引文格式：刘杰,刘亮. 采用ERA5数据构建基于人工神经网络的天津ZWD模型[J]. 地理空间信息, 2024, 22(2): 106-108. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2024.02.026

采用ERA5数据构建基于人工神经网络的天津ZWD模型

刘　杰[1,2]，刘　亮[1,2*]
（1.交通运输部天津水运工程科学研究所，天津 300456；
2. 天津水运工程勘察设计院有限公司 天津市水运工程测绘技术企业重点实验室，天津 300456）

摘　要：提出一种高精度的ZWD模型（tianjin_zwd，TZ）。TZ基于2016-2018年逐小时气压分层的ERA5，欧洲中尺度气象预报中心第五代再分析产品数据，采用BP神经网络建立。然后，根据2019年的ERA5产品导出的ZWD对TZ模型进行了验证。结果表明：相比GPT3模型，TZ模型可提供更贴近真值的ZWD估值；并且，其RMSE由5.0 cm （GPT3）降至4.5 cm，表明10%的精度提升。上述结果表明TZ模型实现了更优的预测性能，该模型的构建策略可为全国其他地区的ZWD建模提供借鉴。

关键词：GNSS；ZWD；ERA5；BP神经网络；GPT3模型
中图分类号：P228　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2024）02-0106-03

Tianjin ZWD Model Based on Artificial Neural Network Constructing by ERA5 Data

LIU Jie[1,2], LIU Liang[1,2]

(1. Tianjin Research Institute for Water Transport Engineering, Tianjin 300456, China;
2. Tianjin Key Laboratory of Surveying and Mapping for Water Transport Engineering,
Tianjin Survey and Design Institute for Water Transport Engineering Co., Ltd., Tianjin 300456, China)

Abstract: We proposed a high-precision zenith wet delay model for Tianjin region (TZ). Using the hourly pressure-level European center for medium-range weather forecasts re-analysis 5 (ERA5) products from 2016 to 2018, we constructed the TZ model by the back propagation neural network (BPNN). Then, we used the ERA5-derived ZWD in 2019 to validate the TZ model. Test results show that that the TZ model can provide the ZWD estimation that is closer to the true value than the global pressure and temperature 3 (GPT3) model. Moreover, its RMSE is reduced from 5.0 cm (GPT3) to 4.5 cm, indicating a 10% accuracy improvement. The above results indicate that the TZ model gets better prediction performance, and its construction strategy can provide a reference for ZWD modeling in other regions.

Key words: GNSS, ZWD, ERA5, BPNN, GPT3 model

对流层延迟[1-2]是当前GNSS[3]（Global Navigation Satellite System，全球卫星导航系统）等基于电磁波定位技术的主要误差源之一[4-5]。根据成因，对流层延迟通常可分为两部分[6]，即静力学（干）延迟和非静力学（湿）延迟[7-9]。其中，干延迟由非水汽成分造成，当前可根据地表气象资料准确估计[10]。然而，由于水汽的垂向变异性复杂，水汽引起的湿延迟无法在地表气象元素的支持下准确获取。故湿延迟在高精度GNSS数据后处理时，常被视为未知参数之一，通过多历元滤波与其他参数一并解算[11]。但是，实时/近实时GNSS应用多不具备该条件，随着对实时/近实时PPP（Precise Point Positioning，精密单点定位）需求的不断增长，更加迫切需要精度可靠的ZWD（Zenith Wet Delay，对流层天顶湿延迟）模型来提供湿延迟估值。

GPT3（Global Pressure and Temperature 3，第三代全球气压与温度模型）[1, 12]是当前性能最优的ZWD模型之一，因其精度可靠、使用方便，在世界范围内应用广泛。但是，该模型根据ERA-Interim（European Centre for Medium-Range Weather Forecasts Re-Analysis Interim，欧洲中尺度气象预报中心过渡再分析产品）产品[13]构建，且内核为传统函数模型，故存在时空分辨率粗糙的问题。为解决上述问题，本研究基于最新一代ERA5数据[14]提取的ZWD，采用BP（Back-propagation，误差反向传播）神经网络[14]，在天津范

收稿日期：2022-05-17。
项目来源：天津市科技计划项目（23YDPYCG00010）；天津市交通运输科技项目（2024-B07）；中央级公益性科研院所基本科研业务费(TKS20230202)；企业科研创新基金（SJY202101）。
第一作者简介：刘杰（1980—），硕士研究生，高级工程师，研究方向为海洋测绘与水运工程测量，E-mail：tks_liujie@126.com。
通信作者：刘亮（1989—），硕士研究生，高级工程师，研究方向为海洋测绘与水运工程测量，E-mail：tkslau@163.com。

围内建立了Tianjin_ZWD（以下简称TZ模型）。而后，本研究测试了TZ模型的性能，并与GPT3模型进行了对比。

1　建模数据

当前，ERA5产品可提供全球范围内水平分辨率0.25°，垂向37气压层，时间分辨率为1 h的气象数据，是天津范围内采样率最高的公开气象数据源之一。因此，本研究采集了23个ERA5节点自2016年至2018年的气压（P），温度（T），比湿（q）等数据，用于解算ZWD。

数值积分法是获取ZWD最可靠的方法[14]，因此，本研究采用该方法，通过下式计算ZWD：

$$\mathrm{ZWD}=10^{-6}\sum_{s}^{\infty}Nw_i\cdot\Delta H_i \tag{1}$$

式中，Nwi 和 ΔHi 分别为第 i 层大气的湿折射率和厚度，前者可由下式计算：

$$Nw_i=\frac{k_2^{'}e_i}{T_i}+\frac{k_3e_i}{T_i^2} \tag{2}$$

式中，$k_2^{'}$ 和 k_3 为大气物理常数，其值请参见文献[15]；e_i 和 T_i 为第 i 层大气的水汽压和温度。ERA5产品不直接提供 e，该参量可经由 q 和 P 通过下式获得：

$$e=q\cdot P/0.622 \tag{3}$$

根据式（1）、（3），即可获取所有ERA5节点处的ZWD序列。至此，ZWD序列连同其所属的空间位置信息（经度（E），纬度（N）和高程（U））以及时间参数共同组成TZ模型的建模数据。

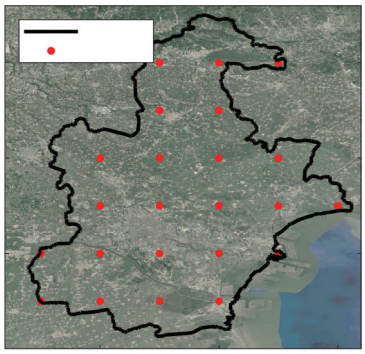


图1　天津范围内ERA5点位的分布

2　建模方法

BP神经网络是高效的非线性拟合工具，当前已广泛应用于GNSS气象学领域[2, 8]。因此，本研究采用该神经网络训练并生成TZ模型。如图1所示，上节提取完成的建模数据采用如下方法导入BP神经网络：3个时间参数，即年，年积日（d）和时（h），联合节点空间位置NEU组成6个输入参数，对应的ZWD为输出。相应地，输入层神经元数量确定为6个，而输出层神经元则为1个。此外，考虑到训练速度和参数数量，本研究定义12个隐藏层节点。

关于BP神经网络，隐藏层的激活函数 $g(\cdot)$ 为双曲正切函数：

$$g(x)=\frac{2}{1+\exp(-2x)}-1$$

输出层的传递函数 $f(\cdot)$ 则为线性函数：

$$f(x)=x$$

另外，参数 u 和 w 分别为输入层和隐藏层之间的权系数以及隐藏层和输出层间的权系数。上述的2个系数会在误差的反向传播过程中不断校准，直至输出误差小于设定的阈值。另需说明的是，本文仅对BP神经网络提供如上所示的简单介绍，关于该神经网络的详细信息请参见文献[7]。

训练数据导入确定结构的BP神经网络后，经迭代并确定各参数，最终即可完成TZ模型的构建。

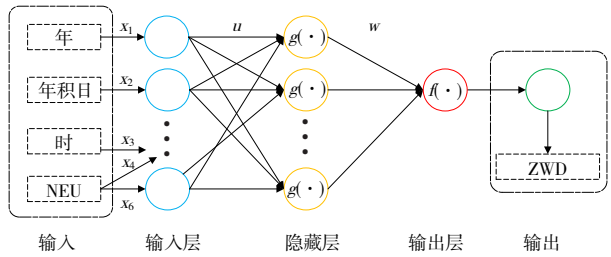


图2　BPNN结构

3　模型验证

为了全面测试TZ模型的性能，本研究将2019年的ERA5–ZWD作为真值与TZ和GPT3模型的ZWD估值进行了对比。由于天津市地势平坦，各ERA5点位间的高差较小，并且2种模型的精度在各ERA5点位处较为接近，为避免图幅冗杂，故本文仅选择117.25°E，40°N处作为示例点，用以详细分析上述模型的性能差异。

如图2所示，GPT3模型和TZ模型都仅需测站位置和时间就可以输出可靠的ZWD序列。然而，二者的估值在DOY 219，2019（对应2019年8月7日，夏季）附近差距最大，但TZ–ZWD（红线）相比GPT3–ZWD（蓝线）更贴近真值（灰线），表明TZ模型在夏季，即对流层活跃期，性能更优。总体上看，相比GPT3–ZWD（蓝线），TZ–ZWD（红线）与真值（灰线）更为接近，表明TZ模型可提供更优的ZWD估值。值得注意的是，从局部放大图来看，TZ–ZWD存在日周期变化，符合ZWD的时间变化特征。然而，

该日周期并不显著，后续实验可尝试增加BP神经网络的隐藏层节点数或隐藏层数量来增强ZWD估值的日周期变化幅度，使其更贴合真实情况。

图3展示了GPT3模型和TZ模型的bias分布情况，可见二者的Bias均集中于0 mm附近，且平均值都接近于0，说明2种模型均可提供近似无偏差的ZWD估计。结合表1，GPT3的平均Bias为−0.1 cm，而TZ模型为0.1 cm，说明GPT3总体上存在小幅高估的问题，而TZ模型则表现为略微低估。另外，表1还列出了2种模型的平均RMSE：GPT3为5.0 cm，TZ为4.5 cm。即TZ模型的RMSE比GPT3模型低0.5 cm，证明TZ模型的性能比GPT3模型高10%。综上所述，GPT3模型和本研究提出的TZ模型均能在天津地区提供可靠的ZWD估值，然而，得益于精度更佳的建模数据和BP神经网络内核，TZ实现了比GPT3更优的预测性能。

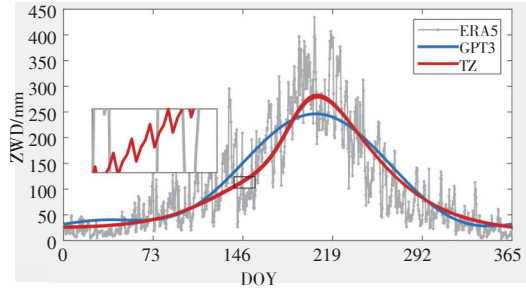


图2 ZWD估值与真值（ERA5−ZWD）的对比

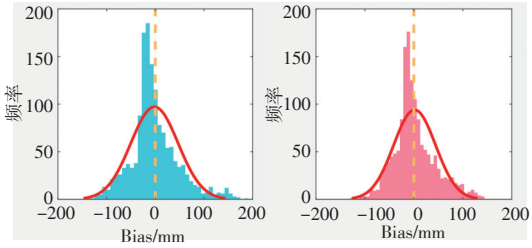


图3 GPT3（左）和TZ（右）的Bias分布

表1 GPT3和TZ模型的平均Bias和RMSE统计 / cm

模型	平均Bias	RMSE
GPT3	−0.1	5.0
TZ	0.1	4.5

4 结 语

本文基于2016年至2018年的ERA5−ZWD，采用BP神经网络，训练并生成了适用于天津地区的ZWD模型TZ。经2019年的ERA−ZWD测试，并通过与GPT3模型对比，结果表明：TZ模型能够提供与真值更接近的ZWD估值，且其RMSE由5.0 cm降至4.5 cm，性能提升10%。未来随着GNSS技术的进一步推广，TZ模型有望广泛应用。此外，TZ模型的构建策略也可为全国其他地区的ZWD建模提供借鉴。

参考文献

[1] Landskron D, Boehm J. VMF3/GPT3: Refined Discrete and Empirical Troposphere Mapping Functions[J]. Journal of Geodesy, 2018,92(4):349-360

[2] 许超铃. 实时高精度对流层关键参量建模及其应用研究[D]. 武汉:武汉大学,2017

[3] 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):1 408-1 420

[4] 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(14):15 787-15 801

[5] Liu C, Yao Y, Xu C. Conventional and Neural Network-based Water Vapor Density Model for GNSS Troposphere Tomography[J]. GPS Solutions,2022,26(1):1-12

[6] 魏亚妮,朱邵俊. 两种对流层延迟改正模型的精度比较分析[J]. 地理空间信息,2020,18(12):81-83

[7] 刘晨. 地基GNSS水汽的空间插值与层析方法[D]. 徐州:中国矿业大学,2019

[8] 刘晨,郑南山,丰秋林. 全球对流层延迟模型的质量评价[J]. 大地测量与地球动力学,2018,38(10):1 005-1 010

[9] 马下平,李秦政,陈鹏. 基于探空数据的对流层延迟模型精度评估[J]. 大地测量与地球动力学,2020,40(2):123-128

[10] 丁仁军,王友昆,张君华,等. 基于BP神经网络的昆明天顶湿延迟模型[J]. 测绘通报,2022(3):107-110

[11] Johannes, Böhm, Gregor, et al. Development of an Improved Empirical Model for Slant Delays in the Troposphere (GPT2w)[J]. GPS Solutions,2015,19(3):433-441

[12] 郑友森. GPT/GPT2/GPT3模型在广东省适应性对比分析[J]. 地理空间信息,2022,20(4):123-125

[13] Dee S M U A. The ERA-interim Reanalysis: Configuration and Performance of the Data Assimilation System[J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 2011, 137(656):553-597

[14] Hersbach H, Bell B, Berrisford P, et al. The ERA5 Global Reanalysis[J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society,2020,146(730):1 999-2 049

[15] Rüeger J M. Refractive Index Formulae for Radio Waves Refractive Index Formulae for Radio Waves, Washington, DC, USA, 2002[C]//FIG XXII International Congress,2002