



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: 利用广义回归神经网络融合天顶对流层湿延迟
作者: 黎峻宇, 李浩杰, 姚宜斌, 刘立龙, 张豹, 黄良珂
DOI: 10.13203/j.whugis20220193
收稿日期: 2022-05-31
网络首发日期: 2022-09-15
引用格式: 黎峻宇, 李浩杰, 姚宜斌, 刘立龙, 张豹, 黄良珂. 利用广义回归神经网络融合天顶对流层湿延迟[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版).
<https://doi.org/10.13203/j.whugis20220193>



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.whugis20220193

引用格式：

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, 2022, DOI: 10.13203/j.whugis20220193 (LI Junyu, LI Haojie, YAO Yibin, et al. Zenith Wet Delay Fusion Based on A Generalized Regression Neural Network[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 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^{1,2}, 李浩杰^{1,2}, 姚宜斌³, 刘立龙^{1,2}, 张豹³, 黄良珂^{1,2}

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)有利于提高全球卫星导航系统(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, 利用广义回归神经网络(generalized regression neural network, GRNN)强大的非线性逼近能力和高质量的探空(radiosonde, RS) ZWD, 来优化质量相对较低的 GRAPES_MESO(GRAPES) ZWD 和 ERA5 ZWD; 然后将它们合并, 实现多源 ZWD 的无偏融合, 获得了 1032 张 ZWD 融合图。结果表明, 以 RS ZWD 为参考, 2016—2017 年的 GRAPES/ERA5 ZWD 与 RS ZWD 间存在不同程度的系统偏差; 优化后 GRAPES 和 ERA5 ZWD 的总体偏差(Bias)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 和 ERA5 ZWD Bias、标准差(standard deviation, STD)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 ZWD 数据源。

关键词：天顶湿延迟; GRNN; 优化; 系统偏差; 多源数据融合

中图分类号：P228

文献标识码：A

准确的天顶对流层湿延迟(zenith wet delay, ZWD)估值有利于提高 GNSS 导航定位的精度, 直接影响 GNSS 气象学反演水汽的准确性^[1-5]。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^[6-8]。探空数据是精度最高的 ZWD 数据源之一, 但时空分辨率较低^[9]; GNSS 站能提供高时间分辨率和高精度的数据, 但大部分安置在陆地区域且分布并不均匀, 同时存在数据缺失的问题^[10-11]; 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^[12]。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, 不同机构使用的数据源和同化技术迥异^[13], 导致多源数据之间存在多源异构(点状、面状和网状分布)、精度不等、分辨率不一致甚至严重系统偏差等问题, 因而多源数据综合利用率较低。因此, 解决多源数据之间的数据异构、精度不等和系统偏差等问题, 对于提高多源数据的利用率具有重要意义。

文献[14]利用美国国家环境预报中心(National Centers for Environmental Prediction, NCEP)提供的气象数据估算 ZWD, 发现 NCEP ZWD 与 RS ZWD 之间存在偏差, 并在此基础上建立了 TropGrid2 系列模型; 文献[15]利用美国航空航天局(National Aeronautics and Space

收稿日期：2022-05-31

项目资助：广西自然科学基金(2020GXNSFBA297145); 国家自然科学基金(42064002)

第一作者：黎峻宇, 博士, 讲师, 主要从事GNSS近地空间环境监测的研究。yl_ljunyu@163.com

Administration, NASA)发布的大气再分析资料(MERRA-2)获得了中国区域 ZWD,发现其与 RS/GNSS ZWD 存在正偏差;文献 [16] 利用欧洲中期天气预报中心 (European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, ECMWF)新一代再分析资料(ERA5)计算了全球的 ZWD,结果显示 RS ZWD 与 ERA5 ZWD 年均偏差为 1.7 mm。文献[17]基于中国气象局新一代中尺度数值天气预报系统提供的预报数据 (GRAPES_MESO) 计算了中国区域的 ZWD,发现其值明显小于 RS ZWD。综上所述可知,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 和 ERA5 数据计算 ZWD(GRAPES/ERA5 ZWD),并对其精度进行评估;在此基础上,基于 GRNN 和高精度探空数据建立 ERA5 ZWD 和 GRAPES ZWD 的优化模型;通过优化模型获得与 RS ZWD 无偏的 ERA5 ZWD 和 GRAPES ZWD 优化产品,并将其与 RS ZWD 合并,实现三源 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 15°N–55°N 和 70°E–135°E 范围内,横跨中低纬度地区。该区域总体上西部高,东部低,海拔范围为-154 m 至 8848 m。研究区域地形复杂,气候模式多样,陆-海效应作用强烈。上述特点导致 ZWD 在该区域时空变化剧烈。得益于此,本区域或为研究融合方法的理想试验场。此外,该区域有庞大的北斗/GNSS 实时用户,如果能为其提供高精度的 ZWD 数据源,对于提高 ZWD 模型精度,进而提升北斗/GNSS 实时应用性能具

有积极推动作用。

1.2 数据描述

由于在研究区域内较难获得长时序、密集站点的 GNSS ZWD,本文使用了探空数据、GRAPES_MESO(GRAPES)数据和 ERA5 数据。基于这些数据获得的 ZWD 分别记为 RS ZWD、ERA5 ZWD 和 GRAPES ZWD。所用 GRAPES 数据、ERA5 数据的覆盖范围和探空站位置见图 1。

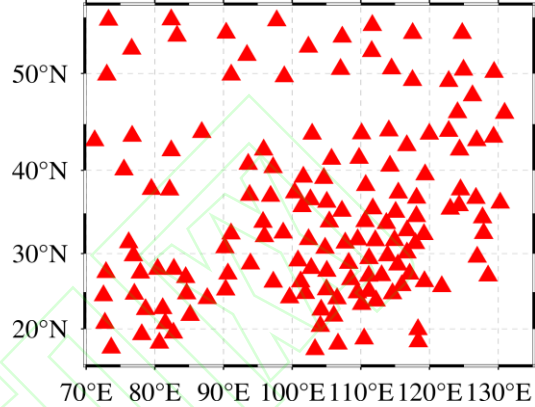


图 1 GRAPES/ERA5 数据覆盖范围和探空站分布

Fig.1 GRAPES/ERA5 Data Range and Distribution of the Radiosonde Stations Used

1.2.1 GRAPES_MESO 数据

GRAPES_MESO 是中国气象局开发的新一代中尺度数值天气预报系统,可提供垂向分层的大气信息数值预报数据。其水平分辨率为 $0.1^\circ \times 0.1^\circ$,垂直分辨率为 1000 hPa 到 100 hPa、共 16 层,时间分辨率为 3 h。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 小时的分层温度、气压和水汽压信息,采用公式(1-3)计算 ZWD^[15]。

$$ZWD = 10^{-6} \int_H^{\infty} N_w dH = 10^{-6} \sum_i \bar{N}_w \Delta H_i \quad (1)$$

$$N_w = k_2 \times \frac{e_i}{T_i} + k_3 \times \frac{e_i}{T_i^2} \quad (2)$$

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

式中, \bar{N}_w 表示两相邻气压层的平均湿折射率, ΔH_i 为层间厚度, N_w 为第 i 层的湿折射率; e_i 、 T_i 、 h_i 和 P_i 分别表示第 i 层水汽压、温度、相对湿度和气压;

$k_2 = 64.79 K/hPa$, $k_3 = 377600 K^2/hPa$ 。

1.2.2 ERA5 数据

ERA5 数据是由 ECMWF 提供的第五代全球大气再分析资料。其垂直分辨率从 1000 hPa 到 1 hPa, 共 37 层, 水平分辨率为 $0.25^\circ \times 0.25^\circ$; 时间分辨率为 1 h。本研究选用 2016—2017 年, 中国区域分层温度、气压和相对湿度数据计算 ZWD, 方法同 1.2.1。

1.2.3 探空数据

探空数据包含了地表至高空的相对湿度、温度和气压等气象资料。其数据可从 Integrated Global Radiosonde Archive (IGRA) 网站免费下载。本研究使用了 2016—2017 年, 时间分辨率为 12 h 的分层温度、气压和相对湿度数据计算 ZWD, 方

法同 1.2.1。并将其用于 GRAPES/ERA5 ZWD 精度评估与优化。

表 1 给出了 GRAPES ZWD、ERA5 ZWD 和 RS ZWD 的时空分辨率信息。可见, RS ZWD 的时空分辨率最低(12 h、约 250 km); GRAPES ZWD 的空间分辨率最高(10 km), 时间分辨率中等(3 h); ERA5 ZWD 具有中等的空间分辨率(31 km)和最高的时间分辨率(1 h)。可见不同数据源的 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, 通常被作为检验其他观测手段和模型的参考值^[18-20], 因此将它作为训练和检验其它 ZWD 产品的参考值。

表 1 多源 ZWD 产品简介

Tab.1 Summary of Multi-Source ZWD Data

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

2. 模型构建

2.1 广义回归神经网络模型

广义回归神经网络是建立在数理统计基础上的径向基函数网络模型, 其理论基础是非线性回归分析^[21]。GRNN 是一个前向传播的神经网络, 具有很强的非线性映射能力和全局收敛速度快等特点^[22-23], 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。这些优点使 GRNN 成为进行回归、逼近、拟合和预测的强大工具。因此, 选择了 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 的强大逼近能力, 训练和优化相对低质量的 GRAPES ZWD 和 ERA5 ZWD。采用的 GRNN 优化模型结构如下:

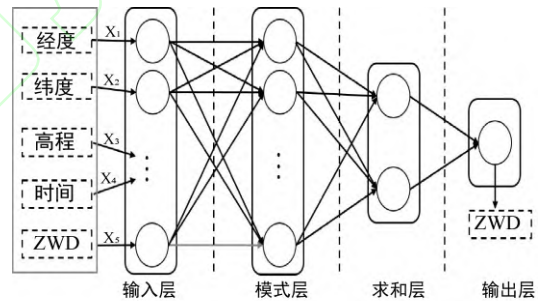


图 2 ZWD GRNN 优化模型结构

Fig.2 The GRNN Model Structure for Modifying ZWD

GRNN 是由四层结构组成, 分别为输入层、模式层、求和层和输出层。

(1) 输入层

输入层神经元的数目等于学习样本中输入向量的维数, 其中各神经元是简单的分布单元, 直接将输入变量传递到模式层。

(2) 模式层

模式层神经元数目等于学习样本的数目, 各神经元对应不同的样本。模式层神经元传递函数为:

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

式中， $i=1,2,\dots,n$ ， p_i 为模式层中第 i 个神经元的输出， X 为网络输入变量； X_i 为第 i 个神经元对应的学习样本， σ 是模型的超参数。本文的 σ 通过寻优算法确定。

(3) 求和层

求和层中使用两种类型神经元进行求和，其中一类的计算公式为：

$$\sum_{i=1}^n \exp \left\{ -\frac{(X - X_i)^T (X - X_i)}{2\sigma^2} \right\} \quad (5)$$

它对所有模式层神经元的输出进行算术求和，其模式层与各神经元的连接权值为 1，传递函数为：

$$S_D = \sum_{i=1}^n p_i \quad (6)$$

另一类计算公式为：

$$\sum_{i=1}^n Y_i \exp \left\{ -\frac{(X - X_i)^T (X - X_i)}{2\sigma^2} \right\} \quad (7)$$

它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值为第 i 个输出样本 Y_i 中的第 j 个元素，传递函数为：

$$S_{Nj} = \sum_{i=1}^n y_{ij} p_i, \quad j=1,2,\dots,k \quad (8)$$

(4) 输出层

输出层中的神经元数目等于学习样本中输出向量的维数 k ，各神经元将求和层的输出相除，神经元 j 的输出对应估计结果 $\hat{Y}(X)$ 的第 j 个元素，即：

$$y_j = \frac{S_{Nj}}{S_D}, \quad j=1,2,\dots,k \quad (9)$$

考虑到 ZWD 有明显的时空特性^[15]，将输入层样本数据集的维度设为 5，分别是纬度、经度、高程、时间和 GRAPES/ERA5 ZWD。输出数据集的维度为 1，训练时指 RS ZWD，使用时指优化后的 ZWD。优化处理后的 GRAPES/ERA5 ZWD 理论上与 RS ZWD 差异最小。由于 GRAPES/ERA5 ZWD 数据具有不同的系统偏差和误差特性，本文分别构建了

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

高质量的样本数据有利于构建高精度模型，为了筛选出高质量的样本数据，将 GRAPES、ERA5 和 RS 数据进行空间配准，其本质是将同时刻观测的 GRAPES ZWD 和 ERA5 ZWD 插值到探空站位置上。由于 ZWD 在水平和高程方向存在较大变化，而 GRAPES、ERA5 格网点与探空站不在同一位置，因此需要综合考虑 ZWD 在水平和高程方向的变化。针对该问题，对于水平方向，使用双线性插值法从最近的四个格网节点向目标位置插值。在垂直方向，采用高斯函数对其进行高程改正^[24]。以 2016—2017 年 146 个探空站的观测时刻为准，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，得到同时刻配准后的 GRAPES-RS ZWD 数据 153353 对和 ERA5-RS ZWD 数据 190747 对，两种数据对不同的原因是两种数据来源缺失数据的时刻不尽相同。

由于不良样本会对 GRNN 模型的构建产生不利影响，有必要剔除低质量的样本。首先，分别计算了各站 RS ZWD 和 GRAPES/ERA5 ZWD 之间的差值，图 3 和图 4 分别给出了示例站点 1(36.71 E, 101.75 N)和示例站点 2(39.48 E, 75.75 N)处的 RS ZWD 和 GRAPES ZWD 差值的时间序列和在各区间的分布情况。

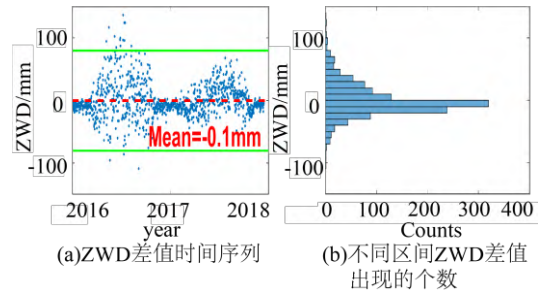


图 3 示例站点 1 处差值的时间序列和分布情况
Fig.3 Time Series and Distribution of Differences at Exemplary Station 1

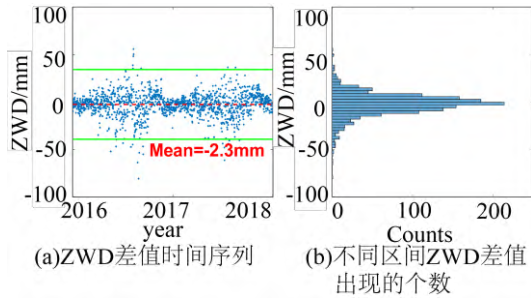


图4 示例站点2处差值的时间序列和分布情况
Fig.4 Time Series and Distribution of Differences at an Exemplary Station 2

从图3和图4可以看出,RS ZWD和GRAPES/ERA5 ZWD之间的差值服从正态分布。因此,计算了各站差值的STD,以3倍STD作为阈值来剔除异常值。最后,使用了150732对GRAPES-RS ZWD样本和188462对ERA5-RS ZWD样本训练GRNN模型。

为分析预处理后GRAPES/ERA5 ZWD与RS ZWD的系统偏差,统计了它们之间差值(GRAPES/ERA5 ZWD减RS ZWD)的Bias、STD和RMS,统计结果见表2。

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

Tab.2 Statistical Results of Bias, STD, and RMS from Differences between GRAPES/ERA5 ZWD and RS ZWD after Preprocessing

不同ZWD系统	Bias	STD	RMS
GRAPES-RS ZWD	11.6	34.3	36.2
ERA5-RS ZWD	-4.9	17.5	18.1

从表2可见,以RS ZWD为参考,GRAPES ZWD有明显的正偏差,而ERA5 ZWD有明显的负偏差,进一步说明了不同数据源ZWD之间存在系统偏差的问题,因此需要对它们之间的系统偏差进行校准以提高数据的利用率。

此外,将样本输入GRNN之前,必须对所有输入变量进行缩放,以使它们具有大致相同的范围或方差^[19]。本文使用了归一化的方法将输入变量进行缩放,缩放后输入变量的范围在-1至1之间。

2.2.2 模型参数确定

在训练GRNN模型前,需先确定超参

数 σ 的值。本文采用后验的方式确定超参数 σ 的值,利用10倍交叉验证的方法检验不同值的训练效果,并统计检验值与模型输出值的RMS。需要说明的是:10倍交叉验证每次用90%的数据训练GRNN模型,10%的数据用于检验,这个过程进行10次,以确保所有数据都参与了检验,检验精度是十次检验结果的平均值,该方法常被用于检核神经网络模型的精度^[23,25]。 σ 的取值通常在0.01至1之间^[23],因此本文采用范围为0.01到1(间隔为0.01)的 σ 值来重复训练GRNN模型,并以10倍交叉验证生成的最小RMS作为准则来确定最佳 σ 。图5给出了 σ 在0.01-0.3之间的RMS变化情况。

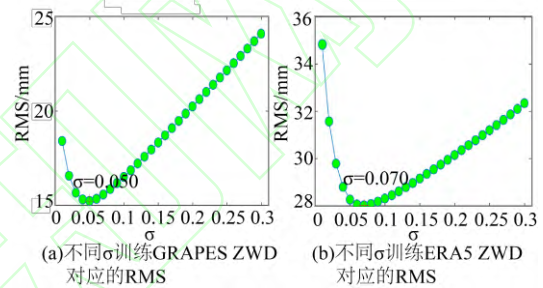


图5 不同的 σ 训练GRNN模型的RMS

Fig.5 RMS from GRNN Based on Different σ

可以看出,对于GRAPES-RS ZWD数据,当 $\sigma=0.05$ 时,RMS最小。当 $\sigma=0.07$ 时,ERA5-RS ZWD数据的RMS最小。因此,选用 $\sigma=0.05$ 和 $\sigma=0.07$ 分别训练最终的GRAPES-RS ZWD GRNN模型和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,首先收集了所有GRAPES ZWD和ERA5 ZWD数据以及它们的采样位置(经度、纬度和高程)和时间。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,在以GRAPES/ERA5 ZWD为输入,从而输出优化后的GRAPES/ERA5 ZWD数据。由于GRNN模型相当于一个校准工具,因此,优化后GRAPES/ERA5 ZWD

与 RS ZWD 在时空域上是对齐的，三者间理论上是没有系统偏差的。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，实现三源数据的 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。

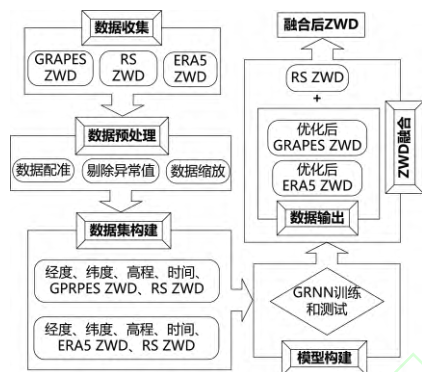


图 6 ZWD 融合的工作流程

表 3 优化前后 GRAPES ZWD 和 ERA5 ZWD 的精度信息

Tab.3 Accuracy Information of the Modified and the Original GRAPES/ERA5 ZWD Tested by RS ZWD

ZWD/mm	检核精度				拟合精度	
	优化前 GRAPES	优化后 GRAPES	优化前 ERA5	优化后 ERA5	GRAPES	ERA5
Bias	11.6	-0.1	-4.9	-0.2	-0.1	-0.1
STD	34.3	28.0	17.5	15.2	26.4	13.7
RMS	36.2	28.0	18.1	15.2	26.4	13.7

上述所有精度信息都是预处理后的同一样本得出的，因此它们之间具有可比性。由表 3 可知，GRAPES ZWD 优化前有 11.6 mm 的正 Bias，ERA5 ZWD 优化前有相对较小的负 Bias (-4.9 mm)，可见 GRAPES ZWD 明显大于 RS ZWD，而 ERA5 ZWD 总体小于 RS ZWD；经 GRNN 模型优化后，两个数据源 ZWD 的 Bias 都减小到接近于 0 mm，这对基于实测地面数据估算精度也仅能达到 3cm^[28]的 ZWD 而言，优化效果是非常显著的，这表明 GRNN 模型可以有效校准 ZWD 系统偏差；STD 可用来评估数据的准确性，不受系统偏差的影响。GRAPES ZWD

Fig.6 Flowchart of the ZWD Fusion

3. 结果分析

3.1 GRNN 优化模型的整体性能

为分析 GRNN 优化模型的性能，统计了优化后 GRAPES/ERA5 ZWD 与 RS ZWD 的 Bias、STD 和 RMS，并将其与优化前的精度做比较，统计结果见表 3。其中，检核精度是指：以 RS ZWD 为参考，当 σ 最小时，十倍交叉验证得到的优化后 GRAPES/ERA5 ZWD 和原始 GRAPES/ERA5 ZWD 的精度信息。拟合精度为：当选定最佳 σ 之后，用所有的数据训练得到最后的模型，将原始的 GRAPES/ERA5 ZWD 输入训练好的模型后得到优化后的 ZWD，将其与 RS ZWD 作差得到的精度信息。由 2.2.3 可知，使用本文的融合方式，融合后的多源 ZWD 精度即优化后的精度，因此只对优化后的 GRAPES ZWD 和 ERA5 ZWD 精度进行了分析。

进行 GRNN 优化前后，STD 分别为 34.3 mm 和 28.0 mm，ERA5 ZWD 优化前后的 STD 则为 17.5 mm 和 15.2 mm；Bias 和 STD 的大幅减少说明 GRNN 模型不仅可以校准偏差，而且可以提高 GRAPES ZWD 和 ERA5 ZWD 的精度；经过 GRNN 校准和优化后，GRAPES ZWD 的 RMS 从 36.2 mm 减小到 28.0 mm，ERA5 ZWD 的 RMS 从 18.1 mm 减小到 15.2 mm，改进分别为 22.6% 和 16.0%，精度提升明显。表 3 中还给出了 GRNN 模型的拟合精度，可以明显看出拟合精度和模型的检核精度基本一致，进一步验证了本文所提方法的正确性和可靠性。

为更清晰地展示优化后 GRAPES/ERA5 ZWD 与 RS ZWD 的符合程度，图 7 给出了优化后的 GRAPES/ERA5 ZWD 与 RS ZWD 散点图以及它们之间的相关程度。结果表明优化后的 GRAPES/ERA5 ZWD 与 RS ZWD 的相关系数 R 均接近于 1，这意味着优化后的 GRAPES ZWD、ERA5 ZWD 与 RS ZWD 基本无偏。上述结果证明，使用 GRNN 模型和高质量 RS ZWD 数据可以改善 GRAPES ZWD 和 ERA5 ZWD 的质量，为数据融合提供强有力的保障。

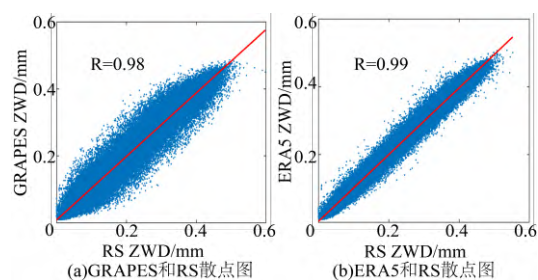


图 7 优化后 GRAPES/ERA5 ZWD 与 RS ZWD 散点图及相关系数

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

为展示融合后 ZWD 数据的优势，将 GRAPES ZWD 和 ERA5 ZWD 优化产品与 RS ZWD 合并，获得了 1032 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。在图 8 和图 9 中分别给出了 2017 年第 215 天 12:00 UTC 和 2016 年第 94 天 12:00 UTC 的 ZWD 融合结果，并将其与单一数据源的 ZWD 比较。在图 8 中，GRAPES 数据在红色椭圆和黑色椭圆范围内表现出了与其它数据明显不同的 ZWD，其值相对较大。这表明 GRAPES 数据(图 8(a))很可能在这些区域内出现了系统偏差，而融合后的 ZWD 数据则没有在对应区域出现系统偏差。图 9 中，红色椭圆区域的 ERA5 ZWD(见图 9(c))相对其他数据源的 ZWD 明显较小，很可能存在系统偏差，经融合后对应区域的异常被有效抵消。可见融合结果比单源数据更有优势。另外，图 8 和 9 均表明，融合数据在其它区域均展现出了其它单源数据的综合特征，再次表明了融合数据相比于单源数据的优势。

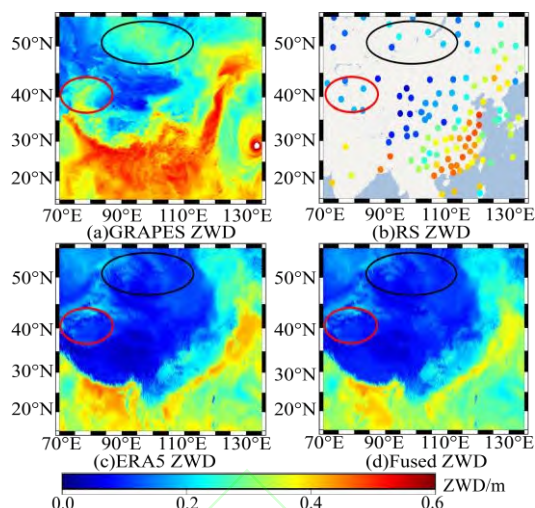


图 8 2017 年第 215 天 12:00 UTC 的 GRAPES ZWD、RS ZWD、ERA5 ZWD 和融合 ZWD

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

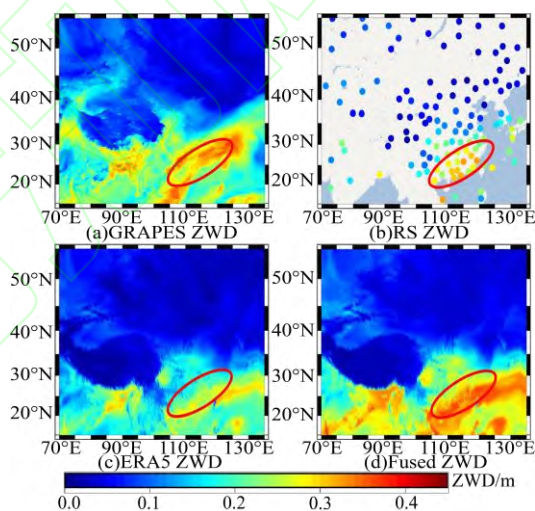


图 9 2016 年第 94 天 12:00 UTC 的 GRAPES ZWD、RS ZWD、ERA5 ZWD 和融合 ZWD

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

3.2 优化后 ZWD 精度的空间特性

为进一步分析利用 GRNN 模型优化后的 GRAPES ZWD 和 ERA5 ZWD 的精度，统计了各探空站处优化前后 GRAPES/ERA5 ZWD 与 RS ZWD 的 Bias、STD 和 RMS。

图 10 给出了 146 个探空站优化前后 GRAPES/ERA5 ZWD 的 Bias。从图 10(a)可以看出，优化前的 GRAPES ZWD 在大多数站点上都具有明显的正 Bias，并且 Bias 在低纬度地区更大，而在中高纬度地区较小。

一方面，这再次表明 GRAPES ZWD 普遍大于 RS ZWD，另一方面，也表明 GRAPES ZWD 的 Bias 在空间上分布并不均匀。与图 10(a)相比，图 10(b)中优化后 GRAPES ZWD 的 Bias 明显减弱，各站的 Bias 都趋向于零，且其空间变化大幅减小。比较图 10(c)和图 10(d)发现，优化前 ERA5 ZWD 的 Bias 在绝大部分站点为负，且低纬度地区的绝对值要大于高纬度地区，表明 ERA5 ZWD 倾向小于 RS ZWD，并且这些 Bias 具有较明显的空间差异；优化后 ERA5 ZWD 的 Bias 绝对值明显降低，全部趋向于零，同时其空间变化被大幅削弱。可见，GRNN 优化模型有效校准了 GRAPES ZWD 和 ERA5 ZWD 的偏差，并且校准程度因地而异。

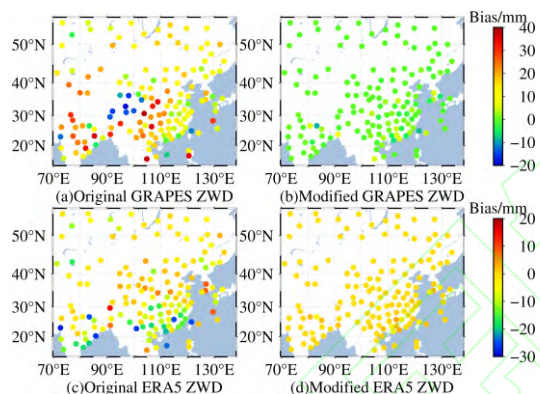


图 10 探空站处优化前后 GRAPES/ERA5 ZWD 与 RS ZWD 的 Bias

Fig.10 Bias of the Modified and the Original GRAPES/ERA5 ZWD from Different Models at Radiosonde Stations

图 11 给出了各探空站处优化前后 GRAPES/ERA5 ZWD 与 RS ZWD 的 STD。如图 11(a)和(b)所示，优化后 GRAPES ZWD 的 STD 在大多数站点有所减小，在东部靠近太平洋和西南部靠近印度洋的海陆交界处减少更明显，而这些地方优化前的 STD 相对较大。这说明优化后的 GRAPES ZWD 精度整体有提升，在海陆交界处的 ZWD 得到较大改正，在原数据精度较低的地方改正效果更显著。图 11(c)和 11(d)表明，优化前 ERA5 ZWD 的 STD 较大的站点，优化后 STD 有较明显的减少。这些现象证明，GRNN 优化模型可以提高 GRAPES ZWD 和 ERA5 ZWD 的精度，而且在 STD 本身比较

差的站点精度提升更明显。

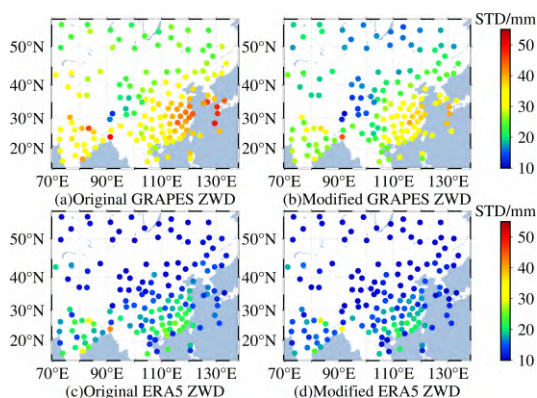


图 11 探空站处优化前后 GRAPES/ERA5 ZWD 与 RS ZWD 的 STD

Fig.11 STD of the Modified and the Original GRAPES/ERA5 ZWD from Different Models at Radiosonde Stations

图 12 展示了各站优化前后 GRAPES/ERA5 ZWD 和 RS ZWD 的 RMS。显然，优化后 GRAPES ZWD 和 ERA5 ZWD 的 RMS 明显降低，且在东部靠近太平洋和西南部靠近印度洋的海陆交界处 RMS 的减少更明显，特别是 GRAPES ZWD。结合表 3、图 10、图 11 和图 12 中的统计数据，可以推断，优化后的 GRAPES ZWD 和 ERA5 ZWD 的 RMS 减小很大程度上归因于校正了它们的偏差(Bias)。

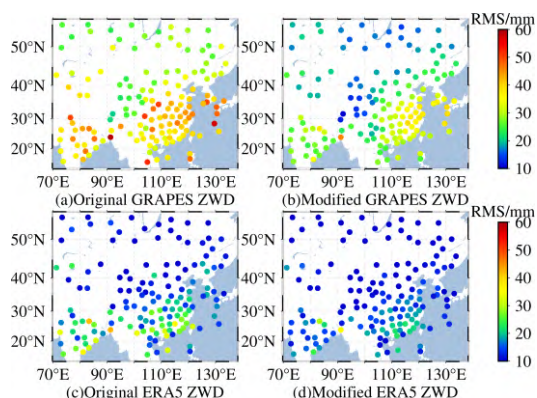


图 12 探空站处优化前后 GRAPES/ERA5 ZWD 与 RS ZWD 的 RMS

Fig.12 RMS of the Modified and the Original GRAPES/ERA5 ZWD from Different Models at Radiosonde Stations

3.3 优化后 ZWD 精度的时间特性

ZWD 随着季节变迁会有所变化^[24]，因此统计了 2016—2017 年 GRAPES ZWD 和

ERA5 ZWD 的日均 Bias、STD 和 RMS，统计结果见图 13。

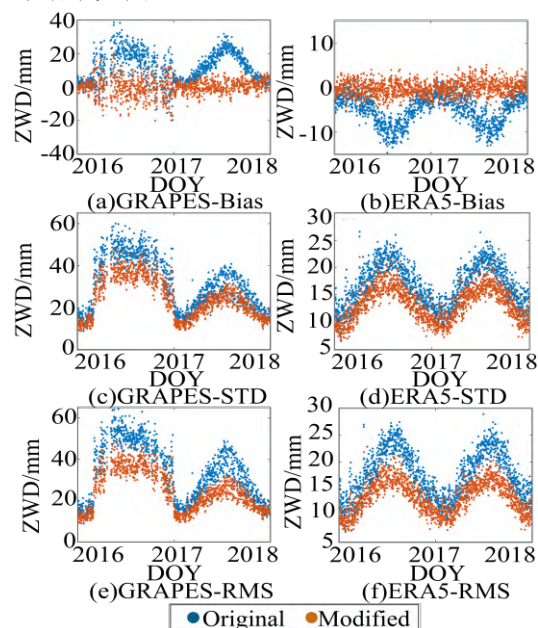


图 13 优化前后 GRAPES ZWD 和 ERA5 ZWD 日均 Bias、STD 和 RMS 的变化

Fig.13 The Daily Mean Bias, STD, and RMS of the Modified and the Original GRAPES/ERA5 ZWD from Different Models

由图 13(a)和(b)可知,优化前,GRAPES ZWD 的 Bias 大部分为正,ERA5 ZWD 的 Bias 大部分为负,GRAPES ZWD 和 ERA5 ZWD 的 Bias 有明显季节特征,夏季绝对值较大,其他季节较小;经 GRNN 模型处理后,GRAPES ZWD 和 ERA5 ZWD 总体上具有更稳定和绝对值较小的 Bias,且 Bias 的周期项消失,这应该是由于训练 GRNN 模型时有效地拟合了 GRAPES/ERA5 ZWD 与 RS ZWD 间关系的季节变化,GRAPES 和 ERA5 ZWD 经 GRNN 模型优化后在各时段均可较好地逼近 RS ZWD。图 13(c)和图 13(d)表明,经 GRNN 模型优化后 GRAPES ZWD 和 ERA5 ZWD 的 STD 均明显降低,各时间段 STD 减少程度相当;优化前后 GRAPES ZWD 和 ERA5 ZWD 的 STD 均显示出一定的季节特性,夏季较大,冬季较小。图 13(e)和图 13(f)则表明,经 GRNN 模型优化后 GRAPES ZWD 和 ERA5 ZWD 的 RMS 整体下降,且随着时间的推移 RMS 两种数据源 ZWD 下降程度相当;优化前后 GRAPES ZWD 和 ERA5 ZWD 的 RMS 夏季较大,冬

季较小,与 STD 有相似的变化模式。综上所述,GRNN 优化模型可以在不同季节校正 GRAPES ZWD 和 ERA5 ZWD 的偏差并提高其精度,且具有很好的时间稳定性。

4. 结语

本文分析了利用 2016—2017 年 ERA5 和 GRAPES 数据分别获取中国区域 ZWD 的精度,发现 ERA5/GRAPES ZWD 与 RS ZWD 之间分别存在不用程度的系统偏差。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 1032 张高精度的 ZWD 融合图。检验结果表明,以 RS ZWD 为参考,优化后 GRAPES ZWD 和 ERA5 ZWD 的总体 Bias 为-0.1 mm 和-0.2 mm, RMS 为 28.0 mm 和 15.2 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。研究结果可为 ZWD 模型化提供可靠数据源。本文提出的新方法无需人为设置模型函数形式,即可实现多源数据的无偏融合,这是传统的方法难以实现的。同时,有效证明了基于机器学习方法(如 GRNN)在融合多源对流层参量方面有很好的优势和应用前景。

致谢:感谢中国气象局提供 GRAPES 数据,ECMWF 提供 ERA5 数据,IGRA 提供探空数据。

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] Zhang Xiaohong, Hu Jiahuan, Ren Xiaodong. New Progress of PPP/PPP-RTK and Positioning Performance Comparison of BDS/GNSS PPP[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2020, 49(9): 1084-1100 (张小红, 胡家欢, 任晓东. PPP/PPP-RTK 新进展与北斗/GNSS PPP 定位性能比较 [J]. 测绘学报, 2020, 49(9): 1084-1100)
- [4] Wu Guanbin, Chen Junping, Wu Xiaomeng, et al. Modeling and Assessment of Regional Atmospheric Corrections Based on Undifferenced and Uncombined PPP-RTK[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2020, 49(11): 1407-1418 (伍冠滨, 陈俊平, 伍晓勳, 等. 基于非差非组合 PPP-RTK 的大气改正模型及其性能验证[J]. 测绘学报, 2020, 49(11): 1407-1418)
- [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: 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(1): 19-40
- [9] 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 (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)
- [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: 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: 11
- [13] 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 (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)
- [14] Schüler T. The TropGrid2 Standard Tropospheric Correction Model[J]. *GPS Solutions*, 2014, 18(1): 123-131
- [15] Huang L K, Guo L J, Liu L L, et al. Accuracy analysis of ZTD and ZWD calculated from MERRA-2 reanalysis data over China[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021.(黄良珂, 郭立杰, 刘立龙, 等. 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, 2021.)
- [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 Sens*, 2021, 13: 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 Sens*, 2021, 13: 2644
- [18] Zhang H X, Yuan Y B, Li W, et al. GPS PPP-derived precipitable water vapor retrieval based on T_m/P_s from multiple sources of meteorological data sets in China[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2017, 122(8), 4165-4183
- [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] Gao Zhuang, He Xiufeng, Chang Liang. Accuracy Analysis of GPT3 Model in China[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(4): 538-545 (高壮, 何秀凤, 常亮. GPT3 模型在中国地区的精度分析[J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2021, 46(4): 538-545)
- [21] Specht D F. A General Regression Neural Network[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1991, 2(6): 568-57
- [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 US[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] Rodriguez J D, Perez A, Lozano J A. Sensitivity Analysis of K-Fold Cross Validation in Prediction Error Estimation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(3): 569-575
- [26] Lindenbergh R, Van Der Marel H, Keshin M, et al. Validating time series of a combined GPS and MERIS Integrated Water Vapor product[C]// *Proceedings 2nd MERIS/(A) ATSR User Workshop*, ESA/ESRIN 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 B, Langley R B. Tropospheric zenith delay prediction accuracy for airborne GPS high-precision positioning[J]. *Proceedings of Annual Meeting of the Institute of Navigation*, 1998: 337-347

Zenith Wet Delay Fusion Based on A Generalized Regression Neural Network

LI Junyu^{1,2}, LI Haojie^{1,2}, YAO Yibin³, LIU Lilong^{1,2}, ZHANG Bao³, HUANG Liangke^{1,2}

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 beneficial to improving the accuracy of GNSS navigation and positioning and GNSS meteorological applications. There are many data sources for ZWD modeling. However, there are problems such as multi-source heterogeneity, unequal precision, and even severe system deviation, making it challenging to utilize multi-source ZWD data comprehensively. **Methods:** To address

this issue, a generalized regression neural network (GRNN) with strong nonlinear approximation capability and the high-quality radiosonde (RS) ZWD is used to modify the relatively low-quality GRAPES_MESO (GRAPES) ZWD and ERA5 ZWD. And then, the modified GRAPES/ERA5 ZWD and RS ZWD are combined to realize the unbiased fusion of multi-source ZWD, and 1032 ZWD fusion images are obtained. **Results:** Validated by the RS ZWD, there are different degrees of systematic biases between GRAPES/ERA5 ZWD and RS ZWD in 2016-2017. After modification, the overall Bias of GRAPES and ERA5 ZWD are close to 0, and the RMS is decreased by 22.6% and 16.0%, respectively. The spatiotemporal variations of GRAPES/ERA5 ZWD Bias, STD, and RMS are better attenuated by modification. **Conclusions:** The fused ZWD has high accuracy and stability and can provide a reliable ZWD data source for GNSS applications.

Keywords: zenith wet delay; GRNN; optimization; systematic biases; multi-source data fusion

First Author: LI Junyu, PhD, lecturer, specializes in GNSS Near-Earth Space Environment monitoring. E-mail: yl_ljunyu@163.com

Foundation Support: the Guangxi Natural Science Foundation of China (2020GXNSFBA297145); the National Natural Science Foundation of China (42064002)

网络首发:

标题: 利用广义回归神经网络融合天顶对流层湿延迟

作者: 黎峻宇, 李浩杰, 姚宜斌, 刘立龙, 张豹, 黄良珂

DOI: 10.13203/j.whugis20220193

收稿日期: 2022-05-31

引用格式:

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, 2022, DOI: 10.13203/j.whugis20220193 (LI Junyu, LI Haojie, YAO Yibin, et al. Zenith Wet Delay Fusion Based on A Generalized Regression Neural Network[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, DOI: 10.13203/j.whugis20220193)

网络首发文章内容和格式与正式出版会有细微差别, 请以正式出版文件为准!

您感兴趣的其他相关论文:

基于相空间重构和高斯过程回归的对流层延迟预测

罗亦泳, 张静影, 陈郡怡, 黄城, 汪鑫

武汉大学学报 信息科学版, 2021, 46(1): 103-110

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20190018>