



### 基于BP神经网络的对流层折射率预测方法研究

钱志刚, 杨东升, 郭晓彤, 李 雪

#### Research on tropospheric refractivity prediction method based on BP neural network

QIAN Zhigang, YANG Dongsheng, GUO Xiaotong, and LI Xue

引用本文:

钱志刚, 杨东升, 郭晓彤, 等. 基于BP神经网络的对流层折射率预测方法研究[J]. *全球定位系统*, 2024, 49(5): 120–125. DOI: [10.12265/j.gnss.2024043](https://doi.org/10.12265/j.gnss.2024043)

QIAN Zhigang, YANG Dongsheng, GUO Xiaotong, et al. Research on tropospheric refractivity prediction method based on BP neural network[J]. *Gnss World of China*, 2024, 49(5): 120–125. DOI: [10.12265/j.gnss.2024043](https://doi.org/10.12265/j.gnss.2024043)

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.12265/j.gnss.2024043>

### 您可能感兴趣的其他文章

#### Articles you may be interested in

#### [基于人工鱼群优化的BP神经网络WiFi指纹室内定位方法](#)

WiFi fingerprint indoor location method with BP neural network based on improved artificial fish swarm optimization algorithm  
*全球定位系统*. 2020, 45(1): 82–87

#### [基于BP神经网络的厘米级超宽带测距误差改正模型设计与实验](#)

Design and experiment of centimeter UWB ranging error correction model based on BP neural network  
*全球定位系统*. 2021, 46(4): 52–58

#### [遗传模拟退火算法优化BP神经网络的GPS高程拟合](#)

GPS elevation fitting of BP neural network optimized by genetic simulated annealing algorithm  
*全球定位系统*. 2021, 46(5): 55–59

#### [基于Keras平台的LSTM模型的对流层延迟预测](#)

Prediction of tropospheric delay based on the LSTM model of Keras platform  
*全球定位系统*. 2020, 45(6): 115–122

#### [BP神经网络模型的电离层预报精度评估](#)

Accuracy evaluation of ionospheric prediction based on BP neural network model  
*全球定位系统*. 2023, 48(5): 79–82, 102

#### [基于PSO-Elman神经网络BDS导航卫星钟差预报](#)

BDS navigation satellite clock difference prediction based on PSO-Elman neural network  
*全球定位系统*. 2023, 48(2): 120–126



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

DOI: 10.12265/j.gnss.2024043

# 基于 BP 神经网络的对流层折射率预测方法研究

钱志刚, 杨东升, 郭晓彤, 李雪

(中国电波传播研究所, 山东 青岛 266107)

**摘要:** 对于卫星导航系统, 定位误差受对流层大气折射率影响, 提高对流层大气折射率预测的精确性能够降低导航定位误差。对流层大气折射率是研究对流层对电磁波传播影响的主要参数, 其预测的精确性对于无线电系统有重要意义。本文提出一种基于反向传播 (back propagation, BP) 的对流层折射率预测方法, 将年、月、日、时刻、地表折射率、海拔高度作为网络模型的输入, 输入海拔高度处的折射率作为模型的输出; 类似地, 通过调整输入和输出参数, 还可以利用 BP 神经网络预测近地面 1 km 折射率梯度。在此基础上, 利用香港地区和太原地区历史探空气象数据对新提出算法进行了计算分析, 并与现有文献中的方法作了比较, 结果表明: 本文提出的方法在计算的精确性方面有一定的优势。

**关键词:** BP 神经网络; 对流层折射率; 折射率梯度

**中图分类号:** P228.4; TN01

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1008-9268(2024)05-0120-06

## 0 引言

电磁波在对流层中传播时, 可能会出现衰减、时延、折射、反射、多径、去极化等多种传播效应, 而这些传播效应的存在最终会对导航定位、通信、雷达等无线电系统的可靠性、稳定性、定位精度, 探测距离等性能指标产生影响<sup>[1-3]</sup>。

大气折射率是对流层大气电磁特性重要参数, 也是研究对流层对电磁波传播影响的主要参数。对于卫星导航系统, 大气折射误差是其主要误差源之一, 折射误差修正能够提高导航定位精度。大气折射率剖面是修正折射误差的基础数据<sup>[4]</sup>, 目前, 对于导航系统常用的对流层折射率剖面模型主要有线性模型、指数模型、双指数模型、Hopfield 模型<sup>[5]</sup>, 分段模型等<sup>[6]</sup>。文献<sup>[7]</sup>利用格尔木、海拉尔、酒泉、济南、广州五地探空站的测量数据, 比较分析了 Hopfield 模型和分段模型的计算精度, 认为未用我国实际大气数据修正模型系数的 Hopfield 模型比分段模型误差要大; 文献<sup>[8]</sup>利用青岛和北京两地探空站 10 年的历史探空数据对双指数模型、Hopfield 模型和分段模型均方根误差 (root mean square error, RMSE) 进行统计, 结果表明采用当地大气数据修正模型系数后 Hopfield 模型

相比其他模型更接近实测折射率剖面。文献<sup>[9]</sup>提出一种利用历史气象数据拟合分段模型系数, 并通过引入实测地面折射率对分段模型系数进行调整的分段模型建立与优化方法, 文中并未与其他折射率剖面模型在计算精度方面作比较。

反向传播 (back propagation, BP) 神经网络是一种广泛应用的神经网络算法<sup>[10-14]</sup>, 其基本原理是基于梯度下降策略, 不断调整网络参数, 直到误差小于阈值或达到训练次数上限<sup>[15]</sup>。BP 神经网络具有网络结构简单、算法学习能力强特点。基于此, 本文提出一种基于 BP 神经网络计算折射率的方法, 该方法可以通过分别输入不同高度, 得到折射率剖面。利用香港京士柏 (King's Park) 探空站 1980—2020 年探空数据和太原探空站 1986—1995 年探空数据对网络模型进行训练和测试, 并与文献<sup>[8-9]</sup>中的方法进行了比较, 结果表明本文提出的基于 BP 神经网络计算折射率的方法在计算精度方面具有一定优势。此外, 考虑到近地面 1 km 折射率梯度对于评估分析装备作用距离、对流层散射通信距离等有着重要意义, 文中还利用本文提出的方法对香港地区和太原地区近地面 1 km 折射率梯度进行了计算, 并与与文献<sup>[16]</sup>中的方法进行了比较, 结果同样表明本文提出的方法

收稿日期: 2024-03-05

资助项目: 国家自然科学基金 (62031015, 62031014)

通信作者: 杨东升 E-mail: yangds@crip.ac.cn

计算精度更高。

## 1 折射率剖面模型

### 1.1 分段模型

分段模型根据折射率随高度的变化特点,对近地面 1 km 高度范围内,选用线性模型;对距地 1 km 到海拔 9 km 高度范围内,选用负指数模型<sup>[17]</sup>;对高于 9 km 高度区域,选用不同参数的负指数模型<sup>[15]</sup>。分段模型表达式为

$$N(h) = \begin{cases} N_0 + G(h - h_0), & h_0 \leq h \leq h_0 + 1 \\ N_1 \exp(-c_1(h - h_0 - 1)), & h_0 + 1 \leq h \leq 9 \\ N_9 \exp(-c_9(h - 9)), & 9 \leq h \leq 60 \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $N(h)$  为高度  $h$  处的折射率;  $N_0$  为地面折射率;  $G$  为近地面 1 km 高度处折射率梯度;  $h_0$  为地面海拔高度 (km);  $N_1$  为距地 1 km 高度处折射率;  $c_1$  为距地 1 km 到海拔 9 km 的指数衰减率;  $N_9$  为海拔高度 9 km 高度处折射率;  $c_9$  为海拔 9~60 km 的指数衰减率;  $h$  单位为 km。

### 1.2 Hopfield 模型

Hopfield 将大气折射率分为静力项  $N_s$  和湿项  $N_w$ , 其中静力项是在大气静力学理论上建立的, 而湿项没有严格的理论基础, 只是套用静力项的形式建立公式<sup>[18]</sup> Hopfield 模型表示如下:

$$N(h) = N_s(h) + N_w(h) \quad (2)$$

$$\begin{cases} N_i(h) = N_{i0} \left( \frac{H_i - h}{H_i - h_0} \right)^4 & h \leq H_i \\ N_i(h) = 0 & h > H_i \\ i = s, w \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $N_{s0}$  是折射率静力项的地面值,  $N_{w0}$  是湿项的地面值,  $H_s$  是静力项等效高度,  $H_w$  是湿项等效高度:

$$\begin{cases} H_s = 40.136 + 0.14872 \cdot t_0 \\ H_w = 11 \end{cases} \quad (4)$$

式中,  $t_0$  为地表温度, 单位为  $^{\circ}\text{C}$ 。

### 1.3 双指数模型

双指数模型将折射率分为干项和湿项, 并且认为干项和湿项均可近似认为随高度呈负指数变化趋势。双指数模型公式为

$$N(h) = N_{s0} \exp\left(-\frac{h-h_0}{H_d}\right) + N_{w0} \exp\left(-\frac{h-h_0}{H_w}\right) \quad (5)$$

式中,  $H_d$  为干项的特征高度。

## 2 现有折射率剖面建模方法

### 2.1 文献 [8] 建模方法

文献 [8] 利用历史探空数据比较分析了 Hopfield

模型和双指数模型, 结果表明: Hopfield 模型静力项优于双指数模型干项, 双指数模型湿项优于 Hopfield 模型湿项。在此基础上, 文中提出改进模型静力项采用 Hopfield 模型静力项, 湿项采用双指数模型湿项, 并且利用本地历史探空数据修正模型中的关键参数: 静力项等效高度  $H_h$  和湿项等效高度  $H_w$ 。文献 [8] 改进模型公式为

$$N(h) = N_{s0} \left( \frac{H_s - h}{H_s - h_0} \right)^\eta + N_{w0} \exp\left(-\frac{h-h_0}{H_w}\right) \quad (6)$$

其中,

$$\begin{cases} H_s = -\frac{t_0 + 273.16}{\beta} \\ \eta = -1 - \frac{g}{R_d \cdot \beta} \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $\beta$  为温度对高度变化梯度, 单位为  $\text{K}/\text{km}$ , 利用本地历史探空数据基于最小二乘准则拟合确定;  $g$  为重力加速度  $g = 9.806 \text{ m}/\text{s}^2$ ;  $R_d$  为干空气的比气体常数,  $R_d = 0.287 \text{ kJ}/(\text{kg} \cdot \text{K})$ ;  $H_w$  为湿项等效高度, 利用本地探空数据通过回归分析确定。下文中将本方法简称为 Chen 方法。

### 2.2 文献 [9] 建模方法

文献 [9] 采用分段模型来描述大气折射率剖面, 利用探空站历史气象数据拟合分段模型系数, 并通过引入实测地面折射率对分段模型系数进行调整, 从而进一步优化改进模型。

首先将探空数据按照月份、时刻进行分组, 利用分组后数据拟合分段模型参数, 其中指数衰减率参数  $c_1$ 、 $c_9$  采用最小二乘法计算:

$$c_j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{\ln N_0 - \ln N_i}{h_i - h_0}, j = 1, 9 \quad (8)$$

式中:  $m$  为数据样本数量, 当  $j=1$  时,  $h_i$  和  $N_i$  分别为该组数据中距地高度大于 1 km 并且海拔高度小于 9 km 的高度和相应折射率; 当  $j=9$  时,  $h_i$  和  $N_i$  分别为该组数据中海拔高度大于 9 km 的高度和相应折射率。

为使分段模型在各分段点处连续, 令

$$\begin{cases} N_1 = N_0 + G \\ N_9 = N_1 \exp(-c_1(8 - h_0)) \end{cases} \quad (9)$$

考虑到地面折射率可以方便获取, 使用地面折射率对拟合出的参数进行修正, 从而进一步优化模型, 使模型更逼近真实折射率剖面。下文中将本方法简称为 Zhao 方法。

## 3 基于 BP 神经网络计算折射率的方法

BP 神经网络也称反向传播网络, 是一种按误差

逆传播算法训练的多层前馈神经网络. BP 神经网络结构包含输入层、隐层和输出层 3 层结构, 其中输入层用于接收外部输入, 隐层与输出层神经元对信号进行处理, 最终结果由输出层神经元输出. BP 神经网络隐层可以有多个<sup>[12]</sup>, 最简单的单隐层 BP 神经网络结构如图 1 所示.

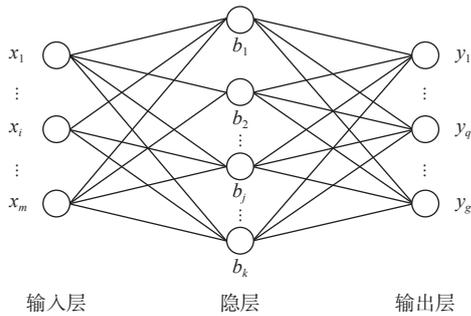


图 1 单隐层 BP 神经网络结构示意图

理论上 BP 神经网络隐层层数和隐层神经元越多, 模型拟合能力越强, 但同时更深的层数和更多的神经元会降低模型泛化能力, 并导致过拟合问题以及训练难度增加, 因此需要合理选择隐层层数和隐层神经元个数.

本文提出的算法采用单隐层 BP 神经网络, 6 个输入层神经元, 10 个隐层神经元, 1 个输出层神经元, 转移函数选用对数  $S$  函数, 误差函数选用均方差函数. 该方法不仅可以通过分别输入不同高度, 得到折射率剖面; 还可以计算近地面 1 km 折射率梯度. 当使用新构造的 BP 神经网络预测不同高度处折射率时, 输入为年、月、日、时刻、海拔高度、地表折射率, 输出为输入海拔高度处折射率; 当使用新构造的 BP 神经网络预测近地面 1 km 折射率梯度值时, 输入为年、月、日、时刻、地表温度、地表水汽压、地表大气压强、地表折射率, 输出为近地面 1 km 折射率梯度.

## 4 结果分析

基于新构造的 BP 神经网络, 利用香港地区京士柏气象站 1980—2020 年探空数据 (京士柏气象站数据可以在美国怀俄明大学天气数据网站下载) 和太原地区 1986—1995 年探空数据分别对网络模型进行训练和测试. 考虑到 BP 神经网络具有一定的随机性, 因此取 100 次蒙特卡洛试验平均值作为最终的输出结果. 最后分别统计两地区测试集输出结果与实测值之间的 RMSE, 并与 Zhao 方法、Chen 方法以及文献 [16] 中方法结果作比较.

### 4.1 基于香港地区数据结果分析

香港京士柏站数据为 1980—2020 年探空气象数据, 将 1980—2012 年数据作为 BP 神经网络模型训练集, 2013—2020 年数据作为 BP 神经网络模型测试集. 图 2~6 为基于 BP 神经网络方法、文献 [8] 方法以及文献 [9] 方法预测香港地区 2013—2020 年 5 个时刻不同高度处折射率 RMSE 图. 从图 2~6 中可以看出, 在 0~5 km 三种算法的 RMSE 随高度增加变化较大, 在 2013 年 8 月 1 日、2017 年 8 月 1 日、2020 年 12 月 1 日 3 个时刻本文提出方法在 RMSE 波动程度和计算精度方面要优于另外两种方法, 在另 2 个时刻, 三种方法相差不大. 在 5~10 km 三种算法的 RMSE 随高度增加变化程度相较于 5 km 以下高度时变小, 本文方法在大多数样本点处要优于另两种方法, Chen 方法和 Zhao 方法在不同时刻互有优劣. 在 10 km 以上高度范围内, 本文方法在 RMSE 波动程度和计算精度方面要明显优于另外两种方法, Chen 方法次之, Zhao 方法相较最差. 整体来看, 本文提出的基于 BP 神经网络计算折射率剖面方法随高度增加变化相对较小, 计算精度优于另外两种方法.

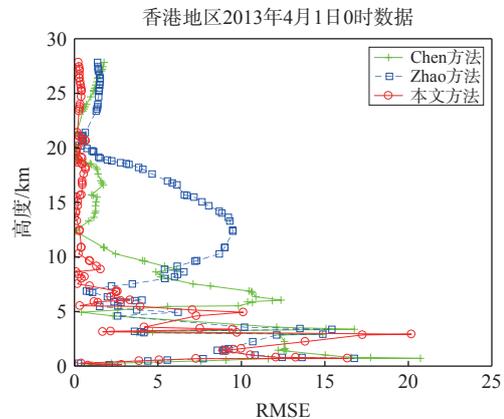


图 2 不同方法预测折射率剖面 RMSE

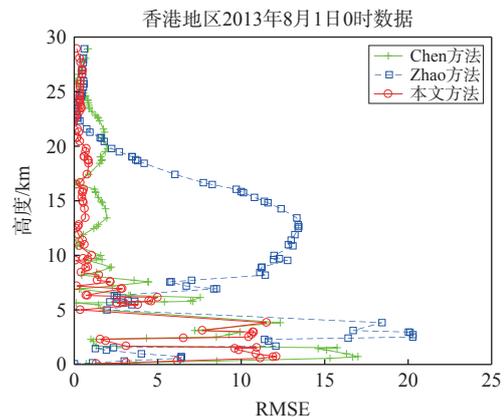


图 3 不同方法预测折射率剖面 RMSE

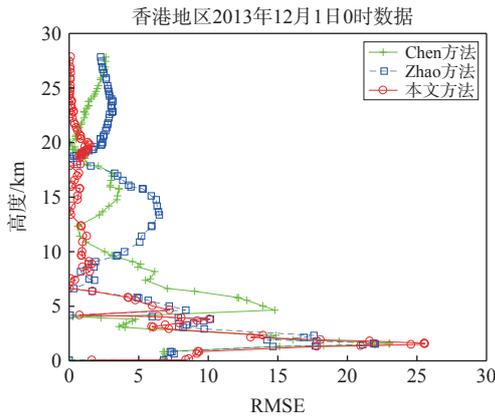


图 4 不同方法预测折射率剖面 RMSE

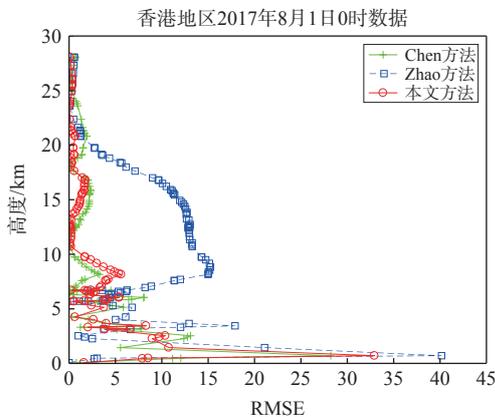


图 5 不同方法预测折射率剖面 RMSE

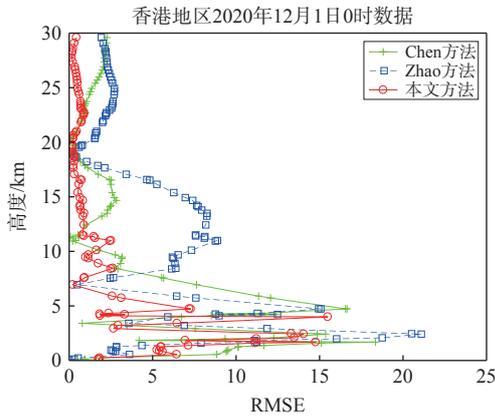


图 6 不同方法预测折射率剖面 RMSE

表 1 给出了基于新构造的 BP 神经网络方法、Zhao 方法以及 Chen 方法预测 2013—2020 年香港地区特性层高度处折射率 RMSE, 从表中可以看出, 本文提出的基于 BP 神经网络计算折射率方法优于另外两种方法。

利用 BP 神经网络模型预测香港地区近地面 1 km 折射率梯度, 其中近地面 1 km 高度处折射率“真值”由实测折射率剖面值线性插值得出。图 7 给出了基于新构造的 BP 神经网络方法和文献 [16] 方法预测香

港地区 2013—2020 年 1~12 月份近地面 1 km 折射率梯度 RMSE, 从图中可以看出, 本文提出方法仅在 7 月份略差于文献 [16] 方法, 在其他月份均优于文献 [16] 方法。表 2 给出了本文方法和文献 [16] 方法预测 2013—2020 年香港地区近地面 1 km 折射率梯度总的 RMSE, 从表中可以看出本文提出的方法在计算精度方面优于文献 [16] 中的方法。

表 1 不同方法对香港地区 2013—2020 年折射率预测的 RMSE

参数	Chen方法	Zhao方法	本文方法
RMSE	7.114 0	8.617 4	6.230 6

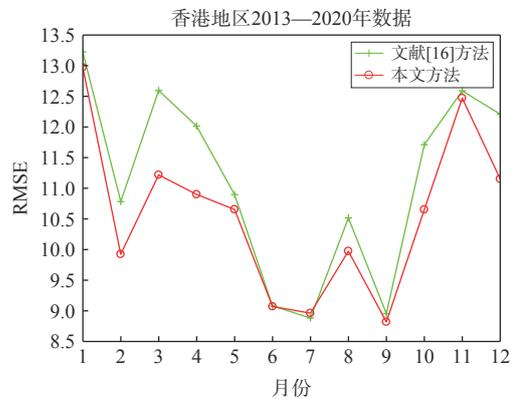


图 7 不同方法对近地面 1 km 折射率梯度预测 RMSE

表 2 不同方法对香港地区 2013—2020 年近地面 1 km 折射率梯度预测的 RMSE

参数	文献[16]方法	本文方法
RMSE	11.302 1	10.660 6

#### 4.2 基于太原地区数据计算结果

太原地区数据为 1986—1995 年探空数据, 将 1986—1993 年探空数据作为 BP 神经网络模型训练集, 1994—1995 年数据作为 BP 神经网络模型测试集。图 8~12 为基于 BP 神经网络方法、文献 [8] 方法以及文献 [9] 方法预测太原地区 1994—1995 年 5 个时刻不同高度处折射率 RMSE 图。从图 8~12 中可以看出, 在 10 km 高度以下范围内三种算法的 RMSE 随高度增加变化较大, 在 1994 年 1 月 1 日、1994 年 10 月 1 日 2 个时刻本文提出方法在 RMSE 波动程度和计算精度方面要优于另外两种方法, 在另 3 个时刻, 三种方法互有优劣。在 10 km 以上高度范围内三种算法的 RMSE 随高度增加变化程度相较 10 km 以下高度时变小, 本文方法整体要优于另两种方法。表 3 给出了基于新构造的 BP 神经网络方法、Zhao 方法以及 Chen 方法预测 1994—1995 年太原地区特性层

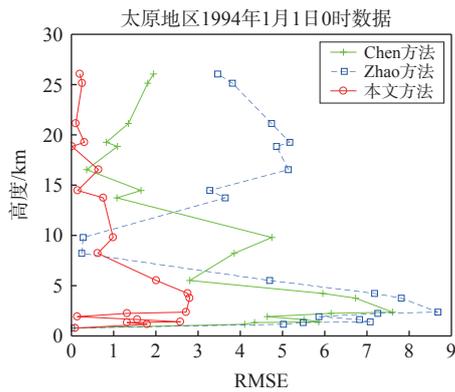


图 8 不同方法预测折射率剖面 RMSE

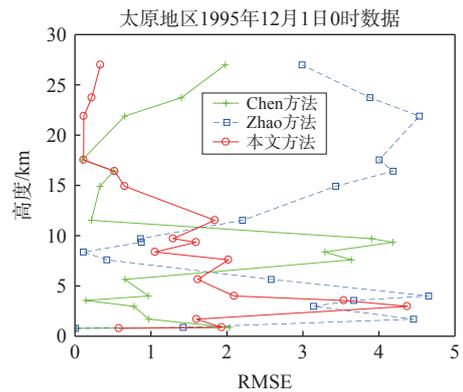


图 12 不同方法预测折射率剖面 RMSE

表 3 不同方法对太原地区 1994—1995 年折射率预测的 RMSE

参数	Chen方法	Zhao方法	本文方法
RMSE	3.012 7	5.456 0	2.521 6

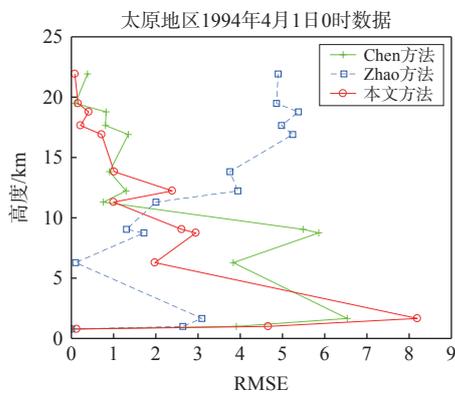


图 9 不同方法预测折射率剖面 RMSE

高度处折射率 RMSE, 从表中可以看出本文提出的基于 BP 神经网络计算折射率方法在计算精度方面优于另外两种方法.

类似地, 用 BP 神经网络模型预测太原地区近地面 1 km 折射率梯度. 图 13 给出了基于新构造的 BP 神经网络方法和文献 [16] 方法预测太原地区 1994—1995 年 1~12 月份近地面 1 km 折射率梯度 RMSE, 从图中可以看出本文提出方法仅在 8 月份略差于文献 [16] 方法, 在其他月份均优于文献 [16] 方法. 表 4 给出了本文方法和文献 [16] 方法预测 1994—1995 年太原地区近地面 1 km 折射率梯度总的 RMSE, 从表中可以看出本文提出的方法在计算精度方面优于文献 [16] 中的方法.

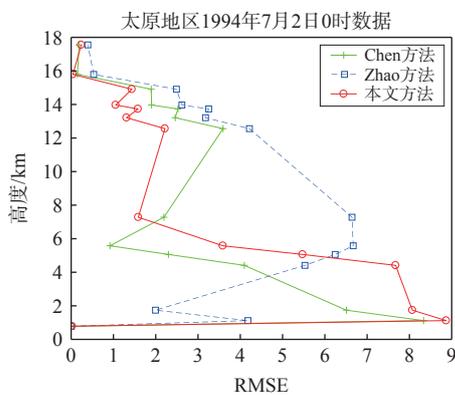


图 10 不同方法预测折射率剖面 RMSE

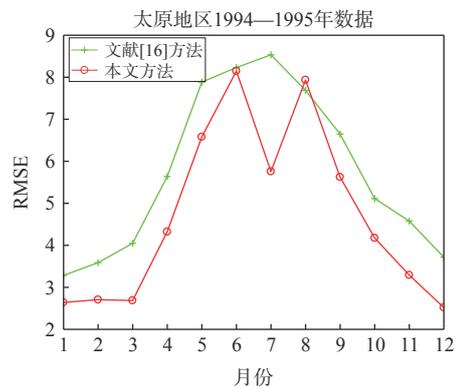


图 13 不同方法对近地面 1 km 折射率梯度预测 RMSE

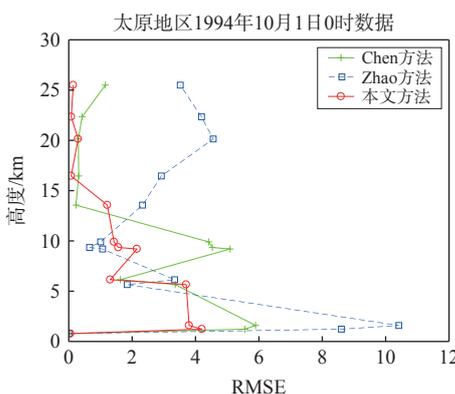


图 11 不同方法预测折射率剖面 RMSE

表 4 不同方法对太原地区 1994—1995 年近地面 1 km 折射率梯度预测的 RMSE

参数	文献[16]方法	本文方法
RMSE	4.927 9	4.536 0

## 5 结束语

对于卫星导航系统,大气折射误差是其主要误差源之一,折射误差修正能够提高导航定位精度.大气折射率剖面是修正折射误差的基础数据,因此高精度折射率剖面预测模型对于卫星导航等无线电系统有重要意义.本文提出一种基于BP神经网络计算折射率的方法,该方法不仅可以通过分别输入不同高度,得到折射率剖面,还可以计算近地面1 km折射率梯度.基于该方法利用香港探空站1980—2020年探空数据与文献[8]以及文献[9]中的方法进行了比较,结果表明在0~5 km高度范围内三种算法的RMSE随高度增加变化较大,整体而言,本文提出方法RMSE波动要小于另外两种方法,在计算精度方面本文提出方法要优于另外两种方法.在高度5~10 km三种算法的RMSE随高度增加变化程度相较5 km以下高度时变小,本文方法在大多数样本点处要优于另两种方法,Chen方法和Zhao方法在不同时刻互有优劣.在10 km以上高度范围内,本文方法在RMSE波动程度和计算精度方面要明显优于另外两种方法,Chen方法次之,Zhao方法相较最差.总体来看,本文提出的基于BP神经网络计算折射率剖面方法在计算精度方面优于另外两种方法.此外,基于BP神经网络模型预测对香港地区近地面1 km折射率梯度进行了预测并与文献[14]中方法进行了比较,结果表明本文提出的方法在绝大多数月份中的计算误差小于文献[16]中的方法,并且总的计算精度优于文献[16]中的方法.

基于太原探空站1986—1995年探空数据对BP神经网络模型进行训练和测试,并与文献[8]以及文献[9]中的方法进行了比较,结果同样表明本文提出的方法随高度增加变化相对较小,计算精度优于另外两种方法.基于太原地区数据,对近地面1 km折射率梯度进行预测并与文献[16]方法进行了比较,结果表明,本文提出的方法在计算精度方面优于文献[16]中的方法.

### 参考文献

- [1] 郭立新,弓树宏,吴振森,等.对流层传播与散射及其对无线电系统的影响[M].西安:西安电子科技大学出版社,2018.
- [2] 谢益溪.电波传播—超短波·微波·毫米波[M].北京:电子工业出版社,1990.
- [3] 熊皓.电磁波传播与空间环境[M].北京:电子工业出版社,2004.
- [4] 张国亭,王宏,朱庆林,等.电波大气折射误差精细化修正系统设计与验证[J].电波科学学报,2023,38(6): 1074-1081.
- [5] HOPFIELD H S. Two-quartic tropospheric refractivity profile for correcting satellite data[J]. Journal of geophysical research, 1969, 74(18): 4487-4499. DOI: 10.1029/JC074i018p04487
- [6] 焦培南,张忠治.雷达环境与电波传播特性[M].北京:电子工业出版社,2007.
- [7] 张瑜,魏山城.HOPFIELD大气模型的精度分析[J].河南师范大学学报(自然科学版),2005,33(4): 46-49.
- [8] 陈祥明.大气折射率剖面模型与电波折射误差修正方法研究[D].青岛:中国海洋大学,2008.
- [9] 赵军,王西京,张华,等.外测数据对流层折射误差修正及精度分析[J].飞行器测控学报,2014,33(1): 25-29.
- [10] 林乐科,赵振维,张业荣,等.利用BP-ANN和地基单站GPS数据反演大气折射率剖面[J].微波学报,2008,24(6): 39-42.
- [11] 赵振维,王宁.微波辐射计反演大气折射率剖面技术研究[J].电波科学学报,2010,25(1): 132-138.
- [12] 宋秉红.BP神经网络模型的电离层预报精度评估[J].全球定位系统,2023,48(5): 79-82.
- [13] 时瑶佳,吴飞,朱海,等.基于KERAS平台的LSTM模型的对流层延迟预测[J].全球定位系统,2020,45(6): 115-122.
- [14] 姚军,甄梓越,马宇静.基于BP神经网络的RSSI测距优化算法[J].电波科学学报,2022,37(4): 663-669.
- [15] 周志华.机器学习[M].北京:清华大学出版社,2016.
- [16] 胡冉冉,赵振维,林乐科,等.近地面1 km高度处折射率梯度与地面气象参数统计关系的研究[J].电波科学学报,2020,35(6): 896-901.
- [17] 黄捷.电波大气折射误差修正[M].北京:国防工业出版社,1999.
- [18] 林乐科.利用GNSS信号的地基大气折射率剖面反演技术研究[D].南京:南京邮电大学,2011.

### 作者简介

钱志刚 (1991—),男,硕士,工程师,研究方向为信号处理. E-mail: qianzg@cricp.ac.cn

杨东升 (1980—),男,硕士,高级工程师,研究方向为电波传播. E-mail: yangds@cricp.ac.cn

郭晓彤 (1989—),女,硕士,高级工程师,研究方向为复杂电磁环境生成. E-mail: guoxt@cricp.ac.cn

## A clock synchronization/calibration system combining EKF and LSTM neural networks

XU Tao<sup>1</sup>, GUO Chenyu<sup>1</sup>, ZHAO Cheng<sup>2</sup>

(1. Faculty of Automation Engineering, Shenyang Aerospace University, Liaoning 110136, China; 2. Shenyang Aircraft Corporation, Liaoning 110031, China)

**Abstract:** Research on methods to improve the timing accuracy and timekeeping capability of timing signals under satellite timing. By using a crystal oscillator counter, the crystal frequency information at the moment of each second pulse is recorded; the recorded historical information is input into an extended Kalman filter (EKF) for filtering, to eliminate the random error of the satellite second pulse signal, and extract the accumulated time of the first  $N$  seconds of the BeiDou satellite pulse  $t_{CN}$ , and the crystal oscillator frequency  $fre(k)$  at time  $k$ ; and the crystal oscillator change rate  $v(k)$  at time  $k$ ; and the historical data output by the EKF is used as the training set, input into the long short-term memory (LSTM) network to establish a prediction model; the algorithm parameters are debugged using the control variable method to find the most suitable prediction model. The experimental results show that the maximum error of the timing signal output by the timing algorithm is 34 ns; the cumulative error of the timing algorithm in 8 hours is 1.001  $\mu\text{s}$ , and the average error is less than 0.125  $\mu\text{s}/\text{h}$ . This effectively improves the timing and timekeeping accuracy of the system.

**Keywords:** extended Kalman filter (EKF); LSTM neural network; time synchronization; time service; crystal oscillator modeling

(上接第 125 页)

## Research on tropospheric refractivity prediction method based on BP neural network

QIAN Zhigang, YANG Dongsheng, GUO Xiaotong, LI Xue

(China Research Institute of Radiowave Propagation, Qingdao 266107, China)

**Abstract:** For satellite navigation systems, positioning errors are affected by the refractive index of the troposphere atmosphere. Improving the accuracy of predicting the refractive index of the troposphere atmosphere can reduce navigation positioning errors. The refractivity of tropospheric atmosphere is the main parameter for studying the influence of the troposphere on the propagation of electromagnetic waves, and the accuracy of its predictions is of great significance for radio systems. In this paper, a tropospheric refractivity prediction method based on BP neural network is proposed, which takes the year, month, day, time, surface refractivity, and altitude as the input of the BP neural network, and the corresponding refractivity at the input altitude as the output of the model. Similarly, by adjusting the input and output parameters, the BP neural network can also be used to predict the refractivity gradient of 1 km near the ground. Finally, the proposed algorithm is calculated and analyzed by using the historical aerial exploration data of Hongkong and Taiyuan, and compared with the methods in the existing papers. The results show that the proposed method has certain advantage in the calculation accuracy.

**Keywords:** BP neural network; tropospheric refractivity; refractivity gradient