

# 基于灰色关联分析及BP算法的用电量预测

荆红莉 周艳萍 蒋晓雁  
(榆林学院能源工程学院 榆林 719000)

**摘要:**用电量是电力系统规划及地区资源配置的重要影响因素,为了提高用电量预测的精度,提出将灰色关联分析法与BP神经网络相结合进行用电量预测。利用灰色关联分析法对影响用电量的主要因素进行分析,确定了3个影响因素并将其作为BP网络的输入参数,建立了用电量BP神经网络预测模型;在MATLAB环境下对模型进行训练测试,结果表明该系统收敛速度快、预测精度高,可为用电量的预测提供参考方法。

**关键词:**灰色关联分析;BP神经网络;用电量预测

**中图分类号:** TM74 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2060

## Forecasting of electricity consumption based on grey correlation analysis and the BP algorithm

Jing Hongli Zhou Yanping Jiang Xiaoyan  
(School of Energy Engineering, Yulin University, Yulin 719000, China)

**Abstract:** The use of electricity is an important factor in the planning of the power system and the allocation of regional resources to improve the accuracy of the forecast. In this paper, the grey correlation analysis method combined with BP neural network is used to the analysis of electricity consumption forecast. First, using the grey correlation analysis method to analyze the main factors influencing the electricity consumption, through the correlation coefficient to determine the main factors influencing the power consumption; second, the identified three influence factors as the input parameters of BP network to establish the model of electricity consumption prediction model. through the application of model test, the results show that the method has faster convergence speed and higher prediction accuracy, can be used as a reference method for prediction of power.

**Keywords:** gray correlation analysis; BP neural network; electricity consumption forecast

### 0 引言

经济的飞速发展使整个社会用电量日益增加,供用电之间的矛盾也更加突出<sup>[1]</sup>。为了缓解供用电之间的矛盾,保证居民的生活质量,准确的进行用电需求预测,可以合理的实行电力规划及能源配置,减少购电成本,提高供电效率,促进区域经济发展<sup>[2]</sup>。

### 1 灰色关联分析法的影响因素的确定

#### 1.1 影响因素分析

跟用电量相关的因素众多,且这些因素对地区用电量的影响有些是确定性的,有些带有随机性<sup>[3-4]</sup>。为了增加用电量预测的准确性,本文选取5个对地区用电量影响较为显著的因素,通过模型分析研究它们对地区电量的作用

效果。从1996到2015年陕西省的用电量、发电量、地区生产总值、能源消费总量、人均消费总值、全社会固定资产投资总值的相关数据如表1所示。

#### 1.2 影响因素灰色关联度分析

在影响用电量的5个因素中,利用灰色关联分析理论进行分析,计算出每个因素与用电量之间的关联系数,具体操作如下:

1) 确定特征序列和因素序列<sup>[5-6]</sup>。进行灰色关联分析,首先要有作为参照的特征序列和被比较的因素序列,本文以用电量为特征序列,记为 $x_0(t)$ ,采集 $m(m=20)$ 个数据: $x_0(t) = \{x_0(1), x_0(2), \dots, x_0(m)\}$ ;选取上表中影响用电量的5个因子为因素序列,记为 $x_i(t)$ ,其中有 $n(n=5)$ 个子序列,每个子序列采集 $m$ 个数据: $x_i(t) = \{x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(m)\}$ 。

表1 原始数据

年份	用电量/ 10 <sup>9</sup> kWh	发电量/ 10 <sup>10</sup> kWh	地区生产 总值/亿元	居民消费 水平/元	全社会固定资 产投资/亿元	能源增长 系数
1996	254.53	245.97	1 215.84	1 497	1 215.84	0.50
1997	262.62	255.05	1 363.6	1 683	1 363.6	0.24
1998	256.86	268.68	1 458.4	1 852	1 458.4	0.24
1999	273.63	269.78	1 592.64	1 884	1 592.64	0.24
2000	292.76	272.28	1 804	2 210	1 804	0.12
2001	321.54	343.51	2 010.62	2 857	2 010.62	1.75
2002	355.97	419.16	2 253.39	3 093	2 253.39	1.41
2003	421.92	424.22	2 587.72	3 335	2 587.72	1.25
2004	459.78	498.29	3 175.58	3 733	3 175.58	1.53
2005	516.43	548.8	3 933.72	4 182	3 933.72	1.08
2006	580.73	584.7	4 743.61	4 742	4 743.61	0.93
2007	653.69	706.87	5 757.29	5 480	5 757.29	0.64
2008	708.03	853	7 314.58	6 483	7 314.58	0.56
2009	740.11	908.94	8 169.8	7 154	8 169.8	0.62
2010	859.22	1 112.26	10 123.48	8 474	10 123.48	0.72
2011	982.47	1 222.47	12 512.3	10 053	12 512.3	0.71
2012	1 066.7	1 330.5	14 453.68	11 852	14 453.68	0.69
2013	1 152.22	1 511.98	16 205.45	13 206	16 205.45	0.64
2014	1 226.01	1 620.78	17 689.94	14 812	17 689.94	0.59
2015	1 221.73	1 623	18 021.86	15 363	18 021.86	0.61

表2 影响因子与特征因子的关联度

因子	发电量	地区生产总值	居民消费水平	社会固定资产投资	能源增长系数
灰色关联度	0.913 52	0.785 513	0.866 832	0.778 33	0.634 857

2) 数据处理。根据所选数据的实际情况,采用初值化算子进行计算<sup>[3]</sup>。 $X_i = \{x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(m)\}$ 为因素  $X_i$  的行为序列,  $D$  为初值化序列算子,  $X'_i = \{x'_i(1), x'_i(2), \dots, x'_i(m)\}$ , 则初值化的数据值为:

$$x'_i(k) = \frac{x_i(k)}{X_i(1)} \quad (1)$$

3) 计算两极最大差与最小差。计算出因素序列与特征序列的差序列  $\Delta_i(k)$ , 找出两极最大差  $M$  与最小差  $m$ 。其中:

$$\Delta_i(k) = |x'_0(k) - x'_i(k)| \quad (2)$$

$$M = \max \max \Delta_i(k) \quad (3)$$

$$m = \min \min \Delta_i(k)$$

4) 灰色关联系数及灰色关联度。特征序列与因素序列在第  $K$  点的关联系数为

$$\xi_{oi}(t) = \frac{m + \rho M}{\Delta_{oi}(t) + \rho M} \quad (4)$$

式中:  $M$  为  $|x_0(k) - x_i(k)|$  的最大值;  $m$  为  $|x_0(t) - x_i(t)|$  的

最小值;  $|x_0(k) - x_i(k)|$  为  $k$  时刻的值;  $\rho$  为分辨系数。因此, 特征序列与因素序列间的关联度为:

$$\gamma_{oi} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \xi_{oi}(k) \quad (5)$$

应用灰色关联度理论通过 MATLAB 软件运算得到的 5 个影响因素相对于用电量的关联程度如表 2 所示。从表 2 可以看出, 陕西省年发电量、居民消费水平、地区生产总值这 3 个因子与陕西省用电量之间关联度大, 将其作为 BP(back propagation)神经网络模型的输入变量。

## 2 用电量 BP 神经网络预测模型的建立

BP 神经网络是目前应用最为广泛的多层前向神经网络, 由输入层、隐含层和输出层 3 部分构成<sup>[7-8]</sup>, 如图 1 所示。网络每一层都是由众多可并行计算的单一神经元构成, 处于不同层次中的神经元, 神经元之间都是完全互相连接的, 相同层的神经元之间相互无连接<sup>[9]</sup>。年发电量、地区生产总值、居民消费水平作为陕西省年用电量预

测 BP 神经网络模型的 3 个输入神经元, 隐含层神经元经试错法<sup>[10-11]</sup>和反复调试确定为 12 h, 具有较好的收敛性, 拟合均方误差较小, 输出层以年用电量作为单一神经元进行果输出。输入信息经隐含层作用后传递给输出层, 如果输出不理想, 误差将按神经元通路反向传播, 并调节各层神经元的权值, 通过不断迭代将误差限定在设定范围<sup>[12-13]</sup>。

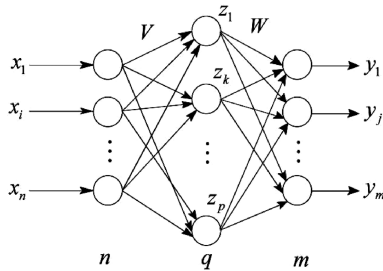


图 1 BP 神经网络模型拓扑

进行神经网络训练时, 将年用电量 1996~2015 的样本集分为训练样本和检验样本两部分, 其中抽取 1996~2011 年 16 组作为训练样本, 2012~2015 年 4 组数据作为检验样本。隐含层传递函数设定为 logsig; 输出层传递函数选定为 tansig; 训练函数为 trainlm; 学习函数选用 learnngdm, 网络的性能函数为 MSE。各参数选取如下: 学习速率 0.005, 期望误差 0.000 001, 最大训练周期 1 000。训练曲线如图 2 所示。

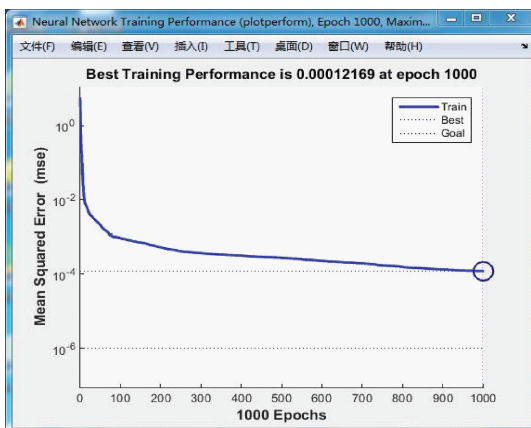


图 2 训练曲线

### 3 模型的应用及预测结果分析

为了测试模型的准确性及泛化能力, 选择训练样本以外的 4 组数据对模型进行验证分析, 得到如表 3 所示的实际值与预测值对比情况<sup>[9]</sup>。由表 3 可以看出, 此预测结果的最小相对误差为 0.93%, 最大相对误差为 5.12%, 平均相对误差为 2.96%, 实际用电量与预测用电量的相关系数  $R$  为 0.999 84。陕西省年用电量实际值与预测值如图 3 所示。由此可见, 此预测模型具有较好的应用价值<sup>[14-15]</sup>。

表 3 陕西省年用电量实际值与预测值

年份	用电量	预测值	残差	相对误差
2012	1 066.7	1 076.6	9.9	0.93%
2013	1 152.22	1 136	16.22	1.41%
2014	1 226.01	1 168.9	57.11	4.66%
2015	1 221.73	1 159.1	62.63	5.12%
平均相对误差: 2.96%			相关系数 $R$ : 0.999 84	

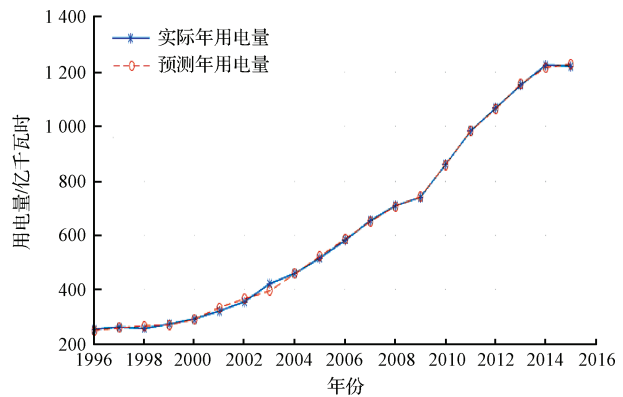


图 3 陕西省年用电量实际值与预测值

### 4 结论

本文研究了陕西省年用电量的预测指标及预测方法, 主要结论如下:

- 1) 文中运用灰色关联分析法定性地分析了陕西省年用电量与其影响因子的关联性, 通过相关性计算的结果, 选择出了 3 个与年用电量相关性较高的因子。
- 2) 将所选出的相关因子作为输入变量, 建立了陕西省年用电量预测 BP 神经网络模型。经测试该模型具有较小的误差 (最小相对误差为 0.93%, 平均相对误差为 2.96%), 能够很好地应用于实际。

### 参考文献

- [1] 王晓佳, 杨善林, 侯利强, 等. 灰色正交化方法在用电量预测中的仿真研究[J]. 系统仿真学报, 2010, 22(10): 2253-2256.
- [2] 范德成, 王韶华, 张伟. 季度周期模型在我国用电量预测中的应用研究[J]. 电网技术, 2012, 36(7): 106-110.
- [3] 周艳萍. 基于 BP 神经网络的太原市地面沉降预测及分析[J]. 地质科技情报, 2011, 30(5): 115-118.
- [4] 曲薇薇. 基于 BP 人工神经网络的电力短期负荷预测[D]. 大庆: 东北石油大学, 2011.
- [5] 朱建平. 神经网络在电力负荷预测中的应用研究[J]. 科技资讯, 2015, 13(23): 32-34.
- [6] 丁硕, 巫庆辉, 常晓恒, 等. 基于灰色 BP 神经网络的实验材料供应预测[J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(12): 78-82.

- [7] 庄育锋,胡晓瑾,翟宇. 基于BP神经网络的微量药品动态称重系统非线性补偿[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(8):1914-1920.
- [8] 刘春,马颖. 遗传算法和神经网络结合的PSD非线性校正[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(8):1157-1163.
- [9] 黄良沛,吴超威,王靖. 小波包分析和BP神经网络在滚动轴承故障模式识别中的应用[J]. 电子测量技术, 2016, 39(4):164-168.
- [10] 孙波. 包头地区电力负荷预测研究[D]. 保定:华北电力大学, 2015.
- [11] 陈敏,李泽军,黎昂. 基于混沌理论的城市用电量预测研究[J]. 电力系统保护与控制, 2009(16):41-45.
- [12] 王晓佳,杨善林,侯利强,等. 灰色正交化方法在用电量预测中的仿真研究[J]. 系统仿真学报, 2010, 22(10):2253-2256.
- [13] 曾鸣,陈春武,刘洋,等. 基于H-P滤波预测技术的年用电量预测模型研究[J]. 水电能源科学, 2012, 30(8):175-178.
- [14] 李鹰,卢炎生,蔡碧野,等. 灰色模型GM(1,1)在短期电力负荷预测中的应用[J]. 贵州工业大学学报(自然科学版), 2002(5):36-40, 53.
- [15] 范德成,王韶华,张伟. 季度周期模型在我国用电量预测中的应用研究[J]. 电网技术, 2012, 36(7):106-110.

## 作者简介

荆红莉, 1976年出生, 硕士, 主要研究方向为电力电子与拖动。

E-mail: 373002792@qq.com

## 是德科技在其基于 LoRa 的测试解决方案中应用 LoRa<sup>®</sup> Technology

凭借 Semtech 的 LoRa 技术, 是德科技能够开发出各种测试方法和解决方案, 满足物联网带来的多行业增长需求

2017年12月12日, 是德科技(纽约证券所代码: KEYS)近日宣布将采用 Semtech 公司的 LoRa<sup>®</sup> 器件和无线射频技术 (LoRa Technology), 开发物联网 (IoT) 测试解决方案。

Semtech 的 LoRa 技术是一种领先的低功耗广域网 (LPWAN) 技术, 用于构建物联网。LoRa 技术专为各种传感器和类似下列应用情况而设计: 每小时远距离发送少量变化环境中的数据, 比如气候变化、污染控制以及自然灾害预警。该技术平台能够轻松集成到公司已有的基础架构中, 并且该技术为电池供电的物联网应用提供了解决方案。Semtech 将 LoRa 技术嵌入其芯片。然后, 这些芯片可被嵌入到物联网合作伙伴提供的产品中, 然后集成到 LPWAN 中。通过如蜂窝网络、以太网、卫星或 WiFi 等回传技术,

LPWAN 网络将数据发回到应用服务器。

是德科技将采用 Semtech 的 LoRa 技术数据, 开发高度灵活的测试解决方案, 应对物联网应用中的设计验证需求。是德科技将在 X-系列信号分析仪和信号发生器、E6640A EXM 无线测试套件, 以及 89600 VSA 软件中, 为基于 LoRa 技术的器件或设备提供专用信号生成和分析工具。

“是德科技致力于打造安全、互联的世界。在履行这一使命的过程中, 物联网提供了一个重大机遇”, 是德科技无线设备和运营商事业部副总裁兼总经理 Kailash Narayanan 说道。“LoRa 技术是关键 LPWAN 技术之一, 是德科技努力解决相关的技术问题, 旨在满足特定行业的物联网需求。我们非常高兴与 Semtech 达成此次战略合作, 进而提供业界领先的解决方案, 帮助客户顺利完成 LPWAN 设计。