

基于灰色和马尔科夫系统理论的需求侧响应能力预测

李新聪¹,王 骏¹,汤婵娟¹

(国网上海市电力公司 经济研究院,上海 200233)

Demand side response capacity prediction based on grey and Markov system theory

LI Xincong¹, WANG Jun¹, TANG Chanjuan¹

(Economics Institute, Shanghai Power Company, Shanghai 200120, China)

摘要:近年来,随着分布式电源、电动汽车、智能用电器在用户侧接入比例越来越高,可以调动的需求侧资源将越来越丰富。探究多重变量对需求侧响应的影响,提出基于灰色关联度的多阶灰色预测模型和马尔科夫链模糊矩阵相结合的预测方法,对长期需求侧响应能力进行预测。采用的多阶灰色预测模型主要考虑到了负荷自变量的时间特性以及多重外在变量的相关性,而灰色关联度分析方法可以定量的研究事物之间的关联程度,当状态变量和时间变量是离散数据时,马尔科夫链对灰色理论中间累加过程中产生的误差有较好的调整效果,因此采用马尔科夫链模糊矩阵对预测误差进行修正,提高了长期需求侧响应能力的预测精度。结合我国上海市近10年的负荷数据,验证了所提预测方法的有效性。

关键词:需求侧响应;灰色系数;马尔科夫链;模糊矩阵;灰色预测

Abstract: In recent years, with the increasing proportion of distributed power supply, electric vehicles and smart appliances accessing to the user side, the demand side resources that can be mobilized are more and more abundant. The impact of multiple variables on demand side response is explored, a multi-order grey prediction model based on grey correlation degree and a prediction method combining Markov chain fuzzy matrix are proposed to predict long-term demand side response ability. The multi-order grey forecasting model adopted mainly takes into account the time-space characteristics of load independent variables and the correlation of multiple external variables. When the state variables and time variables are discrete data, Markov chain has a good effect on adjusting the errors in the process of accumulating grey theory. Therefore, Markov chain fuzzy matrix is used to correct the prediction errors, and improves the prediction accuracy of long-term demand side response ability. Combining with the load data of Shanghai in recent 10 years, the validity of the forecasting method is verified.

Key words: demand response; grey coefficient; Markov chain; fuzzy matrix; grey prediction

0 引言

在传统的电力系统规划问题中,供给侧与需求侧一直保持大致均衡的状态。然而近年来,随着智能化电器的普及,用户能参与到需求侧响应(demand respond, DR)的资源与种类越来越多^[1]。同时,我国分布式电源在配电网中的渗透率逐渐提高,而相比于传统的发电方式,分布式电源具有很强的随机性与波动性,导致电网最大负荷利用小时数下降^[2-5]。

需求侧响应为解决上述问题提供了研究方向。文献[6]考虑到新能源本身的随机性和波动性,提出了基于梯度的销售电价的定价策略。文献[7]提出了基于负荷率的分时电价定价模式,通过电价来引导用户的用电行为。文献[8]以可中断负荷作为研究对象,构建考虑负荷服务实体和独立系

统运营商不同利益需求的双层优化模型,达到削峰填谷的目的。以往的研究更多关注于对电价和负荷的控制,而对于需求侧响应能力的预测比较少。

为提高电网负荷最大利用小时数以及降低发电企业运营成本,可通过调动需求侧的负荷来达到削峰填谷的目的,因此对用户侧需求侧响应能力的预测显得十分重要。目前电力系统主流的预测方法可以分类2大类:一类是以统计学为基础的数学方法,例如回归分析法以及时间序列法等等;另一类是以智能算法为基础的方法,例如神经网络法、支持向量机和极限学习机法等等。统计学算法对历史数据要求比较高,无法精确计及产业升级、经济增长或者气候因素等外界因素带来的影响。而一些智能算法存在着过于依赖初值、训练过程中存在局部最优解、收敛速度比较慢等问题^[9],用于电力系统需求侧响应预测时,由于数据不够充足,很难达到令人满意的效果。由于需求侧响应近几年才得到较快发展,已知数据有限。而灰色模型具有便于操作,所需数据量少的优点,适合在数据不足的情

收稿日期:2020-01-19;修回日期:2020-05-13

基金项目:国家电网公司科技项目(52096017000C)

This work is supported by Science and Technology Project of State Grid Corporation(No.52096017000C)

况下做预测^[10],因此针对需求侧响应能力的预测,灰色预测更具优势。本文考量到需求侧响应的能力应该与经济因素和社会因素紧密相关,而灰色关联度可以定量研究它们之间的关联程度,因此本文结合灰色关联度预测需求侧响应的能力。

1 模型构建

1.1 灰色关联度

为了定量地研究几个事物间的关联程度,人们提出了各种形式的指数,如相关系数和相似系数等等。这些系数大多以统计学为基础,要求数据符合一定的数学分布律。而用户用电以及需求侧响应的数量具有随机性和波动性,不符合某些特定的概率分布。在实际生产过程中,许多影响因素之间的联系是灰色的,没有特定的定量关系。因此本文采用灰色关联度来分析各个因素对需求侧响应能力的影响。

与负荷预测类似,需求侧响应能力预测的影响因素也不仅仅与历史数据有关,环境因素例如温度、地理位置、气候调教和日期(包括周末以及节假日),社会因素例如电价、工作制度、相关政策等都影响着需求侧响应的能力。样本关联度如图1所示。

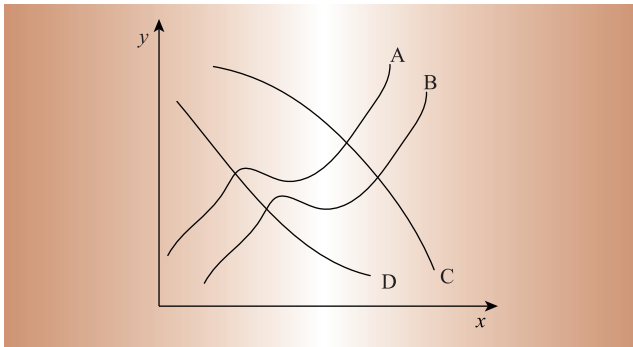


图1 样本关联度示意图

Fig. 1 Schematic diagram of sample correlation degree

将曲线A与B、C、D的关联程度分别记为 r_{AB} 、 r_{AC} 、 r_{AD} ,则它们之间有如下排序关系: $r_{AB} \succ r_{AC} \succ r_{AD}$,相应的序列 $\{r_{AB}, r_{AC}, r_{AD}\}$ 称为关联序。关联序计算的方式如下:

设样本为

$$X_0 = \{x_0(1), x_0(2), \dots, x_0(n)\} \quad (1)$$

参考组为

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

则关联系数计算公式为

$$\eta_i(k) = \frac{\min_j \min |x_0(k) - x_j(k)| + P \max_j \max |x_0(k) - x_j(k)|}{|x_0(k) - x_i(k)| + P \max_j \max |x_0(k) - x_j(k)|} \quad (3)$$

式中: $|x_0(k) - x_i(k)|$ 为第 k 点 x_0 与 x_i 的绝对值差,也称为Hamming距离,表示不同影响因素之间的替换之后对关联度的影响,Hamming距离越大表示关联度越强; P 为分辨系数, $0 < P < 1$ 。对于单位不一致的影响因素,要对其进行归一化处理。

关联系数只代表某一时刻参考组与样本组之间的关系,由于在不同时刻影响需求侧响应的因素会发生变化,求解关联系数的累积平均值作为样本之间的关联度如下

$$r_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \eta_i(k) \quad (4)$$

式中: r_i 为第 i 个因素对样本的影响。结合实际应用,若 $|r_i| \geq 0.7$ 则称之为强相关因素,有正面效果,故本文选取 $|r_i| \geq 0.7$ 为标准,分析影响需求侧响应的主要因素。

1.2 GM(N,1)模型

灰色模型是通过分析系统因素之间的相似或相异程度,通过原始数据生成新的数据序列,建立微分方程模型,预测事物发展趋势。算法步骤如下:

定义初始数据组

$$X = [X_1, X_2, X_3, \dots, Y]^T \quad (5)$$

$$X_1 = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\} \quad (6)$$

式中: X_1, X_2, X_3 为影响因素; Y 为目标变量。

生成 X_1 累加数据组 $X^{(1)}$ 中的元素 $x^{(1)}(k)$ 如下

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=0}^k x^{(0)}(i) = x^{(1)}(k-1) + x^{(0)}(k) \quad (7)$$

令 $Z^{(1)}$ 为 $X^{(1)}$ 的紧邻均值(MEAN)生成序列如下

$$Z^{(1)} = (z^{(1)}(2), z^{(1)}(3), \dots, z^{(1)}(n)) \quad (8)$$

$$z^{(1)}(k) = 0.5 x^{(1)}(k) + 0.5 x^{(1)}(k-1) \quad (9)$$

定义灰色方程GM(1,1)如下

$$x^{(1)}(k) + a z^{(1)}(k) = b \quad (10)$$

式中: a 为发展系数; b 为灰色作用量。设 $\hat{\alpha}$ 为待估参数向量,即 $\hat{\alpha} = (a, b)^T$,则灰微分方程(9)的最小二乘估计参数列满足

$$\hat{\alpha} = (B^T B)^{-1} B^T Y_n \quad (11)$$

其中

$$B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix} \quad Y_n = \begin{bmatrix} x^{(1)}(2) \\ x^{(1)}(3) \\ \vdots \\ x^{(1)}(n) \end{bmatrix} \quad (12)$$

因此求解出白化方程模型

$$x^{(1)}(k) + a z^{(1)}(k) = b \quad (13)$$

GM(1,1)灰色微分方程 $x^{(1)}(k) + a z^{(1)}(k) = b$ 的自由可行解,则可表示为

$$x^{(1)}(k+1) = [x^{(1)}(k) - \frac{b}{a}]e^{-ak} + \frac{b}{a} \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (14)$$

重复以上步骤可以得出 X_1, X_2, X_3 等其余影响因素的灰色方程。因此多元灰色预测方程可表示为

$$y(k) = b_0 + b_1 x^{(1)}(k) + b_2 x^{(2)}(k) + \cdots + b_n x^{(n)}(k) \quad (15)$$

式中： $y(k)$ 为在 k 时刻预测对象的预测值； $x^{(1)}(k), x^{(2)}(k), x^{(3)}(k)$ 为在 k 时刻影响因素的预测值； b_i 为前文中灰色作用量。

1.3 马尔科夫模糊矩阵

1.2 节中灰色预测模型考虑到了负荷自变量的时间特性以及多重外在变量的灰色关联系数,但是没有考虑到预测误差对于预测结果的反馈。由于马尔科夫是后随机性预测方程,故当状态变量和时间变量是离散数据时,会对中间累加过程中产生的误差有较好的调整效果^[11-13]。因此本文采用马尔科夫模糊矩阵对灰色预测产生的误差进行修正,提高预测精度。算法步骤如下:

设马尔科夫链随机变量的取值范围为 U , 在 U 上取模糊状态子集 $s_1, s_2, s_3, \cdots, s_n$, 且对于任意 $u \in U$ 时满足

$$\sum_{i=1}^n u_{s_i} = 1 \quad (16)$$

则称 u_{s_i} 是 u 对模糊状态 s_i 的隶属度。

定义转移频数 a_{ij} 如下

$$a_{ij} = \sum_{k=1}^n u_{s_j} \cdot u_{s_i} \quad (17)$$

定义转移频率 A_{ij} 如下

$$A_{ij} = \frac{u_{s_j} - u_{s_i}}{a_{i_1} + a_{i_2} + \cdots + a_{i_n}} \quad (18)$$

转移矩阵 A 可表示为

$$A = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} & \cdots & A_{1n} \\ A_{21} & A_{22} & \cdots & A_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{n1} & A_{n2} & \cdots & A_{nn} \end{bmatrix} \quad (19)$$

定义隶属度矩阵 S 如下

$$S = [s_1(x_n), s_2(x_n), \cdots, s_n(x_n)] \quad (20)$$

式中： x_n 为随机变量。

修正矩阵 D 可定义为

$$D = S \times A \quad (21)$$

定义相对误差如下

$$\varepsilon(k) = \frac{y(k) - y_k}{y_k} \quad (22)$$

式中： $y(k)$ 为预测值； y_k 为真实值。

经过修正的误差值 $\varepsilon'(k+1)$ 可表示为

$$\varepsilon'(k+1) = D \times (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \cdots, \varepsilon_n)^T \quad (23)$$

修正后的预测值 $y'(k+1)$ 如下

$$y'(k+1) = \frac{y(k+1)}{1 + \varepsilon'(k+1)} \quad (24)$$

2 检验指标

本文模型检验指标采用残差检验与方差比检验。残差检验如下

$$\Delta^{(0)}(i) = |x^{(0)}(i) - \hat{x}^{(0)}(i)| \quad (25)$$

$$\phi_i = \left[\frac{\Delta^{(0)}(i)}{x^{(0)}(i)} \right] \quad (26)$$

选定 α 值, 当 $\bar{\phi} < \alpha$, 且 $\phi_n < \alpha$ 成立时, 可认为残差合格。

计算原始序列 X 的均方差如下

$$S_1 = \left(\frac{\sum_{i=1}^n [x(i) - \bar{x}]^2}{n-1} \right)^{1/2} \quad (27)$$

计算残差的均方差如下

$$S_2 = \left(\frac{\sum_{i=0}^n [\Delta^{(0)}(k) - \bar{\Delta}]^2}{n-1} \right)^{1/2} \quad (28)$$

方差比 C 如下

$$C = \frac{S_1}{S_2} \quad (29)$$

模型检验指标参照如表 1 所示。

表 1 模型检验指标参照表

Table 1 Reference table of model testing indicators

ϕ_i	C	契合度
>0.90	<0.30	高
>0.80	<0.50	中
>0.70	<0.65	底
<0.70	>0.65	不合格

残差检验系数 ϕ_i 越大, 说明预测数值与实际数值的偏差比例越小, 预测精度越高。而方差比 C 是衡量算法波动性的指标, 方差比越小, 说明预测算法越稳定, 不易出现较大波动。

本文算法流程图 2 所示。

3 算例分析

本文选取 2006—2016 年上海市的电力负荷数据, 首先探究多重变量对需求侧响应的影响因素。将 GDP、居民平均工资、居民全年消费支出、能源消费总量、能源弹性系数、人均(生活)电力负荷和电力弹性系数作为考量因素。根据公式(3)计算灰色关联系数, 分辨系数取 0.2, 得到图 3 所示的灰色关联度雷达图。

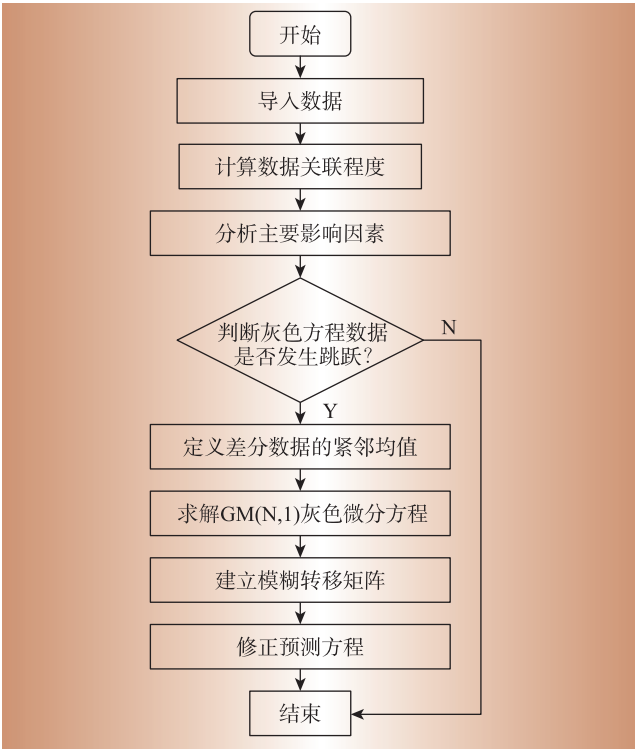


图2 算法流程图
Fig. 2 Algorithm flow chart

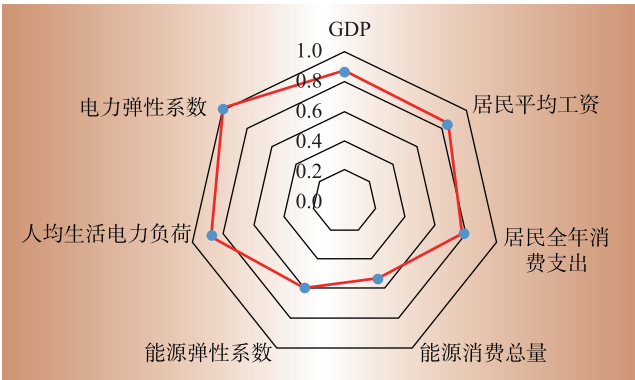


图3 灰色关联度雷达图
Fig. 3 Grey correlation radar chart

根据图3可知,电力弹性系数对需求侧响应能力影响因子为1,直接决定需求侧响应的能力。除此之外,居民平均工资水平、居民全年消费支出和人均生活电力负荷对需求侧响应的能力影响均超过0.7。因此本文将居民净收入水平(居民平均工资水平×12-居民全年消费支出)、人均生活电力负荷和电力弹性系数这3项指标作为主要影响因素。通过预测这3项指标的增长趋势,根据公式(6)一公式(15)预测需求侧响应能力的大小。如表2和图4所示,表2为需求侧响应预测表,图4为需求侧响应预测图。

由表2可知,经典的灰色预测算法,误差较大。本文根据公式(16)一公式

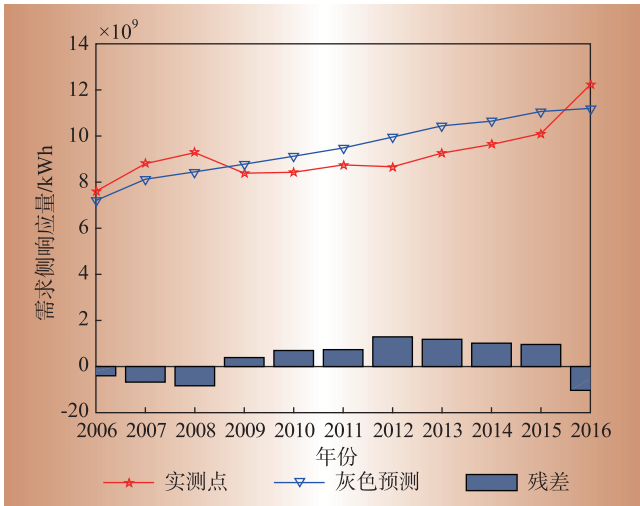


图4 需求侧响应预测图

Fig. 4 Demand side response prediction chart
(19),计算状态转移矩阵,对灰色预测模型进行修正。首先找出误差范围,为 $[-12.98, 10.32]$,将其划分为3个模糊状态区间,分别用 s_1, s_2, s_3 表示。

$$s_1 = \begin{cases} 1 & -12.98 \leq x \leq -9.09 \\ -0.13 \times x - 0.178 & -9.09 < x \leq -1.31 \\ 0 & x > -1.31 \end{cases} \quad (29)$$

$$s_2 = \begin{cases} 0 & \text{其他} \\ 0.13 \times x + 1.18 & -9.09 < x \leq -1.31 \\ -0.13 \times x + 0.83 & -1.31 < x \leq 6.47 \end{cases} \quad (30)$$

$$s_3 = \begin{cases} 0 & -9.09 < x \leq -1.31 \\ 0.13 \times x + 0.173 & -1.31 < x \leq 6.47 \\ 1 & 6.47 < x \leq 10.32 \end{cases} \quad (31)$$

式中: x 为经典的灰色预测算法的误差。
本文采用文献[15]的方法,用三角形法构造模糊隶属度,如图5所示。

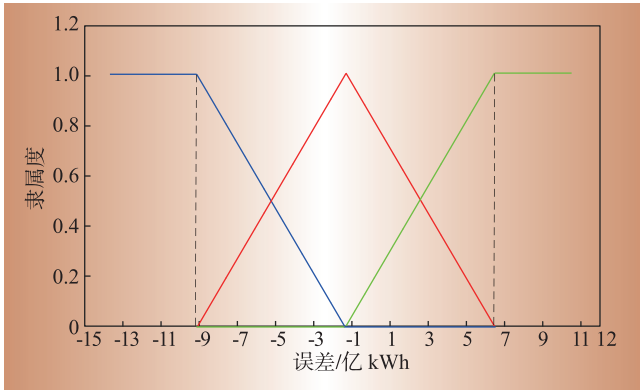


图5 隶属度函数
Fig. 5 membership function

2006—2016年需求侧响应预测表如表2所示。

表2 需求侧响应预测表
Table 2 Demand side response prediction chart

亿 kWh											
年份	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
实际值	76.03	88.01	92.80	83.88	84.28	87.48	86.66	92.61	96.32	101.07	106.32
预测值	72.03	81.26	84.46	87.78	91.24	94.82	99.55	104.43	106.46	110.65	110.00
绝对误差	-4.00	-6.75	-8.34	3.90	6.96	7.34	12.89	11.81	10.10	9.57	-3.68

将表2中的残差根据计算转移频数矩阵 α 如下

$$\alpha = \begin{bmatrix} 1.36 & 0.29 & 1.78 \\ 0.74 & 0.59 & 0.53 \\ 1.33 & 0.67 & 2.69 \end{bmatrix} \quad (32)$$

根据公式(17)计算转移系数矩阵 A 如下

$$A = \begin{bmatrix} 0.396 & 0.061 & 0.518 \\ 0.402 & 0.317 & 0.285 \\ 0.284 & 0.143 & 0.573 \end{bmatrix} \quad (33)$$

根据公式(21)计算模糊误差修正矩阵 D 如下

$$D = [0.3 \quad 0.7 \quad 0] \begin{bmatrix} 0.396 & 0.061 & 0.518 \\ 0.402 & 0.317 & 0.285 \\ 0.284 & 0.143 & 0.573 \end{bmatrix} \quad (34)$$
$$= [0.397 \quad 0.235 \quad 0.349]$$

由公式(32)—公式(34)计算经过模糊矩阵修正过的数据,将其作为初值,带入原始数据中,进行灰色预测。预测结果如图6和表3所示。

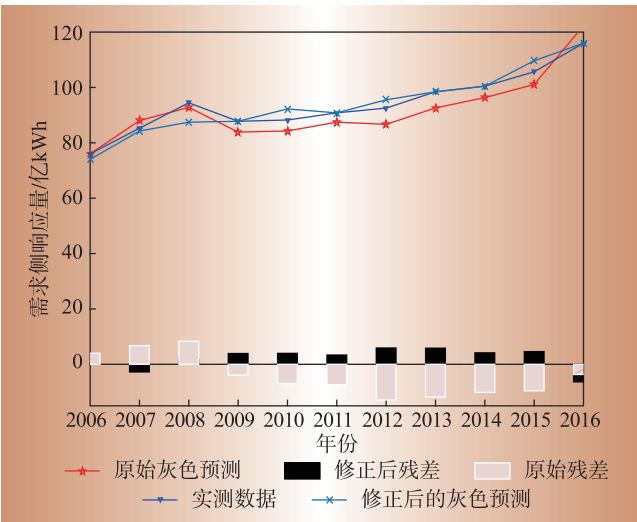


图6 修正后需求侧响应预测曲线

Fig. 6 Revised demand side response prediction curves

表3 修正后的需求侧响应预测表

Table 3 Revised demandside response prediction chart

隶 属 度	年份										
	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
s_1	0	0	0	0.33	0.33	0.78	0	0	1	1	0.30
s_2	0.31	0	0	0.67	0.67	0.22	0	0	0	0	0.70
s_3	0.69	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0

比较改进灰色预测与原始灰色预测方法的相关指标,具体见表4。

表4 改进算法后的指标检验

Table 4 Index test after improved algorithm

方法	ϕ_i	C	契合度
原始灰色预测	0.82	0.28	中
改进灰色预测	0.93	0.16	高

根据图6与表4可知,改进后的灰色预测方法残

差系数与均方差误差均更加优良,可以证明基于马尔可夫理论改进后的灰色预测的方法比传统灰色预测算法更准确。均方差 C 变小,说明预测值与真实值之间变化差值幅度减小,验证马尔科夫的传递矩阵能够提高灰色预测的精度并提高算法稳定性。

4 结束语

通过调动需求侧响应可以实现削峰填谷、提高电网负荷最大利用小时数以及降低发电企业运营成本。本文提出基于灰色关联度的多阶灰色预测模型和马尔科夫链模糊矩阵相结合的预测方法,对需求侧的长期响应能力进行预测。同时针对灰色理论的累加过程中产生的误差,采用多阶灰色预测模型对预测误差进行修正,提高了长期需求侧响应能力的预测精度。最后通过算例证明了所提方法的有效性。D

参考文献:

- [1] GILS H G. Economic potential for future demand response in Germany - modeling approach and case study [J]. Applied Energy, 2016, 126(11):401-415.
- [2] 刘俊,罗凡,刘入境,等. 大数据背景下电力需求侧管理的应用策略研究[J]. 电力需求侧管理, 2016, 18(2): 5-10.
LIU Jun, LUO Fan, LIU Renjing, et al. Study on application strategies of demand-side management under big data background [J]. Power Demand Side Management, 2016, 18(2):5-10.
- [3] 周磊,吴辉,嵇文路,等. 微电网脆弱性预评估方法[J]. 电力需求侧管理, 2018, 20(1):20-24.
ZHOU Lei, WU Hui, JI Wenlu, et al. Vulnerability preassessment method for microgrid [J]. Power Demand Side Management, 2018, 20(1):20-24.
- [4] 魏小曼,余昆,陈星莺,等. 基于 Affinity propagation 和 K-means 算法的电力大用户细分方法分析[J]. 电力需求侧管理, 2018, 20(1):15-19, 35.
WEI Xiaoman, YU Kun, CHEN Xingying, et al. Analysis of power large user segmentation based on Affinity propagation and K-means algorithm [J]. Power Demand Side Management, 2018, 20(1):15-19, 35.
- [5] ABDENOUR S, GUY C, HUBERT R, et al. Hidden Markov models for the prediction of impending faults [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(5):3 271-3 277.
- [6] MISTRY KD, RANJIT R. Impact of demand response program in wind integrated distribution network [J]. Electric Power Systems Research, 2014, 108(10):269-281.
- [7] 黄海涛,吴洁晶,顾丹珍,等. 计及负荷率分档的峰谷分时电价定价模型[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(14):122-129.
HUANG Haitao, WU Jiejing, GU Danzhen, et al. Pricing model of time-of-use electricity tariff considering custom-

- ers classified by load factor[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(14):122-129.
- [8] 陈厚合,何旭,姜涛,等. 计及可中断负荷的电力系统可用输电能力计算[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(15):81-87,106.
CHEN Houhe, HE Xu, JIANG Tao, et al. Available transfer capability calculation of power systems considering interruptible load [J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(15):81-87, 106.
- [9] 杨楠,李宏圣,袁景颜,等. 计及灰色关联度分析的中长期负荷灰色预测方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2018, 30(6):108-114.
YANG Nan, LI Hongsheng, YUAN Jingyan, et al. Medium- and long-term load forecasting method considering grey correlation degree analysis [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2018, 30(6):108-114.
- [10] 王雁凌,吴梦凯,周子青,等. 基于改进灰色关联度的电力负荷影响因素量化分析模型[J]. 电网技术, 2017, 41(6):1 772-1 778.
WANG Yanling, WU Mengkai, ZHOU Ziqing, et al. Quantitative analysis model of power load influencing factors based on improved grey relational degree [J]. Power System Technology, 2017, 41(6):1 772-1 778.
- [11] 张栋梁,严健,李晓波,等. 基于马尔可夫链筛选组合预测模型的中长期负荷预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(12):63-67.
ZHANG Dongliang, YAN Jian, LI Xiaobo, et al. Medium and long term load forecasting method based on Markov chain model [J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(12): 63-67.
- [12] 李晓军,马慧卓,刘翔宇,等. 基于灰色层次模型的配电网项目投资效益评价[J]. 供用电, 2017, 34(1):46-50.
LI Xiaojun, MA Huizhuo, LIU Xiangyu, et al. Investment benefit assessment of distribution network projects based on grey hierarchical model [J]. Distribution & Utilization, 2017, 34(1):46-50.
- [13] 何迎辉,钱伟民. 随机过程简明教程[M]. 上海:同济大学出版社, 2004:54-56.
He Yinghui, QIAN Weimin. A concise course of stochastic process [M]. Shanghai: Tongji University Press, 2004: 54-56.
- 作者简介:
李新聪(1990),河南焦作人,硕士,高级工程师,主要从事配电网规划和配电自动化工作。
(责任编辑 水 鹤)

(上接第70页)

- TAO Dong, LI Na, XIAO Ruofu, et al. Study on optimal operation of multistage pumping station [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020 (5):123-127.
- [4] 冯晓莉,仇宝云. 考虑河道输水损失的大型泵站系统运行优化[J]. 农业工程学报, 2015, 31(17):35-41.
FENG Xiaoli, QIU Baoyun. Optimal operation for large pumping station system based on water transferring losses of river [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31(17):35-41.
- [5] 刘波,霍亭,方修睦,等. 水泵装置的效率分析及试验研究[J]. 区域供热, 2018(1):85-91.
LIU Bo, HUO Ting, FANG Xiumu, et al. The efficiency analysis and experimental research of pump device [J]. District Heating, 2018(1):85-91.
- [6] 马天祥,王春英,贾静然,等. 基于二进制粒子群算法的交直流混合配电网故障恢复方法[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(9):112-119.
MA Tianxiang, WANG Chunying, JIA Jingran, et al. Fault recovery method for AC/DC hybrid distribution network based on binary particle swarm optimization algorithm [J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(9): 112-119.
- [7] 王贝,薛玮,周力行. 基于万有引力搜索算法的含分布式电源配电网无功优化研究[J]. 供用电, 2018, 35(3): 64-69.
WANG Bei, XUE Wei, ZHOU Lixing. Research on reactive power optimization of distribution network with distributed generation using GSA method [J]. Distribution & Utilization, 2018, 35(3):64-69.
- [8] 祖国强,肖峻,左磊,等. 基于安全域的配电网重构模型[J]. 中国电机工程学报, 2017(5):140-149.
ZU Guoqiang, XIAO Jun, ZUO Lei, et al. A reconfiguration model for distribution network based on security re-
- gion [J]. Proceedings of the CSEE, 2017(5):140-149.
- [9] 郭永灵,张海晨,朱兴林. 基于动态规划法的单级泵站日经济运行优化模型[J]. 中国农村水利水电, 2020 (1):192-196.
GUO Yongling, ZHANG Haichen, ZHU Xinglin. Daily economic operation optimization model of single-stage pumping station based on the dynamic programming method [J]. China Rural Water and Hydropower, 2020(1):192-196.
- [10] 董雷,孟天骄,陈乃仕,等. 采用马尔可夫链-多场景技术的交直流主动配电网优化调度[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(5):147-153.
DONG Lei, MENG Tianjiao, CHEN Naishi, et al. Optimized scheduling of AC/DC hybrid active distribution network using markov chains and multiple scenarios technique [J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(5):147-153.
- [11] 任永峰,薛宇,云平平,等. 马尔可夫预测的多目标优化储能系统平抑风电场功率波动[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(6):67-76.
REN Yongfeng, XUE Yu, YUN Pingping, et al. Multi-objective optimization of energy storage system with markov prediction for power fluctuation suppression of wind farm [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(6):67-76.
- [12] 阎帅,刘子旗,刘昊城,等. 粒子群算法研究与进展[J]. 现代工业经济和信息化, 2019, 9(3):19-20.
YAN Shuai, LIU Ziqi, LIU Haocheng, et al. Research and progress of particle swarm optimization [J]. Modern Industrial Economy and Informationization, 2019, 9(3): 19-20.
- 作者简介:
纪历(1984),男,浙江兰溪人,博士,讲师,主要研究方向为电气工程及其自动化。
(责任编辑 水 鹤)