

引文格式: 陈堃, 沈飞, 曹新运, 等. 基于深度置信网络的 GNSS-IR 土壤湿度反演[J]. 测绘通报, 2020(9): 100-105. DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2020.0292.

基于深度置信网络的 GNSS-IR 土壤湿度反演

陈堃^{1 2 3} 沈飞^{1 2 3} 曹新运^{1 2 3} 朱逸凡^{1 2 3}

(1. 南京师范大学地理科学学院, 江苏 南京 210023; 2. 虚拟地理环境教育部重点实验室(南京师范大学), 江苏 南京 210023; 3. 江苏省地理信息资源开发与利用协同创新中心, 江苏 南京 210023)

摘要: 基于大地测量型 GNSS 接收机获取的反射信号反演土壤湿度是 GNSS 领域的研究热点。为克服常规线性回归和 BP 神经网络算法等的缺陷, 本文提出了一种基于深度置信网络的 GNSS-IR 土壤湿度反演方法。试验结果表明, 基于该方法得到的决定系数、土壤湿度平均绝对误差和均方根误差分别为 0.909 8、0.017、0.021, 与线性回归和 BP 神经网络算法相比, 与实测数据吻合度更高, 可有效提高土壤湿度反演精度, 证明了方法的有效性和可靠性。

关键词: GNSS-IR; 土壤湿度; 信噪比; 深度置信网络; 反演

中图分类号: P228

文献标识码: A

文章编号: 0494-0911(2020)09-0100-06

Retrieving GNSS-IR soil moisture based on deep belief network

CHEN Kun^{1 2 3} SHEN Fei^{1 2 3} CAO Xinyun^{1 2 3} ZHU Yifan^{1 2 3}

(1. School of Geography, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China; 2. Key Laboratory of Virtual Geographic Environment (Nanjing Normal University), Ministry of Education, Nanjing 210023, China; 3. Jiangsu Center for Collaborative Innovation in Geographical Information Resource Development and Application, Nanjing 210023, China)

Abstract: Retrieving soil moisture based on reflected signals acquired by geodetic GNSS receivers is a research hotspot in the field of GNSS. In order to overcome the shortcomings of conventional linear regression and BP neural network algorithms, this paper proposes a GNSS-IR soil moisture retrieval method based on deep belief network. The results show that the coefficient of determination, the average absolute error and the root mean square error of soil moisture based on this method are 0.909 8, 0.017 and 0.021. Compared with the linear regression and BP neural network algorithm, they are more consistent with the measured data, and can effectively improve the accuracy of soil moisture inversion, which proves the validity and reliability of the method.

Key words: GNSS-IR; soil moisture; signal-to-noise ratio; deep belief network; retrieving

土壤湿度又称土壤含水量,是构成水循环的重要组成部分。其作为主要的农业气候要素,是决定干旱、土地退化及植被覆盖的重要因素之一,是生态系统的重要影响因子^[1]。因此,稳定、准确、实时的土壤湿度监测对一个地区的水文、气候、农业等方面起到重要作用。目前常见的土壤湿度监测方法主要有原位测量和遥感测量两种方式,但这些方法还存在测量不及时、破坏原有环境、时间分辨率受限等一系列问题,无法满足实时监测土壤湿度的需求。近年来,随着 GNSS(global navigation satellite system)系统的发展和完善,基于 GNSS 信噪比中的干涉振荡特性的 GNSS-IR(GNSS interferometric reflectometry, GNSS-IR)技术正逐步成为新的研究方向。GNSS-IR 是

一种多学科交叉融合技术,使用常规的大地测量型接收机反演测站周围地表环境参数,该技术以低成本、大范围监测、高时空分辨率等优势备受国内外学者关注。

文献[2—4]于 2008 年首次提出采用一定截止高度角范围内的 SNR 多径反射分量中的振幅、频率和相位反演土壤湿度的变化,证明 SNR(signal-to-noise ratio)多径反射分量的幅度与土壤湿度之间存在较强的相关性;文献[5]利用大地测量型接收机,对 GPS、GLONASS 双系统 2°~70°仰角区间的 SNR 数据进行处理,并对高、低仰角信噪比观测值进行归一化和组合,表明组合后数据与土壤湿度的相关性高于组合之前,可以用于探测浅层土壤湿度波动;文献[6]针对土壤湿度的参数估计问题进行了相应改

收稿日期: 2019-11-27

基金项目: 国家自然科学基金(41904018);江苏省自然科学基金(BK20190714);武汉大学地球空间环境与大地测量教育部重点实验室开放基金(18-01-04)

作者简介: 陈堃(1996—),男,硕士生,研究方向为 GNSS 反射信号反演近地空间环境信息。E-mail: 1013286921@qq.com

通信作者: 沈飞。E-mail: shen.f@njnu.edu.cn

进,并建立了反演土壤湿度的线性回归模型。

上述回归反演模型均建立在土壤湿度与信噪比相位等观测量特征参数呈线性关系的假设基础上,因此,模型建立多采用一元线性统计方法。机器学习等算法的再掀热潮,使得非线性、复杂反演模型的建立成为可能。文献[7—9]利用 BP(back propagation)神经网络和 SVM(support vector machine)等方法,构建了基于机器学习算法的 GNSS 卫星反射信号土壤湿度反演模型,并与线性回归统计模型和实测数据进行对比分析,结果表明利用机器学习回归法定量预测土壤湿度明显优于线性回归统计模型,证明了该方法的可靠性。

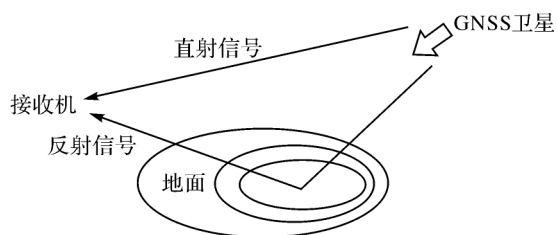
然而,利用 BP 神经网络或 SVM 等机器学习算法可能会出现过拟合现象或大样本训练难以实施等问题。针对上述可能存在的问题,深度置信网络利用限制波尔兹曼机先进行无监督训练,使模型能够学习到数据本身的结构信息,在进行监督学习之前,其网络参数已经通过无监督学习靠近最优区域,避免陷入局部最优^[11]。因此,本文在其基础上,利用深度学习中的深度置信网络算法进行土壤湿度反演,验证其可行性,并与传统的一元线性回归统计及 BP 神经网络预测结果进行对比分析。

1 GNSS-IR 反演土壤湿度原理

传统的卫星导航定位测量中,通常将多路径信号当作干扰、误差项进行削弱,而实际上反射信号与反射表面的某些特征如土壤湿度等具有一定的相关性。GNSS-IR 技术便是一种将其“变废为宝”,通过地表反射的 GNSS 信号与直射信号的干涉效应实现地表环境参数反演的遥感技术。通常情况下,常规大地测量型接收机接收到的信号通常都是直射、反射信号发生干涉效应产生的叠加结果(如图 1 所示)。具体的合成信噪比与直射、反射信号振幅及两者之间的相位差之间的关系^[3]表示为

$$\text{SNR}^2 = A_d^2 + A_m^2 + 2A_d A_m \cos \psi \quad (1)$$

式中 A_d 为直射信号振幅; A_m 为反射信号振幅; ψ 为两信号之间的相位差。



(C)1994-2020 China Academic Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net
图1 反射信号叠加现象

一般而言,直射信号决定了其总体变化趋势,反射信号则表现为局部的波动。因此,多采用低阶多项式对 SNR 序列进行拟合,去除趋势项,提取反射信号分量。反射信号分量 dSNR 与 $\sin \theta$ 之间可以用余弦函数近似表达^[2]

$$\text{dSNR} = A_m \cos\left(\frac{4\pi h}{\lambda} \sin \theta + \varphi\right) \quad (2)$$

式中 λ 为波长; h 为等效天线高度; θ 为卫星高度角; φ 为反射信号的延迟相位。

借助最小二乘原理可求出反射信号的振幅和相位等特征参数。依据延迟相位 φ 与土壤湿度的强相关性^[1],可以建立相应的一元线性回归统计模型

$$y = a\varphi + b \quad (3)$$

式中 y 为土壤湿度值; φ 为信号延迟相位值; a 、 b 为线性拟合指数。

本文利用反射信号分量的振幅和相位等特征参数与土壤湿度的关系,将其看成一个非线性、复杂回归问题,利用深度置信网络进行 GNSS 土壤湿度反演;同时,通过传统的 GNSS-IR 模型、BP 神经网络模型与实际观测值进行对比,验证其可靠性和优越性。

2 基于深度置信网络算法的反演模型

2.1 算法原理

深度置信网络是一个概率生成模型,由 Hinton 等于 2006 年提出,是利用多个限制波尔兹曼机堆叠以及一个回归层组合而成的深度网络^[12]。它利用贪婪前向学习并结合梯度下降的反向微调机制,有效避免简单使用反向传播算法使梯度下降容易陷入局部最小值或产生过拟合等问题^[13],从而达到最佳的模型训练。如图 2 所示,一个 DBN(deep belief networks, DBN)模型由基本的输入层、隐藏层和输出层 3 部分组成。

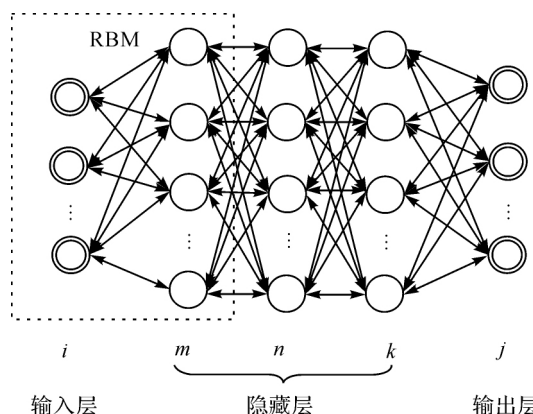


图2 深度置信网络模型

限制波尔兹曼机(restricted boltzmann machines, RBM)是一种典型的二层神经网络,包含一个可见层和一个隐含层,如图3所示。其节点可分为可见单元和隐单元,用可见单元和隐单元表达随机网络与随机环境的学习模型,通过权值 w 表达单元之间的相关性^[14]。

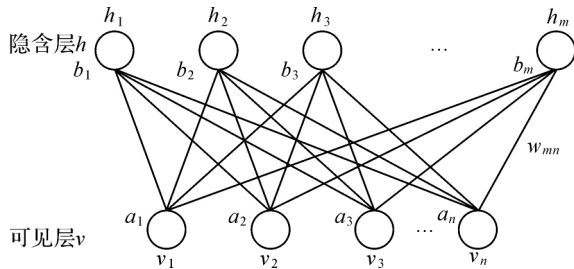


图3 限制波尔兹曼机模型

RBM是DBN模型搭建过程中的重要组成部件,将预训练好的RBM组合在一起就可以得到任意深度的DBN模型,这为展开预测或分类任务提供了较大的便捷。文献[12]对具体原理和公式进行了详细推导,这里不再阐述。

2.2 反演流程

将SNR数据反射信号分量dSNR的特征参数振幅 A_m 、延迟相位 φ 作为输入项,土壤湿度实测值作为输出。本文借助Matlab进行深度置信网络模型的构建,设置初始网络节点数为: {30-30-40-40-30-1} (输入层为30,隐含层为30、40,输出层为1);学习率设为0.03;动量 m 设为0.9;最大预训练和反向微调次数为50;从而形成由1个输入层和4个RBM,以及1个输出层(逻辑回归)的DBN预测模型,具体反演流程如图4所示。

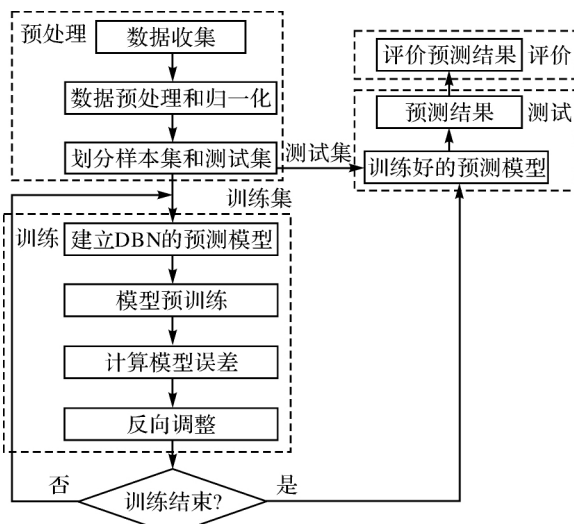


图4 DBN预测模型流程

3 试验与结果分析

3.1 数据来源

本次试验选择美国大陆板块边界观测网(plate boundary observatory, PBO <https://www.unavco.org>)中的P037站点(如图5所示),选取2014年115~224 d的观测数据。该站点位置为38.422°N、105.105°W,海拔约1 616.88 m,接收机型号为Trimble NetRS,天线类型为TRM29659;站点周围无遮挡,植被稀疏,地形平坦,利于进行土壤湿度反演研究。



图5 P037站点

3.2 数据处理

(1) GNSS接收机观测数据的读取。利用rtklib、Matlab等软件对GNSS接收机的观测文件进行分析,查看卫星高度角、方位角、信噪比、卫星轨迹弧段等参数,有利于SNR观测值的选取。

(2) 反射信号分量的确定。GNSS接收机获取的SNR数据为直射、反射信号的叠加结果,其中直射信号为趋势项,采用二阶多项式拟合,去除趋势项,以获取反射信号分量。由于L2频率的SNR数据信号强度、精度较高且噪声小^[1],因此本文选取高度角在8°~25°之间L2频率的SNR反射分量作为试验数据。

(3) 特征参数提取。可通过重采样及Lomb-Scargle谱分析获得反射信号分量的频率 f ,再利用余弦函数非线性最小二乘拟合,得到反射信号分量特征参数中的相位及振幅。

(4) 训练集和测试集划分。通过上述处理及数据整理后总共得到110组数据,将试验数据按时间序列分为两组:训练集共85组,另一组为测试集25组。训练集、测试集互斥,无交集。

(5) 精度评定。在训练集进行模型训练后,将其作为输入项输入,并与相应土壤湿度实测值比较,验证DBN模型的准确性;再利用模型进行测试集的

验证,除将反演结果与土壤湿度实测值对比分析外,还比较了基于 DBN 的土壤湿度反演模型与线性回归统计模型及 BP 模型之间的关系,并对模型进行精度评估。

3.3 结果分析

3.3.1 内符合精度

为验证 DBN 模型的稳定性及准确性,把用于训练的 85 组样本再次输入,将其输出项与相应土壤湿度实测值对比,计算内符合精度,结果如图 6、图 7 所示。

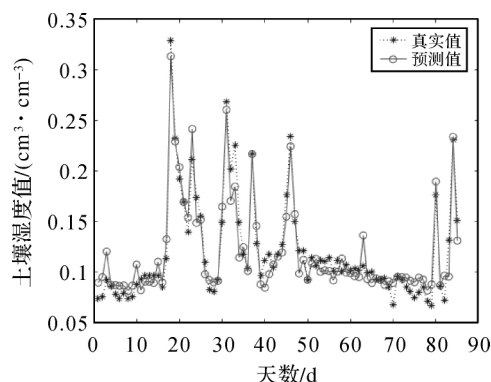


图 6 预测值计算结果

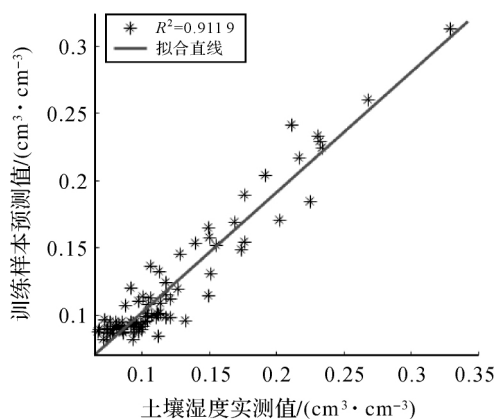


图 7 决定系数计算结果

从图 6、图 7 可以发现,训练样本的预测结果与土壤湿度实测值较为吻合、逼近程度高,决定系数为 0.9119,说明该反演模型可以有效地反映土壤湿度变化趋势,提高对土壤湿度突变值的响应能力且模型内符合精度较高。

3.3.2 外符合精度

在上述训练集进行模型训练后,利用模型对测试集进行测试,图 8 展示了 3 种模型的预测与实测值之间的关系。从图 8 可以明显发现,只利用相位拟合的线性模型预测的结果较差,第 1~10 d 的数据偏离程度最大。与利用机器学习算法的反演模型结

果相比,其部分预测值与实测值之间还存在较大误差;而两种机器学习模型的预测值与土壤湿度实测值较为接近,虽然两种机器学习模型的预测值局部范围仍有差异,但整体与实测值十分接近。这也从侧面验证机器学习算法在一定程度上对提升反演精度具备可靠性。

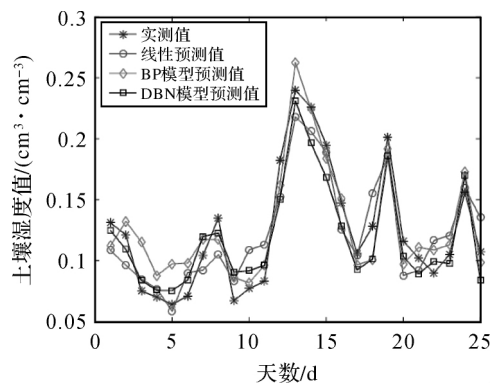


图 8 3 种模型预测结果与实测值的对比

为进一步论证 3 种模型的预测性能、准确性,并比较模型的优越性,分别计算两种基于机器学习土壤湿度反演模型及线性回归统计模型的相对误差大小、决定系数,结果如图 9—图 12 所示。

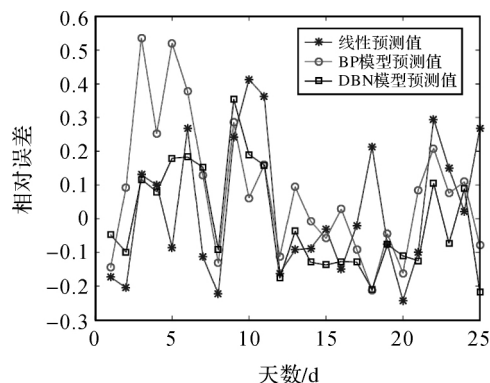


图 9 3 种模型预测结果误差对比

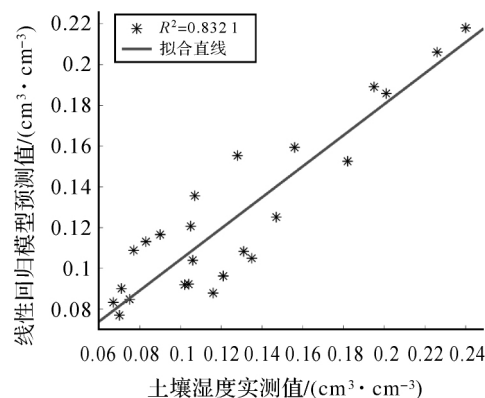


图 10 线性回归模型决定系数

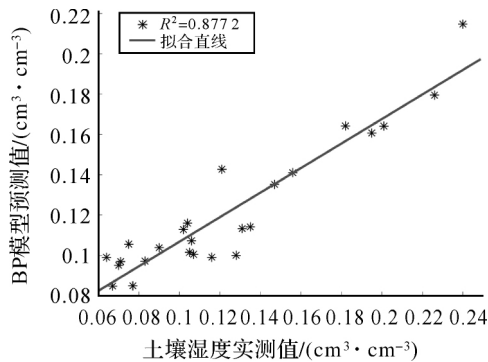


图 11 BP 神经网络模型决定系数

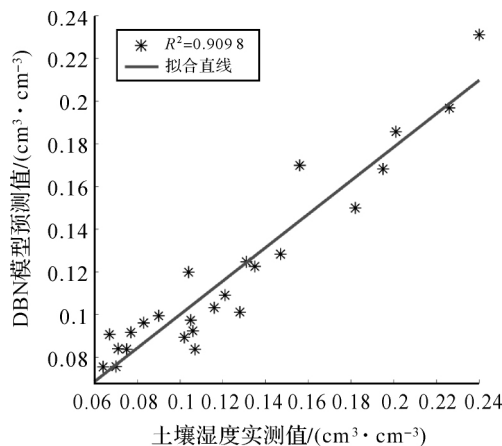


图 12 DBN 模型决定系数

图 9 可以清楚地反映出线性反演模型预测结果的相对误差最大且波动幅度较大,第 15、17、24 天低于 0.1,但第 10、11 天接近 0.4。基于 BP 神经网络的预测模型在第 3、5 天的相对误差过大甚至超过 0.5,出现局部剧烈波动,但整体上优于线性模型。相比之下,基于 DBN 的预测模型的相对误差明显较低,绝大多数没有超过 0.2,说明基于 DBN 的土壤湿度反演模型优于基于 BP 神经网络模型。虽然 BP 模型的少数预测结果的相对误差小于 DBN 模型,但整体而言,DBN 模型的预测值的相对误差大小更加稳定。

从图 10—图 12 可以看出,利用训练好的 DBN 模型对测试样本进行反演,其结果接近实测值,未出现明显偏态分布,反演结果与实测值的决定系数 R^2 达到 0.909 8,相比于传统的线性回归预测模型 ($R^2 = 0.832 1$) 和 BP 模型 ($R^2 = 0.877 2$),本文使用方法的反演效果更贴近实测值,误差较小,决定系数明显提升,说明基于深度置信网络的预测模型反演精度高,泛化能力强。

在使用相同数据样本的条件下,对回归预测模型的评价指标进行了计算,结果见表 1。

表 1 土壤湿度反演结果评价对比

评价指标	线性回归统计模型	BP 神经网络预测模型	DBN 预测模型
平均绝对误差 /($\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$)	0.027	0.020	0.017
最大相对误差	1/1.995	1/1.866	1/4.217
均方根误差 /($\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$)	0.035	0.023	0.021

本文通过平均绝对误差、最大相对误差、均方根误差 3 项指标对 3 种反演模型的预测结果进行评价。从表 1 可以看出,DBN 模型的各项指标均优于 BP 神经网络模型和线性回归统计模型,反演结果最佳。上述结论均论证了基于深度置信网络的土壤湿度反演模型定量估计土壤湿度优于基于 BP 神经网络算法的土壤湿度反演模型和线性回归统计模型。

4 结 语

本文主要研究了基于深度置信网络的土壤湿度反演方法,给出了数据处理的相应流程,并结合试验数据和土壤湿度数据进行了试验验证、测试,同时与线性回归统计结果、BP 神经网络结果及实测值进行对比。结果表明:两种机器学习模型反演的预测结果与土壤湿度实测值变化趋势接近,模型的线性回归决定系数分别为 0.877 2 和 0.909 8,均方根误差分别为 0.022 7 和 0.020 5,较一元线性回归统计模型分别提高 5.42% 和 9.33%,均方根误差分别缩小 34.20% 和 40.58%,在使用相同数据集的条件下,证明了深度置信网络 DBN 的反演模型定量预测土壤湿度的有效性。

虽然通过试验验证基于深度置信网络的 GPS 反射信号土壤湿度反演方法是可行的,但也存在如下问题:本次试验是在接近裸土的情况下的反演预测结果,并未考虑地表植被等复杂参数问题;试验使用数据样本较少、时间序列较短,利用深度网络+小样本数据的组合,可能导致深层网络模型在提高预测精度方面的优势并没有充分发挥出来。因此,考虑基于深度置信网络的 GNSS 反射信号反演土壤湿度在本文中的局限性及植被、地形等影响,仍需进行下一步的工作及研究。

参考文献:

- [1] VEY S, GÜNTNER A, WICKERT J, et al. Long-term soil moisture dynamics derived from GNSS interferometric reflectometry: a case study for Sutherland, South Africa

- [J]. GPS Solutions , 2016 , 20(4) : 641-654.
- [2] LARSON K M ,BRAUN J J ,SMALL E E ,et al. GPS multi-path and its relation to near-surface soil moisture content [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing , 2010 , 3(1) : 91-99.
- [3] LARSON K M ,SMALL E E ,UTMANN E D ,et al. Use of GPS receivers as a soil moisture network for water cycle studies [J]. Geophysical Research Letters , 2008 , 35 (24) : 851-854.
- [4] LARSON K M ,SMALL E E ,GUTMANN E ,et al. Using GPS multipath to measure soil moisture fluctuations: initial results [J]. GPS Solutions , 2008 , 12(3) : 173-177.
- [5] ROUSSEL N ,FRAPPART F ,RAMILLIEN G ,et al. Detection of soil moisture variations using GPS and GLONASS SNR data for elevation angles ranging from 2° to 70° [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing , 2016 , 9(10) : 1-14.
- [6] 吴继忠 ,王天 ,吴玮 ,等.利用 GPS-IR 监测土壤含水量的反演模型 [J]. 武汉大学学报(信息科学版) , 2018 , 43(6) : 887-892.
- [7] 丰秋林 ,郑南山.机器学习算法辅助的 GPS 信噪比观测值土壤湿度反演 [J]. 测绘通报 , 2018(7) : 106-111.
- [8] 丰秋林 ,郑南山 ,刘晨 ,等. BP 神经网络辅助的 GNSS 反射信号土壤湿度反演 [J]. 测绘科学 , 2018 , 43(8) : 157-162.
- [9] 孙波 ,梁勇 ,汉牟田 ,等.基于 GA-SVM 的 GNSS-IR 土壤湿度反演方法 [J]. 北京航空航天大学学报 , 2019 , 45(3) : 486-492.
- [10] CHEW C C ,SMALL E E ,LARSON K M ,et al. Effect of near-surface soil moisture on GPS SNR data: development of a retrieval algorithm for soil moisture [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing , 2013 , 52(1) : 537-543.
- [11] 陈宇.基于深度置信网络的中文信息抽取方法 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学 , 2014.
- [12] 冯微 ,陈红 ,张兆津 ,等.基于 GBRBM-DBN 模型的短时交通流预测方法 [J]. 交通信息与安全 , 2018 , 36 (5) : 99-108.
- [13] 张国辉. 基于深度置信网络的时间序列预测方法及其应用研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学 , 2017.
- [14] 罗恒. 基于协同过滤视角的受限玻尔兹曼机研究 [D]. 上海: 上海交通大学 , 2011.
- [15] 敖敏思 ,胡友健 ,刘亚东 ,等. GPS 信噪比观测值的土壤湿度变化趋势反演 [J]. 测绘科学技术学报 , 2012 , 29(2) : 140-143.
- [16] CHEW C C ,SMALL E E ,LARSON K M ,et al. Vegetation sensing using GPS-interferometric reflectometry: theoretical effects of canopy parameters on signal-to-noise ratio data [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing , 2015 , 53(5) : 2755-2764.
- [17] 敖敏思 ,朱建军 ,胡友健 ,等.利用 SNR 观测值进行 GPS 土壤湿度监测 [J]. 武汉大学学报(信息科学版) , 2015 , 40(1) : 117-120.

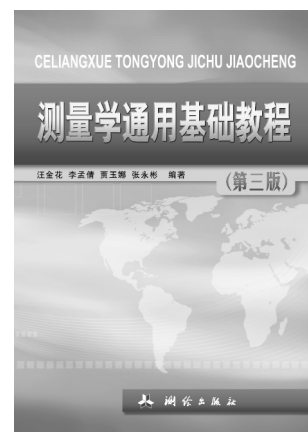
(责任编辑: 纪银晓)

《测量学通用基础教程(第三版) 》出版

【本刊讯】《测量学通用基础教程(第三版) 》近日由测绘出版社出版。本书是在前版基础上参考国内外同类教材及测绘学最新研究成果, 结合我国当前高等教育改革和课程设置实际情况编写。本书内容分为两个模块: 通用模块和方向模块。通用模块共九章, 介绍测量学的基础知识、基本方法及仪器的使用。方向模块共六章, 介绍测量方法在建筑施工、道桥工程、管线工程、地籍测绘、地质勘测工程、矿山工程中的应用。

本书可作为高等院校测绘类、地理信息类、土建类、交通运输类、水利类、环境与安全类、地球物理学类、地质学类、地矿类等相关专业本专科的测量学教材, 也可作为相关专业工程技术人员的参考用书。

本书为 16 开本, 216 页, 327 千字, 于 2020 年 9 月出版, 定价为 38 元。



(本刊编辑部)