

基于鸽群优化 BP 神经网络的短期电力负荷预测方法研究

白苏赫 张铭飞 李 丁 彭丹阳

(华北水利水电大学, 河南 郑州 450045)

摘要: 针对短期负荷预测精度低、准确性较差等问题, 本文提出将鸽群优化算法和误差反向传播 (Back Propagation, BP) 神经网络模型相结合用于短期电力负荷预测研究。本文介绍了鸽群优化算法的原理以及算法模型, 并利用鸽群优化算法对 BP 神经网络的权值和阈值进行优化, 得到 BP 神经网络预测模型的最优参数, 构建负荷预测模型。对某市 7 月的平均负荷预测来验证预测模型的有效性, 其结果表明, 改进的模型能够降低 BP 神经网络的预测误差, 提高预测精度, 并具有一定的普适性。

关键词: 负荷预测; 鸽群算法; BP 神经网络

中图分类号: TP18 文献标识码: A 文章编号: 1003-9767 (2021) 19-039-04

Research on Short-Term Load Forecasting Method Based on Pigeon Group Optimization BP Neural Network

BAI Suhe, ZHANG Mingfei, LI Ding, PENG Danyang

(North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou Henan 450045, China)

Abstract: Aiming at the problems of low accuracy and poor accuracy of short-term load forecasting, this paper proposes the combination of pigeon swarm optimization algorithm and back propagation (BP) neural network model for short-term power load forecasting. This paper introduces the principle and algorithm model of pigeon swarm optimization algorithm, optimizes the weight and threshold of BP neural network by using pigeon swarm optimization algorithm, obtains the optimal parameters of BP neural network prediction model, and constructs load prediction model. The results show that the improved model can reduce the prediction error of BP neural network, improve the prediction accuracy, and has certain universality.

Keywords: load forecasting; pigeon swarm algorithm; BP neural network

0 引言

随着我国经济运行总体平稳、经济结构持续优化, 城乡居民用电量需求快速增长, 我国高质量的电力能源供应为整个国家的高效、稳定发展提供了重要的保障。

随着对于电力负荷预测的研究历史的发展, 国内外专家在预测方法方面做了大量的工作并取得了一定的成效。随着研究方法的发展, 越来越多的研究朝着优化方法和预测模型相组合的方向发展。王克杰^[1]等人提出一种将猫群 CSO 和 BP 神经网络相结合用于短期负荷预测, 利用猫群算法对神经网络的权值和阈值进行优化。段海滨^[2]等人介绍了鸽群优化模型, 并对其在无人机编队、控制参数优化、图像处理等领域的典型应用进行了评述, 并且展望了鸽群算法未来的发展方向。徐晴^[3]等人提出一种基于岭回归估计的 RBF 神经网络

短期电力负荷预测方法, 该方法利用机器学习算法 RBF 在非线形拟合方面的优势, 有效消除输入多重共线性问题。结果表明, 改进后的预测精度得到了提高。肖白^[4]等人提出基于多级聚类分析和支持向量机的空间负荷预测方法, 充分利用了元胞负荷和元胞属性之间的相关联系改善了空间负荷预测的效果。工程实例表明了该方法的实用性和有效性。陆继翔^[5]等人提出一种卷积神经网络和长短期记忆网络 (Convolutional Neural Networks-Long Short Term Memory, CNN-LSTM) 混合神经网络模型的短期负荷预测方法, 将海量的历史负荷数据、气象数据、日期信息以及峰谷电价数据按照时间滑动窗口构造连续特征图作为输入, 先用 CNN 提取了特征向量, 将特征向量以时序序列方式构造并作为 LSTM 网络输入数据, 再用 LSTM 网络进行短期负荷预测。经过验证, 所提出的组

作者简介: 白苏赫 (1995—), 女, 满族, 辽宁抚顺人, 硕士研究生在读。研究方向: 电力系统与控制。

合模型的方法比标准的 LSTM 网络模型具有更高的预测精度。李龙^[6]等人以静态 ZIP 负荷模型为基础,分析了影响负荷模型的因素,采用人工神经网络方法,对最大、最小负荷时刻的负荷模型参数进行预测。提高了预测准确性。谷云东^[7]等人提出一种基于边权综合模糊推理的多模型综合预测方法并验证其可靠性。马龙^[8]等人针对粒子群算法后期容易发出现收敛速度较慢、精度降低、早熟及开发区探索能力较弱等问题,提出引入改进鸽群搜索算子的粒子群优化算法,采用 Beta 反向学习策略进行种群的初始化,实现种群粒子分布的多样性。林娜^[9]等人针对基本鸽群算法收敛速度较慢且不稳定的问题,提出自适应权重鸽群算法,引入自适应权重系数队中群众个体的速度和位置进行计算,以提高航路规划质量和效率。单鑫^[10]等人针对离散制造车间复杂性、约束性特点,以车间总能耗最小为优化目标,提出了一种求解离散车间能小优化的离散型指是鸽群算法,提高了算法的收敛性和寻优能力。

在此基础上,本文提出一种结合鸽群算法 PIO 和 BP 算法相结合的短期负荷预测的方法。鸽群算法优化模型参数,输入的数据包括负荷、温度、湿度等。并通过某市 7 月 11 月的电力负荷预测验证了鸽群算法优化 BP 神经网络预测模型的准确度。

1 电力负荷数据分析

电力系统负荷预测通常按照时间分类,分为长期、中期和短期和超短期预测。本文针对研究短期负荷预测中的日负荷预测。电力负荷大小受环境、地区、经济水平及节假日等情况的影响,一天内负荷会出现一定波动且负荷会出现以天、周为单位的类似周期性的变化。图 1 所示为某地区某工作日负荷。

由图 1 可以得出结论:07:30 后大量工厂企业开始上班用电负荷上升非常明显,大概到 11:15 达到波峰;11:30—12:15 企业逐渐开始午休;13:15 企业工厂逐渐复工,负荷开始上升,17:00 达到第二个波峰后开始下降;18:15 后,负荷由商业用电转为居民用电;21:00 后用电负荷持续下降,0 点后负荷变化不大。

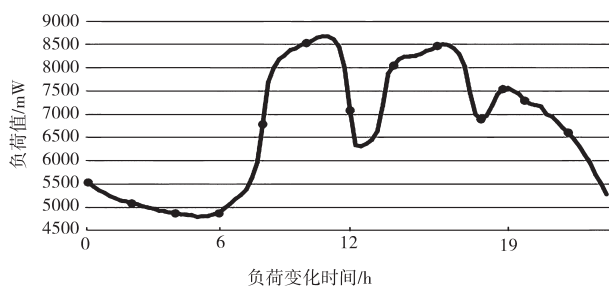


图 1 某工作日负荷变化曲线

该地区某休息日负荷,如图 2 所示。

由图 2 可以得出结论:休息日用电负荷大概在 7:30 开始增加;全天内除了 12:15—13:15 的午休时间负荷较小,其他时间段使用量均较大。休息日平均负荷低于工作日负荷,这是由于休息日大量企业工业停工造成的。

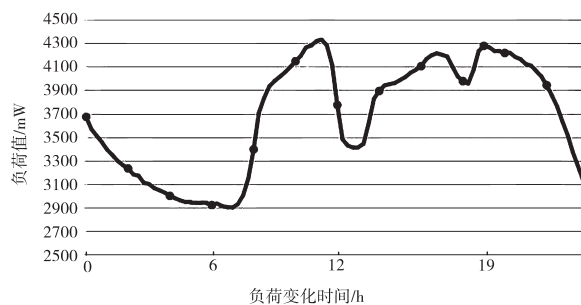


图 2 某休息日负荷变化曲线

图 3 为 7 月平均负荷随时间变化曲线,由上文分析可知,图 3 中负荷跳跃较大的点为节假日负荷。观察图 3 可得到,用电负荷随气温的变化而变化。在气温较低时,用电负荷较低;气温较高时,用电负荷较高。图 4 为 12 月平均负荷随时间变化曲线。观察图 3 图 4 可知,温度较低的月份其最高日平均用电负荷大概和温度较高月份最低日平均用电负荷持平。这种变化规律主要取决于人们生活用电的需求变化。

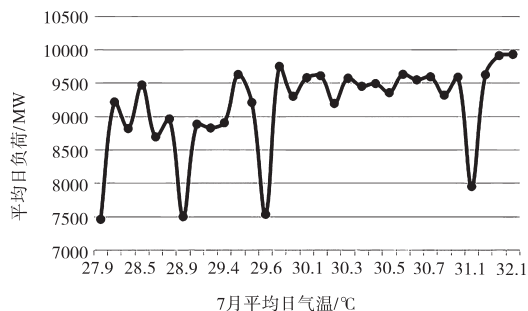


图 3 7 月平均负荷随时间变化曲线

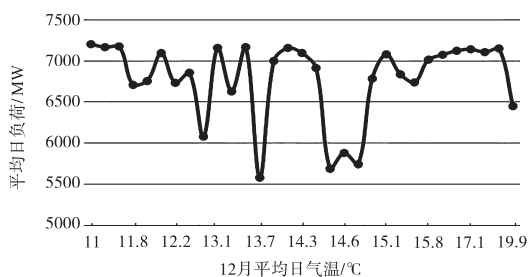


图 4 12 月平均负荷随时间变化曲线

综上,电力负荷的变化和时间、日期类型、温度存在一定的关系,且电力负荷存在规律性的波动,为负荷预测研究提供了基础。为了保证负荷预测研究的准确性,本文利用 BP 神经网络进行研究。

2 预测模型搭建

BP 神经网络属于多层感知器的一种,但是相比于多层感知器的前馈神经网络,BP 神经网络多了一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络。BP 是现在使用最广泛的神经网络之一。BP 神经网络可以学习和存储大量输入输出的映射关系,适合应用在数据繁多、影响因素较多的电力系统负荷预测的研究中。BP 神经网络的学习规则是使用最快速下降法,通过反向传播来不断调整网络的权值和阈值,使网络的误差平方和最小。简单来说,BP 神经网络的信号是前向传播的,

而误差是反向传播的。

训练神经网络时，当实际输出与期望输出不相符时，进入误差的反向传播阶段。误差通过输出层后，按误差梯度下降的方式修正各层权值，向隐含层、输入层逐层反传。信息正向传播和误差反向传播周而复始的过程就是各层权值不断调整的过程。在梯度下降法中，只要满足该点在参数空间中的梯度为零就可以成为局部最优点，但是局部最优点不一定是全局最优点。本文采用鸽群算法对BP神经网络进行参数寻优，鸽群算法原理简单，需要调整的参数极少、基于实现，与其他算法相比具有鲁棒性较强、计算简单等优点。

2.1 鸽群算法研究

影响鸽群归巢的关键原因可分为3类：第一个原因是太阳，第二个原因是地球的磁场，第三个原因是标注性地貌景观。鸽子在飞行的过程中，根据不同的情况会使用不同的巡航工具。在距离目的地较远时，鸽子在地磁场和地标建筑的帮助下到达目的地；在接近目的地时，鸽子利用地貌景象对目前的方向实施修正，直到到达精确的目的地。根据鸽子在飞行的不同阶段利用不同的导航工具这一机制，提出两种中不同的算子模型。

2.1.1 地图和指南针算子

鸽子的喙结构上有磁感应结构，在飞行中使用磁性物体感知地磁场，然后在头脑中形成地图。鸽子把太阳盖度作为指南针来调整飞行方向，当它们接近目的地时，对太阳和磁性物体的依赖性减小。

在鸽群优化模型中，使用虚拟的鸽子模拟导航的过程，初始化鸽子的位置和速度，并且在多为搜索空间中，各自的位置和速度在每一个迭代中都会得到更新。

$$X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}] \quad (1)$$

$$V_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}] \quad (2)$$

式中, $i=1, 2, \dots, N$ ，每只鸽子依据：

$$X_i^{Nc} = X_i^{Nc-1} + V_i^{Nc} \quad (3)$$

$$V_i^{Nc} = V_i^{Nc-1} e^{-R \times Nc} + rand(X_{gbest} - X_i^{Nc-1}) \quad (4)$$

更新其位置 X_i 及速度 V_i

$$X_i^{Nc} = X_i^{Nc-1} + V_i^{Nc}$$

式中： R 是地图和指南针因数，取值范围设定成 $0 \sim 1$ ； $rand$ 是取值范围在 $0 \sim 1$ 的随机数； N_c 是目前迭代次数； X_{gbest} 是在 N_c-1 次迭代循环后，通过比较所有鸽子的位置得到的全局最优位置。当循环次数达到所要求的迭代次数后，停止地图和指南针算子的工作，进入到地表算子中继续工作。

2.1.2 地标算子

地标算子有用来模拟导航工具中地标对鸽子的影响。当鸽子飞近目的地时，鸽子更多地依赖附近的地标。如果鸽子对所处的位置地表不熟悉时，则在附近鸽子的带领下进行飞

行，当找到标志性建筑物或者熟悉位置时，则根据经验自由飞行。在地标模型中，在每一代中用 N^{Nc} 来记录一半鸽子的个数，那些远离目的地的鸽子对地表不熟悉，它们将不再有分辨路径的能力。 X_{center}^{Nc-1} 为第 N_c-1 代所有各自的中心位置，假如每只鸽子都可以飞直线距离到达目的地，将有如下公式：

$$X_{center}^{Nc-1} = \frac{\sum_{i=1}^{N^{Nc-1}} X_i^{Nc-1} F(X_i^{Nc-1})}{N^{Nc-1} \sum_{i=1}^{N^{Nc-1}} F(X_i^{Nc-1})} \quad (5)$$

$$N^{Nc} = \frac{N^{Nc-1}}{2}$$

$$X_i = X_i^{Nc-1} + rand(X_{center}^{Nc-1} - X_i^{Nc-1}) \quad (6)$$

X_i 为鸽子更新后的位置，其中：

$$F(X_i^{Nc-1}) = \begin{cases} \frac{1}{fitness(X_i^{Nc-1}) + \varepsilon}, & \text{针对最小化问题} \\ fitness(X_i^{Nc-1}), & \text{针对最大化问题} \end{cases} \quad (7)$$

当迭代循环到达最大迭代次数后，地表算子也停止工作。鸽群算法的运行结果如图5、图6所示。

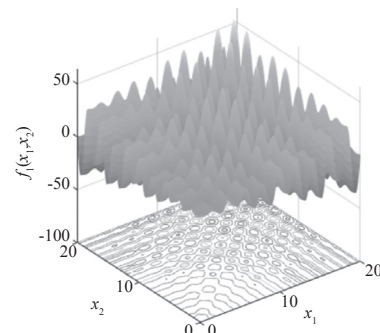


图5 鸽群算法空间图

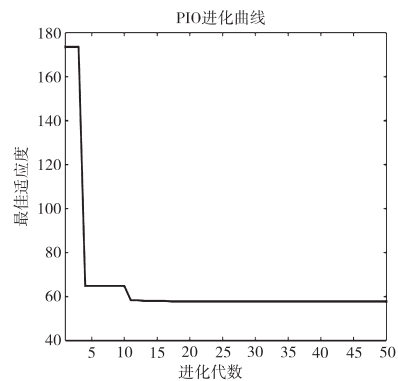


图6 鸽群算法结果图

2.2 改进BP神经网络预测模型

本文使用鸽群算法优化BP神经网络权值和阈值，使之保持在最优水平。预测模型图如图7所示。

3 仿真分析

本文将利用负荷数据和天气数据等作为负荷预测数据，

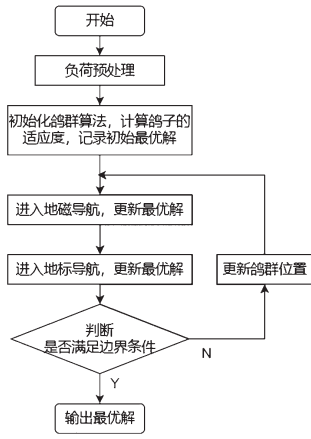


图7 鸽群优化的BP神经网络流程图

以验证鸽群算法优化的BP神经网络模型在负荷预测中的有效性和合理性。本文选择某城市一年中所采集的所有负荷数据, 每15 min为一个负荷数据点, 进行分析。选择7月具有代表性的几天进行每日平均负荷的短期负荷预测, 并将结果与当地控制中心的实际负荷值进行比较。在BP网络中, 选择最高温度、最低温度、平均温度、相对湿度以及前一年当天的每15 min的负荷数据作为输入变量。当年一个月的每日平均负荷作为输出。因此, BP神经网络有105个输入节点, 1个输出节点。

经过所构建神经网络模型中自动调试试错, 神经网络的隐含层节点数为11时预测效果最佳预测, 对比结果如表1所示。

表1 7月的日平均负荷预测模型预测值与实际值

日期	预测模型 实际值/MW	PIO-BP神经网络		BP神经网络	
		预测值/MW	绝对误差/%	预测值/MN	绝对误差/%
7月1日	6 112.986	6 118.353	0.088	6 105.632	0.120
7月5日	8 308.859	8 304.512	0.052	8 293.081	0.190
7月9日	7 992.356	7 993.173	0.010	7 980.279	0.151
7月13日	8 632.433	8 624.056	0.097	8 612.668	0.229
7月17日	8 726.616	8 715.972	0.122	8 709.553	0.196
7月21日	8 472.800	8 465.015	0.092	8 443.037	0.351
7月25日	7 472.796	7 470.746	0.027	7 465.355	0.100
7月29日	6 287.929	6 291.546	0.058	6 282.075	0.093

从绝对误差来看, 表1中可以看出, 改进BP神经网络模型的最大绝对误差为0.351, PIO-BP神经网络预测模型最大绝对误差为0.122。这表明优化后的模型的精度得到了提高。BP神经网络预测结果和PIO-BP模型预测结果对比如图8所示。

从BP神经网络预测结果和PIO-BP模型预测结果对比可以看出, 鸽群优化的BP神经网络优于为改进的模型, 整体误差明显降低, 预测值更接近实际值。得到了比较满意的结果。

4 结语

现有的经典BP神经网络预测模型存在精度不高、容易陷入局部最优的问题。本文在现有研究基础上提出了一种基于鸽群优化算法对BP神经网络的权值和阈值进行优化, 建立了短期负荷预测模型。影响电力负荷数据众多, 如天气、

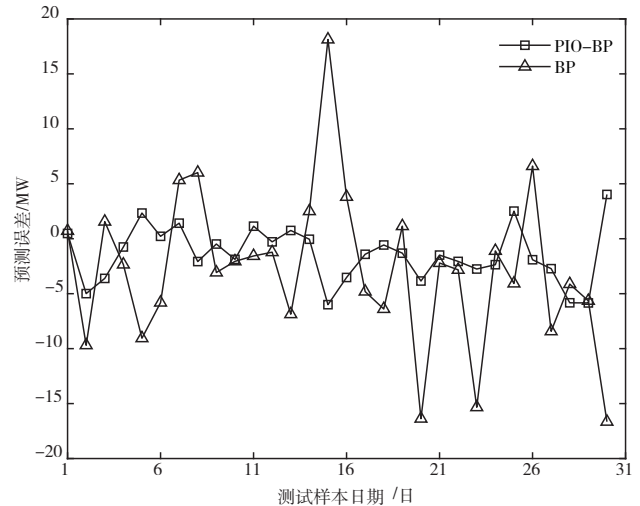


图8 BP与PIO-BP优化结果对比

温度、时间以及星期的天数(工作日/周末)等, 本文在负荷数据已经考虑到了这些影响因素, 并在冬季夏季各取一个月的日平均负荷进行预测检验所构建模型, 通过对某市11月、7月整月日平均负荷的预测后与真实值对比, 得到了良好的预测效果, 得出鸽群算法改进神经网络后的模型具有正确性和有效性的结论。但是鸽群算法和各种优化算法之间的内在联系还有待于进一步研究, 由于鸽群算法由2个独立相互迭代的循环部分组成, 目前的改进方法多是把这两个部分独立研究, 缺少了对算法正方体的改进, 如何协调参数、得到最优配置是以后的研究方向之一。

参考文献

- [1] 王克杰, 张瑞. 基于改进BP神经网络的短期电力负荷预测方法研究[J]. 电测与仪表, 2019,56(24):115.
- [2] 段海滨, 叶飞. 鸽群优化算法研究进展[J]. 北京工业大学学报, 2017,43(1):1-7.
- [3] 徐晴, 周超, 赵双双, 等. 基于机器学习的短期电力负荷预测方法研究[J]. 电测与仪表, 2019,56(23):70.
- [4] 肖白, 聂鹏, 穆钢, 等. 基于多级聚类分析和支持向量机的空间负荷预测方法[J]. 电力系统自动化, 2015,39(12):56.
- [5] 陆继翔, 张琪培. 基于CNN-LSTM混合神经网络模型的短期负荷预测方法[J]. 电力系统自动化, 2019,43(8):131.
- [6] 李龙, 魏靖. 基于人工神经网络的负荷模型预测[J]. 电工技术学报, 2015,30(8):225.
- [7] 谷云东, 张素杰, 冯君淑. 大用户电力负荷的多模型模糊综合预测[J]. 电工技术学报, 2015,30(23):110-115.
- [8] 马龙, 卢才武, 顾清华, 等. 引入改进鸽群搜索算子的粒子群优化算法[J]. 模拟识别与人工智能, 2018,31(10):909.
- [9] 林娜, 黄思铭, 拱长青, 等. 基于自适应权重鸽群算法的无人机航路规划[J]. 计算机仿真, 2018,35(1):38-42.
- [10] 单鑫, 王艳, 记志成, 等. 基于参数指是鸽群算法的离散车间能效优化[J]. 系统仿真学报, 2017,29(9):2140.