

DOI: 10.7667/PSPC150914

基于纵横交叉算法优化神经网络的负荷预测模型

孟安波, 胡函武, 刘向东

(广东工业大学自动化学院, 广东 广州 510006)

摘要: 为了解决传统 BP 神经网络对高频分量预测精度不高、泛化能力弱的缺点, 提出了一种混合小波变换和纵横交叉算法(CSO)优化神经网络的短期负荷预测新方法。通过小波变换对负荷样本进行序列分解, 对单支重构所得的负荷子序列采用纵横交叉算法优化的神经网络进行预测。最后叠加各子序列的预测值, 得出实际预测结果。通过实际电网负荷预测表明, 新模型能掌握冲击毛刺的变化规律, 有效提高含大量冲击负荷地区的负荷预测精度, 且预测模型具有较强泛化能力。

关键词: 小波变换; 神经网络; 纵横交叉算法; 高频分量; 负荷预测

Short-term load forecasting using neural network based on wavelets and crisscross optimization algorithm

MENG Anbo, HU Hanwu, LIU Xiangdong

(College of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: To overcome the defect of conventional BP neural network with low prediction accuracy for high-frequency component and weak generalization ability, this paper presents a hybrid technique combining wavelet transform and crisscross optimization (CSO) to optimize artificial neural network for short-term load forecasting. Wavelet transform is used to decompose the load series into different scales, after which, the neural network optimized by CSO is employed to forecast the load sub-sequences obtained by single reconstruction, and then, the values of all sub-sequences are added to get the actual forecasting results. A test for practical power system shows that the new model has stronger generalization ability and can grasp the change regulation of impact burr perfectly and improve the precision of forecasting with plenty of shock load effectively.

Key words: wavelet transform; neural network; crisscross optimization; high-frequency component; load forecasting

0 引言

电力系统负荷预测是电力系统规划的重要组成部分, 其预测精度直接影响到电力系统运行的安全性、经济性和供电质量^[1-2]。由于负荷本身的不确定性和复杂性, 还没有一种方法能够完全解决预测中面临的问题。其中, BP神经网络^[3]由于网络结构、算法相对简单, 可以实现从输入到输出的任意非线性映射, 在负荷预测领域逐步得到了应用。

然而, BP算法采用梯度下降法调整权值和阈值, 导致收敛速度慢, 容易陷入局部最优。此外, 随着更多的影响因素和学习样本考虑在内, 神经网络的计算量和权值数将急剧增加。

随着人们不断对短期负荷预测的深入研究, 各种改进的神经网络广泛应用于负荷预测中。文献[4]

使用 PSO 优化 BP 神经网络进行预测, 虽然收敛速度快, 但当考虑因素增多, 变量规模将会快速增长, PSO 在求解大规模优化问题时容易出现早熟现象; 文献[5]利用小波分解将负荷投影到不同尺度上进行预测, 得到较高的预测精度, 但 BP 神经网络对高频分量预测精度不高, 所以该方法不适用于含较多冲击负荷的地区; 文献[6]等则将模糊系统与神经网络结合, 取得较高的预测精度; 而文献[7]中采用动态调整人工蚁群算法对 BP 神经网络进行优化, 改善了神经网络的泛化能力, 但迭代过程中为保持种群的多样性, 采用比较复杂的算法结构, 控制参数较多。

针对负荷变化的特点和已有优化算法的不足, 本文提出一种混合小波变换与纵横交叉算法优化神经网络的负荷预测方法(WD-CSO-NN), 并对某实际

电网进行了提前 24 h 预测。仿真结果表明, 新方法汲取了神经网络非线性映射和纵横交叉算法全局搜索能力强两方面优点, 有效提高含大量冲击负荷地区的预测精度。

1 纵横交叉优化算法

纵横交叉算法(Crisscross optimization, CSO)是受儒家中庸思想和遗传算法中交叉操作的启发, 其搜索行为由横向交叉和纵向交叉两种方式组成, 每次迭代这两种行为将交替进行, 交叉后得出的解称为中庸解(MS_{hc}, MS_{vc})。通过结合一个简单的竞争机制, 使得横向交叉和纵向交叉完美地结合起来: 交叉后产生的子代, 与其父代进行竞争, 只有比父代适应度更好的子代才会被保留下来, 竞争后得出的解称为占优解(DS_{hc}, DS_{vc}), 类似于 PSO 中的个体极值 P_{best} 。

1.1 横向交叉

横向交叉为两个粒子之间的算术交叉, 交叉之前须对所有粒子进行随机两两不重复配对。假设粒子 $X(i)$ 与粒子 $X(j)$ 相配对, 那么横向交叉表示为

$$MS_{hc}(i, d) = r_1 \cdot X(i, d) + (1 - r_1) \cdot X(j, d) + c_1 \cdot (X(i, d) - X(j, d)) \quad (1)$$

$$MS_{hc}(j, d) = r_2 \cdot X(j, d) + (1 - r_2) \cdot X(i, d) + c_2 \cdot (X(j, d) - X(i, d)) \quad (2)$$

式中: c_1, c_2 为 $[-1, 1]$ 上均匀分布的随机数; r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 上均匀分布的随机数; $X(i, d), X(j, d)$ 分别为父代粒子 i, j 的第 d 维; $MS_{hc}(i, d), MS_{hc}(j, d)$ 为父代粒子 i, j 产生的子代, 称为中庸解。

横向交叉过程中粒子的两两配对将多维搜索空间划分成了种群数目一半的子空间, 配对的粒子以较大的概率(p_1 , 通常取 1)在它们各自的空间内进行交叉更新。为减少搜索盲区, 增强算法的全局搜索能力, 引入边缘搜索项, 见式(1)、式(2)最后一项。最后, 结合精英策略更新种群。

1.2 纵向交叉

与横向交叉不同, 纵向交叉是所有粒子在不同维之间进行的交叉操作。纵向交叉引入维交叉概念, 从而避免维局部最优问题。假设 d_1, d_2 为粒子 i 不同维, 那么它们进行纵向交叉后产生的子代为

$$MS_{vc}(i, d_1) = r \cdot X(i, d_1) + (1 - r) \cdot X(i, d_2) \quad (3)$$

$$i \in N(1, M), d_1, d_2 \in N(1, D)$$

式中: r 为 $[0, 1]$ 上均匀分布的随机数; $MS_{vc}(i, d_1)$ 为粒子 i 第 d_1 维和 d_2 维交叉后产生的子代。

实际中, 早熟现象的出现可能是由于粒子中的某一维陷入局部最优导致, 因而有必要对陷入局部最优的那一维进行处理, 使其跳出。然而, 粒子维度层面的早熟情况往往比较少, 因而, 纵向交叉概率 p_2 的选择要比横向交叉概率 p_1 小, 而且只对其中一个粒子进行更新, 其效果相当于一个小概率的突变, 有效地使粒子跳出局部最优, 增加粒子的多样性。

2 纵横交叉算法优化神经网络

BP 神经网络^[8-11]是指基于误差反向传播算法的多层前馈神经网络, 由于其良好的自学习能力和噪声容限, BP 神经网络已被应用到各个领域。然而 BP 神经网络在预测过程中, 采用梯度下降法调整权值和阈值, 容易陷入局部最优, 而且当影响因素和学习样本增多时, 神经网络的计算量和权值数将急剧增加, 导致收敛速度慢。CSO 算法具有全局搜索能力强的特点, 为克服神经网络以上缺点提供了可能。CSO 训练神经网络的过程如图 1 所示。

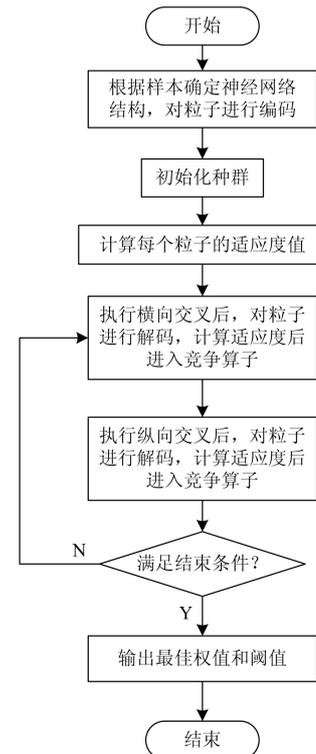


图 1 CSO-NN 流程图

Fig. 1 Flowchart of CSO-NN

假设神经网络输入层, 隐含层和输出层的节点数分别为 n, h, m , 则变量维数 $D = n \times h + m \times h + h + m$ 。用式(4)均方误差公式(适应度函数)衡量每个粒子的适应值。

$$fit = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^m (p_l - \hat{p}_l)^2 \quad (4)$$

式中： p_l 、 \hat{p}_l 分别是神经网络的实际输出和目标输出； N 为训练样本数。

3 基于小波变换的预测模型

本文所使用的历史负荷数据是由广东某地区电网提供，历史负荷数据的时间分辨率均为 5 min，即一天拥有 288 个数据样本。该地区用电基数比较小，处于 300~1 000 MW 的规模，同时存在着较多的钢铁用户，其主要用电设备属于冲击性负荷，与其他负荷的随机波动叠加在一起，将会造成电网负荷发生较大波动。从图 2 原始序列可见该地区负荷曲线毛刺较多，但冲击负荷引起的毛刺并非坏值，文献[7]利用小波模极大值对原始负荷冲击毛刺进行预处理，这样预处理会把有效负荷去除而导致精度下降。常规的神经网络模型几乎无法捕捉其变化规律，所以要寻求一种新的解决方法。

小波变换是一种把原始信号分解成多个子序列的数学方法，而且每次只对低频部分进行再分解。小波变换可以将时域分析转至频域分析，分解得到的不同频域负荷分量均有着对应的现实意义。以 3 天数据样本点为例，共 864 点，将负荷数据分解至尺度 3，得到 a_3 、 d_3 、 d_2 、 d_1 四个分量，如图 2 所示。

图 2 非常清晰地表明，由 a_3 负荷分量代表负荷的主要分量，主要体现为线性分量和周期分量的合成，负荷变化缓慢， d_1 、 d_2 、 d_3 分量代表了原始负荷中最具随机性的部分，该分量主要对应于随机冲击负荷，传统的 BP 神经网络对于高频分量很难掌握其中的变化趋势，泛化能力不足。而 CSO 优化后的神经网络能有效克服神经网络的缺点，有效捕捉到冲击毛刺的变化规律，因此分解所得的各分量均采用 CSO-NN 进行预测。流程简图如图 3 所示。

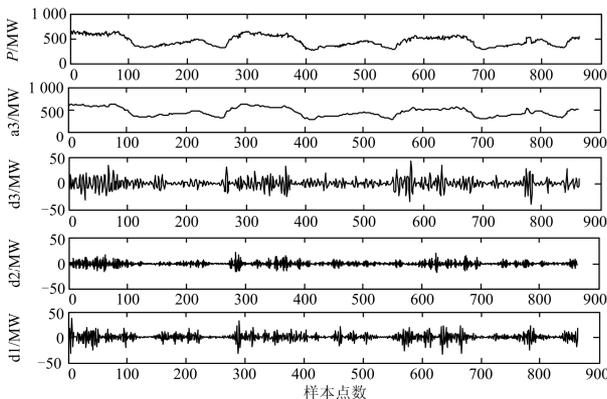


图 2 负荷序列分解

Fig. 2 Wavelet transform results of the load

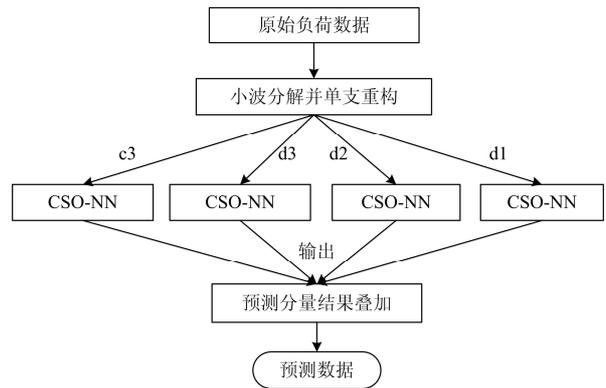


图 3 基于小波变换与 CSO-NN 的负荷预测模型

Fig. 3 A practical structure of WT and CSO-NN load forecasting method

4 实例分析

采用上述模型对第 3 节中的 2012 年历史数据进行了预测仿真，预测的时间分辨率为 1 h。该地区小水电较多，而且基本都是无调节径流式水电站，通过分析负荷变化与天气的关系，同时考虑到累积效应，因此输入量除了前一天负荷数据外，还包含预测当天和前一天的最高温、最低温、降雨量和日类型。

为了使不同模型进行公平的对比，神经网络的关键参数均保持相同，隐含层节点数通过试错法确定，参数如下：

- (1) 输入层、隐含层和输出层节点数分别为 32、6 和 24；
- (2) 训练代数 为 60 代；
- (3) 学习速率为 0.1；
- (4) 目标误差为 0.01。

CSO 中，纵向交叉概率 P_{vc} 设为 0.5，解空间维数设为 $D = 32 \times 6 + 6 \times 24 + 6 + 24 = 366$ ，种群大小设为 $M = 50$ ，最大迭代次数设为 $Max\ gen = 1000$ 。

分别使用 BP 神经网络(BP-NN)、小波-神经网络(WD-BP-NN)和本文模型(WD-CSO-NN)对典型工作日、典型周末和典型节假日三种不同日类型进行预测，并对不同预测模型进行 50 次独立实验。实验前已对负荷异常数据进行调整，神经网络的训练样本为预测日前 90 天的数据，图 4~图 6 展示了不同预测模型的最优预测结果，表 1 给出了 50 次实验误差的平均值。

由图 4~图 6 可见，该地区负荷曲线呈现“三峰两谷”的变化趋势，负荷曲线的每个拐点均为高频分量幅值较大的时刻。实验结果可见，WD-CSO-NN 能准确地捕捉冲击毛刺的变化规律，预测曲线比 WD-BP-NN、BP-NN 更接近实际值。

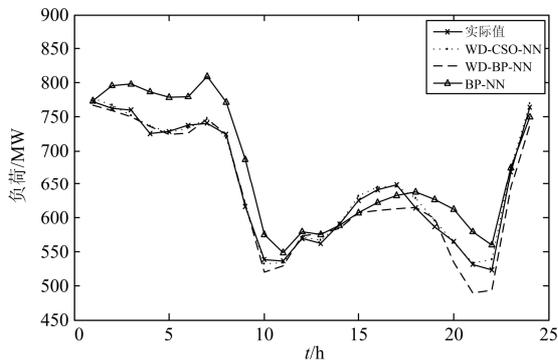


图 4 某典型工作日负荷预测曲线

Fig. 4 Forecasting load curve of workdays

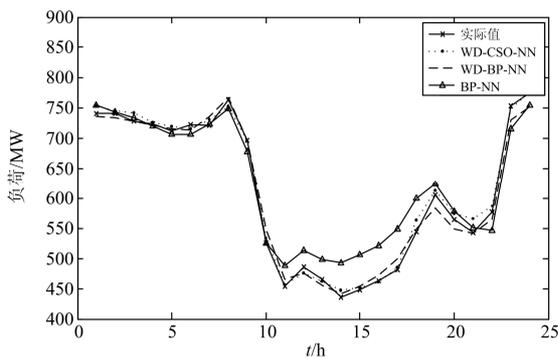


图 5 某典型周日负荷预测曲线

Fig. 5 Forecasting load curve of Sunday

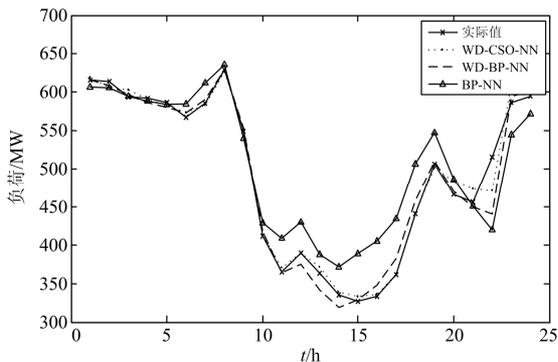


图 6 某典型节假日负荷预测曲线

Fig. 6 Forecasting load curve of holiday

由表 1 对比 BP-NN 和 WD-BP-NN 预测结果可知, 后者的预测精度明显比常规的神经网络更好。这是因为经过小波分解处理, 负荷时间序列被分解为一系列变化相对平稳的子序列, 从而在一定程度上降低了不同频率信息之间的干涉和耦合, 没有把冲击负荷引起的毛刺当成坏值滤掉, 完整保留了负荷数据的全部信息, 为后续单个子序列神经网络模型的确定提供依据, 故 WD-BP-NN 模型预测精度较 BP-NN 模型高。

表 1 不同类型日的预测结果误差分析

Table 1 Analysis results of the forecasting load in different days

时间	BP-NN	WNN-BP	WNN-CSO
	$M_{APE} / \%$	$M_{APE} / \%$	$M_{APE} / \%$
工作日	4.89	2.12	1.66
周日	4.74	1.71	1.33
节假日	7.39	2.38	1.96

由图4~图6可知, WD-BP-NN模型的预测值与实际值在大多时刻吻合较好, 但在负荷突变处, 即高频分量较大的时间段, 预测效果欠佳。这是因为常规的BP神经网络泛化能力不足, 面对高频分量极值点连续变化时, 无法准确捕捉其变化规律, 故可认为WD-BP-NN模型的风速预测误差主要来源于对高频分量的预测。

为了克服神经网络泛化能力不足的缺点, 本文采用CSO算法来寻找神经网络更好的权值和阈值。由表1可知, 与WD-BP-NN模型相比, WD-CSO-NN模型的MAPE分别提高了21.70%、22.22%、17.65%, 有效提高了负荷预测的整体精度。由图4~图6可知, WD-CSO-NN模型不仅保证了大多数预测点与实测负荷的偏离程度较小, 而且在负荷序列的拐点处, 能有效跟踪冲击负荷的变化规律, 具有更高的预测精度。

为了检验WD-CSO-NN模型的泛化能力和稳定性, 对该地区每个季节(选取2012年1月、4月、7月、10月)前3天进行连续预测。不同季节的误差分析结果如表2所示。

表 2 不同季节的预测结果误差分析

Table 2 Analysis results of the forecasting load in different seasons

时间	春	夏	秋	冬
	$M_{APE} / \%$	$M_{APE} / \%$	$M_{APE} / \%$	$M_{APE} / \%$
1	3.15	1.38	1.93	1.36
2	1.82	2.36	1.59	1.22
3	2.79	1.56	1.39	1.73

由表2可知, WD-CSO-NN模型在不同季节中的预测均取得较高的精度, 最大百分比误差为3.15%, 最小为1.22%。夏季中, 由于空调负荷波动较大, 仍能取得较高的预测精度。充分说明该模型的稳定性和强大的泛化能力。这对于基础负荷相对较小、冲击负荷所占总负荷较大的地区已是不小的提升。从综合结果来看, 本文方法对于含冲击负荷地区负荷预测有更大的优越性。

5 结论

电力系统短期负荷预测是电网正常运行的基

础,对电力部门提高经济效益有着重要意义。针对该地区大量冲击负荷接入系统,传统神经网络的预测精度已很难满足实际要求,本文提出一种混合小波变化和CSO优化神经网络的短期负荷预测模型。实验结果表明,与传统神经网络对比,WD-CSO-NN模型能有效克服神经网络的缺点,完整保留冲击负荷引起的毛刺并掌握毛刺的变化规律,新方法具有更高的预测精度和更好的稳定性。

为进一步验证新模型的泛化能力,本文选取在不同季节下进行负荷预测,且均取得较高的预测精度,表明该方法的稳定性较好、泛化能力强,在相同负荷类型地区的负荷预测中值得推广借鉴。

参考文献

[1] 马哲,舒勤. 基于ESPRIT分解算法的短期电力负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(7): 90-96.
MA Zhe, SHU Qin. Short term load forecasting based on ESPRIT integrated algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(7): 90-96.

[2] 崔和瑞,彭旭. 基于ARIMAX模型的夏季短期电力负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(4): 108-114.
CUI Herui, PENG Xu. Summer short-term load forecasting based on ARIMAX model[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(4): 108-114.

[3] HERNÁNDEZ L, BALADRÓN C, AGUIAR J M, et al. Artificial neural networks for short-term load forecasting in microgrids environment[J]. Energy, 2014, 75(1): 252-264.

[4] 李龙,魏靖,黎灿兵,等. 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): 225-230.
LI Long, WEI Jing, LI Canbing, et al. Prediction of load model based on artificial neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(8): 225-230.

[5] YU F, XU X. A short-term load forecasting model of natural gas based on optimized genetic algorithm and improved BP neural network[J]. Applied Energy, 2014, 134(1): 102-113.

[6] 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.
GU Yundong, ZHANG Sujie, FENG Junshu. Multi-model fuzzy synthesis forecasting of electric power loads for larger consumers[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(23): 110-115.

[7] 邹政达,孙雅明,张智晟. 基于蚁群优化算法递归神经网络的短期负荷预测[J]. 电网技术, 2005, 29(3): 59-63.
ZOU Zhengda, SUN Yaming, ZHANG Zhisheng. Short-term load forecasting based on recurrent neural work using and colony optimization algorithm[J]. Power System Technology, 2005, 29(3): 59-63.

[8] 高赐威,李倩玉,苏卫华,等. 短期负荷预测中考虑积温效应的温度修正模型研究[J]. 电工技术学报, 2015, 30(4): 242-248.
GAO Ciwei, LI Qianyu, SU Weihua, et al. Temperature correction model research considering temperature cumulative effect in short-term load forecasting[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(4): 242-248.

[9] 丁明,王磊,毕锐. 基于改进BP神经网络的光伏发电系统输出功率短期预测模型[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(11): 93-99.
DING Ming, WANG Lei, BI Rui. A short-term prediction model to forecast output power of photovoltaic system based on improved BP neural network[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(11): 93-99.

[10] 肖迁,李文华,李志刚,等. 基于改进的小波-BP神经网络的风速和风电功率预测[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(15): 80-86.
XIAO Qian, LI Wenhua, LI Zhigang, et al. Wind speed and power prediction based on improved wavelet-BP neural network[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(15): 80-86.

[11] KHWAJA A S, NAEEM M, ANPALAGAN A, et al. Improved short-term load forecasting using bagged neural networks[J]. Electric Power Systems Research, 2015, 125(3): 109-115.

收稿日期: 2015-06-02; 修回日期: 2015-12-27

作者简介:

孟安波(1971-),男,博士,副教授,主要研究方向为电力系统自动化,系统分析与集成;

胡函武(1990-),男,通信作者,硕士研究生,主要研究方向为智能算法在电力系统中的应用; E-mail: huhanwu_edut@126.com

刘向东(1989-),男,硕士研究生,主要研究方向为电力系统自动化、电网风险评估。

(编辑 周金梅)