1 - o_k) y_j \quad (13)$$

$$\Delta v_{ij} = \eta \sum_{k=1}^m ((d_k - o_k) o_k (1 - o_k) \omega_{jk} y_j x_i) \quad (14)$$

2.2 AFSA 数学模型

AFSA 是 2002 年提出的一种群智能算法,以人工鱼来模拟鱼群的觅食,聚群,追尾和随机行为,实现寻优^[14-16]。

图 3 所示 X 是鱼的位置,visual 为鱼的视野, X_v 是当前视线点。当视线内的营养高于当前点,则下一时刻由 X_v 行进到 X_{v+1} ,若视线内没有营养高于当前点,则转换视角继续寻找。设 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, $X_v = (x_{v1}, x_{v2}, \dots, x_{vn})$,寻优过程可表示为:

$$x_{vi} = x_i + visual \cdot rand() \quad (15)$$

$$X_{v+1} = \frac{X_v - X}{\|X_v - X\|} \cdot step \cdot rand() \quad (16)$$

式中:rand()为随机(0,1)之间的数;step 为鱼游动步长。

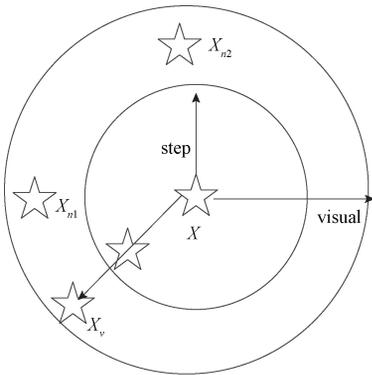


图 3 人工鱼视觉示意图

$X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 表示鱼群当前位置; $Y_i = f(x_i)$ 为食物浓度, x_i 是自变量, Y_i 是目标; n 是鱼群数目; $d_{ij} = \|x_i - x_j\|$ 表示第 i 条鱼与第 j 条鱼之间的距离; δ 为拥挤度因子;try_number 为试探次数。

1) AFSA 算法行为

(1)觅食行为。记当前位置为 x_i ,随机下一时刻位置为 x_j ,若 $Y_i < Y_j$,向 x_j 方向移动一步,然后再随机下一随

机点进行移动,重复此过程。

$$\begin{cases} x_j = x_i + rand() \cdot step \cdot \frac{x_j - x_i}{\|x_j - x_i\|}, Y_i < Y_j \\ x_j = x_i + rand() \cdot step, Y_i \geq Y_j, \text{未达到 try_number} \\ x_j = x_i + rand() \cdot visual, Y_i \geq Y_j, \text{未达到 try_number} \end{cases} \quad (17)$$

(2)聚群行为。鱼的当前位置为 x_i ,对应的食物浓度 Y_i ,视线内有 n_f 条鱼,拥挤程度 δ 。若 $Y_c/n_f > \delta Y_i$,说明中心点 x_c 食物浓度高且不拥挤,鱼趋向于 x_c 移动一步。

$$\begin{cases} x_j = x_i + rand() \cdot step \cdot \frac{x_c - x_i}{\|x_c - x_i\|}, Y_c/n_f > \delta Y_i \\ \text{觅食行为}, & \text{其他} \end{cases} \quad (18)$$

(3)追尾行为。鱼的当前位置为 x_i ,对应的食物浓度 Y_i ,视线内食物浓度最高的点为 x_{max} ,若 $Y_{max}/n_f > \delta Y_i$,说明 x_{max} 点的鱼食物浓度最高且不拥挤,当前鱼向其游动一步。

$$\begin{cases} x_j = x_i + rand() \cdot step \cdot \frac{x_{max} - x_i}{\|x_{max} - x_i\|}, Y_{max}/n_f > \delta Y_i \\ \text{觅食行为}, & \text{其他} \end{cases} \quad (19)$$

2) AFSA 算法步骤

(1)初始化 AFSA 算法。随机产生 N 条鱼,设置寻食次数 try_number,迭代次数 NC,最大迭代次数 NC_max,步长 step,拥挤因子 δ ,视线范围 visual^[14]。

(2)初始化公告板。求取当前位置每个鱼的状态值,并进行记录。

(3)选择行为。计算每条鱼的聚群值和追尾值,向值较大者进行运动。若缺省状态则为觅食行为。行为选择完成后,将各个状态值与记录值比较,取最优状态进行记录。

(4)判断 NC 是否达到 NC_max。达到则停止迭代,取最优值输出。若未达到,则继续步骤(3),NC+1。

2.3 AFSA-BP 算法

采用 AFSA 对 BP 算法进行改进时,设 BP 网络含 I 个输入, J 个隐层, K 个输出。 $v_{ij}, \mu_i, \omega_{jk}, \theta_k$ 分别是第 j 个输入与隐层 i 之间的权值、第 i 个隐层的阈值、第 k 个输出神经元与第 j 个隐层神经元之间的权值、第 k 个输出神经元的阈值。 $v_{ij}, \mu_i, \omega_{jk}, \theta_k$ 为需要寻优的参数,采用 AFSA 算法对其进行优化,每条鱼记作:

$$X = X(v_{11}, \dots, v_{1I}, \mu_1, \dots, v_{IJ}, \dots, v_{IJ}, \mu_J, \dots, \omega_{1K}, \dots, \omega_{JK}, \theta_K) \quad (20)$$

式中: $v_{11}, \dots, v_{1I}; \mu_1$ 是输入层到第 1 个隐层神经元的权值和阈值。 $v_{IJ}, \dots, v_{IJ}, \mu_J$ 是输入层到第 J 个隐层神经元的权值和阈值。 $\omega_{1K}, \dots, \omega_{JK}$ 和 θ_K 是隐层神经元到第 K 个输出神经元的权值和阈值。则 AFSA-BP 网络的流程如下所示。

1)确定 BP 网络结构。 I 个输入神经元, J 个隐层神经元, K 个输出神经元。

2)根据 BP 网络结构确定人工鱼的维度。

3)初始化鱼群算法。初始化种群,感知距离,最大步

长,拥挤度因子,最大迭代次数等信息。

4) 随机初始化人工鱼群,记迭代次数 $Gen=0$ 。

5) 根据适应度函数求取最佳食物源,计入公告板。

6) 人工鱼进行种群迭代,将没代的最佳食物源作为下次趋近点。

7) 更新公告板。

8) 判断是否达到设定阈值或达到最大迭代次数,若达到则停止迭代,若未达到则转步骤 6) 继续。

9) 将人工鱼优化获得的参数作为 BP 算法的参数。

3 算例仿真

为了验证 AFSA-BP 算法在智能配电网环境下负荷预测的准确性,选取某省电力公司 2018 年 3 月 5 日到 4 月 5 日的负荷数据作为样本数据训练网络模型,选取 4 月 6 日的负荷数据作为测试数据,用于检测算法的预测精度。其中,人工鱼的种群数选取为 30, $visual = 3.5$, $step = 1.5$, $\delta = 0.6$ 。分别采用 AFSA-BP 算法,基本的 BP 算法及最小二乘-支持向量机(LS-SVM)算法进行负荷预测,预测结果如图 4 所示,3 种算法的均方根误差(RMSE)如表 2 所示。

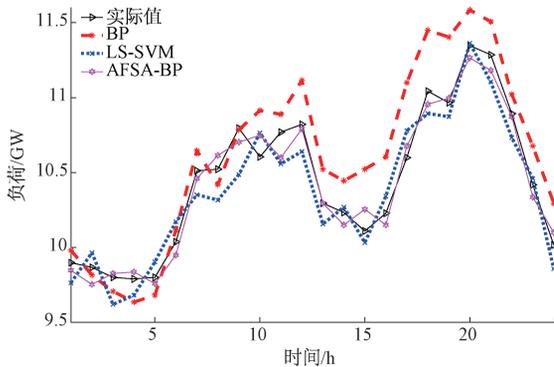


图 4 负荷预测对比

表 2 误差对比

算法	RMSE
BP	0.255 8
LS-SVM	0.152 2
AFSA-BP	0.086 2

从图 4 可以看出,采用 AFSA-BP 方法相比于 BP 算法和 LS-SVM 算法,负荷预测曲线与实际负荷曲线更接近;从表 2 可以看出,AFSA-BP 算法的 RMSE 为 0.086 2,而 BP 算法和 LS-SVM 算法的 RMSE 分别为 0.255 8 和 0.152 2;从上述仿真对比中可以看出 AFSA-BP 算法预测的短期电力负荷值精度更高,验证了其应用于短期负荷预测的适用性。

4 结 论

为了提高智能配电网环境下短期负荷预测的精度,提

出了采用人工鱼群算法优化的 BP 神经网络模型 AFSA-BP,并采用 AFSA-BP 算法建立配电网短期负荷预测模型。传统 BP 算法的神经元之间的连接权值和阈值为随机生成,不利于算法的快速收敛及寻优,且降低了预测精度,采用 AFSA 的全局搜索能力,优化 BP 神经元之间的权值和阈值,从而获得适用于预测模型的网络参数,提高 BP 网络的预测精度。将 AFSA-BP, BP, LS-SVM 算法应用于配电网短期负荷预测,仿真对比验证了 AFSA-BP 算法预测精度更高,更适用于短期电力负荷预测。

参考文献

- [1] 陈鸿琳,李欣然,冷华,等.运用 PSO 和 GRNN 的短期负荷二维组合预测[J].电力系统及其自动化学报,2018,30(2):85-89.
- [2] 张凌云,肖惠仁,吴俊豪,等.电力系统负荷预测综述[J].电力大数据,2018,21(1):52-56.
- [3] 张凤林,陈峦,姚亮,等.基于信赖域法改进的 BP 网络在新能源并网方面的研究[J].可再生能源,2018,36(1):43-50.
- [4] 蒋玮,黄丽丽,祁晖,等.基于分布式图计算的台区负荷预测技术研究[J].中国电机工程学报,2018,38(12):3419-3430.
- [5] 牛文楠,鲍鹏飞,邓琨,等.智能配电网超短期负荷状态估计模型的改进[J].电源技术,2018,42(3):438-441.
- [6] 吴倩红,韩蓓,冯琳,等.“人工智能+”时代下的智能电网预测分析[J].上海交通大学学报,2018,52(10):1206-1219,1266.
- [7] 李鹏,何师,韩鹏飞,等.基于长短期记忆的实时电价条件下智能电网短期负荷预测[J/OL].电网技术,2018;1-8.https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2018.0433.
- [8] 王萍,李磊,胡聪,等.云计算环境下智能电网短期负荷预测方法[J].科学技术与工程,2018,18(7):153-158.
- [9] 罗义旺.基于结构化数据的用电需求预测研究[J].电子测量技术,2018,41(12):21-26.
- [10] 杨淑霞,韩奇,徐琳茜,等.基于鱼群算法优化 BP 神经网络的电力客户满意度综合评价方法[J].电网技术,2011,35(5):146-151.
- [11] 陈帅,王勇,吕丰,等.基于粒子群 BP 神经网络的短期电力负荷预测[J].上海电力学院学报,2014,30(2):131-135.
- [12] 张宗华,赵京湘,卢享,等.基于遗传算法的 BP 神经网络在电力负载预测中的应用[J].计算机工程,2017,43(10):277-282,288.
- [13] 朱晓明.BP-灰度模型的电力负荷预测模型研究[J].科技通报,2013,29(8):50-52,55.
- [14] 刘双印.基于改进 AFSA 算法的 BP 神经网络的研究[J].计算机工程与设计,2009,30(20):4719-4721,4765.
- [15] 高雷卓,高晶,赵世杰.人工鱼群算法优化 SVR 的预测模型[J].统计与决策,2015(7):13-16.
- [16] 段其昌,唐若笠,徐宏英,等.粒子群优化鱼群算法仿真分析[J].控制与决策,2013,28(9):1436-1440.

作者简介

张新阳,硕士研究生,主要研究方向为电力信息化、数据资产、大数据。

E-mail:1229285136@qq.com