

基于多变量灰色模型的配电网投资预测方法

樊心田 陆汉东 方明 陈伟哲

广州供电局 广东广州 510000

[摘要] 随着经济、民生对电量的需求愈发加大, 电网投资的逐年提升, 而解决用电“最后一公里”的配电网投入更是呈倍数型增长。电网公司面临着资金总额预测偏差及繁琐的资金计划调整困境, 因此, 进行配电网投资预测研究, 具有十分重要的实际意义。本文基于 OBGM (1, N) 灰色模型对配网投资进行预测, 并用 pso 粒子群进行改进, 经过实例验证, 效果显著。

[关键词] 配电网; 投资; 灰色模型; OBGM (1, N)

1. 前言

配电网投资是电力系统规划中的重要环节, 对电力企业的资源优化配置、长期发展和电力服务质量有着重要影响。然而, 配电网投资受多种不确定性因素的影响, 如负荷增长、政策变化、经济波动等, 其预测具有一定复杂性。

胡柏初[1]利用层次分析法确定电网基建投资与测算指标变化之间的影响量, 并结合指标预测值, 构建了一种基于灰色预测的电网基建投资测算模型; 解伟[2]运用灰色关联理论筛选关键驱动因素, 提出了基于支持向量机的省级电网中长期投资规模预测模型; 刘巍[3]通过改进遗传算法, 综合运用灰色预测 GM (1, N)、BP 神经网络和多元回归模型, 构建了电网投资组合预测模型; 赵会茹[4]基于协整理论和误差修正模型, 分析长期均衡模型与短期调节模型的适用性, 并验证其高预测精度。

本文首先运用灰色关联分析筛选出影响配电网投资的关键因素, 为投资预测提供重要依据; 同时, 为克服灰色预测模型的局限性, 引入粒子群优化算法, 构建了 PSO-OBGM (1, N) 模型, 对电网投资需求进行精准预测。最后, 通过广州地区配电网投资数据的实证分析, 验证了所提模型的有效性, 为实现精准投资目标下的电网投资需求预测提供了重要参考。

1. OBGM (1, N) 模型原理

针对目前各种多变量灰色预测模型的不足, 曾波[6]等提出了 OBGM (1, N) 模型, OBGM (1, N) 模型的原理建立在灰色系统理论基础上, 用于描述一个目标变量与多个影响因素之间的动态关系。该模型通过构造一阶线性微分方程, 将目标变量的变化趋势与其他影响变量的关系整合在一起, 实现系统行为的预测和分析。模型的核心是构建如下形式的灰色微分方程:

$$\frac{dx_1^{(1)}}{dt} + ax_1^{(1)} = \sum_{i=2}^N b_i x_i^{(1)}$$

其中, $x_1^{(1)}$ 表示目标变量的累加生成序列, $x_i^{(1)}$ 表示第 i 个影响变量的累加生成序列, a 是目标变量的灰色发展系数, b_i 是各影响因素的作用系数。这个方程通过目标变量的自身变化率 $\frac{dx_1^{(1)}}{dt}$ 与其历史状态 $x_1^{(1)}$ 及影响变量 $x_i^{(1)}$ 的线性组合, 反映系统中变量间的作用关系。

2. 配电网投资的 OBGM (1, n) 预测模型

2.1 因子选择及数据标准化

配电网实际投资受到多方面的影响, 经过文献分析法可知, 配电网实际投资金额受到经济环境、社会用电量和配电网建设规模三方面的影响: 1、配电网建设规模; 2、社会用电需求以及 3、经济社会发展。

为避免求逆矩阵时可能出现的病态性或奇异性问题, 以及量纲和单位对计算结果的影响, 本文对原始数据使用均值归一化方法进行了标准化处理, 即

$$x_i'(k) = \frac{x_i(k)}{\bar{x}_i}$$

2.2 关联度计算

运用灰色关联度来衡量广州地区配电网实际投资金额与各影响因素之间的关联性强弱。

$$\xi_i(k) = \frac{\max_{i,k} |x_0(k) - x_i(k)| + \rho \min_{i,k} |x_0(k) - x_i(k)|}{|x_0(k) - x_i(k)| + \rho \max_{i,k} |x_0(k) - x_i(k)|}$$

其中, $\rho \in [0, 1]$ 称为分辨系数, ρ 的取值大小关系到灰色关联度数值的大小以及关联顺序的改变, 一般取 $\rho = 0.5$ 。

$$r_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_i(k)$$

2.3 基于粒子群算法优化背景值系数

在 OBGM (1, N) 模型中, 背景值系数 ξ 的选取对模型的预测精度有着至关重要的影响, 因此本文采用粒子群优化算

法(PSO)来求解,通过最小平均绝对百分比误差来确定背景值系数 ξ 最优解:

$$\min MAPEf(\xi) = \frac{1}{m-1} \sum_{k=2}^n \frac{|\hat{x}_1^{(0)}(k) - x_1^{(0)}(k)|}{x_1^{(0)}(k)}$$

初始化一个粒子个数为 m 的粒子群,粒子群搜索空间维度为 D 维,其中设定第 i 个粒子位置的向量为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}), i = 1, 2, \dots, m$, 其速度向量记作 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}), i = 1, 2, \dots, m$, 第 i 个粒子在搜索路程中的最优位置记作 $P_{besti} = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ 所有粒子在搜索里程中的最优位置记作 $G_{besei} = (g_{i1}, g_{i2}, \dots, g_{iD}), i = 1, 2, \dots, m$ 。粒子群位置与速度的迭代更新公式如下所示:

$$\begin{cases} V_{i+1} = \omega V_i + c_1 r_1 (P_{besti} - X_i) + c_2 r_2 (G_{besei} - X_i) \\ X_{i+1} = X_i + V_{i+1} \end{cases}, i = 1, 2, \dots, m$$

2.4 PSO-OBGM (1, N) 建模步骤及精度分析

基于上述对 OBGM (1, N) 模型构建的原理及参数优化的适用方法描述,可以总结出基于 PSO-OBGM (1, N) 的广州地区配电网实际投资预测模型构建过程如下:

步骤 1 基于给定特征序列 $X_1^{(0)}$, 影响因素指标序列 $X_i^{(0)}$ 对广州地区配电网实际投资原始序列进行变换生成一次累加序列 $X_1^{(1)}$ 、 $X_i^{(1)}$, 并计算 X_1 的紧邻均值序列 Z_1 。

步骤 2 在给定范围内初始化一组背景值系数 ξ , 并对于每一个系数 ξ , 根据参数估计方法求出对应参数解 $[b_2, b_3, \dots, b_N, a, h_1, h_2]^T$

步骤 3 采用粒子群算法更新粒子速度及位置,进而更新粒子的 $pBest$ 、 $gBest$ 。粒子位置及速度更新公式为:

$$\begin{cases} V_{i+1} = \omega V_i + c_1 r_1 (P_{besti} - X_i) + c_2 r_2 (G_{besei} - X_i) \\ X_{i+1} = X_i + V_{i+1} \end{cases}$$

步骤 4 重复步骤 2 和步骤 3, 判断是否满足终止条件, 若满足则停止搜索。

步骤 5 将最佳背景值系数 ξ 代入 OBGM (1, N) 时间响应式, 并生成 $x_1^{(0)}$ 的灰色预测序列, 计算公式如下:

$$\begin{aligned} \hat{x}_1^{(1)}(k) &= \sum_{t=1}^{k-1} \left[\mu_1 \sum_{i=2}^N \mu_2^{i-1} b_i x_i^{(1)}(k-t+1) \right] \\ &+ \sum_{j=0}^{k-2} \mu_2^j [(k-j)\mu_3 + \mu_4 + \mu_2^{k-1} \hat{x}_1^{(1)}(1)] \\ \hat{x}_1^{(0)}(k) &= \hat{x}_1^{(1)}(k) - \hat{x}_1^{(1)}(k-1) \end{aligned}$$

步骤 6 检验 OBGM (1, N) 模型的预测精度, 本文采用平均绝对百分比误差进行检验。平均绝对百分比误差越小, 模型预测结果的准确性越高。平均绝对百分比误差通过评估预

测值与真实值之间的百分比误差平均值来评价模型的精度, 其公式如下:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right|$$

3. 实例分析

3.1 灰色关联度分析对给广州地区配电网实际投资金额的主要控制因素分析

从上文分析的配电网建设规模、社会用电需求和经济社会发展情况三方面选取 9 个指标代表广州地区实际投资金额的影响因素, 其中包括 GDP、人口数量、人均生产总值、全社会用电量、全社会最大负荷、广州地区年售电量、新增 110kV 变电站座数、10kV 配电容量、10kV 电缆长度。选取 2016—2023 年广州地区配电网实际投资相关影响因素数据进行灰色关联度分析, 数据来源于 2016-2023 年的官方数据。广州地区配电网实际投资金额与各影响因素的灰色关联度计算结果如表 1 所示:

表 1 广州地区配电网实际投资金额与各影响因素的灰色关联度计算结果

影响因素	序列数	关联度	排名
新增 110kV 变电站 (座)	H_1	0.861	5
10kV 以下配电容量 (MVA)	H_2	0.839	8
10kV 电缆 (公里)	H_3	0.872	2
全社会用电量 (亿 kWh)	H_4	0.865	3
全社会最大负荷 (MVA)	H_5	0.727	9
广州地区年售电量 (亿 kWh)	H_6	0.862	4
GDP (亿元)	H_7	0.851	6
人口 (万人)	H_8	0.846	7
人均地区总产值	H_9	0.915	1

3.2 广州地区配电网实际投资金额预测模型实证分析

3.2.1 OBGM (1, N) 预测模型预测

本节根据上文灰色关联度分析筛选出的人均地区生产总值和 10kV 电缆作为影响因素序列, 广州地区配电网实际投资金额为因变量序列。以 2016-2021 年广州地区配电网实际投资金额及其影响因素实际数据为样本构建 PSO-OBGM (1, N) 模型。本文将应用 MATLAB2023b 进行计算, 以广州地区配电网实际投资最小平均绝对百分比误差为目标函数, 设置 PSO 最大迭代次数为 500, 参数 $c_1 = c_2 = 2$, $\omega = 0.8$, 运用 Matlab 编程得到最佳背景值系数 $\xi = 0$, 基于最佳背景值系数的建模步骤如下:

- (1) 对配电网实际投资金额原始序列进行预处理。一次累加生成序列如下

$$X_1^{(1)} = (38, 84.09, 130.74, 178.24, 204.82, 233.28, 263.28)$$

$$X_2^{(1)} = (143638, 294316, 449807, 606234.4125, 741549.4125, 891879.4125, 1045504.4125)$$

$$X_3^{(1)} = (31125.17, 63968.24, 98457.21, 134392.58, 171742.75, 209445.96, 249428.54)$$

生成 $X_1^{(1)}$ 的紧邻均值序列 $Z_1^{(1)}$ ：

$$Z_1^{(1)} = (-38 \quad -84.09 \quad -130.74 \quad -178.24 \quad -204.82 \quad -233.28)$$

(2) 模型参数估计：

根据公式 $(B^T B)^{-1} B^T Y$ ，其中 B, Y 分别为：

$$B = \begin{bmatrix} 63968.24 & 294316 & -38 & 2 & 1 \\ 98457.21 & 449807 & -84.09 & 3 & 2 \\ 134392.58 & 606234.4125 & -130.74 & 4 & 1 \\ 171742.75 & 741549.4125 & -178.24 & 5 & 1 \\ 209445.96 & 891879.4125 & -204.82 & 6 & 1 \\ 249428.54 & 1045504.4125 & -233.28 & 7 & 1 \end{bmatrix}$$

$$Y = \begin{bmatrix} 46.09 \\ 46.65 \\ 47.5 \\ 26.58 \\ 28.46 \\ 30 \end{bmatrix}$$

已知 $\hat{p} = [b_2, b_3, \dots, b_N, a, h_1, h_2]^T$ ，由上式计算可得：

$$b_2 = -0.000896, \quad b_3 = -0.000919, \quad a = 0.420259, \quad h_1 = -91.551488, \quad h_2 = 31.92599。$$

由上述结果计算可得：

$$\mu_1 = 1, \quad \mu_2 = 0.5797, \quad \mu_3 = -91.5515, \quad \mu_4 = 31.926。$$

(3) 将计算结果代入 OBGM (1, N) 时间响应式中可得：

$$\hat{x}_1^{(1)}(k) = \sum_{t=1}^{k-1} \left[\sum_{i=2}^N 0.5797^{t-1} b_i x_i^{(1)}(k-t+1) \right] + \sum_{j=0}^{k-2} 0.5797^j \left[-91.5515(k-j) + 31.926 + 0.5797^{k-1} \hat{x}_1^{(1)}(1) \right]$$

根据 $\hat{x}_1^{(0)}(k) = \hat{x}_1^{(1)}(k) - \hat{x}_1^{(1)}(k-1)$ 对公式 (5.1)

进行累减还原可得到 $x_1^{(0)}$ 的灰色预测序列。

3.2.2 模型对比

为了验证 PSO-OBGM (1, N) 模型在广州地区配电网实际投资预测上的精度，本文采用不同的预测模型进行了预测，分别为 GM (1, 1)、GM (1, N) 和 PSO-OBGM (1, N) 模型。其中不同模型的拟合结果表所示。

表 2 不同模型 2016-2021 年数据的拟合结果

年份	实际值	GM(1,1)		GM(1,N)		OBGM(1,N)	
		预测值	MAPE	预测值	MAPE	预测值	MAPE
2017	38	38	0.00%	38	0.00%	38	0.00%
2018	46.09	49.41168	7.21%	7.487857	83.75%	45.93614	0.33%
2019	46.65	43.90639	5.88%	47.9387	2.76%	47.03282	0.82%
2020	47.5	39.01448	17.86%	52.79753	11.15%	47.23346	0.56%
2021	26.58	34.66761	30.43%	47.97374	80.49%	26.68783	0.41%
平均误差			12.28%		35.63%		0.42%

表 3 不同模型 2022-2023 年数据的拟合结果

年份	实际值	GM(1,1)		GM(1,N)		OBGM(1,N)	
		预测值	MAPE	预测值	MAPE	预测值	MAPE
2022	28.46	30.80505	8.24%	18.22233	35.97%	28.25399	0.72%
2023	30	27.37285	8.76%	33.11713	10.39%	30.14751	0.49%
平均误差			8.50%		23.18%		0.61%

由表 2 和表 3 可以看出，基于粒子群算法寻找最佳背景值系数的 OBGM (1, N) 的拟合和预测精度明显优于一般的 GM (1, 1) 模型和 GM (1, N) 模型。而经过粒子群优化算法在最优背景值系数下建立的 OBGM (1, N) 对模型预测精度最高，拟合值和预测值的 MAPE 分别为 0.42% 和 0.61%。PSO-OBGM (1, N) 在预测广州地区配电网实际投资上有一定的准确性和可行性，能较好的预测广州地区配电网实际投资。

4. 总结

本文首先从广州市配电网建设规模、社会用电需求和经济社会发展水平三方面选取 9 个影响因素指标建立广州地区配电网实际投资影响因素指标体系，提供灰色关联分析方法对广州地区配电网实际投资影响因素进行筛选。根据广州地区配电网实际投资及其影响因素数据情况选择一阶背景值模型 OBGM (1, N) 作为预测模型，通过粒子群优化算法 PSO 寻找到最佳背景值系数，构建 PSO-OBGM (1, N) 预测模型。并通过实例分析验证了 PSO-OBGM (1, N) 模型具有更高的预测精度。

[参考文献]

- [1] 胡柏初, 胡刚, 胡朝华, 等. 基于灰色预测的电网基建投资测算模型[J]. 电子科技大学学报, 2013, 42(06): 890-894.
- [2] 解伟, 潘文明, 王成化, 等. 基于支持向量机的省级电网中长期投资规模预测模型研究[J]. 工业技术经济, 2019, 38 (08): 15
- [3] 刘巍, 李猛, 李秋燕, 等. 基于改进遗传算法的电网投资组合预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48 (08): 78-85. DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.190644.
- [4] 李亚明, 姚刚, 韩巍. 基于概率统计的电网工程造价分析及投资预测[J]. 电力勘测设计, 2017, (06): 76-80. DOI: 10.13500/j.cnki.11-4908/tk.2017.06.017.

[5] 曾波, 李川. Improved multi-variable grey forecasting model with a dynamic background-value coefficient and its application[J]. Computers & Industrial Engineering, 2018 (118): 278-290.

[6] 樊心田 (1994.08-), 女, 瑶族, 广西北海人, 本科, 中级经济师, 研究方向: 电力主配网 技术经济、造价水平

本文为广州供电局“基于建设目标的配电网投资分配模型研究”(编号: 030100KZ24030046) 项目成果。