

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508389

# 高精度天顶静力学延迟与天顶湿延迟分离算法研究\*

丁茂华 李 振 丁家庭 彭卓越 姚 晔

(扬州大学水利科学与工程学院 扬州 225009)

**摘要:**基于高精度的全球卫星导航系统(GNSS)测量技术,GNSS用户能够获得精确的对流层天顶延迟(ZTD)产品。为了应用GNSS测量的ZTD产品,分离天顶静力学延迟(ZHD)与天顶湿延迟(ZWD)是重要步骤。在ZHD/ZWD分离过程中,需依托于高精度的ZHD模型。提出了一个新的ZHD模型——NNSZHD模型,该模型专用于ZHD/ZWD分离。NNSZHD模型的建立基于人工智能算法,将直接计算法获取的ZHD和间接计算法获取的ZHD进行组合建模。直接计算法是基于无实测气象参数的ZHD模型计算的ZHD值,间接计算法是采用ZTD测量值减去无实测气象参数的ZWD模型计算的ZWD。基于此建模思路,并依托当前较高精度的无实测气象参数的ZTD模型——GTrop模型,选取3个关键参数(由GTrop模型计算的 $ZHD_{GTrop}$ 和 $ZWD_{GTrop}$ 以及ZTD测量值)作为建模参数,并采用多层前馈神经网络作为NNSZHD模型的建模框架。通过全球389个探空站的数据对NNSZHD模型进行训练,并使用另外的375个站点的数据对该模型进行精度评估。结果表明,NNSZHD模型在地表附近的模型精度为12.35 mm,较GTrop模型和GPT2w模型精度分别提升3.78和3.40 mm。在10 km高度以下对流层区域,NNSZHD模型的精度为7.52 mm;与GTrop模型和GPT2w模型相比,精度分别提升了7.08和35.13 mm。在仅能使用无实测气象参数的ZTD模型条件下,NNSZHD模型在GNSS对流层延迟误差改正和GNSS气象学等领域具有广泛的应用前景。

**关键词:**全球卫星导航系统;对流层天顶延迟产品;无实测气象参数的ZHD模型;无实测气象参数的ZWD模型;多层前馈神经网络

中图分类号:TN927;P228

文献标识码:A

国家标准学科分类代码:420.10

## Highly accurate algorithm for separation between zenith hydrostatic delay and zenith wet delay

Ding Maohua Li Zhen Ding Jiating Peng Zhuoyue Yao Ye

(College of Hydraulic Science and Engineering, Yangzhou University, Yangzhou 225009, China)

**Abstract:** Because the measurement techniques using global navigation satellite system (GNSS) have high accuracies, GNSS users can obtain accurate zenith tropospheric delay (ZTD) products. To use GNSS-measured ZTD products, the separation between zenith hydrostatic delay (ZHD) and zenith wet delay (ZWD) is an important step. In this separation step, high accurate ZHD models are required. This study proposes a new ZHD model—the NNSZHD model, specifically designed for the separation between ZHD and ZWD. The development of the NNSZHD model is based on a novel modeling approach, which combines the ZHD values obtained from the direct calculation method and those from the indirect calculation method and is carried out by using an artificial intelligence algorithm. The direct calculation method refers to ZHD values calculated from ZHD model without measured meteorological parameters; while the indirect calculation method refers to ZHD values obtained by subtracting ZWD values (from ZWD model without measured meteorological parameters) from ZTD measurements. Then this study is based on this modeling framework and the GTrop model, which is a state-of-the-art ZTD model without measured meteorological parameters. Three key parameters ( $ZHD_{GTrop}$  and  $ZWD_{GTrop}$  obtained from the GTrop model, as well as ZTD measurements) are set as the modeling parameters. A multilayer feedforward neural network is used to develop the modeling framework of the NNSZHD model. The NNSZHD model is trained using data from 389 global sounding stations and the evaluation of its accuracy is carried out by using data from an additional 375 stations. The results show that for the region near the

收稿日期: 2025-05-17 Received Date: 2025-05-17

\* 基金项目:江苏省自然科学基金(BK20230603)、江苏省社会科学基金(24ZHC010)项目资助

surface, the NNSZHD model has an accuracy of 12.35 mm, and its accuracy improves by 3.78 and 3.40 mm respectively compared with the GTrop and GPT2w models. For the tropospheric region with heights below 10 km, the model's accuracy reaches 7.52 mm, and it shows improvements of respective 7.08 and 35.13 mm compared with the GTrop and GPT2w models. When we can only rely on ZTD models without measured meteorological parameters, the NNSZHD model has significant potential applications in GNSS tropospheric delay corrections and GNSS meteorology.

**Keywords:** global navigation satellite system; zenith tropospheric delay products; ZHD model without measured meteorological parameters; ZWD model without measured meteorological parameters; multilayer feedforward neural network

## 0 引言

由于大气折射的作用,全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)传播的电磁波信号存在对流层延迟效应,其会显著影响 GNSS 的定位精度<sup>[1-2]</sup>。虽然对流层延迟是 GNSS 测量中的误差源,但是对流层天顶延迟(zenith tropospheric delay, ZTD)也是 GNSS 测量的重要产品之一<sup>[3-4]</sup>。在精密单点定位测量方式中,ZTD 与 GNSS 的三维坐标参数一同作为未知参数进行解算。随着各类永久性 GNSS 监测网的发展,每个 GNSS 监测站都可以提供长期的高精度 ZTD 时间序列。ZTD 由两部分组成:一部分是天顶静力学延迟(zenith hydrostatic delay, ZHD),其主要由大气静力学分量(主要是干空气)产生的天顶延迟;另一部分是天顶湿延迟(zenith wet delay, ZWD),它是由湿空气中的水汽产生的天顶延迟<sup>[5-6]</sup>。由 GNSS-ZTD 产品获取的高精度的 ZHD 和 ZWD 广泛应用于气象预报、数值天气模型、气候监测、导航定位以及水文监测等诸多领域<sup>[7-10]</sup>。显然,采用 GNSS 测量的 ZTD 产品获取高精度的 ZWD 需依赖于高精度的 ZHD。

目前,在 GNSS 大地测量研究领域通常采用如下 3 种方式获取 ZHD。第 1 种途径需要 GNSS 接收机天线位置的气压测量数据,因此需要气压传感器,然后根据 Saastamoinen-ZHD 模型<sup>[6]</sup>计算 ZHD。该方法的精度几乎可达到根据 ZHD 定义式计算的精度,通常优于 1 mm<sup>[5,11]</sup>。第 2 种途径是根据数值天气模型的气象资料计算 ZHD<sup>[2,12]</sup>。数值天气模型提供的全球/区域的三维温度、湿度和气压数据,可用于计算各种对流层延迟参数。目前有多种数值天气模型可供选择,例如使用 ERA5 再分析资料并通过时空插值方法可获取 GNSS 站的气压值,然后根据 Saastamoinen-ZHD 模型计算 ZHD,其精度依赖于数值天气模型的精度。第 3 种途径是使用无实测气象参数的 ZHD 模型<sup>[13-14]</sup>。由于该类模型不需要任何实时的气象数据作为使用条件,其精度低于前两种方法。但是该类模型适用于实时 GNSS 测量且使用方便。无实测气象参数的 ZHD 模型依据 ZHD(或者大气压力)的地理位置以及周期变化特征建模。使用该类模型,需要 GNSS 用户的大致的位置参数以及 GNSS 观测时间作为输入,其输出参数为 ZHD(或者大气压力)。EGNOS 模型和

UNB 系列模型属于精度较低的无实测气象参数的 ZHD 模型,主要由于它们的建模时空分辨率较低。为了提高无实测气象参数的 ZHD 模型的计算精度,国外学者建立了更高时空分辨率的模型,如 TropGrid 模型<sup>[2]</sup>、TropGrid2 模型<sup>[3]</sup>和 GPT2w 模型<sup>[13]</sup>。国内学者在无实测气象参数的 ZHD 模型的研究也取得了一定的成果,例如武汉大学建立的 ITG 模型<sup>[1]</sup>、WGTEM 模型<sup>[4]</sup>和 GTrop 模型<sup>[14]</sup>。当 GNSS 用户无法获取实测气压或者数值天气模型用于计算 ZHD 时,可以使用无实测气象参数的 ZHD 模型。

由于干空气是大气主要组成部分,而大气中的水汽含量较低,因此 ZHD 是 ZTD 的主要组成部分,且两者高度相关<sup>[15]</sup>。ZTD 作为实时观测数据,能够部分反映 ZHD 的实际变化情况。另一方面,无实测气象参数的 ZHD 模型仅依赖于长期的历史数据建模,其只能反映 ZHD 的季节周期变化特征,因此其在捕捉实时 ZHD 变化存在精度不足的问题。因此,可认为 ZTD 在 ZHD 建模过程中是一个重要参数并有助于提高 ZHD 模型的精度<sup>[15]</sup>。

当 GNSS 用户只能依赖于无实测气象参数的 ZTD 模型获取 ZHD 和 ZWD 时,并基于 ZTD 同样可用于 ZHD 建模的事实,他们有两种计算方法获取 ZHD:一种是直接算法,即采用无实测气象参数的 ZHD 模型计算获取 ZHD;另一种是间接算法,即通过 ZTD 测量值减去无实测气象参数的 ZWD 模型计算的 ZWD 值。然而,在使用 ZTD 经验模型时,一般认为 ZHD 的模型误差小于 ZWD 的模型误差,这是因为大多数情况下 ZWD 变化比 ZHD 变化复杂。所以当只能使用无实测气象参数的 ZTD 模型时,GNSS 用户基本采用直接算法,即使用经验模型(如 GPT2w 模型或者 GTrop 模型)计算的 ZHD 作为 ZHD 参考值。然而,情况并非总是如此,也可能出现相反的情况。文献[16]依据 GPT2w 模型计算了全球地表范围的 ZHD 和 ZWD,但是结果显示在南北半球高纬度地表附近区域存在 ZWD<sub>GPT2w</sub> 误差小于 ZHD<sub>GPT2w</sub> 误差的情况;此时,通过 ZTD 减去 ZWD<sub>GPT2w</sub> 的方式获取的 ZHD 比 ZHD<sub>GPT2w</sub> 精度更高。所以若以 GPT2w 模型为基础模型,在某些特定的应用场景,间接算法可以弥补直接算法精度不足的缺陷。因此,如何通过引入间接算法得到的 ZHD,进一步提升无实测气象参数的 ZHD 模型(即直接算法)的精度是一个值得探索的问题。

## 1 理论基础

### 1.1 ZHD、ZWD 和 ZTD 的参考值

ZHD、ZWD 和 ZTD 的参考值可根据温度、湿度、气压廓线数据计算。目前,有多种途径获取气象廓线资料,这些途径包括无线电探空仪观测、数值天气模型、GNSS 掩星探测等。其中,利用无线电探空仪观测的高空气象数据的精度较高。基于无线电探空仪观测数据,ZHD 和 ZWD 的参考值可独立计算获取;在此基础上,可通过  $ZTD=ZHD+ZWD$  计算获取 ZTD 的参考值。

ZHD 的参考值可以根据 Saastamoinen-ZHD 模型<sup>[6]</sup>计算。该模型基于大气静力学方程推导,其计算公式如下:

$$ZHD = \frac{10^{-6}k_1 \cdot R_d \cdot P_s}{g_m} \quad (1)$$

式中: $k_1$  为干空气大气折射率系数,参考文献<sup>[17]</sup>取值为  $77.689\ 0\ \text{K/mbar}^{[17]}$ ;  $R_d$  为干空气气体常数,可根据  $R_d = M_d/R$  ( $M_d = 28.964\ 4\ \text{kg} \cdot \text{kmol}^{-1}$ ,  $R = 8.314\ 462\ 1\ \text{J} \cdot \text{mol}^{-1} \cdot \text{K}^{-1}$ ) 计算;  $P_s$  为测站的气压;  $g_m$  是测站上空大气柱中心位置的重力加速度。 $g_m$  与测站的纬度  $\varphi$  和高程  $H_s$  有关,公式如下:

$$g_m = 9.784(1 - 0.002\ 66 \cdot \cos(2\varphi) - 0.000\ 28H_s) \quad (2)$$

在使用探空气象资料计算 ZHD 的过程中,可将气压测量数据代入式(1)中的  $P_s$ ,并将位势高度转换为几何高度并代入式(2)中的  $H_s$ 。

本文基于 ZWD 的定义式计算 ZWD 的参考值。ZWD 为沿天顶高度方向对大气湿折射率  $N_w$  进行积分得到的数值,其数学表达式<sup>[5]</sup>如下:

$$ZWD = 10^{-6} \int_{H_s}^{\infty} N_w dz \quad (3)$$

由于探空气象数据在垂直方向是以离散形式发布,因此  $N_w$  在垂直方向也是离散数据。在 ZWD 的计算过程中,相邻两个高度层之间的  $N_w$  可采用指数函数模型计算。 $N_w$  与大气水汽分压  $e$  和大气温度  $T$  有关,计算式如下:

$$N_w = k_2' \cdot \frac{e}{T} + k_3 \cdot \frac{e}{T^2} \quad (4)$$

式中: $k_2'$  和  $k_3$  是与水汽有关的大气折射率系数,参考文献<sup>[17]</sup>取值分别为  $22.974\ 4\ \text{K/mbar}$  和  $375\ 463\ \text{K}^2/\text{mbar}$ 。利用无线电探空仪采集的露点温度参数(或温度参数和相对湿度参数)计算不同高度的  $e$ ,同时将位势高度转换为几何高度,随后将相关参数代入式(3)和(4)即可计算 ZWD。

### 1.2 GTrop 模型

GTrop 模型<sup>[14]</sup>是目前一种比较先进的无实测气象参数的 ZTD 模型。GTrop 模型不仅可用于计算 ZHD 和 ZWD,也可用于获取加权平均温度,其应用范围覆盖全球 10 km 以下的对流层区域。采用 GTrop 模型计算的 ZHD 和 ZWD 具有明显的精度优势,其精度优于 UNB3m、EGNOS、TropGrid、TropGrid2、ITG、WGTEM 和 GPT2w 等著名的对流层模型。在 GTrop 模型中,用于计算 ZHD 和 ZWD 是相同的基础模型:

$$TD = TD_{Ref} \cdot [1 - \alpha_{TD}(H_s - H_{Ref})]^{5.225} \quad (5)$$

式中: $TD$  代表 ZHD/ZWD; $TD_{Ref}$  表示在高程  $H_{Ref}$  的 ZHD/ZWD,分别记作  $ZHD_{Ref}$  和  $ZWD_{Ref}$ ;考虑到 ZHD/ZWD 在大气层中有垂直递减变化特征, $\alpha_{TD}$  是 ZHD 和 ZWD 的垂直递减参数,分别记作  $\alpha_{ZHD}$  和  $\alpha_{ZWD}$ 。

在 GTrop 建模过程中,首先基于 ECMWF 分析中心的全球 ERA-Interim 再分析资料,计算得到全球范围的  $ZHD_{Ref}$ 、 $ZWD_{Ref}$ 、 $\alpha_{ZHD}$  和  $\alpha_{ZWD}$  长期时间序列格网。然后根据  $ZHD_{Ref}$ 、 $ZWD_{Ref}$ 、 $\alpha_{ZHD}$  和  $\alpha_{ZWD}$  时域变化特征(包括长期趋势变化和季节周期变化)进行建模,按照如下时间序列模型进行计算:

$$X = A_1 + A_2(y - 1980) + A_3 \cos(2\pi DOY/365.25) + A_4 \sin(2\pi DOY/365.25) + A_5 \cos(4\pi DOY/365.25) + A_6 \sin(4\pi DOY/365.25) \quad (6)$$

式中: $X$  代表  $ZHD_{Ref}$ 、 $ZWD_{Ref}$ 、 $\alpha_{ZHD}$  和  $\alpha_{ZWD}$ ;  $y$  表示年份,与这 4 个参数的长期趋势变化特征有关; $DOY$  表示年积日,与这 4 个参数的季节周期变化(年变化和半年变化)特征有关。这 4 个参数的时间序列模型回归系数( $A_1 \sim A_6$ ),均通过最小二乘法参数估计得到,并以全球地理格网(水平分辨率为  $1^\circ \times 1^\circ$ )的形式存储。在使用 GTrop 模型时,首先计算用户位置周边格网点的 ZHD/ZWD,然后基于双线性插值算法沿经纬度方向进行水平方向插值计算,最终可获得用户所在位置的 ZHD/ZWD。

## 2 NNSZHD 模型

### 2.1 模型建立的理论基础

NNSZHD 模型的建立是以无实测气象参数的 ZHD 模型和无实测气象参数的 ZWD 模型为基础,并利用两者的模型误差的相对关系<sup>[16]</sup>,进而探讨两种 ZHD 计算方法(直接计算法和间接计算法)各自的优势应用场景。

参考文献<sup>[16]</sup>的  $ZHD_{GPT2w}$  误差和  $ZWD_{GPT2w}$  误差之间的相对关系,并考虑到 GTrop 模型对 ZHD 和 ZWD 在空间维度上具有更优的建模能力,本文选取了比 GPT2w 模型精度更高的 GTrop 模型作为基础模型并展开进一步分析。根据 1.1 节的内容计算了图 1 中全球 764 个无线

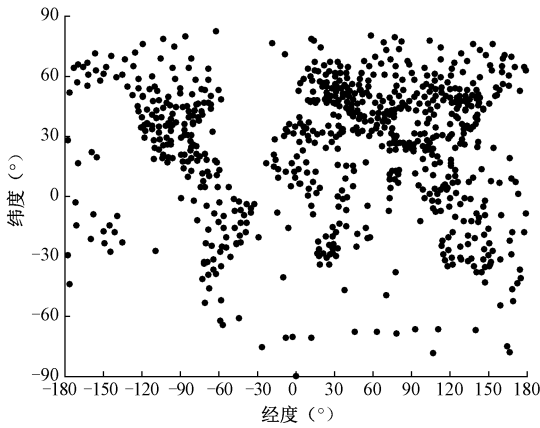


图 1 764 个无线电探空仪站的位置参数散点图  
Fig. 1 Scatter plot of location parameters of the 764 radiosonde stations

电探空仪站的 ZHD、ZWD 和 ZTD 的参考真值。本文依

据 ZHD 和 ZWD 的参考真值,分别计算了  $ZHD_{GTrop}$  和  $ZWD_{GTrop}$  的模型误差。全球范围内  $ZHD_{GTrop}$  和  $ZWD_{GTrop}$  误差的时空分布特征参考 [14], 本文不再赘述。基于  $(ZTD-ZWD_{GTrop})$  计算的 ZHD 与 ZHD 参考值的差值等于  $(ZWD-ZWD_{GTrop})$ , 因此  $ZWD_{GTrop}$  的精度可看作由  $(ZTD-ZWD_{GTrop})$  计算得到的 ZHD 的精度。本文重点对比了  $ZWD_{GTrop}$  和  $ZHD_{GTrop}$  的模型误差, 进而获取直接算法 ( $ZHD_{GTrop}$ ) 与间接算法 ( $ZTD-ZWD_{GTrop}$ ) 的比较结果。表 1 为在不同地理和高程区域范围直接算法与间接算法比较结果, 文中采用均方根误差 (RMSE) 比较法, 具体为  $ZWD_{GTrop}$  的 RMSE 值减去  $ZHD_{GTrop}$  的 RMSE 值。当表 1 中数值  $>0$  时, 数值越大, 直接算法在该区域优势更显著; 而当数值  $<0$  时, 数值越小则反映间接算法表现更优。表 1 表明误差比较结果与纬度和海拔高度均存在显著的相关性。总体而言, 对于纬度越高和高程越高的地区, 间接算法优势更加明显; 反之在中低纬度的低海拔区域直接算法则更有优势。

表 1 间接算法与直接算法的模型误差比较结果

Table 1 Comparison of model errors indirect calculation method vs. direct calculation method

| 高度/km     | 不同纬度带的比较结果/mm |             |            |            |             |             |
|-----------|---------------|-------------|------------|------------|-------------|-------------|
|           | 90° S~60° S   | 60° S~30° S | 30° S~0° S | 0° N~30° N | 30° N~60° N | 60° N~90° N |
| (9, 10]   | -14.25        | -12.51      | -7.70      | -7.66      | -13.49      | -19.98      |
| (8, 9]    | -13.93        | -13.49      | -7.06      | -5.80      | -14.48      | -19.34      |
| (7, 8]    | -15.32        | -12.66      | -4.06      | -3.75      | -12.73      | -20.74      |
| (6, 7]    | -15.31        | -12.76      | -1.43      | 0.25       | -12.38      | -19.96      |
| (5, 6]    | -14.77        | -9.55       | 4.01       | 4.62       | -8.96       | -18.90      |
| (4, 5]    | -14.29        | -5.17       | 10.67      | 10.85      | -4.86       | -16.76      |
| (3, 4]    | -13.08        | 1.98        | 19.90      | 18.52      | 2.61        | -12.83      |
| (2, 3]    | -12.91        | 5.50        | 28.74      | 26.15      | 4.69        | -9.10       |
| (1, 2]    | -10.65        | 15.93       | 36.83      | 34.18      | 13.14       | -4.49       |
| (-0.1, 1] | -11.40        | 23.01       | 45.40      | 41.94      | 19.35       | -0.59       |

## 2.2 模型设计

NNSZHD 模型是一种用于计算 ZHD 的模型, 其主要应用于 GNSS 测量的 ZTD 产品处理, 即实现 ZTD 产品中的 ZHD 部分和 ZWD 部分分离。根据 2.1 节的结论,  $ZHD_{GTrop}$  和  $(ZTD-ZWD_{GTrop})$  两种方法计算的 ZHD 有不同的优势应用场景。NNSZHD 的建模思路是通过数学建模方法系统地整合  $ZHD_{GTrop}$  和  $(ZTD-ZWD_{GTrop})$ , 进而建立统一的 ZHD 建模框架并实现两种 ZHD 计算方法的优化组合。随着计算机科学与技术的飞速发展, 机器学习在 GNSS 建模和大气建模均有广泛应用<sup>[18-25]</sup>。在 NNSZHD 模型建模的过程中, 本文使用了一种经典的机器学习算法模型, 即多层前馈神经网络<sup>[26]</sup>。多层前馈神经网络广泛应用于分类、回归、预测和非线性拟合等领域, 其包含了输入层、中间层和输出层。当该模型算法处理多参数非线性拟合问题时, 其属于有监督学习算法。考虑到

NNSZHD 模型涉及到多个对流层延迟参数的非线性组合, 故采用多层前馈神经网络作为其建模框架。

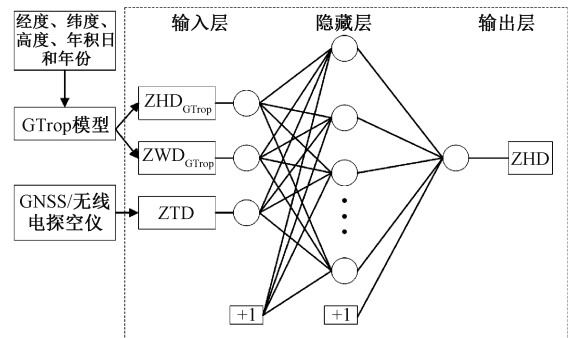


图 2 NNSZHD 模型的整体架构

Fig. 2 Overall architecture diagram of the NNSZHD model

NNSZHD 模型的整体建模框架设计 (含神经网络框

架结构)如图2所示。该模型直接输入参数为经度、纬度、高度、年、月、日以及ZTD测量值。对于多层前馈神经网络输入层的设计是模型设计的关键步骤,不同的输入变量组合可能会显著影响输出参数的预报精度。本文应考虑到影响ZHD建模的关键参数。参考文献[16]和2.1节的结论,NNSZHD的建模思路主要依托于直接算法和间接算法的组合建模方法:1)需要依赖于无实测气象参数的ZHD模型计算的ZHD值,所以本文选用 $ZHD_{GTrop}$ 作为输入变量;2)通过ZTD测量值减去无实测气象参数的ZWD模型计算的ZWD值,本文使用ZTD减去 $ZWD_{GTrop}$ ,所以选用ZTD和 $ZWD_{GTrop}$ 作为输入变量。根据2.1节的结论,纬度参数和高度参数也是影响(ZTD- $ZWD_{GTrop}$ )与 $ZHD_{GTrop}$ 组合效果的关键参数,且呈现出较为复杂的相关性特征。然而,由于 $ZHD_{GTrop}$ 与高程直接相关<sup>[14]</sup>,且 $ZHD_{GTrop}$ 已经是备选输入变量,故高程参数不作为神经网络输入变量。另一方面, $ZWD_{GTrop}$ 与高度和纬度均存在关联<sup>[14,18]</sup>,且 $ZWD_{GTrop}$ 也是输入变量,所以纬度参数也不作为神经网络输入变量。综合以上因素,NNSZHD模型的输入变量为 $ZHD_{GTrop}$ 、 $ZWD_{GTrop}$ 和ZTD。NNSZHD模型的两个关键输入变量( $ZHD_{GTrop}$ 和 $ZWD_{GTrop}$ )仅需通过GTrop模型计算获得,而GTrop模型所需输入参数包括地理坐标(经度、纬度)、高度参数以及时间参数(年、月、日)。因此NNSZHD模型无需其余的实测气象参数作为使用条件。多层前馈神经网络的中间层也叫隐含层,其可以采用单层或者多层结构,一般使用非线性函数作为传递函数。NNSZHD模型的隐藏层采用为单层结构模式,每个计算节点中使用一种常用的非线性函数(双曲正切函数)作为传递函数。神经网络中节点也称为神经元,是神经网络处理的最基本的单元。隐藏层节点数量决定了NNSZHD模型非线性拟合能力。对于单层隐含层而言,节点数量越多则非线性建模能力越强,本文采用为10个节点。对于多层前馈神经网络应用建模问题,待建模的参数通常被设定为输出变量<sup>[15,18]</sup>。基于此,ZHD自然成为NNSZHD模型的输出变量。所以输出层仅需要一个节点即满足要求,并根据神经网络输出层常用设计方案,线性函数可作为该层的传递函数。综上所述,神经网络的核心参数设计如表2所示。

### 3 模型数据和验证方法

#### 3.1 模型训练数据和测试数据

NNSZHD模型通过训练步骤使得输出预测值逐步逼近输出参考值,进而完成其建模过程。训练数据的规模应反映NNSZHD模型输入和输出变量的变化特征,这是决定其训练结果的重要因素之一。另一方面,为了全面、

客观地评价NNSZHD模型的精度,测试数据的选取同等重要。

由于NNSZHD模型中4个关键参数( $ZHD_{GTrop}$ 、 $ZWD_{GTrop}$ 、ZTD和ZHD)均有复杂的时空变化特征,所以该模型的训练和测试数据的选取按照以下要求。首先,这4个参数具有复杂的地理变化特征,本文选用的389个训练站以及375个测试站均覆盖全球不同地理和气候区域,其位置参数信息如图3所示。需要注意的是,训练站和测试站地理位置不重叠。其次,训练和测试数据覆盖了不同高度的大气层区域,即地球表面高度至10 km高度的范围。最后,文献[14,18]研究表明ZHD、ZWD和ZTD以及它们垂直衰减特征具有显著的季节和周期变化特征。本文研究的时间跨度为开始记录的年份至2015年,训练和测试数据包含了该时间段中不同季节的数据。

表2 NNSZHD模型中主要神经网络参数设计

Table 2 Key neural network parameters of the NNSZHD model

| 参数名       | 参数值/配置                                  | 参数说明  |
|-----------|---|-------|
| 输入层节点数量   | 3                                       | —     |
| 输入层输入变量   | $ZHD_{GTrop}$ 、 $ZWD_{GTrop}$ 和ZTD      | 需要归一化 |
| 输入层传递函数   | 无                                       | —     |
| 输入层到隐藏层权重 | 3×10的权重矩阵                               | 训练更新  |
| 隐藏层节点数    | 单层                                      | —     |
| 隐藏层节点数量   | 10                                      | —     |
| 隐藏层传递函数   | $y = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$ | —     |
| 隐藏层偏置     | 1×10偏置向量                                | 训练更新  |
| 隐藏层到输出层权重 | 10×1的权重矩阵                               | 训练更新  |
| 输出层节点数量   | 1                                       | —     |
| 输出层输出变量   | ZHD                                     | 需要归一化 |
| 输出层传递函数   | $y = x$                                 | —     |
| 输出层偏置     | 1×1偏置向量                                 | 训练更新  |

#### 3.2 验证方法

在GNSS研究领域,比较分析法是一种常用的评估模型精度的方法,其在对流层参数和电离层参数建模有广泛应用<sup>[1,4,23]</sup>。由于本文尝试建立一种更高精度的ZHD模型,本文将NNSZHD模型与两种较为先进的无实测气象参数的ZHD模型(即GPT2w模型和GTrop模型)进行精度对比分析。GPT2w模型是指用该模型提供的大气压力经验值代入式(1)而计算的ZHD。基于3.1节中375个探空站数据,本文将对这3种ZHD模型的精度进行详细讨论,以系统偏差(Bias)和RMSE两个指标作为模型精度评价的标准。

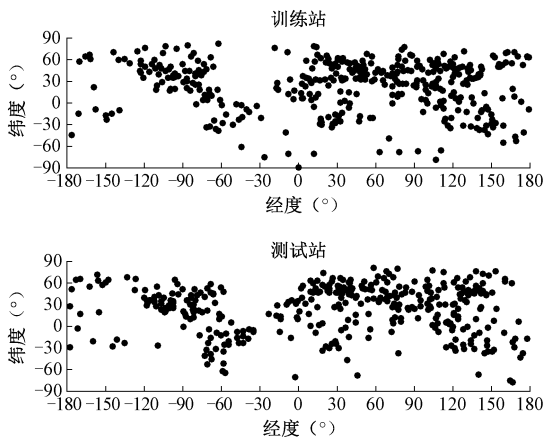


图 3 训练站和测试站的位置参数散点图

Fig. 3 Scatter plot of location parameters of the training stations and the test stations

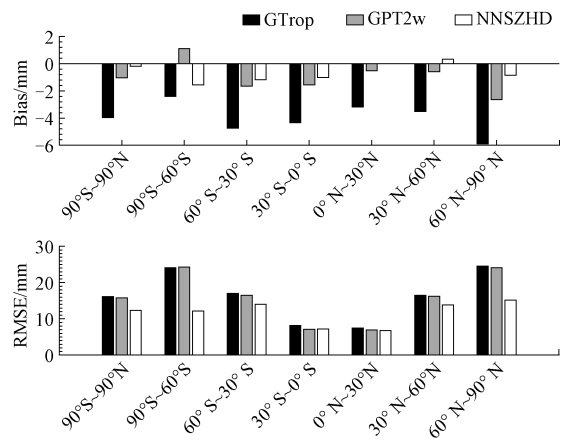


图 4 ZHD 模型在不同纬度带的精度(近地表范围)

Fig. 4 Accuracy of the ZHD Models across different latitude bands for near-surface range

## 4 模型精度分析

### 4.1 地表附近的模型精度

NNSZHD 模型的建模与验证步骤均在 MATLAB 软件平台完成,在此过程中需要该软件的多层前馈神经网络功能模块作为实施条件。GNSS 用户可以使用训练后的 NNSZHD 模型计算全球范围的 ZHD。通常高精度的 ZTD 产品是通过 GNSS 静态测量方式获取,而这种测量方式通常在近地表范围内实施。基于 GNSS-ZTD 产品的测量特点,图 4 所示为 ZHD 模型在近地表高度范围(具体为地表以上 500 m 的高度范围)的精度表现。

在全球近地表范围(图 4 中  $90^{\circ}\text{S} \sim 90^{\circ}\text{N}$  范围), NNSZHD 模型的 Bias 和 RMSE 分别为  $-0.18$  和  $12.35$  mm。由于无实测气象参数的 ZHD 模型不采用 ZTD 测量值以及任何实测气象参数作为 ZHD 的建模参数,当表达 ZHD 的时域变化特征时,GTrop 模型和 GPT2w 模型单纯依赖 ZHD/大气压力的周期性变化特征建模。这两个模型在地表范围几乎已达到极限精度,其误差主要源自 ZHD/大气压力的非周期性变化特征<sup>[16]</sup>。因此 GTrop 模型和 GPT2w 模型在全球近地表范围已经属于目前较为先进的 ZHD 模型,它们的精度分别为  $16.14$  和  $15.75$  mm。但是 NNSZHD 模型使用了额外参数(ZTD 和  $\text{ZWD}_{\text{GTrop}}$ )作为辅助建模参数,与这两个模型相比 NNSZHD 模型有一定程度提高,其分别提高了  $3.78$  和  $3.40$  mm。

在全球近地表范围,ZHD 值、 $\text{ZHD}_{\text{GTrop}}$  误差以及  $\text{ZHD}_{\text{GPT2w}}$  误差会因地理位置不同而变化,其中纬度参数的影响最为显著<sup>[1,14,16]</sup>。而  $\text{ZWD}_{\text{GTrop}}$  作为 NNSZHD 模型中的关键建模参数,其本身以及其误差受纬度参数的影

响则更为显著<sup>[14]</sup>。所以图 4 为纬度变化对 3 个模型的精度影响。结果表明,在南北半球的高纬度地区,GTrop 模型和 GPT2w 模型的 RMSE 值均超过  $24.0$  mm,而 NNSZHD 模型的 RMSE 值在南北半球高纬度区域分别为  $12.18$  和  $15.18$  mm。NNSZHD 高度纬度的模型比对结果显示 NNSZHD 模型在该区域组合建模的优势非常明显。在南半球的中纬度地区,GTrop 模型和 GPT2w 模型的 RMSE 值分别为  $17.00$  和  $16.47$  mm,而 NNSZHD 模型精度有小幅提高,其 RMSE 则为  $14.03$  mm。在北半球的中纬度地区,NNSZHD 模型精度也有小幅提高,其 RMSE 为  $13.84$  mm,而 GTrop 模型和 GPT2w 模型的 RMSE 值分别为  $16.52$  和  $16.22$  mm。在南北半球的低纬度地区,NNSZHD 模型和 GPT2w 模型的精度表现相当,GTrop 模型稍低于另两个模型。对于 NNSZHD 模型、GTrop 模型和 GPT2w 模型,在南半球的 RMSE 均分别为  $7.18$ 、 $8.17$  和  $7.14$  mm;在北半球的 RMSE 分别为  $6.80$ 、 $7.46$  和  $6.92$  mm。3 个模型在近地表的低纬度地区所显示的精度对比特征,是因为在该区域无实测气象参数的 ZHD 模型的精度显著优于无实测气象参数的 ZWD 模型<sup>[16]</sup>,NNSZHD 模型的组合建模方法则不能提高其精度。GTrop 模型使用了早期的参数值( $k_1 = 77.604$  K/mbar)作为基准;若以文中采用的  $k_1 = 77.6890$  K/mbar 为基准,则 GTrop 模型和 GPT2w 模型在图 4 中不同纬度的精度相当。尽管不同纬度带的 ZHD 值以及 ZHD 模型误差有显著的差异性,但 NNSZHD 模型始终保持精度优势。

### 4.2 10 km 高度以下范围的模型精度

不同于 4.1 节讨论的近地表范围的模型精度表现,研究区域为地表至  $10$  km 高度的大气层。图 5 结果表明,NNSZHD 模型全球范围( $90^{\circ}\text{S} \sim 90^{\circ}\text{N}$ )的精度表现优

异,其 Bias 和 RMSE 分别为  $-0.003$  和  $7.52$  mm。与 NNSZHD 模型相比,GTrop 模型的 RMSE 则高出  $7.08$  mm。GPT2w 模型精度表现欠佳,其 Bias 和 RMSE 则分别达到了  $28.84$  和  $42.65$  mm。

由于  $10$  km 高度以下范围内 ZHD 值、 $ZHD_{GTrop}$  误差和  $ZWD_{GTrop}$  误差在不同纬度区域变化幅度较大<sup>[14,18]</sup>,需要进一步分析不同纬度范围的模型精度,结果如图 5 所示。由图 5 可知,GTrop 模型的 RMSE 在  $6.86 \sim 22.41$  mm 的范围变化,其大致随纬度增加而显著增大。在图 5 中不同的纬度统计范围,GPT2w 模型的 RMSE 均超过了  $40.00$  mm,远大于 NNSZHD 模型和 GTrop 模型。这主要与 GPT2w 模型的 Bias 值较大有关,其 Bias 值在  $25.51 \sim 31.40$  mm 范围变化。另一方面, $ZWD_{GTrop}$  作为 NNSZHD 模型的关键建模参数,其误差大致随着纬度增加而减小<sup>[14,18]</sup>,因此  $ZHD_{GTrop}$  误差和  $ZWD_{GTrop}$  误差在不同纬度带的变化具有互补作用。得益于 NNSZHD 模型的组合建模方法,其不同纬度带的 RMSE 值变化幅度较小且模型精度也有显著提高,图 5 表明该模型的 RMSE 在  $5.06 \sim 9.06$  mm 的范围变化。NNSZHD 模型在  $375$  个测试站的单站统计结果如图 6 所示,其 Bias 值在  $-4.42 \sim 4.78$  mm 变化而 RMSE 值  $2.43 \sim 15.96$  mm 变化。单站统计结果表明  $97$  个站的  $RMSE < 5.0$  mm; $335$  个站的  $RMSE < 10.0$  mm。

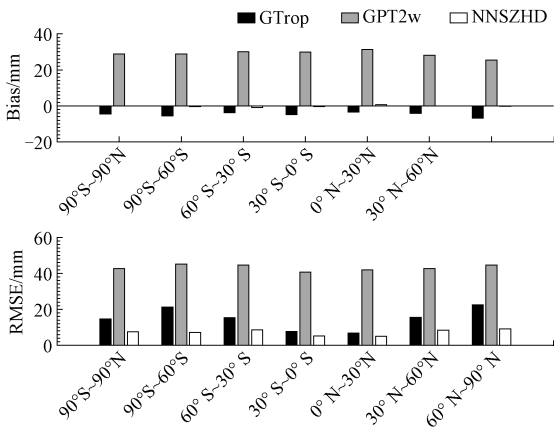


图 5 ZHD 模型在不同纬度带范围的精度 (10 km 高度以下范围)

Fig. 5 Accuracy of the ZHD models across different latitude bands for ranges below 10 km altitude

GTrop 模型和 NNSZHD 模型设计的应用高度范围均为  $10$  km 以下的大气层范围。在这个高度范围内,全球不同地理位置的 ZHD 和气压均与高程参数具有极强相关性,且它们通常随着高度增加以指数函数形式快速递减。因此本文讨论了高度参数对 ZHD 模型精度的影响,主要结果如图 7 所示。图 7 中 GTrop 模型的 RMSE 值在

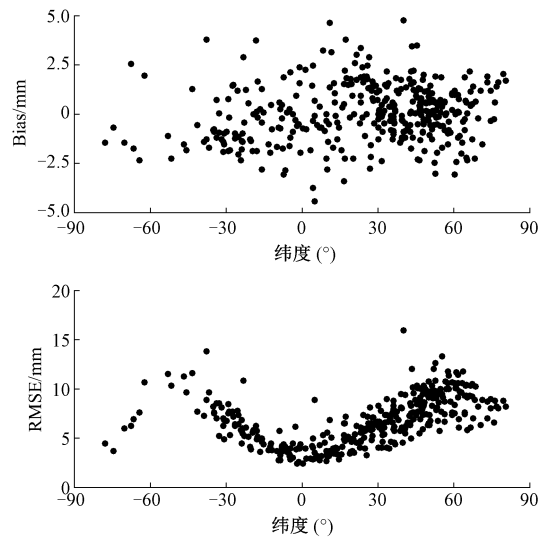


图 6 NNSZHD 模型在  $10$  km 高度以下范围的单站精度统计

Fig. 6 Single-station accuracy statistics of the NNSZHD model below 10 km altitude

$12.49 \sim 16.33$  mm 范围变化,该模型的 RMSE 的变化受高度的影响较小,且变化不具有规律性。但是 GTrop 模型的 Bias 值大致随着高度增加而变得显著,在  $9\ 000 \sim 10\ 000$  m 的统计范围的 Bias 值达到了  $-7.53$  mm。在较低高度区域,主要  $2\ 000$  m 以下高度范围,GPT2w 模型的精度几乎与 GTrop 模型相当,这与 4.1 节讨论的 GPT2w 模型在近地表区域的精度特征保持一致。但 GPT2w 模型的 Bias 和 RMSE 值均随着高度的上升显著增加,在  $9\ 000 \sim 10\ 000$  m 的统计范围,其 Bias 和 RMSE 值分别已经达到  $79.59$  和  $81.27$  mm。说明 GPT2w 模型对 ZHD/大气压力垂直变化建模效果较差,因此其仅适用于较低高度应用区域且不推荐将其应用于  $2\ 000$  m 以上高度。NNSZHD 模型在所有高度范围内的 Bias 值均小于  $0.5$  mm;其 RMSE 值随高度增加呈现快速下降趋势(从  $12.34$  降至  $1.65$  mm)。NNSZHD 模型中 RMSE 垂直变化特征是由于组合建模方法提高了模型精度,还因为与  $ZWD_{GTrop}$  模型误差的垂直变化特征有关, $ZWD_{GTrop}$  是 NNSZHD 模型建模的关键参数且  $ZWD_{GTrop}$  的误差随着高度增加相应减小<sup>[14,24]</sup>。当高度超过  $1\ 000$  m 时,NNSZHD 模型即可达到毫米级精度。考虑到大多数高精度的 ZTD 测量均需依托于地表附近稳定的 GNSS 仪器安置点,GNSS 用户应重点关注低高程区域的模型精度。由图 7 可知,NNSZHD 模型在不同高度范围内均保持了精度优势。

不同的对流层延迟参数通常有季节性变化特征,3 个 ZHD 模型在不同季节的适用性和对比结果如图 8 所示。GTrop 模型的精度季节变化特征最为明显:夏季模

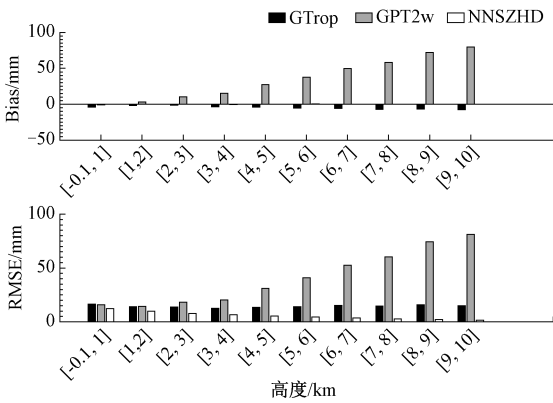


图 7 ZHD 模型在不同高度范围的精度  
Fig. 7 Accuracy of the ZHD model across different altitude ranges

型精度最高,其 RMSE 为 10.79 mm;而冬季 RMSE 最大,达到了 18.03 mm,春季和秋季则分别 14.79 和 14.37 mm。这种变化特征与图 4 和 5 中 GTrop 模型的地理变化特征具有一致性:该模型的 RMSE 值总体上随着温度降低有增加的趋势。同时该结论也适用于一些其他 ZHD 模型<sup>[1,4,14,16]</sup>在近地表范围的误差变化特征。由于统计高度范围为地表至 10 km 高度,图 8 中的 GPT2w 的模型误差与图 5 情况类似,其 RMSE 值在不同季节均超过了 40.0 mm,Bias 值在 24.75~31.34 mm 范围变化,该模型在高程方向改正效果欠佳是其在不同季节误差较大的主要原因。ZHD<sub>GTrop</sub> 和 ZWD<sub>GTrop</sub> 作为 NNSZHD 模型的两个关键建模参数,二者误差<sup>[14,18]</sup>在不同季节的变化规律大致相反,所以二者误差在不同季节存在互补作用。因此,NNSZHD 模型组合效果不仅提高了模型精度,同时使其模型误差的季节变化幅度较小。因此,NNSZHD 模型在春、夏、秋、冬 4 季的 RMSE 值分别为 7.70、6.80、7.71 和 7.92 mm。相较于 GTrop 模型和 GPT2w 模型,NNSZHD 模型在不同季节的精度均显著提高,且其 Bias 值均低于 0.5 mm。

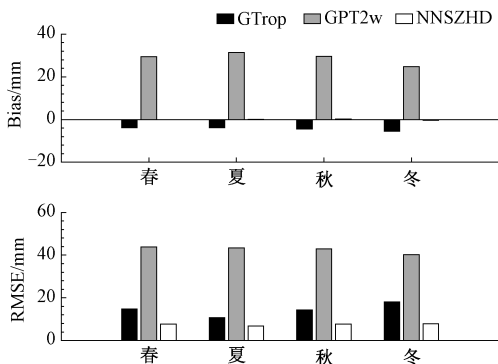


图 8 ZHD 模型在不同季节的精度

Fig. 8 Accuracy of the ZHD model across different seasons

## 5 总结与展望

ZTD 是 GNSS 测量的主要产品之一。本文建立了一种新的 ZHD 计算模型——NNSZHD 模型,其主要应用于 GNSS 测量的 ZTD 产品处理,即用于 ZTD 产品中的 ZHD 部分和 ZWD 部分分离。在 NNSZHD 模型中,优化组合了两种方式计算获取的 ZHD:一种途径是通过无实测气象参数的 ZHD 模型直接计算获得的 ZHD 值;另一种途径是采用间接算法,即利用 GNSS 测量的 ZTD 产品,通过 ZTD 减去由无实测气象参数的 ZWD 模型计算得到的 ZWD,从而间接获取 ZHD 值。这种双源 ZHD 组合建模方法有助于提升 ZHD 建模精度。基于上述理论并依托于目前较为先进的无实测气象参数的 ZTD 模型(GTrop 模型),本文一方面基于 ZHD<sub>GTrop</sub> 模型直接计算 ZHD,另一方面通过 ZTD 减去 ZWD<sub>GTrop</sub> 模型计算值间接获取 ZHD,并通过多层前馈神经网络技术将这些建模参数加以组合建模。NNSZHD 模型的神经网络框架为 ZTD、ZHD<sub>GTrop</sub> 和 ZWD<sub>GTrop</sub> 为输入变量,ZHD 为输出变量。为了验证模型性能,本文采用了全球范围内 389 个无线电探空仪站的 ZTD 和 ZHD 数据用于模型训练 NNSZHD 模型,另外 375 个站点的独立数据用于对比评估 3 种 ZHD 模型(NNSZHD 模型、GTrop 模型和 GPT2w 模型)精度表现。结果表明在不同的统计范围,NNSZHD 模型的 ZHD 精度显著优于两个对比模型。当 GNSS 用户只能依赖于无实测气象参数的 ZTD 模型计算 ZHD 和 ZWD 时,该模型能够较高精度地实现 ZHD 和 ZWD 的分离。因此 NNSZHD 模型在 GNSS 对流层延迟误差改正和 GNSS 气象学大气参数解算等领域具有广阔的应用前景。

## 参考文献

[ 1 ] YAO Y B, XU C Q, SHI J B, et al. ITG: A new global GNSS tropospheric correction model [ J ]. Scientific Reports, 2015, 5 ( 1 ): 10273.

[ 2 ] KRUEGER E, SCHUELER T, HEIN G W, et al. Galileo tropospheric correction approaches developed within GSTB-V1 [ C ]. Proceedings of ENC-GNSS, 2004: 16-19.

[ 3 ] SCHÜLER T. The TropGrid2 standard tropospheric correction model [ J ]. GPS Solutions, 2014, 18 ( 1 ): 123-131.

[ 4 ] XU C Q, YAO Y B, SHI J B, et al. Development of global tropospheric empirical correction model with high

- temporal resolution[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(4): 721.
- [5] MENDES V B, LANGLEY R B. Tropospheric zenith delay prediction accuracy for high-precision GPS positioning and navigation [J]. *Navigation*, 1999, 46(1): 25-34.
- [6] 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.
- [7] ZHAO Q Z, LIU K, SUN T T, et al. A novel regional drought monitoring method using GNSS-derived ZTD and precipitation [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2023, 297: 113778.
- [8] HUANG L K, LIU Z D, PENG H, et al. A novel global grid model for atmospheric weighted mean temperature in real-time GNSS precipitable water vapor sounding [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2023, 16: 3322-3335.
- [9] HUANG L K, LU D H, CHEN F, et al. A deep learning-based approach for directly retrieving GNSS precipitable water vapor and its application in Typhoon monitoring [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 1-12.
- [10] HUANG L K, WANG Y C, BI H H, et al. Initial results of atmospheric weighted mean temperature estimation with Pangu-Weather in real-time GNSS PWV retrieval for China [J]. *GPS Solutions*, 2025, 29(3): 48.
- [11] BOSSER P, BOCK O, PELON J, et al. An improved mean-gravity model for GPS hydrostatic delay calibration [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2007, 4(1): 3-7.
- [12] 上官明, 程旭, 潘雄, 等. 基于 GNSS 的再分析资料对流层延迟精度评估 [J]. *地球物理学报*, 2023, 66(3): 939-950.
- SHANGGUAN M, CHENG X, PAN X, et al. Assessments of global tropospheric delay retrieval from reanalysis based on GNSS data [J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2023, 66(3): 939-950.
- [13] BÖHM J, MÖLLER G, SCHINDLEGGER M, et al. Development of an improved empirical model for slant delays in the troposphere (GPT2w) [J]. *GPS Solutions*, 2015, 19: 433-441.
- [14] SUN Z Y, ZHANG B, YAO Y B. 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.
- [15] LI L J, WU S Q, ZHANG K F, et al. A new zenith hydrostatic delay model for real-time retrievals of GNSS-PWV [J]. *Atmospheric Measurement Techniques*, 2021, 14(10): 6379-6394.
- [16] DING M. Reducing ZHD-ZWD mutual absorption errors for blind ZTD model users [J]. *Acta Geodaetica et Geophysica*, 2020, 55: 51-62.
- [17] RÜEGER J M. Refractive index formulae for radio waves [C]. *Proceedings of the FIG XXII International Congress*, 2002: 113.
- [18] DING M. Developing a new combined model of zenith wet delay by using neural network [J]. *Advances in Space Research*, 2022, 70(2): 350-359.
- [19] 曾豫宁, 行鸿彦, 侯天浩, 等. 基于 MFCC 和 PSO-SVM 的雨量识别方法 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2025, 39(2): 83-91.
- ZENG Y N, XING H Y, HOU T H, et al. Rainfall recognition method based on MFCC and PSO-SVM [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2025, 39(2): 83-91.
- [20] 高旺, 刘裕荐, 郭雅娟, 等. 基于随机森林的 GNSS 观测粗差拟准检定方法 [J]. *仪器仪表学报*, 2025, 46(1): 42-53.
- GAO W, LIU Y J, GUO Y J, et al. Quasi-accurate detection method for GNSS observation gross errors based on random forest [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2025, 46(1): 42-53.
- [21] SHANGGUAN M, DANG M, YUE Y, et al. A combined model to predict GNSS precipitable water vapor based on deep learning [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2023, 16: 4713-4723.
- [22] ZHENG D Y, YAO Y B, NIE W F, et al. A new three-dimensional computerized ionospheric tomography model based on a neural network [J]. *GPS Solutions*, 2021, 25: 10.
- [23] 郑敦勇, 姚宜斌, 聂文峰, 等. 基于机器学习集成算法的电离层层析算法迭代初值精化 [J]. *地球物理学*

报, 2022, 65(8): 2796-2812.

ZHENG D Y, YAO Y B, NIE W F, et al. Iterative initial value refinement of ionospheric tomography algorithm based on machine learning ensemble algorithm [J]. Chinese Journal of Geophysics, 2022, 65(8): 2796-2812.

[24] HUANG L K, BI H H, ZHANG H X, et al. An optimized BP neural network for modeling zenith tropospheric delay in the Chinese mainland using coupled particle swarm and genetic algorithm [J]. Geo-spatial Information Science, 2025, 28(4): 1927-1942.

[25] DING M H, DING J T, PENG Z Y, et al. Developments of empirical models for vertical adjustment of precipitable water vapor measured by GNSS[J]. Advances in Space

Research, 2025, 75 (3): 2473-2483.

[26] HAYKIN S. Neural Networks: A Comprehensive Foundation[M]. Newyork : Macmillan, 1994.

### 作者简介



丁茂华(通信作者), 2018 年毕业于东南大学, 获工学博士, 现为扬州大学讲师, 硕士生导师, 主要研究方向为大地测量学与测量工程。

E-mail: jiaotongdmh@sina.com

**Ding Maohua** (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Southeast University in 2018. He is now a lecturer and M. Sc. supervisor at Yangzhou University. His main research interests include geodesy and surveying engineering.