

基于改进 MGM 的省级用电量中长期预测

余金,于国康,关洪浩,高贵亮,任娟

(国网新疆电力有限公司经济技术研究院,新疆乌鲁木齐 830049)

摘要:当前中国用电环境随全球经济呈非线性、非规律性波动。以往所用电量中长期预测方法难以适应现在的精准规划要求,无论是传统 GM(1,1) 还是 MGM(1,n),由于其自然属性,已经不再适应当前的新规律。基于某省级电网不同产业全社会用电总量及 GDP 变化趋势,分析了数据间的逻辑关系及变化规律。通过构造与当前变化相适应的背景优化函数,对 MGM 进行相关改进,以满足当前精准规划的用电量预测要求。预测了某省 2010—2018 年的全社会用电量,预测结果可靠性高,预测精度满足当前规划需要。

关键词:多变量灰色预测模型(MGM); 电量预测; 规划; GDP

中图分类号: TM715 文献标志码: A 文章编号: 1003-6954(2020)05-0073-06

DOI:10.16527/j.cnki.cn51-1315/tm.2020.05.016

Medium and Long-term Forecast of Provincial Electricity Consumption Based on Improved MGM

Yu Jin, Yu Guokang, Guan Honghao, Gao Guiliang, Ren Juan

(State Grid Xinjiang Economic Research Institute, Urumqi 830049, Xinjiang, China)

Abstract: The current electricity consumption environment in China fluctuates nonlinearly and irregularly with the global economy, and the medium and long-term forecast method of electricity consumption used before is difficult to meet the current precise planning requirements, both the traditional grey model (GM) (1,1) and multivariable grey model (MGM) (1, n) are no longer adapted to the current new laws due to their natural properties. Based on the total power consumption and GDP change trend of different industries in a provincial power grid, the logical relationship and change rules between the data are analyzed, and a background optimization function that is compatible with the current changes is constructed to improve the MGM to meet the current precise planning requirements of electricity demand forecast. The total electricity consumption of the whole society in a province from 2010 to 2018 is predicted, the prediction results are highly reliable and the prediction accuracy meets the current planning needs.

Key words: multivariable grey model (MGM); electricity forecasting; planning; gross domestic product (GDP)

0 引言

随着生态文明建设的持续深入,电力作为国家核心战略能源,公众对其的关注度日益增强。目前,中国的经济实力在全球经济带中的作用突出。为了保证经济平稳、有序、协调发展,中国的电力电网规划就需要与建设同步协调发展,而中长期的电力电量预测作为系统规划及运行中重要的组成部分,对电力电网制定战略发展规划、营销策略、合理资源配置和促进经济社会发展等方面具有不可替代的重要

基金项目: 国家电网有限公司科技项目(5230JY190005,5230JY190002)

意义^[1-2]。为适应当前新形势、新环境下的电力电量变化,就要求中长期电量预测在分析历史变化的基础上,能够有效自适应规律的变化,分析模拟出预测对象与相关因素的关系。一个好的预测模型应当能够做出这种变化规律描述^[3]。

中长期电量预测的对象往往都是以地区级为单位,其时间序列长度也是以年度逐年变化。一般传统的预测方法主要以趋势外推法为主,常用的方法包括时间序列法和灰色理论等^[4-5]。时间序列法侧重于目标自身的特征变化规律而忽视了相关因素的影响作用。传统的灰色模型 GM(1,1) 主要用于波动变化不大,变化趋势体现为指数增长的样本数据,

但随着中国经济社会发展受全球化影响,已进入新形势、新环境和新常态,这种预测模型的方式已不再能够满足精度需求。文献[6]中提出了基于粒子群优化传统GM(1,1)模型的预测方法。文献[7]将偏最小二乘回归分析理论用于对电力负荷的中长期预测中。文献[8]提出了一种多变量残差修正进行多变量预测的方法,但是该方法的预测精度难以把控。文献[9]利用不同维度的灰色预测模型训练样本,结合神经网络进行预测。文献[10]组合优化了5种不同预测方法的实际应用性,提出了一种优化的组合预测模型。目前,国内主要的预测方向主要集中在短期电力负荷电量的预测,在中长期的电力电量预测中尚有空缺^[11]。

每个地区的电力总量是由不同产业电量及居民用电组成,不同的用电主体总是呈现出不同用电特质,相应的用电规律也有所不同,但都具有各自的规律。通过挖掘分析不同产业以及GDP对用电总量的影响,考虑多方面的关联因素,改进传统MGM(1,n)预测模型中背景值的计算方法,使预测模型能够自适应当前新形势下的变化规律,取得了较好的预测结果。

1 改进的多变量灰色预测模型

1.1 灰色预测模型

目前常用的回归分析、神经网络等预测模型主要是应用于多数据样本的模型预测中。对于小样本数据因其规律变化难以突显,因而无法应用。为解决小样本数据的研究,邓聚龙教授提出了灰色理论^[12],灰色预测模型就是以基于小样本数据的规律特性为主要研究对象。为弱化小样本数据的随机特性,灰色预测模型通常采用相邻累加使数据产生出有规律的趋势,从而生成新的白色数据序列。

灰色预测模型一般分为两类方程:一类是离散型的灰色微分方程;另一类是连续型的灰色微分方程。预测模型主要是通过数据信息的分析、比对,得到主变量的变化规律完成预测。在两类方程选用中,主要取决于数据类型及特征。对于不适宜建模的数据样本,需要对样本进行必要的预处理,使其符合模型的基本要求从而进行预测^[13-14]。灰色模型的构建原理如图1所示。

1.2 改进的多变量灰色预测模型

多变量灰色预测模型MGM(1,m)是灰色理论中的一种,其中m表示变量的个数。该模型能够较好地体现出预测变量体系中各因素量之间相互制约和相互发展的关联性,可以从整体的角度统一描述^[15]。将该模型用于中长期电力电量预测中,相对于仅考虑单因素的GM(1,1)而言,有更高预测精度;同时,MGM预测模型可优化的方向很多。下面针对MGM背景值进行了优化改进。改进的MGM背景值计算,不再采取传统的相邻数据累加求均值的计算方法,而是基于省级电力电量特性及敏感分析引入权重系数和规律重构计算公式,强化了背景值对相邻2个节点数据规律特征的突显,使得改进后的预测方法计算出的背景值能够适应当前电量变化的规律趋势。

首先,对于非负的原始数据序列 $X^{(0)} = \{X_1^{(0)}, X_2^{(0)}, \dots, X_m^{(0)}\}^T$, 式中,

$$X_i^{(0)} = \{x_i^{(0)}(1), x_i^{(0)}(2), \dots, x_i^{(0)}(n)\}^T, i = 1, 2, \dots, m.$$

然后,对序列进行一阶的累加得到一阶累加序列 $X^{(1)} = \{X_1^{(1)}, X_2^{(1)}, \dots, X_m^{(1)}\}^T$, 式中, $X_j^{(1)} = \{x_j^{(1)}(1), x_j^{(1)}(2), \dots, x_j^{(1)}(n)\}$, $x_j^{(1)}(i) = \sum_{k=1}^i x_j^{(0)}(k)$, $j = 1, 2, \dots, m; i = 1, 2, \dots, n$ 。

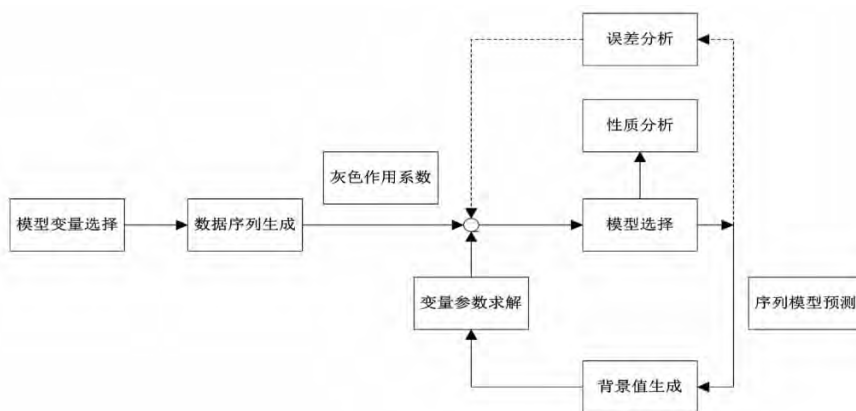


图1 灰色模型构建原理

紧接着,进行紧邻均值序列的计算 $Z_j^{(1)} = \{z_j^{(1)}(2), z_j^{(1)}(3), \dots, z_j^{(1)}(n)\}$ 为 $X_j^{(1)}$, 在传统的 GMG(1, m) 中 $z_j^{(1)}(k) = \frac{x_j^{(1)}(k-1) + x_j^{(1)}(k)}{2}, j=1, 2, \dots, m; k=2, 3, \dots, n$, 即取相邻均值作为背景值。

基于省级电力电量特性及敏感分析进行自适应改进, 引入权重系数 α , 则 $z_j^{(1)}(k) = \frac{(1-\alpha)x_j^{(1)}(k-1) + \alpha x_j^{(1)}(k)}{[(1-\alpha)x_j^{(1)}(k-1)] \times \alpha x_j^{(1)}(k)}, j=1, 2, \dots, m; k=2, 3, \dots, n$, 以此计算值作为 GMG(1, m) 模型的背景值, 适应当前电量变化趋势, 达到规划预测精度。

基于 MGM(1, m) 模型的矩阵形式为

$$\frac{dX^{(1)}(t)}{dt} = AX^{(1)}(t) + B \quad (1)$$

建立预测模型为

$$\begin{cases} \frac{dx_1^{(1)}}{dt} = a_{11}x_1^{(1)} + a_{12}x_2^{(1)} + \dots + a_{1n}x_n^{(1)} + b_1 \\ \frac{dx_2^{(1)}}{dt} = a_{21}x_1^{(1)} + a_{22}x_2^{(1)} + \dots + a_{2n}x_n^{(1)} + b_2 \\ \dots \\ \frac{dx_n^{(1)}}{dt} = a_{n1}x_1^{(1)} + a_{n2}x_2^{(1)} + \dots + a_{nn}x_n^{(1)} + b_n \end{cases} \quad (2)$$

式中:

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mm} \end{pmatrix}; B = [b_1, b_2, \dots, b_m]^T$$

$$\text{则得到, } X^{(1)}(t) = \begin{pmatrix} x_1^{(1)}(t) \\ x_2^{(1)}(t) \\ \dots \\ x_m^{(1)}(t) \end{pmatrix} \quad (3)$$

解式(1)得对应的时间响应函数为

$$X^{(1)}(t) = e^{A(t-1)} [X^{(1)}(1) + A^{-1}B] - A^{-1}B \quad (4)$$

将式(4)进行离散化处理:

$$x_j^{(0)}(k) = \sum_{i=1}^m a_{ji} z_i^{(1)}(k) + b_j \quad (j=1, 2, \dots, m; k=2, 3, \dots, n) \quad (5)$$

通过最小二乘法进行模型估计, 计算各参数估计值:

$$\begin{pmatrix} \hat{a}_{11} & \hat{a}_{21} & \dots & \hat{a}_{m1} \\ \hat{a}_{12} & \hat{a}_{22} & \dots & \hat{a}_{m2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \hat{a}_{1m} & \hat{a}_{2m} & \dots & \hat{a}_{mm} \\ \hat{b}_1 & \hat{b}_2 & \dots & \hat{b}_m \end{pmatrix} = (\hat{a}_1, \hat{a}_2, \dots, \hat{a}_m) = (P^T P)^{-1} P^T (Q_1, Q_2, \dots, Q_m) \quad (6)$$

式中:

$$P = \begin{pmatrix} z_1^{(1)}(2) & z_2^{(1)}(2) & \dots & z_m^{(1)}(2) & 1 \\ z_1^{(1)}(3) & z_2^{(1)}(3) & \dots & z_m^{(1)}(3) & 1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ z_1^{(1)}(n) & z_2^{(1)}(n) & \dots & z_m^{(1)}(n) & 1 \end{pmatrix};$$

$$Q_j = \{x_j^{(0)}(2), x_j^{(0)}(3), \dots, x_j^{(0)}(n)\}^T \quad (j=1, 2, \dots, m)$$

求得参数矩阵 A 和参数相量 B 的估计值:

$$\hat{A} = (\hat{a}_{ij})_m \quad (7)$$

$$\hat{B} = (\hat{b}_1, \hat{b}_2, \dots, \hat{b}_m)^T \quad (8)$$

预测模型的时间相量表示为

$$\begin{aligned} \hat{X}^{(1)}(k) &= \{\hat{x}_1^{(1)}(k), \hat{x}_2^{(1)}(k), \dots, \hat{x}_m^{(1)}(k)\}^T \\ &= e^{\hat{A}(k-1)} (X^{(1)}(1) + \hat{A}^{-1}\hat{B}) - \hat{A}^{-1}\hat{B} \end{aligned} \quad (9)$$

还原得到初始序列目标模型为

$$\begin{aligned} \hat{X}^{(0)}(k) &= \{\hat{x}_1^{(0)}(k), \hat{x}_2^{(0)}(k), \dots, \hat{x}_m^{(0)}(k)\} \\ &= X^{(1)}(k) - X^{(1)}(k-1) \quad (k=2, 3, \dots, n) \end{aligned} \quad (10)$$

改进的多变量灰色模型的预测流程主要分为一次累加、背景值计算、最小二乘法相关参数值计算、时间相应表示、还原初始向量从而得到预测结果, 具体流程如图2所示。



图2 改进的 MGM 预测流程

1.3 模型检验

预测模型结果的检验方法主要有3种^[16],分别是残差检验、关联度检验以及后验差检验。

1) 残差检验

残差检验主要是基于平均相对误差的一种检验方法。首先,需要先进行预测值的绝对误差计算;然后,根据上一步结果计算出平均相对误差;最后,以计算结果检验预测模型的预测结果。所研究项目采用此法进行检验。

2) 关联度检验

关联度检验首先需要进行关联度系数 $\eta(t)$ 的计算,计算公式为

$$\eta(t) = \frac{\min \Delta^{(0)}(t) + \rho \max \Delta^{(0)}(t)}{\Delta(t) + \max \Delta^{(0)}(t)} \quad (11)$$

式中: $\Delta^{(0)}(t)$ 为第 t 个点 $X^{(0)}$ 和 $\hat{X}^{(0)}$ 的绝对误差; ρ 为分辨率,在 $[0, 1]$ 之间进行取值。 r 为 $X^{(0)}$ 与 $\hat{X}^{(0)}$ 之间的关联度,其计算公式为

$$r = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \eta(t) \quad (12)$$

其中,当 r 计算结果的绝对值大于 0.6,则表示预测模型检验合格,否则检验不合格。

3) 后验差检验

后验差检验是以基于原始数列 S_1 和绝对误差序列的标准 S_2 为对象,通过 S_1 和 S_2 计算出相应的方差比 C 和小误差概率 P ,并将计算结果与预测精度等级表进行对应检测预测模型的预测结果,其计算公式为:

$$S_1 = \sqrt{\frac{\sum (X^{(0)} - \bar{X}^{(0)})^2}{n-1}} \quad (13)$$

$$S_2 = \sqrt{\frac{(\Delta^{(0)} - \bar{\Delta}^{(0)})^2}{n-1}} \quad (14)$$

$$C = \frac{S_1}{S_2} \quad (15)$$

$$P = P\{ |(\Delta^{(0)}(t) - \bar{\Delta}^{(0)})| < 0.6745 S_1 \} \quad (16)$$

预测精度等级如表1所示。

表1 预测精度等级

预测精度等级	小误差概率 P	方差比 C
好	> 0.95	< 0.35
合格	> 0.80	< 0.45
勉强	> 0.70	< 0.50
不合格	≤ 0.70	≥ 0.65

2 仿真验证与结果分析

2.1 数据样本

仿真验证在 Matlab 环境下进行,模型样本数据选用某省 2010—2018 年全社会用电总量、第一产业增长值、第二产业增长值、第三产业增长值以及居民生活用电量 5 项数据。以 2010—2016 年的样本数据作为原始数据进行模型的训练和参数的拟合计算,用 2017—2108 年的数据作为检验样本,验证改进 MGM 预测模型的预测精度和效果。表 2 为原始数据样本。

表2 原始数据样本

年份	全社会用电量 /GWh	第一产业增长值 /万元	第二产业增长值 /万元	第三产业增长值 /万元	居民用电量 /GWh
2010	66 200	1 076.53	2 593.45	1 767.03	4560
2011	84 920	1 144.85	3 307.64	2 157.50	5050
2012	109 230	1 316.38	3 549.11	2 640.26	5160
2013	153 980	791.43	3 744.40	3 974.17	8070
2014	190 000	1 417.39	4 002.05	3 844.56	8220
2015	214 700	1 426.73	3 646.08	4 252.20	9290
2016	235 600	1 490.64	3 683.31	4 443.05	10 190

从以上历史数据中可以发现,随着经济社会的快速发展,该省全社会用电总量呈现逐年上升的趋势,同时对应的居民用电量也成相关性的逐年上升趋势。相应地可以发现,不同产业增长值与全社会用电总量的总体趋势虽然有一定的相关性,但是不同产业总会与全社会用电总量不相匹配的变化趋势,比如,2013 年第一产业的增长值不是上升的趋势,而是出现了明显的下降,此后却又是极速的上升;第二产业在 2015—2016 年期间放缓了增长速率的同时,出现了一定程度的下降;第三产业在 2014 年的增长值不是上升的趋势,而是出现了明显的下降,此后却又迅速恢复了增长趋势;因此,充分说明随着经济社会的不断发展以及全球性的突发事件、全国性的突发事件影响,会使得各个相关因素与全社会用电总量之间的相关关系出现一定难以预测的变化。此时就要求相应的预测模型要能够在一定程度自适应这种变化,做出准确的预测,达到规划要求的预测精度,对规划工作提供更为准确的参考。

2.2 结果分析与比较

首先,运用改进的 MGM 预测模型进行拟合预测,预测结果如表 3、表 4 和图 3、图 4 所示。

表3 改进MGM预测模型化的拟合结果

年份	样本值 /GWh	拟合值 /GWh	相对误差 /%	平均相对误差 /%
2010	66 200	66 595	0.60	
2011	84 920	85 427	1.86	
2012	109 230	109 883	0.66	
2013	153 980	154 900	0.62	0.72
2014	190 000	191 135	0.50	
2015	214 700	215 983	0.51	
2016	235 600	237 007	0.54	

表4 改进MGM预测模型的预测结果

年份	样本值 /GWh	预测值 /GWh	相对误差 /%
2017	257 600	259 139	0.57
2018	279 450	281 119	0.60

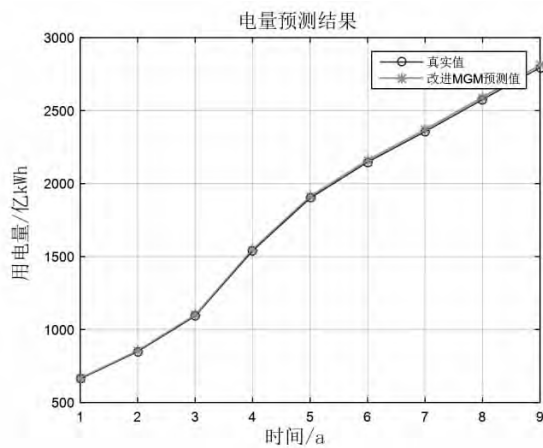


图3 改进MGM的预测结果

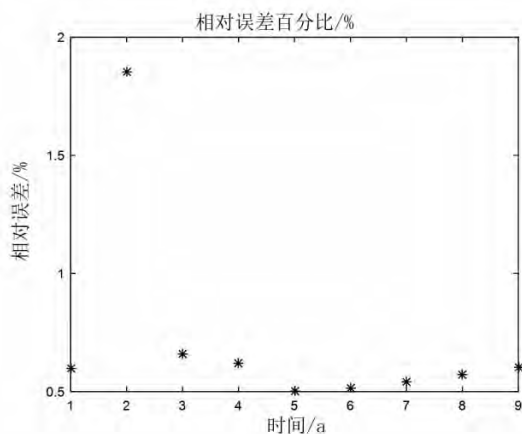


图4 改进MGM的相对误差

通过改进MGM预测模型的预测结果可以看出,预测过程中出现程度不同的拟合误差,但平均相当误差在1%以内,与比较样本数据的预测误差在0.6%以内,预测结果随着模型训练不断提高,最终的预测结果精度能够满足当前社会经济环境下规划精度的要求。

利用相同的历史样本数据,采用传统MGM预

测模型进行预测比较,同样在Matlab中实现,预测结果如表5、表6和图5、图6所示。

表5 传统MGM预测模型的拟合结果

年份	样本值 /GWh	拟合值 /GWh	相对误差 /%	平均相对误差 /%
2010	66 200	66 200	0.00	
2011	84 920	27 344	210.56	
2012	109 230	98 977	10.36	
2013	153 980	148 173	3.92	29.89
2014	190 000	225 084	15.59	
2015	214 700	249 719	14.02	
2016	235 600	259 212	9.11	

表6 传统MGM预测模型的预测结果

年份	样本值 /GWh	预测值 /GWh	相对误差 /%
2017	257 600	269 971	4.58
2018	279 450	277 091	0.85

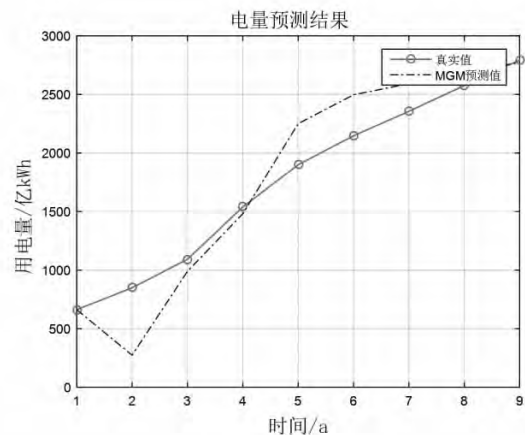


图5 MGM的预测结果

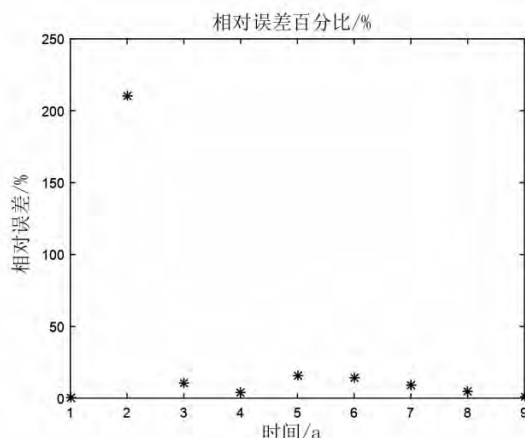


图6 MGM的相对误差

由预测结果可见,传统MGM预测模型的平均相对误差只能控制在30%以内,相对较大。虽然随着年份的增长预测模型训练的成熟,预测结果的误差不断下降,在2018年的预测结果表现出的相对误差仅0.85%,因此该方式虽然可以进行一定程度上

的预测,但预测精度难以满足现行环境下规划精度的要求。

将改进 MGM 预测结果与传统 MGM 预测结果进行比较,如图 7 所示。

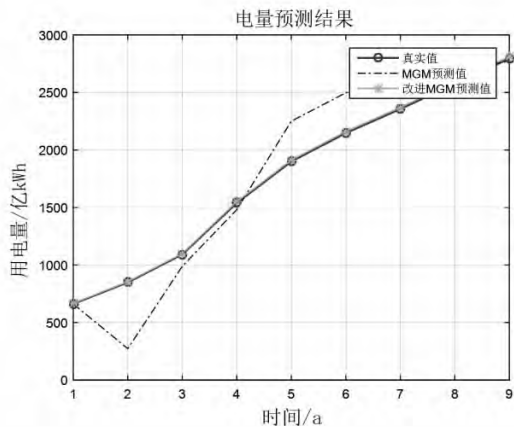


图 7 改进 MGM 和传统 MGM 的预测结果比较

由图 7 可得,改进 MGM 预测结果与真实样本数据仅存在 0.6% 以内的误差,表现出较为精确的预测精度,可以应对当前复杂环境下的规划预测需求。而传统的 MGM 预测结果,虽然随着模型的预测加深在后期表现出较为不错的预测精度,但整体而言精度偏差相对较大,不能自适应当前复杂多变的环境变化。

3 结 语

基于某省级全社会用电总量的电量数据,分析了其相关影响因素的变化发展趋势。通过分析因素间的相关关系以及当前经济社会发展需求,改进了传统 MGM(1, m) 模型中背景值的修正公式,使得改进的模型能够对电量数据构造出自适应的样本序列,最终实验预测某省 2017—2018 年的全社会用电总量的预测结果,表现出平均误差 1% 以内的精确结果。最后,得出以下结论: 1) 改进的 MGM 预测模型能够表现出较好的自适应能力,可以得到较高的精度结果。2) 改进的 MGM 预测模型虽然依旧遵循灰色模型的传统规律,在中期预测结果中表现良好,但随着时间推移会呈现误差上升的趋势。然而改进后的 MGM 预测模型可以将误差控制在 1% 以内,依然能够满足规划精度的要求。

参考文献

[1] Swasti R. Khuntia, José L. Rueda, Mart A. M. M. van der

Meijden. Forecasting the Load of Electrical Power Systems in Mid – and Long – term Horizons: A Review [J]. IET Generation Transmission & Distribution, 2016, 10 (16) : 3971 – 3977.

[2] 王啸峰,苏慧玲,宋天立,等. 基于负荷细分的差异化用户基线负荷预测 [J]. 电力工程技术,2018,37(6) : 33 – 38.

[3] 康重庆,夏清,刘梅. 电力系统负荷预测 [M]. 北京: 中国电力出版社,2007.

[4] Xia Yaojie. Application of the Optimal Combined Forecasting Method in Mid – long Term Power Load Forecasting [J]. Power Demand Side Management,2016,18(4) : 18 – 23.

[5] Jiang Yan, Wang Shaoyang, Feng Yun. Medium – long Term Power Load Forecasting Based on Recursive Right Combination Model [J]. Proceedings of the CSU – EPSA, 2012,24(1) : 151 – 155.

[6] 黄元生,贾春燕. 基于粒子群算法和 BP 神经网络改进的灰色电力负荷预测研究 [J]. 国网技术学院学报, 2014,17(5) : 6 – 11.

[7] 沈志忠. 基于改进灰色模型的中长期电力负荷预测 [D]. 成都: 西华大学,2016.

[8] 王大鹏. 灰色预测模型及中长期电力负荷预测应用研究 [D]. 武汉: 华中科技大学,2013.

[9] 杨超. 基于灰色理论和神经网络的中长期电力负荷预测的研究 [D]. 天津: 天津理工大学,2015.

[10] 周德强. 改进的灰色 Verhulst 模型在中长期负荷预测中的应用 [J]. 电网技术,2009,33(18) : 124 – 127.

[11] Liu Wenying, Men Deyue, Liang Jifeng, et al. Monthly Load Forecasting Based on Grey Relational Degree and Least Squares Support Vector Machine [J]. Power System Technology,2012,36(8) : 228 – 232.

[12] Wu Yichun, Chen Zhenying, Li Miao. Mid – long Term System Structure Forecasting of Power Consumption Based on Grey Derived Model [C] // IEEE International Conference on Grey Systems & Intelligent Services, 2013.

[13] 谢乃明,张可. 离散灰色预测模型及其应用 [M]. 北京: 科学出版社,2016.

[14] 曾波,尹小勇,孟伟. 实用灰色预测建模方法及其 MATLAB 程序实现 [M]. 北京: 科学出版社,2018.

[15] 党耀国,王正新,钱吴永,等. 灰色预测技术方法 [M]. 北京: 科学出版社,2015.

[16] 金鑫,罗滇生,孙广强,等. 中长期电力负荷预测模型筛选与组合方法 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2012,24(4) : 150 – 156.

作者简介:

余 金(1991),男,硕士研究生,研究方向为电网规划研究。 (收稿日期:2020-04-09)