夏季基准电力负荷预测改进灰色模型及其应用

赵竞哲

华北电力大学(保定) 经济管理系，河北省保定市，071000；

摘要：为适应新形势下的电力建设和管理，近年来电网企业日益重视电网的规划工作，在此背景下，本文对某市电网进行负荷预测。本研究基于2017至2020年间某市电力负荷历史统计数据，考虑到基准负荷的周期性和增长性，提出了使用灰色模型GM（1,1）来预测2020年某市市所有工作日的基准负荷曲线，并对传统的灰色模型预测方法提出改进建议，根据三点平滑法对历史数据做预处理，重新预测，最后将二者进行比较。根据预测，某市的电力需求呈现出逐年上升的明显趋势。

关键词：负荷预测；灰色模型；灰色模型改进；三点平滑法

DOI：10.69979/3060-8767.26.02.010

前言

在全球气候变暖背景下，电网负荷调度常面临极端高温带来的巨大压力。随着我国经济与生活水平提升，以空调为主的夏季降温负荷在部分地区已达总负荷的30%–50%，成为夏季电力需求的主要构成。然而，气候波动直接影响降温设备的启停，使得城市电力负荷预测成为电力系统运行中的一项重要挑战。

夏季基准电力负荷预测对保障电网稳定尤为关键。目前研究主要围绕以下几个方向展开：一是构建高精度预测模型，基于统计学与机器学习方法，如神经网络、支持向量机、决策树等，利用历史负荷数据及相关因素（温度、湿度、时间、经济指标等）进行分析；二是采用集成学习方法，融合多种模型以提升预测的准确性与稳健性；三是依托物联网与智能电表技术，接入实时数据构建动态预测模型，以应对负荷的实时波动与突发事件；四是考虑可再生能源（如风能、太阳能）出力受气候影响的不确定性，将其纳入预测体系，进一步提高预测可靠性。

与此同时，随着智能电网发展与新能源大规模接入，配电网规划的重要性日益凸显。负荷预测作为电力系统规划、交易与调度的基础，其精度直接影响电网安全与经济运行。在中长期负荷预测中，灰色系统理论因其适用于“小样本、缺信息”系统而被广泛应用。然而，传统灰色模型受不确定性因素影响较大，预测精度有限。为此，本文通过平滑处理原始数据中的异常值、优化初始值选取、并引入残差修正模型，将残差与预测值叠加，构建改进的GM(1,1)灰色预测模型，以提升预测准确性。

本研究基于某市地区电力负荷数据展开研究。该地区负荷受经济、生产活动与气象等多因素综合影响，各因素作用比例难以全面获取，符合灰色系统特征。本文在建模过程中，同时考虑了日基准负荷的时序稳定性、不确定因素及节假日效应，最终得出该地区逐年基准负荷预测结果，以期为电力部门应对夏季负荷高峰、提升能源利用效率提供参考依据。

1 灰色模型

灰色系统理论是一种针对原始数据少、信息相对贫乏问题的解决方法。灰色系统理论旨在通过对于已知信息的研究，凸显已知信息与系统的内在联系，揭示系统运行和演化的规律。上述的特定系统称为灰色系统，已知的部分信息为白色量，未知量为黑色量，系统内各种关系不明确的变量均为灰色变量。对于一个较少信息的原始数据序列，灰色系统理论通常采用灰生成技术，使得灰色信息变白。灰生产技术本质上是对数据的层次性和可比性的变换，主要包括数值变换生成和层次变换生成等研究路线。其中，数值变换生成是采用构造缓冲算子的方法，对原数据序列进行处理，可以减弱原始数据的随机波动，提供数据序列的中间信息。层次变换生成是采用累加和累减生成的方法，构建一个新的数据序列，这种方法是在传统灰色模型中使用最为广泛的方法。

灰色模型GM（1,1）的工作原理是通过分析各因素之间的相互关系，对原始数据进行生成和处理，以寻找其变化规律，并据此构建出有规律的数据序列和微分方程进行预测分析。该模型能够在有限且混乱的原始数据中寻找其内部趋势，并在每一次的预测中对其进行修正。这意味着预测值是在动态过程中产生的，这有助于揭示系统内部事物的连续发展和变化周期，从而提高模型的预测准确性。灰色系统GM（1,1）模型是一个由单一变量的一阶微分方程组成的模型，它在电力系统负荷预测

方面有着广泛的应用。

1.1 灰色系统 GM（1，1）模型的局限性

灰色系统 GM（1，1）预测模型具有精确度、计算方便、所需样本少等优点[7]，但它仍然有其固有的限制，以下是对这些局限性的详细概述。

灰色系统 GM（1，1）模型的预测过程主要是基于原始数据序列的累加，进而构建微分方程，并通过解决这些方程来获得预测结果。若原始序列中出现异常数值，对预测结果的影响很大[8]。此外，还需要在下面的公式两侧进行导数计算

$$\widehat{X}_1=\left(x_0(1)-\frac{u}{\alpha}\right)e^{-\alpha k}+\frac{u}{\alpha}\quad(k=1,2,...n)$$

得 $\frac{dX_0}{dt}=-\alpha X_0$。因此，原始数据序列的增长速度为 $\lambda=\frac{d^2X_1}{dt^2}=-\alpha$。

在这个公式里，α 是一个恒定值。从给定的公式中，我们可以观察到，只有当原始数据序列的增长速度保持恒定时，这个模型才能维持较高的预测准确性。在原始序列数据增长速度较快的情况下，模型的预测准确性可能会受到严重的干扰。

考虑到 x1 的累加序列中只有一次累加，并且是最旧的数据，这使得该数据对未来的预测并没有太大的指导价值，且其规律性也不是很强。如果传统的 GM（1,1）模型计算出的预测值存在较大误差，那么目前还没有找到有效的解决方案。灰色系统 GM（1,1）模型的局限性使得其预测精度无法满足工程应用的需求，因此有必要对该模型进行优化，以提升预测的准确性。

1.2 关于灰色系统 GM（1,1）模型的优化方案

1.2.1 对原始数据序列进行了平滑处理

考虑到原始数据序列可能存在的异常值和较高的增长率，我们对这些数据序列进行了平滑处理，目的是减少异常值的干扰并降低原始数据序列的增长速度。我们使用三点平滑法对原始数据进行了处理，具体的操作步骤如下所述。

若原始序列按照公式展示，那么滑动平均的计算方法为

$$x_0(k)=\frac{x_0(k-1)+2x_0(k)+x_0(k+1)}{4}\quad(k=2,3,...,n-1)$$

上述公式不仅提高了当前数据的权重，还避免了数值的过度波动。在计算两端点时，我们可以使用公式：

$$x_0(1)=\frac{3x_0(1)+x_0(2)}{4};x_0(n)=\frac{x_0(n-1)+3x_0(n)}{4},$$

原始数据经过三点平滑处理，降低了随机因素的影响。

1.2.2 改进初值选择

考虑到初值对模型预测准确性的作用，本研究提供了一个创新的预测方程式。如果以数据的期望值作为起始条件，可以得到一个新的预测方程：

$$\widehat{X}_1(k+1)=\left(x_1(m)-u/\alpha\right)e^{-\alpha(k-m+1)}+u/\alpha$$

可以从 1,2,...,m 中挑选 m，并通过对比预测数据来确定最理想的 m 值。然而，在新的观测数据中，通常会包含大量与未来相关的信息。因此，从理论角度看使用样本最后一个负荷值作为预测模型系数的初始条件是更加科学和合理的选择。

1.2.3 残差处理

鉴于基于原始数据构建的 GM（1，1）模型的预测结果可能存在较大误差，我们对这些预测结果进行了验证，并建立了 GM（1，1）残差模型，通过将原始预测与残差结果叠加，以提高预测的准确性。

残差项是指：$\varepsilon(k)=x_0(k)-\hat{x}_0(k)\ (k=1,2,...,n)$，当局部残差 $k=i,i+1,...,n$ i>1 时，可以计算出残差的数列：$\epsilon_0(k)=\{\epsilon_0(i),\epsilon_0(i+1),...,\epsilon_0(n)\}$。建立以事件响应函数为基础的 GM（1 1）预测模型后，我们针对注册场所(0（k))进行研究，$\hat{\varepsilon}_1(k+1)=(\varepsilon_0(i)-u/\alpha)e^{-\alpha k}+u/\alpha$。累减生成还原后，得到一个预测面的模型

$$\hat{\varepsilon}_1(k+1)\hat{\varepsilon}_0(k+1)\hat{\varepsilon}_0(k+1)$$

$$\hat{\varepsilon}_0(k+1)=\hat{\varepsilon}_1(k+1)-\hat{\varepsilon}_1(k)=\left(\varepsilon_0(i)-u/\alpha\right)\left(1-e^{-\alpha}\right)e^{-\alpha k}\quad(k=i,i+1,...,n,i>1)$$

通过将这一模型与 GM（1,1）模型叠加，得到经过局部残差修正的 GM（1,1）预测模型

$$\hat{x}_0(k+1)=\left(1-e^{\alpha}\right)\left(x_0(1)-u/\alpha\right)e^{-\alpha k}+\delta(k-i)\left(1-e^{-\alpha}\right)\left(\varepsilon_0(1)-u/\alpha\right)e^{-\alpha k}$$

$$\delta(k-i)=\begin{cases}1, & k\geq i\\ 0, & k<i\end{cases}$$

鉴于电力需求呈现出稳定的发展模式，在考虑基准负荷的周期性和增长性时，本研究使用 2017 至 2019 年某市市的电力负荷数据和同期的国家站数据，通过使用一阶一元灰色模型 GM（1,1）进行建模，预测 2020 年某市基准负荷曲线。

2 算例分析

文章选取某地区 2001-2011 年历史负荷统计数据，采用改进 GM（1，1）模型对该地区进行电力负荷仿真实验。本文所采用预测模型为在原有传统灰色预测 GM（1，1）基础上对原始数据采用三点平滑法进行预处理，降低随机因素的影响，提高预测准确性。该地区 2001-2011 历史负荷数据如下表所示。

表 1 某地区 2001-2011 年历史符合数据

年份	2001	2002	2003	2004	2005	2006
历史数据/亿千瓦时	711.33	724.94	736.08	813.49	1093.07	1294.49
年份	2007	2008	2009	2010	2011	
历史数据/亿千瓦时	1487.61	1917.50	2125.20	2356.68	2826.92	

将原始数据进行三点平滑处理，处理结果如下表所示。

表 2 三点平滑处理后数据

年份	用点量/亿千瓦时	累计生成	紧邻均值生成
2001	711.33	711.33	
2002	724.94	1436.27	1073.80
2003	736.08	2172.35	1804.31
2004	813.49	2985.84	2579.10
2005	1093.07	4078.91	3532.38
2006	1294.49	5373.40	4726.16
2007	1487.61	6861.01	6117.21
2008	1917.5	8778.51	7819.76
2009	2125.2	10903.71	9841.11
2010	2356.68	13260.39	12082.05
2011	2826.92	16087.31	14673.85

2.1 传统 GM(1,1)预测模型

基于表 1 某地区 2001-2011 年统计的历史负荷数据为样本数据，首先使用传统的 GM(1,1)模型进行建模和预测，拟合结果如下图所示。

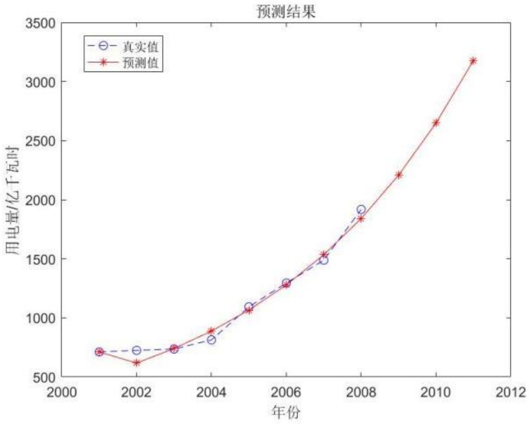

图 1 传统 GM(1,1)模型数据拟合结果

通过 GM(1,1)模型对 2001 年-2007 年的数据拟合可知，传统 GM(1,1)预测模型的拟合相对误差较大，部分超过 10%，平均相对误差为-1.72%，拟合效果一般。使用上述数据序列构建的预测模型对 2009 年、2010 年、2011 年的负荷进行预测检验，结果如下表所示。

表 3 GM(1,1)预测模型预测检验数据

年份	原始值	预测值	相对误差
2009	2125.2	2207.65	-3.88%
2010	2356.68	2648.51	-12.38%
2011	2826.92	3177.41	-12.40%

由上表可以看出，GM(1,1)预测模型对于 2009 年到 2011 年的负荷预测误差分别为-3.88%、-12.38%和-12.40%，远大于模型对于 2001 年-2007 年的数据拟合平均相对误差。这说明传统的 GM(1,1)预测模型对于原始数据的拟合能力较为突出，但是对于未知数据的预测具有较弱的鲁棒性，其预测数据误差远大于拟合数据误差。

2.2 改进 GM(1,1)预测模型

改进模型先进之处在于，在根据历史数据对电力负荷进行预测前，先根据三点平滑法对原始数据进行处理，减少随机因素的影响。将数据进行三点平滑处理后的结果如下图所示。

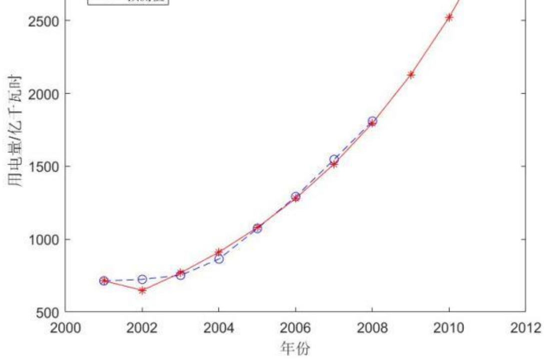

图 2 改进 GM(1,1)模型数据拟合结果

通过改进 GM(1,1)模型对 2001 年-2007 年的数据拟合可知，改进 GM(1,1)预测模型的拟合相对误差较小，仅有两年预测误差超过 10%，且其余误差均较小，平均相对误差为-1.17%，拟合效果较好。使用上述数据序列构建的预测模型对 2009 年、2010 年、2011 年的负荷进行预测检验，结果如下表所示。

表 4 改进 GM(1,1)预测模型预测检验数据

年份	原始值	预测值	相对误差
2009	2125.2	2129.26	-0.19%
2010	2356.68	2523.05	-7.06%
2011	2826.92	2989.68	-5.76%

由上表可以看出，改进 GM(1,1)预测模型对于 2009 年到 2011 年的负荷预测误差分别为-0.19%、-7.06%和-5.76%，与原始预测模型相比，该模型对于 2001 年到 2007 年的数据拟合平均相对误差的差值较小。这说明该模型相对于传统的 GM(1,1)预测模型对于原始数据的拟合能力更加突出，其预测数据误差与拟合数据误差较小。

2.3 预测结果对比

上文单独分析了传统 GM(1,1)预测模型以及基于三点平滑法对数据进行预处理的改进 GM(1,1)预测模型的预测效果，下面将两种预测模型的预测结果进行对比分析，从而评价预测模型的优劣。

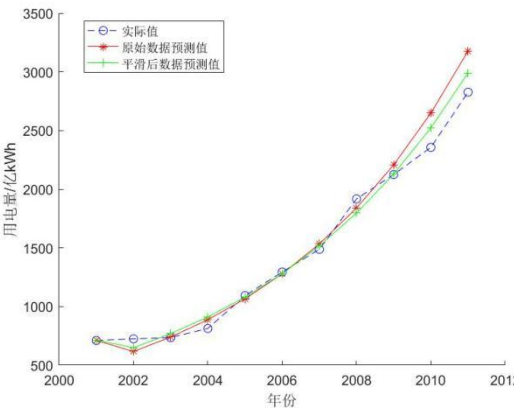

图 3 传统 GM(1,1)模型与改进 GM(1,1)模型数据拟合结果对比分析

从上图可以看出，整体上改进 GM(1,1)预测模型的预测数值与实际数值的偏差均小于传统 GM(1,1)预测模型，说明基于三点平滑法的数据预处理这一改进方法具有一定的效果。但两种预测模型对 2002 年数据的预测均出现较大偏差，需要在以后进一步作出改进。

3 总结

本文从实际出发以南方某市为例，针对其历年电力负荷统计数据及逆行分析处理。在传统 GM(1,1)预测模型的基础上，针对灰色系统负荷预测方法的局限性，提出对原始数据序列进行平滑处理、改进初值选择、残差处理的改进措施，建立改进灰色系统 GM(1,1)预测模型，最后使用实际算例进行仿真验证。得出的具体结论为，与直接用原始数据进行预测相比，将原始数据进行三点平滑处理后预测误差减小，预测结果明显好转。因此，对原始数据进行平滑处理是非常必要的。预测结果验证了本文提出的改进方法的优越性和可行性。

参考文献

[1]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):7.

[2]杨洋.中长期电力负荷预测技术的研究与应用[D].中国科学院大学[2024-05-10].

[3]田珂,丁博,马文栋,等.一种电力负荷预测混合模型研究[J].计算技术与自动化,2020(004):039.

[4]刘会家,管鑫,陈波,etal.考虑主动需求的主动配电网负荷预测[J].电力系统保护与控制,2018,046(010):68-74.

[5]温纪营,冼钟业,陈凯,等.电力负荷预测精准度的研究[J].光源与照明,2022(12):204-206.

[6]刘思峰,杨英杰.灰色系统研究进展(2004—2014)[J].南京航空航天大学学报,2015,47(1):18.

[7]余健明,燕飞,杨文宇,etal.中长期电力负荷的变权灰色组合预测模型[J].电网技术,2005,29(17):4.