

DOI:10.13203/j.whugis.20160557



文章编号:1671-8860(2018)10-1546-07

地表粗糙度影响下的 GNSS-R 土壤湿度反演仿真分析

梁勇¹ 杨磊^{1,3} 吴秋兰¹ 洪学宝² 汉牟田² 杨东凯²

1 山东农业大学信息科学与工程学院,山东 泰安,271018

2 北京航空航天大学电子信息工程学院,北京,100191

3 金华北航北斗应用技术有限公司,浙江 金华,321000

摘要:基于双天线全球导航卫星系统反射技术(global navigation satellite system reflectometry, GNSS-R),建立了两个修正地表粗糙度影响的土壤湿度反演模型——解析模型和人工神经网络模型,并以 GPS L1 C/A 码为例建立了 GNSS-R 土壤湿度仿真平台,仿真分析了地表粗糙度对两个模型反演精确度的影响。结果表明,当地表均方根高度大于 0.010 m 时,必须对解析模型进行粗糙度修正。粗糙度影响修正结果显示,小粗糙度情况下修正的解析模型取得了良好的结果,但对于大粗糙度有一定局限性。在均方根高度大于 0.025 m 时,进行土壤粗糙度修正前,人工神经网络模型精度比解析模型提高了 36.83%~72.36%。进行修正后,人工神经网络模型的精度比解析模型提高了 42.86%~54.40%。人工神经网络模型在修正前后取得了相近的精度,无修正的人工神经网络模型精度比有修正的解析模型精度仍提高了 35.83%~53.48%。

关键词:GNSS-R;双天线;土壤湿度;土壤粗糙度;人工神经网络

中图分类号:P228;P237

文献标志码:A

全球导航卫星系统反射技术(global navigation satellite system reflectometry, GNSS-R)是将地表反射的导航卫星信号作为信号源进行地表参数反演的一种新型微波遥感方法^[1-3]。根据电磁波理论,这些反射信号具有反射面特征,因此,可以探测反射面的某些物理特性,如土壤湿度等。

GNSS-R 在土壤湿度反演领域目前主要有干涉复数场技术(interference complex field, ICF)和干涉图技术(interference pattern technique, IPT)。干涉复数场技术通过两套天线分别接收直射、反射信号,利用反射信号相对于直射信号的功率变化实现土壤湿度反演^[4-7],是一种双天线分置接收模式;干涉图技术利用反射信号对直射信号的干涉实现土壤湿度反演^[8-10],是一种单天线直反协同接收模式。

地表粗糙度对土壤湿度反演精度有较大影响。文献[11]对粗糙地表的电磁波散射机制进行

了系统研究,提出了粗糙度对电磁波反射率影响的解析公式;文献[12-13]认为 GNSS-R 应用中粗糙地表会影响信号的时延和多普勒频移,但在最终的土壤湿度反演模型中忽略了粗糙度的影响。尽管国内外学者针对粗糙地表的影响机制进行了研究,但目前在修正土壤粗糙度影响方面还需要更为全面的论证分析。

本文以 GPS L1 C/A 码为例,进一步讨论了粗糙度对土壤湿度反演的影响,并提出了修正粗糙度影响的解析模型。首先探讨了双天线 GNSS-R 反演土壤湿度的解析模型以及直射反射信号相关功率的形式,并推导了接收机热噪声模型,以此为基础建立了地基 GNSS-R 土壤湿度仿真模型,仿真分析了不同粗糙度对土壤湿度反演精度的影响程度。针对解析模型在大粗糙度的情况下修正不理想的情况,建立了人工神经网络模型进行修正,并对两个模型的精度进行了对比分析。

收稿日期:2017-05-19

项目资助:国家十三五重点研发计划(2016YFC0803104);国家高技术研究发展计划(863 计划)(2013AA102301);国家农业信息化工程技术研究中心开放课题(KF2015W003);北航北斗技术成果转化及产业化资金资助项目(BARI1709)。

第一作者:梁勇,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为数字农业与遥感。yongl@sdau.edu.cn

通讯作者:杨磊,博士,讲师。yanglei_sdau@163.com

1 基本理论

1.1 双天线 GNSS-R 土壤湿度反演原理

如图 1 所示,GNSS-R 观测平台协同接收、处理直射以及经地表反射的卫星导航信号,通过反射率反演地表参数。文献[14-16]给出了详细的 GNSS-R 几何配置,以及信号处理、反演反射面参数的具体方法。

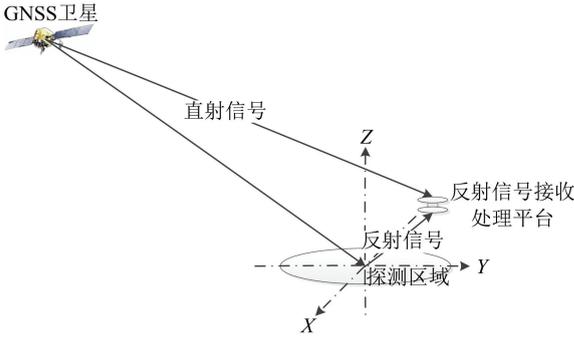


图 1 GNSS 卫星信号反射过程中的几何关系
Fig.1 Reflection Geometry of GNSS Signal

双天线 GNSS-R 的土壤湿度反演技术通过土壤介电常数模型和 GNSS-R 反射模型建立了土壤湿度与反射率之间的关系。由于随着卫星仰角的增大,反射信号右旋分量逐渐减小,左旋分量逐渐占主导成分,因此通常采用左旋圆极化天线接收反射信号。右旋入射信号经土壤表面反射为左旋信号的反射率表示为:

$$R_{rl}(\epsilon, \theta) = \frac{(\epsilon - 1)^2 \sin^2 \theta (\epsilon - \cos^2 \theta)}{(\epsilon \sin \theta + \sqrt{\epsilon - \cos^2 \theta})(\sin \theta + \sqrt{\epsilon - \cos^2 \theta})} \quad (1)$$

式中, θ 为卫星高度角; ϵ 为反射面相对介电常数。

根据 Wang 的经验模型^[17]:

$$\epsilon = 3.1 + 17.36m_v + 63.12m_v^2 + j(0.037 + 4.65m_v + 20.42m_v^2) \quad (2)$$

式中, m_v 为土壤湿度值。在非盐渍化土壤条件下,介电常数的虚部比较小,一般利用介电常数实部来进行土壤湿度的反演。对式(2)求反函数,并联立式(1),即可建立土壤反射率—介电常数—土壤湿度的关系,得到解析模型为:

$$m_v =$$

$$m_v = \frac{-17.36 + \sqrt{17.36^2 - 252.48 [3.1 - f(R_{rl}(\epsilon, \theta))]}{126.24} \quad (5)$$

式(5)中,地表粗糙度 σ_h 可以通过实地测量得出;

$$\frac{-17.36 + \sqrt{17.36^2 - 252.48 [3.1 - f(R_{rl}(\epsilon, \theta))]}{126.24} \quad (3)$$

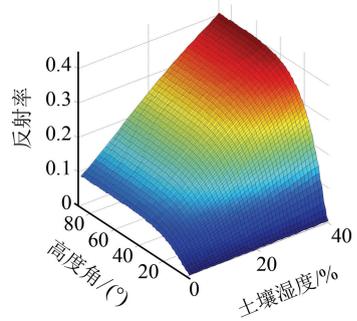
文献[18]研究认为,微波遥感能够用来获取地面表层约 5 cm 深度的土壤水分。

1.2 地表粗糙度影响下的解析模型

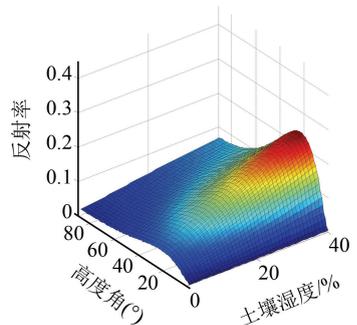
由于土壤表面不光滑,因此在求解土壤反射率时需考虑地表粗糙度的影响。土壤表面可以用服从均值为零、方差为 σ_h^2 的高斯分布模型来描述,其中 σ_h 称作地表均方根高度。在基尔霍夫估计的近似条件下,受地表粗糙度影响后的实际反射率可表示为^[10]:

$$R(\sigma_h, \epsilon, \theta) = R_{rl}(\epsilon, \theta) \cdot e^{-4k^2 \sigma_h^2 \sin^2 \theta} \quad (4)$$

其中, $k = 2\pi/\lambda$ 为波数,对于 GPS L1 信号,其值为 33.018 4 rad/m。图 2 为在粗糙度和土壤湿度共同影响下的反射率,其中图 2(a)为理想情况下即 $\sigma_h = 0$ 情况下的反射率,图 2(b)为 $\sigma_h = 0.020$ m 时的反射率。



(a) 理想情况的反射率



(b) 粗糙度影响下的反射率

图 2 不同粗糙度和卫星高度角下的反射率
Fig.2 Reflectivity of Different Soil Roughness and Satellites' Elevation Angle

联立式(3)、式(4)即可得到进行粗糙度影响下的双天线 GNSS-R 土壤湿度反演解析模型:

卫星高度角 θ 可以通过定位解算得出。由式(5)

理论上可以消除粗糙度的影响。

1.3 神经网络模型

机器学习算法是一种基于统计或基于数据的方法,其对噪声相对解析模型来说不敏感。目前,已有一些文献将机器学习算法应用到遥感领域^[19-20]。本文采用误差反向传播的前馈神经网络^[21]建立反演模型,该网络由一个输入层(input layer),一个或多个隐含层(hidden layer),一个输出层构成(output layer),每一层都可以有一个或多个神经元,各神经元从输入层开始,接收前一级输入,并输入到下一级,直至输出层。根据需求,本文中,神经网络输入层节点数目为2,输出层节点为1。隐含层的节点数目可以由经验公式(6)确定:

$$n_h = \sqrt{n_i + n_o} + m, m \in [1, 10] \quad (6)$$

式中, n_i 为输入层节点数目; n_o 为输出层节点数目。本文采用10个隐含节点,该神经网络模型如图3所示。

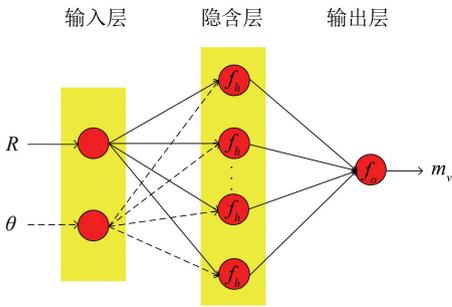


图3 神经网络 GNSS-R 土壤湿度回归模型

Fig.3 ANN GNSS-R Soil Moisture Retrieval Model

图3中, R 为反射率; θ 为卫星高度角; m_v 为土壤体积湿度; $f_h(\cdot)$ 和 $f_o(\cdot)$ 分别为隐含层和输出层的激活函数,公式为:

$$f_h(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (7)$$

$$f_o(x) = kx \quad (8)$$

2 仿真平台

为了研究粗糙度对于 GNSS-R 土壤湿度反演解析模型的影响,根据 § 1.2 所述模型建立一个仿真平台,仿真平台包括 GNSS 直射和反射相关功率模型、接收机噪声模型以及仿真场景设置3个方面。

2.1 相关功率模型

GPS 信号采用直接序列扩频信号体制,在接收端需进行解扩处理,利用不同时延的本地伪随机码对直射、反射信号进行相关处理。在地基观

测条件下,直射、反射时延一维相关功率波形可近似为:

$$\langle |Y_d(\tau)|^2 \rangle = \frac{P_t G_t G_d \lambda^2}{(4\pi)^2 R_t^2} \Lambda^2(\tau) \quad (9)$$

$$\langle |Y_r(\tau)|^2 \rangle \approx \frac{P_t G_t G_r \lambda^2}{(4\pi)^2 R_r^2} R(\sigma_h, \epsilon, \theta) \Lambda^2(\tau) \quad (10)$$

式(9)、(10)中, P_t 为发射机功率; G_t 为发射天线增益; G_d 为直射天线增益; R_t 为发射机到镜面反射点距离; λ 为载波波长; $\Lambda(\cdot)$ 为自相关函数; τ 为时延。地基观测的情况下,假定反射信号接收天线采用与直射天线同增益,且镜面对称架设的配置,可以忽略天线增益的影响,即:

$$R(\sigma_h, \epsilon, \theta) \approx \frac{\langle |Y_r(\tau)|^2 \rangle |_{\tau = \text{argmax}\{\langle |Y_r(\tau)|^2 \rangle\}}}{\langle |Y_d(\tau)|^2 \rangle |_{\tau = \text{argmax}\{\langle |Y_d(\tau)|^2 \rangle\}}} \quad (11)$$

2.2 接收机热噪声模型

接收机接收 GPS 信号时,会引入热噪声。热噪声由 GPS 接收机中电子布朗运动产生,与温度有关,通常被建模成为加性白噪声。假设热噪声服从均值为零、方差为 σ^2 的高斯分布,即:

$$\begin{cases} I_n \sim N(0, \sigma^2) \\ Q_n \sim N(0, \sigma^2) \end{cases} \quad (12)$$

式中, I_n 为信号 I 路噪声幅值; Q_n 为信号 Q 路噪声幅值。定义参数:

$$X = \frac{I_n^2 + Q_n^2}{\sigma^2} \quad (13)$$

根据数理统计原理,可得:

$$X \sim \chi^2(2) \quad (14)$$

式中, $\chi^2(2)$ 为自由度为2的卡方分布。由于信噪比 $SNR = \frac{I_n^2 + Q_n^2}{2\sigma^2}$,则相关功率的加性噪声可表示为:

$$n = \sigma^2 \chi^2(2) = \frac{\max(Y_i(\tau))}{2SNR} \chi^2(2) \quad (15)$$

式中,下标 i 表示式(11)中的下标 d 和 r ,分别代表直射或反射信号。

2.3 仿真场景及仿真数据集产生

仿真实验参数设置为:①天线高度设置为4 m;②频率设为1 575.42 MHz,码片速率设置为1.023 Mcps;③卫星高度角范围 $0 \sim 90^\circ$,随机选取;④土壤体积湿度范围 $0 \sim 40\%$,随机选取;⑤信噪比 $SNR=10$ 。

根据上述参数产生实验数据集,流程如图4所示,首先根据式(9)生成理想直射相关功率,然后随机选择土壤湿度值和卫星高度角,根据式(1)

计算理论反射率,并根据式(4)、式(10)和式(15)生成加入热噪声的直射相关功率、加入加性热噪声和粗糙度引起的乘性噪声的反射相关功率;其中粗糙度作为一个可调参数,生成 2 000 组直射、反射相关功率,每组直射、反射包含 1 000 次相干积分的结果,由此形成仿真数据集。

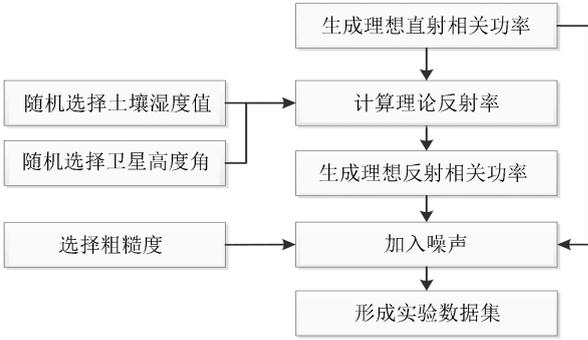


图 4 数据集产生流程

Fig.4 Flow Chart of Data Set Generation

图 5 显示了高度角为 45°,土壤体积湿度为 30%, σ_h 为 0.020 m 的情况下,不同非相干累加次数产生的相关波形。可以看出,随着非相干累加次数的增加,直射、反射信号的噪声都得到了更好的抑制。

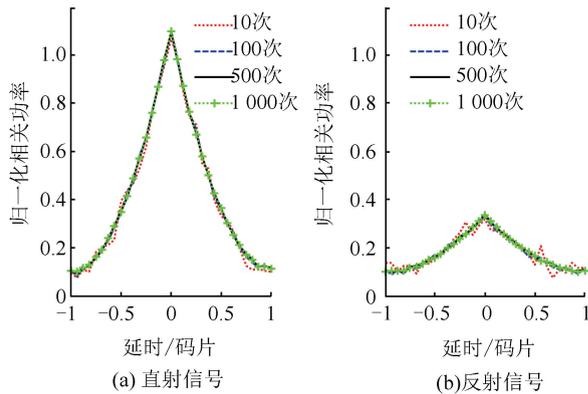


图 5 不同非相干累加次数的相关功率

Fig.5 Correlation Power of Different Noncoherent Accumulation

3 结果分析

为分析地表粗糙度对 GNSS-R 土壤湿度反演的影响,需要在修正粗糙度和不修正粗糙度影响两种情况下分别进行地表粗糙度对解析模型影响的单因素分析。并且为验证人工神经网络模型的有效性,设置人工神经网络与解析模型的对比实验,在 0.005~0.025 m 的范围内,以 0.005 m 步进选取地表均方根,然后针对选定粗糙度,在数据集中加入噪声;对于人工神经网络模型,在数据

集中随机选取 80% 即 1 600 组作为训练集,10% 即 200 组作为验证集,剩下 10% 即 200 组作为测试集,并对测试集中的数据使用解析模型进行反演。将人工神经网络模型和解析模型在测试集上的结果分别与土壤湿度真值进行回归分析,并对两个模型的回归结果进行对比。最后对解析模型和人工神经网络模型分别进行同一模型的修正前后的结果分别进行对比。

3.1 未修正情况

图 6 给出了在不修正土壤粗糙度影响的情况下粗糙度对解析模型土壤湿度反演精度的影响。对比 100 次非相干累加与 1 000 次非相干累加后的反演结果可以看出:

- 1) 1 000 次非相干累加取得了比 100 次非相干累加更好的结果,但不足以消除粗糙度的影响;
- 2) 在地表均方根高度低于 0.005 m 时,即使不进行粗糙度修正,均方根误差小于 0.05,能够满足应用需要;
- 3) 当地表均方根高度大于 0.010 m 时,只要卫星高度角高于 30°,均方根误差就超过 0.05,因此这种情况下必须进行粗糙度修正。

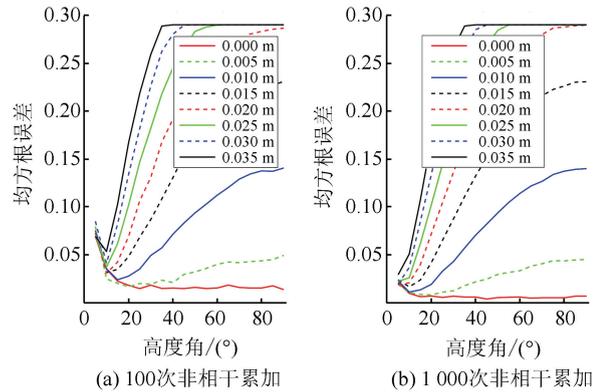


图 6 解析模型反演精度土壤粗糙度单因素分析
Fig.6 Single Factor Analysis of Soil Roughness for Analytic Model Retrieval Accuracy

不修正土壤粗糙度情况下,解析模型和人工神经网络模型结果对比如表 1 所示,可以看出,随着地表均方根高度的增加,解析模型的结果迅速恶化,而人工神经网络结果一直保持较好的相关性。在地表均方根高度大于 0.025 m 的情况下,人工神经网络模型精度比解析模型提高了 36.83%~72.36%。

3.2 修正情况

利用式(4)对 1 000 次非相干累加后的结果进行粗糙度修正,结果如图 7 所示,进行粗糙度修正后,当地表均方根高度小于 0.020 m 时,反演结果均方根误差小于 0.05。地表均方根高度超过

表 1 未修正粗糙度影响的结果

Tab.1 Results Without Roughness Compensation

地表均方根高度/m	解析模型		神经网络模型	
	决定系数	均方根误差	决定系数	均方根误差
0.005	0.902 6	0.035 5	0.991 1	0.010 8
0.010	0.587 5	0.072 6	0.990 5	0.010 7
0.015	0.409 2	0.087 6	0.983 0	0.013 6
0.020	0.144 7	0.106 1	0.973 7	0.018 7
0.025	0.012 8	0.108 9	0.929 8	0.030 1
0.030	0.040 7	0.111 7	0.796 3	0.049 5
0.035	0.010 6	0.115 4	0.600 4	0.072 9

0.025 m,且在高度角大于 40°时,反演结果的均方根误差大于 0.05,并随着粗糙度的增加,反演结果均方根误差增加很快,说明单纯地通过解析模型进行粗糙度修正,在大粗糙度的情况下具有一定的局限性。

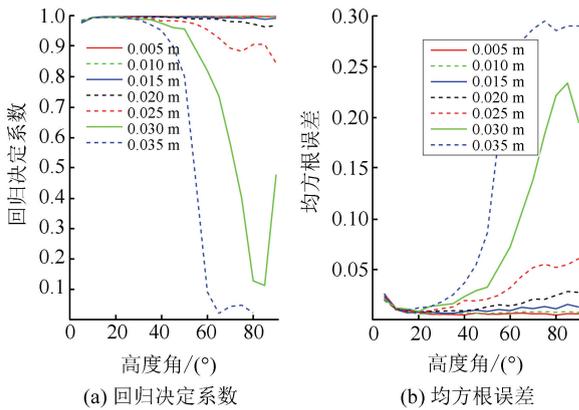


图 7 粗糙度修正之后的解析模型结果回归分析
Fig.7 Regression Analysis of Analytic Model with Roughness Compensation

进行地表粗糙度修正后的解析模型和神经网络模型对比实验结果如表 2 所示。

表 2 修正粗糙度影响的结果

Tab.2 Results with Roughness Compensation

地表均方根高度/m	解析模型		神经网络模型	
	决定系数	均方根误差	决定系数	均方根误差
0.005	0.993 5	0.009 3	0.995 0	0.008 4
0.010	0.988 9	0.011 8	0.993 7	0.009 4
0.015	0.950 8	0.024 6	0.983 5	0.015 2
0.020	0.802 2	0.049 0	0.977 5	0.017 4
0.025	0.678 0	0.064 7	0.931 8	0.029 5
0.030	0.211 9	0.097 6	0.804 5	0.048 9
0.035	0.012 0	0.113 6	0.620 4	0.068 4

从表 2 可以看出,随着地表粗糙度的增加,解析模型和神经网络模型的精度都有下降趋势。在地表均方根高度小于 0.015 m 时,解析模型取得的结果与神经网络结果精度相当。当地表均方根高度增加到 0.020 m,神经网络仍然取得较高的精度,而解析模型精度下降很快。

当地表均方根高度超过 0.030 m 时,解析模型结果均方根误差超过了 0.10,反演结果与真实值的决定系数下降到 0.2 以下,几乎无相关性。而相比之下,神经网络模型取得的结果最差为 0.067 3,回归决定系数最低为 0.643 1,仍然有很强的相关性。在地表均方根高度大于 0.025 m 的情况下,神经网络模型精度比解析模型提高了 42.86%~54.40%,这说明了神经网络对热噪声有着良好的抑制能力。

3.3 修正前后同一模型对比

修正前后的解析模型、神经网络模型对比结果如图 8 所示,可以看出,解析模型对于粗糙度修正非常敏感,小粗糙度的情况下修正效果明显,但在地表均方根高度大于 0.030 m 的时候,修正几乎不能提升精度。而神经网络模型对于粗糙度修正不敏感,修正前后取得了相似的精度。在地表均方根高度大于 0.025 m 的情况下,无粗糙度修正的人工神经网络的结果比有粗糙度修正的解析模型结果的精度仍提高了 40.76%~53.48%,因此可以看出神经网络模型优势明显。

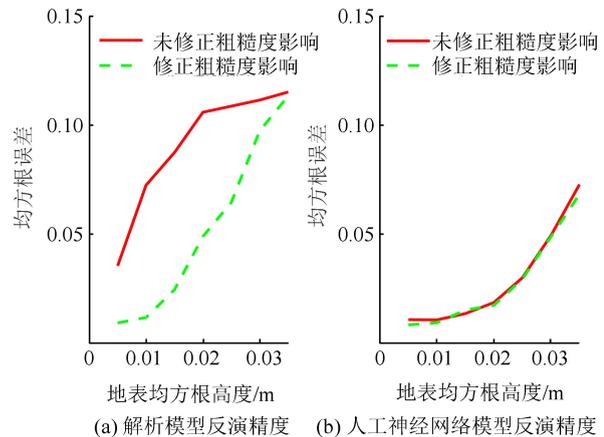


图 8 修正前后反演结果精度对比
Fig.8 Accuracy Comparison Between Results of Models with/Without Roughness Compensation

4 结 语

本文首先给出了双天线 GNSS-R 反演土壤湿度的解析模型以及直射反射信号相关功率的形式,推导了 GNSS 土壤反射信号的噪声模型,包括加性噪声、热噪声以及土壤粗糙度引起的乘性噪声。利用 GPS L1 C/A 码直、反射相关功率模型产生了不同土壤湿度、粗糙度的直射、反射时延一维相关功率波形,以此为基础分析了粗糙度对于解析模型反演精度的影响。结果显示:

1) 在地表均方根高度小于 0.005 m 时,可以不进行粗糙度修正,解析模型结果均方根误差小于 0.05,能够满足应用的需要。当地表均方根高度超过 0.010 m,高度角高于 30°时,解析模型结果均方根误差超过 0.05,必须进行粗糙度修正。

2) 利用进行粗糙度修正之后的解析模型,在地表均方根高度小于 0.020 m 的情况下,解析模型能够很好地消除粗糙度的影响,均方根误差均小于 0.05。地表均方根高度超过 0.025 m 时,只要高度角大于 40°,解析模型结果的均方根误差就超过 0.05,说明解析模型在大粗糙度的情况下不能很好地消除粗糙度的影响。

3) 建立了神经网络模型反演土壤湿度,并设置与解析模型的对比实验。结果显示,在地表均方根高度大于 0.025 m 的情况下,在进行粗糙度修正前,神经网络模型精度比解析模型提高了 36.83%~72.36%;粗糙度修正后,神经网络模型的精度比解析模型提高了 42.86%~54.40%。

4) 对解析模型和神经网络模型分别进行粗糙度修正前后的结果对比,结果显示,解析模型在小粗糙度的情况下修正效果明显,但大粗糙度情况下修正的有效性急剧下降,在地表均方根高度达到 0.030 m 以上时,修正失效。而神经网络模型对于粗糙度修正不敏感,修正前后取得了几乎相同的精度。在地表均方根高度大于 0.025 m 的情况下,进行粗糙度修正的神经网络的精度仍比进行粗糙度修正的解析模型提高了 35.83%~53.48%。因此可以看出神经网络能够很好地抑制粗糙度的影响。

参 考 文 献

- [1] Liu Jingnan, Shao Lianjun, Zhang Xunxie. Advances in GNSS-R Studies and Key Technologies [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2007, 32(11): 955-960(刘经南, 邵连军, 张训械. GNSS-R 研究进展及其关键技术[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2007, 32(11): 955-960)
- [2] Wang Yingqiang, Yan Wei, Fu Yang, et al. Soil Moisture Determination of Reflected GPS Signals from Aircraft Platform [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2009, 13(4): 670-685(王迎强, 严卫, 符养, 等. 机载 GPS 反射信号土壤湿度测量技术[J]. 遥感学报, 2009, 13(4): 670-685)
- [3] Martín-Neira M. A Passive Reflectometry and Interferometry System (PARIS): Application to Ocean Altimetry [J]. *ESA Journal*, 1993, 17: 331-355
- [4] Masters D, Axelrad P, Katzberg S. Initial Results of Land-Reflected GPS Bistatic Radar Measurements in SMEX02 [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 92(4): 507-520
- [5] Wan Wei. Soil Moisture Content Estimation Using GNSS-R Technology[D]. Beijing: Peking University, 2014(万玮. GNSS-R 土壤水分估算方法研究[D]. 北京: 北京大学, 2014)
- [6] Zou Wenbo, Zhang Bo, Hong Xuebao, et al. Soil Moisture Retrieval Using Reflected Signals of BeiDou GEO Satellites[J]. *Acta Geodatica et Cartographica Sinica*, 2016, 45(2): 199-204(邹文博, 张波, 洪学宝, 等. 利用北斗 GEO 卫星反射信号反演土壤湿度[J]. 测绘学报, 2016, 45(2): 199-204)
- [7] Motte E, Zribi M, Fanise P, et al. GLORI: A GNSS-R Dual Polarization Airborne Instrument for Land Surface Monitoring [J]. *Sensors*, 2016, 16(5): 732
- [8] Rodriguez-Alvarez N, Bosch-Lluis X, Camps A, et al. Soil Moisture Retrieval Using GNSS-R Techniques: Experimental Results over a Bare Soil Field [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 47(11): 3 616-3 624
- [9] Larson K M, Small E E, Gutmann E D, et al. Use of GPS Receivers as a Soil Moisture Network for Water Cycle Studies [J]. *Geographical Research Letters*, 2008, 35: L24405
- [10] Chew C C, Small E E, Larson K M, et al. Effects 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*, 2014, 52(1): 537-543
- [11] Choudhury B J, Schmugge T J, Chang A, et al. Effect of Surface Roughness on the Microwave Emission from Soil [J]. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 1979, 84(C9): 5 699-5 706
- [12] Egado A, Ruffini G, Caparrini M, et al. Soil Moisture Monitorization Using GNSS Reflected Signals [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, 42(2): 220-231
- [13] Egado A. GNSS Reflectometry for Land Remote Sensing Applications [D]. Barcelona: Starlab, 2013
- [14] Yang Dongkai, Zhang Qishan. GNSS Reflected Signal Processing: Fundamentals and Applications [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2012(杨东凯, 张其善. GNSS 反射信号处理基础与实践[M]. 北京: 电子工业出版社, 2012)
- [15] Zou Wenbo. Soil Moisture Retrieval Using BD-R for Bare and Vegetation-covered Fields [D]. Beijing: Behang University, 2016(邹文博. BD-R 土壤湿度反

演模型研究与植被影响修正[D].北京:北京航空航天大学,2016)

- [16] Li Weiqiang, Yang Dongkai, Li Mingli, et al. Design and Experiments of GNSS-R Receiver System for Remote Sensing[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011, 36(10): 1 204-1 208(李伟强, 杨东凯, 李明里, 等. 面向遥感的GNSS反射信号接收处理系统及实验[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2011, 36(10): 1 204-1 208)
- [17] Wang J, Schmugge T. An Empirical Model for the Complex Dielectric Permittivity of Soils as a Function of Water Content [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1980, GE-18(4): 288-295
- [18] Du Jinyang. Study of Vegetated Soil Moisture Inversion Using Multi Polarization Radar[D].Beijing: Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences, 2006(杜今阳.多极化雷达反演植被覆盖地表土壤水分研究[D].北京:中国科学院遥感应用研究所, 2006)
- [19] Haupt S E, Pasini A, Marzban C. Artificial Intelligence Methods in the Environmental Sciences[M]. Netherlands: Springer, 2009
- [20] Yang Lei, Wu Qiulan, Zhang Bo, et al. SVRM-assisted Soil Moisture Retrieval Method Using Reflected Signal from BeiDou GEO Satellite[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2016, 42(6): 1 134-1 141(杨磊, 吴秋兰, 张波, 等. SVRM辅助的北斗 GEO 卫星反射信号土壤湿度反演方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2016, 42(6): 1 134-1 141)
- [21] Bishop C M. Pattern Recognition and Machine Learning[M]. New York: Springer, 2006

Simulation of Soil Roughness Impact in GNSS-R Soil Moisture Retrieval

LIANG Yong¹ YANG Lei^{1,3} WU Qiulan¹ HONG Xuebao² HAN Moutian² YANG Dongkai²

1 School of Information Science and Engineering, Shandong Agricultural University, Tai'an 271018, China

2 School of Electronic and Information Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China

3 Beihang BeiDou Application Research Institute of Jinhua, Jinhua 321000, China

Abstract: This paper presents two dual antenna GNSS-R(global navigation satellite system reflectometry) soil moisture retrieval models with soil roughness compensation-an analytic model and an artificial neural network (ANN) model. Then a simulator for GNSS-R soil moisture retrieval is built in consideration of GPS L1 C/A code modulation. After that the impact of soil roughness is elaborated. The simulation results show that the roughness compensation is necessary for the analytic model when the RMSH(root mean square high) is larger than 0.010 m. The roughness compensation works well for small roughness, but there are some limitations for large roughness. Under the situation where RMSH is greater than 0.025 m, the accuracy of ANN model is 36.83%-72.36% higher than the analytic model without roughness compensation, and the accuracy of ANN model is 42.86%-54.40% higher than the analytic model with roughness compensation. The ANN model achieves similar accuracy regardless of roughness compensation, and the accuracy of ANN model without compensation is still 35.83%-53.48% higher than the analytic model with compensation.

Key words: GNSS-R; dual antenna; soil moisture; soil roughness; artificial neural network

First author: LIANG Yong, PhD, professor, specializes in digital agriculture and remote sensing. E-mail: yongl@sdau.edu.cn

Corresponding author: YANG Lei, PhD, lecturer. E-mail: yanglei_sdau@163.com

Foundation support: The National Key Research and Development Plan in 13th Five-Year, No.2016YFC0803104; the National High-tech Research and Development Program(863 Program) of China, No. 2013AA102301; Open Project of National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, No. KF2015W003; Grant of Beihang University BeiDou Technology Transformation and Industrialization, No. BARI1709.