

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2025.02.011

# 基于等维新息 GM(2,1) 的大气加权平均温度模型

黄伟, 高井祥, 徐磊

(中国矿业大学 环境与测绘学院, 江苏 徐州 221116)

**摘要:** 大气加权平均温度是对流层的一个重要参数, 对全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)水汽反演至关重要。文章采用 GM(2,1)灰色模型结合一阶弱化算子对大气加权平均温度进行拟合和预测, 基于 2018 年中国不同区域探空站日均大气加权平均温度进行建模分析。结果表明: 在少量可用数据的情况下, GM(2,1)具有较好的建模预测能力, 相对误差不超过 5%, 未来 2 d 的预测值相对误差均小于 2%; 与 Bevis 模型相比, GM(2,1)对大气加权平均温度建模也更具优势, 且不需要实测的气象参数。该研究为 GM(2,1)灰色模型应用于 GNSS 水汽反演、天气预报等提供借鉴。

**关键词:** 全球导航卫星系统(GNSS); 加权平均温度; Bevis 模型; GM(2,1)灰色模型; 探空站

**中图分类号:** P412.11 **文献标志码:** A **文章编号:** 1003-5060(2025)02-0220-08

## Atmospheric weighted mean temperature model based on equal dimension and new information GM(2,1)

HUANG Wei, GAO Jingxiang, XU Lei

(School of Environment and Spatial Informatics, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)

**Abstract:** The atmospheric weighted mean temperature is an important parameter of the troposphere, which is crucial for Global Navigation Satellite System(GNSS) water vapor inversion. This study proposes an approach of using the GM(2,1) gray model combined with a first-order weakening operator to fit and predict the atmospheric weighted mean temperature. By modeling and analyzing the daily atmospheric weighted mean temperature data from sounding stations in different regions of China in 2018, it is shown that the GM(2,1) model has good modeling and predictive capabilities with a relative error of less than 5% even with limited data availability. Moreover, the relative error of the predicted values for the next two days is less than 2%. Compared with the Bevis model, the GM(2,1) model has advantages in modeling the atmospheric weighted mean temperature without the need for measured meteorological parameters. The study provides valuable references for applying the GM(2,1) gray model to GNSS water vapor inversion and weather forecasting.

**Key words:** Global Navigation Satellite System(GNSS); weighted mean temperature; Bevis model; GM(2,1) gray model; sounding station

## 0 引言

对流层是距离人类最近的大气圈层, 与人类生活息息相关。水汽在这个圈层活跃频繁, 是降

水、蒸发和湿度平衡的产物, 也是形成和演变灾害性天气的重要因素。因此, 水汽研究对于全球水循环、全球气候变化和改善气象预报水平等方面具有重要意义<sup>[1]</sup>。大气加权平均温度(tempera-

收稿日期: 2023-03-27; 修回日期: 2023-06-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(41974026)

作者简介: 黄伟(1997—), 男, 江西丰城人, 中国矿业大学硕士生;

高井祥(1960—), 男, 江苏涟水人, 博士, 中国矿业大学教授, 博士生导师, 通信作者, E-mail: jxgao@cumt.edu.cn.

ture of mean,  $T_m$ ) 是全球导航卫星系统 (Global Navigation Satellite System, GNSS) 气象学重要研究内容, 是对流层天顶湿延迟 (zenith wet delay, ZWD) 转化为大气可降水量 (precipitable water vapor, PWV) 的关键参量, 高精度大气加权平均温度对 GNSS 水汽反演至关重要<sup>[2-4]</sup>。

国内外众多学者对大气加权平均温度进行了建模研究。文献[5]利用美国地区的无线电探空资料建立大气加权平均温度的回归模型, 在中纬度地区有着较好的精度, 也是比较常用的模型。此后众多学者基于此建立了适合不同地区的  $T_m$  模型, 文献[6]以 Bevis  $T_m$  公式为基础, 计算拟合各纬度的系数值, 构建  $GT_m$  模型; 文献[7]构建适用于欧洲地区的  $T_m$  模型, 被广泛使用; 文献[8]构建 GPT3 模型, 通过格网插值能够计算高精度  $T_m$  值; 文献[9]利用 1979—2017 年的 ERA-Interim 再分析资料建立覆盖地表至 20 km 高度的经验  $GTrop$  模型; 文献[10]利用 GGOS 格网数据建立中国区域的顾及垂直递减率函数的  $CT_m$  模型, 且计算时不需要实测气象参数便可获得  $T_m$  值; 文献[11]建立顾及区域相对高程的中国区域加权平均温度模型, 在中国区域表现出较低的误差和良好的稳定性; 文献[12]基于探空站建立全国统一的以及分区域的大气加权平均温度回归模型, 全国模型在不同地区适用性不一致性得到有效降低。

加权平均温度模型中, 一些学者主要是根据与加权平均温度相关的参数进行建模, 可能存在参数过度拟合的问题; 也有些是根据其变化规律建立经验模型, 但在不同地区的精度有所差异。灰色模型可以通过利用对已知信息的开发、生成, 实现对系统运行行为、演化规律的正确描述和有效监控<sup>[13]</sup>, 能够用有限的的数据、充分利用相近数据的相关性对未来进行中短期的预测。基于其优点, 本文从大气加权平均温度模型的准确性和时效性出发, 利用中国区域 5 个探空站数据, 采用 GM(2,1) 灰色模型建模, 在深度挖掘数据特征的基础上, 实现加权平均温度的高精度实时预报。

## 1 大气加权平均温度数据处理

### 1.1 数据选取

为分析 GM(2,1) 灰色模型在中国不同区域的效果, 本文选取 Wyoming 大学提供的中国区域 5 个探空站点的 2018 年数据进行测试, 其站点信息见表 1 所列。

表 1 中国不同区域探空站信息

探空站号	纬度	经度	位势高/m
50774	47.70°N	128.83°E	264.80
54511	39.80°N	116.47°E	31.30
55299	31.48°N	92.07°E	4 507.00
56778	25.00°N	102.65°E	1 888.10
58606	28.60°N	115.92°E	46.90

### 1.2 探空站数据处理与分析

大气加权平均温度是 GNSS 气象学中对流层的关键参量, 在将天顶湿延迟转换为大气可降水量方面扮演着重要角色, 是主要影响因子之一。获取精度较高的  $T_m$  值可以利用探空站数据或再分析资料提供的廓线气象数据, 通过积分计算的方式求得。积分表达式为:

$$T_m = \frac{\int_h^\infty \frac{e}{T} dz}{\int_h^\infty \frac{e}{T^2} dz} = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{e_i}{T_i} \Delta h_i}{\sum_{i=1}^n \frac{e_i}{T_i^2} \Delta h_i} \quad (1)$$

其中:  $e$  和  $T$  分别为测站某高度的水汽压和温度;  $h$  为测站的大地高;  $i$  为气压层所在的层数;  $e_i$  和  $T_i$  分别为第  $i$  层的水汽压和温度;  $\Delta h_i$  为第  $i$  层的厚度。在探空资料中, 无法直接获取水汽压, 但是可以通过饱和水汽压  $e_s$  和露点温度  $T_d$  计算得到, 饱和水汽压的计算公式为:

$$e_s = 6.112 \times 10^{7.5T_d / (T_d + 273.15)} \quad (2)$$

通过饱和水汽压得到水汽压公式为:

$$e = H_R e_s / 100 \quad (3)$$

其中,  $H_R$  为站点的相对湿度。

采用上述的数值积分法可以获得高精度的加权平均温度, 这种方法目前已被国内外学者广泛认可, 并被公认为是最精确的方法之一。利用上述方法, 计算了 2018 年 5 个测站的日均  $T_m$  值, 并用一阶傅里叶函数进行拟合, 得到的拟合系数见表 2 所列, 相关分布和变化趋势随不同年积日 (day of year, DOY) 的变化情况如图 1 所示。其计算公式为:

$$y = A_0 + \sum_{n=0}^m [A_n \cos(nx\omega) + B_n \sin(nx\omega)] \quad (4)$$

表 2 傅里叶函数拟合系数

探空站号	拟合系数			
	$A_0$	$A_1$	$B_1$	$\omega$
50774	267.500	-24.200	-4.214	0.016
54511	274.000	-20.390	-0.802	0.016
55299	263.500	-12.460	-9.575	0.018
56778	282.500	-7.680	-3.035	0.017
58606	285.400	-12.600	2.565	0.015

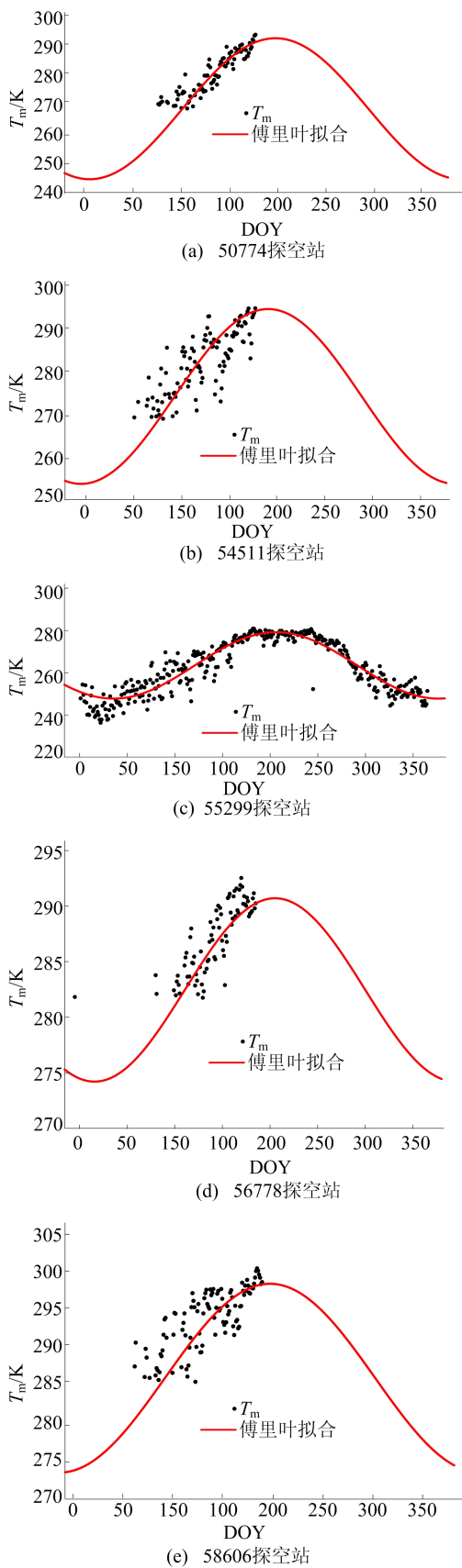


图 1 2018 年 5 个探空站日均  $T_m$  分布和变化趋势情况

由图 1 可知,各个测站的日均  $T_m$  存在一定的变化规律,这与文献[14]的研究结果是一致的。

大气加权平均温度有着明显的季节特性,夏季高、冬季低。但由于探空站稀疏,且观测费用昂贵,有时难以及时获得相关数据。各个测站日均  $T_m$  的变化图像是非单调的摆动序列,GM(2,1)灰色模型具有的一项优势在于其可以应用于非单调摆动发展序列或呈现饱和 S 型的序列的预测。这种模型可以通过将原始数据进行累加平均处理,并建立二阶常系数线性微分方程模型来预测未来的趋势和规律。相比其他模型,GM(2,1)灰色模型在预测非单调序列和 S 型序列方面表现出更好的适应性和可靠性。因此,在应对这类序列的研究中,GM(2,1)灰色模型是一种值得考虑的预测方法,这也表明利用该模型对未来  $T_m$  预测的可行性。

## 2 GM(2,1)灰色模型介绍

GM(2,1)灰色模型属于灰度预测方法,可用于对含有不确定因素的系统进行预测。灰色系统被认为是介于白色系统与黑色系统之间,其理论认为,虽然客观表象复杂多样,但具有整体功能,必然蕴含某种内在规律。因此,灰色系统是通过整理原始数据来寻求其变化规律的,即一种数据导向的规律发掘过程,也称为灰色序列的生产过程。所有的灰色序列都能通过某种生成方式弱化其随机性,显现其规律性,常用的数据生成方式包括累加生成、累减生成和加权累加生成。利用建立微分方程对所研究数据未来的发展趋势进行拟合和预测是灰度预测方法的核心内容。目前,灰度预测方法已广泛应用于建筑等领域的各个方面,成为研究不确定性系统的重要手段。

### 2.1 GM(2,1)灰色模型原理

假设存在原始时间序列:

$$x^{(0)}(i) = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n)), \\ i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (5)$$

在使用 GM(2,1)灰色模型进行预测之前,为了确保预测结果的准确性,需要进行级比检验。只有在通过了级比检验后,才可以使用灰色预测方法进行进一步的分析和预测。

参数  $\lambda(k)$  的计算公式为:

$$\lambda(k) = \frac{x^{(0)}(k-1)}{x^{(0)}(k)}, \quad k = 2, 3, \dots, n \quad (6)$$

若  $\lambda(k)$  在区间  $(e^{-2/(n+1)}, e^{2/(n+2)})$  内,说明可用灰色模型。

对原始序列进行 1 次累加生成  $x^{(1)}$  ( $1 - O_{AGO}$ ) 序列,即

$$x^{(1)}(i) = (x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), x^{(1)}(3), \dots, x^{(1)}(n)) \quad (7)$$

其中,  $x^{(1)}(i) = \sum_{j=1}^i x^{(0)}(j), i=1, 2, 3, \dots, n$ 。对原始序列进行 1 次累减生成  $x^{(2)}(1-O_{LAGO})$  序列, 即  $x^{(2)}(k) = (x^{(2)}(2), x^{(2)}(3), x^{(2)}(4), \dots, x^{(2)}(n))$

其中,  $x^{(2)}(k) = x^{(0)}(k) - x^{(0)}(k-1), k=2, 3, \dots, n$ 。

对  $x^{(1)}$  生成紧邻均值序列, 即

$$z^{(1)}(k) = (z^{(1)}(2), z^{(1)}(3), z^{(1)}(4), \dots, z^{(1)}(n)),$$

$$k = 2, 3, \dots, n \quad (9)$$

其中,  $z^{(1)}(k) = \alpha x^{(1)}(k) + (1-\alpha)x^{(1)}(k-1), 0 < \alpha < 1$ , 一般在处理序列时  $\alpha = 0.5$ , 此处可以根据精度分析指标进行修改,  $\alpha$  越接近 0, 则表示序列越后面的值对模型值越重要。

$$x^{(2)}(k) + a_1 x^{(0)}(k) + a_2 z^{(1)}(k) = b \quad (10)$$

式(10)为 GM(2,1) 灰色模型。

$$\frac{d^2 x^{(1)}}{dt^2} + a_1 \frac{dx^{(1)}}{dt} + a_2 x^{(1)} = b \quad (11)$$

式(11)为 GM(2,1) 灰色模型的白化微分方程。

如果要求解微分方程(11), 那么先要求解方程中的系数  $a_1, a_2, b$ 。设

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

利用最小二乘法可求得系数  $a_1, a_2, b$  的最优估计, 即

$$\mathbf{u} = [a_1 \ a_2 \ b]^T = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{B} \quad (12)$$

在得到白化方程的系数后, 可求得白化微分方程的解。GM(2,1) 白化微分方程是二阶微分方程, 其特征方程的解有 3 种情况, 分别是两根相等、两根不等、一对共轭复根。根据 3 种情况可得到方程 3 个不同形式的通解, 给定初始条件后就能得到特解, 即 GM(2,1) 灰色模型的时间响应式, 通过累减还原后, 可得到原始时间序列的预测值。

在水汽活跃频繁的季节, 其变化有时较大。在进行数据处理时, 引入一阶缓冲算子弱化序列的增长或下降的趋势, 再利用 GM(2,1) 灰色模型能较好地预测。设

$$xd = (x(1)d, x(2)d, x(3)d, \dots, x(n)d) \quad (13)$$

其中,  $x(i)d = \frac{1}{n-i+1} [x^{(0)}(i) + x^{(0)}(i+1) + \dots + x^{(0)}(n)], i=1, 2, 3, \dots, n$ 。当  $x^{(0)}$  为单调增长序列、单调衰减序列或振荡序列时,  $d$  皆为弱化

算子, 称  $d$  为平均弱化缓冲算子, 将一阶缓冲算子弱化后的序列  $xd$  称为一阶弱化序列。

## 2.2 精度分析指标

本文定义以下几种精度指标来评估 GM(2,1) 灰色模型的预测能力。

模型所得的预测序列为:

$$\hat{x}^{(0)}(i) = (\hat{x}^{(0)}(1), \hat{x}^{(0)}(2), \hat{x}^{(0)}(3), \dots, \hat{x}^{(0)}(n)), \quad i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (14)$$

残差检验是利用残差序列计算残差  $\delta^{(0)}(k)$  和相对误差  $\epsilon(k)$ , 公式如下:

$$\delta^{(0)}(k) = x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k) \quad (15)$$

$$\epsilon(k) = \frac{x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)}{x^{(0)}(k)}, \quad k = 1, 2, 3, \dots, n \quad (16)$$

后验差检验法公式为:

$$s_1^2 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left[ x^{(0)}(k) - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x^{(0)}(j) \right]^2 \quad (17)$$

$$s_2^2 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left[ \delta^{(0)}(k) - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \delta^{(0)}(j) \right]^2 \quad (18)$$

均方差比值公式为:

$$C = \frac{s_2}{s_1} \quad (19)$$

小误差概率合格模型公式为:

$$p = P \left( \left| \delta^{(0)}(k) - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \delta^{(0)}(j) \right| < 0.674 5 s_1 \right) \quad (20)$$

GM(2,1) 灰色模型精度检验等级评价标准见表 2 所列, 等级越高(等级 1 最高), 说明模型越好。

表 2 模型精度评价表

等级	$P$	$C$
1 级(好)	$>0.95$	$<0.35$
2 级(合格)	$>0.80$	$<0.50$
3 级(勉强)	$>0.70$	$<0.65$
4 级(不合格)	$\leq 0.70$	$\geq 0.65$

如果模型数据不更新, 一直使用原来的数据进行预测, 误差就会随着时间序列而累加。为弥补这一不足, 需要对序列数据进行更新。若得到实测数据  $x^{(0)}(n+1)$ , 则可以剔除  $x^{(0)}(1)$ , 将  $x^{(0)}(n+1)$  加入到原始序列中进行数据处理。这样使得数据序列维度保持不变, 如此反复, 直到完成预测任务。等维新息递补模型删除老旧数据, 新加入的数据能够在一定程度上提升 GM(2,1) 灰色模型的使用性和精度。

### 3 利用 GM(2,1)灰色模型对数据的处理

#### 3.1 GM(2,1)灰色模型的建立

根据 GM(2,1)灰色模型的原理,建立该模型的基本步骤步骤如图 2 所示。

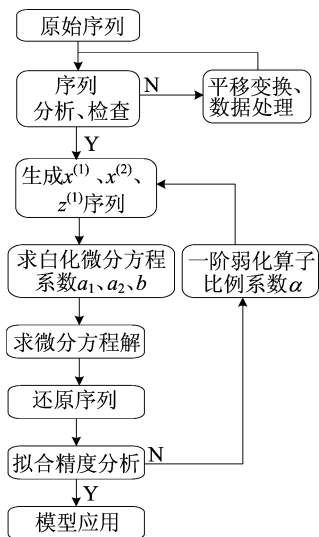


图 2 建模流程

根据图 2 建模的具体步骤为:

1) 原始序列的分析与检查,在对序列数据进行处理前,需进行非负性检查。若存在负数,则需要非负化处理,即将序列中所有数据加上最小负数的绝对值;若序列中存在 0,通常需要进行累加处理,以消除这些 0。处理后求解的结果还需进行还原处理,以得到原始序列的结果,检查序

列的准光滑性和指数规律等,如果序列满足这些条件,就可以进行建模处理;如果不满足条件,就需要对原始序列数据进行处理。

2) 对序列进行级比检验,如果通过了该检验,那么可以使用灰色模型预测,若检验不通过则可尝试平移变换,再进行判断,求解后需进行还原处理。

3) 生成  $x^{(1)}$ 、 $x^{(2)}$ 、 $z^{(1)}$  序列。

4) 根据本文第 2 节方法求出系数  $a_1$ 、 $a_2$ 、 $b$  的最佳估值,利用白化微分方程的解计算模型的拟合值和预测值。

5) 对拟合精度进行分析通过分析结果计算残差和相对误差。

6) 根据精度分析结果,判断是否需要序列利用弱化算子进行处理或修改比例系数  $\alpha$ ,跳至步骤 2)。

7) 对数据进行累减还原的处理,再进行步骤 5) 的处理。

#### 3.2 GM(2,1)灰色模型数据处理

为检验不同区域的模型效果,本文选取 5 个探空站进行灰色模型的数据处理。大气加权平均温度存在年周期的变化和半年周期的变化,本文随机选取了上半年和下半年的连续 6 d 数据进行模型数据分析。

本文选取不同纬度 50774 探空站和 55299 探空站的不同 DOY 数据进行处理,结果见表 3、表 4 所列,其中  $xd$  是经过弱化算子处理的序列。其相对误差以直方图的方式列出,如图 3 所示。

表 3 50774 探空站数据处理结果

DOY	$x^{(0)}$ 实际值	$xd$	GM(2,1)( $x^{(0)}$ )	GM(2,1)( $xd$ )	$x^{(0)}$ 使用值	GM(2,1)
90	264.122	261.324	264.122	261.324		
91	269.906	260.765	266.646	260.000	269.906	269.906
92	269.469	258.479	263.189	257.884	269.469	265.827
93	257.605	254.816	259.969	255.869	257.605	260.939
94	253.218	253.421	257.379	254.131	253.218	256.677
95	253.625	253.625	256.639	253.223	253.625	253.745
96	257.076		261.517	254.865	257.076	253.806
97	263.105		283.663	264.420		260.775

表 4 55299 探空站数据处理结果

DOY	$x^{(0)}$ 实际值	$xd$	GM(2,1)( $x^{(0)}$ )	GM(2,1)( $xd$ )	$x^{(0)}$ 使用值	GM(2,1)
300	264.710	259.492	264.710	259.492		
301	263.637	258.448	262.753	258.478	263.637	263.637
302	260.110	257.151	260.115	257.444	260.110	260.679
303	256.797	256.164	257.697	256.602	256.797	257.974
304	254.138	255.848	255.880	256.151	254.138	256.172
305	257.558	257.558	255.795	256.494	257.558	255.631
306	258.718		260.815	258.468	258.718	256.864
307	260.795		280.989	263.784		260.611

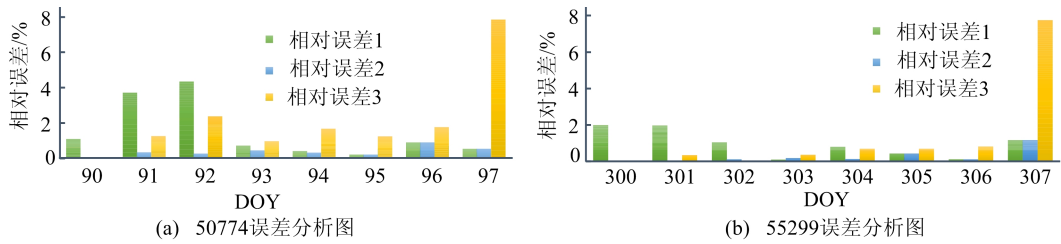


图 3 探空站数据处理误差分析图

图 3 中:相对误差 1 是  $xd$  序列的模型结果相对于  $x^{(0)}$  序列的相对误差;相对误差 2 是  $xd$  序列的模型结果相对于  $xd$  序列的相对误差;相对误差 3 是  $x^{(0)}$  序列的模型结果相对于  $x^{(0)}$  序列。

50774 探空站数据处理后,GM(2,1)( $x^{(0)}$ )、GM(2,1)( $xd$ )、GM(2,1)的  $C$  分别为 0.535、0.209、0.404, $P$  分别为 0.833、1.000、1.000。55299 探空站数据处理后,GM(2,1)( $x^{(0)}$ )、GM(2,1)( $xd$ )、GM(2,1)的  $C$  分别为 0.303、0.398、0.500, $P$  分别为 1.000、0.833、0.833。从表 3、表 4 可以看出,在使用较少数据序列的模型训练情况下,

GM(2,1)灰色模型的拟合和预测效果都较好,具有可行性,当更新数据后,数据维度保持不变,其模型值精度依然很高。

从图 3 可以看出,GM(2,1)灰色模型对加权平均温度的拟合效果好、误差小、精度高,未来一天的相对误差均不超过 2%。将原始数据序列利用弱化算子处理后,其相对误差相较于原始序列模型值更小。随着时间的累积,模型值误差呈上升趋势,在更新序列后,得到的结果也保持较高的精度。为进一步分析模型结果,本文研究了上述 2 个测站的数据曲线如图 4 所示。

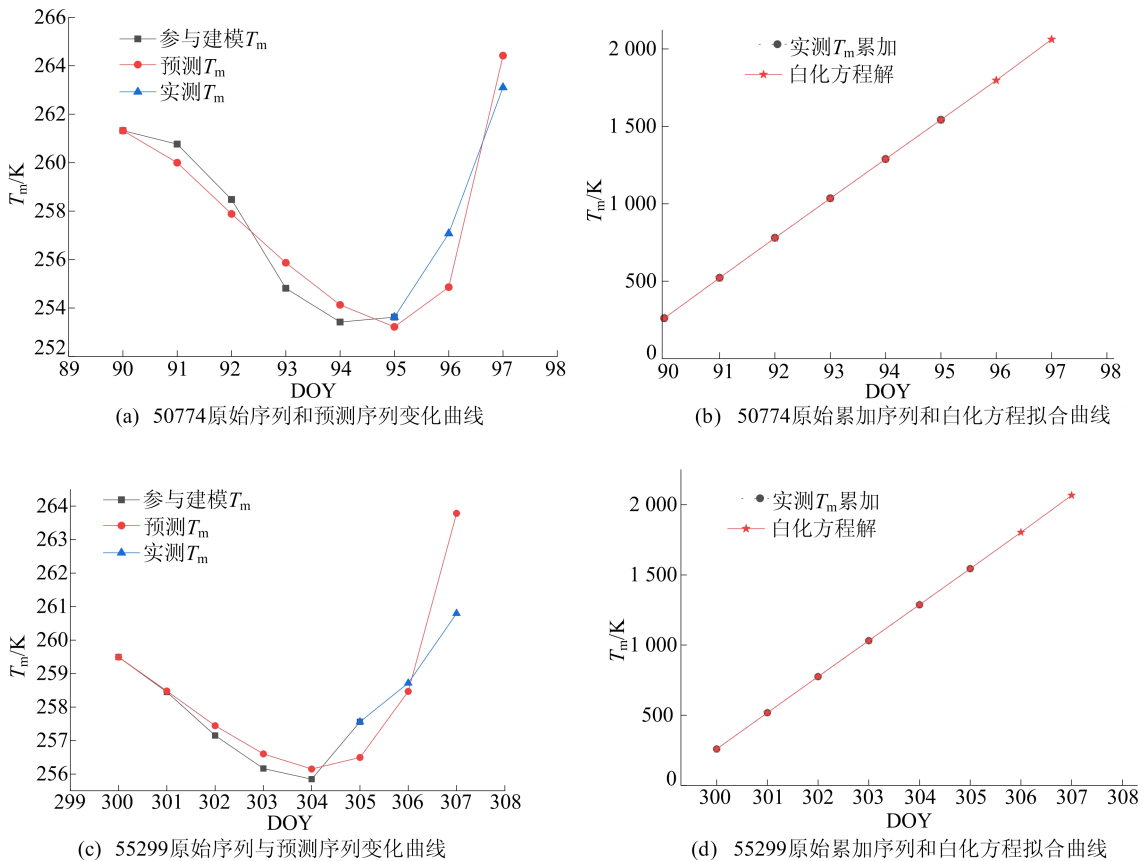


图 4 50774 和 55299 探空站数据处理拟合曲线

由图 4 可知,GM(2,1)灰色模型对日均加权平均温度序列的拟合和预测有较高的精度,具有很明显的优势。累加序列和白化微分方程的解的

序列曲线非常接近,变化趋势也一致,表明微分方程对序列有很高的拟合度。夏季的水汽变化频繁,为进一步探究大气加权平均温度的变化规律,

本文选取 54511、56778、58606 探空站 DOY 为第 210 天至第 218 天进行处理,分别利用 Bevis 模型和 GM(2,1)灰色模型计算加权平均温度,其结果

见表 4、表 5 所列,其中,DOY 第 210 天至第 215 天为 GM(2,1)灰色模型应用数据,其后 2 d 为模型结果值,误差分析见表 6 所列。

表 4 Bevis 模型处理结果

年积日	54511 探空站		56778 探空站		58606 探空站	
	真实值	模型值	真实值	模型值	真实值	模型值
216	297.528	291.420	291.247	281.988	298.222	288.108
217	297.539	289.692	291.518	280.188	298.205	287.028

表 5 GM(2,1)灰色模型处理结果

年积日	54511 探空站		56778 探空站		58606 探空站	
	原始序列	模型序列	原始序列	模型序列	原始序列	模型序列
210	297.236	297.839	287.123	289.814	298.018	297.667
211	298.940	297.837	286.674	290.371	296.974	297.704
212	297.316	297.782	290.485	290.885	296.360	297.910
213	298.140	297.690	291.821	291.341	298.230	298.127
214	298.765	297.500	291.119	291.704	297.300	298.383
215	296.638	297.052	291.666	291.917	299.117	298.766
216	297.528	295.916	291.247	291.888	298.222	299.572
217	297.539	292.954	291.518	291.470	298.205	301.793

表 6 Bevis 模型和 GM(2,1)灰色模型相对误差 %

探空站号	Bevis 模型		GM(2,1)拟合	GM(2,1)预测
	相对误差	最大相对误差	最大相对误差	最大相对误差
54511	2.05	2.64	0.40	1.50
56778	3.18	3.89	1.30	0.20
58606	3.39	3.75	0.50	0.12

由表 4~表 6 可知,GM(2,1)灰色模型拟合最大相对误差和预测相对误差均小于 Bevis 模型的相对误差,表明 GM(2,1)加权平均温度模型精度优于 Bevis 模型。新的模型不需要气象参数,只需要根据少量已有数据,就能得到高精度的大气加权平均温度值。

#### 4 结 论

大气加权平均温度是 GNSS 气象学中的一个重要参数,其在 ZWD 计算中扮演了关键角色,帮助确定大气可降水量。灰色模型利用微分方程来充分挖掘数据的变化规律,可以利用较少的原始数据,对未来一段时间进行中短期预测,计算方法简便、易于检验。本文利用灰色模型对短期的加权平均温度进行预测,具有较高的拟合和预报精度,满足生产生活的需求。

GM(2,1)灰色模型在中国不同区域、海拔、纬度的预测精度高,其精度高于传统的 Bevis 模型,而且不需要气象参数便能获得高精度的大气

加权平均温度值。对于选取的 50774 和 55299 这 2 个探空站年积日为第 90 天至第 97 天和第 300 天至第 307 天进行处理, $xd$  相对  $x^{(0)}$  拟合相对误差最大分别为 4.30%、1.97%,预测未来一天的相对误差也仅为 0.86%、0.10%。在水汽活跃的夏季,GM(2,1)灰色模型也有着较好的拟合度和预测性能。

灰色模型的缺点之一是只能对未来进行中短期的预测,随着预测时间的增长,其误差也会逐渐累积。因此,选取滑动窗口更新原始大气加权平均温度序列,具有一定的研究意义与价值。如何充分利用数据序列和对原始序列进行处理,开展中长期的拟合和预测是下一步的研究方向。

#### [参 考 文 献]

- [1] 姚宜斌,张顺,孔建. GNSS 空间环境学研究进展和展望[J]. 测绘学报,2017,46(10):1408-1420.
- [2] DAVIS J L, HERRING T A, SHAPIRO I I, et al. Geodesy by radio interferometry: effects of atmospheric modeling errors on estimates of baseline length[J]. Radio Science, 1985, 20(6): 1593-1607.
- [3] 高文亮,高井祥. 基于探空数据的加权平均温度模型在中国区域的精度评估[C]//第十三届中国卫星导航年会论文集: S01 卫星导航行业应用. [出版地不详:出版者不详],2022: 120-124.

(下转第 259 页)

- 对策[J]. 地下空间与工程学报, 2005, 1(6): 968-971.
- [2] 韩焯, 李宁, STANDING J. Peck 公式在我国隧道施工地面变形预测中的适用性分析[J]. 岩土力学, 2007, 28(1): 23-28, 35.
- [3] 韩焯, 罗文林, 李宁. 地铁隧道施工引起沉降槽宽度的影响因素[J]. 地下空间与工程学报, 2009, 5(6): 1188-1193, 1219.
- [4] 裴子钰, 杨新安, 邱冀, 等. 砂-黏复合地层盾构地表沉降分析及沉降槽宽度系数修正[J]. 铁道标准设计, 2017, 61(9): 111-115.
- [5] ZHOU Z, DING H, MIAO L, et al. Predictive model for the surface settlement caused by the excavation of twin tunnels[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2021, 114: 104014.
- [6] YANG X, LI Y. Research of surface settlement for a single arch long-span subway station using the Pipe-roof Pre-construction Method[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2018, 72: 210-217.
- [7] 袁侨蔚, 刘远明, 欧洵, 等. 上软下硬地层隧道盾构施工地表沉降影响因素及规律研究[J]. 铁道标准设计, 2024, 68(2): 1-10.
- [8] 郑世杰, 杨锐, 马明杰, 等. 上软下硬复合地层双线平行隧道施工影响分析[J]. 公路, 2021, 66(8): 350-354.
- [9] 赵胤翔, 赵金昌, 郭治铁, 等. 富水粉细砂地层盾构施工引起地表沉降研究[J]. 地下空间与工程学报, 2020, 16(增刊2): 918-924.
- [10] 骆冠勇, 钟森, 曹洪, 等. 砂土层中盾构掘进实测数据及数值模拟分析[J]. 岩土力学, 2022, 43(增刊2): 563-574.
- [11] 龚晓南. 对岩土工程数值分析的几点思考[J]. 岩土力学, 2011, 32(2): 321-325.
- [12] 王俊, 何川, 胡瑞青, 等. 土压平衡盾构掘进对上软下硬地层扰动研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2017, 36(4): 953-963.
- [13] HE C, FENG K, FANG Y, et al. Surface settlement caused by twin-parallel shield tunnelling in sandy cobble strata[J]. Journal of Zhejiang University SCIENCE A, 2012, 13(11): 858-869.
- [14] YANG J S, LIU B C, WANG M C. Modeling of tunneling-induced ground surface movements using stochastic medium theory[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2004, 19(2): 113-123.
- [15] 吴昌胜. 大直径盾构隧道施工引起的地层变形研究[D]. 南京: 东南大学, 2018.
- [16] 张忠苗, 林存刚, 吴世明, 等. 泥水盾构施工引起的地面固结沉降实例研究[J]. 浙江大学学报(工学版), 2012, 46(3): 431-440.
- [17] 林存刚, 张忠苗, 吴世明, 等. 软土地层盾构隧道施工引起的地面隆陷研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2011, 30(12): 2583-2592.
- [18] 谢雄耀, 杨昌植, 王强, 等. 南京和燕路过江通道盾构穿越长江大堤的沉降分析及控制研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2021, 40(增刊2): 3313-3322.

(责任编辑 吴亮)

## (上接第 226 页)

- [4] ZHAO Q, YAO Y, YAO W. GPS-based PWV for precipitation forecasting and its application to a typhoon event[J]. Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics, 2018, 167: 124-133.
- [5] BEVIS M, BUSINGER S, HERRING T A, et al. GPS meteorology: remote sensing of atmospheric water vapor using the global positioning system[J]. Journal of Geophysical Research, 1992, 97(14): 15787.
- [6] YAO Y, ZHANG B, XU C, et al. Analysis of the global  $T_m$ - $T_s$  correlation and establishment of the latitude-related linear model[J]. Chinese Science Bulletin, 2014, 59(19): 2340-2347.
- [7] EMARDSON T R, DERKS H J P. On the relation between the wet delay and the integrated precipitable water vapour in the European atmosphere[J]. Meteorological applications, 2000, 7(1): 61-68.
- [8] LANDSKRON D, BÖHM J. VMF3/GPT3: refined discrete and empirical troposphere mapping functions[J]. Journal of Geodesy, 2018, 92(4): 349-360.
- [9] SUN Z, ZHANG B, YAO Y. A global model for estimating tropospheric delay and weighted mean temperature developed with atmospheric reanalysis data from 1979 to 2017[J]. Remote Sensing, 2019, 11(16): 1893.
- [10] 黄良珂, 李琛, 谢劲峰, 等. 顾及垂直递减率的中国区域  $T_m$  格点产品空间插值研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(2): 295-300.
- [11] 韦海福, 陈天伟, 陈明. 顾及区域相对高程的中国区域加权平均温度模型[J]. 大地测量与地球动力学, 2021, 41(10): 1057-1062.
- [12] 高德恒, 张伟, 沈清华. 中国分区大气加权平均温度模型的建立与应用研究[J]. 人民珠江, 2022, 43(1): 119-126.
- [13] 岳赞, 卢光跃, 刘迪, 等. 基于等维新息的 GM(2,1) 递推预测模型[J]. 电信科学, 2017, 33(5): 55-61.
- [14] 聂徽晨, 胡伍生, 朱明晨, 等. 中国区域加权平均温度的时空分析及模型研究[J]. 测绘科学, 2021, 46(2): 159-164.

(责任编辑 吴亮)