

doi:10.3969/j.issn.1003-2029.2020.02.002

基于 IRI 的卫星高度计电离层 Keras 神经网络模型研究

薛文文, 苗洪利*, 苗翔鹰

(中国海洋大学 信息科学与工程学院, 山东 青岛 266100)

摘要:基于 IRI-2016 数据,通过深度学习建立了电离层 Keras 神经网络模型。经测试,Keras 神经网络模型与 IRI-2016 模型具有同等精度。将 Keras 神经网络模型应用于 Jason-2 卫星高度计的电离层电子含量观测,对 Jason-2 双频观测值进行多项式拟合并与 Keras 模型值进行比对,结果表明:二者平均电子含量均方根误差为 4.46 TECU;平均相关系数为 0.75;将总电子含量的均方根差值换算成 Ku 波段的传输延迟值为 8.5 mm,对于测高精度在厘米级别的卫星高度计,该误差在可接受范围内。电离层 Keras 神经网络模型可以扩展 IRI 模型的使用范围,方便快捷,也有效地避免了 IRI 复杂繁琐的分层积分算法。该模型可应用于单频卫星高度计的电离层延迟误差校正。

关键词:电离层;IRI-2016 模型;Keras 神经网络模型;总电子含量

中图分类号: TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1003-2029(2020)02-0010-05

电离层对微波的延迟是影响微波遥感对地面及海洋观测的重要因素。特别是对于卫星高度计对海表面高度的厘米级测量精度,电离层延迟会带来较大的测高误差。电离层延迟主要取决于电离层中的电子密度及总电子含量(Total Electron Content, TEC)。国际参考电离层(International Reference Ionosphere, IRI)构建了分层模型,用以预报平静电离层的平均状态,能够准确预测 80%以上的微波路径上的电子含量^[1-2]。但是,IRI 模型构造复杂、参数较多,不利于模型的推广使用^[3]。近年来,国外学者通过 IRI 与高度计实测数据进行分析,认为 IRI 表示在电离层变化情况下具有较高的精确度。但是,用户一般在其官网上通过输入必要的时间、位置及高度参量而获取总电子含量^[4],为在单频卫星高度计上应用该模型带来困难。基于大数据的深度学习可以通过网站获取大量数据,建立基于 IRI 的神经网络模型^[5]。

Keras 是基于 Tensorflow 后端,由 Python 语言

编写的一种高层神经网络结构。Tensorflow 是 Google 的开源框架,是当今大数据、人工智能、图像识别及深度学习等领域的强大工具。Keras 由于具备高效可扩展的序贯模型和函数式模型,其性能优于传统 BP 算法。

本文基于 IRI 电离层预测值,通过 Keras 网络框架构建一个神经网络模型,利用 Jason-2 卫星高度计双频法测得的总电子含量值对神经网络模型进行检验,旨在将该模型应用于单频高度计的电离层延迟校正。

1 数据及方法

1.1 IRI-2016 模型数据获取

IRI 官网(<http://irimodel.org/>)给出 IRI-2016 在线运行界面,可以输入时间及位置等信息获取所需电离层电子含量。但是这种交互式操作,对于几十

收稿日期:2019-06-30

基金项目:海洋环境安全保障重点专项资助项目“三维成像雷达高度计海洋信息提取技术及应用”(2016YFC1401004)

作者简介:薛文文(1993-),男,硕士研究生,主要从事海洋遥感卫星高度计研究。E-mail:xuesyhome@qq.com

通讯作者:苗洪利(1964-),男,教授,主要从事海洋遥感方面研究。E-mail:oumhl@ouc.edu.cn

万甚至上千万的数据量来说难以操作。本文采用 Python 编写程序,通过程序获取所需数据原理示意图如图 1 所示。

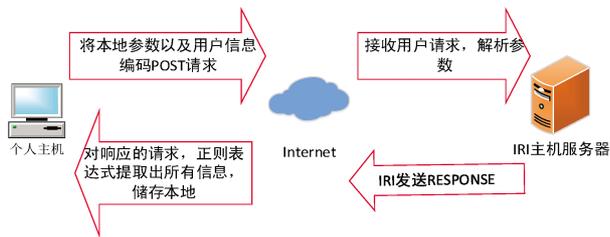


图 1 IRI 数据获取原理图

在客户端将所需要的请求数据进行 POST 编码后发送请求到服务器,服务器会根据 POST 请求发送 response 响应给客户端。客户端收到服务器发来的数据后,使用 Python 解析库将需要的信息提取并且保存在本地计算机。本文使用的爬虫信息与 IRI 官网上信息一致,包括时间信息(year, month, day, time),位置信息(latitude, longitude, height),还有可选信息 F10.7 radio flux(10.7 cm 的太阳辐射通量是太阳活动的极好指标^[6]。它通常被称为 F10.7 指数,是太阳活动中运行时间最长的记录之一)等,这样得到的总电子含量 TEC ,记为 TEC_{IRI} ^[7]。

1.2 Jason-2 轨道匹配及数据提取

选取 Jason-2 的 GDR (Geophysical Data Records)中 2016 年 Cycle281 数据,每个 Cycle 由近 10 d、254 个 Pass(升降轨)、127 圈构成。

提取其中 Ku 波段的时间、经度、纬度及对应的用双频法测得的电离层延迟值 Δ , Δ 与总电子含量 TEC 的关系如式(1)^[8-9]所示:

$$\Delta = \frac{40.3}{f^2} \times TEC \quad (1)$$

根据式(1)可以算出总电子含量:

$$TEC = \frac{f^2}{40.3} \times \Delta \quad (2)$$

f 为 Ku 波段的频率,其值为 13.575 GHz;总电子含量 TEC 的单位为 TECU, $1 \text{ TECU} = 10^{16} \text{ el/m}^2$ 。

1.3 IRI-2016 与 Jason-2 观测电子含量对比

在 Jason-2 的 Cycle281 中提取 Pass11-Pass30 (10 圈,接近 1 d)的时间、经纬度、高度及 Ku 波段电离层延迟等信息,利用式(2)将电离层延迟换算为 TEC 值,记为 $TEC_{\text{Jason-2}}$ 。

对比 Jason-2 与 IRI-2016 的 TEC 值,必须首先进行时间和空间信息的匹配。将 Jason-2 数据中的时间、经度、纬度、高度信息依次输入到网络获取软

件的 POST 请求当中,这样就可以得到时间和位置完全匹配的两列 TEC 数据。按时间排序的两列 TEC 数值分布见图 2 所示。

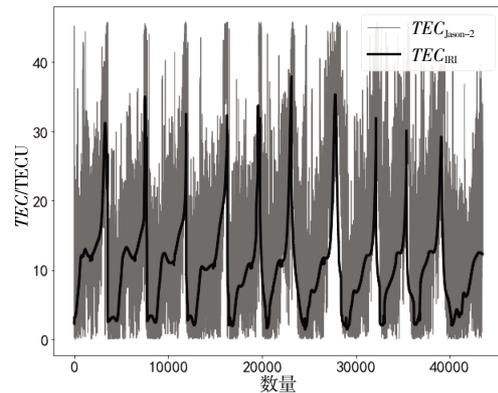


图 2 电离层总电子含量分布

从图 2 可以看出,Jason-2 绕地球每一圈,其观测到的与地面之间的总电子总量具有周期性,反映了地面固定位置电离层分布的日周期性,而 IRI-2016 模型值表现出与 Jason-2 观测值较强的分布一致性。

Jason-2 利用双频观测法进行每秒一次的实时观测,受实时环境因素影响,会产生较大波动,而 IRI-2016 模型值是由多层公式积分而得,其结果必为连续可微函数值,其分布为平滑曲线。

由于 IRI-2016 模型值与双频法测量值分布及量值基本一致,因此,基于 IRI-2016 模型值深度学习的 Keras 神经网络模型可以用于卫星高度计的电离层延迟校正。

2 Keras 神经网络模型的建立

深度学习的数据集来自 IRI-2016 模型中 2016 年将近 300 万组数据,经纬度的精度为 0.01° ,时间的精度为 36 s。70%用于训练模型,30%用于测试模型。深度学习对计算机性能要求极大,本文选取 IRI 模型适当的时间及空间精度,同时兼顾学习时间和模型结果准确率^[10]。

Keras 神经网络模型的时间输入分为两个部分:一部分为年积日,即从每年的 1 月 1 日起开始累计的天数,另一部分为日积时,即每天的时刻数(以 0.01 小时单位)。同时输入的参数还有空间位置信息,包括经度(longitude)、纬度(latitude)、高度(height)及 F10.7 信息。

图 3 为 Keras 神经网络模型结构示意图,将前

述输入参量作为输入层,选择合适的激活函数以及模型的优化器将各层数据输入训练。模型的层数以及各层的节点数需要不断地训练调整,直到损失达到最小及梯度不再下降,进而固定各层参数,完成模型的建立。

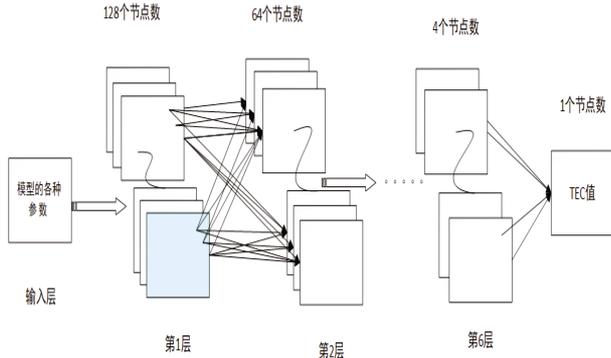


图 3 Keras 神经网络模型结构

本文全链接采用 6 层网络,前 5 层的激活函数均为“relu”,最后一层采用“linear”。在隐含层选用“relu”是因为它具有如下优点:克服梯度消失的问题与加快训练速度。最后选用“linear”线性激活函数,为了补偿网络输出结果的线性偏差^[11]。

对所建立的 Keras 网络模型,只要将待测日期和时间分解为年积日和日积时,连同待测位置的经纬度及高度输入模型,即可输出总电子含量 TEC_{Keras} 。当然,本文所建模型固定高度为 Jason-2 的轨道高度(1 336 km),模型只对于特定的高度计^[9-10]。

3 模型测试

神经网络模型的建立均需要测试,一般采用数据集的 20%用于模型测试^[12]。图 4 为模型输出值 TEC_{Keras} 和数据集中的目标值 TEC_{IRI} 的拟合散点图。

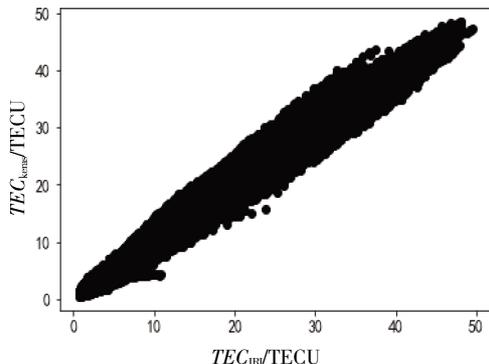


图 4 TEC_{Keras} 和 TEC_{IRI} 拟合散点图

由图 4 可以看出, Keras 模型输出值与 IRI-2016 的模型值具有很好的一致性。统计结果表明,二者的均方根误差为 0.72 TECU,相关系数高达 0.99。这说明 Keras 模型具有较高的有效性和可靠性。

4 模型应用与结果分析

将所建模型应用到 Jason-2 的 Cycle281-290 中的数据,从结果中选用两个 PASS 做出细节描述。图 5 为 Pass17 和 pass18 一圈的 TEC 分布。

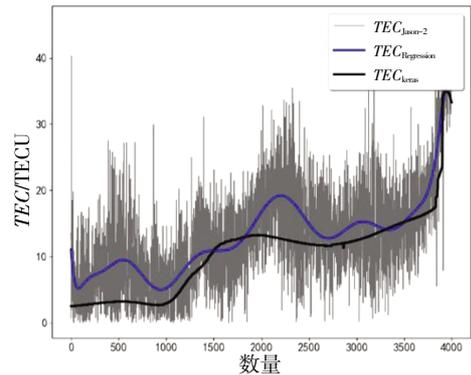


图 5 单圈双频观测值和 Keras 模型值分布

图中,灰色线为 Jason-2 双频测量的 TEC 值,为了与 Keras 模型值(黑色线)进行有效对比,将其进行多项式拟合,其拟合线见图 5 中的蓝色线。从中可以看出,拟合后的 TEC 值分布整体与 Keras 模型值分布较为接近。但是也可以看出,在部分地区 Jason-2 的测量值与网络模型输出值存在偏差。图 6 为单圈情况下两者的误差分布直方图。

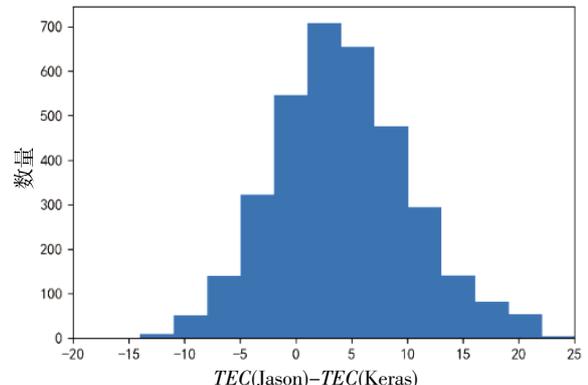


图 6 Jason-2 与模型输出值 TEC 误差分布直方图

如图 6 所示, Jason-2 与模型值两者的偏差一般在 -15~20 TECU 之间,且分布集中区域为 -5~10 之间,这样的误差分布表现出两者的一个系统性偏差,大约为 4~5 TECU。

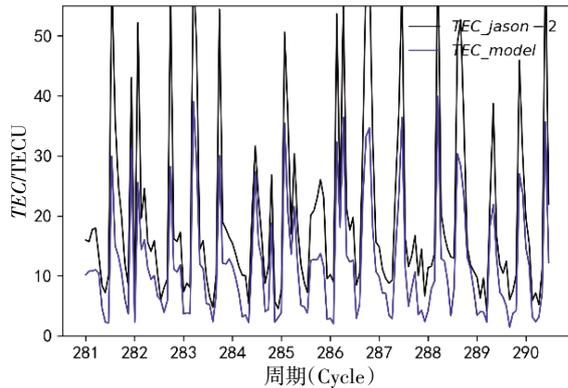


图 7 Jason-2 与 Keras 模型值对比

如图 7 所示, 选用 Cycle281-290 的高度计数据, $TEC_{Jason-2}$ 为双频观测数据, TEC_{model} 为 Keras 模型输出数据, 模型输出值在各 Cycle 的 Jason-2 数据上表现出良好的一致性, 对于范围更广的测量区域做出两者的数据分布图^[13]。统计 10 个 Cycle 的各自均

方根差 ($RMSE$) 和相关系数及平均值, 结果见表 1 所示。

从表 1 可以看出, 二者在各个 Cycle 内的均方根误差比较稳定, 均值为 4.46 TECU, 换算为 Ku 波段的电离层延迟为 8.5 mm, 对于测高精度为厘米的卫星高度计有良好的提升, 毫米的电离层延迟误差可以接受^[14-15]。二者的相关系数均值为 0.75, 此结果为原始双频观测数据与模型对比得到, 而原始双频观测数据相邻点存在测量误差, 其值波动较大, 如图 5 所示, 如果进行平滑处理, 会提升其相关系数。尽管两者的相对误差达到 0.25 左右, 但是 TEC 值当 $TECU$ 达到较大值 30 TECU 时候, 两者的误差也就为 6 TECU 左右, 符合之前对模型的误差分析。从图 7 得到, 在模型推广到其他 Cycle 的时候, 模型输出值精度和各 Cycle 数据相同, 具有较高的准确率。

表 1 Jason-2 双频观测值与 Keras 模型值对比

周期(Cycle)	281	282	283	284	285	286	287	288	289	290	均值
均方根差/TECU	4.49	3.49	3.68	4.17	3.86	3.43	4.27	3.94	3.60	4.42	4.46
相关系数	0.76	0.82	0.69	0.75	0.68	0.69	0.73	0.83	0.80	0.70	0.75
相对误差	0.26	0.24	0.28	0.32	0.26	0.21	0.25	0.27	0.22	0.23	0.254

5 总结

本文采用 python 编程在 IRI 网站获取了与 Jason-2 卫星高度计 Cycle281-290 同轨道信息的 IRI-2016 模型电离层总电子含量数据。通过将该数据与 Jason-2 利用双频法测得的总电子含量比较, 二者均具有明显一致性。

基于 IRI-2016 数据, 通过深度学习建立了 Keras 神经网络模型。经测试, 模型输出值与测试数据集的目标值之间的相关系数高达 0.99, 均方根误差为 0.72 TECU, 说明模型有效。

将所建 Keras 神经网络模型应用于 Jason-2 卫星高度计, 对比模型值与双频观测值。结果表明, 二者在 10 个 Cycle 的平均电子含量均方根误差为 4.46 TECU, 平均相关系数为 0.75, 对应的 Ku 波段传输延迟值为 8.5 mm。

本文所建立的 Keras 神经网络模型只适用于 Jason-2 及其同轨道高度的高度计, 这是由于建模时选用 Jason-2 的轨道高度。IRI 模型是从电离层以不同高度分层的数据获得的经验模型, 只要选取不同轨道高度的 IRI 数据建模, 就可将模型应用于任意高度单频高度计的电离层延迟误差校正。

参考文献:

- [1] Bilitza D. International reference ionosphere [M]. Greenbelt: National Space Science Data Center, 1990.
- [2] Bilitza D. International reference ionosphere [EB/OL]. [2014-11-24]. <http://iri.gsfc.nasa.gov>.
- [3] Weixing W, Feng D, Zhipeng R, et al. Modeling the global ionospheric total electron content with empirical orthogonal function analysis [J]. China Technol, 2012, 55(5): 1161-1168.
- [4] Kersley I. Ionospheric tomography and its application in radio science and geophysical investigations [J]. Annals of Geophysics, 2005, 48(3): 535-548.

- [5] 王军, 党亚民, 薛树强. 电离层模型在中国地区的应用[J]. 测绘科学, 2007, 32(4): 38-40.
- [6] Feng J, Han B, Zhao Z, et al. A new global total electron content empirical model[J]. Remote Sensing, 2019, 11(6): 706.
- [7] 王成, 王解先. 国际参考电离层在电离层电子密度特征分析中的应用[J]. 大地测量与地球动力学, 2012, 32(2): 55-59.
- [8] 万德焕, 黄江, 邓柏昌, 等. 基于 IRI-2012 模型广州地区 f0F2 实测与预测的对比分析[J]. 空间科学学报, 2015, 35(2): 166-177.
- [9] 王成, 王解先, 段兵兵. 附有国际参考电离层约束的全球电离层模型[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2014, 39(11): 1340-1346.
- [10] 章红平, 韩文慧, 黄玲, 等. 地基 GNSS 全球电离层延迟建模[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2012, 37(10): 1186-1189.
- [11] 余涛, 万卫星. 利用 IGS 数据分析全球 TEC 的周年和半年变化特性[J]. 地球物理学报, 2006, 49(4): 943-949.
- [12] 刘瑞源, 刘顺林, 徐中华, 等. 自相关分析法在中国层短期预报中的应用[J]. 科学通报, 2005, 50(24): 2781-2785.
- [13] Ji E, G Jee, C Lee. Comparison of IRI-2012 with JASON-1 TEC and incoherent scatter radar observations during the 2008-2009 solar minimum period[J]. Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics, 2016, 146: 81-88.
- [14] 王磊, 姚恒申. 时间序列和神经网络的组合预测及其应用[J]. 统计与决策, 2005, 11(6): 17-18.
- [15] 吴寒, 吴燕苹, 吴亚君, 等. 一种基于卫星轨迹的电离层区域建模方法[J]. 测绘通报, 2017(10): 120-123.

Research on the Ionospheric Keras Neural Network Model of Satellite Altimeter Based on International Reference Ionosphere (IRI)

XUE Wen-wen, MIAO Hong-li, MIAO Xiang-ying

College of Information Science and Engineering, Ocean University of China, Qingdao 266100, Shandong Province, China

Abstract: Based on IRI-2016 data, the Keras neural network model of the ionosphere is established through in-depth learning, which has the same accuracy as IRI-2016 model. The Keras neural network model is applied to the ionospheric electron content observation of the Jason-2 satellite altimeter. The Jason-2 dual frequency observations are polynomial simulated and compared with the Keras model values. The results show that the mean square root error of the average electron content is 4.46 TECU, the average correlation coefficient is 0.75, and the transmission delay value of Ku band is 8.5 mm, which is acceptable for satellite altimeter with high accuracy in the centimeter level. The ionospheric Keras neural network model can extend the application scope of IRI model, which is convenient and fast, and can effectively avoid the complicated hierarchical integration algorithm of IRI. The model can be applied to the correction of ionospheric delay error of single-frequency satellite altimeter.

Key words: Ionosphere; IRI-2016; Keras neural network; Total Electron Content (TEC)