

# 基于区域特征相似度的微波土壤水分反演结果可信度评价

陈鲁皖, 韩玲, 秦小宝, 王文娟

(长安大学 地质工程与测绘学院, 陕西 西安 710064)

**摘要:** 微波遥感反演土壤水分的精度评价,一般通过选取有限数量采样点的地表实测土壤水分数据与反演值进行比较,实际上只能反映局部采样区的反演精度。本文提出了微波反演土壤水分中一种可以评价整个研究区反演土壤水分可信程度的方法。首先选择采样区的实测土壤水分数据和地表粗糙度数据,通过多元回归统计拟合得到土壤水分反演经验方程,对整个研究区进行土壤水分反演;然后从 TM 和 SAR 数据中通过反演和提取,选择影响土壤水分的 10 个因子(土壤湿度、地表温度、NDVI、土壤质地指数、地形指数、雷达入射角以及 Landsat TM 的  $b_3$ 、 $b_4$ 、 $b_5$ 、 $b_7$  共 4 个波段),采用主成分分析法(PCA)筛选提取主成分,将前 3 个主成分合成为 RGB 影像;再使用分水岭算法分割包含前 3 个主成分的 RGB 影像,得到一幅分割区域图;最后计算各分割区域的 6 维特征向量(土壤湿度、地表温度、NDVI、土壤质地指数、地形指数、雷达入射角)与反演时选择采样区的特征向量间的马氏距离,得到区域特征相似度数据集,基于该数据集计算反演结果可信度。以此为基础,利用 2008 年甘肃黑河地区的 ENVISAT ASAR 双极化数据(VV、VH)和实测土壤水分数据进行土壤水分反演并评价反演结果的可信度,同时使用反演区域中多个采样区土壤水分实测数据和确定系数( $R^2$ )评价反演精度,对比可信度和  $R^2$ ,表明提出的反演可信度可以有效反映土壤水分反演精度。

**关键词:** 微波土壤水分反演;可信度;主成分分析;区域特征相似度;分水岭算法

中图分类号:S127; S152.7 文献标识码:A 文章编号:1672-643X(2018)01-0242-07

## Reliability evaluation of SAR – retrieved soil moisture based on regional feature similarity

CHEN Luwan, HAN Ling, QIN Xiaobao, WANG Wenjuan

(School of Geological Engineering and Surveying Engineering, Chang'an University, Xi'an 710054, China)

**Abstract:** The accuracy evaluation of SAR – retrieved soil moisture is generally carried out by comparing a limited number of measured soil moisture data with inversion values. In fact, the evaluation results could only reflect inversion accuracy of finite sampling area. This paper presented a method for evaluating reliability of soil moisture retrieved from the whole study area. First, measured soil moisture data and surface roughness data were selected, and then empirical equation of soil moisture retrieval was obtained by multiple regression statistical fitting. Soil moisture inversion was carried out in the whole study area. Then, principal component analysis (PCA) was used to extract principal component from 10 factors (soil moisture, surface temperature, NDVI, soil texture index, topography index, radar incidence angle and  $b_3$ ,  $b_4$ ,  $b_5$  and  $b_7$  in Landsat TM) affecting soil moisture by choosing from TM and SAR data, and the first three principal components were combined into RGB images. The RGB image containing the first three principal component was segmented using watershed algorithm. A graph of a split target area could be get. At last a data set about regional feature similarity was obtained by calculating mahalanobis dis-

收稿日期:2017-10-04; 修回日期:2017-10-18

基金项目:国家重大专项军事测绘专业处理与服务系统地理空间信息融合分系统(GFZX04040202-07);中央高校基本科研业务费专业基金项目(310826175031)

作者简介:陈鲁皖(1980-),男,安徽桐城人,博士,讲师,研究方向为土壤水分反演。

通讯作者:韩玲(1964-),女,辽宁沈阳人,博士,教授,博士生导师,主要从事摄影测量与遥感、地理信息系统及遥感地质等领域的理论研究及工程技术。

tance between 6 dimensional feature vectors of each segmentation region and feature vectors of each quadrat area. These components of region feature vector included soil moisture, land surface temperature, *NDVI*, soil texture index, surface roughness and radar incidence angle. The reliability of the inversion results was computed based on the data set. The results were validated by using Envisat ASAR (advanced synthetic aperture radar) C-band dual polarization (VV, HH) data and the observed values of ground truth measurements synchronizing with Envisat ASAR. Soil moisture was retrieved, and reliability of inversion results was evaluated. By using measured data of soil moisture in several sampling areas, the accuracy of inversion results was evaluated. By comparing reliability and  $R^2$ , the results show that reliability of inversion results can effectively reflect the accuracy of soil moisture retrieval.

**Key words:** SAR – retrieved soil moisture; reliability; principal component analysis; regional feature similarity; watershed algorithm

## 1 研究背景

土壤水分是农业、林业、气象学、水文学和生态学等领域研究的重要参数<sup>[1]</sup>,利用微波遥感反演土壤水分是一种很有效的手段。利用 SAR 反演土壤水分的原理是土壤表面的后向散射系数与土壤含水量、地表粗糙度、地表物质介电特性、土壤物理特性、植被特性以及雷达系统参数密切相关<sup>[2]</sup>。目前通常利用野外地表实测数据结合同期 SAR 数据来拟合或训练土壤水分反演经验方程(关系),以此得到更高精度的土壤水分反演结果<sup>[3-5]</sup>。反演结果的精度评价一般是基于实测数据的,即选取部分采样点,将采样点的土壤水分实测数据和反演数据进行比较,通常选择均方根误差(RMSE)和决定系数( $R^2$ )作为精度指标<sup>[6-9]</sup>。

野外实测布设样区时,受多种因素的影响(卫星过顶时间、测量人员数目和测量经费等),往往样方的设置范围和采样点的数量都比较有限。根据主动微波探测土壤水分的物理机制,影响地表后向散射系数的各因子在不同地区数值不同,即反演区域内存在各影响因子的异质性。所以有限范围的样区中实测数据拟合或训练得到的土壤水分反演经验方程(关系),在较大范围的区域进行反演,不同地区的反演结果精度必然不同。目前常用的基于实测数据的土壤水分反演精度评价方法实际上只能反映实测数据所在样区的反演精度,不能反映所有反演区域的反演精度。

本文提出了一种基于区域特征相似度的微波土壤水分反演结果可信度评价方法,该方法可以有效反映所有反演区域的土壤水分反演精度。这里的可信度,是反演区域内土壤水分反演结果的可信程度,表示了反演结果与土壤水分真实值之间的接近程度。本文方法的原理是,反演区域中不同地区与样

区在土壤湿度分布、地表粗糙度、地表物质介电特性、土壤物理特性、植被特性和雷达系统参数等方面具有不同的相似性,而土壤水分反演经验方程(关系)又是基于样区的实测数据得到的,因此可以通过不同反演地区与样区的相似程度来反映土壤水分反演结果的可信度。通过分析 TM 影像、DEM 数据、HWSO 土壤质地数据集和 Envisat ASAR 数据,结合实际地表特征,选择土壤湿度、地表温度、*NDVI*、*STI* (Soil Texture Index, 土壤质地指数)、地形指数、雷达入射角和 Landsat TM 影像的 4 个波段( $b_3$ 、 $b_4$ 、 $b_5$ 、 $b_7$ )共 10 个影响因子,通过主成分分析得到前 3 个主成分,将前 3 个主成分合成为 RGB 影像,再基于该 RGB 影像使用分水岭算法进行分割,构建各分割区域的特征向量,计算分割后各区域与样本区域的马氏距离,基于特征相似度数据集计算反映土壤水分反演结果的可信度。

## 2 试验数据

本文所使用的试验数据来源于中国科学院寒区旱区科学数据中心所提供的“黑河综合遥感联合试验”。

### 2.1 SAR 数据来源

本文选用欧空局的 Envisat-1 卫星上 ASAR 传感器获取的 SAR 影像作为土壤含水量反演的数据来源。采用了 2008 年 7 月 11 日的 ASAR 数据,该影像的入射波段为 C 波段( $f = 5.331\text{GHz}$ ),入射角范围  $31.0^\circ \sim 36.3^\circ$ ,经度范围  $99^\circ 28'E \sim 100^\circ 43'E$ ,纬度范围  $38^\circ 42'N \sim 39^\circ 48'N$ ,地面分辨率为  $12.5\text{ m} \times 12.5\text{ m}$ ,工作模式为 Alternating Polarization,极化方式为 VV 和 VH 两种。

### 2.2 地面数据来源

为验证本文所提出的方法的有效性,特地选取了具有多个采样区的甘肃省黑河中游临泽地区作为研究区。该地区有 4 个样区,分别为  $360\text{ m} \times 360\text{ m}$

的样方 B、C、D、E,样点间距为 60 m,B 和 C 样方地表类型是带稀疏杂草的盐碱地,D 样方地表类型是苜蓿,E 样方地表类型是大麦地。与 ASAR 影像同期的共 187 组地面样方观测数据,观测数据包括地表土壤含水量、均方根高度和相关长度。为了对比验证区域特征相似度是否能够有效反映反演结果的可信度,分别基于 B 样区和 E 样区中的部分实测数据构建土壤水分反演经验方程,其余的 B、C、D、E 样区中的实测数据为验证数据。

### 2.3 其他数据来源

本文选用了 Landsat5 卫星的 TM 影像,空间分辨率为 30 m×30 m;还选用了中国科学院寒区旱区科学数据中心提供的“黑河流域 HWSO 土壤质地数据集”和“黑河流域 ASTER GDEM 数据集”。

## 3 研究方法

土壤水分反演结果可信度评价方法的流程如图 1 所示。

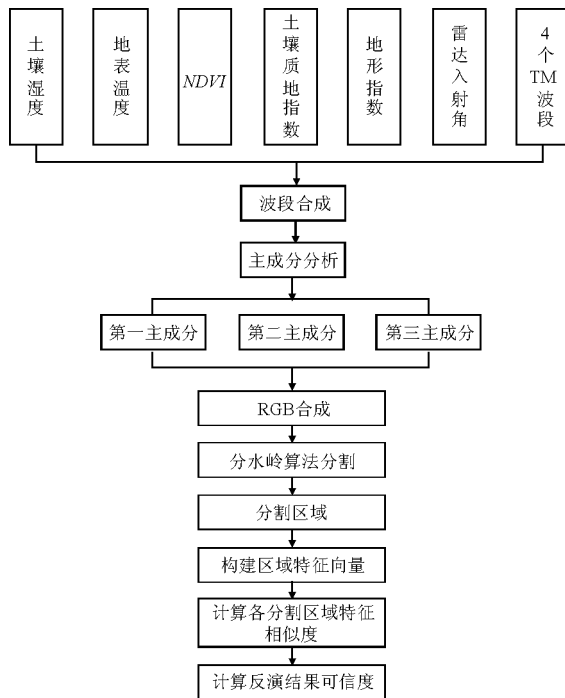


图 1 研究方法流程图

具体步骤:(1)利用多元数据获取 10 个与地表土壤后向散射系数密切相关的影响因子;(2)将各影响因子的影像进行波段合成;(3)利用主成分分析法<sup>[10]</sup>(PCA)对步骤(2)的结果图像处理提取出主成分,将前 3 个主成分合成为 RGB 影像;(4)利用分水岭算法<sup>[11]</sup>对步骤(3)的结果影像做分割,获得过分割影像;(5)构建各分割区域和样区的特征向量,分别计算不同分割区域与各样本区域间的特征相似

度;(6)对步骤(5)的结果进行处理,得到反演结果的可信度。

### 3.1 获取影响因子

基于 SAR 反演土壤水分的物理机制,本文选择了土壤湿度、地表温度、NDVI、STI、地形指数、雷达入射角这 6 种影响因子。

TM 影像 4 个波段( $b_3$ 、 $b_4$ 、 $b_5$ 、 $b_7$ )中,通过构建各波段之间二维光谱特征空间<sup>[12]</sup>,发现 TM 红外、近红外、短波红外波段的光谱特征与土壤水分存在复杂而紧密的联系,因而可以用来监测地表土壤湿度。

NDVI、地表温度和土壤湿度可由 TM 反演计算得到;STI 为本文提出的一种反映土壤质地的新指数,由“黑河流域 HWSO 土壤质地数据集”中的土壤砂土、黏土、淤泥含量计算得到;地形指数由“黑河流域 ASTER GDEM 数据集”通过提取地形的坡度计算得到;雷达入射角由辐射定标后的 SAR 影像中得到。

3.1.1 地表温度和土壤湿度 利用 TM 影像和单窗算法可以反演地表温度<sup>[13-14]</sup>。统计分析后发现土壤水分含量与其温度之间存在相关性较好的线性关系,利用线性方程(1)可直接反演土壤湿度的分布。

$$M_v = cT + d \quad (1)$$

式中: $M_v$  为土壤水分, $\text{cm}^3/\text{cm}^3$ ;  $T$  为地表土壤温度, $^{\circ}\text{C}$ ;  $c$ 、 $d$  为方程的经验系数。

用通过反演得到的地表土壤温度来估算土壤湿度,可以反映出土壤湿度的分布规律。

### 3.1.2 土壤质地指数(Soil Texture Index, STI)

土壤质地是根据土壤的颗粒组成划分的土壤类型,通常使用砂土含量、黏土含量和淤泥含量 3 种指标来量化土壤质地。为综合考虑这 3 种指标,减少参与后续主成分分析的因子数量,本文提出了土壤质地指数 STI。

本文使用 AIEM 模型建立基于不同土壤砂土含量  $s_v$  和黏土含量  $c_v$  的后向散射系数模拟数据集,其中  $s_v$  和  $c_v$  的取值参照“黑河流域 HWSO 土壤质地数据集”中提供的黑河地区的  $s_v$  和  $c_v$  的数值。AIEM 模型的地表参数和雷达系统参数为固定值,做如下设定:雷达入射角给定为  $30.0^{\circ}$ ,入射频率 5.331 GHz,土壤水分  $M_v = 30\%$ ,均方根高度  $S = 1.2 \text{ cm}$ ,相关长度  $l = 12 \text{ cm}$ (粗糙度参数通过统计分析“黑河综合遥感联合试验”、美国 NASA 与农业部的合作试验“Washita92”可得)。

通过对 AIEM 模型模拟的数据集进行多元回归发现,后向散射系数  $\sigma_{mv}^0$  与  $s_v$ 、 $c_v$  存在如下关系:

$$\sigma_{vv}^0 = 1.644043s_v + 0.548529c_v - 4.39993 \quad (2)$$

相关系数  $R^2 = 0.999819$ , 整理式(2)可得:

$$\sigma_{vv}^0 = 0.548529(2.9972s_v + c_v) - 4.39993 \quad (3)$$

若设:

$$STI = 3s_v + c_v \quad (4)$$

则可得后向散射系数与  $STI$  的线性方程:

$$\sigma_{vv}^0 = a \cdot STI + b \quad (5)$$

式中:  $a, b$  为方程的经验系数。

公式(5)表明土壤质地指数  $STI$  与后向散射系数  $\sigma_{vv}^0$  之间存在良好的线性关系。试验证明,  $STI$  与后向散射系数  $\sigma_{vh}^0$  之间也存在类似的线性关系, 而且当土壤水分和粗糙度参数取值不同时, 公式(5)仍然成立。由此可见  $STI$  可以有效地综合表示土壤砂土含量、黏土含量和淤泥含量 3 个指标。

**3.1.3 地形指数** 地形指数是指反演区域地球表面积与投影面积之比, 可通过坡度的余弦得到<sup>[15]</sup>。

$$Z = 1/\cos(S) \quad (6)$$

式中:  $Z$  为地形指数;  $S$  为坡度, rad。

**3.1.4 雷达入射角** 对分布目标而言, 雷达回波在近距离较强, 随着向远距离移动将逐渐减弱。雷达入射角可对微波遥感的反演结果产生较大影响<sup>[16]</sup>。而本文选取的 Envisat ASAR 影像, 沿单幅图像距离向入射角大约有  $5^\circ$  的变化。因此, 雷达入射角也是影响土壤后向散射系数的一个因素<sup>[2]</sup>。

本文通过使用 NEST(Nest ESA SAR Toolbox) 软件处理 Envisat ASAR 数据, 可得到雷达入射角影像。

## 3.2 基于主成分分析的分水岭算法影像分割

**3.2.1 主成分分析** 主成分分析法又称 K-L (Karhunen - Loeve) 变换, 可实现在尽可能不丢失信息的同时, 用几个综合性分量代表多波段的原图像<sup>[10]</sup>。一般情况下, 前 3 个主成分 ( $PC_1, PC_2, PC_3$ ) 包含所有波段中 90% 以上的方差信息。

在对 10 个后向散射系数影响因子的图层进行波段合成后, 利用 ENVI5.1 软件中的 Principal Components 模块进行主成分分析。

**3.2.2 基于分水岭算法的影像分割** 分水岭算法是一种建立在数学形态学基础之上算法。传统分水岭算法只能用于灰度图像的分割, 无法分割彩色图像。本文把主成分分析后得到的前 3 个主成分合成为 RGB 彩色影像, 选择基于形态学梯度的分水岭彩色图像分割方法, 首先计算彩色图像的梯度图像, 然后结合多尺度形态学和巴特沃斯低通滤波对彩色梯度进行修正得到新的彩色梯度图, 最后对修正后的梯度图像进行分水岭变换得到分割结果<sup>[11-17]</sup>。

## 3.3 计算区域特征相似度

在分割后得到的区域和样区之间进行特征相似度的判断, 使用数值来有效地表示各分割区域和样区间地表情况的相似程度, 这便是区域特征相似度的计算问题。特征相似度大多可以表示成向量的形式, 本文构建特征向量时选用了参与主成分分析的 6 个因子(土壤湿度、地表温度、NDVI、STI、地形指数、雷达入射角)作为特征向量的分量。

通常采用距离法来表示特征的相似度量, 常用的有欧氏距离、马氏距离<sup>[18-19]</sup>。对后向散射系数有影响的因素中, 土壤湿度、地形指数和 NDVI 值这几个因子相对于其他因子对后向散射系数的影响更大<sup>[20]</sup>。马氏距离主要用于特征向量的各分量具有相关性或各分量的权重不等的情况。

因此本文采用马氏距离来计算区域特征相似度, 马氏距离<sup>[19]</sup>表示为:

$$d(x, y) = \sqrt{(x - y)^T E^{-1} (x - y)} \quad (7)$$

式中:  $x$  和  $y$  为两个准备计算的区域特征向量;  $E$  为影像的特征向量协方差矩阵;  $d(x, y)$  为向量  $x$  和  $y$  之间的马氏距离。

## 3.4 计算反演结果可信度

反演结果可信度基于区域特征相似度进行计算, 反映了土壤水分反演结果的可信程度, 可通过下式计算:

$$Re = \sqrt[4]{\frac{(1/d) - \min}{\max - \min}} \quad (8)$$

式中:  $Re$  为反演结果可信度;  $d$  为马氏距离,  $\min$  为  $1/d$  中的最小值,  $\max$  为  $1/d$  中的最大值。

## 3.5 土壤水分反演

根据文献[3-5], 给定入射角时, 裸土地表的后向散射系数与地表粗糙度、土壤含水量之间的关系可以表示为<sup>[4]</sup>:

$$\sigma_{pq}^0 = A \ln M_v + B \ln Z_s + C \ln M_v \cdot \ln Z_s + D \quad (9)$$

$$Z_s = S^3/l^2 \quad (10)$$

式中:  $\sigma_{pq}^0$  为极化后向散射系数;  $M_v$  为土壤水分,  $\text{cm}^3/\text{cm}^3$ ;  $Z_s$  为地表组合粗糙度;  $S$  为均方根高度, cm;  $l$  为相关长度, cm。通过实测数据进行多元线性回归分析即可求得其中的经验系数  $A, B, C, D$ 。公式(9)在 VV、VH 极化方式下都成立, 即两式联立通过消去粗糙度参数  $Z_s$ , 可得土壤含水量  $M_v$ 。

# 4 试验对比

## 4.1 获取影响因子的试验

本文使用 Landsat 5 的 TM 影像, 反演得到

NDVI、地表温度和土壤湿度影像。图2(a)和2(b)分别是反演区域的地表温度和土壤湿度影像。图2(a)中红色区域地表温度最高,其土地覆盖类型为裸土;其次是地表温度较高的黄色区域,其土地覆盖类型为稀疏草地;再次是温度较低的绿色区域,土地覆盖类型为小麦地、大麦地、玉米地和湿地。土壤湿度图也有类似的分布情况。

根据“黑河流域 HWSO 土壤质地数据集”得到的研究区土壤砂土含量、黏土含量,采用公式(4)计算土壤质地指数  $STI$ 。地形指数由“黑河流域 ASTER GDEM 数据集”得到;入射角由辐射定标后的 SAR 影像中得到。

#### 4.2 基于主成分分析的分水岭分割试验

对 10 个影响因子进行主成分分析,得到表 1。

从表 1 可以看出,前 3 个主成分的样本方差累计贡献率已经达到 96.65%,把前 3 个主成分合成为 RGB 彩色图。使用分水岭算法对 RGB 影像进行分割,图 3 为分割后的结果图。从图 3 中可以看出,裸地、草地、农田和水体都得到了较好的同质分割。

表 1 主成分因子贡献率

主成分因子	特征值	贡献率/%	累计贡献率/%
$PC_1$	1404.9200	79.32	79.32
$PC_2$	226.6287	12.79	92.11
$PC_3$	80.3059	4.54	96.65
$PC_4$	20.3149	1.14	97.79
$PC_5$	16.9019	0.96	98.75

#### 4.3 反演结果可信度计算

选择临泽地区的 B 样区,计算每个分割区域特征向量与 B 样区特征向量之间的马氏距离,然后根据公式(9)计算得到反演结果可信度。为验证反演结果可信度的有效性,对比基于不同样区的实测数据得到的反演结果,又选择 E 样区,同样计算每个分割区域特征向量与 E 样区特征向量之间的马氏距离和反演结果可信度。表 2 为部分分割区域与 B、E 样区之间的马氏距离和反演结果可信度,表 2 中各分割区域的地物类型参考“黑河生态水文遥感试验:黑河流域土地利用覆被数据集(2011 年 7 月)”。

表 2 部分分割区域与样本区域之间的特征相似度

分割区域	特征相似度(样区 B)	$Re$ (样区 B)	特征相似度(样区 E)	$Re$ (样区 E)	地物类型
$F_4$	0.0132	1.0000	0.9515	0.3694	稀疏盐碱草地
$F_5$	0.1243	0.5646	0.9894	0.3646	稀疏草地
$F_{11}$	0.3101	0.4407	0.8156	0.3886	大麦地
$F_{22}$	1.0607	0.2939	0.4227	0.4728	苜蓿地
$F_{24}$	2.1076	0.1881	0.0237	1.0000	大麦地
$F_{40}$	1.6591	0.2331	0.1844	0.5921	大麦地
$F_{43}$	0.0466	0.7271	1.1203	0.3491	稀疏草地
$F_{48}$	0.8145	0.3256	0.5227	0.4449	稀疏草地

B 样方地表类型是盐碱草地,表 2 中与 B 样方相似程度较高的区域为  $F_4$ 、 $F_{43}$ 、 $F_5$  与  $F_{11}$ 。E 样方地表类型是大麦地,表 2 中与 E 样方较为相似的区域为  $F_{24}$ 、 $F_{40}$ 、 $F_{22}$ 、 $F_{48}$ 。

各分割区域中,相似度较好分割区域的土地覆盖类型基本与 B 样方一致,这从一定程度上证明了本文方法的有效性。

为评估本文提出方法的有效性,采用包括临泽地区 4 个样方共 187 个样点的地面观测数据参与验证试验。选择 B 样方中的部分地面观测数据作为训练数据结合同期 Envisat ASAR 观测影像,得到土壤水分反演经验方程。

将 B 样区训练数据包括土壤含水量、均方根高度和相关长度等数据,代入到公式(9)、(10)中,可

得到公式(11)、(12),两式联立消参求解可得反演区域的土壤含水量。

$$\sigma_{vv}^0 = 1.63 \ln M_v + 2.13 \ln Z_s - 0.96 \ln Z_s \ln M_v + 5.31 \quad (11)$$

$$\sigma_{vh}^0 = 2.80 \ln M_v + 0.41 \ln Z_s + 0.22 \ln Z_s \ln M_v - 12.86 \quad (12)$$

图 4(a)为式(11)、(12)的土壤水分反演结果,图 4(b)为反演结果可信度。

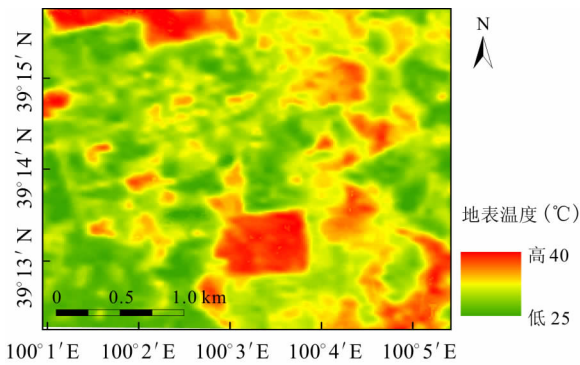
同理,选择 E 样方中的部分地面观测数据作为训练数据,可反演得到土壤水分。图 5(a)为土壤水分反演结果,图 5(b)为反演结果可信度。

#### 4.4 对比分析

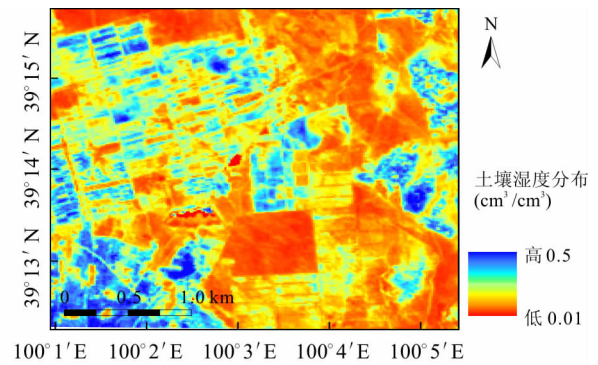
首先将 B 样方的其他土壤水分实测数据以及 C、D、E 样方的土壤水分实测数据作为验证数据,与

基于样区 B 的土壤水分反演结果中各采样点的土壤水分反演数据进行对比;同样地对基于样区 E 的

土壤水分反演结果进行对比,表 3 为对比的结果。



(a) 地表温度分布图



(b) 土壤湿度图

图 2 部分试验影像及 TM 影像

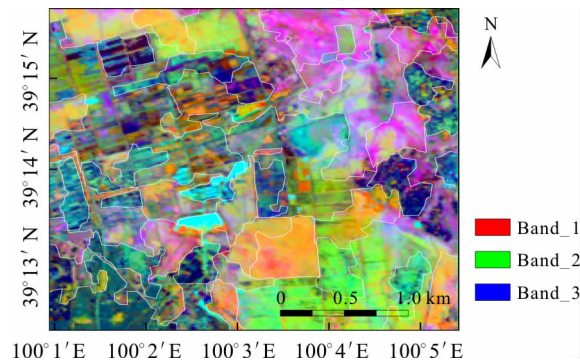
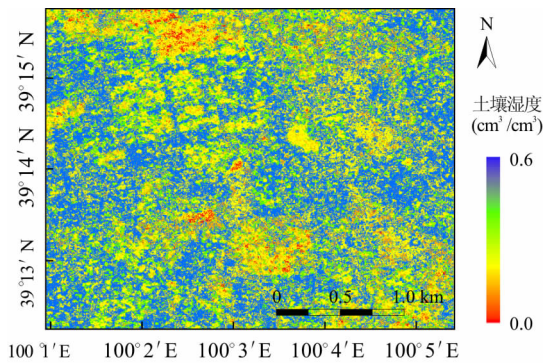


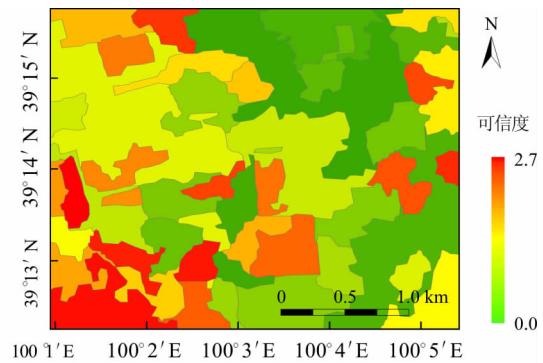
图 3 RGB 合成图分割结果

表 3 土壤水分反演结果精度

训练样区	验证样区	$R^2$	分割区域	特征相似度	$Re$
B	B	0.7956	$F_4$	0.0132	1.0000
	C	0.7024	$F_{17}$	0.4613	0.3924
	D	0.6121	$F_{22}$	1.0607	0.2939
	E	0.4142	$F_{24}$	2.1076	0.1881
E	B	0.4211	$F_4$	2.1076	0.3694
	C	0.3875	$F_{17}$	2.5589	0.2812
	D	0.6201	$F_{22}$	1.0483	0.4728
E	E	0.7442	$F_{24}$	0.0237	1.0000

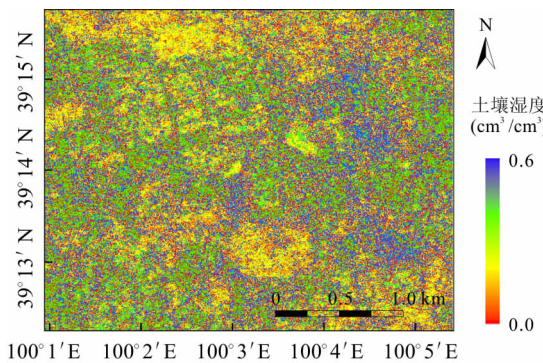


(a) 反演结果湿度

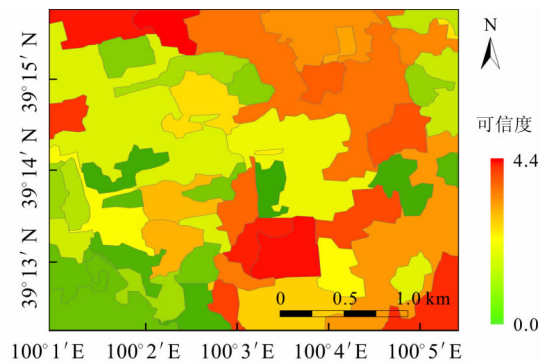


(b) 反演结果可信用度

图 4 土壤水分反演结果(基于样区 B)



(a) 反演结果湿度



(b) 反演结果可信用度

图 5 土壤水分反演结果(基于样区 E)

对比的反演结果精度表明,反演结果可信度与 $R^2$ 正相关,随着 $Re$ 的增大, $R^2$ 也随之增大。由此可以证明,本文提出的基于区域特征相似度的微波土壤水分反演结果可信度评价方法可以有效地反映整个反演区域的土壤水分反演结果的精度。

## 5 结论

为解决土壤水分反演结果的精度评价问题,本文提出了一种基于区域相似度的土壤水分反演结果可信度评价的方法。

(1)基于主成分分析的分水岭算法影像分割的结果较好,说明本文选取的10个参与主成分分析的影响因子较为合适;

(2)本文提出的土壤质地指数( $STI$ ),有效地减少了参与主成分分析的影响因子数,能够综合反映土壤砂土含量、黏土含量和淤泥含量3个土壤质地指标;

(3)通过计算分割区域的特征向量与样区特征向量的马氏距离,得到区域特征相似度,根据区域特征相似度计算反演结果可信度,试验结果证明,本文提出的方法是有效可行的。

致谢:感谢中国科学院寒区旱区科学数据中心(<http://westdc.westgis.ac.cn>)所提供的“黑河综合遥感联合试验”Envisat ASAR数据和同步野外观测数据。

### 参考文献:

- [1] ENGMAN E T, CHAUHAN N. Status of microwave soil moisture measurements with remote sensing [J]. Remote Sensing of Environment, 1995, 51(1): 189-198.
- [2] 赵英时. 遥感应用分析原理与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2013.
- [3] 余凡, 赵英时. 合成孔径雷达反演裸露地表土壤水分的新方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2010, 35(3): 317-321.
- [4] 陈晶, 贾毅, 余凡. 双极化雷达反演裸露地表土壤水分[J]. 农业工程学报, 2013, 29(10): 109-115+298.
- [5] 甄珮珮. 基于粗糙度参数的风沙滩地区土壤水分微波

遥感反演模型研究[D]. 西安: 长安大学, 2016.

- [6] 张桂欣, 郝振纯, 祝善友, 等. AMSR2 缺失数据重建及其土壤湿度反演精度评价[J]. 农业工程学报, 2016, 32(20): 137-143.
- [7] 王东. 基于 SAR 图像的植被覆盖下土壤含水量反演方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2014.
- [8] 王军战, 张友静, 鲍艳松, 等. 基于 ASAR 双极化雷达数据的半经验模型反演土壤湿度[J]. 地理与地理信息科学, 2009, 25(2): 5-9+2.
- [9] 孔金玲, 甄珮珮, 李菁菁. 基于新的组合粗糙度参数的土壤水分微波遥感反演[J]. 地理与地理信息科学, 2016, 32(3): 34-38.
- [10] 邓书斌. ENVI 遥感图像处理方法[M]. 北京: 科学出版社, 2014.
- [11] 徐天芝. 基于形态学梯度的分水岭彩色图像分割[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(11): 200-203+208.
- [12] 刘英, 吴立新, 马保东. 基于 TM/ETM+ 光谱特征空间的土壤湿度遥感监测[J]. 中国矿业大学学报, 2013, 42(2): 296-301.
- [13] 覃志豪, ZHANG Minghua, KARNIELI A. 用陆地卫星 TM6 数据演算地表温度的单窗算法[J]. 地理学报, 2001, 56(4): 456-466.
- [14] 乔平林, 张继贤, 燕琴, 等. 利用 TM6 进行土壤水分的监测研究[J]. 测绘通报, 2003(7): 14-15+18.
- [15] 洪奕丰, 严恩萍, 林辉. 浙东地貌形态与土地覆被格局关系的研究[J]. 中南林业科技大学学报, 2012, 32(3): 63-69.
- [16] 王建社. SAR 图像入射角效应校正与分割方法研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2011.
- [17] 张聪聪. 基于改进分水岭算法和 NCut 算法的彩色图像分割研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2016.
- [18] 庄越挺, 潘云鹤, 吴飞. 网上多媒体信息分析与检索[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002.
- [19] XIANG Shiming, NIE Feiping. Learning a Mahalanobis distance metric for data clustering and classification [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(12): 3600-3612.
- [20] DOBSON M C, ULABY F T, HALLIKAINEN M T, et al. Microwave dielectric behavior of wet soil [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1985, 23(1): 35-46.