

基于优化BP网络的电网短期负荷预测研究

阴兆武

(国网冀北乐亭县电力公司 发展建设部, 河北 乐亭 063600)

摘要: 如何提升电网负荷短期预测水平是电网企业亟待解决的问题。本文针对传统的BP神经网络算法所存在的学习过程收敛速度慢、算法易陷入局部极小点和鲁棒性差等缺陷,引入粒子群优化算法对其进行优化和改进,使之具备更加完善的性能。通过实际电网负荷预测的实验与比较,证明了所构建的符合预测系统的准确度。

关键词: 电网企业, 负荷预测, 粒子群算法, 神经网络

中图分类号: TM715 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-1807(2014)02-0132-04

电力短期负荷预测是电网运营商为用户提供可靠服务的重要基础^[1]。传统的符合预测包括许多被广泛采用的方法,例如SVM法、回归法等等^[2]。这些方法的优势在于实现难度低,便于操作,但是其预测精度往往难以满足电网运营商的需求^[3]。近年来BP网络以其独特的优势被运用到电力负荷预测中,运用BP网络的预测方法,可以结合电力负荷的历史数据,针对这些数据不确定、非线性的特点,对未来的短期负荷进行预测,发挥了较好的作用^[4]。但是,传统的BP神经网络算法存在学习过程收敛速度慢、算法易陷入局部极小点和鲁棒性差等缺陷,对预测的效率与精度带来一些影响^[5-6]。本文引入粒子群优化算法对其进行优化和改进,通过实验与比较,证明了所构建的负荷预测系统的准确度,在电力需求侧管理方面有着很好的实践意义。

1 基于粒子群优化的电力负荷预测模型

1.1 基于粒子群的BP优化

传统的神经网络具有学习过程收敛慢、算法易陷在局部极小值以及鲁棒性差等缺陷,本文引入粒子群优化算法对其进行改进。粒子群算法能够在全局范围内以较快的速度找到最优解,收敛速度较快。通过改善权值和阈值的确定过程,增强其收敛速度,并避免其陷在局部极小值。

1.1.1 粒子群算法

粒子群算法的核心,是寻找并遍历“解空间”里面的最优粒子。此处设“解空间”的维度为D,其中分布的粒子群数目为S。将粒子群中的微粒*i*以下式

表示:

$$X_i(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}) \quad (i = 1, 2, \dots, S; d = 1, 2, \dots, D)$$

微粒*i*的运行速度*V_i*以下式表示:

$$V_i(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$$

微粒*i*的历史最优点以下式表示:

$$P_i(p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$$

S个粒子群的全局历史最优点以下式表示:

$$P_g(p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd})$$

所有的粒子通过不断地迭代来变换自己的运行速度与所处位置。迭代规律以下2式表示:

$$v_{id}^{k+1} = \omega_i v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd}^k - x_{id}^k)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1}$$

其中,粒子群的迭代次数以*k*表示,粒子群运动的加速因数分别以*c₁*,*c₂*表示,为了体现粒子运动的随机性,以*r₁*,*r₂*对其运行速度加以修正,粒子群运动的惯性由参数*ω_i*体现。粒子的运行速度与所处位置的更新取决于:①前一时刻的速度与位置;②为避免局部极小而向最优位置靠近的趋势;③粒子群成员之间由于信息交换而随时调整速度与位置。通过这样的方法,粒子群能够快速定位“解空间”的最优解。这些特点有助于优化神经网络的性能。

1.1.2 粒子群优化的BP网络

基于粒子群算法,引入*t*作为其适应度函数,表示为:

$$t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^m (y_{j,i}^d - y_{j,i})^2$$

收稿日期:2013-11-18

作者简介: 阴兆武(1971—),男,河北乐亭人,华北电力大学电气工程专业工程硕士研究生,工程师,国网冀北乐亭县电力公司发展建设部,主要从事电网规划和电力工程方面的工作。

上式中, N 的含义是电力负荷预测的训练样本总数; $y_{j,i}^d$ 的含义是来自于样本 i 、节点 j 的预测值; $y_{j,i}$ 的含义是与预测值相对应的实际值。神经网络神经元的数目以参数 m 表示^[7]。优化之后的神经网络执行流程如下:

1) 结合所采集的历史负荷数据的训练集, 设计出粒子群优化神经网络的结构, 确定参数的初值。

2) 结合结构已成型的 BP 网络, 确定粒子群参数初值。

3) 结合适应度函数 t , 得到每一个粒子的极值点适应度值, 进行神经网络迭代, 通过寻优操作, 得到所需的极值点。

4) 遍历每一个粒子, 并看其能否满足迭代结束的条件。迭代次数符合要求后, 迭代停止, 得到神经网络最优解, 即权值和阈值。如果迭代结束的条件未满足, 则回到 3)。

1.2 数据的采集与处理

1.2.1 数据采集

本研究的数据采集自某电网公司历史数据并将此时间段的气象同样作为神经网络样本, 数据采集为: ①预测日 3 天之前的对应时间负荷数据; ②预测日 14 天前的对应时间负荷数据; ③预测日 3 天之前的对应时间前推 3 小时负荷数据; ④预测日 14 天之前的对应时间前推 3 小时负荷数据。

电网负荷与历史数据及天气状况之间是非线性的关系。经过仔细对其进行关联分析, 得到了影响较大的因子, 数据类别共计 7 类: ①该时刻电力实时负荷; ②该时刻温度最大值; ③该时刻温度最低值; ④该时间段温度均值; ⑤该时刻如果降雨, 则降雨总量; ⑥该时刻湿度均值; ⑦该时刻实时气压。可知共 56 个数据值。将以上的数据作为神经网络的数据源。

1.2.2 数据的预处理

采集到的数据必须进行预处理, 如果将这些数据直接输入到神经网络之中, 会导致数据的加权经过累加器之后被放大, 神经网络收敛困难。结合本研究所选择的数据特征, 并考虑到神经网络的层次中引入的都是使用 Sigmoid(神经元的非线性作用函数) 实现激活, 因此, 为使函数作用在其取值范围的平坦区, 以归一化预处理的方法, 将所采集的数据映射于 $[0.1, 0.9]$ 区间。算法如下:

$$\bar{x}_i = \frac{0.9 - 0.1}{x_{\max} - x_{\min}} \cdot x_i + (0.9 - \frac{0.9 - 0.1}{x_{\max} - x_{\min}} \cdot x_{\max})$$

其中, X_i 为输入数据中的第 i 个元素, $X_{\max}$ 是样

本数据的最大值, $X_{\min}$ 是样本数据的最小值。

1.3 神经网络的设计

1.3.1 确定 BP 神经网络层数

研究表明, 包括一个隐含层的神经网络, 可以任意逼近任何的连续函数, 因此三层的 BP 网络即可完成所需的映射。因此本文将包含 3 层结构的神经网络作为负荷预测的基本模型。

1.3.2 确定网络层节点数

结合 Kolmogorov 算法, 隐含层为 5 个节点, 输出层中的神经元有 1 个。以粒子群算法优化传统的神经网络方法, 对 BP 网络进行训练, 从而获取较优的权值、阈值。

1.3.3 确定自适应学习速率

对所构建的优化神经网络, 以数个不同的速率进行初步训练, 并统计对比不同速率之下训练之后的 errorsum of square 值(误差平方和)。如果此值能够快速减小, 则证明所选择的学习速率比较理想。而假若此值减小较慢或者出现了无法容忍的震荡, 则说明学习速率不合适。学习速率过大, 会导致系统失去稳定性, 过小则容易使收敛速度过于缓慢。通过反复试验和综合对比, 并结合研究成果中学习速率区间为 $[0.01 \sim 0.7]$ 的研究结论, 将学习速率最终定位于 0.7。

2 仿真过程

2.1 Matlab 仿真

引入 Matlab 实现对实验数据的仿真分析。具体步骤为:

1) 创建神经网络(函数均来自 Matlab 的神经网络工具箱, 下同, 注略):

$$net = newff(\min \max(P_Train), \{ \logsig \logsig \}, 'traingd')$$

程序语句中, "logsig" 为神经网络不同层次之间的传递函数, 'traingd' 为训练函数。神经网络创建之后, 便开始进行权值、阈值的初始化。

2) 创建粒子群优化的神经网络: 创建方法同 1)。

3) 通过 Matlab 的 train 函数实现对神经网络的训练。语句为:

$$[net, tr] = train(net, P_Train, T_rain)$$

网络输入、输出维数以参数 P、T 表示。

图 1 所示为基本神经网络与粒子群优化神经网络的训练误差曲线对比。

图 1 中, 横坐标是神经网络的训练次数, 纵坐标为训练误差值。从基本 BP 网络的误差曲线可知, 训练次数超过 300 次时, 目标误差值 10^{-4} 尚未达到, 收

敛较慢,性能不佳;而粒子群优化后的 BP 网络则在第 19 次时满足了目标误差值,可见性能有较为明显的提升,经过更少的迭代次数就使网络的性能达到了要求。

2.2 电力负荷预测

粒子群优化的 BP 网络训练好之后,以某市电网用电量的历史数据为例,对电力负荷实施预测。表 1 所示为普通 BP 网络与改进 BP 网络对电力负荷预测的数据对比。

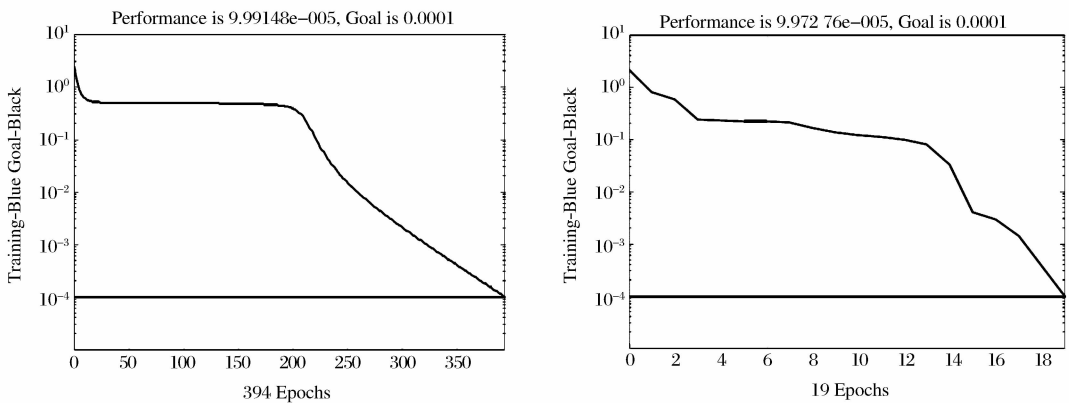


图 1 基本神经网络与粒子群优化神经网络的训练误差曲线对比

表 1 普通 BP 网络与改进 BP 网络对电力负荷预测的数据

时间/h	实际值/MW	BP 网络预测/MW	相对误差/%	本算法预测/MW	相对误差/%
1:00	19 495.1	19 907.5	2.07	19 743.3	1.27
2:00	18 382.3	18 976.9	3.13	18 767.4	2.09
3:00	18 326.1	18 647.9	1.73	18 563.4	1.29
4:00	18 047.6	18 243.6	1.07	18 134.7	0.48
5:00	18 275.6	17 476.5	4.57	17 807.4	2.56
6:00	18 485.9	18 743.5	1.37	18 679.5	1.05
7:00	20 286.3	20 884.7	2.87	20 679.3	1.94
8:00	20 571.6	21 475.8	4.21	21 012.4	2.14
9:00	20 746.3	21 745	4.59	21 032.4	1.38
10:00	21 121.5	22 179.6	4.77	21 673.4	2.61
11:00	21 284	22 632.4	5.96	21 763.4	2.25
12:00	21 378	22 114.3	3.33	21 736.4	1.68
13:00	21 126.8	22 143.7	4.59	21 653.3	2.49
14:00	21 160.6	22 096.4	4.24	21 765.9	2.86
15:00	21 563.8	22 365.3	3.58	22 114.6	2.55
16:00	21 021.3	21 863.4	3.85	21 563.9	2.58
17:00	21 188.4	22 067.4	3.98	21 679.5	2.32
18:00	21 233.6	22 098.7	3.91	21 569.2	1.58
19:00	21 561.9	22 695.3	4.99	22 067.3	2.34
20:00	22 055.8	22 747.4	3.04	22 347.4	1.32
21:00	22 050.1	22 952.7	3.93	22 477	1.94
22:00	21 432.6	22 113.4	3.08	22 009	2.69
23:00	20 352.9	20 854	2.40	20 869.2	2.54
24:00	19 042.4	18 891.5	0.80	19 007.4	0.18

可知,在电力负荷预测误差方面,优化之后的 BP 网络明显低于传统 BP 网络,平均误差率仅为 1.69%。将此模型的预测值与输出值通过数理统计

进行回归分析,获取预测目标对 BP 网络结果之间所存在的关联系数,从而以此系数体现优化 BP 网络的实际性能,如图 2 所示。

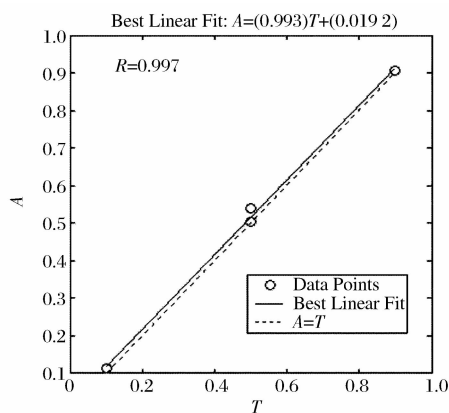


图 2 优化网络仿真数理统计分析

图 2 中,4 个点表示优化 BP 网络的预测值,横坐标表示预测目标的输出值,纵坐标表示 BP 网络的输出值。图中的虚线是实际值,实线表示拟合之后的具体情况。可知仿真的拟合度 $R=0.997$ (最大值为 1),可知相关性和仿真度均十分满意。

3 结束语

本研究将粒子群优化的 BP 算法应用于电力负

荷预测,克服神经网络固有的缺陷,经仿真试验证明效果满意,可以满足短期负荷预测的需要。本文的成果对电力需求侧管理和提升服务品质、夯实企业核心竞争力具有比较好的实践意义和理论价值。

参考文献

- [1] 牛东晓,曹树华,赵磊,等. 电力负荷预测技术及其应用[M]. 北京:中国电力出版社,2008.
- [2] 牛东晓,陈志业,刑棉,等. 遗传神经网络优化预测方法研究及其应用[J]. 华北电力大学学报,2001,28(1):1—5.
- [3] 姜勇. 电力系统中短期负荷预测方法简介[J]. 东北电力技术,2012(8):49—52.
- [4] 梁海峰,涂光瑜,唐红卫. 遗传神经网络在电力系统短期负荷预测中的应用[J]. 电网技术,2011,25(1):49—53.
- [5] CRISCI A, MORIONDO M, BELLESI SETAL. Analysis of downy and powdery mildewinfections: a neural network approach[C]//7thInternational Congress for Computer,2012
- [6] LANKIN-VEGA G, WORNER S P. An ensemble model for predicting rhopalosiphum padi abundance[J]. Entomologia Experimentalis Applicata,2011(3):308—315.

Particle Swarm Optimization-based Neural Network Model for Short-term Load Forecasting

YIN Zhao-wu

(Leting Power Company,Leting Hebei 063600,China)

Abstract: ANN is a method of short_term load forecasting which has been researched the most recently. This paper proposes a new load forecasting model based on Particle Swarm Optimization(PSO). PSO is a novel random optimization method which has extensive capability of global optimization. PSO is used to optimize the weighting factor of Radial Basis Function(RBF)neural network and the optimal model is applied to forecast load. The application of ANN in combination forecasting has been summarized.

Key words: load forecasting;power grid enterprises;particle swarm algorithm;neural network

(上接第 78 页)

Analysis of High-tech Enterprises' Technology Innovation Capability Based on the Multi-index Comprehensive Evaluation Method

ZHANG Yi¹, ZHANG Ming², WANG Su-juan²

(1. University of Denver; 2. School of Management and Economics,Beijing Institute of Technology,Beijing 100081,China)

Abstract: In order to have a core competitive advantage and achieve sustainable development, high-tech companies need to improve the technological innovation capability constantly. By using multi index comprehensive evaluation method to the evaluation of technical innovation ability of 374 high-tech enterprises of Fengtai science and Technology Park. Firstly, based on analyzing the influence factors of enterprise's technological innovation, using dimensionless mean objective weighting method deal with the quantification of indicators and the standard deviation method deal with empower each index weight. Secondly, based on the analysis of enterprise technology innovation factors, this paper established an evaluation index system of technological innovation capability of high-tech enterprises, and analyzed the various indicators' weight and the technological innovation capability of high-tech enterprises in different areas in detail. Finally, based on the empirical analysis of the related conclusion for the enterprise management to improve management, improve enterprise core competitiveness to provide decision basis.

Key words: high-tech enterprises;technological innovation;index system