引文格式：朱洪江, 刘晨. 基于ERA5产品和BPNN的郑州加权平均温度模型[J]. 地理空间信息, 2023, 21(3): 77-79. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2023.03.016

基于ERA5产品和BPNN的郑州加权平均温度模型

朱洪江[1]，刘　晨[2]
（1. 河南省测绘院，河南 郑州 450003；2. 武汉大学 测绘学院，湖北 武汉 430079）

摘　要：加权平均温度（Tm）决定天顶湿延迟（ZWD）向可降水量（PWV）产品转化的精度，是GNSS气象学（GNSS-MET）中的关键参量之一。常规Tm模型存在精度差和分辨率低的问题，因此根据2018—2019年逐小时气压级欧洲中尺度气象预报中心第五代再分析产品（ERA5）导出的Tm数据集，采用误差反向传播（BP）神经网络，建立了郑州Tm模型（ZTM）；再利用2020年的ERA5-Tm测试了ZTM的预测性能。结果表明，与广泛使用的第三代全球气压温度模型相比，ZTM的RMSE由12.0 K降至4.2 K，性能提升了65%。未来，ZTM的应用将有望提升郑州地区PWV产品的可靠性。

关键词：Tm；GNSS-MET；ERA5；PWV；BP神经网络
中图分类号：P228　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2023）03-0077-03

Zhengzhou Weighted Mean Temperature Model Based on ERA5 Product and BPNN

ZHU Hongjiang[1], LIU Chen[2]
(1. Henan Institute of Surveying and Mapping, Zhengzhou 450003, China;
2. School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

Abstract: Weighted mean temperature(Tm) determines the conversion accuracy of zenith wet delay(ZWD) to precipitable water vapor(PWV) products, thus it is one of the key parameters in GNSS-MET. The conventional Tm model suffers from poor accuracy and low resolution. Therefore, we established the Zhengzhou Tm model(ZTM) by using back propagation(BP) neural network based on the hourly European Centre for medium-range weather forecasts re-analysis 5(ERA5) derived Tm dataset from 2018 to 2019. Then, we validated the performance of ZTM using the 2020 ERA5-Tm. Results show that compared with the widely used the global pressure and temperature model 3, the RMSE of ZTM is reduced from 12.0 K to 4.2 K, and the ZTM achieved 65% performance improvement. In the future, the application of ZTM is expected to improve the reliability of PWV products in Zhengzhou.

Key words: Tm, GNSS-MET, ERA5, PWV, BP neural network

水汽是大气中最活跃的成分之一，其含量变化可导致各种天气现象[1]。因此，准确、实时把握水汽的变化有助于提升短临天气预报的可靠性[2]。7.20郑州暴雨事件[1]也警示，应充分发掘多种技术来实施水汽动态监测，从而对可能出现的极端天气做出及时预警。然而，常规水汽探测手段存在各种局限性[3]，如探空气球每天只释放两次，虽然精度最佳，但时空分辨率较差；微波水汽辐射计精度可靠，但设备维护价格高昂且精度易受天气影响，因此常规水汽探测技术难以同时满足水汽监测的可靠性和实时性需求。

随着连续运行参考站（CORS）[4]网络的不断加密，全球卫星导航系统（GNSS）水汽探测技术，即GNSS气象学（GNSS-MET）[3,5]凭借其高精度和全时段支持的特点吸引了大量关注。GNSS水汽探测的具体过程为：①根据GNSS信号解算天顶对流层延迟（ZTD）；②分离模型估计的静力学延迟（ZHD），并得到天顶湿延迟（ZWD）；③将ZWD与转换参数相乘得到可降水量（PWV）[3,6]。在上述的转换参数中，加权平均温度（Tm）[7-8]是唯一的变量，因此其精度将直接影响PWV产品的质量。获取Tm的通用方法是借助预测模型，但现有模型存在分辨率差和精度低的缺陷[9]。为进一步提升GNSS-PWV产品的质量，增强郑州地区降水预报的精度，本文采用2018—2019年逐小时气压级欧洲中尺度气象预报中心第五代再分析产品（ERA5）[10]导出24×365×2×10对Tm；再结合反向传播（BP）神经网络[11]，建立了郑州Tm模型（ZTM）。经

收稿日期：2022-07-18；修回日期：2022-11-11。
项目来源：国家自然科学基金资助项目（42004019、42142037）；河南省自然资源科研资助项目（2022-13）。
第一作者简介：朱洪江（1971—），工程硕士，高级工程师，注册测绘师，主要从事卫星导航定位基准服务的管理、应用及运维工作，E-mail：zhjhp@126.com。

2020年的ERA5-Tm验证，该模型性能优于广泛使用的第三代全球气压温度模型（GPT3）。该模型上线郑州CORS后，有望提升其对PWV产品的估计精度。

1 数据来源

ZTM的建模数据来源于ERA5产品计算的Tm序列。Tm是考虑水汽压权重的垂直积分平均温度，定义为：

$$\mathrm{Tm}=\int(e/T)\mathrm{d}z/\int(e/T^2)\mathrm{d}z \tag{1}$$

式中，e为水汽压，单位为hPa；T为温度，单位为K。

为了计算Tm，通常采用以下离散形式进行逼近：

$$\mathrm{Tm}=\frac{\sum_{i=1}^{n}(\overline{e}_i/\overline{T}_i)\times\Delta z_i}{\sum_{i=1}^{n}(\overline{e}_i/\overline{T}_i^2)\times\Delta z_i} \tag{2}$$

式中，$\overline{e}_i$和$\overline{T}_i$分别为第i层大气的水汽压和温度；Δz_i为第i层大气的厚度，单位为m。

$\overline{T}_i$和Δz_i可由ERA5产品直接获取，而$\overline{e}_i$的计算公式为：

$$\overline{e}_i=\overline{q}_i\times\overline{P}_i/0.622 \tag{3}$$

式中，$\overline{q}_i$和$\overline{P}_i$分别为第i层大气的比湿（g/g）和大气压，由ERA5产品给出。

综上所述，ERA5产品的数据记录模式契合式（2），因此可根据ERA5数据精确计算Tm。

2 建模方法

2.1 建模数据集

本文从2018—2019年逐小时气压级ERA5产品中提取Tm序列用于ZTM模型的构建。如图1所示，郑州市范围内共包含10个ERA5采样点，其对应的3个空间位置参数，即经度（E）、纬度（N）和高程（U），3个时间参数，即年、年积日（DOY）和日积时（HOD），连同其Tm序列，共同组成ZTM的建模数据集。也就是说，每个Tm和其对应的6个参数为一对样本，则本文共获取24×365×2×10对样本用于生成ZTM模型。需要说明的是，两年时长足以拟合Tm的主要时间周期，并能以较低耗时完成神经网络模型的构建，且所建立的模型能满足当前的使用需求。图1中蓝圈所示点位（113.50°E、34.75°N）为随机选取的示例点，用于直观展示GPT3模型和ZTM模型的性能差异。

2.2 BP神经网络的结构

BP神经网络是高效强大的拟合工具，在GNSS-MET领域应用广泛[12]。本文采用BP神经网络结构（图2），输入获得的建模数据集，最终生成ZTM模型。该网络

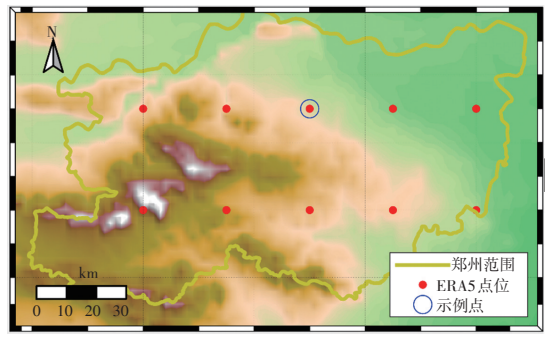


图1 郑州市范围内ERA5点位的分布

分为输入层、隐藏层和输出层，其中输入层由6个神经元构成，对应3个时间参数（年、DOY和HOD）以及3个位置参数（E、N和U）。基于现有研究成果的经验，本文采用单隐藏层，其节点数为15，节点间的激活函数为双曲正切函数，即

$$g(x)=\frac{2}{1+\exp(-2x)}-1 \tag{4}$$

输出层由一个神经元组成，对应唯一的输出参数Tm。其转移函数为线性函数，即

$$f(x)=x \tag{5}$$

此外，u和w分别表示输入层与隐藏层以及隐藏层与输出层之间的权系数。另需说明的是，建模数据集的75%作为训练数据集，用于矫正上述两个权系数，其余25%则作为验证数据集，当模型误差小于阈值时终止迭代，确定最终的模型结构。

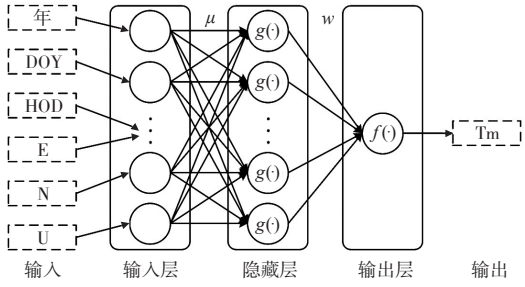


图2 BP神经网络结构

3 模型验证

由于郑州地区探空站分布稀疏且数据质量较差，本文采用2020年的ERA5-Tm（视为真值）测试ZTM模型的预测性能。同时，以广泛采用的GPT3模型作为对照，选取参考文献[12]采用的Bias和RMSE两个精度指标共同分析ZTM的精度表现。

$$\mathrm{Bias}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(R-E) \tag{6}$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(R-E)^2} \tag{7}$$

式中，R为参考值（真值），即为2019年的ERA5-Tm；

E 为Tm的估计值，由GPT3模型和本文建立的ZTM模型提供。

如图3所示，在示例点处，GPT3和ZTM模型均可表现Tm的时间变异性；但相比GPT3模型，ZTM的Tm预测结果与真值更接近，且由局部放大图可知，ZTM可展现Tm的日振荡特点，但幅度较小。因此，后续可尝试采用增加隐藏层数量等优化策略进一步强化ZTM在Tm日变异性上的模拟能力。

上述两种模型的Bias随DOY的分布情况如图4所示，可以看出，GPT3和ZTM模型的Bias全年稳定在−15~+15 K之间，且波动较小，表明两种模型的性能相对稳定；但GPT3模型的Bias总体上高于ZTM，表明GPT3的Bias比ZTM更大，ZTM模型在Bias指标方面表现出更优的预测性能。

两种模型在2020年的总体Bias和RMSE如表1所示，可以看出，ZTM的平均Bias仅为−0.2 K，更加接近于0，同时RMSE比GPT3模型减小了7.8 K，说明相较于GPT3模型，ZTM在RMSE方面提升了65%，性能更加稳健，再一次证明了ZTM在郑州地区预测性能优于GPT3模型；ZTM在四季均表现出更加稳定且优异的性能。

表1　GPT3和ZTM模型的平均Bias和RMSE统计/K

模型	平均Bias					RMSE				
	春	夏	秋	冬	全年	春	夏	秋	冬	全年
GPT3	−15.6	−5.2	−0.8	−14.3	−9.0	16.4	7.7	3.6	15.5	12.0
ZTM	1.5	−0.5	−0.4	−1.3	−0.2	4.8	4.4	3.0	4.4	4.2

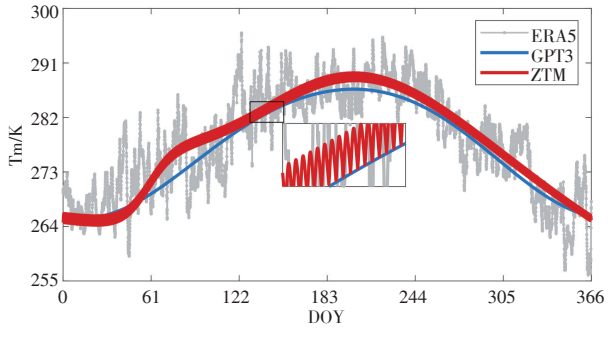


图3　ERA5−Tm、GPT3和ZTM模型的Tm估计值

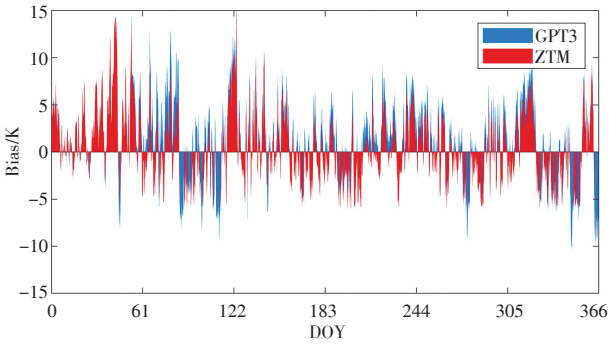


图4　GPT3和ZTM模型的Bias时间分布

4　结　语

为了满足郑州地区对高质量Tm的需要，本文基于BP神经网络，采用2018—2019年的ERA5−Tm建立了ZTM；再以2020年的ERA5−Tm为真值，通过与广泛使用的GPT3模型进行比较，测试了ZTM的预测性能。结果表明，ZTM的Bias和RMSE均显著优于GPT3模型，表现出更好的估计精度，且ZTM的日间振荡更加丰富。因此，ZTM未来可为郑州地区提供高精度的Tm估值，进一步提升该地区GNSS−MET技术的可靠性。

参考文献

[1] 孙跃,肖辉,杨慧玲,等. 基于遥感数据光流场的2021年郑州“7·20”特大暴雨动力条件和水凝物输送特征分析[J]. 大气科学,2021,45(6):1 384-1 399

[2] 施闯,张卫星,曹云昌,等. 基于北斗/GNSS的中国—中南半岛地区大气水汽气候特征及同降水的相关分析[J]. 测绘学报,2020,49(9):1 112-1 119

[3] 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):236-245

[4] 刘邢巍,史俊波,蒲德祥,等. CORS系统的差分定位终端设计与实现[J]. 测绘通报,2020(12):114-117

[5] 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

[6] LIU C, ZHENG N, ZHANG K, et al. A New Method for Refining the GNSS-derived Precipitable Water Vapor Map[J]. Sensors,2019,19(3):365-370

[7] 宋会传,赵海良,刘帅令,等. 区域大气加权平均温度模型确定及其应用[J]. 测绘通报,2021(2):122-125

[8] 胡应剑,吴丕团,黄良珂. 新疆地区GPT 2w模型计算加权平均温度适用性分析[J]. 地理空间信息, 2020,18(3):109-111

[9] LI J, ZHANG B, YAO Y, et al. A Refined Regional Model for Estimating Pressure, Temperature, and Water Vapor Pressure for Geodetic Applications in China[J]. Remote Sensing,2020,12(11):458-463

[10] 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

[11] 陈帅,黄腾,高大龙. 改进BP神经网络模型在索塔变形预测中的应用[J]. 地理空间信息,2022,20(2):27-32

[12] DING M. A Neural Network Model for Predicting Weighted Mean Temperature[J]. Journal of Geodesy,2018,92(10):1-12