



引文格式:黎峻宇,李浩杰,姚宜斌,等.利用广义回归神经网络融合天顶对流层湿延迟[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(12):2408-2417.DOI:10.13203/j.whugis20220193

Citation: LI Junyu, LI Haojie, YAO Yibin, et al. Zenith Wet Delay Fusion Based on Generalized Regression Neural Network[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2025, 50(12):2408-2417. DOI:10.13203/j.whugis20220193

# 利用广义回归神经网络融合天顶对流层湿延迟

黎峻宇<sup>1,2</sup> 李浩杰<sup>1,2</sup> 姚宜斌<sup>3</sup> 刘立龙<sup>1,2</sup> 张豹<sup>3</sup> 黄良珂<sup>1,2</sup>

1 桂林理工大学测绘地理信息学院,广西 桂林,541006

2 广西空间信息与测绘重点实验室,广西 桂林,541006

3 武汉大学测绘学院,湖北 武汉,430079

**摘要:**精确模型化天顶对流层湿延迟(zenith wet delay, ZWD)有利于提高全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)导航定位和气象应用的精度。用于ZWD模型化的数据源有多种,各有独特的优势,但它们之间存在多源异构、精度不等甚至严重系统偏差等问题,难以对多源ZWD数据进行综合利用。针对这个问题,首先,利用广义回归神经网络的非线性逼近能力和高质量探空ZWD (radiosonde ZWD, RS ZWD),优化质量相对较低的中国气象局天气预报系统发布的全球/区域同化预报增强系统(global/regional assimilation and prediction enhanced system-mesoscale, GRAPES) ZWD以及欧洲中期天气预报中心(European centre for medium-range weather forecasts, ECMWF)发布的第五代气候再分析资料(the fifth generation ECMWF reanalysis, ERA5) ZWD;然后,将3种数据源的ZWD合并,实现ZWD的无偏融合,获得1 032张ZWD融合图。结果表明,以RS ZWD为参考,2016—2017年的GRAPES ZWD、ERA5 ZWD与RS ZWD间存在不同程度的系统偏差;优化后GRAPES ZWD和ERA5 ZWD的总体偏差均趋近于0,均方根(root mean square, RMS)分别改善了22.6%和16.0%;且优化后GRAPES ZWD和ERA5 ZWD的偏差、标准差和RMS的时空变化得到较大程度的削弱。融合后的ZWD兼具较高的精度和稳定性,能为GNSS应用提供可靠的ZWD数据源。

**关键词:**天顶湿延迟;广义回归神经网络;系统偏差;多源数据融合

中图分类号:P228

文献标识码:A

收稿日期:2024-05-31

DOI:10.13203/j.whugis20220193

文章编号:1671-8860(2025)12-2408-10

## Zenith Wet Delay Fusion Based on Generalized Regression Neural Network

LI Junyu<sup>1,2</sup> LI Haojie<sup>1,2</sup> YAO Yibin<sup>3</sup> LIU Lilong<sup>1,2</sup> ZHANG Bao<sup>3</sup> HUANG Liangke<sup>1,2</sup>

1 College of Geomatics and Geoinformation, Guilin University of Technology, Guilin 541006, China

2 Guangxi Key Laboratory of Spatial Information and Geomatics, Guilin 541006, China

3 School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China

**Abstract: Objectives:** Accurate modeling of zenith wet delay (ZWD) is crucial for enhancing the precision of global navigation satellite system (GNSS) positioning and meteorological applications. While multiple data sources exist for ZWD modeling, their comprehensive utilization is challenged by multi-source heterogeneity, uneven precision, and significant systematic biases. **Methods:** This paper employs a generalized regression neural network which is known for its strong nonlinear approximation capability, to correct the relatively lower-quality ZWD products from global/regional assimilation and prediction enhanced system-mesoscale (GRAPES) model and the the fifth generation ECMWF reanalysis (ERA5). The correction uses high-quality radiosonde (RS) ZWD as a reference. The modified GRAPES ZWD and ERA5 ZWD are then fused with RS ZWD to achieve a bias-free multi-source ZWD product, resulting in 1 032 fused ZWD grid sets. **Results:** Validation against RS ZWD in 2016—2017 reveal systematic biases in the original GRAPES ZWD and ERA5 ZWD. After correction, the overall bias of both datasets approaches zero, and root mean square (RMS) is reduced by 22.6% and 16.0%, respectively. The spatiotemporal variations of bias, standard deviation, and RMS are also significantly attenuated. **Conclusions:** The fused ZWD product demonstrates

基金项目:国家自然科学基金(42304018);广西科技计划项目(桂科AD23026177, 2024GXNSFDA010041)。

第一作者:黎峻宇,博士,副教授,主要从事GNSS近地空间环境监测的研究。yl\_ljunyu@163.com

high accuracy and stability, offering a reliable data source for advanced GNSS applications.

**Key words:** zenith wet delay; generalized regression neural network; systematic bias; multi-source data fusion

准确的天顶对流层湿延迟(zenith wet delay, ZWD)估值有利于提高全球卫星导航系统(global navigation satellite system, GNSS)导航定位的精度,直接影响 GNSS 气象学反演水汽的准确性<sup>[1-5]</sup>。丰富的对地观测数据为构建精确的 ZWD 模型提供了众多数据源,其中 GNSS 数据、探空数据和大气再分析资料常常被用于 ZWD 建模<sup>[6-8]</sup>。探空数据是高精度的 ZWD 数据源之一,但时空分辨率较低<sup>[9]</sup>;GNSS 站能提供高时间分辨率和高精度的数据,但大部分位于陆地区域,分布并不均匀,且存在数据缺失<sup>[10-11]</sup>;大气再分析资料连续性好、时空分辨率高,但在局部地区精度失真严重<sup>[12]</sup>。如果能综合利用各数据源的优势,将有望获得更高精度的 ZWD 数据源。然而,由于各个机构采用的同化技术和数据来源并不相同<sup>[13]</sup>,这使得多源数据之间呈现出多源异构(如点状、面状和网状分布)、精度差异、分辨率不统一、甚至存在明显的系统偏差等问题,导致多源数据的综合利用效率较低。因此,解决多源数据之间的多源异构、精度差异和分辨率不统一等问题,对于提高多源数据的利用率具有重要意义。

美国国家环境预报中心提供的气象数据被用于估算 ZWD<sup>[14]</sup>,结果发现其 ZWD 与探空 ZWD (radiosonde ZWD, RS ZWD) 之间存在偏差,并以此建立 TropGrid2 系列模型;文献<sup>[15]</sup>利用美国航空航天局公布的大气再分析资料计算中国区域的 ZWD,发现其与 RS/GNSS ZWD 存在明显正偏差;欧洲中期天气预报中心(European centre for medium-range weather forecasts, ECMWF)第五代再分析资料(the fifth generation ECMWF reanalysis, ERA5)被用于计算全球范围的 ZWD<sup>[16]</sup>,结果显示 RS ZWD 与 ERA5 ZWD 的年均偏差为 1.7 mm。文献<sup>[17]</sup>基于中国气象局天气预报系统发布的全球/区域同化预报增强系统(global/regional assimilation and prediction enhanced system-mesoscale, GRAPES)计算了中国区域的 ZWD,发现其值明显小于 RS ZWD。

综上所述,不同源的 ZWD 之间往往存在不可忽视的差异。唯有处理好多源数据间的差异性,才能充分利用这些数据进行高精度的 ZWD 建模。利用神经网络强大的非线性拟合能力和更高质量的样本数据有望解决这一问题。因

此,分别利用 GRAPES\_MESO 数据和 ERA5 数据计算 GRAPES/ERA5 ZWD,并对其精度进行评估;在此基础上,基于广义回归神经网络(general regression neural network, GRNN)和高精度探空数据建立 GRAPES ZWD 和 ERA5 ZWD 的优化模型;通过优化模型获得与 RS ZWD 无偏的 GRAPES ZWD 和 ERA5 ZWD 优化产品,并将其与 RS ZWD 合并,实现 3 个数据源 ZWD 的无偏融合。融合结果可为 GNSS 导航定位、GNSS 气象学等相关研究及应用提供兼具不同源产品优点的可靠 ZWD 数据源。

## 1 研究区域和数据

### 1.1 研究区域

本文研究区域在 70°E~135°E、15°N~55°N 范围内,横跨中低纬度地区。研究区整体呈现自西向东倾斜向下的地形特征,海拔高度约在 -154~8 848 m 之间。研究区地形起伏大、气候复杂,并受到显著的陆海效应影响。这些特性使得 ZWD 在该区域的时空变化十分显著,故选用该区域作为研究 ZWD 融合方法的实验区。此外,近年来该区域的北斗/GNSS 实时用户数量庞大且呈现快速增长的趋势。高精度的 ZWD 数据源将进一步提高区域 ZWD 建模的精度,助力北斗/GNSS 实时应用性能的优化与发展。

### 1.2 数据描述

由于在研究区域内难以获取长时序和密集站点的 GNSS ZWD 数据,本文采用了 RS ZWD、GRAPES 和 ERA5 数据获取 ZWD,其覆盖范围及探空站的位置如图 1 所示。

#### 1.2.1 GRAPES\_MESO 数据

GRAPES\_MESO 数据可以提供垂直分层的大气数值预报数据,其时间分辨率为 3 h,垂直分辨率为 1 000~100 hPa,水平分辨率为 0.1°×0.1°,共 16 个层<sup>[18]</sup>。本研究从中国气象数据网免费下载了可供使用的 2016—2017 年全部 8 层、往前预报 24 h 的分层温度、气压和水汽压信息。ZWD 的计算式为<sup>[15]</sup>:

$$E_{\text{ZWD}} = 1 \times 10^{-6} \int_H N_w dH = 1 \times 10^{-6} \sum_i \bar{N}_{w_i} \Delta H_i \quad (1)$$

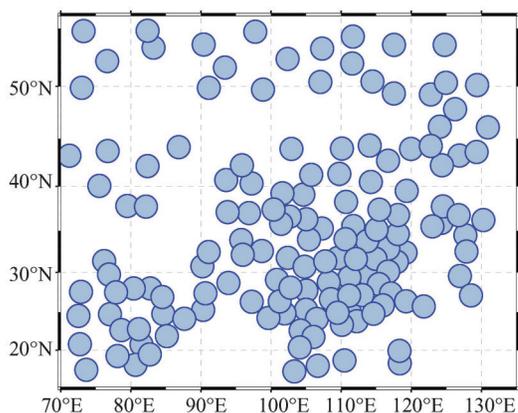


图1 GRAPES/ERA5数据覆盖范围和探空站分布  
Fig. 1 GRAPES/ERA5 Data Range and Distribution of the Radiosonde Stations

$$N_{w_i} = k_2 \cdot \frac{e_i}{T_i} + k_3 \cdot \frac{e_i}{T_i^2} \quad (2)$$

$$e_i = h_i \cdot P_i / 0.622 \quad (3)$$

式中,  $N_{w_i}$  为第  $i$  层的湿折射率;  $\bar{N}_{w_i}$  为相邻气压层的湿折射率平均值;  $H$  代表高程;  $\Delta H_i$  为相邻气压层之间的高差;  $e_i$ 、 $T_i$ 、 $h_i$  和  $P_i$  分别为第  $i$  层的水汽压、温度、相对湿度和气压;  $k_2 = 64.79 \text{ k/hPa}$ ,  $k_3 = 377\ 600 \text{ k}^2/\text{hPa}$ 。

表1 多源ZWD产品简介

Table 1 Summary of Multi-source ZWD Data

产品	机构名称	时间分辨率/h	空间分辨率/km	数据来源
GRAPES ZWD	中国气象局	3	10	<a href="http://data.cma.cn/">http://data.cma.cn/</a>
ERA5 ZWD	ECMWF	1	31	<a href="https://cds.climate.copernicus.eu/">https://cds.climate.copernicus.eu/</a>
RS ZWD	IGRA	12	250	<a href="http://www1.ncdc.noaa.gov/pub/data/igra/">http://www1.ncdc.noaa.gov/pub/data/igra/</a>

## 2 模型构建

### 2.1 GRNN模型

GRNN是一种基于数理统计的径向基函数网络模型,其理论基础源自非线性回归分析<sup>[21]</sup>。GRNN属于前向传播型神经网络,具有优越的非线性映射能力和较快的全局收敛速度等特点<sup>[22-23]</sup>,且不需要反向传播求模型参数,其比常规径向基函数更有优势。因此,选择GRNN建立ZWD优化模型。为实现多源ZWD的优化,利用高质量的RS ZWD和GRNN,训练和优化相对低质量的GRAPES ZWD和ERA5 ZWD。采用GRNN优化ZWD的模型结构如图2所示。

图2中时间信息包括年、年积日、日积时,位置信息指经度、纬度和高程。GRNN由输入层、模式层、求和层和输出层组成,具体如下:

### 1.2.2 ERA5数据

ERA5数据的垂直分辨率为1 000~1 hPa,达到37层,水平分辨率最高为 $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ ,时间分辨率达到1 h。本文选用了2016—2017年研究区内的分层温度、气压和相对湿度数据,ZWD计算方法同§1.2.1。

### 1.2.3 探空数据

探空数据包括地表至高空的相对湿度、温度和气压等气象剖面资料。该数据可从全球无线电探空数据集(integrated global radiosonde archive, IGRA)网站免费获取。本文使用的是2016—2017年时间分辨率为12 h的分层温度、气压和相对湿度剖面数据,计算ZWD方法同§1.2.1。同时利用获得的RS ZWD与GRAPES ZWD、ERA5 ZWD进行精度评估与优化。

表1呈现了GRAPES ZWD、ERA5 ZWD和RS ZWD的时空分辨率信息。由表1可以看出,不同数据源的ZWD之间存在时空异构。尽管探空数据的时空分辨率较低,但其包含了实测的地表到高空的气象参数垂直廓线数据,基于该数据获得的对流层参量具有较高的精度,通常被作为参考值来衡量其他数据源和模型可靠性<sup>[19-20]</sup>。

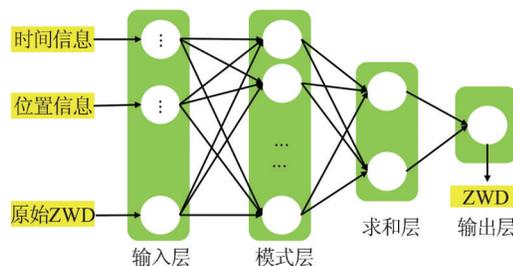


图2 采用GRNN优化ZWD的模型结构

Fig. 2 GRNN Model Structure for Modifying ZWD

1) 输入层。输入层的神经元数目与输入向量的维度相同,各神经元作为分布单元,将输入信息传递到模式层。

2) 模式层。模式层的神经元数与样本数量相等,每个神经元对应不同样本。模式层神经元使用的传递函数计算式如下:

$$p_i = \exp\left[-\frac{(X - X_i)^T (X - X_i)}{2\sigma^2}\right] \quad (4)$$

式中,  $i = 1, 2, \dots, n$ ;  $p_i, X_i$  分别为模式层中第  $i$  个神经元的输出和学习样本;  $X$  和  $\sigma$  分别为网络输入变量和模型超参数, 本文的  $\sigma$  通过寻优算法确定。

3) 求和层。在求和层中, 采用不同类型神经元进行求和。一类是对所有模式层神经元的输出进行算术求和, 模式层与每个神经元的连接权重均为 1, 其传递函数  $S_D$  的计算式为:

$$S_D = \sum_{i=1}^n p_i \quad (5)$$

另外一类是对所有模式层的神经元进行加权求和, 神经元之间的连接权重  $y_{ij}$  为第  $i$  个输出样本  $Y_i$  中的第  $j$  个元素, 传递函数  $S_{N_j}$  为:

$$S_{N_j} = y_{ij} p_i \quad (6)$$

4) 输出层。在输出层中, 神经元数量等于学习样本中的输出向量维数。每个神经元对求和层的输出进行除法运算, 神经元  $j$  的输出对应估计结果  $\hat{Y}(X)$  的第  $j$  个元素  $y_j$ , 计算式为:

$$y_j = \frac{S_{N_j}}{S_D} \quad (7)$$

鉴于 ZWD 具有显著的时空特性<sup>[15]</sup>, 将纬度、经度、高程、时间和 GRAPES/ERA5 ZWD 组成的向量作为样本数据集输入到输入层中。考虑到 GRAPES/ERA5 ZWD 相对 RS ZWD 存在不同的系统偏差和误差特征, 本文分别建立了针对 GRAPES ZWD 和 ERA5 ZWD 的 GRNN 优化模型。

## 2.2 优化实验

### 2.2.1 数据配准和预处理

获取高质量的样本数据是构建精确模型的重要前提。首先分别将相同时刻的 GRAPES/ERA5 ZWD 插值到探空站位置上。鉴于 ZWD 在水平与高程方向均呈现出较为显著的变化, 且 GRAPES/ERA5 的格网点和探空站位置并不一致, 需要综合考虑 ZWD 在水平和高程方向的变化。因此本文在水平方向使用双线性插值法, 从距离目标位置最近的 4 个格网节点对目标水平位置进行插值。而在垂直方向上则借助高斯函数对其进行高程改正<sup>[24]</sup>。以 2016—2017 年 146 个探空站的观测时刻为参考, 将相同时刻的 GRAPES ZWD 和 ERA5 ZWD 通过高斯高程改正和双线性插值进行空间内插后, 得到时空同步的 GRAPES-RS ZWD 和 ERA5-RS ZWD 数据对, 分别为 153 353 对和 190 747 对。两种数据对

数量不同的原因是它们数据缺失的时刻不同。另外, 考虑到不良样本会干扰 GRNN 模型的构建, 因此剔除低质量样本十分必要。本文分别获取了不同站点 RS ZWD 分别与 GRAPES/ERA5 ZWD 数据之间的差值。图 3、图 4 分别为位于 (36.71°E, 101.75°N) 及 (39.48°E, 75.75°N) 的两个示例站差值分布情况。

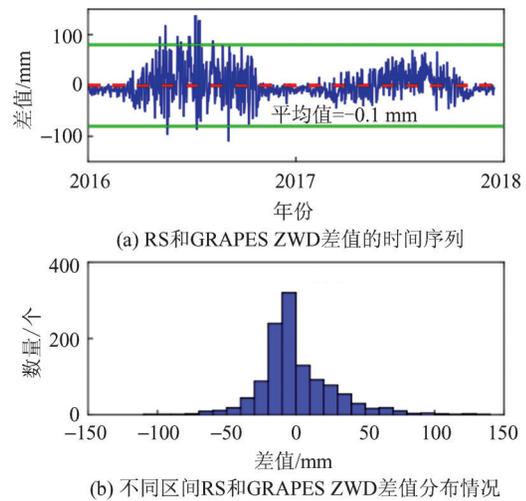


图 3 RS ZWD 与 GRAPES ZWD 差值的时间序列及其在各区间的个数分布

Fig. 3 Time Series and the Counts in Different Intervals from Difference Between RS ZWD and GRAPES ZWD

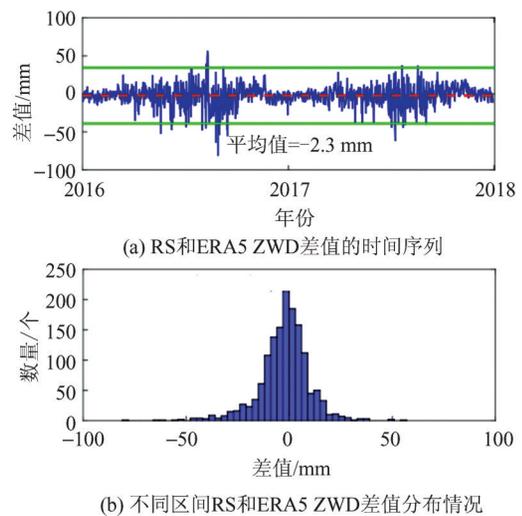


图 4 RS ZWD 与 ERA5 ZWD 差值的时间序列及其在各区间的个数分布

Fig. 4 Time Series and the Counts in Different Intervals from Difference Between RS ZWD and ERA5 ZWD

由图 3、图 4 可见, RS ZWD 与 GRAPES/ERA5 ZWD 之间的差值呈现出正态分布的特征。基于此, 本文对各站差值的标准差 (standard deviation, STD) 进行了计算, 并将 3 倍 STD 设定为阈值, 分别如图 3(a) 和图 4(a) 中绿线所示, 以

此来筛除异常值。最终,分别选用了150 732对GRAPES-RS ZWD样本和188 462对ERA5-RS ZWD样本对GRNN模型展开训练。为分析预处理之后GRAPES/ERA5 ZWD与RS ZWD的系统偏差状况,对二者差值的偏差、STD以及均方根(root mean square, RMS)进行了统计,详细结果如表2所示。

表2 预处理后GRAPES/ERA5 ZWD与RS ZWD差值的偏差、STD和RMS/mm

Table 2 Statistical Results of Bias, STD, and RMS from Difference Between GRAPES/ERA5 ZWD and RS ZWD After Preprocessing/mm

预处理后的数据	偏差	STD	RMS
GRAPES-RS ZWD	11.6	34.3	36.2
ERA5-RS ZWD	-4.9	17.5	18.1

由表2可以看出,GRAPES-RS ZWD呈现出显著的正偏差,ERA5-RS ZWD则表现出明显的负偏差,说明不同数据源的ZWD间存在系统偏差的事实。因此,为提升数据利用率,对它们之间的系统偏差进行校准十分必要。需要特别强调的是,在将样本输入GRNN之前,为保证输入变量具有相似的范围或方差,必须对其进行缩放<sup>[19]</sup>。本文基于归一化方法将输入变量的范围调整至-1~1之间。

### 2.2.2 模型参数确定

在训练GRNN模型之前需要确定超参数 $\sigma$ 。本文通过后验方法确定 $\sigma$ ,使用10倍交叉验证评估不同超参数值的训练效果,并计算模型输出值与检验值的RMS。在10倍交叉验证过程中,每次使用90%的数据训练GRNN模型,剩余10%的数据用作检验,重复进行10次,确保所有数据都参与过验证,精度由10次验证结果的平均值衡量<sup>[23,25-27]</sup>。由于 $\sigma$ 的取值通常在0.01~1之间<sup>[23]</sup>,因此本文将 $\sigma$ 设置在0.01~1(间隔为0.01)内重复训练GRNN模型,并以最小RMS为标准选取最优的 $\sigma$ 。图5展示了 $\sigma$ 在0.01~0.3之间的RMS变化情况。

由图5可知,当 $\sigma=0.05$ 时,GRAPES-RS ZWD数据对应的RMS最小;当 $\sigma=0.07$ 时,ERA5-RS ZWD数据对应的RMS最小。因此,分别基于 $\sigma=0.05$ 和 $\sigma=0.07$ 来训练最终的GRAPES-RS ZWD GRNN模型、ERA5-RS ZWD GRNN模型。

### 2.2.3 融合多源数据的ZWD

在进行多源ZWD融合的过程中,首先获取

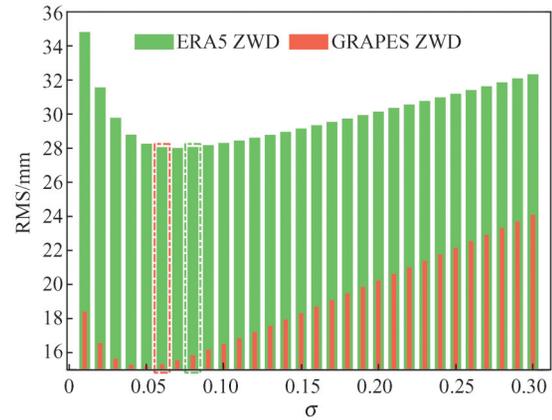


图5 不同 $\sigma$ 训练得到的GRNN模型对应RMS变化情况  
Fig. 5 RMSs from GRNN Model Using Different  $\sigma$

了GRAPES/ERA5 ZWD数据,和它们对应的时间信息及采样位置信息(经度/纬度/高程)。然后,通过对数据的配准、异常值的剔除和数据缩放等过程获得模型构建所需数据集。以收集的GRAPES/ERA5数据集为GRNN模型的输入,以RS ZWD为输出,实现GRAPES/ERA5 GRNN优化模型的构建。之后,将GRAPES/ERA5 ZWD作为输入数据分别输入不同GRNN优化模型,获取优化后的GRAPES/ERA5 ZWD数据,优化后GRAPES/ERA5 ZWD与RS ZWD在时间和位置上是一一对应的,三者间理论上是不存在系统偏差的。由于优化后的GRAPES ZWD、ERA5 ZWD和RS ZWD理论上是无偏的,本文参照文献[26-27]的方式将同时刻优化后的GRAPES ZWD、ERA5 ZWD和RS ZWD存储于同一按时刻拆分的文件,实现3个数据源的ZWD融合。相比计算成本,用户可能更关心的是融合后产品的存储成本,显然融合后产品的储存成本相比原数据并无增加,这也是选择该方法进行融合的另一重要原因。图6给出了多源ZWD融合的工作流程。

## 3 结果分析

### 3.1 GRNN优化模型的整体表现

为评估GRNN优化模型的整体表现,本文计算了优化后GRAPES/ERA5 ZWD与RS ZWD之间的偏差、STD和RMS,并与优化前的精度进行对比,统计结果见表3。表3中检核精度是指以RS ZWD为基准,采用10倍交叉验证方法在 $\sigma$ 最小值时,获得优化后GRAPES/ERA5 ZWD与原始GRAPES/ERA5 ZWD之间的精度。拟合精度则是在选定最佳 $\sigma$ 后,使用全部数据训练得到

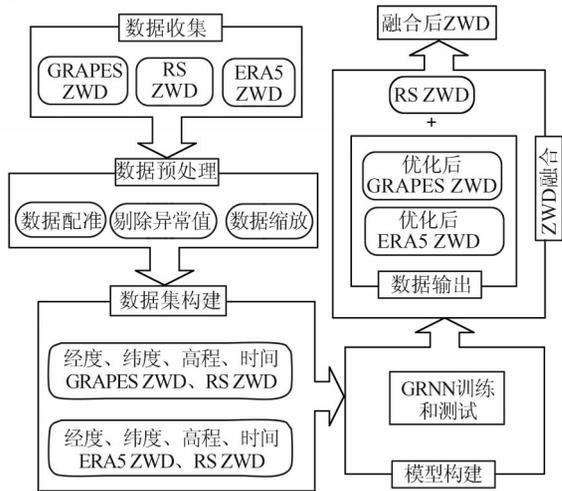


图 6 ZWD 融合的工作流程

Fig. 6 Flowchart of ZWD Fusion

最终模型,并将原始 GRAPES/ERA5 ZWD 输入训练后的模型,得到优化后的 ZWD,进而以 RS ZWD 为参考获取其精度。根据§2.2.3 的方法,融合后的多源 ZWD 精度即为优化后的精度,因此本文仅对优化后的 GRAPES/ERA5 ZWD 的精度进行了详细分析。由表 3 可以看出,优化前 GRAPES ZWD 整体表现为正偏差,平均值达到 11.6 mm,同时 ERA5 ZWD 则表现为相对较小的负偏差,平均值为 -4.9 mm。由此说明,GRAPES ZWD 的数值整体明显大于 RS ZWD。经过 GRNN 模型优化后,GRAPES/ERA5 ZWD 偏差均大幅减小,近乎为 0。这对利用实测气象资料估算精度也仅能达到 3 cm<sup>[28]</sup> 的 ZWD 而言,GRNN 模型能显著校准 ZWD 系统偏差。另外,STD 常用于评估数据的准确性,且不受系统偏差的干扰。在 GRNN 模型优化前后,GRAPES ZWD 和 ERA5 ZWD 的 STD 均显著降低。偏差和 STD 的显著降低证明了 GRNN 模型不仅能够精准校准 ZWD 的系统偏差,还能有效提升 GRAPES/ERA5 ZWD 数据的精度。GRAPES/ERA5 ZWD 被 GRNN 校准与优化后,其 RMS 分别从 36.2 mm 和 18.1 mm 降至 28.0 mm 和 15.2 mm,改进幅度分别达 22.6% 和 16.0%,说明 GRNN 模型对 GRAPES/ERA5 ZWD 精度具有显著的提升效果。此外,由表 3 可以看出,模型的拟合精度与检核精度高度一致,进一步说明本文所提方法是正确且可靠的。

为更直观地展现 RS ZWD 分别与优化后 GRAPES/ERA5 ZWD 之间的相关情况,图 7 为 RS ZWD 与优化后的 GRAPES/ERA5 ZWD 的散点图及其相关性。由图 7 可以看出,优化后的

GRAPES/ERA5 ZWD 与 RS ZWD 的相关系数 ( $R$ ) 接近 1,优化后的 GRAPES/ERA5 ZWD 与 RS ZWD 之间几乎无偏差。这一结果表明,采用 GRNN 模型结合高质量的 RS ZWD 数据,能够有效提高 GRAPES/ERA5 ZWD 的质量,为数据融合提供了坚实的基础。

表 3 优化前后 GRAPES ZWD 和 ERA5 ZWD 的精度/mm

Table 3 Accuracy of Optimized and Original GRAPES ZWD and ERA5 ZWD Tested by RS ZWD/mm

精度	数据源	偏差	STD	RMS
拟合	GRAPES	-0.1	26.4	26.4
精度	ERA5	-0.1	13.7	13.7
	优化前 GRAPES	11.6	34.3	36.2
检核	优化前 ERA5	-4.9	17.5	18.1
精度	优化后 GRAPES	-0.1	28.0	28.0
	优化后 ERA5	-0.2	15.2	15.2

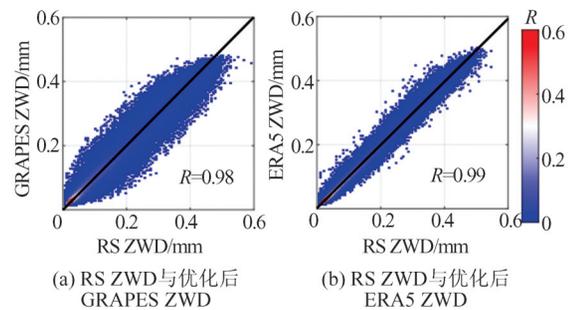


图 7 RS ZWD 与优化后 GRAPES/ERA5 ZWD 散点图及相关系数

Fig. 7 Scatter Plots and Correlation Coefficients of Optimized GRAPES/ERA5 ZWD and RS ZWD

为展示融合后 ZWD 数据的优势,将优化后的 GRAPES/ERA5 ZWD 与 RS ZWD 合并,得到 1 032 张高精度的 ZWD 融合图。融合后数据的空间分辨率高于  $0.1^\circ \times 0.1^\circ$ ,时间分辨率为 12 h。图 8 和图 9 分别为 2017 年第 215 天 12:00:00 UTC 以及 2016 年第 94 天 12:00:00 UTC 的 ZWD 融合结果。同时,将融合后的 ZWD 与单一数据源的 ZWD 进行对比。由图 8 可以看出,GRAPES 数据在黑色和红色椭圆区域内显示出明显较大的 ZWD,这表明 GRAPES 数据(图 8(a))可能存在系统偏差,而融合后的 ZWD 数据在这些区域未出现类似的偏差。图 9 中,红色椭圆区域的 ERA5 ZWD(见图 9(c))明显低于其他源数据,同样可能存在系统偏差,经过融合处理后,该异常得到了有效的修正。由此可见,融合结果相比单源数据具有更明显的优势。此外,图 8 和图 9 还

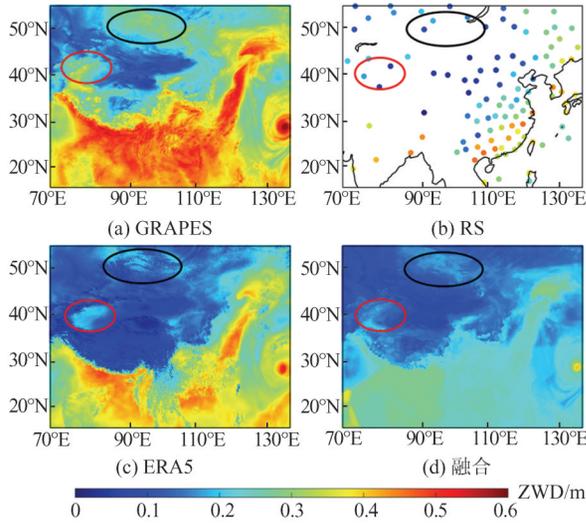


图8 2017年第215天12:00:00 UTC GRAPES/RS/ERA5和融合后ZWD的空间分布

Fig. 8 Spatial Distribution of GRAPES/RS/ERA5 and Fused ZWD at 12:00:00 UTC on Day 215 of 2017

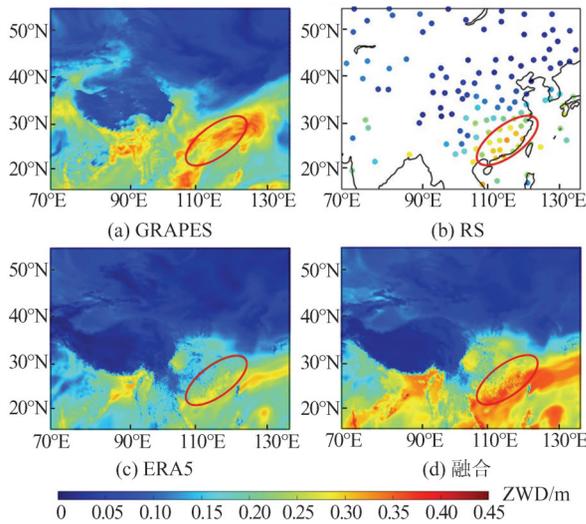


图9 2016年第94天12:00:00 UTC GRAPES/RS/ERA5和融合后ZWD的空间分布

Fig. 9 Spatial Distribution of GRAPES/RS/ERA5 and Fused ZWD at 12:00:00 UTC on Day 94 of 2016

表明,在其他研究区域,融合数据展示出与单源数据相同的特征,进一步验证了融合方法在提高数据质量方面的优势。

### 3.2 优化后ZWD精度的空间分布情况

为展示GRNN模型优化后的GRAPES/ERA5 ZWD的精度空间分布情况,本文统计了所有探空台站优化前后GRAPES/ERA5 ZWD相对RS ZWD差值的偏差(见图10)、STD(见图11)和RMS(见图12)。

由图10(a)可以看出,优化前的GRAPES ZWD在大多数站点为正偏差,且具有在低纬度

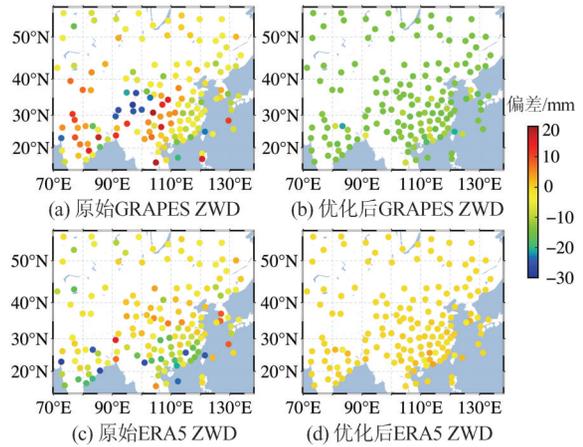


图10 以RS ZWD为参考,探空台站优化前后GRAPES/ERA5 ZWD的偏差

Fig. 10 Bias of Optimized and Original GRAPES/ERA5 ZWD Compared with RS ZWD at Radiosonde Stations

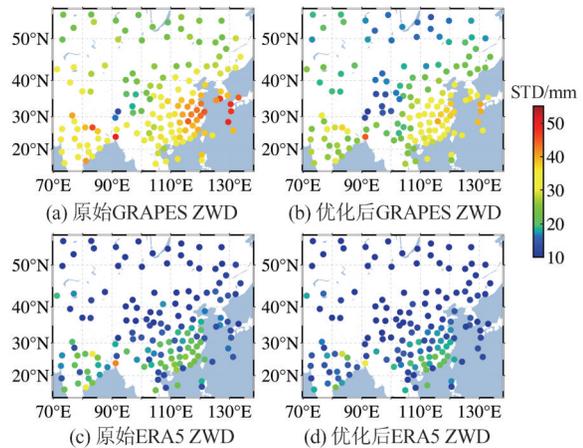


图11 以RS ZWD为参考,探空台站优化前后GRAPES/ERA5 ZWD的STD

Fig. 11 STD of Optimized and Original GRAPES/ERA5 ZWD Compared with RS ZWD at Radiosonde Stations

地区较大和中高纬度地区较小的特点,这再次证明了GRAPES ZWD总体大于RS ZWD;其次GRAPES ZWD的偏差分布存在空间差异。对比图10(a),优化后GRAPES ZWD(见图10(b))的偏差明显减小,各站的偏差均接近于零,且其空间差异基本被校正。由图10(c)可以看出,优化前ERA5 ZWD的偏差在绝大部分站点为负值,且低纬度地区的绝对值较高纬度地区的大。同时ERA5 ZWD倾向小于RS ZWD,这些偏差呈现明显空间差异。优化后ERA5 ZWD的偏差(见图10(d))绝对值明显变小,全部趋向于0,此外对应的空间变化也被大幅削弱。综上所述,GRNN优化模型有效地校准了GRAPES/ERA5 ZWD相对RS ZWD的偏差,并且这种校准根据不同地点具有特异性。

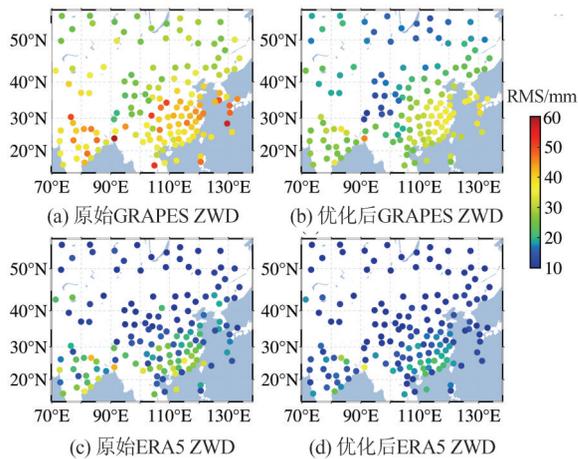


图 12 以 RS ZWD 为参考,不同探空站优化前后 GRAPES/ERA5 ZWD 的 RMS

Fig. 12 RMS of Optimized and Original GRAPES/ERA5 ZWD Compared with RS ZWD at Radiosonde Stations

由图 11(a) 和 11(b) 可以看出,优化后的 GRAPES ZWD 在大多数站点的 STD 减小。特别是在东部靠近太平洋和西南部靠近印度洋的海陆交界区域,这些区域优化前的 STD 较大,优化后 STD 的减少更加显著。由图 11(c) 和 11(d) 可以看出,优化前 ERA5 ZWD 的 STD 较大的站点,经过优化后 STD 显著减少。这些结果表明,GRNN 优化模型不仅能提高 GRAPES/ERA5 ZWD 的精度,且在 STD 较差的站点优化效果尤为突出。

由图 12 可以看出,优化后 GRAPES/ERA5 ZWD 的 RMS 明显降低。尤其是在东部和西南部分别临近太平洋和印度洋的海陆交界处,其 RMS 的减少更为明显,特别是 GRAPES ZWD。依据表 3、图 10~图 12 的结果,可以做出以下推论:优化后 GRAPES ZWD 和 ERA5 ZWD 的 RMS 减小的原因是其偏差得到了有效的校正。

### 3.3 优化后 ZWD 精度在时间域的分布特征

ZWD 有较明显的季节变化特性<sup>[24]</sup>,因此,统计了 2016—2017 年 GRAPES ZWD 和 ERA5 ZWD 的日均偏差、STD 和 RMS,统计结果见图 13。

由图 13(a) 可以看出,优化前 GRAPES ZWD 的偏差主要是正值,其次 ERA5 ZWD 的偏差则大多为负值。同时两者的偏差表现出明显的季节变化特性,夏季的偏差绝对值较大,其余 3 季的则较小。基于 GRNN 模型获取的优化后的 GRAPES/ERA5 ZWD 的偏差变得更加稳定,偏差绝对值明显减小,其偏差季节性波动得到了有效抑制。其原因是在训练过程中 GRNN 模型有效地拟合了 GRAPES/ERA5 ZWD 与 RS ZWD 之间的季节

性变化,使得优化后的 GRAPES/ERA5 ZWD 能够在各个时段更好地逼近 RS ZWD。由图 13(b)

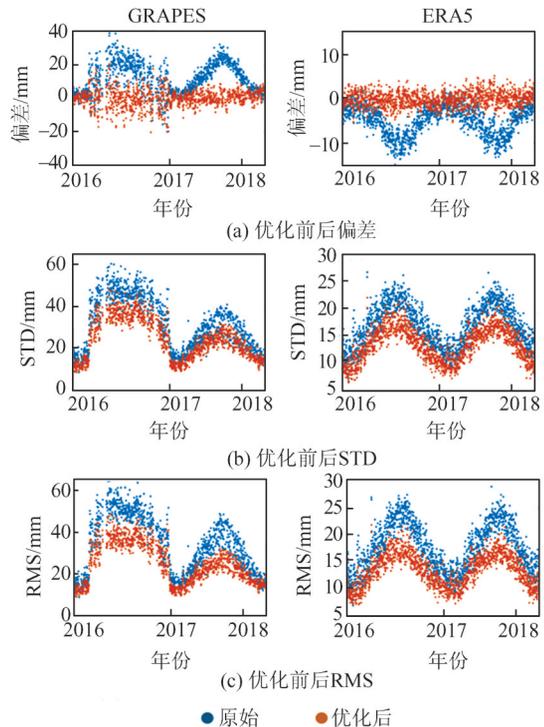


图 13 优化前后 GRAPES ZWD 和 ERA5 ZWD 日均偏差、STD 和 RMS 的变化

Fig. 13 Daily Mean Bias, STD, and RMS of Optimized and Original GRAPES/ERA5 ZWD

可以看出,经过 GRNN 模型优化后,GRAPES/ERA5 ZWD 的 STD 显著降低,其在不同时间的 STD 减少幅度相近。优化前后 GRAPES/ERA5 ZWD 的 STD 呈现一定的季节性特征。由图 13(c) 可以看出,GRNN 模型优化后,GRAPES/ERA5 ZWD 的 RMS 整体明显下降,并且随着时间的推移,两个数据源的 RMS 下降幅度相近。优化前后的 RMS 在夏季较大,冬季较小,其变化模式与 STD 类似。综上所述,GRNN 优化模型可以实现不同季节的 GRAPES/ERA5 ZWD 的偏差校正进而提高其精度,且在不同季节的校正效果均较好且稳定。

## 4 结 语

本文利用 2016—2017 年 ERA5 和 GRAPES 数据分别获取中国区域 ZWD 的精度,发现 GRAPES/ERA5 ZWD 与 RS ZWD 之间分别存在不同程度的系统偏差。为了修正不同机构间的数据异构和系统偏差,利用高精度的 RS ZWD 和 GRNN 强大的非线性逼近能力构建了 GRAPES/ERA5 ZWD 的优化模型;生成了与

RS ZWD无偏的GRAPES和ERA5 ZWD优化产品,并将其与RS ZWD合并,获得了1 032张高精度的ZWD融合图。检验结果表明,参考RS ZWD,优化后GRAPES ZWD和ERA5 ZWD的平均偏差分别是 $-0.1\text{ mm}$ 和 $-0.2\text{ mm}$ ,RMS分别是 $28.0\text{ mm}$ 和 $15.2\text{ mm}$ ,较优化前,RMS分别改善了 $22.6\%$ 和 $16.0\%$ ,且具有更好的时空稳定性。本文提出的融合方法无需人为提前设置模型函数,仍然可以实现多源数据的无偏融合,这是传统的手段难以企及的。此外,该研究有效展示了基于机器学习的方法(如GRNN)融合多源对流层参量的突出优势和良好的应用前景。

### 参 考 文 献

- [1] LU C X, LI X X, ZUS F, et al. Improving BeiDou Real-Time Precise Point Positioning with Numerical Weather Models[J]. *Journal of Geodesy*, 2017, 91(9): 1019-1029.
- [2] ZHENG F, LOU Y D, GU S F, et al. Modeling Tropospheric Wet Delays with National GNSS Reference Network in China for BeiDou Precise Point Positioning[J]. *Journal of Geodesy*, 2018, 92(5): 545-560.
- [3] 赵庆志, 刘康, 李祖锋, 等. GNSS和非实测气象参数的PWV反演方法及其精度评估[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(3): 453-464.  
ZHAO Qingzhi, LIU Kang, LI Zufeng, et al. PWV Inversion Method Based on GNSS and Non-Measured Meteorological Parameters and Accuracy Evaluation[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(3): 453-464.
- [4] 沈天枫, 陈国, 阚昊宇, 等. BDS-3 PPP-B2b 太阳活动高年期间服务性能评估[J]. 测绘地理信息, 2025, 50(6): 42-47.  
SHEN Tianfeng, CHEN Guo, KAN Haoyu, et al. Assessment of BDS-3 PPP-B2b Service Performance During Periods of High Solar Activity[J]. *Journal of Geomatics*, 2025, 50(6): 42-47.
- [5] SINGH D, GHOSH J K, KASHYAP D. Precipitable Water Vapor Estimation in India from GPS-Derived Zenith Delays Using Radiosonde Data[J]. *Meteorology and Atmospheric Physics*, 2014, 123(3): 209-220.
- [6] HOPFIELD H S. Two-Quartic Tropospheric Refractivity Profile for Correcting Satellite Data[J]. *Journal of Geophysical Research*, 1969, 74(18): 4487-4499.
- [7] NING T, HAAS R, ELGERED G, et al. Multi-Technique Comparisons of 10 years of Wet Delay Estimates on the West Coast of Sweden[J]. *Journal of Geodesy*, 2012, 86(7): 565-575.
- [8] LARSON K M. Unanticipated Uses of the Global Positioning System[J]. *Annual Review of Earth and Planetary Sciences*, 2019, 47: 19-40.
- [9] 姚宜斌, 赵庆志. GNSS对流层水汽监测研究进展与展望[J]. 测绘学报, 2022, 51(6): 935-952.  
YAO Yibin, ZHAO Qingzhi. Research Progress and Prospect of Monitoring Tropospheric Water Vapor by GNSS Technique[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2022, 51(6): 935-952.
- [10] ZHAO Q Z, DU Z, YAO W Q, et al. Hybrid Precipitable Water Vapor Fusion Model in China[J]. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, 2020, 208: 105387.
- [11] 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.
- [12] CHEN B Y, LIU Z Z. Global Water Vapor Variability and Trend from the Latest 36 Year (1979 to 2014) Data of ECMWF and NCEP Reanalyses, Radiosonde, GPS, and Microwave Satellite[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2016, 121(19): 11442-11462.
- [13] 李博峰, 王苗苗, 沈云中, 等. 不同全球对流层天顶延迟产品在中国区域的比较[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2014, 42(8): 1267-1272.  
LI Bofeng, WANG Miaomiao, SHEN Yunzhong, et al. Comparison of Different Global Troposphere Zenith Path Delay Products in China[J]. *Journal of Tongji University (Natural Science)*, 2014, 42(8): 1267-1272.
- [14] SCHÜLER T. The TropGrid2 Standard Tropospheric Correction Model[J]. *GPS Solutions*, 2014, 18(1): 123-131.
- [15] 黄良珂, 郭立杰, 刘立龙, 等. 利用中国区域MERRA-2资料计算ZTD和ZWD的精度分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(3): 416-424.  
HUANG Liangke, GUO Lijie, LIU Lilong, et al. Accuracy Analysis of ZTD and ZWD Calculated from MERRA-2 Reanalysis Data over China[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(3): 416-424.
- [16] GUO L J, HUANG L K, LI J Y, et al. A Comprehensive Evaluation of Key Tropospheric Parameters from ERA5 and MERRA-2 Reanalysis Products Using Radiosonde Data and GNSS Measurements[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(15): 3008.

- [17] CAO L Y, ZHANG B, LI J Y, et al. A Regional Model for Predicting Tropospheric Delay and Weighted Mean Temperature in China Based on GRAPES\_MESO Forecasting Products[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(13): 2644.
- [18] WANG L L. Assimilation of Soil Moisture and Temperature in the GRAPES\_Meso Model Using an Ensemble Kalman Filter [J]. *Meteorological Applications*, 2019, 26(3): 483-489.
- [19] WANG S M, XU T H, NIE W F, et al. Establishment of Atmospheric Weighted Mean Temperature Model in the Polar Regions[J]. *Advances in Space Research*, 2020, 65(1): 518-528.
- [20] 黄良珂, 郭立杰, 刘立龙, 等. 利用中国区域 MERRA-2 资料计算 ZTD 和 ZWD 的精度分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(3): 416-424.  
HUANG Liangke, GUO Lijie, LIU Lilong, et al. Accuracy Analysis of ZTD and ZWD Calculated from MERRA-2 Reanalysis Data over China [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(3): 416-424.
- [21] SPECHT D F. A General Regression Neural Network[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1991, 2(6): 568-576.
- [22] CIGIZOGLU H K, ALP M. Generalized Regression Neural Network in Modelling River Sediment Yield[J]. *Advances in Engineering Software*, 2006, 37(2): 63-68.
- [23] YUAN Q Q, XU H Z, LI T W, et al. Estimating Surface Soil Moisture from Satellite Observations Using a Generalized Regression Neural Network Trained on Sparse Ground-Based Measurements in the Continental U. S [J]. *Journal of Hydrology*, 2020, 580: 124351.
- [24] HU Y F, YAO Y B. A New Method for Vertical Stratification of Zenith Tropospheric Delay [J]. *Advances in Space Research*, 2019, 63(9): 2857-2866.
- [25] RODRÍGUEZ J D, PÉREZ A, LOZANO J A. Sensitivity Analysis of Kappa-Fold Cross Validation in Prediction Error Estimation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(3): 569-575.
- [26] LINDENBERGH R, MAREL H, KESHIN M, et al. Validating Time Series of a Combined GPS and MERIS Integrated Water Vapor Product [C]//The 2nd MERIS/(A) ATSR User Workshop, Frascati, Rome, 2009.
- [27] ZHANG B, YAO Y B. Precipitable Water Vapor Fusion Based on a Generalized Regression Neural Network[J]. *Journal of Geodesy*, 2021, 95(3): 36.
- [28] MENDES V, LANGLEY R. Tropospheric Zenith Delay Prediction Accuracy for Airborne GPS High-Precision Positioning [C]// Annual Meeting of the Institute of Navigation, Denver, USA, 1998.