

基于改进灰色预测与最小二乘修正的城市用水需求预测模型研究

汪玮玮

南京航空航天大学金城学院基础教学部, 江苏 南京

收稿日期: 2026年6月15日; 录用日期: 2026年7月9日; 发布日期: 2026年7月16日

摘 要

城市年度供水计划通常要在样本年限较短、影响因素又不断变化的条件下完成, 单纯按历史均值或线性趋势外推, 容易忽略产业结构调整、节水措施和气候波动带来的扰动。针对这一现实场景, 文章以年度城市用水需求为对象, 建立GM(1, 1)灰色预测与最小二乘残差修正相结合的预测方法。建模时先通过一次累加生成削弱原始序列中的随机起伏, 再由白化微分方程得到参数估计、时间响应函数和还原公式; 随后把基础预测留下的残差视作可继续识别的信息, 构造线性补偿项。与直接叠加复杂算法不同, 该思路把“预测后剩下的误差”转化为二次分析对象, 用趋势残差修正GM(1, 1)指数型还原序列的刚性。以南京市2018~2024年城市供水总量为样本进行检验, 其中2018~2022年为建模样本、2023~2024年为预测检验样本, 组合模型的MAPE、RMSE和MAE均低于原始GM(1, 1), 对应误差降幅分别为11.25%、11.62%和11.21%。

关键词

灰色预测, 最小二乘法, 残差修正, 城市用水需求

Research on Urban Water Demand Forecasting Model Based on Improved Grey Prediction and Least Squares Correction

Weiwei Wang

Department of Basic Courses, Nanhang Jincheng College, Nanjing Jiangsu

Received: June 15, 2026; accepted: July 9, 2026; published: July 16, 2026

文章引用: 汪玮玮. 基于改进灰色预测与最小二乘修正的城市用水需求预测模型研究[J]. 应用数学进展, 2026, 15(7): 84-92. DOI: 10.12677/aam.2026.157304

Abstract

Urban annual water supply plans are typically completed under conditions of short sample periods and constantly changing influencing factors. Simply extrapolating based on historical averages or linear trends can easily overlook disturbances caused by industrial restructuring, water conservation measures, and climate fluctuations. To address this real-world scenario, this paper establishes a prediction method combining GM(1, 1) grey prediction with least squares residual correction, focusing on annual urban water demand. In the modeling process, a single accumulation is used to weaken the random fluctuations in the original sequence. Then, parameter estimates, time response functions, and restoration formulas are obtained from the whitening differential equation. Subsequently, the residuals left by the basic prediction are treated as information that can be further identified, and a linear compensation term is constructed. Unlike complex algorithms that directly superimpose data, this approach transforms the “remaining error after prediction” into a secondary analysis object, using trend residuals to correct the rigidity of the GM(1, 1) exponential restoration sequence. The total urban water supply in Nanjing from 2018 to 2024 was used as a sample for testing. The sample from 2018 to 2022 was used for modeling, and the sample from 2023 to 2024 was used for prediction testing. The combined model’s MAPE, RMSE, and MAE were all lower than the original GM(1, 1), with corresponding error reductions of 11.25%, 11.62%, and 11.21%, respectively.

Keywords

Grey Prediction, Least Squares Method, Residual Correction, Urban Water Demand

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

城市用水量并不会机械地随着人口规模同步上升。放在年度统计口径下观察，同一座城市的供水需求会受到常住人口、工业产值、降水状况、管网漏损控制和节水政策等多重因素牵动；有些年份人口变化并不明显，但高温天气、产业用水收缩或节水工程推进仍可能改变当年的供水总量。灰色系统理论为小样本、贫信息系统建模提供了重要方法基础[1][2]，后续灰色数据分析研究进一步拓展了其模型体系和应用范围[3]。在连续观测年限有限的条件下，如何用结构较轻、含义清楚的数学工具给出年度判断，是城市水资源管理中经常遇到的问题。

不同预测方法解决的是不同类型的数据问题。回归分析要求解释变量较完整，时间序列方法通常依赖较长样本，神经网络虽然能拟合复杂非线性关系，却容易在少量年度数据上过度学习，也不便向管理部门说明参数含义。已有城市用水需求研究也提示，方法选择应同时考虑预测期限、样本规模和不确定性来源[4][5]。GM(1, 1)的优势在于通过一次累加生成减弱随机扰动，对样本长度要求不高，适合资料不充分的年度预测。但它的还原序列带有明显指数曲线特征，一旦真实用水量出现阶段性偏移，误差往往会集中留在残差序列中。

基于这种矛盾，研究思路选择在 GM(1, 1)的主体框架上增加最小二乘残差修正，而不是转向参数更多的黑箱方法。具体做法是先用灰色模型刻画供水需求的主体走势，再检查残差是否仍存在随时间变化的方向性偏差；若这种偏差能够被线性项近似描述，就用最小二乘法估计补偿量。这样得到的组合结构

既保留了小样本建模的简洁性，也能对误差来源作出较直观的解释。

理论创新与研究说明

理论创新主要体现在三个方面。第一，不把 GM(1, 1) 的一次预测结果直接作为终点，而是将其理解为主趋势估计，再把传统意义上的残差从“事后评价量”转为“二次建模量”。这种处理不改变灰色模型的主体结构，却为非指数型局部变化保留了修正空间。

第二，残差修正采用线性最小二乘形式，并不是单纯追求计算方便，而是出于小样本稳定性的考虑。年度用水量样本通常只有若干个观测点，若使用高阶残差拟合，很容易把偶然波动误认为规律；线性残差项更适合描述持续偏高、持续偏低这类方向性误差。

第三，文章强调“主趋势 - 残差趋势”的分层解释。GM(1, 1) 中的发展系数 a 和灰色作用量 b 反映累计用水需求的总体演化，残差方程中的 α 和 β 则指向基础预测相对真实观测的偏离方向与偏离水平。由此，预测结果不只是一个外推数值，也能说明误差可能来自何处。

需要说明的是，这一改进并不试图替代多变量水资源预测模型，而是面向样本较少、解释变量不完备、又需要较快形成年度测算结论的场景。若后续能够获得人口、产业、气象、价格和管网漏损等完整数据，还可以在该框架上扩展为多因素灰色模型或灰色回归组合模型。

2. GM(1, 1)模型的基本原理

2.1. 原始序列与一次累加生成

设南京市年度城市供水总量原始非负序列为：

$$X^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}, \quad x^{(0)}(k) \geq 0$$

其中， $x^{(0)}(k)$ 表示第 k 年的城市用水量。年度用水序列通常不会完全平滑，个别年份的高温、限水措施或产业调整都可能使数据发生跳动。灰色预测模型首先通过一次累加生成运算降低这种局部扰动，得到：

$$X^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\}$$

其中：

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), \quad k = 1, 2, \dots, n$$

一次累加生成并不改变原始数据的先后顺序，但会把短期起伏转化为累计趋势，使序列更接近可由一阶微分方程描述的形态。

2.2. 白化微分方程

GM(1, 1) 假设累加序列 $X^{(1)}$ 近似满足一阶线性微分方程：

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = b$$

其中， a 为发展系数，用于描述累计序列的变化方向和速度； b 为灰色作用量，可理解为外部因素综合作用后的常量近似。该方程称为 GM(1, 1) 的白化微分方程。放在城市用水问题中，它相当于用一个低维动态方程概括累计用水需求的主要演化趋势。

由于实际观测数据是离散序列，需要将连续微分方程离散化。对区间 $[k-1, k]$ 积分，有：

$$x^{(1)}(k) - x^{(1)}(k-1) + a \int_{k-1}^k x^{(1)}(t) dt = b$$

注意:

$$x^{(1)}(k) - x^{(1)}(k-1) = x^{(0)}(k)$$

若用背景值 $z^{(1)}(k)$ 近似区间内累加序列的平均水平, 则有:

$$x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b, \quad k = 2, 3, \dots, n$$

其中背景值通常取为:

$$z^{(1)}(k) = \frac{1}{2}x^{(1)}(k) + \frac{1}{2}x^{(1)}(k-1)$$

因此, GM(1, 1)虽然来源于灰色系统理论, 但在参数求解层面可以转化为一个线性估计问题: 用背景值解释原始序列的变化, 并据此反推出发展系数和灰色作用量。

3. 参数估计的理论推导

3.1. 矩阵形式

将离散方程 $x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b$ 改写为:

$$x^{(0)}(k) = -az^{(1)}(k) + b$$

令参数向量为:

$$\theta = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}$$

构造矩阵:

$$B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}, \quad Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix}$$

则全部观测方程可写为:

$$Y = B\theta + \varepsilon$$

其中, ε 为误差向量。为了使模型整体拟合误差最小, 采用最小二乘准则, 该处理与线性回归中基于误差平方和最小化的参数估计思想一致[6]:

$$\min S(\theta) = \|Y - B\theta\|_2^2 = (Y - B\theta)^T (Y - B\theta)$$

3.2. 最小二乘估计

对目标函数 $S(\theta)$ 关于 θ 求偏导, 并令导数为零:

$$\frac{\partial S(\theta)}{\partial \theta} = -2B^T(Y - B\theta) = 0$$

于是得到正规方程:

$$B^T B\theta = B^T Y$$

当 $B^T B$ 可逆时, 参数估计值为:

$$\hat{\theta} = \begin{bmatrix} \hat{a} \\ \hat{b} \end{bmatrix} = (B^T B)^{-1} B^T Y$$

这一推导表明,模型中的 a 与 b 不是人为指定的调节参数,而是在给定背景值构造方式后,由样本数据通过误差平方和最小化确定。

4. 时间响应函数与还原公式推导

4.1. 时间响应函数

对微分方程

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = b$$

求解。将其改写为:

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} = b - ax^{(1)}$$

这是标准的一阶线性常微分方程。利用积分因子 e^{at} , 有:

$$\frac{d}{dt} [e^{at} x^{(1)}(t)] = be^{at}$$

两边积分可得:

$$e^{at} x^{(1)}(t) = \frac{b}{a} e^{at} + C$$

因此:

$$x^{(1)}(t) = \frac{b}{a} + Ce^{-at}$$

由初始条件 $x^{(1)}(1) = x^{(0)}(1)$, 可得:

$$C = x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}$$

于是 GM(1, 1)的时间响应函数为:

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left[x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right] e^{-ak} + \frac{b}{a}$$

4.2. 原始序列还原

由于预测结果首先对应累加序列, 因此需要通过一阶差分还原为原始用水量预测值:

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k)$$

代入时间响应函数, 可进一步得到:

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = (1 - e^{-a}) \left[x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right] e^{-ak} + \frac{b}{a}$$

该表达式显示, 传统 GM(1, 1)模型的还原序列带有指数变化特征。若城市用水量在某些年份受到突发高温、产业调整或节水政策影响, 实际序列可能不会严格贴合这种指数曲线, 残差修正的必要性也由此产生。

5. 残差修正模型的理论推导

5.1. 残差序列定义

设 GM(1, 1) 对原始序列的拟合值为 $\hat{x}^{(0)}(k)$ ，则残差序列定义为：

$$e(k) = x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k), \quad k = 2, 3, \dots, n$$

若 $e(k)$ 在零附近无明显方向性波动，则可认为基础模型已经提取了主要趋势；若残差长期偏正或偏负，甚至随时间递增或递减，则说明基础模型仍遗漏了部分可利用的信息。

5.2. 线性残差修正

假设残差可由时间变量的线性函数近似表示：

$$e(k) = \alpha k + \beta + \eta_k$$

其中， α 表示残差随时间变化的趋势项， β 表示固定偏差项， η_k 表示随机误差。令：

$$E = \begin{bmatrix} e(2) \\ e(3) \\ \vdots \\ e(n) \end{bmatrix}, \quad H = \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 3 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ n & 1 \end{bmatrix}, \quad \gamma = \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix}$$

则残差模型可写为：

$$E = H\gamma + \eta$$

采用最小二乘准则：

$$\min Q(\gamma) = \|E - H\gamma\|_2^2$$

同理可得：

$$\hat{\gamma} = \begin{bmatrix} \hat{\alpha} \\ \hat{\beta} \end{bmatrix} = (H^T H)^{-1} H^T E$$

于是第 k 期残差估计值为：

$$\hat{e}(k) = \hat{\alpha}k + \hat{\beta}$$

5.3. 组合预测公式

将灰色预测主趋势与残差修正项相加，得到组合预测模型：

$$\tilde{x}^{(0)}(k) = \hat{x}^{(0)}(k) + \hat{e}(k)$$

其中， $\hat{x}^{(0)}(k)$ 给出城市用水需求的主体趋势， $\hat{e}(k)$ 则对基础模型中残留的方向性误差进行补偿。若 $\hat{\alpha} > 0$ ，表示 GM(1, 1) 的低估程度可能随时间扩大；若 $\hat{\alpha} < 0$ ，则意味着基础模型可能逐渐高估实际用水需求。

5.4. 改进模型的理论说明

从结构上看，组合模型可以理解为对预测函数进行分解：

$$\tilde{x}^{(0)}(k) = f_g(k) + f_r(k)$$

其中， $f_g(k) = \hat{x}^{(0)}(k)$ 表示由灰色系统理论得到的指数型主趋势， $f_r(k) = \hat{e}(k)$ 表示由历史残差估计得到的趋势修正项。该分解的理论意义在于：城市用水需求既包含长期演化趋势，也包含由统计口径、政策

调整或阶段性用水结构变化导致的系统偏差。若只保留 $f_g(k)$ ，模型容易把所有变化压缩到单一指数曲线中；加入 $f_r(k)$ 后，预测函数获得了额外的平移和倾斜修正能力。

进一步地，线性残差项可写为：

$$f_r(k) = \hat{\alpha}k + \hat{\beta}$$

其中， $\hat{\beta}$ 对应整体偏移修正， $\hat{\alpha}$ 对应随时间变化的趋势修正。若 $\hat{\beta}$ 较大而 $\hat{\alpha}$ 接近零，说明 GM(1, 1) 主要存在固定偏差；若 $\hat{\alpha}$ 绝对值较大，则说明误差具有累积扩大的倾向。由此，残差模型不仅提高预测结果，还能为判断基础模型失配类型提供依据。

该改进还具有一定的稳健性解释。在线性最小二乘框架下，残差修正项由全部历史残差共同决定，而不是由单个异常年份直接决定。因此，相比直接调整某一期预测值，组合模型更强调调整整体误差方向。不过，当样本中存在极端异常值时，仍应先进行异常识别，必要时采用加权最小二乘或分段残差修正，以免异常点对 $\hat{\alpha}$ 和 $\hat{\beta}$ 产生过强影响。

6. 模型评价指标

模型预测效果采用平均相对误差 MAPE、均方根误差 RMSE 和平均绝对误差 MAE 进行衡量。

平均相对误差为：

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left| \frac{x^{(0)}(k) - \tilde{x}^{(0)}(k)}{x^{(0)}(k)} \right| \times 100\%$$

均方根误差为：

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n [x^{(0)}(k) - \tilde{x}^{(0)}(k)]^2}$$

平均绝对误差为：

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |x^{(0)}(k) - \tilde{x}^{(0)}(k)|$$

其中，MAPE 更便于从百分比角度理解误差大小；RMSE 会放大较大的预测偏差，适合观察模型是否存在个别年份误差过高的问题；MAE 则直接给出平均偏离程度。在时间序列预测和短期用水需求预测研究中，误差指标通常需要结合预测目标和模型稳定性综合使用[7][8]。实际评价时不宜只看单一指标，而应结合三者判断模型是否稳定。

7. 实证对比分析

为检验残差修正是否真正改善外推效果，实证部分将原始 GM(1, 1) 与 “GM(1, 1) + 最小二乘残差修正” 放在同一检验期内比较。数据选取《南京统计年鉴》2018~2025 年相关表格中公开披露的南京市城市供水总量，单位统一为百万 m^3 [9]-[16]。2018~2022 年作为建模样本，2023~2024 年留作外推检验，具体划分见表 1。

Table 1. Urban water supply data of Nanjing and modeling division

表 1. 南京市城市供水总量数据及建模划分

年份	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
供水总量	1339.78	1529.53	1405.17	1487.60	1429.15	1394.49	1352.43
用途	建模样本				预测检验样本		

利用 2018~2022 年观测值估计参数后，两类方法均外推 2023~2024 年供水总量。表 2 将真实值、预测值及绝对误差列出，以便直接观察残差修正前后的差别。

Table 2. Comparison of forecasting results of two models
表 2. 两类模型预测结果对比

年份	真实值	原始 GM(1, 1)预测值	组合模型预测值	原始 GM(1, 1)绝对误差	组合模型绝对误差
2023	1394.49	1408.49	1407.20	14.00	12.71
2024	1352.43	1387.40	1383.20	34.97	30.77

为避免只依据单个年份判断优劣，表 3 继续给出 MAPE、RMSE 和 MAE 三项指标。南京样本中，组合模型在三项指标上均低于原始 GM(1, 1)，但降幅并不完全相同，说明残差修正主要是在局部偏差较大的年份发挥补偿作用，而不是简单地等比例缩小全部误差。

Table 3. Comparison of forecasting error indicators of two models
表 3. 两类模型预测误差指标对比

模型	MAPE/%	RMSE	MAE
原始 GM(1, 1)	1.795	26.636	24.485
组合模型	1.593	23.541	21.740
误差降幅/%	11.25	11.62	11.21

从表 2 的逐年误差看，南京市城市供水总量在 2018~2024 年间存在一定波动；原始 GM(1, 1)已能给出大致趋势，残差补偿项则进一步压低了 2023 年和 2024 年的偏差。结合表 3 可知，在这一真实数据划分下，组合模型的预测误差低于单独使用 GM(1, 1)的结果。

8. 应用分析

在实际应用中，首先应整理连续年份的年度用水总量或城市供水总量，并核对缺失值、异常值和统计口径变化。若序列整体呈缓慢增长或缓慢下降，且样本数量不足以支撑复杂时间序列模型，GM(1, 1)可以作为初步测算工具。它的优点是建模快、参数少，但对局部转折的响应不够敏感。

以南京市城市供水总量为例，如果基础 GM(1, 1)在后半段样本中连续低估，通常意味着供水变化快于指数趋势给出的估计，此时残差项中的正斜率会抬高后续预测值；若后期持续高估，负斜率修正则会压低外推结果。这一调整不是人为加减，而是由历史残差序列通过最小二乘法估计得到。

该方法更适合三类情形：样本量较少但不存在剧烈周期震荡；研究目标偏向年度规划，而非逐日或逐月调度；使用者希望保留参数解释，便于说明预测依据。若用水序列具有强季节性、突发政策断点或明显非线性周期，则不宜只依赖单变量灰色外推，应考虑季节因子、分段建模或多变量解释项。

为避免误用，建模前至少要检查两点：原始序列是否具备 GM(1, 1)所需的基本趋势特征，残差修正是否在验证期内真正降低误差。若修正项只改善样本内拟合，却扩大样本外偏差，它捕捉到的很可能是噪声，而不是稳定规律。

9. 结论

围绕小样本条件下的城市用水需求预测，文章构建了 GM(1, 1)与最小二乘残差修正相结合的计算框架，并依次推导了一次累加生成、白化微分方程、参数估计、时间响应函数和残差补偿公式。与单独使用 GM(1, 1)相比，组合方法把预测误差本身纳入分析对象，在计算量增加不多的情况下，为趋势偏差提

供了修正通道。以南京市 2018~2024 年城市供水总量真实数据为例, 2018~2022 年用于建模, 2023~2024 年用于预测检验。原始 GM(1, 1) 在检验期的 MAPE、RMSE 和 MAE 分别为 1.795%、26.636 和 24.485, 组合模型对应指标为 1.593%、23.541 和 21.740, 三项指标误差降幅分别为 11.25%、11.62% 和 11.21%。这说明在该样本下, 最小二乘残差修正能够降低基础 GM(1, 1) 的外推误差。

从理论贡献看, 这里并不是把两个预测方法机械叠放, 而是把灰色预测的主趋势估计与残差序列的信息提取联系起来, 形成“指数型趋势项 + 线性误差修正项”的分层表达。该表达既保留了 GM(1, 1) 对少量数据的适应性, 又通过 $\hat{\alpha}$ 和 $\hat{\beta}$ 提供了判断偏差方向的线索。

当然, 残差修正不能替代真实影响因素分析。城市用水若受到人口迁移、产业政策或极端天气强烈扰动, 仅依靠时间变量补偿仍然有限。后续研究可加入人口规模、产业用水占比、年平均气温、降水量和供水管网漏损率等变量, 也可采用分段灰色模型处理政策断点, 以提高方法对复杂城市系统的适应能力。

基金项目

南京航空航天大学金城学院 2025 年度校级科研基金项目(项目编号: XJ2025005)。

参考文献

- [1] Deng, J.L. (1982) Control Problems of Grey Systems. *Systems & Control Letters*, **1**, 288-294.
[https://doi.org/10.1016/s0167-6911\(82\)80025-x](https://doi.org/10.1016/s0167-6911(82)80025-x)
- [2] Deng, J.L. (1989) Introduction to Grey System Theory. *The Journal of Grey System*, **1**, 1-24.
- [3] Liu, S., Yang, Y. and Forrest, J. (2017) *Grey Data Analysis: Methods, Models and Applications*. Springer.
- [4] Donkor, E.A., Mazzuchi, T.A., Soyer, R. and Alan Roberson, J. (2014) Urban Water Demand Forecasting: Review of Methods and Models. *Journal of Water Resources Planning and Management*, **140**, 146-159.
[https://doi.org/10.1061/\(asce\)wr.1943-5452.0000314](https://doi.org/10.1061/(asce)wr.1943-5452.0000314)
- [5] House-Peters, L.A. and Chang, H. (2011) Urban Water Demand Modeling: Review of Concepts, Methods, and Organizing Principles. *Water Resources Research*, **47**, W05401. <https://doi.org/10.1029/2010wr009624>
- [6] Montgomery, D.C., Peck, E.A. and Vining, G.G. (2012) *Introduction to Linear Regression Analysis*. 5th Edition, Wiley.
- [7] Box, G.E.P., Jenkins, G.M., Reinsel, G.C. and Ljung, G.M. (2015) *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. 5th Edition, Wiley.
- [8] Pacchin, E., Gagliardi, F., Alvisi, S. and Franchini, M. (2019) A Comparison of Short-Term Water Demand Forecasting Models. *Water Resources Management*, **33**, 1481-1497. <https://doi.org/10.1007/s11269-019-02213-y>
- [9] 南京市统计局. 南京统计年鉴 2018: 表 16-4 城市供水和节约用水[EB/OL].
http://tjj.nanjing.gov.cn/material/njnj_2018/chengxiangjianshe/16-4.htm, 2026-06-15.
- [10] 南京市统计局. 南京统计年鉴 2019: 表 16-4 城市供水和节约用水[EB/OL].
http://tjj.nanjing.gov.cn/material/njnj_2019/chengxiangjianshe/16-4.htm, 2026-06-15.
- [11] 南京市统计局. 南京统计年鉴 2020: 表 16-3 城市供水和节约用水[EB/OL].
http://tjj.nanjing.gov.cn/material/njnj_2020/chengxiangjianshe/16-3.htm, 2026-06-15.
- [12] 南京市统计局. 南京统计年鉴 2021: 表 16-3 城市供水和节约用水[EB/OL].
https://tjj.nanjing.gov.cn/material/njnj_2021/chengxiangjianshe/16-3.htm, 2026-06-15.
- [13] 南京市统计局. 南京统计年鉴 2022: 表 16-3 城市供水和节约用水[EB/OL].
https://tjj.nanjing.gov.cn/material/njnj_2022/chengxiangjianshe/16-3.htm, 2026-06-15.
- [14] 南京市统计局. 南京统计年鉴 2023: 表 16-3 城市供水和节约用水[EB/OL].
https://tjj.nanjing.gov.cn/material/njnj_2023/chengxiangjianshe/16-3.htm, 2026-06-15.
- [15] 南京市统计局. 南京统计年鉴 2024: 表 16-3 城市供水和节约用水[EB/OL].
https://tjj.nanjing.gov.cn/material/njnj_2024/chengxiangjianshe/16-3.html, 2026-06-15.
- [16] 南京市统计局. 南京统计年鉴 2025: 表 16-3 城市供水和节约用水[EB/OL].
https://tjj.nanjing.gov.cn/material/njnj_2025/chengxiangjianshe/16-3.html, 2026-06-15.