

城市燃气管网日负荷预测的灰色神经网络模型

谭羽非

(哈尔滨工业大学 市政环境工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150090, E-mail: tanyufei2002@163.com)

摘要: 将灰色预测理论和人工神经网络理论结合起来, 利用灰色静态预测模型来弱化数据的随机性并建立规律的累加数据, 再利用神经网络模型来解决数据的非线性, 建立了既反映其时间序列的周期性变化趋势, 又包括天气、气温等影响因素的燃气日负荷预测灰色神经网络模型. 对哈尔滨市燃气管网系统的日燃气用量进行了预测, 表明模型不仅有较高的收敛速度和精度, 同时也具有较强的适应性和灵活性.

关键词: 灰色理论; 人工神经网络; 预测; 日负荷; 数学模型; 城市燃气管网系统

中图分类号: TE31; TU996.7

文献标识码: A

文章编号: 0367-6234(2003)04-0679-04

Grey—neural networks model for city gas network daily load forecast

TAN Yu-fei

(School of Municipal and Environmental Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China E-mail: tanyufei2002@163.com)

Abstract: Applying the theory of Grey forecast to artificial neural network, the randomness of the data is weakened and the disciplinary accumulated data is developed using static Grey forecast model, and the linearity of the data is then solved with the model of neural network. The city gas network daily load forecast model established reflect the variation trend with periodicity of time serial, the weather and temperature influence factors. The results obtained with typical examples show that the model built has better convergence and forecast preciseness, better applicability and flexibility than those of other models.

Key words: city gas networks; artificial neural network; grey theory; forecast; daily gas load; mathematical model

城市燃气管网日负荷的预测对于保证管网用气量, 进行管网的优化调度、设备维修、提高系统运行的可靠性、确定用于日调峰的长输管线末端储气量具有极其重要的意义^[1]. 根据对哈尔滨市燃气日负荷数据的分析, 发现其变化规律十分复杂, 日负荷除以周呈周期性变化外, 同天气、气温、节假日等因素也密切相关, 如雨、雪等天气情况会明显改变负荷曲线的大小与形状, 高温和严寒天气也会改变负荷曲线的峰谷幅值, 元旦、春节等节日的负荷与平时也有明显不同. 这样诸多因素影响的复杂性使得负荷波动频繁, 呈高度非线性和随机性, 难以用精确的数学模型加以描述, 因此燃

气短期负荷的预测问题一直是负荷预测中的难点. 长期以来, 在我国城市燃气管网规划和运行管理中, 仍然处于依靠经验判断和经验数字来处理各种问题的水平, 目前还没有较系统的理论. 就城市燃气管网规划中的调峰负荷这样重要的技术参数, 理论上一直是以平均日供气量的 50%~60% 来确定, 而忽略了气象条件、生活习惯、用户类型比例及地区差别等诸多影响因素, 这必然带来盲目性和经济上的浪费.

本文根据城市燃气日负荷变化的特点, 既考虑了以周为周期的历史数据的纵向影响, 又考虑了天气、温度变化的横向影响, 提出了一个燃气日负荷预测模型——灰色神经网络模型. 利用该模型对哈尔滨市燃气管网系统的日燃气用量进行预测的结果, 表明所建立的模型不仅有较高的收敛

收稿日期: 2002-08-20.

基金项目: 黑龙江博士后基金资助项目(LRB-KY 01026).

作者简介: 谭羽非(1962-), 女, 博士后, 副教授.

速度和精度,同时也具有较强的适应性和灵活性,所提供的模型可应用于工程实际.

1 影响燃气日用气负荷的相关因素分析

图 1 是哈尔滨市某日(周二)与上周同一日(周二)用气负荷随时间变化的散点图.可见城市燃气日用气量的变化规律具有明显的周期性,表现为某一工作日负荷曲线同其一周前同一天的负荷曲线相似.

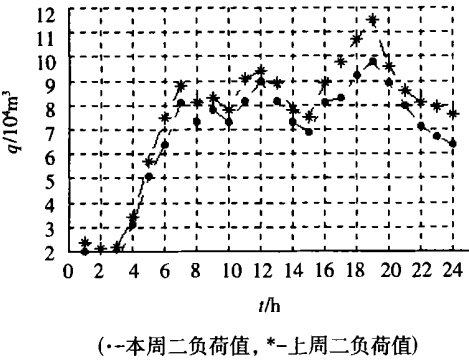


图 1 用气负荷变化散点图
Fig. 1 dot graph of gas load changes

图 2 是哈尔滨市分别在某节日(五月一日)、日平均温度 9℃和日平均温度 20℃时,24 h 用气负荷随时间变化散点图.可见环境因素(主要包括日期类型、天气、温度等)对用气负荷的影响.温度越低,用气负荷量越大,节假日用气量与平时差别较大.

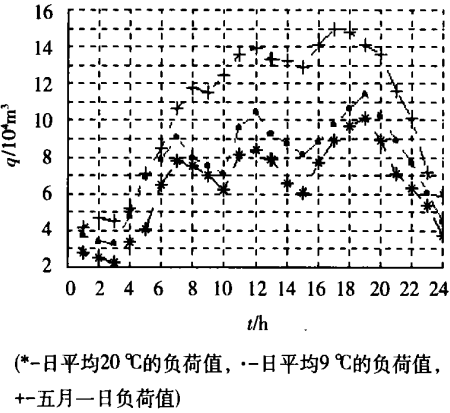


图 2 用气负荷变化散点图
Fig. 2 dot graph of gas load changes

综上所述,日负荷是受多种因素影响,具有很大的随机性,在预测时若不考虑其他的相关信息,特别是对负荷影响较大的信息,是无法得到较高预测精度的.

2 灰色静态 GM (0, N)模型和神经网络模型的基本原理

2.1 灰色静态 GM(0, N)模型^[2]

灰色静态 GM (0, N)模型建模步骤如下:

(1)构造原始特征数据序列(相当于因变量的 n 个观察值)和相关因素序列(相当于 $N - 1$ 个自变量的 n 个观察值).对原始数据序列 $x^{(0)}(i)$ 做一次累加生成处理构成 $x^{(1)}(i)$,即

$$x^{(1)}(i, L) = \sum_{j=1}^L x^{(0)}(i, j),$$

$$i = 1, 2, \cdots, N; \quad L = 1, 2, \cdots, n$$

(2)构造数据矩阵 B, Y

$$B = \begin{cases} x^{(1)}(2, 2) x^{(1)}(3, 2) \cdots \cdots x^{(1)}(N, 2) 1 \\ x^{(1)}(2, 3) x^{(1)}(3, 3) \cdots \cdots x^{(1)}(N, 3) 1 \\ \cdots \cdots \cdots \\ x^{(1)}(2, n) x^{(1)}(3, n) \cdots \cdots x^{(1)}(N, n) 1; \end{cases}$$

$$Y = \begin{cases} x^{(1)}(1, 2) \\ x^{(1)}(1, 3) \\ \cdots \\ x^{(1)}(1, n); \end{cases}$$

(3)求辨识参数 $b = [b_2, b_3, \cdots \cdots b_N, a]^T$,

令 $A = B^T B \quad C = B^T Y$ 那么 $A [b_2, b_3, \cdots \cdots b_N, a]^T = C$,

则参数 $b = [b_2, b_3, \cdots \cdots b_N, a]^T$ 的最小二乘估计 $\hat{b} = A^{-1} C$,

(4)建立 GM (0, N)模型 $L = 1, 2, \cdots, n$,将 \hat{b} 代入构成 GM (0, N)模型,即

$$x^{(1)}(1, L) = b_2 x^{(1)}(2, L) + b_3 x^{(1)}(3, L), \cdots, + b_N x^{(1)}(N, L) + a, \tag{1}$$

(5)恢复原数据序列,将式(1)求得的结果还原,通过累减逆生成得到还原数据序列:

$$x^{(0)}(1, L) = x^{(1)}(1, L) - x^{(1)}(1, L - 1). \tag{2}$$

灰色静态 GM (0, N)模型不需要收集大量统计数据,且在一定程度上弱化了原始数据的随机性,容易找出各因素间的变化规律^[3].但该模型仍为线性模型,当因变量与自变量之间存在非线性的未知关系时,用其做预测分析时精度就不高,而将 BP 神经网络的高度非线性和很强的外推性引入到灰色 GM (0, N)模型中可很好解决问题.

2.2 神经网络模型

人工神经网络^[4] (Artificial Neural Network——ANN)以其具有的非线性映射、能以任意精度逼近函数关系和自学习等优越性能,对大量非结构性、非精确性规律具有信息记忆、自主学

习、知识推理和优化计算的特点, 已在模式识别、评价、预报, 等领域获得广泛的应用。

人工神经网络结构如图 3, 包括输入层、隐层和输出层, 其中任何一个神经元都和其下一层任一神经元通过权值相联系。

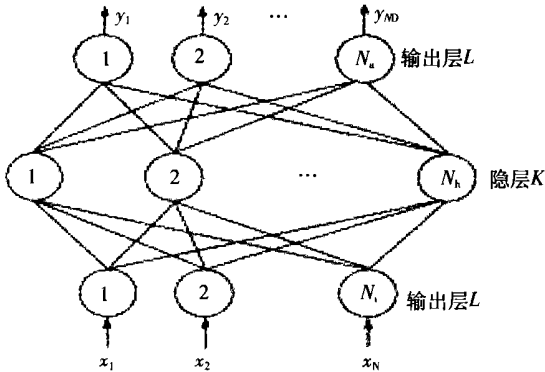


图 3 人工神经网络结构

Fig. 3 framework of artificial neural networks

对于神经网络权值的学习, 采用 BP (误差反向传播) 算法: 从 P 个样本集内取出一个样本 x_j , y_j , 将其信号 x_j 输入网络学习训练, 并指明其期望输出 y_j , 信号向前传播, 在隐节点和输出节点, 均经激活函数 (Sigmoid 型函数) 作用, 最后从输出节点得到网络的实际输出值, 再根据网络输出与实际值的误差, 来调整各神经元之间的权值, 对学习样本集内的每个样本, 重复上述步骤, 直到全部 P 个样本学习完后, 最终使得输出平方型误差最小. 通过样本集对人工网络进行训练, 来确定出神经元之间的权值后, 即可进行预测。

3 日负荷灰色神经网络模型的建立及求解

3.1 建模基本思路

将灰色 GM (0, N) 建模原始数据的一次累加生成数据作为网络训练样本数据, 由于累加数据具有单调增加趋势, 使神经网络中的非线性激励函数易于逼近. 建模过程中, 将相关因素序列的一次累加生成数据作为网络输入层的输入神经元, 相关因素的个数对应神经元数, 隐层选择一层, 输出层设置一个输出端, 对应系统特征数据序列的一次累加生成数据, 采用 BP 算法经过有效次训练学习达最小输出平方误差后, 求得各层神经元间的最佳连接权值, 最后将输出值进行一次累减逆生成处理就可得到系统特征参数的预测值, 这就是灰色神经网络的建模预测设计的基本思想。

3.2 日负荷灰色神经网络模型

(1) 选取对应与日负荷变化密切的 5 个相关

因素: 日期类型 (R); 天气 (W); 日最高温度 (t_{\max}); 日最低温度 (t_{\min}); 日平均温度 ($t_{\text{平}}$). 每个相关因素序列共选 6 组数据, 分别是预测日 1 周前、2 周前、3 周前的同一类型日和预测日前一天、前二天、前三天的历史数据。

(2) 对各相关因素序列的 6 组数据, 建立灰色静态 GM (0, N) 模型, 形成一次累加生成数据。

(3) 建立如图 3 所示的三层神经网络日负荷预测模型, 学习样本的输入层共有 5 个输入神经元, 对应 5 个相关因素的一次累加生成数据, 一个输出层对应日负荷历史数据的一次累加生成值。

(4) 通过样本的学习确定出阈值和连接权值后, 即可进行日负荷预测。

(5) 预测时输入层选取预测日、1 周前、2 周前同一类型日和预测日及前一天、前二天的历史数据, 输出值即为预测日负荷量的一次累加生成值, 经一次累减逆生成处理后, 即得到预测的日负荷量。

对于节假日的负荷预测: 节假日如元旦、春节、国庆等煤气负荷都会出现明显高峰. 节假日的负荷模型的建立同日负荷模型, 所不同的是相关因素序列和特征数据序列的选取, 首先建立全年节假日负荷数据库, 序列的数据不是对应预测日 1 周前、2 周前、3 周前的同一类型日的历史数据, 而是对应节假日数据库中与预测日同属一个类型, 且与预测日最近的那两天的数据, 例如, 预测十月一日的负荷, 取五月一日、端午节和中秋节三天的数据. 将预测的节假日前一天、前二天、前三天的历史数据取为预测日日前周六、周日和前一天的数据。

3.3 输入参数的归一化处理

(1) 负荷值 q 的换算

对于负荷值的特征数据序列, 采用下式将序列中的各数据归一化为 [0, 0.9] 范围中的值。

$$x = 0.1 + \frac{0.8(q - q_{\min})}{(q_{\max} - q_{\min})}.$$

一次累减逆生成处理后, 在输出层, 采用下式换算回负荷值:

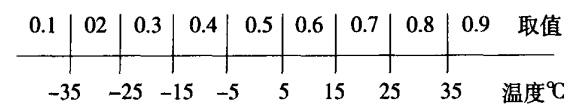
$$q = q_{\min} + (q_{\max} - q_{\min})(y - 0.1)/0.8.$$

q_{\max} , q_{\min} 分别表示训练样本集中负荷的最大值和最小值。

(2) 日最高 (t_{\max}), 最低 (t_{\min}), 平均温度 ($t_{\text{平}}$) 的换算

温度对负荷影响的权重很大, 但考虑到在一定的温度范围内, 负荷几乎不变, 将温度分成多个区间, 使同一区间内的温度对应相同的值, 温度区

间的划分和对应的取值可根据实际系统情况调整.本文取温度在 $(-35\text{ }^{\circ}\text{C}, +35\text{ }^{\circ}\text{C})$ 范围内,在 $[0.1, 0.9]$ 区间内,每变化 $10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 为一区间.



(3)天气情况 W 的归一化

根据天气变化的实际情况,将天气分为 6 类取值,降雪:取 0.1、降雨:取 0.3、阴天:取 0.5、多云:取 0.7;晴朗:取 0.9.

(4)日期类型 R 的归一化

日期类型分为 3 类,分别是工作日(星期一至星期五)、一般休息日(星期六和星期日)、节假日(包括法定节假日和民间节日).工作日取值为

0.4,一般休息日取值为 0.8.

4 算例分析

为验证本文灰色神经网络日负荷预测模型的准确性,以哈尔滨市燃气公司的燃气负荷数据作为学习和预测样本,气象数据选自黑龙江省气象台的气象实况统计资料,对数据进行归一化后,以负荷历史数据构成的一次特征累加数据序列和日期类型、天气、日最高温度、日最低温度、日平均温度构成的一次相关因素累加序列作为训练集,采用 MATLAB 程序设计语言编写了计算程序,在同一收敛精度要求下,进行了日负荷的预测,计算结果见表 1.最大训练次数定为 10 000 次,样本最大平方误差为 0.001.网络训练时收敛速率很快,且没有振荡出现,预测结果见表 1.

表 1 哈尔滨市煤气日负荷预测结果
Table 1 daily load forecasts for Harbin

日期	R	W	$t_{\text{max}}/^{\circ}\text{C}$	$t_{\text{min}}/^{\circ}\text{C}$	$t_{\text{平均}}/^{\circ}\text{C}$	实际值/ 10^4m^3	预测值/ 10^4m^3	误差/%
11.20	周一	多云	-4	-11	-7.5	95.2	94.65	0.57
11.21	周二	晴	-1	-7	-4	92.5	92.10	0.43
11.22	周三	小雪	-1	-5	-3	94.7	94.26	0.46
11.23	周四	多云	-6	-12	-9	98.5	97.58	0.93
11.24	周五	晴	-8	-17	-12.5	98.8	98.01	0.79
11.25	周六	小雪	-9	-20	-14.5	99.8	98.62	1.18
11.26	周日	小雪	-11	-22	-16.5	103.1	101.67	1.38

本文同时还采用单元线性回归模型^[5]、灰色 GM(0,N)静态模型和 BP 神经网络模型对训练集进行了预测,并与本文的灰色神经网络模型的预测结果进行了比较,结果见表 2.

表 2 各种预测模型总平均误差

Table 2 general mean errors of various forecast models

模型	周总平均 误差/%	模型	周总平均 误差/%
单元回归	2.76	BP神经网络	1.61
GM(0,N)	1.89	本文模型	0.82

5 结论

(1)燃气管网日负荷的预测,对燃气生产系统的产气计划具有指导作用,根据预测可以保证管网用气量,消除或降低系统故障的影响,提高系统运行的可靠性,而更重要的是负荷预测是优化调度的基础,预测的精度将直接影响到优化调度所产生的经济效益.

(2)本文所建立的灰色神经网络模型,利用灰色理论的累加原理弱化了随机因素,将累加后的

数据输入网络进行训练,不仅提高了预测精度同时还加快了预测速度.

(3)通过对哈尔滨市燃气日负荷的实际预测,结果表明应用灰色神经网络预测模型预测燃气管网的日负荷,是一种简便易行的方法,具有较高的收敛速度和精度,同时也具有较强的适应性和灵活性,所提供的方法可在实际中应用.

参考文献:

[1] 朱 麟,张玉润,吴明光.城市煤气负荷预报[J].煤气与热力,1998(2):28-31.
[2] 傅 立.灰色系统理论及其应用[M].重庆:科学技术文献出版社,1992.
[3] 冯利华.灰色预测模型的问题讨论[J].系统工程理论与实践,1997(12):125-128.
[4] 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):124-130.
[5] MOGHRA M I, RAHMAN S. Analysis and evaluation of five short term load forecasting techniques[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1999, 5(4):1484-1492.

(编辑 闫 彤)