

文章编号:1001-9014(2011)01-0009-07

# 基于 MODIS 短波红外光谱特征的土壤含水量反演

姚云军<sup>1,2</sup>, 秦其明<sup>1\*</sup>, 赵少华<sup>1</sup>, 袁蔚林<sup>1</sup>

(1. 北京大学 遥感与 GIS 研究所, 北京 100871;

2. 北京师范大学 全球变化与地球系统科学研究院, 北京 100875)

**摘要:**土壤含水量是地表干旱信息最重要的表征参量,也是定量遥感反演面临的一个挑战性课题.作者在分析 MODIS 短波红外第 6 波段和第 7 波段对水分变化敏感的基础上,构建了 MODIS 短波红外光谱特征空间,根据土壤水分在光谱特征空间中的变化规律,提出了简单实用的 MODIS 短波红外土壤湿度指数 (Shortwave Infrared Soil Moisture Index, SIMI),并利用宁夏平原实测 0~10cm 平均土壤含水量数据验证了该指数.结果表明:它们之间的相关性较好, $R^2$  变化范围为 0.39~0.58.此外,与 TVX 相比,该指数具有更高的土壤水分监测精度,证明了该方法反演区域土壤含水量的可靠性.然而,该指数没有消除混合像元的影响,仍需进一步改进与完善.

**关键词:**MODIS;短波红外光谱;温度-植被指数;土壤含水量反演

**中图分类号:**TP722.5;S152.7 **文献标识码:**A

## Retrieval of soil moisture based on MODIS shortwave infrared spectral feature

YAO Yun-Jun<sup>1,2</sup>, QIN Qi-Ming<sup>1\*</sup>, ZHAO Shao-Hua<sup>1</sup>, YUAN Wei-Lin<sup>1</sup>

(1. Institute of Remote Sensing and GIS, Peking University, Beijing 100871, China;

2. College of Global Change and Earth System Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

**Abstract:** Soil moisture was one of the most important parameters characterizing surface dryness conditions. Its retrieval by quantitative remote sensing methods had been a challenging problem. By analyzing the sensitivity of shortwave infrared MODIS band 6 and band 7 to the changes of water, the MODIS shortwave infrared spectral feature space was constructed. According to the soil moisture variation in spectral feature space, a simple and practical MODIS shortwave infrared soil moisture index (SIMI) was put forward and validated using ground-measured 0~10cm averaged soil moisture of Ningxia plain. The results show that the coefficient of determination ( $R^2$ ) of both them varies from 0.39 to 0.58, and SIMI has higher accuracy than temperature-vegetation index (TVX) for soil moisture retrieval. These results support the reliability of this index for regional soil moisture retrieval. However, SIMI does not eliminate the impact of mixed-pixels and still needs further improvement and perfection.

**Key words:** MODIS; shortwave infrared spectra; Temperature-Vegetation Index; soil moisture retrieval

**PACS:** 95.75.Rs

## 引言

土壤水分是全球水圈、大气圈和生物圈水分和能量交换的重要组成部分,也是地表干旱信息最重要的表征参量.作为水循环的重要影响因素,土壤含水量的反演是农业生产和水资源管理的重要依据.

遥感数据高度融合了地表空间异质信息,能够实现区域以及全球尺度上土壤含水量的反演与获

取.最常用的土壤含水量反演方法是建立基于可见光-近红外波段植被指数(如 NDVI)与土壤水分的相关关系来进行的.然而,用植被指数变化来反映土壤水分具有明显的滞后性,监测时效性较差.基于地表能量平衡的热红外遥感法是通过获取地表温度(Land Surface Temperature, LST)和热惯量与土壤含水量的关系来反演土壤水分的.早在 1974 年 Watson 等<sup>[1]</sup>提出了热惯量模型来监测土壤水分.张仁华

收稿日期:2010-03-08,修回日期:2010-11-07

Received date: 2010-03-08, revised date: 2010-11-07

基金项目:国家自然科学基金(40771148);国家高技术 863 计划(2008AA121806 和 2009AA12Z128);国家气象局公益性行业专项(GYHY200806022)以及中国博士后科学基金(20090450223)

作者简介:姚云军(1980-),男,山东蒙阴人,北京大学博士生,主要从事定量遥感研究. E-mail: boyyunjun@163.com.

\* 通讯作者: E-mail: qmqinpk@163.com.

等<sup>[2]</sup>引入相对表观热惯量和相对余差热惯量,提高了模型适用性.但热惯量模型只适用于裸土或者表层植被覆盖很低情况下的土壤含水量监测,对于高植被覆盖区域应用效果并不理想.

地表温度(LST)和植被指数(NDVI)都是反映地表土壤水分的重要生态物理参数,因此,LST和NDVI组合方法成为土壤含水量反演的一种重要手段. Hope<sup>[3]</sup>利用地表温度(LST)与NDVI的比值定义了温度植被指数(Temperature-Vegetation Index, TVX)来定量反演土壤含水量,成为目前应用较为广泛的一种土壤水分遥感监测方法.而 Sandholt 等<sup>[4]</sup>基于植被指数和地表温度的“三角”特征空间,提出了温度植被干旱指数(Temperature Vegetation Dryness Index, TVDI)用来监测地表干旱和水分状况.随后,王鹏新<sup>[5]</sup>采用NDVI-LST光谱特征空间开展了地表蒸散和土壤水分研究.尽管这些模型中光谱特征具有丰富的地表信息,但是地表复杂因素的影响以及LST反演误差降低了土壤含水量反演的精度.

最近,基于MODIS数据特征波段衍生出来的土壤含水量反演方法受到了许多学者的关注. Qin等<sup>[6]</sup>在MODIS的NIR-Red特征空间中,根据地表光谱特征与土壤水分的变化关系,设计垂直干旱指数(Perpendicular Drought Index, PDI)来监测宁夏地区的土壤水分,但PDI的设计是基于一条固定土壤基线来确定的,实际上土壤线的形状随土壤类型而变化的,造成了反演精度的不确定性.此外,杜晓等<sup>[7]</sup>从水的波谱反射特性入手,利用MODIS第6波段、第7波段以及经验系数构建了地表含水量指数(Surface Water Capacity Index, SWCI)来监测土壤和植被混合区的土壤含水量.尽管该方法可以有效地开展遥感水分反演,不过这些反演模型引入了调整的经验系数,在应用时也受到经验系数变化的影响.

本文旨在前人研究的基础上,通过分析水分变化敏感的MODIS短波红外波段,构建MODIS短波红外光谱特征空间,提出简单实用的MODIS短波红外土壤湿度指数(Shortwave Infrared Soil Moisture Index, SIMI),并利用实测0~10cm平均土壤含水量数据验证该模型的精度,为开展大范围的区域地表水分反演提供一种简易可行的方法.

## 1 材料与方法

### 1.1 数据源

研究区为宁夏平原(104.16°E~107.50°E,

35.41°N~39.42°N),是典型的中国西北干旱半干旱区.研究中使用的遥感数据是2007年4月~9月份每天的MODIS反射率产品和地表温度(LST)产品,其中,反射率产品空间分辨率为500米.其中,NDVI可根据MODIS的近红外和可见光反射率计算获得,而地表温度(LST)产品空间分辨率为1000米,为了便于不同干旱指数的对比分析,地表温度(LST)产品通过线性插值成空间分辨率500米.研究区野外观测数据主要来源于与遥感数据时相一一对应的宁夏15个站点地面实测土壤含水量数据(见表1),观测站点的坐标用GPS(Global Positioning System)定位,其所在区域地势平坦、面积较大,为了和MODIS对应的像元匹配,土壤含水量是通过多点采样进行平均获取.土壤含水量测定方法为土钻法,然后通过采样、烘干、称重以及铝盒标定计算重量含水量,即单位重量的土壤中所含有的水的重量(克水/克干土)×100.刘培君等<sup>[8]</sup>认为光学遥感数据估算土壤水分的有效深度为10cm,这样,我们选择0~10cm平均土壤.

表1 研究区各观测站点简介

Table 1 Brief description of 15 sites throughout the study area

序号	站点名称	经纬度	海拔(m)
1	大武口	39.03°N, 106.40°E	1099.0
2	惠农	39.20°N, 106.77°E	1084.0
3	平罗	38.87°N, 106.53°E	1092.0
4	银川	38.42°N, 106.30°E	1107.0
5	陶乐	38.80°N, 106.70°E	1094.0
6	永宁	38.25°N, 106.25°E	1116.4
7	中卫	37.53°N, 105.18°E	1225.7
8	中宁	37.43°N, 105.65°E	1208.0
9	兴仁	36.93°N, 105.25°E	1697.9
10	海源	36.57°N, 105.65°E	1819.0
11	同心	36.97°N, 105.90°E	1339.3
12	固原	36.00°N, 106.27°E	1753.0
13	西吉	35.97°N, 105.72°E	1916.5
14	隆德	35.62°N, 106.12°E	2078.6
15	泾源	35.50°N, 106.32°E	1948.6

### 1.2 MODIS短波红外水分敏感波段的选取

土壤的光谱主要受土壤颜色、有机质含量以及水分等多种因素共同决定的.在其它影响因素不变的情况下,土壤的反射率会随着土壤水分含量增加而降低,有些学者认为土壤含水量与土壤反射率之间呈负指数关系<sup>[8]</sup>.从标准的土壤反射率变化曲线(图1)可看出,从0.4μm波长开始,随着波长的增加土壤反射率逐渐增加,但在1.9μm波段处,其反射率值出现低谷,这主要是水汽吸收造成的.而植

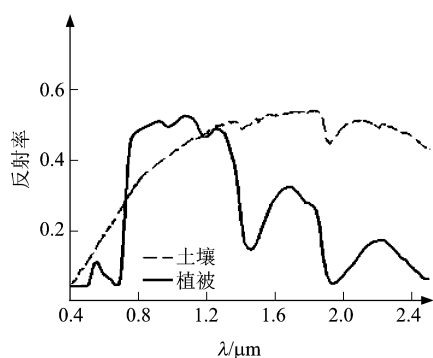


图1 植被和土壤反射率曲线

Fig. 1 The curve of vegetation and soil reflectance

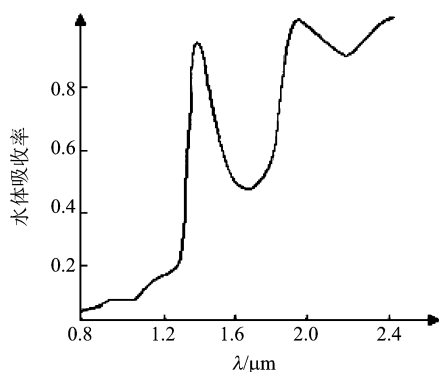


图2 水的吸收率曲线

Fig. 2 The curve of water absorptivity

被的光谱曲线在近红外(NIR:  $0.7 \sim 1.1 \mu\text{m}$ )和短波红外(SWIR:  $1.1 \sim 2.5 \mu\text{m}$ )范围内有几个反射谷,分布位于 $0.97, 1.2, 1.45$ 和 $1.95 \mu\text{m}$ 波长处<sup>[9]</sup>,这些位置正好是水汽的吸收谷.图2显示了水的吸收率曲线,明显可以看到,在水在 $1.45 \mu\text{m}$ 波段处和 $1.95 \mu\text{m}$ 波段处各有一个吸收峰,而在 $1.65 \mu\text{m}$ 波段处有一个吸收低谷.结合土壤和植被的光谱曲线可以看出,土壤和植被在 $1.65 \mu\text{m}$ 波段处的反射峰对应水的吸收谷,而在 $1.95 \mu\text{m}$ 波段处的反射谷对应水的吸收峰.因此,短波外波段范围内特定反射波谱的组合在一定程度上能够有效地反映植被和土壤含水量的变化.

MODIS 的第6波段( $1.638 \sim 1.652 \mu\text{m}$ )和第7波段( $2.105 \sim 2.135 \mu\text{m}$ )分别对应水汽的吸收谷和吸收峰,对水分反射率的变化较为敏感,包含了丰富的土壤水分的要信息.郭广猛和赵冰茹<sup>[10]</sup>分析了内蒙古地区土壤湿度与MODIS第7波段相关性,结果表明它们具有较好的负相关性,相关系数平方达到 $0.72$ ,支持了第7波段作为土壤水分监测的敏感波段的可靠性.由于第6波段正好位于水汽的吸收谷

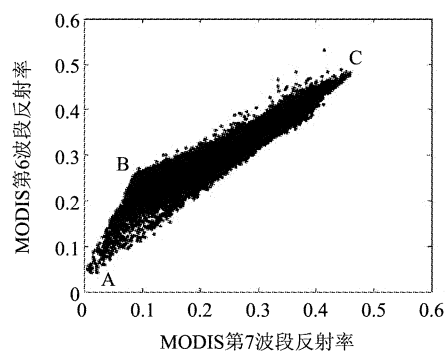
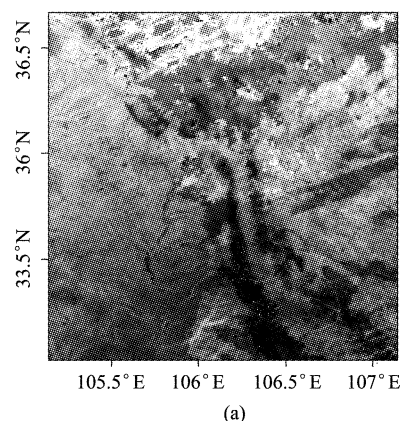


图3 (a)部分研究区2007年5月25日MODIS第7波段遥感图像 (b)对应(a)图像的MODIS第6和第7波段的光谱散点图

Fig. 3 (a) MODIS band 7 image of May 25, 2007 (b) the spectral plots of band 6 and band 7 from MODIS

上,因此,第6波段被选择作为参考波段.尽管MODIS第6波段和第7波段存在一定的相关性,但是它们组合的综合光谱信息去除了复杂地物信息的冗余度,突出了土壤水分在光谱空间的变化规律,因此,基于MODIS第6波段和第7波段的综合光谱信息可以效地反演土壤含水量.

### 1.3 基于MODIS短波红外光谱特征的土壤含水量反演建模

光谱特征空间通常是指可见光、近红外、短波红外等波段中能够表征生态物理参量的遥感数据构成的空间,在光谱特征空间中表征土壤和植被水分变化的生态因子能够有效地区分出来.根据此规律,Richardson和Wiegand<sup>[11]</sup>利用MSS的红光和近红外波段建立了NIR-Red特征空间,用在特征空间任一点到土壤线的垂直距离来描述植被覆盖情况,提出了垂直植被指数(PVI);而Ghulam等<sup>[12]</sup>根据NIR-Red的“三角”特征空间,在垂直干旱指数(PDI)基础上,引入植被覆盖度,通过混合像元分解等方法,提出了改进型的垂直干旱指数(MPDI).图3为部分

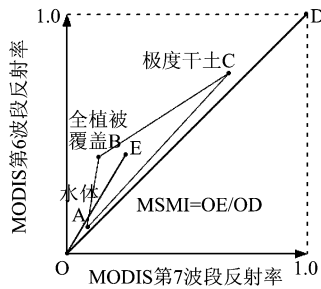


图4 MODIS短波红外土壤湿度指数构建示意图  
Fig. 4 Chart of designing MODIS Shortwave Infrared Soil Moisture Index

研究区2007年5月25日MODIS第6和第7波段构建的光谱特征空间,从图3b)可以看出该光谱特征呈现三角形分布,而且第6波段地表反射率高于同一像元对应的第7波段地表反射率. A点为纯水体的端元像元, B点为纯植被的端元像元, 而C点为纯干燥裸土的端元像元, 从土壤水分的变化规律角度出发, A点为湿润状况, B为半湿状况, 而C为极度干旱状况. 这表明随着像元离开原点的距离越远, 地表越干旱, 土壤含水量较低, 同样, 离开原点的距离越近, 地表相对湿润, 土壤含水量较高, 反之亦然. 可以看出, MODIS的短波红外光谱特征中地表光谱信息与土壤水分存在着复杂而又密切的关系, 这与Ghulam等研究Nir-Red光谱特征中土壤水分的变化规律有着类似结论. 这为构建简单实用的基于MODIS短波外光谱特征的土壤含水量反演模型提供了理论支持.

本文利用MODIS第6波段和第7波段构建的短波红外光谱特征空间散点图为三角形分布, 在构建土壤含水量反演模型时, 我们假设光谱形状为三角形. 从图4可以看出, 从A点水体到B点植被, 再到C点极度干土, 土壤水分呈现逐渐减少趋势. 三角形ABC中任意一点E, 当E位于A点时,  $|OE|$ 最小, 土壤含水量最高; 当E位于C点时,  $|OE|$ 最大, 土壤含水量最小. 因此,  $|OE|$ 的距离变化在一定程度上反映了土壤水分的变化.  $|OE|$ 可以表达为:

$$|OE| = \sqrt{\rho_6^2 + \rho_7^2}, \quad (1)$$

式中,  $\rho_6$  和  $\rho_7$  分别为MODIS第6波段和第7波段地表反射率. 为了让 $|OE|$ 的值位于0~1之间, 我们选择了 $|OE|/|OD|$ 值作为土壤含水量变化指数, 由于 $|OD|$ 为一固定值 $\sqrt{2}$ , 这样构建的MODIS短波红外土壤湿度指数(Shortwave Infrared Soil Moisture Index, SIMI)为:

$$SIMI = \frac{|OE|}{|OD|} = \frac{\sqrt{\rho_6^2 + \rho_7^2}}{\sqrt{2}} = 0.7071 \sqrt{\rho_6^2 + \rho_7^2}. \quad (2)$$

该指数的物理意义为: 对于黑体来说, E点正好落于坐标原点, 即SIMI为0, 地表越湿润越接近于原点. 当E点位于D点时, 即SIMI为1, 意味着极端干燥地表, 土壤水分为0. 尽管有时MODIS第6波段和第7波段构建的短波红外光谱特征空间散点图不一定是三角形分布, 但是SIMI的构建与光谱散点分布形状无关, 因为它用距离远近的方式定量表达土壤水分的变化. 本文为了便于说明SIMI, 作者采用了三角形分布的光谱散点图. 此外, 该指数只使用了MODIS第6波段和第7波段地表反射率两个参量, 避免了大量经验系数的引入, 易于操作和获取.

## 2 验证与应用

为了验证模型反演土壤含水量的有效性, 分别采用了宁夏2007年4月~9月每天的MODIS遥感数据计算得到SIMI与卫星同步观测的0~10cm平均土壤含水量数据进行相关分析. 从图5可以看出, SIMI与实测土壤含水量相关系数平方( $R^2$ )变化范围为0.39~0.58, 它们之间具有较好的负相关性, 经统计检验, 大部分达到显著水平( $p < 0.05$ ), 验证结果是可以接受的. 其中,  $R^2$ 最大值出现在2007年5月1日和6月1日, 而 $R^2$ 最小值出现在2007年4月11日和7月1日, 准确地解释造成这种差异的原因是很困难的, 或许MODIS遥感数据与地面实测数据的空间尺度差异、MODIS数据大气校正的不确定性以及实测数据的观测误差可以部分地解释这个问题.

此外, 作者选取了较为常用的土壤水分监测模型—温度-植被指数(Temperature-Vegetation index, TVX)与SIMI进行了比较. 我们采用2007年6月21日的MODIS数据反演得到SIMI和TVX, 分别与卫星同步获取的地面实测0~10cm平均土壤含水量数据进行验证比较. 从图6可以看出, 尽管这两个指数与土壤含水量之间都具有较好的负相关性, 但是SIMI与实测土壤含水量相关系数平方( $R^2$ )为0.51 ( $p < 0.05$ ), 而TVX与实测土壤含水量相关系数平方( $R^2$ )只有0.42 ( $p < 0.05$ ), 这表明了SIMI反演土壤含水量精度高于TVX. 此外, 由于TVX的计算需要地表温度(LST)作为输入参数, 因此, SIMI比TVX更易于计算和操作.

为了构建土壤含水量的反演模型, 我们选择了研究区所有SIMI数据与对应地面实测0~10cm平

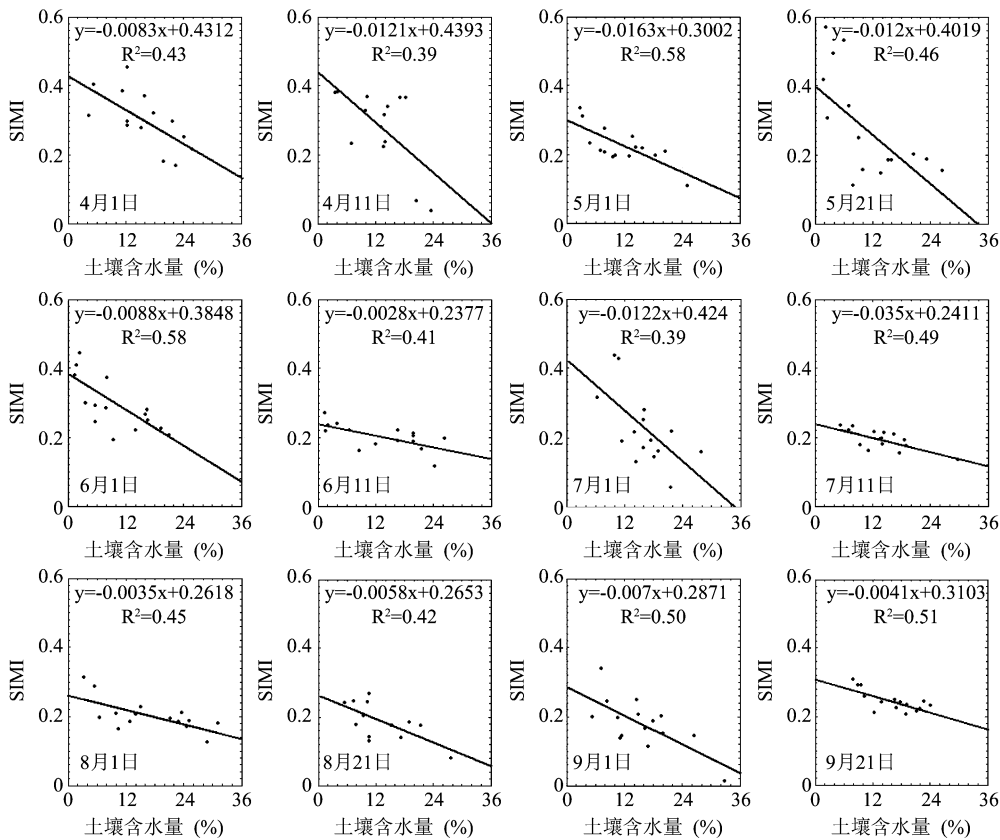


图5 MODIS 反演的 SIMI 值与实测土壤含水量的关系

Fig. 5 The relationship between SIMI derived from MODIS data and ground-measured soil moisture

均土壤含水量数据进行回归分析,给出模拟土壤含水量( $Y_{(soil)}$ )表达式为:

$$Y_{(soil)} = -43.772SIMI + 24.156 \quad (3)$$

利用该回归模型,对所有采样土壤水分进行了模拟,模拟结果与实际采样值的关系如图7所示.其模拟值与实测值的相关系数为0.61,偏差为0.02%,均方根误差为5.85%,不过当土壤含水量大于20%时,模拟值显著小于实测值,这是表明了SIMI对高土壤含水量区域敏感性不够好.但总体上讲,土壤水分的模拟值与实测值具有较好的一致性.我们还利用公式(3)反演了整个宁夏2007年9月21日的土壤含水量空间分布,如图8所示,宁夏北部区域土壤含水量较高,为黄河灌溉区,水分充足,地表湿润;中部区域土壤含水量最低,为干旱区,常年降水较少,极度干燥;南部区域土壤水分含量中等,为山区,土壤水分满足了作物生长需要.进一步表明了土壤水分的反演结果与实际情况在空间格局上具有较好的一致性.然而,由于数据获取的局限性,我们只采用了宁夏平原进行SIMI的验证与应用.研究组下一步的工作是深入探讨SIMI在其它区

域的土壤水分监测效果,引入混合像元分解方法,进一步完善模型.

### 3 结论

MODIS短波红外波段对土壤水分变化具有较好的敏感性,本文基于MODIS短波红外第6波段和第7波段的光谱特征与土壤水分的变化规律,构建了简单实用的MODIS短波红外土壤湿度指数SIMI.并利用宁夏实测0~10cm平均土壤含水量数据分析与该指数的相关性,结果显示它们之间的相关性系数平方变化范围为0.39~0.58,经统计检验,大部分达到显著水平( $p < 0.05$ ).此外,与TVX相比,SIMI具有较高的土壤水分监测精度,这都证明了该指数对土壤水分监测的有效性.该指数物理意义明确,简单易用,为中尺度的土壤含水量反演提供了可靠的工具.

需要说明的是,本文中SIMI的建立与验证主要是基于宁夏平原开展的,但对于地形非常复杂的区域该指数反演的土壤含水量精度并不是很好,这主要是因为该指数的构建设没有考虑混合像元问题,该指

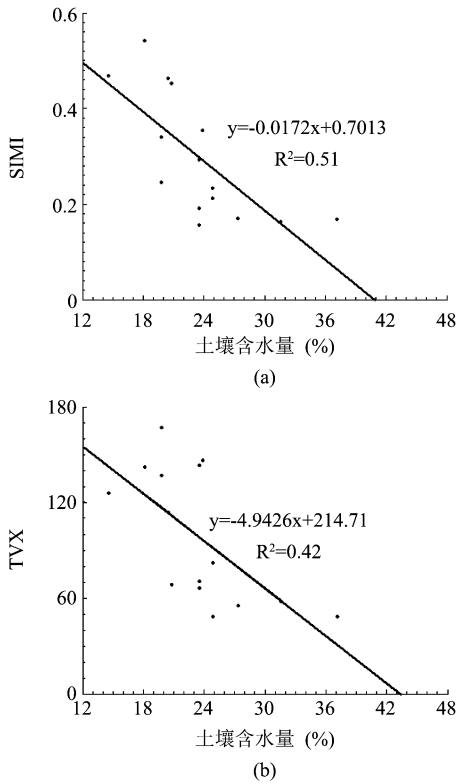


图6 SIMI、TVX 分别与实测土壤含水量的关系比较(a) SIMI 与土壤含水量关系 (b)TVX 与土壤含水量关系  
Fig. 6 Comparison of SIMI and TVX with ground-measured soil moisture (a) SIMI against ground-measured soil moisture (b) TVX against ground-measured soil moisture

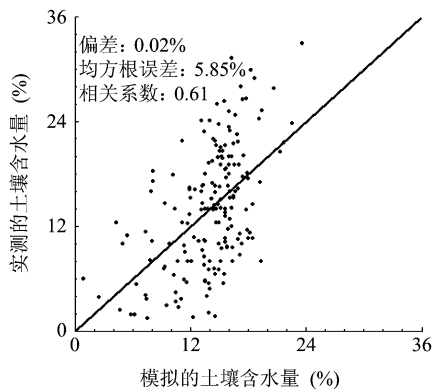


图7 模型模拟土壤含水量和实测数据的比较  
Fig. 7 Comparison of simulation soil moisture and ground-measured soil moisture

数在其它复杂地形区域的验证与应用仍需进一步改进与完善.

REFERENCES

[1] Waston K, Rowen L C, Offield T W. Application of thermal modeling in geologic interpretation of IR images[J]. *Remote Sens. Environ*, 1971, **3**:2017—2041.

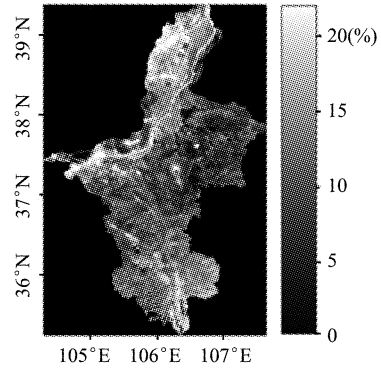


图8 MODIS 反演土壤含水量空间分布图  
Fig. 8 The spatial distribution of soil moisture retrieval from MODIS data

[2] ZHANG Ren-Hua, SUN Xiao-Min, ZHU Zhi-Lin. *et al.* A remote sensing model for monitoring soil evaporation based on thermal inertia and its validation[J]. *Sci. China. Ser. D* (张仁华, 孙晓敏, 朱治林, 等. 以微分热惯量为基础的地表蒸发全遥感信息模型及在甘肃沙坡头地区的验证. *中国科学·D 辑*), 2003, **46**(4):342—355.

[3] Hope A S. Estimation of wheat canopy resistance using combined remotely sensed spectral reflectance and thermal observations[J]. *Remote Sens. Environ*, 1988, **24**:369—383.

[4] Sandholt I, Rasmussen K, Andersen J. A simple interpretation of the surface temperature-vegetation index space for assessment of surface moisture status[J]. *Remote Sens. Environ*, 2002, **79**(2-3):213—224.

[5] WANG Peng-Xin, GONG Jian-Ya, LI Xiao-Wen. Vegetation temperature condition index and its application for drought monitoring[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University* (王鹏新, 龚健雅, 李小文. 条件植被温度指数及其在干旱监测中的应用. *武汉大学学报·信息科学版*), 2001, **26**(5):412—418.

[6] Qin Q, Ghulam A, Zhu L, *et al.* Evaluation of MODIS derived perpendicular drought index for estimation of surface dryness over northwestern China[J]. *Int. J. Remote Sens*, 2008, **29**(7):1983—1995.

[7] DU Xiao, WANG Shi-Xin, ZHOU Yi, *et al.* Construction and validation of a new model for unified surface water capacity based on MODIS data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University* (杜晓, 王世新, 周艺, 等. 一种新的基于 MODIS 的地表含水量模型构造与验证. *武汉大学学报·信息科学版*), 2007, **32**(3):205—207.

[8] LIU Pei-Jun, ZHANG Lin, Alishir K, *et al.* A method for monitoring soil water contents using satellite remote sensing [J]. *Journal of Remote Sensing* (刘培君, 张琳, 艾里西尔·库尔班, 等. 卫星遥感估测土壤水分的一种方法. *遥感学报*), 1997, **1**(2):135—138.

[9] Sims D A, Gamon J A. Estimation of vegetation water content and photosynthetic tissue area from spectral reflectance: a comparison of indices based on liquid water and chlorophyll absorption features[J]. *Remote Sens. Environ*, 2002, **84**(4):526—537.

[10] GUO Guang-Meng, ZHAO Bing-Ru. Monitoring soil moisture content with MODIS data [J]. *Soils* (郭广猛, 赵冰茹. 使用 MODIS 数据监测土壤湿度. *土壤*), 2004, **36**(2):219—221.

(下转 79 页)

可以看到,作为时延-频偏二维信息的优化方法,基于 FDR 准则的模糊函数全平面优化法的性能要显著高于信号的一维变换法(如频谱法).但是 FDR 方法需要选取较多核点,在上述两种训练集下,只有当核点数目接近 3000 点时,其识别性能才会逐渐趋于稳定.这意味着基于 FDR 准则优化后的特征维数过高,会给后续的分类带来很大的运算负担,难以满足工程应用的实时性要求.这也进一步印证了前文分析,即除了全平面优化的计算瓶颈外,采用二值化特征选择策略的 FDR 方法会导致两个新问题:1)最优核点数过高且依赖于数据,优化后的特征仍具有一定的冗余性;2)需要额外的反馈集和费时的交叉验证来确定最优核点数,增加了特征优化的代价.

基于 CCA 的切片特征融合法与 FDR 全平面核点排序法的识别率相当,但是要注意到 CCA 本身是一种无监督的特征融合方法,且较之 FDR 法,其优化后的最优分类特征的特征维数要显著降低.这一方面说明了提取模糊函数近零区域信息要比采用全平面信息更有优势;另一方面表明,融合了各近零切片间互补信息的典型相关分析有效地消除了模糊函数的冗余性.更进一步,由于引入了类别信息,DCCA 不仅压缩了辐射源个体的共性特征,而且放大了互相区别的个性差异,在更低维的嵌入子空间内达到了最优的识别性能.在实际中,我们可以固定选取等于类别数的  $c$  对典型变量作为 DCCA 融合后的特征,在保证实时性的同时还能获得满意的识别结果.

## 5 结语

雷达辐射源个体识别是当前电子对抗中的难题之一,要求能够区分型号、参数均相同的不同辐射源个体.为此,本文提出了一种基于模糊函数子空间优化的辐射源信号特征提取与个体识别框架,其优势在于:1)采用模糊函数的近零频偏切片集合而不是全平面作为初步特征集,既保留了模糊函数的二维有用信息,又解决了传统方法的计算和数据存储问题;2)提出了切片融合的概念,设计了近端串 VS 远端串、偶数串 VS 奇数串这两种切片组合策略,从而

构建了互补的特征子集对,实现了模糊函数自身特征的有效融合;3)提出了基于 CCA 和 DCCA 的模糊函数特征优化方法,在保持较高识别性能的同时还显著降低了特征维数,进一步消除了模糊函数的冗余性并提高了分类效率,有利于工程应用.值得注意的是,典型相关分析主要针对两组特征集的融合,因此利用 Multiset CCA<sup>[11]</sup>实现模糊函数各切片特征的直接融合将是我们下一阶段的研究重点.

## REFERENCES

- [1] LI De-zhi, ZHU Li, WANG Qian. Study on Signature of Radar Countermeasures Target [J]. *Ship Electronic Engineering* (李德智, 祝利, 王倩. 雷达对抗目标信号特征研究. *舰船电子工程*), 2010, **30**(4): 28—32.
- [2] HAN Chun-liang, ZHANG Xin-ru, CHEN Yue-long. A Novel Radar Radiation Source Recognition Method on the Sea-Battlefield [J]. *Electronic Warfare* (韩春亮, 张新如, 陈悦龙. 一种新的海战场雷达辐射源识别方法. *电子对抗*), 2009, **124**: 12—16.
- [3] LIU Qing-yun, LU Fei-fei, and ZHU Wei-qiang, *et al.* Feasibility analysis of emitter identification based on emitter fine features [J]. *Aerospace Electronic Warfare* (刘庆云, 陆飞飞, 朱伟强, 等. 辐射源细微特征用于个体识别的可行性分析. *航天电子对抗*), 2008, **24**(2): 40—42.
- [4] Gillespie B W, Atlas L E. Optimization of Time and Frequency Resolution for Radar Transmitter Identification [C]. ICASSP 1999: 1341—1344.
- [5] Gillespie B W, Atlas L E. Optimizing Time-Frequency Kernels for Classification [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2001, **49**(3): 485—496.
- [6] ZHU Ming, JIN Wei-Dong, PU Yun-Wei, *et al.* Feature Extraction of Radar Emitter Signals Based on Gaussian Chirplet Atoms [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves* (朱明, 金炜东, 普运伟, 等. 基于 Chirplet 原子的雷达辐射源信号特征提取. *红外与毫米波学报*), 2007, **26**(4): 302—306.
- [7] Cohen L. Time-frequency distributions—a review [C]. Proc. IEEE, 1989, **77**(7): 941—981.
- [8] Hotelling H. Relations between two sets of variates [J]. *Biometrika*, 1936, **28**: 312—377.
- [9] Sun Q S, Zeng S G, Liu Y, *et al.* A new method of feature fusion and its application in image recognition [J]. *Pattern Recognition*, 2005, **38**(12): 2437—2448.
- [10] Sun T K, Chen S C, Jin Z, *et al.* Kernelized discriminative canonical correlation analysis [C]. ICWAPR 2007: 1283—1287.
- [11] Via J, Santamaria I, Perez J. A learning algorithm for adaptive canonical correlation analysis of several data sets [J]. *Neural Networks*, 2007, **20**(1): 139—152.

(上接 14 页)

- [11] Richardson A J, Wiegand C L. Distinguishing vegetation from soil background information [J]. *Photogramm. Eng. Remote Sens*, 1977, **43**(12): 1541—1552.
- [12] Ghulam A, Qin Q, Teyip T, *et al.* Modified perpendicular

drought index (MPDI): a real-time drought monitoring drought [J]. *ISPRS-J. Photogramm. Remote Sens*, 2007, **62**: 150—164.