

考虑气象累积效应的 IPSO - BP 神经网络 短期负荷预测算法

张宜忠¹ 杨旭东¹ 张正卫² 刘丽新²

(1. 国网四川雅安电力(集团)股份有限公司 四川 雅安 625000;

2. 北京清软创新科技股份有限公司 北京 100085)

摘要: 气象因素是短期负荷预测中的重要因素,考虑气象累积效应选取相似日作为训练样本,提出基于改进粒子群优化算法的 BP 神经网络负荷预测方法(IPSO - BP)。首先通过相关性分析得出与日负荷相关程度较大的气象因素;在此基础上,采用加权几何距离选取与待预测日关联度较大的历史日作为相似日,并对 IPSO - BP 神经网络模型进行训练和预测。实际应用结果表明,所提出的预测模型和数据处理方法能够得到更加精确的预测结果。

关键词: 短期负荷预测;气象累积效应;相似日选取;改进粒子群优化算法;BP 神经网络

中图分类号: TM715 文献标志码: A 文章编号: 1003 - 6954(2019)03 - 0001 - 05

DOI:10.16527/j.cnki.cn51-1315/tm.2019.03.002

Short - term Load Forecasting Method Based on IPSO - BP Neural Network Considering Meteorological Cumulative Effect

Zhang Yizhong¹, Yang Xudong¹, Zhang Zhengwei², Liu Lixin²

(1. State Grid Sichuan Ya'an Electric Power (Group) Co., Ltd., Ya'an 625000, Sichuan, China;

2. Beijing Tsingsoft Technology Co., Ltd., Beijing 100085, China)

Abstract: Meteorological factors are important in short - term load forecasting. Considering the cumulative effect of meteorology, similar days are selected as training samples, a BP neural network load forecasting method based on improved particle swarm optimization algorithm (IPSO - BP) is proposed. Firstly, the meteorological factors more relevant to daily loads are determined by means of correlation analysis. On this basis, the weighted geometric distance is used to select the historical days which have a greater correlation with the predicted day as the similar day, and the IPSO - BP neural network model is trained and used in short - term load forecasting. The practical application results show that the proposed prediction model and data processing method can achieve more accurate prediction results.

Key words: short - term load forecasting; meteorological cumulative effect; similar day selection; improved particle swarm optimization algorithm; BP neural network

0 引言

电力运行、调度和规划部门对用户的用电规律和变化趋势的把握是安全可靠供电的重要前提,短期负荷预测是指对未来小时至天时间尺度的负荷进行预测,其预测精度直接影响机组最优组合、经济调度、电力市场交易等方面^[1]。相对传统方法如回归分析法、时间序列预测法、频域分量预测法等,新型

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51777196)

的智能预测法(如人工神经网络法)能很好地考虑多个影响因素与负荷序列非线性关系以及负荷变化的随机性和不确定性,同时短期负荷复杂演变规律很难用单一模型准确描述,为充分利用不同方法优点及所包含信息量,采用适当权重综合多种效果较好的方法进行负荷预测,从而提高预测精度和适应性^[2]。

气象因素对短期负荷具有重要影响,且不同地区影响程度不同,如空调/取暖负荷较大地区受气温因素影响明显,小水电富集地区降雨量直接影响水电出力。所研究的四川雅安地区处在天气多变、降

雨较多的区域,因此,要实现雅安电网负荷准确预测,首要考虑气象因素的主导作用。文献[3]提出一种温度修正公式并利用最小二乘法求解累积系数来反映不同条件下气温累积效应对负荷的影响,但未考虑到其他气象因素。文献[4]基于神经网络提出了考虑温度、湿度等实时气象因素的短期负荷预测新模型,能够得到更精确的预测结果,但实时气象因素获取困难,且输入变量较多,存在数据维数大、训练时间较长的缺点。

下面通过考虑气象累积效应来修正气象值,采用加权几何距离评价待预测日与历史日气象数据相近程度来选取相似日作为神经网络训练样本,提出惯性权重线性变化的改进粒子群优化算法,并将其应用于BP神经网络初始参数优化,可提高算法寻优精度和效率。这样不仅能更加全面考虑负荷影响因素,还能减少计算时长,提高预测精度。

1 气象因素分析

所研究的四川雅安地区电网,负荷基值较小,径流式小水电众多。气象条件的变化导致其负荷较大波动,如多日累积的降雨量将使小水电出力剧烈变化并间接影响网供负荷。同时气象因素具有很强的累积效应,即某日负荷是之前多日气象因素综合作用的结果。下面根据地区特点,初步选取最高温度、平均温度、最低温度、降雨量、风力5个气象因素,分析其与负荷相关性从而得到主导气象因素。

1.1 气象因素的相关性分析

采用统计学中相关系数来分析负荷与气象之间相互关联、相互影响的关系,据此得出与负荷强相关的主导气象因素。相关系数的计算公式为

$$R = \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum (x_i - \bar{x})^2 \sum (y_i - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

式中: R 为相关系数; x_i, y_i 分别为气象指标和负荷指标; \bar{x}, \bar{y} 分别为气象指标和负荷指标的平均值。

雅安地区日平均负荷与气象因素相关系数计算结果如表1所示。

由表1可得日平均负荷与最低温度和风力之间相关性较低,因此选取最高温度、平均温度和降雨量3种因素来分析其对负荷的影响。

1.2 气象因素累积效应

表1 相关系数计算结果

气象因素	相关系数
最高温度	0.83
最低温度	0.42
平均温度	0.79
降雨量	0.86
风力	0.36

累积效应(cumulative effect, CE)是指待预测日负荷不仅与当前气象值有关,同时受之前多日持续作用^[8]。已有文献针对气温累积效应开展了广泛研究^[5],同时考虑到雅安地区径流式小水电装机比例较大,降雨量对小水电出力影响较大,因此主要考虑温度和降雨的气象累积效应对负荷预测的影响。

以降雨量为例,选取雅安市2014年月最大负荷和平均降雨量数据,对负荷和降雨量进行归一化处理以便于分析比较,两者关系曲线如图1所示。由图1可知,月最大负荷与平均降雨量变化趋势相反,即降雨量增大时负荷减小,同时负荷低谷滞后于降雨量峰值出现,这就是降雨累积效应。

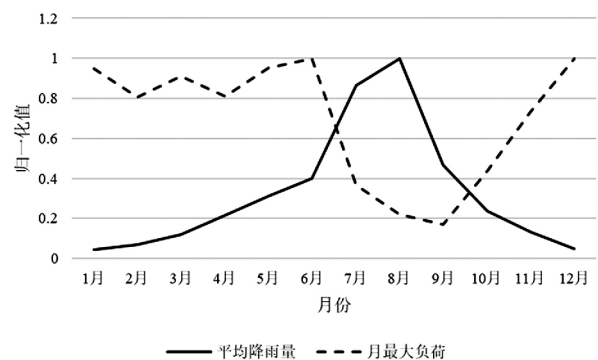


图1 雅安市最大负荷与平均降雨量关系曲线

通过对雅安气象数据分析,只有当某日气象值达到一定阈值才表现出累积效应,如降雨量大于25 mm、夏季连续数天的高温大于32℃、冬季连续数天的低温小于10℃。

假设待预测日前*i*日第*j*个气象因素值对待预测日气象累积分量 ω'_{ij} 为

$$\omega'_{ij} = h_i \times \omega_{ij} \times \eta_j \quad (2)$$

式中: h_i 为时间权重因子, $i=1, 2, \dots, d$; η_j 为累积阈值函数,当气象因素值满足阈值要求时, $\eta_j=1$,否则 $\eta_j=0$ 。

由此可确定考虑累积效应后待预测日第 j 个气象因素修正值 ω_j' 为

$$\omega_j' = \omega_j + \sum_{m=1}^d \omega_m' \quad (3)$$

1.3 考虑气象累积效应相似日选取

选择相似日的目的是从已有数据中筛选出与目标日相似程度较高的历史日,用来指导负荷预测,因此相似日的选择直接关系到负荷预测的效果。考虑到气象累积效应的影响,将根据待预测日与历史日气象数据相近程度,来选取相似日作为神经网络训练样本,公式为

$$d_i(s) = \sum_{i=1}^n \{\omega_i [R_i(s) - R_i]^2\} \quad (4)$$

式中: ω_i 为第 i 个气象因素重要程度系数; $R_i(s)$ 、 R_i 分别为第 s 个历史日和待预测日的第 i 个气象因素值。

2 粒子群优化算法及其改进

2.1 基本粒子群优化算法

粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO) 源于受鸟群捕食行为启发,通过群体中个体之间的协作和信息共享来寻找最优解。

PSO 算法通过跟随历史最优位置迭代求解最优解。设在一个 D 维目标搜索空间中,有 n 个粒子,每个粒子都具有位置、速度和适应度值 3 种属性, $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ 、 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 分别代表第 i 个粒子的位置和速度向量,将粒子位置 x 代入目标函数即可算出适应度,再根据适应度大小定义单个粒子搜索极值为 p_{best} ,所有粒子群体极值为 g_{best} ,个体在寻优时,不断对比自身和 p_{best} 、 g_{best} 的适值更新自身携带信息,采用如式(5)、式(6)更新粒子速度和位置。

$$v_{id}(t+1) = \omega v_{id}(t) + c_1 r_1 [p_{bestid}(t) - x_i(t)] + c_2 r_2 [g_{bestd}(t) - x_{id}(t)] \quad (5)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (6)$$

式中: ω 为惯性权重; c_1 、 c_2 为学习因子,分别调节向个体最优和全局最优移动的方向; r_1 、 r_2 为 $[0, 1]$ 范围内的均匀随机数。

式(5)由 3 部分组成:第 1 部分代表粒子具有

保持原来运动速度的惯性;第 2 部分代表粒子趋向自身极值能力;第 3 部分代表粒子趋向群体极值能力,通过协调各粒子运动速度快速寻找全局最优点。

算法终止条件为达到最大迭代次数或历史最优位置的适应度值小于预设阈值。

2.2 改进粒子群优化算法

基本粒子群优化算法存在全局与局部寻优间的矛盾。算法初期粒子运动速度较快,存在忽略最优位置的可能;算法后期粒子运动速度较慢,容易陷入局部最优而停滞不前,同时采用固定惯性权重 ω 精细搜索的能力较差,收敛精度不高^[6]。

如采用较大的权重因子则粒子惯性大,便于全局寻优,反之则粒子能在较小范围内精细搜索。因此为了提升算法寻优能力,采用随迭代次数线性变化的权重,让惯性权重从最大值 ω_{max} 线性减小到最小值 ω_{min} ,如式(7)所示。

$$\omega = \omega_{max} - \frac{t \times (\omega_{max} - \omega_{min})}{t_{max}} \quad (7)$$

式中: ω_{max} 、 ω_{min} 分别为 ω 的最大值和最小值,通常取 $\omega_{max} = 0.9$ 、 $\omega_{min} = 0.4$; t 为当前迭代次数; t_{max} 为最大迭代步数。

采用随迭代次数线性变化的惯性权重可巧妙实现下述功能:迭代初期惯性权重较大,从而快速在全局范围内寻优,避免陷入局部最优;迭代后期惯性权重较小,可在全局最优点附近精细寻优,提高收敛精度。此时速度更新公式为

$$v_{id}(t+1) = \omega(t)v_{id}(t) + c_1 r_1 [p_{bestid}(t) - x_i(t)] + c_2 r_2 [g_{bestd}(t) - x_{id}(t)] \quad (8)$$

3 BP 神经网络预测模型

3.1 BP 神经网络

BP 神经网络是 20 世纪 80 年代由 Rumelhart 等初次提出的误差反向传播算法 (error back propagation training, BP),具有自学习能力^[7]。BP 学习算法可以模拟人脑来对信息进行处理,对具有大量非线性、不准确信息的事件有很灵活的处理能力,网络自身具有自适应性,同时具有存储知识、自主学习、处理模糊数据和优化计算等特点。影响电力负荷的

因素多种多样,如气象因素(温度、湿度和降雨量等)、时间因素和日期类型等因素。某时刻的负荷值是由多种确定性和随机因素综合作用的结果。因此,神经网络广泛应用于电力系统负荷预测。

BP神经网络结构图如图2所示。

BP神经网络输入向量 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, 输出向量 $y = (y_1, y_2, \dots, y_m)$, 隐含层输出向量 $z = (z_1, z_2, \dots, z_q)$, 设 V_{ij} 为输入层第 j 个神经元与隐含层第 i 个神经元间的连接权值, b_i 为隐含层第 i 个神经元的阈值, 则有

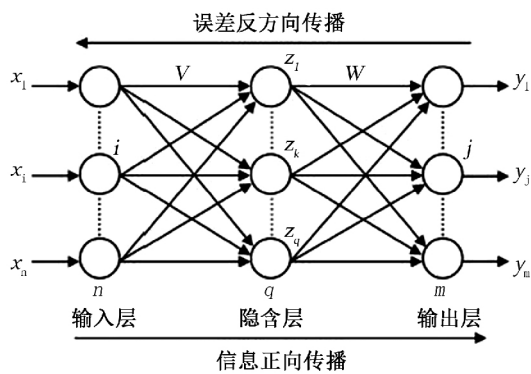


图2 BP神经网络结构

$$\begin{cases} z_i = f(H_i) = \frac{1}{1 + e^{-H_i}} \\ H_i = \sum_{j=1}^n W_{ij}x_j + b_i \end{cases} \quad (9)$$

式中: H_i 为隐含层第 i 个神经元输入; $f(\cdot)$ 为神经元激活函数, 通常采用非线性函数 sigmod 函数。

定义误差平方和函数为

$$E = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^m (Y_{ji} - y_{ji})^2 \quad (10)$$

式中: p 为训练样本数; n 为输出神经元数目; Y_{ji} 、 y_{ji} 分别为负荷预测值和实际值。

网络训练过程中根据误差函数反向调节各神经元权值和阈值参数, 最终得到最优预测模型。但是, BP神经网络初始参数通常依据人工经验或随机设定, 可能导致网络训练时间较长甚至不收敛情况, 因此采用改进粒子群算法对BP模型的权值参数进行优化, 在此基础上再用BP算法进一步精确优化, 可提高算法寻优精度和效率。

3.2 基于气象累积效应相似日和 IPSO - BP神经网络负荷预测算法

建立了考虑气温累积效应的相似日选取的 IPSO - BP神经网络短期负荷预测模型, 用于预测96点负荷。应用改进粒子群优化算法优化BP神经网络参数的具体步骤如下:

1) 针对已有的负荷数据, 对气象因素的相关性进行分析, 选取相关程度较高的气象指标, 考虑温度和降雨量等气象累积效应对负荷的影响。

2) 建立短期负荷模型, 根据输入输出数据确定神经网络结构及各层神经元数目, 采用改进粒子群算法对神经网络权值和阈值参数进行优化。

3) 初始化粒子位置 $x(0)$ 及速度 $v(0)$ 、极值 $p_{best}(0)$ 、 $g_{best}(0)$; 确定粒子数目 N , 惯性权重 $\omega(0)$ 及上、下限 ω_{max} 、 ω_{min} , 学习因子 c_1 、 c_2 , 最大迭代次数 t_{max} 及最小误差 e 。

4) 以神经网络误差平方和 E 作为粒子的适应度值, 计算每个粒子适应度值 $F_i(t)$, 并通过对比确定极值, 若 $F_i(t) < p_{best_i}(t-1)$, 则更新个体极值 $p_{best_i}(t) = F_i(t)$, 否则保持不变; 若所有粒子个体极值中最好的优于当前全局极值, 则更新全局极值 $g_{best}(t)$, 并将该全局极值作为下次迭代神经网络的权值和阈值参数。

5) 按照式(7)更新惯性权重 $\omega(t+1)$, 按照式(8)、式(6)计算粒子速度 $v(t+1)$ 及位置 $x(t+1)$ 。

6) 当 $t = t_{max}$ 或 $F(g_{best}) < e$ 则结束优化, 输出全局极值, 否则将 t 增加1次, 转向步骤2)。

7) 利用 IPSO 算法最优解对应的权值作为 BP 网络的初始参数, 进行短期电力负荷预测。

4 算例分析

为验证所提出的考虑气象累积效应和 IPSO - BP神经网络短期负荷预测模型的准确性和可行性, 选取雅安市2014-1-10至2014-5-23的负荷数据作为样本数据, 并以2014-5-24这一天作为预测日, 对该日的96点负荷进行预测。

为探究所提出的负荷预测模型的实际效果, 采用以下3种方案来分析预测精度。

方案1: 不考虑气象累积效应的BP神经网络负荷预测。

方案2:考虑气象累积效应的 PSO - BP 神经网络负荷预测。

方案3:考虑气象累积效应的 IPSO - BP 神经网络负荷预测。

采用 Matlab 中神经网络工具箱构建 BP 神经网络负荷预测模型,采用单隐层的 3 层神经网络:使用 sigmoid 函数作为激活函数,输入量 15 个,分别为预测日前 3 天 t 时刻负荷值,预测日前 3 日及预测当日的降雨量、最高温度和平均温度;隐藏层由 6 个神经元构成;输出层为 1 个。

使用改进粒子群算法进行参数寻优时,算法初始参数为:学习因子 $c_1 = c_2 = 2$; r_1 、 r_2 为 $[0, 1]$ 随机数;惯性权重 $\omega_{max} = 0.9$ 、 $\omega_{min} = 0.4$;粒子群数 $N = 30$;最大迭代次数 $t_{max} = 500$ 。再用训练后的模型对待预测日负荷进行预测,得到 3 种方案的负荷预测曲线,如图 3 所示。预测精度对比如表 2 所示。

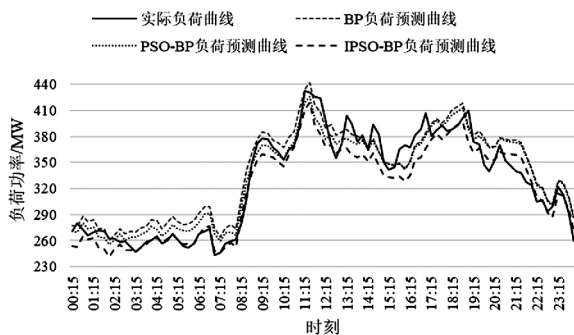


图3 不同方案负荷预测结果对比曲线

由表 2 可知:采用方案 1 所得负荷预测曲线与实际负荷预测曲线误差较大,预测精度仅为 96.54%;方案 2 预测精度为 97.65%,而采用所提出的 IPSO - BP 神经网络负荷预测方法所得负荷预测曲线与实际负荷曲线基本重合,各点的预测误差很小,预测精度达到 98.67%,远高于前两种方案。由此说明所提出的负荷预测方法是对 BP 神经网络法的改进,能够有效减少训练时间,提高负荷预测精度。

表2 不同方案网供负荷预测精度对比表

方案	预测精度/%	预测精度提高/%
1	96.54	—
2	97.65	1.11
3	98.67	2.13

5 结 语

根据所研究地区的气象及负荷特点,通过相关性分析确定了与负荷相关程度较高的气象因素,提出了考虑气象累积效应的气象因素修正方法。根据待预测日与历史日气象数据近似程度来进行相似日的选取,可以提高相似日选取效果。提出惯性权重随迭代次数线性变化的改进粒子群优化算法,并将其应用于 BP 神经网络初始参数优化,可提高算法寻优精度和效率。仿真结果表明所提方法可以显著提高负荷预测的精度,验证了所提负荷预测模型的可行性和有效性。

参考文献

- [1] 康重庆,夏清,刘梅. 电力系统负荷预测[M]. 北京:中国电力出版社,2007.
- [2] 蒋建东,程志豪,朱明嘉. 考虑积温效应的短期负荷组合预测方法[J]. 电力自动化设备,2011,31(10): 28-31.
- [3] 黎灿兵,杨朋,刘玮,等. 短期负荷预测中考虑夏季气温累积效应的方法[J]. 电力系统自动化,2009,33(9): 96-99.
- [4] 康重庆,周安石,王鹏,等. 短期负荷预测中实时气象因素的影响分析及其处理策略[J]. 电网技术,2006,30(7): 5-10.
- [5] 刘嘉龙,李小燕,刘思捷,等. 考虑气温累积效应的短期负荷预测[J]. 华北电力大学学报(自然科学版),2013,40(1): 49-54.
- [6] 师彪,李郁侠,于新花,等. 改进粒子群 - BP 神经网络模型的短期电力负荷预测[J]. 计算机应用,2009,29(4): 1036-1039.
- [7] 姜雲腾,李萍. 基于改进粒子群神经网络短期负荷预测[J]. 电气技术,2018,19(2): 87-91.
- [8] 徐玮,罗欣,刘梅,等. 用于小水电地区负荷预测的两阶段还原法[J]. 电网技术,2009,33(8): 87-92.

作者简介:

张宜忠(1971),本科,研究方向为电网负荷预测及经济运行;

张正卫(1991),硕士研究生,研究方向为电力负荷预测及安全稳定分析控制。

(收稿日期:2019-02-09)