

武汉大学学报(信息科学版)

Geomatics and Information Science of Wuhan University

ISSN 1671-8860, CN 42-1676/TN

《武汉大学学报(信息科学版)》网络首发论文

题目：一种新型的基于 Voronoi 图的多源数据融合区域加权平均温度模型——以中国西北地区为例

作者：王凯, 李振洪, 张菊清

DOI: 10.13203/j.whugis20240009

网络首发日期: 2024-04-08

引用格式: 王凯, 李振洪, 张菊清. 一种新型的基于 Voronoi 图的多源数据融合区域加权平均温度模型——以中国西北地区为例[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版). <https://doi.org/10.13203/j.whugis20240009>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

DOI:10.13203/j.whugis20240009

引用格式：王凯, 李振洪, 张菊清. 一种新型的基于 Voronoi 图的多源数据融合区域加权平均温度模型——以中国西北地区为例[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024,

DOI:10.13203/J.whugis20240009

WANG Kai, LI Zhenhong, ZHANG Juqing. A Novel Regional Weighted Mean Temperature Model Through Multi-Source Data Fusion with Voronoi Diagrams: A Case Study in Northwest China [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2024, DOI:10.13203/J.whugis20240009

一种新型的基于 Voronoi 图的多源数据融合区域加权平均温度模型——以中国西北地区为例

王凯^{1,2,3} 李振洪^{1,2,3,4} 张菊清^{1,3,4}

1 长安大学地质工程与测绘学院, 陕西 西安, 710054

2 黄土科学全国重点实验室, 陕西 西安, 710054

3 长安大学地学与卫星大数据研究中心, 陕西 西安, 710054

4 西部矿产资源与地质工程教育部重点实验室, 陕西 西安, 710054

摘要: 加权平均温度 (weighted mean temperature, T_m) 是全球导航卫星系统 (global navigation satellite system, GNSS) 反演可降水量 (precipitable water vapour, PWV) 的关键参数, 且其与地表温度联合可建立线性模型, 但随着区域不同线性模型通常有所不同。本文在传统 T_m 回归模型中引入了 Voronoi 图思想, 建立了 T_m 区域增强模型 (T_m Augmentation Model, TAM)。以地形起伏大、范围广的中国西北地区为研究区域, 利用 2017—2021 年西北区域内 24 个探空站数据建立 Voronoi 区域回归模型, 加入欧洲天气预报中心的再分析数据与全球大地观测系统 (global geodetic observing system, GGOS) 大气 T_m 格网数据进行增强融合, 最终建立 TAM 模型。在融合过程中, 顾及 T_m 在近地空间上的垂直递减变化, 提出三次多项式垂直递减函数模型, 用于 T_m 数据在垂向上的改正。TAM 模型分别与 2022 年西北区域内探空站及 GGOS T_m 格网数据进行了验证, 结果表明: TAM 模型较传统模型的精度有着显著的提升, 模型估计的 T_m 表现出最优的空间分布结果, 特别是在青藏高原等高海拔地区。TAM 模型可望在山区的 GNSS 高精度水汽监测中具有重要的应用价值。

关键字: 加权平均温度; 中国西北; 模型区域化; 大气可降水量; Voronoi 图

中图分类号: P228

文献标识码: A

A Novel Regional Weighted Mean Temperature Model Through Multi-Source Data Fusion with Voronoi Diagrams: A Case Study in Northwest China

WANG Kai^{1,2,3} LI Zhenhong^{1,2,3,4} ZHANG Juqing^{1,3,4}

1 College of Geological Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an 710054, China

2 Key Laboratory of Loess, Xi'an 710054, China

3 Big Data Center for Geosciences and Satellites, Chang'an University, Xi'an 710054, China

4 Key Laboratory of Western China's Mineral Resources and Geological Engineering, Ministry of Education, Xi'an, 710054, China

基金项目: 国家自然科学基金重大项目 (41941019); 陕西省科技创新团队项目 (2021TD-51); 陕西省地学大数据与地质灾害防治创新团队 (2022); 中央高校基本科研业务费专项基金项目 (300102260301, 300102262902)。

第一作者: 王凯, 硕士生, 学生, 主要从事 GNSS 气象学研究。wangkk318@chd.edu.cn

通信作者: 李振洪, 博士, 教授。zhenhong.li@chd.edu.cn

Abstract: Objectives: The weighted mean temperature (T_m) is a key parameter for estimating precipitable water vapor (PWV) from Global Navigation Satellite System (GNSS) observations. The environment in northwest China is complicated, so it is necessary to establish a suitable atmospheric weighted mean temperature model. **Methods:** A novel Voronoi region regression model is presented by incorporating the Voronoi diagram concept into the traditional T_m regression model and a Voronoi region regression model is built using data from 24 radiosonde stations within the study region from 2017 to 2021. European Centre for Medium-Range Weather Forecasts reanalysis data and Global Geodetic Observing System Atmosphere T_m grid data are then integrated to generate a suitable for the Northwest regional T_m Augmentation Model (TAM). During the integration process, considering the fact that T_m decreases with elevation in the near-surface environment, a cubic polynomial model is proposed to correct the T_m values in the vertical direction. **Results:** The model is validated using data from radiosonde stations and GGOS T_m grid within the study region in 2022, suggesting that TAM model exhibits high accuracy and applicability in the Northwest region, with accuracy improvements of 19.7% and 50.7% compared to the Bevis model, 44.4% and 18.4% compared to GPT3-1 model, 53.8% and 41% compared to GPT3-5 respectively. **Conclusions:** The spatial distribution of T_m estimated by the TAM model exhibits optimal performance, especially in the Qinghai-Tibet Plateau and other high-altitude areas. It is believed that the TAM model holds great potential for high-precision water vapor monitoring with GNSS in mountainous areas.

Keywords: weighted mean temperature; Northwest China; model regionalization; precipitable water vapor; Voronoi diagram

水汽是地球大气的重要组成成分, 尽管在大气中所占比例较小, 却是大气中最活跃的部分, 对大气辐射、水汽循环和气候变化等方面起着至关重要的作用。同时, 水汽的时空变化也对降水、洪涝、干旱等各种灾害性天气的发生和演变产生重要影响^[1-2]。定义为地面上大气柱中总水汽量的大气可降水量(precipitable water vapor, PWV)是常被用于表征大气水汽含量的参数^[3-4]。传统的水汽探测主要依赖于微波辐射计、无线电探空仪、雷达观测和卫星遥感等技术, 但这些方法由于设备昂贵且时空分辨率较低, 难以满足现代气象应用中对水汽信息高精度、高时空分辨率的需求。目前, 全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)在大气水汽探测方面拥有巨大潜力^[5-6], 其较高的时空分辨率和精度有效地弥补了传统水汽探测技术的不足。当 GNSS 信号穿过对流层时, 会受到大气效应的影响而产生折射和弯曲, 在伪距或载波相位中引入误差, 这种误差被称为天顶对流层延迟(zenith tropospheric delay, ZTD), 它包括天顶静力学延迟(zenith hydrostatic delay, ZHD)和天顶湿延迟(zenith wet delay, ZWD)。通过经验模型可以得到高精度的 ZHD, 从 ZTD 中减去 ZHD, 即可得到 ZWD。在地基 GNSS 气象学中, 通常利用测站的 ZWD 与转换因子 Π 相乘的方法来获取 PWV^[5]。而大气加权平均温度(weighted mean temperature, T_m)是转换因子 Π 中唯一的参数, 它的精度直接决定着利用 GNSS 反演 PWV 的精度和可靠性。 T_m 可以通过对无线电探空站上空的温度和湿度廓线沿天顶方向进行数值积分来获得^[7], 但由于探空站分布稀疏, 尤其在中国西部地区, 其空间分辨率难以满足在任意位置获取 T_m 信息, 因此一些数值天气预报产品或大气再分析资料(如 ERA-Interim、ERA5、NCEP 和 MERRA-2)逐渐成为 GNSS 测站获取高精度 T_m 信息的主要数据源^[8-9]。

为了提高 T_m 的计算效率和便于用户实时获取 T_m 信息, 通常需要建立高精度的 T_m 模型。目前, T_m 模型主要分为两类: 需要实测气象参数的 T_m 模型和不需要实测气象参数的 T_m 模型(非气象参数模型)。前者最具代表性的是 Bevis 模型^[5], 其基本原理是建立 T_m 和地表温度(surface temperature, T_s)的线性模型($T_m=70.2+0.72T_s$)。随后, 诸多学者对 Bevis 模型在

不同区域范围内进行了精化^[9-12]，文献[9]发现了中国地区 T_m - T_s 回归方程系数与测站位置和季节有关，文献[11]构建了顾及 T_m 残差季节性和日周期变化的 T_m 模型。由于传统回归方法所确定的区域模型仅适用于建模区域，难以保证在其他区域获取高精度 T_m 估值，因此许多学者开展了大气加权平均温度的全球建模研究^[13-14]。文献[15]利用全球 135 个探空站 5 年的数据，建立了一个全球加权平均温度模型，可实现全球实时 GNSS-PWV 反演。文献[16]使用 2001—2010 年的 ERA-Interim 数据，改进并合并了全球气压气温模型和全局映射函数模型，建立了 GPT2 模型，该模型可以提供全球温度、气压等，并且提供高精度的 T_m 。后续学者们在此基础上发展了精度更高的 GPT2w 模型^[17]、GPT3 模型^[18]，上述模型可以提供全球范围内的 T_m 信息，但并未顾及高程对它的影响，在地形起伏较大的区域使用时可能存在显著的偏差。因此，不少学者对 T_m 模型的垂直递减改正展开了研究，文献[19]利用 GNSS 和地面气象观测数据系统评估了中国区域 MERRA-2 和 ERA5 再分析资料的 PWV 产品精度，并基于滑动窗口算法提出了一个 ZTD 垂直改正模型。文献[20]对 T_m 在垂直方向上的分布特征进行了分析，构建了顾及非线性高程归算的 T_m 模型，显著提升了 T_m 的获取精度。针对单一探测技术获取水汽的局限性，文献[21]基于 GPT2w 模型使用球谐模型和多项式拟合，提出了一种基于多源数据的混合模型——GSP 模型，在水汽反演中有较高的精度，但球谐模型往往受限于其阶数和次数，难以在空间尺度上做出更精细的表达。

尽管目前已经构建了较多的区域或全球 T_m 经验模型，但仍存在模型参数、建模数据源有待优化以及构建模型时仅使用单一探空站或单一格网产品等问题。另外，非气象参数模型无需依赖地面气象资料，但这样势必牺牲与实时气象的联系，精度也会因此受损。同时已有模型在高海拔地区存在着较大误差，需要一种能够顾及垂直改正且数据多源的 T_m 模型。我国西北五省（包含陕西、甘肃、青海、宁夏回族自治区及新疆维吾尔自治区）面积辽阔（ $E73^{\circ}40' \sim 111^{\circ}15'$ ， $N31^{\circ}25' \sim 48^{\circ}10'$ ）、地形起伏大（ $-155 \sim 8\,611\text{ m}$ ）、气候复杂多变，尤其在青海、新疆南部及天山山脉等高海拔地区，对模型的适用性要求更高，因此，亟须建立一个西北地区高精度的 T_m 模型。本文将 Voronoi 图的思想引入传统 T_m 模型，根据探空站分布将研究区域分为若干子区域，且利用探空站数据建立基于 Voronoi 图的 T_m 区域回归模型，并提出了非线性垂直递减函数模型，使用垂直改正后的 ERA5 再分析资料、GGOS 格网数据对模型进行增强融合，建立了西北地区高精度的大气加权平均温度增强模型(weighted mean temperature augmentation model, TAM)。此外，利用 2022 年西北区域内 24 个无线电探空站探空数据以及 GGOS T_m 格网产品，对 TAM 模型以及现存 T_m 模型在西北地区的精度和适用性进行评估与分析。本文模型可为中国西北区域提供高精度的 T_m 值，对研究中国西北地区 GNSS 水汽监测提供重要参考。

1 基于 GNSS 的水汽计算原理

在地基 GNSS 气象学中，PWV 可利用 ZWD 与转换因子 Π 相乘得到，而转换因子可通过下式计算得到^[5]：

$$\Pi = \frac{10^6}{\rho_w R_v \left[\left(\frac{k_3}{T_m} \right) + k_2' \right]} \quad (1)$$

式中， ρ_w 为液态水的密度，其值为 1 g/cm^3 ； R_v 为水蒸气的气体常数，其值为 $464.495\text{ J/(kg}\cdot\text{K)}$ ； k_2' 表示大气折射常数，其值为 $2.1 \pm 2.2\text{ K/mb}$ ，可根据 $k_2' = k_2 - mk_1$ 计算得到，其中，物理常数 k_1 ， k_2 ， k_3 分别取 $70.60 \pm 0.05\text{ K/mb}$ ， $22.1 \pm 2.2\text{ K/mb}$ 和 $373900 \pm 0.0012\text{ K}^2/\text{mb}$ ； m 为水汽和干空气的摩尔质量之比。 T_m 为大气加权平均温度，是式(1)中唯一变量，对转换系数 Π 的确定起着关键作用。

T_m 可由测站上空的水汽压和气温在天顶方向上的数值积分计算得到，其积分计算表达式^[22]为：

$$T_m = \frac{\int \frac{e}{T} dz}{\int \frac{e}{T^2} dz} = \frac{\sum \frac{e_i}{T_i} \cdot \Delta h_i}{\sum \frac{e_i}{T_i^2} \cdot \Delta h_i} \quad (2)$$

式中， T 是大气温度（单位：K）； e 是水汽压（单位：hPa）； z 为测站上空的垂直高度（单位：m）。常规的探空数据资料以高度分层的形式存储，因此常用离散化形式来对 T_m 进行精确计算。 e_i 和 T_i 为第 i 层的水汽分压和绝对温度； Δh_i 为上下高度值的差值。 e 无法通过实测获得，需要通过计算获取，其计算方程为^[23]：

$$e = 6.112 \times \frac{RH \cdot 10^{\left(\frac{a \cdot T}{b+T}\right)}}{100} \quad (3)$$

式中， RH 表示相对湿度（单位：%）； T 表示大气温度（单位：°C）。当 $T \geq 0^\circ\text{C}$ 时， $a=7.5$ ， $b=237.3$ ；反之， $T < 0^\circ\text{C}$ ， $a=9.5$ ， $b=265.7$ ；但是在实际应用中，很难获取整个天顶方向的温度和湿度廓线。

GGOS 大气中心(<http://vmf.geo.tuwien.ac.at>)可提供时间分辨率为 6 h，空间分辨率为 $2^\circ \times 2.5^\circ$ 的 T_m 大气格网产品及相应的地表高程，但其格网高度往往与用户高度不一致，往往须对格网 T_m 进行垂向改正以提升其精度，文献[24]利用掩星资料对 GGOS 格网的 T_m 数据进行精度评估，发现该产品年均方根误差为 1.96 K，可用于 T_m 建模。除此之外， T_m 还可利用探空站的分层资料或者大气再分析分层资料积分计算获得。探空站能提供时间分辨率为 12 h 的实测分层气象参数及相应地表气象参数(<http://weather.uwyo.edu/upperair/sounding.html>)，但探空站有限，其空间分布不足以满足对空间分辨率的需求，通常用它来评价其他气象产品和模型的精度。ERA5 是欧洲天气预报中心(European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, ECMWF)提供的最新大气再分析资料，其空间分辨率为 $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ ，时间分辨率可达 1 h，垂直分辨率为 37 层，每层气象数据都有温度、位势、比湿等气象参数，其在一定程度上弥补了探空站空间分辨率的不足，文献[25]对 ERA5 等再分析资料进行评估，得出 ERA5 年均方根误差为 1.69 K，可用于 T_m 建模。

2 加权平均温度区域增强模型的建立

2.1 基于 Voronoi 图的区域回归建模

计算 T_m 一种最简单的方法是依据 T_m 与地表温度 T_s 之间的线性关系建立模型而获取。Bevis 模型就是利用美国 13 个无线电探空站两年观测资料共 8 712 条廓线建立起的 T_m 与 T_s 之间的线性模型^[5]，比较适合中纬度地区。通过大量研究发现： T_m 与 T_s 之间除线性关系外，还呈现出较明显的与季节变化相关的周期性影响^[10]。因此采用传统的线性模型计算 T_m ，将会带来较明显的周期性误差，本文参考 GPT3^[18]采用的顾及年周期和半年周期的三角函数表达式反映 T_m 的季节变化，使用该函数对模型进行修正，以削弱模型中存在的周期性误差。表达式如下：

$$T_m = a_0 \times T_s + T_m^s \quad (4)$$

$$T_m^s = a_1 \cos\left(\frac{2\pi DOY}{365.25}\right) + a_2 \sin\left(\frac{2\pi DOY}{365.25}\right) + a_3 \cos\left(\frac{4\pi DOY}{365.25}\right) + a_4 \sin\left(\frac{4\pi DOY}{365.25}\right) + a_5 \quad (5)$$

式中， T_s 为地表温度； a_0 为回归系数； T_m^s 为模型存在的周期性误差； DOY 为年积日； a_1 、 a_2 为年周振幅； a_3 、 a_4 为半年周期振幅； a_5 为常数。利用探空站实测数据代入即可解算待定系

数。

为了提高模型在不同气候差异的适应性，文献[26]依据不同的纬度及降水量等，以北山-秦岭为分界线将陕西省分成陕北、关中、陕南 3 个不同的气候区，分别建立不同气候区域的 T_m-T_s 回归模型，较好地提升了反演大气加权平均温度的精度。相比于陕西省，西北五省覆盖区域更广，地势起伏更大，区域气候变化更加突显，为了更好地适应地理性差异和提高建模精度，本文在 T_m 建模中引入 Voronoi 原理，它是基于一种几何学的概念，用于将一个给定的空间划分成多个区域，每个区域仅包含一个种子点，而且该区域内的任意位置到其种子的距离最近。本文以西北地区 24 个探空站为种子点，基于 Voronoi 原理将区域划分为 24 个子区域，基于 Voronoi 图的原理划分区域如图 1 所示，分别在每个子区域内建立顾及周期改正的 T_m-T_s 回归模型。

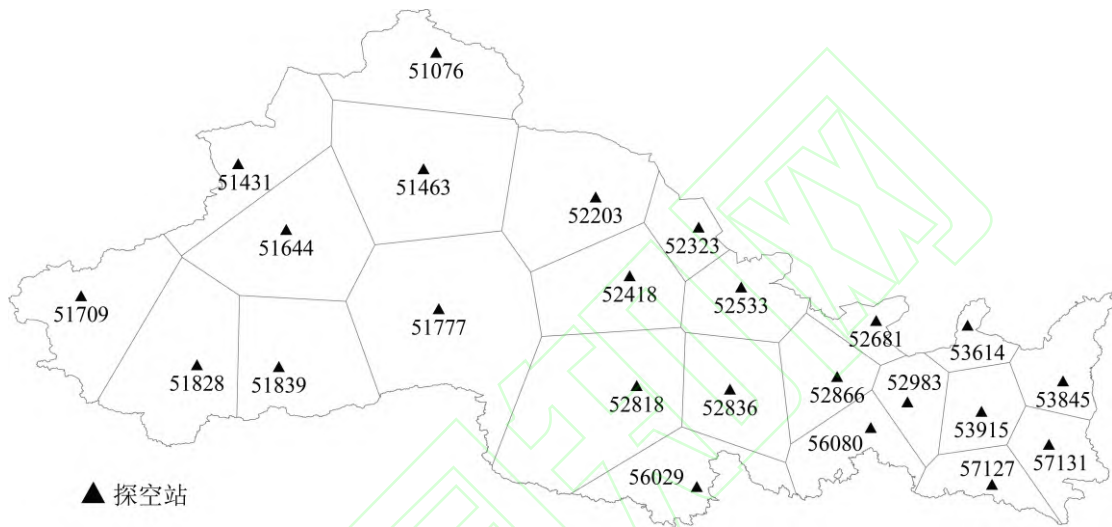


图 1 基于 Voronoi 图的原理划分区域
Fig.1 Dividing the Drea Based on Voronoi Diagrams

为了验证分区拟合模型的有效性，分别利用 2017—2021 年的探空资料建立西北全域与基于 Voronoi 原理的区域模型，再以 2022 年探空站计算的 T_m 为参考值，统计其偏差(Bias)和均方根误差(root mean square, RMS)，对模型分别进行精度评定。表 1 列出了拟合的模型系数，表 2 给出了相应的精度评价信息。

表 1 西北全域模型与基于 Voronoi 原理的区域模型系数

Tab. 1 Coefficients of the Northwestern Global Model and Voronoi Diagram Based Regional Models						
探空站编号	a_0	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5
51076 阿勒泰	0.457 824	-3.676 2	-0.994 13	0.188 971	0.698 994	143.762 5
51431 伊宁	0.525 893	-2.559 89	-0.969 09	-0.192 8	0.554 702	126.773 9
51463 乌鲁木齐	0.455 293	-2.069 26	-1.023 44	-0.086 54	0.492 742	144.073 4
51644 库车	0.257 369	-6.385 93	-1.956 47	-1.018 62	0.519 976	201.964 8
51709 喀什	0.317 758	-4.837 85	-1.716 69	-0.434 12	0.449 483	183.385 7
51777 若羌	0.271 81	-6.037 52	-1.982 55	-0.968 26	0.249 117	198.163 7
51828 和田	0.286 164	-5.537 67	-1.459 47	-0.953 29	0.186 972	193.422 3
51839 民丰	0.292 96	-5.003 55	-1.568 11	-0.661 28	0.258 215	191.190 6
52203 哈密	0.429 869	-4.298 15	-1.649 21	-0.677 1	0.516 001	153.361 9
52818 格尔木	0.358 063	-4.143 55	-1.715 16	-0.367 95	0.449 372	168.836 7
52836 都兰	0.471 105	-3.572 05	-1.594 12	-0.165 17	0.535 318	137.328 5
52866 西宁	0.528 265	-2.277 99	-1.710 88	-0.280 94	0.213 258	124.417 3

56029 玉树	0.412 976	-2.493 23	-1.457 52	-0.632 89	-0.297 31	156
52323 马鬃山	0.431 19	-3.798 6	-1.749 34	-0.556 59	0.545 676	149.389 8
52418 敦煌	0.308 489	-5.574 61	-1.952 97	-0.832 05	0.568 982	186.618 7
52533 酒泉	0.328 991	-5.012 83	-2.056 61	-0.396 02	0.693 349	178.940 9
52681 民勤	0.380 252	-4.316 53	-2.366 31	-0.260 16	0.667 056	165.028 6
52983 榆中	0.670 949	-0.088 22	-1.383 29	-0.081 15	0.450 592	84.059 86
53915 崆峒	0.720 81	-0.455 02	-0.888 95	-0.131 42	0.305 656	71.783 59
56080 合作	0.488 353	-2.982 46	-1.373 52	-0.636 19	0.363 147	134.928 6
53845 延安	0.669 704	-1.208 8	-1.439 87	-0.171 15	0.356 196	84.958 6
57127 汉中	0.798 307	0.105 3	-0.331 49	-0.096 84	0.003 264	49.516
57131 泾河	0.707 258	-0.619 31	-0.771 94	-0.180 98	0.099 737	74.802 7
53614 银川	0.650 007	-1.244 35	-1.551 91	-0.060 12	0.574 89	90.753 84

表 2 以 2022 年探空站数据为参考值的精度指标

Tab. 2 Accuracy of T_m Calculated by Two Models Compared with Radiosonde Data

精度		西北全域模型/K	Voronoi 区域模型/K
BIAS	范围	-4.21~2.67	-1.46~0.18
	均值	-0.65	-0.62
RMS	范围	2.77~5.02	2.53~3.35
	均值	3.57	2.99

从上表可以看出，不同子区域模型的系数有着较大的差异，反映了 T_m 具有较明显的区域特征。从精度指标上看，基于 Voronoi 区域模型计算的 T_m ，其平均 RMS 为 2.99K，较西北全域模型优化了 16.2%，说明基于 Voronoi 区域模型的表现要更加稳定，精度更高。

2.2 非线性垂直改正的格网数据

由于探空站分布于稀疏，利用高分辨率的 T_m 格网产品数据（如 GGOS 格网数据或 ERA5 再分析数据）参与建模一定程度上可提升模型的精度。通常情况下，格网高程与用户所处的高程并不一致，特别是在地形起伏较大的西北区域，这种高程差异更为显著，因此需要顾及 T_m 在近地空间范围内的垂直递减率。对流层一般指 10 km 以下的空间范围，因此本文采用 0~10 km 的高程范围来计算 T_m 垂直递减率。ERA5 提供了 37 层不同气压层的气象数据，可通过插值获得同一格网点处不同高程的 T_m 值。如图 2 所示，根据待插值目标的高度找到距离最近的上下两个气压层，依据目标位置选择周围的 4 个格网点，进行垂向插值，再对垂向插值到目标高度的 4 个格网点气象数据进行双线性插值，最终得到目标点的气象数据，利用这些数据计算出目标高度处的 T_m 值。

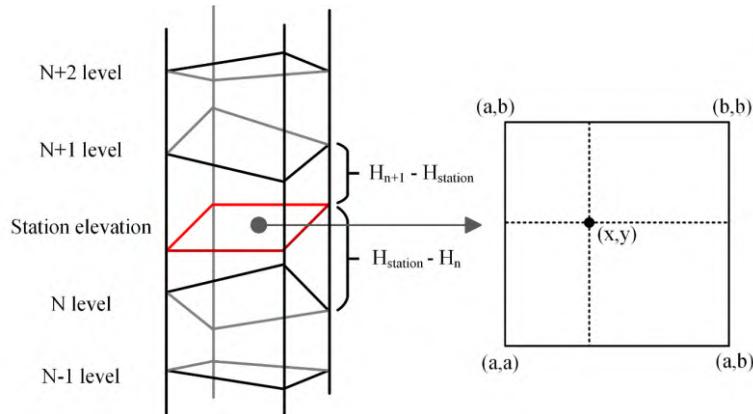


图 2 格网数据在垂直上插值归算并且在水平进行双线性插值至站点坐标

Fig. 2 Grid Data Interpolates Site Height Vertically and Bilinearly Horizontally to Site Coordinates

当得到同一格网的不同高度的 T_m 值，便可以用来构建垂直递减模型。目前，主流的垂直递减模型均为线性函数模型，它适合大部分低纬度地区在高程方面的改正，并且可以取得良好的效果，为了更好地分析 T_m 在不同区域内与高程变化之间的关系，本文分别选取研究区内纬线 35°N （或经线 90°E ）上不同经度（或纬度）的格网点，分析 T_m 与高程之间的关系，结果如图 3 所示。

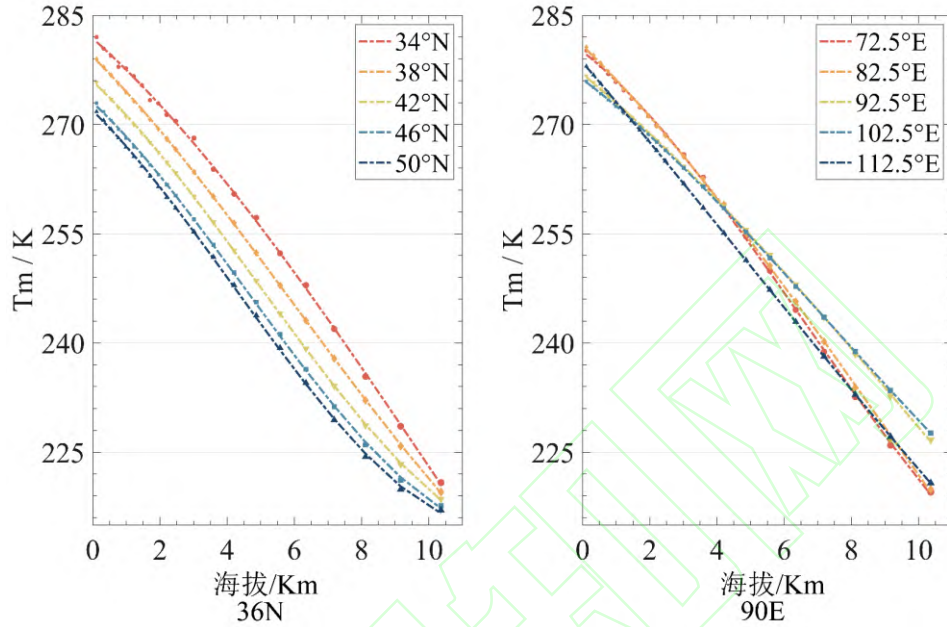


图 3 36°N 和 90°E 的 T_m 值随高度变化廓线

Fig. 3 T_m values change profiles with altitude on 36°N and 90°E

从图 3 可以看出：不论处于哪个区域， T_m 均呈现随着高度增加而下降的趋势，但经、纬度对它的影响程度表现出明显的不同。同一纬度上不同经度的格网点， T_m 变化趋势相差不大(图 3(a))，表明经度对 T_m 的影响不大；而位于同一经度上随着纬度的上升， T_m 呈现出明显下降的趋势(图 3(b))，即纬度对 T_m 的影响比较明显。除此之外， T_m 廓线在纬度上变化逐渐呈现出不同程度的非线性趋势，于是本文提出利用如下三次多项式模型进行拟合：

$$T_m(h) = P_1h^3 + P_2h^2 + P_3h + P_4 \quad (6)$$

式中， $T_m(h)$ 为位于目标位置不同高度的 T_m 值； P_1 、 P_2 、 P_3 、 P_4 均为待估系数； h 为目标高度。将同一格网点利用 ERA5 插值得到的不同高程的 T_m 值代入式(6)，便可求解出该格网点处的待估系数 P_i ，然后将格网点高程处的 T_m 值归算到用户高程上，其表达式如下：

$$T_{m_{user}} = T_{m_{grid}} + P_1(h_t^3 - h_g^3) + P_2(h_t^2 - h_g^2) + P_3(h_t - h_g) \quad (7)$$

式中， $T_{m_{user}}$ 为用户所处高程的 T_m 值； $T_{m_{grid}}$ 为格网点高程处的 T_m 值； h_t 和 h_g 分别表示目标处和格网处的大地高。本文以 2020—2022 年的探空资料计算的 T_m 作为参考值，对垂直改正前后的 GGOS 格网数据分别进行精度验证，并统计其 Bias 和 RMS，见表 3。

表 3 利用 2020-2022 年探空站数据检验 GGOS 格网 T_m 数据改正前后的精度

Tab. 3 Accuracy of T_m Calculated by GGOS Grid Data Before and After Correction Compared with Radiosonde Data

精度		未垂直改正/K	垂直改正后/K
BIAS	范围	-0.87~16.11	-1.41~2.27
	均值	6.60	-0.43
RMS	范围	2.25~16.52	2.14~4.05
	均值	7.45	2.84

从表 3 看出，改正后的 GGOS 格网 T_m 的稳定性大幅度提升，Bias 均值从 6.6K 降低到

了-0.43K，并且改正后的 RMS 均值仅为 2.84K，精度相较于改正前提高了 61.9%，证明非线性模型对于 T_m 在垂直方面的改正有着显著的作用，说明式(6)可以很好地拟合 T_m 在高程方向上的变化。

2.3 TAM 模型建立

基于 Voronoi 图的 T_m-T_s 回归模型很大程度地提高了反演 T_m 的精度，但其精度较依赖于探空站的分布密度。西北地区的探空站分布稀疏且不均，所以仅使用回归模型难以在广阔的西北区域上得到高精度的 T_m 估值。GGOS 格网数据和再分析资料 ERA5 能提供高精度高分辨率的 T_m 格网数据，但由于未顾及 T_m 在近地空间范围内的垂直递减率，在我国地形起伏变化较大的西北地区仍不尽如人意。因此本文基于 Voronoi 多边形，提出对 T_m-T_s 回归模型、ERA5 再分析资料和经非线性垂直改正后的 GGOS 格网数据进行融合处理，构建 TAM 模型，拟在充分利用高精度 GGOS 格网数据和再分析资料的基础上，紧密联合实时气象信息，提高 T_m 反演精度。

根据目标所在位置信息及高度，利用 2017—2021 年的 ERA5 再分析资料与 GGOS 格网 T_m （垂直改正后），计算目标周围四个格网点在不同时间的 T_m 值。随后，将这五年的数据按每一年的年积日平均合并，以获取格网点每年在特定日期的 T_m 值，然后进行水平插值，即可获得目标位置在特定时间的 T_m 值。根据回归模型的特性，基于 Voronoi 原理分割的每个子区域中，探空站与目标的距离将直接影响模型的精度，距离越近精度越高，反之越低。通过探空站与目标的距离计算一个 k 值来减弱两者距离对回归模型精度的影响。如图 4 所示，以探空站敦煌所在的区域为例，图中 $distance1$ 表示目标位置到站点的距离， $distance2$ 表示站点与目标位置连成直线交于区域边界的距离， k 值被定义为 1 减去两者之比（ $k = 1 - distance1/distance2$ ），即目标位置距离探空站越近， k 值越大，反之越小。

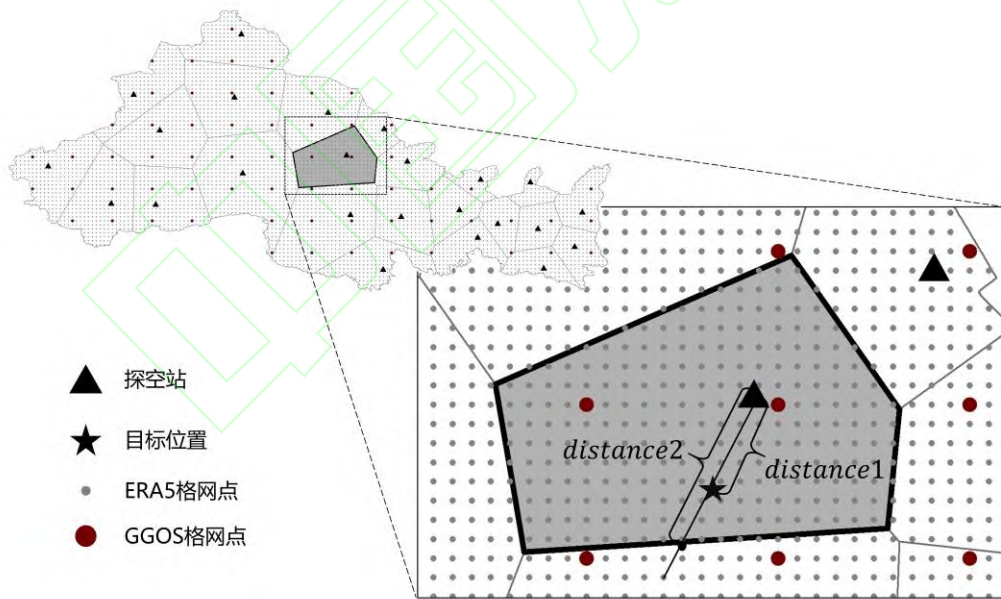


图 4 根据目标点与所在区域站点的距离计算 K 值

Fig. 4 The Weighted Number k Value is Calculated Based on the Distance

模型基于简单的数学计算，根据目标位置、年积日以及地表温度，将三方数据进行融合，便可得到西北区域任意点任意时间高精度的 T_m 值：

$$T_{mTAM} = \left(\frac{1}{2+k}\right) * T_{m_{era5}} + \left(\frac{1}{2+k}\right) * T_{m_{vmf}} + \left(\frac{k}{2+k}\right) * T_{m_{Tm-Ts}} \quad (8)$$

式中， $T_{m_{era5}}$ 、 $T_{m_{vmf}}$ 和 $T_{m_{Tm-Ts}}$ 分别代表 ERA5 的 T_m 产品、GGOS 的 T_m 产品以及回归模

型计算的 T_m 值。

另外，本文利用 MATLAB 软件开发了 TAM 模型的小软件，只需要输入目标位置的经度、纬度、高度等主要信息，便可以获取到高精度的 T_m 估值，软件界面如图 5 所示。

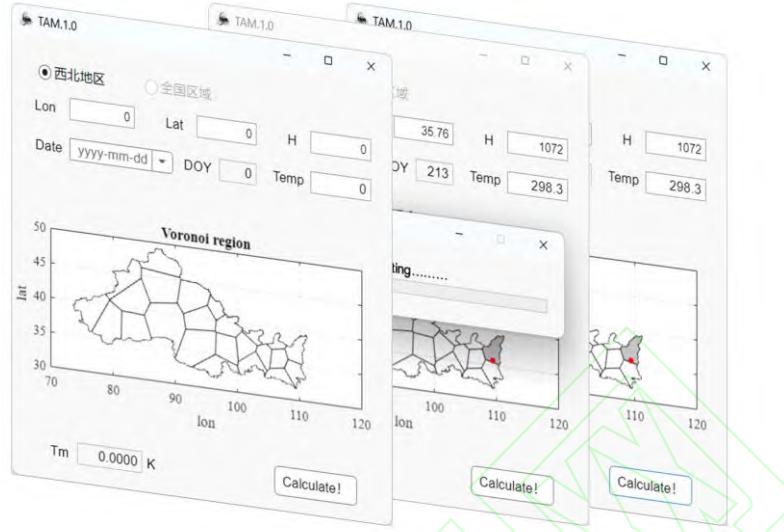


图 5 TAM 软件界面

Fig. 5 TAM Software Interface

本软件与测试数据可在 <https://github.com/GeoSong1e/TAM> 上公开获得，未来将不断扩大应用范围，以支撑获取全球任意位置的高精度 T_m 估值。软件具体计算步骤如下：（1）用户仅需提供目标所在位置信息、温度及日期，根据目标位置查找其所在 Voronoi 子区域模型参数及四周格网点；（2）将温度代入子区域模型中，获取回归模型所估计的 T_m 值；（3）根据位置高度、日期得到四周格网点在所在高度的 T_m ，并插值至目标所在位置，最后根据式 (8) 即可得到 TAM 模型所估计的高精度 T_m 。

3 模型可靠性验证

为了验证本文所建立 TAM 模型在中国西北区域的性能表现，以未参与建模的 2022 年西北区域内 24 个无线电探空站离散积分 T_m 数据以及 GGOS 大气中心提供的 63 个格网点的 T_m 产品作为参考值，对 TAM 模型分别进行精度分析。利用 Bias 和 RMS 来评价建模精度。

3.1 以无线电探空站数据为参考值的精度验证

为了验证所提出 TAM 模型的优势，本模型将与以下模型进行比较：①目前性能最优的全球温度气压模型(global pressure and temperature 3, GPT3)，它能够提供格网的气压、气温、比湿、 T_m 等信息，有 $1^\circ \times 1^\circ$ 和 $5^\circ \times 5^\circ$ 的两种分辨率，本文中分别简称为 GPT3-1 和 GPT3-5；②Bevis 公式($T_m=70.2+0.72T_s$)；③本文另外构建了五省各自顾及周期改正的 T_m-T_s 回归模型 (SPTm 模型)，其回归模型系数如表 4 所示。其中 Bevis 模型、SPTm 模型以及 TAM 模型在计算 T_m 时，需要用到实测的温度 T_s ，本文将通过 ERA5 表面数据 2 m 温度 T_s 数据作为输入。

表 4 西北五省区域非线性模型的系数

Tab. 4 Coefficients for Regional Nonlinear Models in the Five Northwestern Provinces

省份 (自治区)	a_0	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5
陕西省	0.770 7	0.078 4	-0.755 5	-0.094 17	0.140 2	56.82
甘肃省	0.470 7	-2.990 6	-1.710 4	-0.388 5	0.489 0	139.91
宁夏回族自治区	0.650 0	-1.244 4	-1.552 0	-0.060 1	0.574 9	90.75

青海省	0.486 3	-2.710 4	-1.733 8	-0.283 7	0.321 4	133.79
新疆维吾尔自治区	0.340 2	-4.996 6	-1.583 4	-0.555 45	0.410 1	177.84

以 2022 年西北区域 24 个探空站资料计算的 T_m 数据作为参考值，来评估上述 5 个模型在西北区域的精度，各模型确定的 T_m 值的 Bias 和 RMS 如表 5 所示。从表中发现，利用 TAM 模型计算的 T_m 在西北区域中有着不错的表现，明显好于 Bevis 模型、GPT3-1 模型和 GPT3-5 模型，RMS 精度分别提升了 19.7%、44.4%和 53.9%。但较 5PTm 模型精度降低了 13.5%，这是由于 5PTm 模型仅使用探空站资料构建，对探空站计算的 T_m 敏感度更高，会展现出较大的优势。另外，可以注意到 GPT3 模型总体偏高，平均 Bias 达到 4~5 K，说明其存在一些系统性偏差。由于 GPT3-1 模型精度明显优于 GPT3-5 模型，因此下文主要以 GPT3-1 模型来做对比分析。

表 5 利用探空数据验证西北区域 Bevis、GPT3、5PTm 和 TAM 模型的精度对比

Tab. 5 Statistical Results of Bevis, GPT3, 5PTM and TAM Models Validated Using Radiosonde Data

模型	Bevis/K	GPT3-1/K	GPT3-5/K	5PTm/K	TAM/K	
Bias	范围	-2.77~2.41	0.74~7.37	1.10~15.81	-2.19~1.56	-1.16~0.22
	均值	-0.509	4.209	5.504	-0.472	-0.449
RMS	范围	2.59~5.33	3.10~8.21	3.20~16.27	2.13~3.43	2.46~3.42
	均值	3.866	5.591	6.733	2.737	3.106

将探空剖面信息计算的相应时刻 T_m 作为参考值，绘制了散点图，如图 6(a)所示。图中红色直线表示 1: 1 的直线，蓝色虚线表示 T_m 估值与 T_m 真值的线性拟合直线。可以发现，GPT3-1 模型表现最差，在估计 T_m 时存在明显的上下界（250~285 K）。Bevis 模型的拟合直线与 1: 1 直线更为贴合，但其两端点位分布过于分散。TAM 模型相较于 5PTm 模型的点位分布密度稍差，但优于其他模型。图 6(b)对 4 个模型的残差做统计分布，与前面所得到的结果一致。从 TAM 模型与 Bevis 模型、5PTm 模型的直方图表现来看，TAM 模型的直方图正态分布曲线更加集中，且更靠近中心。

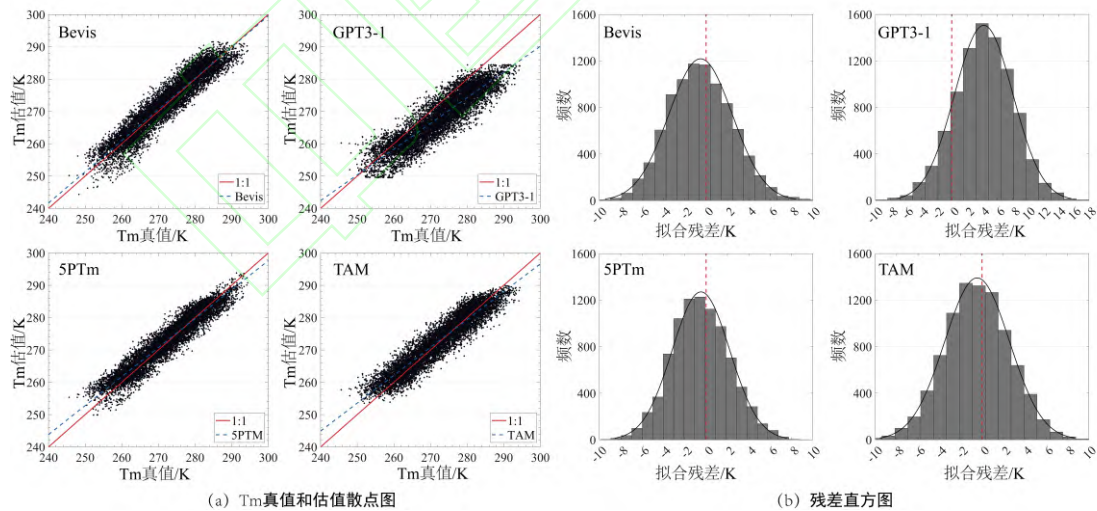


图 6 四种模型的 T_m 估值与 T_m 真值散点图与残差直方图

Fig. 6 T_m Estimation and T_m Truth Scatter Plots and Residual Histograms for the Four Models

为了分析 4 种模型在不同测站估计 T_m 的表现，图 7 分别展示了 4 种模型在各测站 Bias、RMS 的空间分布。从图 7(a)可以看到，GPT3-1 模型整体存在高估，其他三个模型从图中来看大致相同，但 TAM 模型表现得更为稳定，Bias 上没有明显的极值。整体来看，4 种模型精度均是由西向东逐渐递减，且精度一定程度上受到海拔的影响，其中位于昆仑山脉、阿尔金山、天山山脉以及秦岭山脉附近的测站精度相较于其他测站表现较差。由于 TAM 和 5PTm

模型中均采用了更加具体、范围更小的区域化模型，二者均改善了在中低海拔估计 T_m 的精度，TAM 模型的表现要稍优 5PTm 模型，Bias 和 RMS 分布都表现得更加稳定。

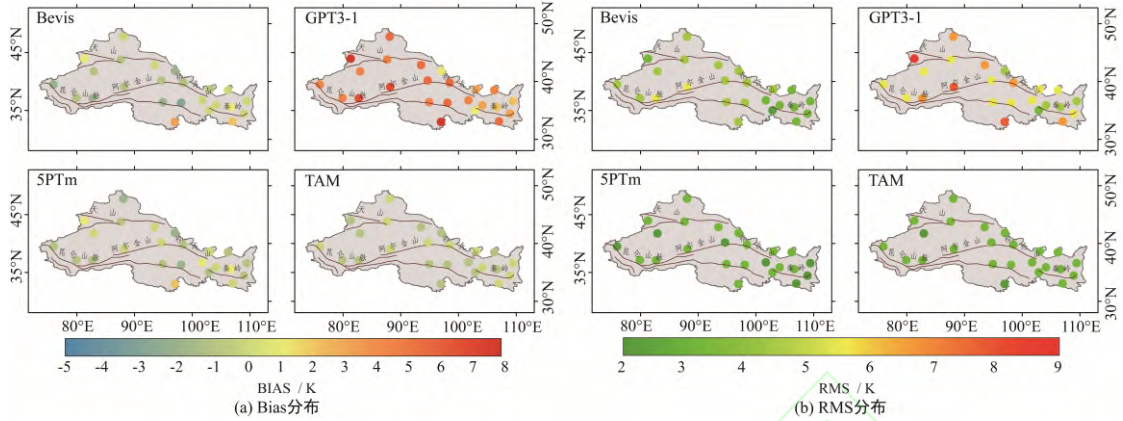


图 7 利用探空站数据检验西北地区不同模型的偏差和 RMS 误差分布

Fig.7 Distribution of Bias and RMS for Different Models Tested Using Radiosonde Data

3.2 以 GGOS 大气格网数据为参考值的精度验证

以 2022 年 63 个 GGOS 格网 T_m 数据作为参考值，再次计算 Bevis、GPT3-1、GPT3-5、5PTm 以及 TAM 模型的平均偏差 Bias 和均方根误差 RMS，统计结果如表 6 所示。从表中可知，所有模型计算的 T_m 均小于参考值，Bevis 模型和 5PTm 模型偏离最大，而 TAM 模型最为接近。对于 RMS 而言，TAM 模型的 RMS 均值仅为 3.286 K，较 Bevis、GPT3-1、GPT3-5、5PTm 模型分别提升了 50.7%、18.4%、41%和 53.3%。其中，GPT3-1 和 GPT3-5 模型反而优于上一轮评测，这是由于 GPT 模型中数据原本就是以格网进行建模的，当以 GGOS 格网 T_m 数据作为参考值，GPT 模型不会因插值的影响而导致精度受损。另外，可以看出 5PTm 模型在非探空站点的精度表现得最差，该模型并不适用于西北全域。

表 6 利用 GGOS 数据验证西北区域 Bevis、GPT3、5PTm 和 TAM 模型的精度对比

Tab. 6 Statistical Results of Bevis, GPT3, 5PTM and TAM Models Validated Using GGOS Grided Data

模型	Bevis/K	GPT3-1/K	GPT3-5/K	5PTm /K	TAM/K	
Bias	范围	-9.14~-0.16	-9.77~2.04	-16.27~13.47	-15.69~-0.02	-3.08~0.51
	均值	-4.892	-1.243	-0.984	-6.260	-0.492
RMS	范围	3.41~9.97	2.55~10.21	2.69~16.56	2.80~15.85	2.66~4.01
	均值	6.663	4.029	5.580	7.035	3.286

同样以 GGOS 格网相应时刻 T_m 为参考值，绘制了散点图，如图 8(a)所示。TAM 模型的表现明显优于其他三种模型，GPT3-1 模型在估计 T_m 时仍存在着明显的界限（250~285 K），5PTm 模型的拟合斜率严重偏离。从图 8(b)的残差直方图中可以看出，Bevis 与 5PTm 模型的正态拟合曲线均偏离中心并低估，平均 Bias 达到 -6~-4 K。虽然 5PTm 模型与 TAM 模型均采用区域化进行建模，但 5PTm 模型在非探空站点的精度远低于 TAM 模型，说明仅靠传统区域建模难以在高海拔地区得到良好的效果，由此可见 TAM 模型更为科学和合理。

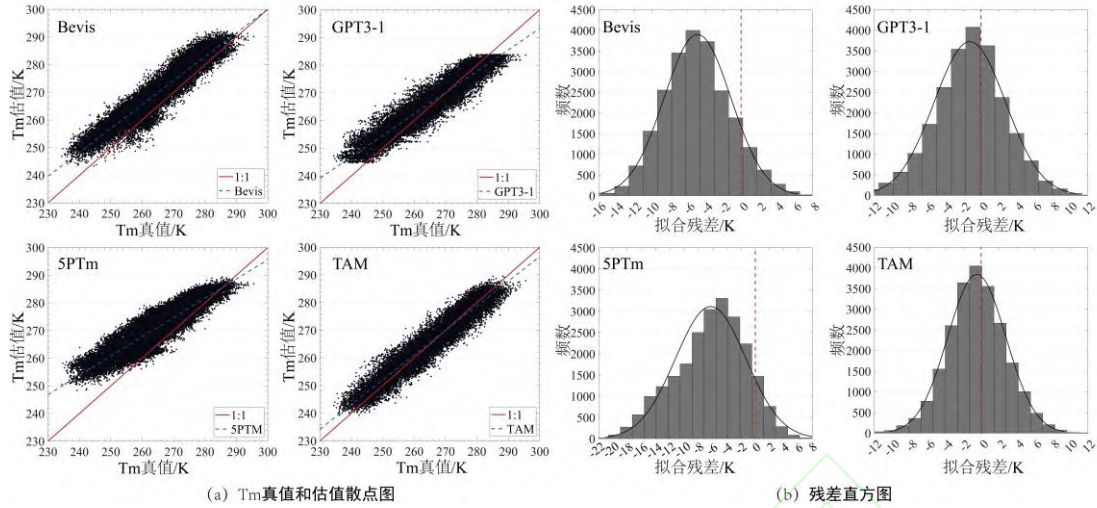


图 8 四种模型的 T_m 估值与 T_m 真值散点图与残差直方图

Fig.8 T_m Estimation and T_m Truth Scatter Plot and Residual Histogram for the Four Models

统计了 2022 年西北区域 63 个格网点处 T_m 模型值的精度，图 9 分别展示了各模型在西北全域的 Bias 和 RMS 的空间分布。由图 9 可知，Bevis 模型在青藏高原等高海拔地区的适用性较差，尤其是沿山脉附近的区域。GPT3 模型的偏差 Bias 整体波动较大，在高海拔地区低估，低海拔地区高估，其 RMS 相对稳定，但在天山山脉、昆仑山脉、阿尔金山及祁连山处 RMS 均出现极值。5PTm 模型在高海拔地区严重低估 T_m 值，从图 9(b)中可以看出，其 RMS 分布甚至与西北地区地形图吻合，在青藏高原及天山山脉等高海拔地区达到最高，说明 5PTm 模型极易受到海拔影响，之所以在上一节表现良好，是因为探空站均处于中低海拔地区。TAM 模型极具稳定性，大大地减弱了因海拔而产生的误差，整体精度稳定，RMS 均保持在 4 K 以下，在不同经纬度、海拔都保持着相对高的精度，在西北区域可以满足高精度 T_m 的获取。

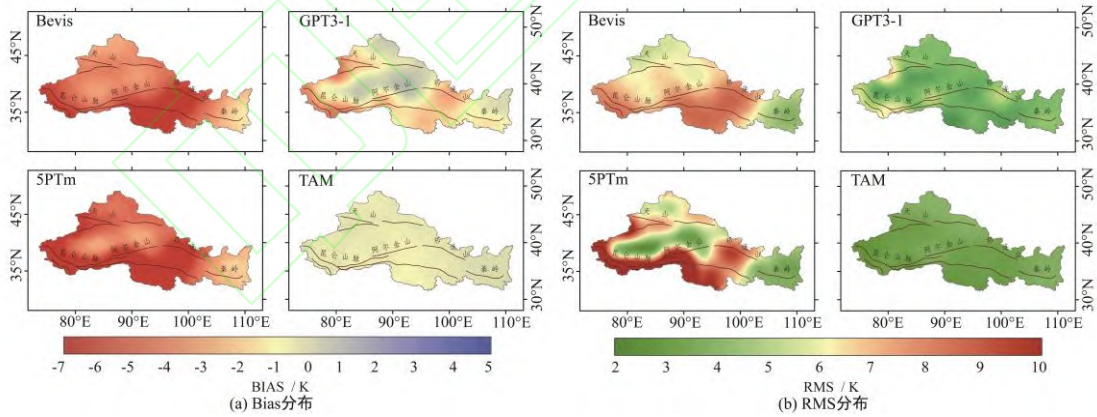


图 9 利用 GGOS 数据检验西北地区不同模型的偏差和 RMS 误差分布

Fig.9 Distribution of Bias and RMS for Different Models Tested Using GGOS Grided Data

3.3 T_m 模型对 GNSS-PWV 的精度影响

在 GNSS 气象学中， T_m 的潜在价值需要转化到 PWV 中得以体现，本文采用文献[27]中的方法来分析 T_m 对 GNSS-PWV 的影响，关系式如下：

$$\begin{aligned} \frac{RMS_{PWV}}{PWV} &= \frac{RMS_{\Pi}}{\Pi} = \frac{k_3 RMS_{T_m}}{\left(\frac{k_3}{T_m} + k_2'\right) T_m^2} \\ &= \frac{k_3}{\left(\frac{k_3}{T_m} + k_2'\right) T_m} \cdot \frac{RMS_{T_m}}{T_m} \end{aligned} \quad (9)$$

式中, RMS_{PWV} 表示PWV的RMS,单位为mm; RMS_{T_m} 表示 T_m 的RMS。 PWV 和 T_m 均设为年平均值,均在§3.1中得到,将 RMS_{PWV}/PWV 定义为PWV的相对误差。本文用 RMS_{PWV} 和 RMS_{PWV}/PWV 来评估 T_m 误差对其生成的GNSS-PWV的影响。假设获得的ZWD值不存在误差,如果 T_m 的精度足够高,这将有效的提高ZWD转换为PWV的精度。表7统计了不同 T_m 模型对GNSS-PWV的误差影响。就 RMS_{PWV} 来说,4种模型均处于较低值,这是由于西北地区大部分处于半干旱与干旱地区,全年ZWD均值大致在20~70mm,仅汉中在(57127)一站点ZWD年均值超过100mm。TAM模型在西北地区 RMS_{PWV} 最大值小于0.19mm,平均 RMS_{PWV} 为0.09mm。但就 RMS_{PWV}/PWV 而言,TAM模型在西北地区效果明显,PWV相对误差均值仅为0.89%,且最高值均小于其他三类模型均值。因此,可见TAM模型在反演大气水汽中表现得相当稳定,可望在山区的GNSS高精度水汽监测中具有重要的应用价值。

表7 不同 T_m 模型对于GNSS-PWV的误差影响

Tab. 7 The Influence of Different T_m Models on GNSS-PWV

模型		Bevis	GPT3-1	GPT3-5	TAM
RMS_{PWV} /mm	范围	0.05~0.20	0.07~0.38	0.09~0.42	0.03~0.19
	均值	0.11	0.16	0.19	0.09
$\frac{RMS_{PWV}}{PWV}$ /%	范围	0.95~1.90	1.15~3.03	1.19~6.19	0.88~1.25
	均值	1.40	2.06	2.50	0.89

4 结语

文本针对中国西北区域地形起伏大、区域范围广的特点,将Voronoi图的思想引入 T_m 建模中,利用气象数据与非气象数据建立起西北地区高精度 T_m 模型——TAM,通过验证得到以下结论:

1) 除纬度以外,季节性残差与海拔高度是影响 T_m 值估计的最大阻碍,对 T_m 模型进行周期性改正与垂直方向上的改正非常必要。因此,建模时增加年周期和半年周期的三角函数,在一定程度上可以削弱因季节变化所带来的系统性偏差,进而提高 T_m 精度;另一方面,采用非线性垂直递减模型可大大降低GGOS格网数据产品在垂直方向上的误差,经改正后精度提高了61.9%。

2) 仅采用分区域拟合的5PTm模型在高海拔地区的表现远低于其在中海拔的表现,证明仅采用回归模型难以适用于高海拔复杂环境;在回归模型中引入高精度格网数据进行增强融合后的TAM模型,弥补了传统模型的分辨率低、难以适用高海拔地区的缺点。

3) 利用未参与建模的探空数据与GGOS格网 T_m 进行验证,TAM模型的精度较Bevis模型提升19.7%和50.7%,较GPT3-1模型提升44.4%和18.4%,较GPT3-5模型提升53.8%和41%,其对应的RMS始终维持在4K以下。实验结果显示,TAM模型在西北区域拥有较高的精度。

4) 本文所采用的建模逻辑清晰、结构简单,与机器学习等建模方式不同,其可快速推

广至任意 T_m 经验模型。与其他模型相比, TAM 模型具有较高的稳定性和精度, 对改善 GNSS 水汽反演精度有重要的现实意义。

致谢: 感谢 ECMWF 中心提供的 ERA-5 资料、GGOS Atmosphere 提供的格网数据和美国怀俄明大学提供的探空资料。

参考文献

- [1] Li Zhenhong, Zhu Wu, Yu Chen, et al. Development Status and Trends of Imaging Geodesy[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2023, 52(11): 1805-1834. (李振洪, 朱武, 余琛, 等. 影像大地测量学发展现状与趋势[J]. 测绘学报, 2023, 52(11): 1805-1834.)
- [2] Yao Yibin, Zhang Shun, Kong Jian. Research Progress and Prospect of GNSS Space Environment Science[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2017, 46(10): 1408-1420. (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.)
- [3] King M D, Kaufman Y J, Menzel W P, et al. Remote Sensing of Cloud, Aerosol, and Water Vapor Properties from the Moderate Resolution Imaging Spectrometer (MODIS)[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1992, 30(1): 2-27.
- [4] Rocken C, Van Hove T, Ware R. Near Real-time GPS Sensing of Atmospheric Water Vapor[J]. *Geophysical Research Letters*, 1997, 24(24): 3221-3224.
- [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: Atmospheres*, 1992, 97(D14): 15787-15801.
- [6] Li Z H, Muller J P, Cross P. Comparison of Precipitable Water Vapor Derived from Radiosonde, GPS, and Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer Measurements[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2003, 108(D20): 4651.
- [7] Bevis M, Businger S, Chiswell S, et al. GPS Meteorology: Mapping Zenith Wet Delays Onto Precipitable Water[J]. *Journal of Applied Meteorology*, 1994, 33(3): 379-386.
- [8] Li Z, Muller J P, Cross P, et al. Validation of MERIS Near IR Water Vapour Retrievals Using MWR and GPS Measurements[C]. MERIS User Workshop, 2004, 549(3).
- [9] Wang X M, Zhang K F, Wu S Q, et al. Water Vapor-weighted Mean Temperature and Its Impact on the Determination of Precipitable Water Vapor and Its Linear Trend[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2016, 121(2): 833-852.
- [10] Wang Xiaoying, Dai Ziqiang, Cao Yunchang, et al. Weighted Mean Temperature T_m Statistical Analysis in Ground-based GPS in China[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011, 36(4): 412-416. (王晓英, 戴仔强, 曹云昌, 等. 中国地区地基 GPS 加权平均温度 T_m 统计分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2011, 36(4): 412-416.)
- [11] Zhang Di, Yuan Linguo, Huang Liangke, et al. Atmospheric Weighted Mean Temperature Modeling for Australia[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(7): 1146-1153. (张迪, 袁林果, 黄良珂, 等. 澳大利亚区域大气加权平均温度建模[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(7): 1146-1153.)
- [12] Yao Yibin, Liu Jinhong, Zhang Bao, et al. Nonlinear Relationships Between the Surface Temperature and the Weighted Mean Temperature[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2015, 40(1): 112-116. (姚宜斌, 刘劲宏, 张豹, 等. 地表温度与加权平均温度的非线性关系[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2015, 40(1): 112-116.)
- [13] Yang F, Guo J M, Meng X L, et al. An Improved Weighted Mean Temperature (T_m) Model Based on GPT2w with T_m Lapse Rate[J]. *GPS Solutions*, 2020, 24(2): 46.
- [14] Zhang S K, Gong L, Gao W L, et al. A Weighted Mean Temperature Model Using Principal Component Analysis for Greenland[J]. *GPS Solutions*, 2023, 27(1): 57.
- [15] Yao Y B, Zhu S, Yue S Q. A Globally Applicable, Season-specific Model for Estimating the Weighted Mean Temperature of the Atmosphere[J]. *Journal of Geodesy*, 2012, 86(12): 1125-1135.
- [16] Lagler K, Schindelegger M, Böhm J, et al. GPT2: Empirical Slant Delay Model for Radio Space Geodetic Techniques[J]. *Geophysical Research Letters*, 2013, 40(6): 1069-1073.
- [17] Böhm J, Möller G, Schindelegger M, et al. Development of an Improved Empirical Model for Slant Delays in the Troposphere (GPT2w)[J]. *GPS Solutions*, 2015, 19(3): 433-441.

- [18] Landskron D, Böhm J. VMF3/GPT3: Refined Discrete and Empirical Troposphere Mapping Functions[J]. *Journal of Geodesy*, 2018, 92(4): 349-360.
- [19] Huang L K, Wang X, Xiong S, et al. High-precision GNSS PWV Retrieval Using Dense GNSS Sites and *In-situ* Meteorological Observations for the Evaluation of MERRA-2 and ERA5 Reanalysis Products over China[J]. *Atmospheric Research*, 2022, 276: 106247.
- [20] Yao Yibin, Sun Zhangyu, Xu Chaoqian, et al. Global Weighted Mean Temperature Model Considering Nonlinear Vertical Reduction[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(1): 106-111. (姚宜斌, 孙章宇, 许超钤, 等. 顾及非线性高程归算的全球加权平均温度模型[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(1): 106-111.)
- [21] Zhao Qingzhi, Du Zheng, Wu Manyi, et al. Establishment of PWV Fusion Model Using Multi-source Data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(11): 1823-1831. (赵庆志, 杜正, 吴满意, 等. 利用多源数据构建 PWV 混合模型[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(11): 1823-1831.)
- [22] 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.
- [23] Bolton D. The Computation of Equivalent Potential Temperature[J]. *Monthly Weather Review*, 1980, 108(7): 1046-1053.
- [24] Xu Chaoqian, Yao Yibin, Zhang Bao, et al. Accuracy Analysis and Test on the Weighted Mean Temperature of the Atmosphere Grid Data Offered by GGOS Atmosphere[J]. *Journal of Geomatics*, 2014, 39(4): 13-16. (许超钤, 姚宜斌, 张豹, 等. GGOS Atmosphere 大气加权平均温度数据的精度检验与分析[J]. 测绘地理信息, 2014, 39(4): 13-16.)
- [25] Sun Y L, Yang F, Liu M J, et al. Evaluation of the Weighted Mean Temperature over China Using Multiple Reanalysis Data and Radiosonde[J]. *Atmospheric Research*, 2023, 285: 106664.
- [26] Zhu Hai, Huang Guanwen, Zhang Juqing. A Regional Weighted Mean Temperature Model that Takes into Account Climate Differences: Taking Shaanxi, China as an Example[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2021, 50(3): 356-367. (朱海, 黄观文, 张菊清. 顾及气候差异的区域加权平均温度模型: 以中国陕西为例[J]. 测绘学报, 2021, 50(3): 356-367.)
- [27] Huang L K, Jiang W P, Liu L L, et al. A New Global Grid Model for the Determination of Atmospheric Weighted Mean Temperature in GPS Precipitable Water Vapor[J]. *Journal of Geodesy*, 2019, 93(2): 159-176.