

基于灰色关联 - 神经网络模型的城市电力负荷短期预测的研究与应用

文艳, 宋宗勋, 张国柱, 许春华, 连晓华

(威海供电公司, 山东 威海 264200)

摘要: 利用灰色理论和神经网络技术, 提出了基于灰色关联度分析的灰色神经网络短期负荷预测短期分析新方法并建立了灰色关联 - 神经网络模型应用到电力短期负荷预测分析中, 由于该模型优化了输入层因子, 并克服了 BP 算法确定隐含层节点数的困难, 所以提高了学习效率。最后结合某市电网负荷特点, 在输入因子中重点考虑了某些扰动因子来进行优化, 最后的预测结果以及与其他方法的预测误差进行比较, 表明了该预测方法的正确性、高效性和实用性。

关键词: 灰色关联; 神经网络; 模型; 电力负荷; 短期预测

中图分类号: TM715 文献标识码: A 文章编号: 1003-4897(2005)19-0036-05

0 引言

电力系统负荷预测是电力系统运行、控制和规划不可缺少的一部分。随着计算机在电力系统中的日益普及和电力系统自动化水平的不断提高, 负荷预测的精度也相应有所改进, 并逐步实用化。负荷预测的结果已成为经济调度和推行电力市场的必要基础。随着电力市场的建立和发展, 对短期负荷预测提出了更高的要求, 短期负荷预测不再仅仅是 EMS 的关键部分, 同时也是制定电力市场交易计划的基础。电力系统负荷预测是一项重大意义的课题, 提高预测精度就是提高电力系统运行的安全性, 就是提高电力系统运行的经济性^[1~3]。

1 电力负荷预测技术

短期负荷预测技术经过几十年的发展, 人们提出了许多的预测方法^[4,5]。现有的预测方法大体可以分为两类: 经典的数学统计方法以及上世纪 90 年代兴起的各种人工智能方法。经典的数学统计方法包括线性外推法、多元线性回归法、时间序列法和状态空间法等。人工智能方法包括人工神经网络法、专家系统方法和模糊推理方法等。虽然经典的数学统计方法具有速度快的优点, 但是其预测模型比较简单, 很难准确描述负荷预测的实际模型, 所以其精度较差。随着人工智能技术逐步被引入到短期负荷预测中, 人们已经提出了多种基于人工智能的预测方法, 其中最为典型的为基于各种人工神经网络模型的预测方法。但是在实际中影响电力负荷的许多因素是不确定的, 比如天气因素、季节因素等, 而现

有的各种基于人工神经网络的预测方法无法处理这些不确定因素。针对上述问题, 所以必须要建立一种新的模型使该模型能考虑到这些不可预知的扰动因素, 这样才能使得我们所要预测的日负荷更趋于精确。因此, 本文提出了一种新的预测模型, 即灰色关联 - 神经网络模型, 利用训练好的神经网络模型就可以用来预测考虑扰动因素的未来日负荷曲线。克服负荷预测因天气因素的影响而呈现的预测精度不稳定, 提高了预测精度。

2 日负荷的灰色关联 - 神经网络^[1,6~9]

2.1 样本不良数据的预处理

因偶然因素引起实际负荷较大波动的数据 (预测时 > 1.25 或 < 0.85 倍的平均值) 定义为负荷预测的非常数据, 对这类非常数据作如下处理。

取第 i 日同一点 j 的负荷数据 $L(i, j)$ 构成数组:

$$\{L(i, j) | i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, 3, \dots, 96\}$$

其平均值为:

$$L_{avj} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L(i, j) \quad (1)$$

将较大波动的数据按式 (2) 处理后再存入样本:

$$L(i, j) = \begin{cases} 1.25L_{av} & L(i, j) > 1.25L_{av} \\ L(i, j) & 0.85L_{av} \leq L(i, j) \leq 1.25L_{av} \\ 0.85L_{av} & L(i, j) < 0.85L_{av} \end{cases} \quad (2)$$

2.2 负荷的灰色关联 - 神经网络模型

对于特定城市的电网, 在电力负荷曲线 (正常工作日) 仍有两个较固定的特点: 一是最大负荷和

最小负荷出现的时刻基本固定,虽然有一个小区间的变化范围;二是负荷曲线的形状基本相近。但是在实际预测中,任意某固定时刻影响负荷预测因素的数据一般难于得到,如天气因素在每个固定的时刻都将对负荷产生影响,然而就天气状况预测数据而言,气象台预测数据一般是按天来提供的,只有预测日的最高温度、最低温度、天气状况、平均湿度等数据。特别事件一般则很难得到确定性信息,对其准确的发生时间、持续时间及影响等都是十分模糊的。

关联度是灰色系统理论提出的一种技术方法,是分析系统中各种因素关联度的方法,也就是关联度量化的方法。关联度^[2]的基本思想,是根据曲线间相似程度来判断关联程度,实质上是几种曲线间几何形状的分析比较,即认为几何形状越接近,则发展变化态势越接近,关联度越大。同理,我们将影响日负荷的各种扰动因素(气温,风力,湿度,日晒,雷雨等)根据其其对日负荷影响的关联度大小进行分析,然后按其关联度的大小来决定最后的扰动因素输入量建立起负荷预测的神经网络模型。对于电力日负荷曲线中负荷大小和相关因素量,通过关联度的计算,可以确定相关度权值大的因素集。在关联度分析中,按不同公式求得各因素值的大小可能不完全相同,但关联序列(按关联度大小排列的次序)却不会改变。由于扰动因素集的单位与所要预测的负荷单位不同及初始值均不相同(如气温),所以在进行扰动因素与电力负荷进行关联度分析时,为了使各数列之间具有可比性,就必须要先进行归一化处理,即用每一个数列的第一个数 $x_i(1)$ 除其它数 $x_i(k)$,这样处理后的数列就是归一化数列。

设原始数据序列 x_0, x_i 分别为参考数列和预测数列,即有

$$x_0 = \{x_0(1), x_0(2), x_0(3), \dots, x_0(n)\}$$

$$x_i = \{x_i(1), x_i(2), x_i(3), \dots, x_i(n)\}$$

$$i = 1, 2, 3, \dots, m$$

则斜率关联度法计算公式为:

$$r_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n r_i(k)$$

其中:

$$r_i(k) = \frac{\min_k \min_i |x_0(k) - x_i(k)| + \max_k \max_i |x_0(k) - x_i(k)|}{|x_0(k) - x_i(k)| + \max_k \max_i |x_0(k) - x_i(k)|}$$

为曲线 x_0 与 x_i 在第 k 点的关联系数。

最后根据日负荷变化曲线,确定相关的扰动信号,利用灰色关联分析方法进行相关扰动中各具体

扰动信号与负荷的关联分析,分别得出不同扰动信号与负荷变化的关联权重值,然后根据具体电网的负荷情况来确定输入层中输入量的个数。

设输入层节点个数为 n ,输出层的节点个数为 m ,隐含层节点个数为 s ,并设有 N 个样本 (x_k, y_k) ($k = 1, 2, \dots, N$), $x_k \in R_n, y_k \in R_m$ 的样本集为 P_1 , x_k 为输入, y_k 为其输出的期望值;有 M 个样本 (x_k, y_k) , ($k = 1, 2, \dots, M$) 的样本集为 P_2 及 T 个样本 (x_k, y_k) , 其中 ($k = 1, 2, \dots, T$), 则经过灰色关联度处理后的神经网络模型如图 1 所示,学习步骤如下:

- 1) 初始化 $f_1 = 1, f_2 = 1, f_3 = 1$
- 2) 根据样本 P_1 学习从而得到权矩阵 W_1 ;
- 3) 利用样本 P_2, P_3 来验证权矩阵 W_1 , 若正确则 $f_1 = 1$, 反之则 $f_1 = 0$;
- 4) 根据样本 P_2 学习从而得到一个 W_2 ;
- 5) 利用样本 P_1, P_3 , 来验证权矩阵 W_2 , 若正确则 $f_2 = 1$, 反之则 $f_2 = 0$;
- 6) 根据样本 P_3 学习从而得到一个 W_3 ;
- 7) 利用样本 P_1, P_2 来验证权矩阵 W_3 , 若正确则 $f_3 = 1$, 反之则 $f_3 = 0$;
- 8) 若 $P(f_1, f_2, f_3) = 1$ 则增加 L 个隐含层节点转步骤 2) 继续学习。

因为是只选择与观测值(要预测的负荷)关联度大的扰动因子来建模,所以大大提高了神经网络的学习效率,同时又因为可以动态调整隐含层的节点数,进而避免了传统神经网络 BP 算法必须要确定隐含层节点数的困难。

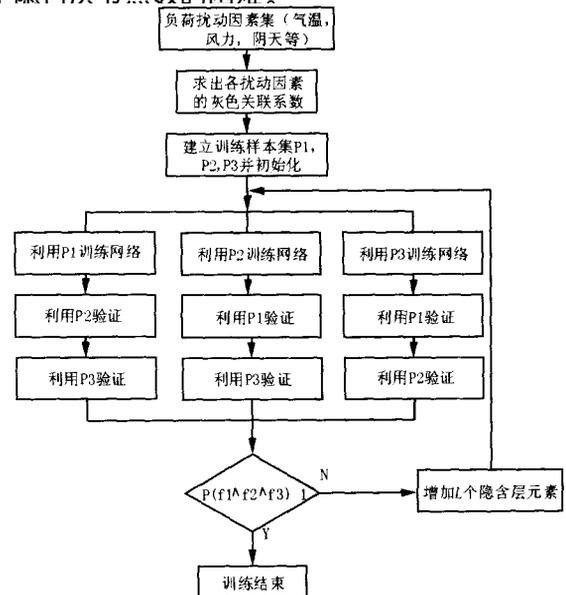


图 1 灰色处理后的负荷神经网络模型

Fig 1 Neural network model of grayed power load

3 实际应用分析

3.1 实际应用

利用上述灰色神经网络模型对某市短期负荷进行了预测(即96点日负荷预测),预测结果如表1所示。为了能证明本文所提出的预测方法的正确性和有效性,又用其他两种不同的方法对该市日负荷进行了预测,最后将4种方法的预测误差比较结果给出。

某市电网的负荷预测有如下的技术难点:

- 1) 该市电网容量较小不到800 MW,其中只有不到600 MW的负荷是需要我们来准确预测的网供负荷,在这样小的基数上要保证预测的准确性(96.5%)难度不言而喻。
- 2) 该市的负荷峰谷差较大,即在一天之内负荷变化的幅度较大,负荷变化的曲线不平滑,这也增加了预测难度。
- 3) 该市是一个海滨城市,气候属多风的海洋性气候,所以对于该市来说风的影响比气温大小对负荷的影响更大,比如说在气温相同的两天,一天有风而一天无风,有风的一天的负荷能比无风那天的负荷多出30 MW;另外是否阴天的因素对负荷影响也极大,因为阴天将直接导致灯峰负荷的出现(若前面例子中有风的一天又阴天,那么该日增加的负荷最高达50 MW)。由于气象变化的规律难于把握,

所以也造成了预测的困难。

4) 该市是靠海的城市,所以打鱼制冷负荷所占的比重较大但该负荷变化又毫无规律性,所以该负荷大的起伏又增加了预测的难度。

鉴于以上实际情况,我们在所设计的灰色神经网络模型中的输入量中做了特别的考虑,并利用2003年的负荷历史数据作为训练样本进行预测,5·1黄金周7天的日负荷预测结果如表1所示,可见精确度均满足要求。

表2为该市电网2004年5·1黄金周7天负荷预测日报表之一,受篇幅限制,我们仅给出了5月1号96点的负荷准确率,剩余6天只给出日准确率、最高最低准确率这两项指标(如表1所示)。为进一步证明该预测方法的实用性和准确性,我们又对2004年全年12个月的每一天进行了预测,同样受篇幅的限制,我们在此仅给出了每月的月度准确率,具体如表3所示。

表1 2004年5·1~5·7日负荷预测准确率

Tab 1 Daily load forecasting accuracy rates from May 1 to May 7 of 2004

日期	日准确率 / (%)	最高最低准确率 / (%)	日期	日准确率 / (%)	最高最低准确率 / (%)
2004-5-1	97.80	98.45	2004-5-5	97.86	98.99
2004-5-2	97.59	98.49	2004-5-6	98.48	99.5
2004-5-3	96.68	98.75	2004-5-7	97.89	99.22
2004-5-4	98.22	99.43			

表2 2004年5月1日的预测负荷与实际负荷对比表

Tab 2 Prediction load and actual load contrast table for May 1, 2004

时间	预测负荷 / MW	实际负荷 / MW	准确率 / (%)	时间	预测负荷 / MW	实际负荷 / MW	准确率 / (%)	时间	预测负荷 / MW	实际负荷 / MW	准确率 / (%)	时间	预测负荷 / MW	实际负荷 / MW	准确率 / (%)
0:00	238	244.603	97.4	6:00	245	242.042	98.78	12:00	245	245.446	99.82	18:00	273	264.419	96.76
0:15	231	238.541	96.75	6:15	248	247.672	99.87	12:15	242	249.201	97.12	18:15	267	262.456	98.08
0:30	226	234.76	96.27	6:30	252	253.345	99.47	12:30	246	248.145	99.14	18:30	271	267.622	98.63
0:45	225	229.543	98.03	6:45	251	252.982	99.22	12:45	258	257.625	99.86	18:45	276	270.134	97.76
1:00	223	226.523	98.45	7:00	248	250.476	99.02	13:00	262	253.005	96.45	19:00	315	307.544	97.63
1:15	223	226.144	98.61	7:15	256	259.822	98.53	13:15	260	255.736	98.25	19:15	332	321.888	96.93
1:30	222	226.562	97.99	7:30	266	258.521	97.11	13:30	263	256.489	97.13	19:30	338	328.861	97.23
1:45	221	226.738	97.27	7:45	270	270.001	100	13:45	272	263.941	96.95	19:45	342	333.039	97.31
2:00	219	222.265	98.54	8:00	276	273.39	99.05	14:00	277	270.375	97.55	20:00	336	332.649	99
2:15	215	223.387	96.25	8:15	274	286.398	95.68	14:15	267	263.632	98.55	20:15	333	326.804	98.11
2:30	215	219.589	97.92	8:30	281	283.304	99.19	14:30	272	266.156	97.93	20:30	325	320.733	98.67
2:45	211	218.342	96.64	8:45	280	282.792	99.02	14:45	274	270.872	98.85	20:45	309	319.733	96.65
3:00	209	217.971	95.89	9:00	281	286.17	98.2	15:00	276	270.535	97.98	21:00	305	311.549	97.9
3:15	208	213.824	97.28	9:15	285	280.777	98.5	15:15	273	269.337	98.56	21:15	289	298.985	96.67
3:30	217	220.963	98.23	9:30	288	278.612	96.64	15:30	271	266.459	98.3	21:30	282	290.504	97.01
3:45	213	218.924	97.1	9:45	279	282.345	98.82	15:45	274	267.395	97.42	21:45	260	271.504	95.77
4:00	210	216.877	96.91	10:00	290	280.786	96.72	16:00	277	269.328	97.19	22:00	248	258.052	96.11
4:15	212	208.013	98.09	10:15	292	281.511	96.28	16:15	275	272.201	98.94	22:15	243	238.688	98.2
4:30	214	216.966	98.41	10:30	288	288.974	99.67	16:30	283	274.219	96.71	22:30	231	225.235	97.45
4:45	219	223.64	97.8	10:45	287	289.148	99.26	16:45	281	273.447	97.41	22:45	218	218.836	99.62
5:00	216	220.464	97.98	11:00	291	297.239	97.91	17:00	283	274.203	96.8	23:00	216	206.199	95.25
5:15	225	229.373	98.1	11:15	279	286.045	97.54	17:15	281	272.246	96.79	23:15	209	203.19	97.19
5:30	235	233.432	99.33	11:30	259	261.992	98.86	17:30	276	268.365	97.16	23:30	213	197.956	95.19
5:45	241	236.592	98.14	11:45	245	247.885	98.84	17:45	272	263.602	96.82	23:45	198	191.611	96.51

表 3 2004年 01 - 12月月度负荷预测准确率

Tab 3 The monthly load forecasting accuracy rates from January to December of 2004

日期	月准确率 / (%)	最高最低准确率 / (%)	日期	月准确率 / (%)	最高最低准确率 / (%)
2004 - 01	94.08	94.77	2004 - 07	97.32	96.18
2004 - 02	95.92	96.18	2004 - 08	97.95	97.67
2004 - 03	96.50	97.32	2004 - 09	96.99	97.50
2004 - 04	97.03	97.98	2004 - 10	97.27	97.66
2004 - 05	98.28	98.99	2004 - 11	97.95	97.64
2004 - 06	98.16	98.42	2004 - 12	97.74	98.15

3.2 预测方法的比较^[10-12]

人工神经网络具有自学习、自适应的优点,在短期负荷预测中能够自动跟踪负荷规律的变化。本文将采用 BP网络来预测负荷归一化曲线,并且将根据五种不同的预测日类型(周一、工作日、周六、周日和节假日)分别建立相应的 BP网络预测模型。

BP网络基本预测模型结构如图 3 所示,其中,在输入层中输入数据 1~48 为过去两个同类型日负荷各小时负荷归一化值;输入数据 48~n 以二进制数表示日类型;在输出层中,输出数据 1~24 为预测日负荷归一化值;隐层的节点数根据不同的类型日而不同。

日负荷预测的误差指标很多,由于相对误差指标比绝对误差指标更直观更易于比较,因此本文采用了四个相对误差指标作为各种预测方法效果好坏的判断依据,即

1) 最高(低)负荷的相对误差

日最高(低)负荷预测相对误差 =

$$\frac{|\text{日实际最高(低)负荷} - \text{日预测最高(低)负荷}|}{\text{日实际最高(低)负荷}}$$

2) 平均相对误差

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|Y_i - \hat{Y}_i|}{Y_i}, \text{其中 } Y_i \text{ 表示实际负}$$

荷, \hat{Y}_i 表示预测负荷, n 表示一天内所观测的负荷数据个数,这里为 96 点,所以 $n = 96$ 。

3) 均方根相对误差

$$MSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i} \right)^2}$$

由于对相对误差进行了平方,加强了数值大的误差在指标中的作用,从而提高了该指标的灵敏度,是一大优点,它也是误差分析的综合指标之一。

采用四种方法分别对 2004 年 5·1 黄金周 7 天的负荷进行了预测,并统计 4 种方法的误差指标,结果见表 4。

表 4 四种方法预测结果误差指标

Tab 4 Forecasting result errors of four methods

日期	日最高(低)负荷相对误差 / (%)			
	灰色模型 GM(1,1)法	趋势外推法	灰色关联神经网络法	传统神经网络法
2004 - 5 - 1	4.96	5.63	3.11	4.13
2004 - 5 - 2	2.68	5.31	2.19	3.38
2004 - 5 - 3	3.50	4.26	2.51	2.98
2004 - 5 - 4	3.88	4.02	1.15	3.75
2004 - 5 - 5	5.12	5.55	2.02	5.95
2004 - 5 - 6	3.58	3.43	1.01	3.11
2004 - 5 - 7	2.90	3.81	1.56	2.67

平均相对误差 / (%)

日期	平均相对误差 / (%)			
	灰色模型 GM(1,1)法	趋势外推法	灰色关联神经网络法	传统神经网络法
2004 - 5 - 1	3.45	3.98	3.65	3.80
2004 - 5 - 2	2.67	3.21	1.23	3.06
2004 - 5 - 3	3.58	4.13	2.37	3.25
2004 - 5 - 4	2.01	2.07	1.56	2.17
2004 - 5 - 5	5.87	3.12	1.87	2.96
2004 - 5 - 6	1.51	2.04	1.72	4.61
2004 - 5 - 7	4.21	3.45	2.78	3.59

均方根相对误差 / (%)

日期	均方根相对误差 / (%)			
	灰色模型 GM(1,1)法	趋势外推法	灰色关联神经网络法	传统神经网络法
2004 - 5 - 1	1.59	1.87	2.01	1.92
2004 - 5 - 2	1.98	2.32	1.98	2.02
2004 - 5 - 3	3.56	3.80	4.56	4.55
2004 - 5 - 4	2.91	2.34	1.02	3.23
2004 - 5 - 5	3.65	4.58	2.85	3.74
2004 - 5 - 6	1.22	1.32	1.41	1.35
2004 - 5 - 7	6.32	5.22	2.26	5.02

由表 4 可见,灰色模型 GM(1,1)法、趋势外推法和传统的神经网络法所得到的预测结果误差分析普遍比本文所提出的灰色关联神经网络法要大,这就进一步证明了本文所提出的灰色关联神经网络法不仅在理论上是成立的,而且在实践应用中也是高效和实用的。

4 结论

本文从实际应用出发,从一种全新的角度进行了短期负荷预测的研究,采用灰色关联神经网络技术提出了考虑不确定因素影响的电力短期负荷预测建模新方法,克服了传统的基于 BP 算法神经网络模型必须要确定隐含层节点数的困难,同时又充分发挥了灰色关联神经网络模型的优点:即引入了动态解决隐含层的节点数的观点,这样就从本质上提高了神经网络的学习效率。另外,根据具体情况和需要利用灰色关联度分析来优化输入层的因子量,所以又可以大大提高预测的精度。最后通过实例进行了预测模型和相应算法的描述,通过与其他预测方法的计算比较进一步证明了该模型和算法的

正确性和有效性。随着影响因素数据提供更详细和样本更丰富,整个预测结果可以更准确,预测的精度也会更高。

参考文献:

- [1] 邓聚龙. 灰色系统基本方法 [M]. 武汉:华中理工大学出版社, 1987.
DENG Ju-long The Basic Method of Grey System [M]. Wuhan: Huazhong University of Technology Press, 1987.
- [2] 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, 1998.
NIU Dong-xiao, CAO Shu-hua, ZHAO Lei, et al The Technology of Power Load Forecasting and Its Application [M]. Beijing: China Electric Power Press, 1998.
- [3] 韩桢祥,文福桂. 人工神经网络在电力系统中应用的新进展(二) [J]. 电力系统自动化, 1993, 17(2): 55-62.
HAN Zhen-xiang, WEN Fu-shuan The New Development of Artificial Neural Network in Power System Application, [J]. Automation of Electric Power Systems, 1993, 17(2): 55-62.
- [4] 肖国泉,王春,张福伟,等. 电力负荷预测 [M]. 北京:中国电力出版社, 2001.
XIAO Guo-quan, WANG Chun, ZHANG Fu-wei, et al The Forecasting of Electric Power Load [M]. Beijing: China Electric Power Press, 2001.
- [5] 李永坚,胡鹤宇. 电力系统短期负荷预测的级联网络模型研究 [J]. 继电器, 2004, 32(10): 14-18.
LI Yong-jian, HU He-yu Research on Cascaded Network Model for Short-term Load Forecasting in Power System [J]. Relay, 2004, 32(10): 14-18.
- [6] Hsu Y Y, et al Design of Artificial Neural Networks for Short-term Load Forecasting, Part and Part [J]. IEEE Pt C, 1991, 138(5).
- [7] Lee K Y, Cha Y T, Park J H. Short-term Load Forecasting Using an Artificial Neural Network [J]. IEEE Trans on Power Systems, 1992, 7(1): 124-131.
- [8] Gross G, Galiana F D. Short-term Load Forecasting [J]. Proceedings of IEEE, 1987, 75(12).
- [9] Rahman S, Bhatnagar R. An Expert System Based Algorithm for Short Term Load Forecasting [J]. IEEE Trans on Power Systems, 1988, 3(2): 392-399.
- [10] Park D C, et al Electric Load Forecasting Using an Artificial Neural Network [J]. IEEE Trans on Power Systems, 1991, 6(2): 442-449.
- [11] 周佃民,官晓宏,孙捷,等. 基于神经网络的电力系统短期负荷预测研究 [J]. 电网技术, 2002, 26(2): 10-13.
ZHOU Dian-min, GUAN Xiao-hong, SUN Jie, et al A Short-term Load Forecasting System Based on BP Artificial Neural Network [J]. Power System Technology, 2002, 26(2): 10-13.
- [12] 朱冰静. 预测原理与方法 [M]. 上海:上海交通大学出版社, 1991.
ZHU Bing-jing The Principle and Method of Forecasting [M]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University Press, 1991.

收稿日期: 2005-01-11; 修回日期: 2005-05-26

作者简介:

文艳(1975-),女,硕士,从事电力调度工作。E-mail: wenyao23@163.com

Research and application of gray-connection neural-network model in city short-term electric power load forecast

WEN Yan, SONG Zong-xun, ZHANG Guo-zhu, XU Chun-hua, LIAN Xiao-hua
(Weihai Electric Power Supply Company, Weihai 264200, China)

Abstract: A new gray-connection neural-network load forecast model is set up and employed in short-term load forecast based on grey theory and neural network technology. Because this paper derives excellent tum of input factors of the model, and at the same time the model overcomes the difficulty of how to certain factors of middle layer in the way of BP calculation, the model's study efficiency is improved greatly. At last, the paper takes some city's load as an example to apply the model to forecast. In order to optimize the model, the paper uses three different methods to forecast the city's load respectively. With the comparison of forecast error margin of three methods, the model is proved to be correct, high-efficient and practical.

Key words: gray-connection; neural-network; model; power load; short-term forecast