

李彪,王耀强. 寒旱灌区含盐土壤水分雷达反演技术研究[J]. 江苏农业科学,2015,43(2):347-350.
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2015.02.113

寒旱灌区含盐土壤水分雷达反演技术研究

李彪,王耀强

(内蒙古农业大学水利测绘信息与技术研究所,内蒙古呼和浩特 010018)

摘要:快速获取大范围地表土壤水分空间分布是一个迫切需要解决的科学问题,而主动微波遥感能够弥补传统光学遥感与被动微波遥感监测土壤水分的不足。以河套灌区沙壕渠试验站土壤水分雷达监测为案例,利用 BP 神经网络技术,建立雷达后向散射系数反演土壤水分的人工智能模型,经实测数据检验能够满足工程需要,可促进微波遥感在土壤水分监测中的应用与开拓。

关键词:寒旱灌区;土壤水分;雷达反演

中图分类号: S127;S152.7;P628⁺.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2015)02-0347-04

内蒙古河套灌区是黄河流域寒旱地区特大型节水灌区之一,为及时掌握灌区环境影响因素的分布和变化趋势,防治土壤盐渍化等环境问题,对灌区节水工程实施后的土壤环境要素的时空分布规律研究十分重要。受气象因素、地下水埋深、土壤质地、灌溉排水制度、农业种植方式和人类活动变化等因素的影响,灌区土壤水分分布既具有随机性,又具有一定的空间结构性,使得土壤水环境成为一个复杂系统。

遥感(RS)技术具有宏观、动态、快速、大面积观测的特点,已被用于土壤水分监测。土壤水分遥感反演的主要手段有可见光-近红外、热红外和微波遥感,学者们研究开发了不同模型与方法,如热惯量法、热红外法、植被供水指数法、作物缺水指数法、绿度指数法等,选择不同传感器、不同波段、不同模型,各自具有使用范围和局限性^[1-6]。如何获取大范围地表土壤水分时空分布信息是一个迫切需要解决的问题,传统的测量方法、光学遥感和被动微波遥感获取土壤水分都存在

一定的限制。

微波遥感具有全天时、全天候和较好穿透性,适用范围广,成为遥感监测土壤水分最有前途的方法。由于微波波段的土壤介电常数与土壤含水量有密切关系,土壤含水量不同,介电常数和雷达回波信号也不同。主动微波遥感利用雷达后向散射系数反演土壤水分,其中合成孔径雷达 SAR 已成为国际对地观测领域最重要的前沿之一。许多国内外学者对雷达信号后向散射系数与土壤含水量的关系进行了研究,从土壤的混合介电模型到裸露地表的散射模正演理论模型,其中包括 Kirchhoff 模型(几何光学模型 GOM、物理光学模型 POM)、小扰动模型 SPM 和积分方程模型 IEM;再到针对裸露、稀疏植被地表土壤水分反演的经验、半经验模型,其中包括 Oh 模型、Dobson 模型和 Shi 模型;一直到植被覆盖地表土壤的水分反演模型,目前普遍接受的是美国密西根大学微波实验室发展的基于辐射传输方程的 MIMICS 模型^[7-9]。

国内使用微波探测土壤水分仍处于探索阶段,李杏朝同步测量土壤水分、土壤后向散射系数,监测土壤水分相对误差为 12%^[10]。杨虎通过建立模型,消除了植被覆盖、地表粗糙度及雷达信号入射角对后向散射系数的影响,利用多时相 50 m 分辨率的 Radarsat ScanSAR 雷达后向散射图像反演了地表土壤水分,与实测土壤含水量的对比均方根 RMSE 为 0.44。任鑫对多极化、多角度 SAR 土壤水分反演算法进行了研究,利用 AIEM 模型模拟裸露地表 C 波段 SAR 信号的后向

收稿日期:2014-03-14

基金项目:国家自然科学基金(编号:51169016)。

作者简介:李彪(1988—),男,河北保定人,硕士研究生,主要从事寒旱灌区土壤盐耦合遥感监测敏感性研究。E-mail:lb8239@163.com。

通信作者:王耀强,教授,主要从事“3S”技术在农业水土中的应用研究。E-mail:wyqshun@aliyun.com。

[6] Giachetti G, Sebastiani L. Metal accumulation in poplar plant grown with industrial wastes[J]. Chemosphere, 2006, 64(3): 446-454.
[7] Gupta A K, Sinha S. Chemical fractionation and heavy metal accumulation in the plant of *Sesarnurn indicum* (L.) var. T55 grown on soil amended with tannery sludge: selection of single extractants[J]. Chemosphere, 2006, 64(1): 161-173.
[8] Kumar Sharma R, Agrawal M, Marshall F. Heavy metal contamination of soil and vegetables in suburban areas of Varanasi, India[J]. Ecotoxicology and Environmental Safety, 2007, 66(2): 258-266.
[9] 窦磊,马瑾,周永章,等. 广东东莞地区土壤-蔬菜系统重金属分布与富集特性分析[J]. 中山大学学报:自然科学版, 2008, 47(1): 98-102.

[10] 肖昕,朱子清,王晨,等. 重金属 Cd 在小麦中的富集特征[J]. 安徽农业科学, 2009, 37(20): 9584-9585, 9605.
[11] 张义贤,李晓科. 镉、铅及其复合污染对大麦幼苗部分生理指标的影响[J]. 植物研究, 2008, 28(1): 43-46, 53.
[12] 刘红侠,韩宝平,郝达平. 徐州市北郊农业土壤重金属污染评价[J]. 中国生态农业学报, 2006, 14(1): 159-161.
[13] 李硕. 水葱对镉污染土壤修复潜力的研究[D]. 长沙:湖南大学, 2006.
[14] McOrath S P. Phytoextraction for soil remediation[M]//Brooks R R. Plants that hyperaccumulate heavy metals. Wallingford, UK: CAB International, 2008: 267-287.

散射特征,在此基础上分析了雷达信号后向散射系数与土壤含水量、地表粗糙度的关系,利用非线性回归建立了经验的裸露地表后向散射模型,根据不同极化、不同角度的雷达图像数据组合,提出了 7 种土壤水分反演算法,反演结果与实测土壤含水量相关性好,89%的实测点反演误差小于 4%,均方根误差 RMSE 为 2.7%^[11]。李森基于 IEM 模型,对多极化、多波段 SAR 土壤水分反演算法进行了研究,在比较 Oh 模型、Dobson 模型和 IEM 模型 3 种经典散射模型的基础上,利用积分方程理论模型 IEM 模拟地表散射特性,分析了均方根高度、相关长度、土壤含水量等地表参数与入射角、极化方式等系统参数对雷达后向散射特征的影响,揭示了后向散射系数随这些参数变化而变化的规律,探讨了理想的反演水分参数,提出了利用小、大入射角同极化(VV 或 HH)后向散射系数差反演地表组合粗糙度参数的经验模型,从而建立了后向散射系数反演地表土壤水分的经验模型,在河北南部平原试验区取得较好的应用效果^[12]。研究结果表明,主动微波遥感能够弥补光学遥感、被动微波遥感在土壤水分监测应用中的不足,是流域尺度土壤水分监测应用的新方法和新手段。

本研究以黄河大型灌区(河套)土壤水分监测试验的区域性水土资源空间变异为案例,重点分析雷达后向散射特性与含盐土壤水分的关系,建立后向散射系数反演土壤水分的人工智能模型,以促进微波遥感在土壤水分监测中的应用与开拓。

1 案例分析

1.1 采样系统设计

内蒙古河套灌区水盐运移属于垂直入渗蒸发型,降水量少、蒸发量大,在强烈的蒸发作用下,水分携带盐分向地表运移积聚,春季反盐是灌区土壤次生盐渍化的重要因素。灌区每年从 4 月中旬灌溉,到 11 月中下旬结束,根据作物需水规律进行灌溉,用水量最大的是秋浇,起压盐保墒作用。灌区土壤年内水盐运移变化复杂。了解夏灌(4—6 月)前、秋浇(10 月中旬至 11 月中下旬)前土壤水盐的分布状况对灌区农业生产和土壤改良有着深刻影响,并对年际间水盐动态时空变异规律研究有一定的代表性。

研究区域设在黄河河套灌区内的沙壕渠试验区。提前购置 2013 年 3 月 15 日 RADARSAT2 精细四极化雷达影像一景,与野外采样时间对应,相幅 25 km×25 km,地面分辨率 8 m。在室内样点初步布置的基础上,满足合理采样数的要求下,野外用手持 GPS 接收机定位获取 69 个采样点的 WGS84 坐标,每个样点处均匀取 5 个土样以取平均,取土深度为 0~20 cm,土样的测定分析项目为含水率和全盐量,以反映土壤的水盐变化。同时在每个采样点测定典型地物(如盐生植被、盐渍地土壤等)光谱曲线,为以后的光谱分析奠定基础,并对采样点的自然景观进行拍照。采样点布置见图 1。

1.2 试验数据分析

本试验购置的 RADARSAT2 精细四极化雷达影像为 SLC 格式,雷达影像独特的成像机理使得后处理较为复杂。对于定量遥感分析,雷达处理主要包括雷达影像定标、几何校正和滤波等。通过定标,将雷达影像像元亮度值转换为后向散射系数,该处理过程较为复杂,本研究使用 ENVI 4.8 软件的雷

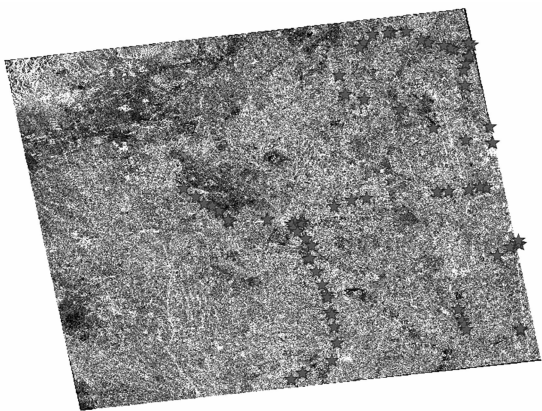


图1 沙壕渠试验区采样点雷达影像图
达处理模块完成影像后处理工作,获取了研究区四极化后向散射系数影像图^[13-14]。四极化后向散射系数见表 1。

表 1 沙壕渠土壤四极化雷达影像后向散射系数与含水率

点号	S_{HH} (dB)	S_{VV} (dB)	S_{HV} (dB)	S_{VH} (dB)	含水率 (%)
QJ1	-11.31	-11.65	-20.44	-22.52	6.7
QJ2	-11.95	-19.20	-25.33	-26.10	47.3
QJ3	-9.36	-16.66	-14.26	-14.32	27.6
QJ4	-14.59	-16.68	-21.85	-30.08	22.3
QJ5	-13.38	-13.06	-17.26	-17.98	21.0
QJ6	-11.03	-16.45	-25.46	-23.43	17.2
QJ7	-5.00	-7.00	-8.20	-8.33	26.6
QJ8	-14.77	-14.66	-19.93	-22.54	29.9
QJ18	-17.32	-14.53	-22.63	-24.48	26.5
QJ19	-15.09	-14.44	-21.29	-23.56	25.3
QJ20	-19.98	-16.25	-24.90	-20.50	26.1
QJ21	-14.60	-14.24	-23.73	-26.18	17.7
QJ22	-13.86	-11.94	-22.63	-20.30	24.7
QJ23	-12.03	-10.70	-21.52	-24.52	31.8
QJ24	-12.90	-10.37	-22.60	-28.47	31.3
QJ25	-13.37	-10.00	-19.85	-21.94	25.2
QJ26	-7.82	-7.03	-27.01	-26.98	24.2
QJ27	-14.46	-15.30	-20.44	-20.36	24.2
QJ28	-18.86	-6.93	-29.60	-22.82	20.7
QJ29	-13.56	-16.05	-25.16	-24.06	27.0
QJ30	-18.47	-17.13	-27.50	-31.08	26.6
QJ31	-14.74	-21.20	-19.65	-17.18	21.3
QJ32	-16.61	-17.79	-20.91	-19.04	19.1
QJ33	-23.81	-19.03	-20.90	-22.52	21.2
QJ34	-15.77	-11.08	-21.69	-21.96	23.9
QJ35	-9.30	-9.69	-20.82	-19.16	27.4
QJ36	-19.71	-13.04	-24.57	-27.16	25.0
QJ37	-16.62	-13.58	-16.49	-16.79	24.6
QJ38	-16.27	-14.53	-24.95	-19.98	22.7
QJ39	-14.99	-18.34	-30.95	-25.71	22.5
QJ40	-12.11	-11.77	-19.22	-16.89	38.0
QJ41	-17.17	-17.23	-27.55	-26.68	36.9
QJ43	-12.42	-12.91	-17.68	-18.92	46.8
QJ44	-21.00	-15.00	-11.04	-11.58	31.5
QJ47	-11.15	-17.51	-18.40	-17.92	28.4
QJ48	-12.89	-11.73	-18.51	-19.34	25.4
QJ49	-15.55	-16.72	-27.71	-31.06	26.5

续表 1

点号	S_{HH} (dB)	S_{VV} (dB)	S_{HV} (dB)	S_{VH} (dB)	含水率 (%)
QJ50	-19.70	-18.45	-26.04	-28.04	25.5
QJ51	-14.83	-19.49	-32.24	-28.92	31.1
QJ52	-11.17	-14.10	-20.27	-19.04	28.6
QJ53	-13.18	-12.38	-31.54	-31.31	31.8
QJ54	-16.83	-13.80	-25.42	-24.47	27.6
QJ55	-24.34	-18.59	-25.22	-28.04	31.3
QJ56	-21.10	-17.56	-20.40	-24.54	23.3
QJ57	-23.29	-19.99	-26.49	-30.34	28.4
QJ59	-8.64	-8.58	-23.49	-27.88	26.2
QJ61	-15.65	-19.90	-22.56	-23.46	18.6
QJ62	-18.80	-17.23	-23.54	-23.17	27.9
QJ63	-9.92	-6.64	-20.54	-22.17	18.0
QJ64	-10.88	-9.23	-27.37	-27.83	29.6
QJ65	-10.46	-9.18	-17.77	-15.78	26.8
QJ67	-13.47	-11.08	-20.56	-20.89	27.7
QJ68	-12.71	-13.11	-22.39	-25.46	28.0
QJ69	-12.79	-12.88	-22.41	-22.95	23.8
QJ70	-16.60	-11.10	-31.13	-24.53	28.1
QJ71	-18.25	-18.49	-26.45	-25.43	28.0
QJ72	-13.91	-13.15	-21.14	-26.39	29.6
QJ73	-7.72	-14.81	-12.12	-11.82	27.3
QJ74	-5.37	-5.28	-15.56	-14.78	33.2
QJ76	-9.00	-8.36	-19.60	-19.99	22.9
QJ77	-7.20	-8.40	-19.58	-19.98	29.5
QJ78	-19.89	-15.72	-31.17	-22.63	30.3
QJ79	-17.05	-10.41	-24.40	-25.36	30.6
QJ81	-10.86	-10.78	-22.56	-24.13	24.9
QJ82	-13.95	-14.74	-26.25	-24.81	29.2
QJ83	-8.25	-9.92	-21.52	-20.49	19.1
QJ84	-12.90	-14.30	-27.80	-26.22	20.9
QJ85	-13.55	-15.42	-25.10	-19.83	29.4
QJ100	-9.00	-9.74	-17.58	-17.70	26.9

注： S_{HH} 、 S_{VV} 、 S_{HV} 、 S_{VH} 分别代表 HH、VV、HV、VH 极化方式的后向散射系数。

2 雷达土壤水分反演模型建立

植物—土壤—水分系统自身的复杂性造成了遥感水分监测的难度,特别是随机分布的地表使得雷达入射波与地表的散射现象异常复杂,现有的水分遥感反演研究多采用一定的数学方法建立理论、经验、半经验的散射模型来反演地表参数,反演模型的适用范围受不同波段、不同入射角、不同极化方式、不同地表粗糙度和植被覆盖的限制。BP 神经网络被广泛证明是一种非线性函数逼近的优秀理论与方法,而土壤水分空间分布与后向散射特性存在着复杂的非线性函数关系,运用成熟的 BP 技术可以研究其非线性函数逼近问题,为本领域的研究提供一种新的思维方法和建模手段^[15-19]。

用于土壤水盐估值的神经网络应具有仅仅根据函数或映射的实例学习未知的映射或函数的能力。网络一旦学会了这个映射或与其十分相似后,该网络即可应用于仅有部分映射为已知的场合,用于估计映射的另一部分。用于逼近函数或映射的神经网络可被认为是一种数据变换结构。

由于网络结构不唯一且收敛速度慢,建模过程需针对具体情况确定网络层数、各层的神经元数、拟合误差、学习速率等复杂问题。BP 神经网络通常采用 3 层结构,拟合精度的提高可通过增加各层的神经元数实现,本研究选用 3 层 BP 网络结构,即输入层、隐含层、输出层。输入层和输出层的神经元数由输入和输出变量个数确定,输入层由 7 个神经元组成,包括采样点大地坐标 B、L 和大地高 H 这 3 个非遥感因子和 4 个后向散射系数。BP 网络神经元数的确定主要是指隐含层神经元数的确定,目前尚无成熟的理论可依,一般使用试算法,按照神经元数和训练次数较少、又能满足训练误差精度要求的原则,经反复试算,找到最少隐含层神经元数为 14 个神经元。输出层为 1 个神经元,对应为采样点的含水率。隐含层采用双曲正切 Sigmoid 激活函数,输出层采用线性激活函数。拟合目标误差采用 10%,学习速率决定了训练中权值的变化量,针对标准 BP 训练方法可能陷入局部误差极小值的缺点,用十几种训练函数进行试算,最后选用自适应修改学习速率算法中的快速训练函数 traingda 进行网络的训练。

利用 MATLAB 语言,并使用神经网络工具箱的函数编写计算程序,利用试验区 59 个采样点数据,建立起 3 层 BP 神经网络模型,选用快速训练函数 traingda 进行网络的训练,训练误差满足精度要求后,用剩余 10 个采样数据进行外部检验。绘出训练误差收敛图(图 2)、内外部误差检验图(图 3、图 4)。计算用 MATLAB 源程序代码如下:

```
clear all;
x = []; //输入 59 个训练点 B、L、H、 $S_{HH}$ 、 $S_{VV}$ 、 $S_{HV}$ 、 $S_{VH}$  值
xj = []; //输入 10 个检验点 B、L、H、 $S_{HH}$ 、 $S_{VV}$ 、 $S_{HV}$ 、 $S_{VH}$  值
y = []; //输入 59 个训练点含水率
yj = []; //输入 10 个检验点含水率
[px, minx, maxx, py, miny, maxy] = premmnmx(x, y); //对 59 个训练点 7 个神经元输入值归一化处理
[pjx, minj, maxxj, pyj, minyj, maxyj] = premmnmx(xj, yj); //对 10 个检验点 7 个神经元输入值归一化处理
net = newff(minmax(x), [13, 1], {'tansig', 'tansig'}, 'traingda'); //建立 3 层 BP 神经网络
net = init(net); //网络初始化
net.trainparam.show = 100; //设置网络训练参数
net.trainparam.epochs = 20000;
net.trainparam.lr = 0.05;
net.trainparam.lr_inc = 1.05;
net.trainparam.goal = 0.1;
net = train(net, px, py); //网络训练
y1 = sim(net, px); //网络内部模拟估计
y2 = postmnmx(y1, miny, maxy); //恢复归一化网络内部模拟结果
yj1 = sim(net, pjx); //网络外部模拟估计
yj2 = postmnmx(yj1, minyj, maxyj); //恢复归一化网络外部模拟结果
e1 = y - y2; //网络内部模拟误差计算
e2 = yj - yj2; //网络外部模拟误差计算
mseneibu = mse(e1); //网络模拟内部检验标准误差计算
msewaibu = mse(e2); //网络模拟外部检验标准误差计算
```

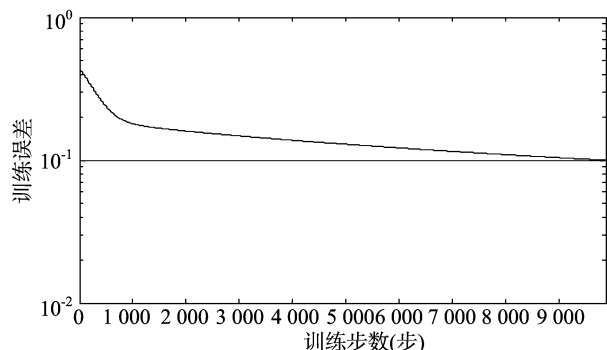


图2 水分训练误差收敛图

图 2 所示网络经 9874 步学习训练达到 10% 拟定训练误差目标,可用于模拟估计。

图 3 所示土壤水分模拟内部检验最大误差 -17%, 最小 0%, 46 个误差小于 5%; 内部检验误差标准差 4.8%, 小于烘干法含水率测量误差 5%, 达到实用要求。

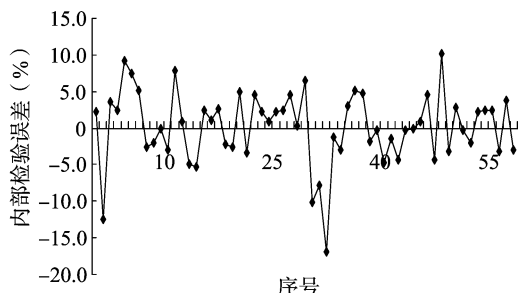


图3 土壤水分模拟内部检验误差

图 4 所示土壤水分模拟内部检验最大误差 -9.8%, 最小 -0.7%, 70% 误差接近 5%; 外部检验误差标准差 5.8%, 略大于烘干法含水率测量误差, 亦可使用。

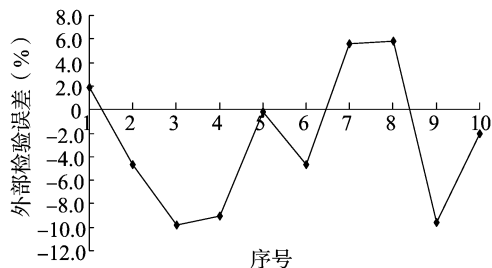


图4 土壤水分模拟外部检验误差

3 结论

本研究利用河套灌区夏灌前的四极化 RADARSAT SAR 雷达数据,通过试验研究土壤含水量与雷达后向散射系数的响应关系,建立不同极化后向散射系数、非遥感因子与土壤含水量的人工神经网络模型,经检验模拟误差接近含水率测定误差 5%,可用于快速监测大范围裸露地表土壤水分^[20]。

参考文献:

[1] Jimenez L O, Medina J R, Diaz E R, et al. Integration of spatial and

spectral information by means of unsupervised extraction and classification for homogeneous objects applied to multispectral and hyperspectral data [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43 (4): 844 - 851.

[2] Metternicht G. Assessing temporal and spatial changes of salinity using fuzzy logic remote sensing and GIS. Foundations of an expert system [J]. Ecological Modelling, 2001, 144: 163 - 177.

[3] Jackson T J, Gasiewski A J, Oldak A, et al. Soil moisture retrieval using the C - band polarimetric scanning radiometer during the Southern Great Plains 1999 Experiment [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40 (10): 2151 - 2161.

[4] Holah N, Baghdadi N, Zribi M, et al. Potential of ASAR/ENVISAT for the characterization of soil surface parameters over bare agricultural fields [J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 96 (1): 78 - 86.

[5] Zeleke T B, Si Bing C. Characterizing scale - dependent spatial relationships between soil properties using multifractal techniques [J]. Geoderma, 2006, 134 (3/4): 440 - 452.

[6] Wang J, Engman E T, O' Neill P, et al. Evaluation of current soil moisture algorithms from SIR - C image data [J]. Remote Sensing of Environment, 1997, 59 (2): 308 - 320.

[7] 詹志明, 冯兆东. 区域遥感土壤水分模型的方法初探 [J]. 水土保持研究, 2002, 9 (3): 227 - 230.

[8] 杨胜天, 刘昌明, 王鹏新. 黄河流域土壤水分遥感估算 [J]. 地理科学进展, 2003, 22 (5): 454 - 462.

[9] 何文寿, 刘阳春, 何进宇. 宁夏不同类型盐渍化土壤水溶盐含量与其电导率的关系 [J]. 干旱地区农业研究, 2010, 28 (1): 111 - 116.

[10] 李杏朝. 微波遥感监测土壤水分的研究初探 [J]. 遥感技术与应用, 1995, 10 (4): 1 - 8.

[11] 任鑫. 多极化、多角度 SAR 土壤水分反演算法研究 [D]. 北京: 中国科学院遥感应用研究所, 2004: 55 - 57.

[12] 李森. 基于 IEM 的多波段、多极化 SAR 土壤水分反演算法研究 [D]. 北京: 中国农业科学院, 2007: 23 - 35.

[13] 胡庆荣. 含水含盐土壤介电特性实验研究及对雷达图像的响应分析 [D]. 北京: 中国科学院遥感应用研究所, 2003: 35 - 47.

[14] 熊文成. 含水含盐土壤介电特性实验及反演研究 [D]. 北京: 中国科学院遥感应用研究所, 2005: 45 - 49.

[15] 刘全明, 陈亚新, 魏占民, 等. 基于人工智能计算技术的区域性土壤水盐环境动态监测 [J]. 农业工程学报, 2006, 22 (10): 1 - 6.

[16] 刘全明. 非参数统计理论与人工智能技术在水土空间变异中的应用研究 [D]. 呼和浩特: 内蒙古农业大学, 2009: 34 - 37.

[17] 姚荣江, 杨劲松, 邹平, 等. 区域土壤水盐空间分布信息的 BP 神经网络模型研究 [J]. 土壤学报, 2009, 46 (5): 788 - 794.

[18] 舒宁. 微波遥感原理 [M]. 武汉: 武汉测绘科技大学出版社, 2000: 75 - 92.

[19] 邵芸, 吕远, 董庆, 等. 含水含盐土壤的微波介电特性分析研究 [J]. 遥感学报, 2002, 6 (6): 416 - 423.

[20] 李震, 廖静娟. 合成孔径雷达地表参数反演模型与方法 [M]. 北京: 科学出版社, 2011: 77 - 100.