

# 潮滩表层沉积物含水量的高光谱预测模型与反演分析

张东<sup>1</sup>, 李欢<sup>1,2</sup>, 郑晓丹<sup>1</sup>

(1. 南京师范大学地理科学学院, 南京 210046; 2. 河海大学港口海岸与近海工程学院, 南京 210098)

**摘要:**潮滩土壤含水量具有变化频率快、空间变化大的特征,是影响潮滩地表反射率的重要因素。潮滩土壤含水量的精确提取,可为潮滩特征地物信息遥感反演提供基础。本文利用江苏大丰王港潮滩4种典型沉积物、449组不同含水量对应的实测光谱曲线数据进行特征分析,构建高光谱预测模型,实现了潮滩沉积物含水量的遥感反演。研究表明:(1)在短波红外波段,沉积物含水量与反射率之间存在良好的分段线性相关关系,分段点对应的含水量分别为42%和62%;(2)1165nm、1336nm、1568nm和1780nm特征波段反射率,对含水量变化具有良好响应,由特征波段组合计算得到的差值水指数DWI、比值水指数RWI和归一化水指数NDWI与含水量呈显著线性相关,可有效改善单波段反射率与含水量之间的分段线性关系;(3)3个水指数中,DWI反演的含水量精度优于RWI和NDWI,且对不同含水量大小均有良好适应性,而RWI和NDWI更适合含水量变化范围中等的情况;(4)对于粉砂、砂质粉砂、粉砂质砂和砂4种沉积物类型,DWI<sub>1336,1780</sub>验证组模拟含水量与实测含水量的相关系数,分别为0.891、0.915、0.920和0.905,均方根误差分别为9.87%、3.56%、4.24%和2.98%,表明由DWI构建的高光谱遥感反演模型,可有效实现潮滩表层含水量的时空变化预测。

**关键词:**潮滩;沉积物;含水量;高光谱;差值水指数

**DOI:** 10.3724/SP.J.1047.2013.00581

## 1 引言

潮滩是海岸系统的重要组成部分,也是滩涂养殖、土地围垦、港口建设等的主要区域,具有广阔的开发利用前景<sup>[1]</sup>。受潮汐动力过程、泥沙供给、人类活动等的影响,潮滩具有时空异质性特征。近年来,随着多源、多分辨率遥感数据的应用,潮滩遥感研究取得很大进展,内容涉及沉积物分类<sup>[2-4]</sup>、沉积物空间分带性特征<sup>[5]</sup>、潮滩表层有机质与土壤质地<sup>[6]</sup>、土壤含水量<sup>[7]</sup>、滩面高程<sup>[8-9]</sup>、冲淤演变分析<sup>[10]</sup>等各个方面。对比上述研究可以发现,充分利用潮滩地表的光谱信息进行挖掘与处理,是获取潮滩地物空间异质性特征的重要基础。潮滩地表光谱是沉积物粒径大小、母质类型、有机质含量、含水量等因素的综合反映,而在潮滩区域,潮汐水位变动频繁,不同类型的沉积物具有不同的持水能力,含水量的变化对土壤光谱具有重要影响<sup>[11-12]</sup>。因此,精确提取潮滩表层沉积物的含水量,量化分析其对潮滩土壤光

谱的贡献,是进行潮滩地物信息遥感提取的关键。

土壤含水量的遥感反演在内陆农田、耕地区已有较多研究<sup>[13-15]</sup>。由于土壤水分在可见光-短波红外波段的特定波长区间具有特殊的光谱响应特性,人们利用这一特性建立了多种模型,实现土壤含水量的遥感反演,应用于植被需水分析和土壤干旱化评估,取得了良好效果,但是潮滩表层沉积物含水量的遥感研究相对较少。潮滩沉积物是潮汐、波浪,以及河流带来的泥沙在复杂水动力、沉积动力环境作用下沉积而成。沉积物类型空间变化大,在一个潮汐周期内,沉积物含水量存在饱和、不饱和、再饱和的持续变化过程。由于潮滩区和内陆区在土壤结构组成、有机质含量、含水量变化频率及土壤水分空间变化规律等方面存在很大差异,因此,内陆区已有的土壤含水量遥感反演与监测模型难以直接推广应用到潮滩区。

为此,本研究借鉴内陆区土壤含水量的遥感反演经验,针对潮滩区沉积物含水量的特殊变化规

收稿日期:2012-07-19;修回日期:2013-03-18。

基金项目:国家自然科学基金项目(40606044、41076008);江苏高校优势学科建设工程项目。

作者简介:张东(1975-),男,江苏南通人,博士,副教授,研究方向为海洋信息技术及海洋动力过程。

E-mail: zhangdong@njnu.edu.cn

律,在土壤实测光谱特征分析的基础上,建立适合潮滩沉积物含水量分析的高光谱预测模型,实现含水量的定量反演,并进一步利用星载高光谱影像获得含水量的空间分布数据。

## 2 研究区及样品采集

(1)潮滩沉积物采样区选择在江苏省大丰市王港潮滩(图1)。王港潮滩位于苏北辐射沙脊群内侧的潮间带,表层沉积物主要由粉砂组成,同时有少量的砂质粉砂、粉砂质砂和砂分布。潮滩接受南黄海辐射沙脊群、长江三角洲和废黄河三角洲丰富的泥沙物质来源,海岸不断淤积并向海推进,淤积速率大约为 $7.3\sim 100\text{m}\cdot\text{a}^{-1}$ ,潮滩滩面宽阔平坦,坡度约为 $0.5\%\sim 2\%$ <sup>[16]</sup>。

(2)样品采集与筛选。2008年6月1日至6月5日小潮期间,在王港口南北两侧的潮间带光滩区域,进行了表层沉积物样品的采集。采样点站位如图1所示,一共有25个样品用于实验室光谱与同步含水量测量,其中粉砂样品5个,砂质粉砂样品6个,粉砂质砂样品8个,砂样品6个,采样深度为1~3cm。从图中可以看出,采样点在地理空间分布上相对均匀,能够较好地代表沉积物样品粒径从陆向海逐渐由细变粗的空间分布特征。

由于潮滩沉积物含水量的现场测定非常困难而且不可靠<sup>[12]</sup>,因此25个样品的含水量及对应光谱测量工作在实验室室外完成,测量时间为2008年

7~9月,光谱测量采用美国ASD公司的FieldSpec Pro型光谱仪完成,含水量采用称重法计算得到质量含水量。

测量前,将样品放在边壁涂黑、质量标定好的 $90\text{mm}\times 15\text{mm}$ 培养皿中,土样厚度约为1~1.2cm。在培养皿中加入海水,使样品处于水分饱和状态,沉淀后抽去上层清液,模拟潮滩刚出露时的状态。光谱测量时间段为每天的10:00~14:00,测量时光谱仪探头垂直位于样品上方20~30cm处,视场角 $5^\circ$ ,每次测量记录10条光谱曲线,取平均值作为本次含水量对应的光谱曲线。利用水分自然蒸发,每隔15min由电子分析天平对样品进行称重,计算出质量含水量,同时测量土样光谱,得到不同含水量下样品的光谱反射率。湿土光谱测量完成后,将样品利用稀释法进行脱盐处理,放入烘箱,在 $105^\circ\text{C}$ 下烘干4h,并置于干燥器中冷却,取出测量干土的光谱反射率。经过测量,最终获得449组含水量数据及对应的光谱反射率曲线数据,其中粉砂94组,砂质粉砂84组,粉砂质砂120组,砂151组。由于粉砂粒径较细,样本结构较致密,持水能力强,含水量变化慢,因此,含水量大于40%的61个样本中,有57个是粉砂样本,而砂质粉砂、粉砂质砂和砂3种沉积物类型的含水量从饱和状态开始下降很快,所以,测得的含水量值主要集中在40%以下。

## 3 沉积物含水量反演模型的建立与模拟分析

利用差值水指数法DWI(Difference Water Index)、比值水指数法RWI(Ratio Water Index)和归一化水指数法NDWI(Normalized Differential Water Index),对实测重采样光谱反射率数据进行计算,以此作为沉积物含水量反演的因子,建立含水量预测模型<sup>[17-18]</sup>。DWI、RWI和NDWI的定义形式如下:

$$\begin{aligned} DWI_{ij} &= R_i - R_j, \quad RWI_{ij} = R_i / R_j, \\ NDWI_{ij} &= \frac{R_i - R_j}{R_i + R_j} \end{aligned} \quad (1)$$

式中, $i,j$ 分别代表光谱波段的中心波长,单位为nm; $R_i$ 、 $R_j$ 分别为 $i,j$ 对应波段的光谱反射率。

在Matlab软件中编制程序,对实测光谱曲线的所有波段进行二重循环,分别计算出含水量与DWI、RWI和NDWI因子的二维相关系数矩阵,根据相关系数大小及所选波段之间的相关性特征,筛

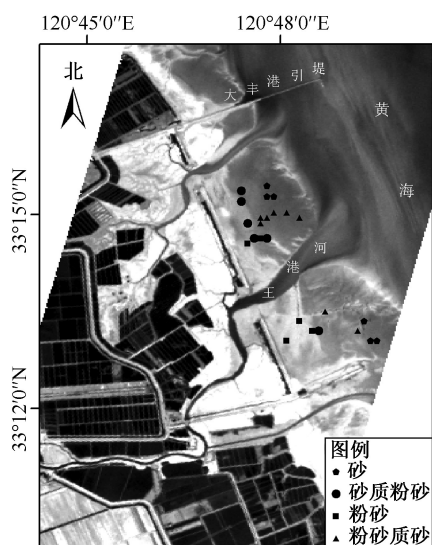


图1 潮滩表层沉积物采样站位图

Fig.1 Location of sediment sampling points in intertidal flat

选出构建3种含水量指数的最佳波段组合。然后对含水量数据从低到高进行排序,按照2:1的比例,将对应数据分为建模组与验证组,进行潮滩沉积物含水量的高光谱预测模型建立与精度验证。

### 3.1 干燥状态下沉积物的光谱特征

4种类型沉积物在干燥条件下的实测光谱曲线如图2所示,曲线中间1340~1460nm和1800~1970nm的空白波段部分为大气水汽吸收波段范围,考虑到所建含水量反演模型需要推广应用于星载高光谱遥感影像,这部分反射率数据在含水量建模时忽略不计。

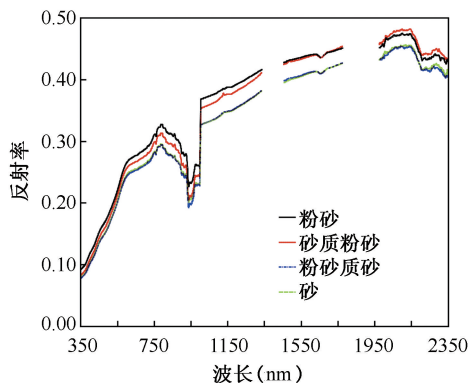


图2 干燥条件下沉积物反射光谱曲线

Fig.2 Sediment reflectance spectral curves under oven-dried conditions

从图2的光谱曲线形状来看,4种潮滩沉积物的光谱反射率曲线形态基本一致,总体呈现随波长变大而升高的趋势,但是,在760~1000nm波段和2100~2350nm波段区间有明显的下降。图3可以看出,干燥状态下沉积物反射光谱曲线在590、780、1150、1570、2130和2300nm存在反射峰,在940nm

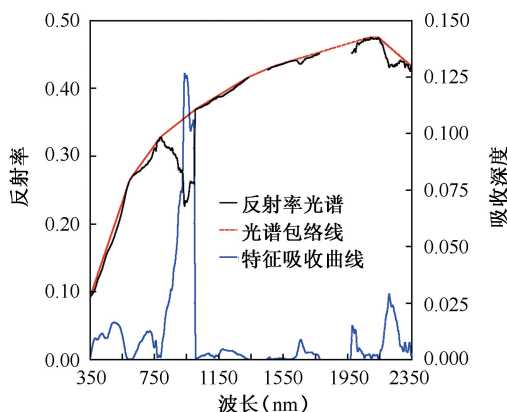


图3 粉砂光谱曲线

Fig.3 Spectral curve for silt sample

和2200nm存在两个明显的吸收峰,在480、720、1180、1650和1980nm存在微弱的吸收峰。

从光谱反射率大小来看,4种沉积物在350~600nm可见光波段反射率大小接近,而在600~940nm可见光近红外波段以及1000~2350nm短波红外波段反射率差异增大,平均变化幅度在0.03~0.05左右。总体上4种沉积物的反射率从大到小依次为粉砂、砂质粉砂、粉砂质砂和砂,表明干燥条件下沉积物颗粒越细小、颗粒粒径组成越单一,光谱反射率越高。

### 3.2 不同含水量下沉积物的光谱变化特征

相对于干燥状态,随着含水量的变化,沉积物光谱反射率发生显著变化。对应不同的含水量范围,4种沉积物的反射率随含水量增加均呈下降趋势,而且随着波长的增加,反射率随含水量增加而下降的速率和下降幅度逐渐加大,表明短波红外波段比可见光近红外波段具有更好区分土壤含水量的能力。同时可以看到,不同含水量对应的光谱曲线之间存在重叠关系,即相同反射率可能对应不同的含水量值。以2130nm波段为例,提取含水量从0到90.6%区间对应的449组光谱反射率数据,作散点图如图4所示。可以看出,样本含水量与对应的波段反射率之间存在明显的分段线性关系,分段点对应的含水量,分别为42%和62%,经分析,这2个分段点含水量值在其他波段基本保持稳定。当含水量小于42%时,反射率随含水量的增加单调递减,两者之间存在显著的负相关,体现了含水量增加时土壤中黏土矿物表面吸附水对光谱吸收作用的增强;当含水量在42%~62%之间时,随着含水量的增加,土壤吸附水形成的水膜厚度加大,对光谱产生镜面反射,因而,反射率反而呈线性增加的趋势;而当含水量在62%~90.6%时,土壤水逐渐趋于饱和,随着含水量的进一步增加,土壤间隙间自由水对光谱的影响起到主导作用,自由水对光谱的吸收作用逐渐增强,反射率呈线性递减的趋势。

通过对其他波段的分段含水量与波段反射率进行相关分析,可知两者的分段线性关系在短波红外波段普遍存在,如果含水量低于62%,这种分段线性关系可推广到蓝波段至短波红外波段。只是对于不同的波段,分段线性函数具有不同的斜率,表明不同波长条件下反射率随含水量的变化存在快慢程度的差异。总体来看,波长越长,含水量与反射率的相关方程斜率越大,因此,短波红外波段



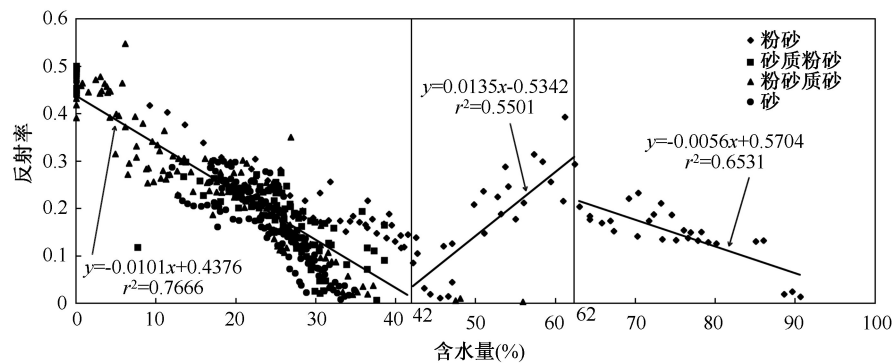


图4 2130nm波段土壤含水量与反射率散点图

Fig.4 Scatter plot for moisture content and reflectance with band central wavelength at 2130 nm

是对沉积物含水量反演的理想波段。

3.3 潮滩表层沉积物含水量反演的分段线性模型

以单波段相关系数大小为筛选依据,选择各自相关系数最大的特征波段反射率为自变量,建立含水量分段线性相关模型如表1所示,表中*r*和*RMSE*

分别代表样本实测含水量与模型模拟含水量之间的相关系数和均方根误差。可以看出,由于土壤中黏土矿物的强烈水分吸收作用,2004nm、2016nm和2080nm等短波红外波段对含水量的变化有较强的响应;而当含水量中等时,1049nm近红外波段对土壤水分的光线散射作用更敏感。

表1 沉积物含水量分段线性相关模型

Tab.1 Moisture content linear segment correlation models for mixed sediment types

含水量(%)	特征波段(nm)	含水量反演模型	建模组		验证组	
			<i>r</i>	<i>RMSE</i>	<i>r</i>	<i>RMSE</i>
0~90.6	2004	$Mc = -89.503 \cdot R_{2004} + 39.777$	-0.618	13.14	-0.619	13.50
0~42	2016	$Mc = -75.963 \cdot R_{2016} + 34.462$	-0.910	4.08	-0.899	4.32
42~62	1049	$Mc = 75.341 \cdot R_{1049} + 34.836$	0.855	3.06	0.903	2.69
62~90.6	2080	$Mc = -142.55 \cdot R_{2080} + 93.143$	-0.781	4.96	-0.880	4.55

根据3个含水量分段模型的对比,0~42%分段的相关系数最高,42%~62%分段次之,62%~90.6%分段最低,总体说明含水量越高,波段的光谱反射率差异越小,两者间的相关性也逐渐降低。同时从验证组的*RMSE*对比来看,3个分组的*RMSE*分别占各自含水量变化幅度范围的10.29%、13.45%和16.02%,也表明随着含水量的提高,模拟含水量与实测含水量之间的偏差逐渐增大,模拟精度降低。

3.4 不区分沉积物类型的含水量反演波段组合模型

分段线性模型虽然可以较好地描述反射率随含水量变化的分段线性相关特征,但是,作为含水量反演模型来说,具有先天的不足,原因在于反射率是已知量,而含水量是未知量,不能通过事先对未知量进行分组来挑选合适的分段模型。因此,可以采用DWI法、RWI法和NDWI法进行波段组合运算处理,通过波段差值、比值运算的方式削弱土壤

背景的影响,扩大不同波段对含水量变化响应的差异程度,进而在特征波段筛选的基础上计算得到沉积物含水量反演因子,实现含水量高光谱反演模型的构建。

表2显示了4种不同类型沉积物样本混合在一起统一建模的结果。3种含水量反演因子与含水量之间均呈线性相关关系,根据建模组的精度对比,3个因子中DWI的精度要优于RWI和NDWI,RWI和NDWI的精度接近,均高于单波段的最高相关系数,但是,低于分段线性相关的情况。而从建模组与验证组的精度对比来看,验证组精度要稍优于建模组,表明所建模型具有较好的稳健性。

利用验证组数据进行散点图空间分布形态分析,图5分别显示了由3种因子构建的含水量反演模型模拟得到的含水量与实测含水量的对比。由于RWI和NDWI具有相同的特征波段组合,因此,两者在含水量值散点的分布形态上也表现出一致

表2 不区分沉积物类型的含水量波段组合反演模型

Tab.2 Moisture content inversion model by band combination with mixed sediment types

沉积物类型	因子形式	含水量反演模型	建模组		验证组	
			<i>r</i>	<i>RMSE</i>	<i>r</i>	<i>RMSE</i>
混合样本	RWI	$Mc = 670.78 * RWI_{1165,1306} - 590.72$	0.686	11.76	0.725	11.17
	DWI	$Mc = 441.19 * DWI_{1336,1780} + 11.777$	0.788	9.96	0.816	9.38
	NDWI	$Mc = 1254.4 * NDWI_{1165,1306} + 78.733$	0.686	11.77	0.723	11.21

的特征。可以看到,模型反演精度较低的区域主要集中在两处,如RWI图中的椭圆区域1和2所示,区域1的实测含水量在0~15%之间,对应的模拟含水量值大于实测含水量,随着实测含水量的减小,模拟含水量呈线性增大的趋势;区域2的实测含水量在60%~85%之间,该处的模拟含水量明显小于实测含水量,而且散点分布区域大。由于RMSE对模拟误差的极大值反映非常敏感,因此,RWI和NDWI的RMSE值均偏大。相对而言,DWI模拟的含水量与实测含水量散点分布比较规则,散点主要

分布在两个区域,如DWI图中的椭圆区域3和4所示,区域3的实测含水量在0~42%之间,区域内散点基本上连续分布在1:1线附近,而且当实测含水量较小时拟合效果明显好于RWI和NDWI;区域4的实测含水量在42%~85%之间,整体上位于1:1线的上方,与模拟含水量的截距差值在20%左右,该幅度范围内模拟含水量要小于实测含水量。由于属于整体误差,因此,如果选择合适的DWI阈值进行分段建模,预计可进一步提高含水量模拟精度。

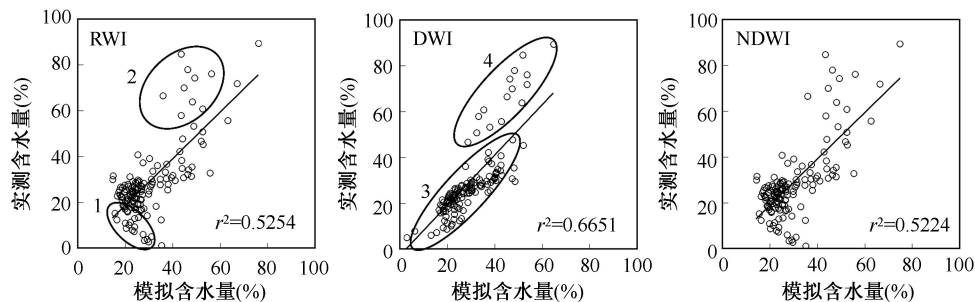


图5 混合样本含水量模拟值与实测值对比图

Fig.5 Correlation map for observed and simulated moisture contents of mixed sediment types

### 3.5 区分沉积物类型的含水量反演波段组合模型

不同类型沉积物具有不同的粒径大小、级配组成和土壤结构,因此,具有不同的持水能力。由于潮滩表层的沉积物类型是可以通过遥感反演的方法高精度区分出来的<sup>[2]</sup>,所以,针对不同的沉积物类型,分别建立波段组合模型,进行含水量反演,具有实际应用价值。表3列出了不同沉积物类型对应的含水量波段组合反演模型。

从表3与表2的对比可以看出,对不同沉积物类型分别进行建模处理,含水量模拟的精度有明显改善。3种方法中依然是DWI反演的含水量精度最高,NDWI次之,RWI最低,但与NDWI反演的含水量精度相当。在4种类型的沉积物中,含水量模拟精度从高到低依次为粉砂质砂、砂质粉砂、粉砂

和砂,表明平均粒径越小、分选性越好,以及平均粒径越大、分选性越好,这两种组合条件会导致对应的沉积物样本光谱反射率与含水量的相关性降低,从而降低含水量模拟的精度。

对于特征波段的选择来说,区分与不区分沉积物类型条件下进行含水量模拟,DWI的特征波段组合没有变化,表明1336nm波段和1780nm波段的反射率差值与含水量的变化有密切关联,同时对沉积物的类型不敏感。而对于RWI和NDWI 2种因子来说,除了粉砂的RWI因子对应的波段组合有明显改变以外,其余都大致集中到1558~1578nm和1770~1780nm波段附近,与不区分沉积物类型条件下的1165nm和1306nm波段组合有较大差异。

图6显示了4种类型沉积物利用验证组数据获

表3 区分沉积物类型的含水量波段组合反演模型

沉积物类型	因子形式	含水量反演模型	建模组		验证组	
			<i>r</i>	<i>RMSE</i>	<i>r</i>	<i>RMSE</i>
粉砂	RWI	$Mc = 250.5 * RWI_{1276,690} - 131.63$	0.852	11.22	0.881	10.25
	DWI	$Mc = 664.25 * DWI_{1336,1780} + 12.863$	0.891	9.74	0.891	9.87
	NDWI	$Mc = 2010 * NDWI_{1578,1770} + 63.091$	0.873	10.47	0.850	11.42
砂质粉砂	RWI	$Mc = 70.34 * RWI_{1558,1780} - 59.641$	0.820	4.94	0.847	4.70
	DWI	$Mc = 282.56 * DWI_{1336,1780} + 13.369$	0.916	3.46	0.915	3.56
	NDWI	$Mc = 151.06 * NDWI_{1568,1780} + 9.6689$	0.857	4.44	0.845	4.73
粉砂质砂	RWI	$Mc = 82.084 * RWI_{1558,1780} - 75.485$	0.922	4.09	0.922	4.19
	DWI	$Mc = 288.99 * DWI_{1336,1780} + 12.542$	0.931	3.85	0.920	4.24
	NDWI	$Mc = 190.7 * NDWI_{1568,1780} + 6.188$	0.932	3.83	0.928	4.01
砂	RWI	$Mc = 54.39 * RWI_{1558,1780} - 41.426$	0.827	3.94	0.854	3.65
	DWI	$Mc = 228.69 * DWI_{1336,1780} + 15.931$	0.876	3.38	0.905	2.98
	NDWI	$Mc = 112.95 * NDWI_{1568,1780} + 12.444$	0.847	3.73	0.875	3.40

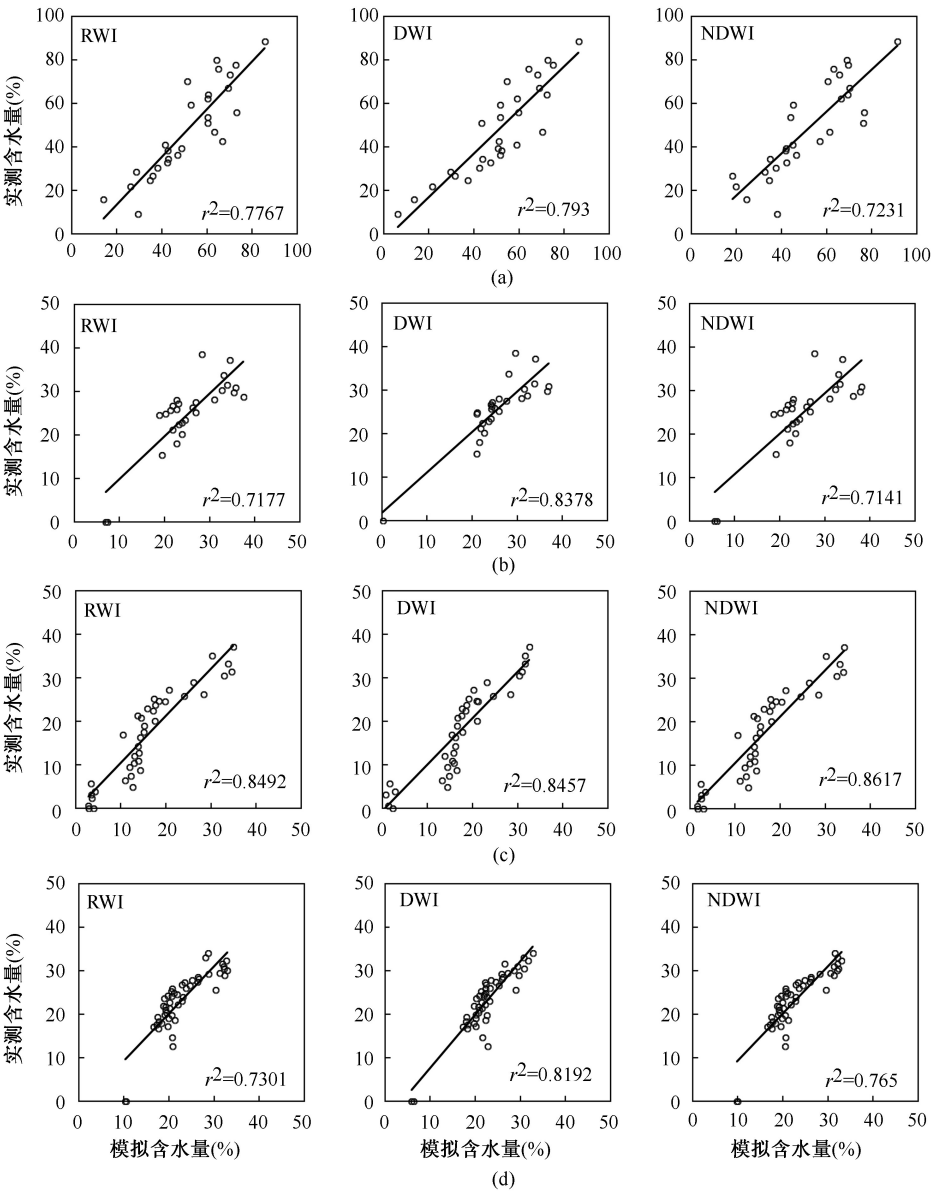


图6 不同类型样本含水量模拟值与实测值对比(a:粉砂;b:砂质粉砂;c:粉砂质砂;d:砂)

Fig.6 Correlation map for observed and simulated moisture contents of different sediment samples (a:silt;b:sandy silt;c:silty sand;d:sand)

得的模拟含水量与实测含水量散点图空间分布形态对比。图形显示RWI法在低含水量条件下模拟值偏高,NDWI法在高含水量条件下模拟值偏低,而DWI法模拟得到的含水量整体分布比较均匀。总体来说,由DWI法建立的模型能够有效模拟不同类型沉积物的含水量,并具有理想的模拟精度。

### 3.6 含水量反演结果分析

#### 3.6.1 含水量反演特征波段对土壤含水量的响应

在利用波段组合方式构建含水量反演因子,建立统计模型进行含水量反演时,采用了RWI、DWI和NDWI 3种因子形式,其中DWI为波段差值方式,RWI和NDWI为波段比值方式。由于NDWI是RWI的一种变形,因而两者通常具有相同的特征波段组合。在所选择的特征波段中,1336nm和1780nm波段因位于大气水汽吸收影响而被删除的1340~1460nm和1800~1970nm波段的左侧边缘,因而,这个特征波段能够在遥感影像上清晰成像的同时,也能够对水分具有良好的吸收特性。1165nm和1568nm波段本身在土壤光谱曲线上位于反射峰位置,因此,以1165nm、1336nm、1568nm和1780nm波长为中心的波段是进行潮滩土壤含水量反演的主要特征波段。

#### 3.6.2 差值法含水量反演因子对土壤含水量的响应

进一步分析DWI法的2个特征波段反射率之间的相关关系,建立相关方程如下:

$$R_{1336} = 0.7065 \cdot R_{1780} + 0.0904 \quad (\text{Mc: } 0 \sim 90.6\%) \quad (2)$$

式中, $R_{1336}$ 和 $R_{1780}$ 分别是中心波长为1336nm和1780nm波段的反射率。2个特征波段之间具有显著线性相关关系,相关系数达0.963。对相关方程(2)等式两边分别减去 $R_{1780}$ ,即可构建DWI因子。可见DWI法的本质可以看作是在考虑特征波段对含水量反应差异的同时,对不同含水量下呈分段线性分布的特征波段反射率数据进行线性压缩与修正,从而通过2个波段的差值运算,将单波段下反射率与含水量之间的分段线性关系强迫呈近似的线性化分布,实现含水量的有效反演。

## 4 结论

上述分析认为,建立特征波段的光谱反射率与含水量之间的统计模型,可有效反演含水量的空间变化特征。但是,对于某一波段来说,沉积物含水

量与对应的反射率之间是分段线性关系。利用所采集的潮滩沉积物样本分析,分段点对应的含水量分别为42%和62%。Rainey在英国Ribble河口针对粒径小于63 $\mu\text{m}$ 的沉积物用ATM第9波段反射率和体积含水量进行相关分析,也得到类似的3段分段线性变化特征<sup>[12]</sup>。由于该研究的数据量较少,而且其沉积物类型的划分是按粒径大小来区分的,与本文中按Fork-Ward三角分类法得到的类型有差异,因此,分段点含水量不一致,但是,也表明了随着含水量的变化,反射率与含水量之间的分段线性关系客观存在。在3个分段区间,随着含水量的增加,土壤反射率首先单调线性递减,然后线性增加,接着再线性减小,分别体现了水分在土壤中的不同结合形态对光谱的吸收与反射影响的差异。当含水量小于62%时,从蓝波段到短波红外的各波段反射率都与含水量之间存在线性相关,但是当含水量大于62%时,这种线性相关主要产生在短波红外阶段。随着土壤含水量的增加,在不同的分段区间,反射率差异随波长的增加而加大。因此,短波红外波段是估算土壤水分含量的理想波段,而其中1165nm、1336nm、1568nm和1780nm波长为中心的波段是进行潮滩土壤含水量反演的主要特征波段。

虽然含水量与对应的反射率之间为分段线性关系,从而产生同一反射率可以对应不同含水量的“异物同谱”现象,但是,通过相关分析可知,不同特征波段的反射率之间存在显著线性相关关系,据此构建的差值水指数DWI、比值水指数RWI和归一化水指数NDWI含水量反演因子,可在考虑不同特征波段对含水量反应存在差异的同时,通过对分段线性分布的单波段反射率数据进行线性压缩与修正,使其呈近似的线性化分布,从而有效构建与含水量间的统计相关模型,实现沉积物含水量反演。在3个含水量反演因子中,DWI因子与反射率本身相关,因此,与含水量之间能保持良好的线性相关关系,而RWI和NDWI因子与反射率的倒数相关,在反射率偏大或偏小的极值状况下,对应的因子会出现偏小或偏大,从而导致因子与反射率之间的线性相关性降低,反演的含水量出现较大偏离。因此,DWI因子对不同含水量大小均有良好的适应性,而RWI和NDWI因子更适合含水量变化范围中等的情况,对含水量偏小或偏大的区间反演精度会有所降低。

从上述分析表明,区分沉积物类型建立含水量



与反演因子DWI、RWI和NDWI之间的线性相关模型,精度会比不区分沉积物类型直接建模有明显提高。对于混合样本,DWI因子反演含水量的建模组相关系数为0.788,验证组为0.816;而对于粉砂、砂质粉砂、粉砂质砂和砂样本分别建模,含水量的建模组精度分别提高到0.891、0.916、0.931和0.876,验证组分别为0.891、0.915、0.920和0.905。RWI和NDWI的含水量反演精度略低于DWI的精度。通过建模组和验证组的精度对比可以看出,所建立的模型具有稳健性特征。

利用DWI指数进行含水量遥感反演时,对于不区分与区分沉积物类型2种情况,其特征波段组合没有变化,均为1336nm波段和1780nm波段,表明这2个特征波段的反射率差值在对含水量变化具有良好响应的同时,还具有对沉积物类型不敏感的特征。由于潮滩表层的沉积物类型是可以通过遥感反演的方法高精度区分出来的,因此,根据不同沉积物类型分别建立DWI因子的反演模型,可实现含水量的高光谱遥感反演。

**致谢:** 龚明劼、程军利、钱燕等参加了野外工作,赵红艳完成了样品的粒度分析,深表谢忱。

#### 参考文献:

- [1] 任美镔.中国淤泥质潮滩沉积研究的若干问题[J].热带海洋学报,1985,4(2):6-14.
- [2] 张东,张鹰,李欢,等.基于组分反演的高光谱潮间带表层沉积物自动分类研究[J].海洋学报,2008,30(3):62-71.
- [3] Rainey M P, Tyler A N, Gilvear D J, *et al.* Mapping intertidal estuarine sediment grain size distributions through airborne remote sensing[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003(86):480-490.
- [4] Van der Wal D, Herman P M J. Regression-based synergy of optical, shortwave infrared and microwave remote sensing for monitoring the grain-size of intertidal sediments[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2007,111(1):89-106.
- [5] Sørensen T H, Bartholdy J, Christiansen C, *et al.* Intertidal surface type mapping in the Danish Wadden Sea[J]. *Marine Geology*, 2006, 235: 87-99.
- [6] Selige T, Böhner J, Schmidhalter U. High resolution top-soil mapping using hyperspectral image and field data in multivariate regression modeling procedures[J]. *Geoderma*, 2006(136):235-244.
- [7] 张鹰,张东,胡平香.海岸带潮滩土壤含水量遥感测量[J].海洋学报,2008,30(5):29-34.
- [8] Ryu J H and Won J S. Waterline extraction from Landsat TM data in tidal flat: A case study in the Gomso Bay, Korea[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002(83):442-456.
- [9] 沈芳,邵昂,吴建平,等.淤泥质潮滩水边线提取的遥感研究及DEM构建——以长江口九段沙为例[J].测绘学报,2008,37(1):102-107.
- [10] 韩震,恽才兴,伶仃洋大铲湾潮滩冲淤遥感反演研究[J].海洋学报,2003,25(5):58-64.
- [11] Ben-Dor E, Taylor R G, Hill J, *et al.* Imaging spectrometry for soil applications[J]. *Advances in Agronomy*, 2008(97):324-338.
- [12] Rainey M P, Tyler A N, Bryant R G, *et al.* The influence of surface and interstitial moisture on the spectral characteristics of intertidal sediments: implications for airborne image acquisition and processing[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2000,21(16):3025-3038.
- [13] 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[J].遥感学报,1997,1(2):135-138.
- [14] 何挺,王静,程烨,等.土壤水分光谱特征研究[J].土壤学报,2006,43(6):1027-1032.
- [15] 詹志明,秦其明,阿布都瓦斯提·吾拉木,等.基于NIR-Red光谱特征空间的土壤水分监测新方法[J].中国科学D辑,2006,36(11):1020-1026.
- [16] 汪亚平,高抒,贾建军.浪流联合作用下潮滩沉积动力过程的高分辨率数据采集与分析[J].科学通报,2006,51(3):339-348.
- [17] 张东,许勇,张鹰,等.基于高光谱遥感的沿海河口无机氮浓度空间分布特征解译[J].环境科学,2010,31(6):1435-1441.
- [18] Gao B C. NDWI —A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996(58):257-266.



## The Moisture Content Prediction Model of Surface Sediment in Intertidal Flat by Hyperspectral Remote Sensing

ZHANG Dong<sup>1\*</sup>, LI Huan<sup>1,2</sup> and ZHENG Xiaodan<sup>1</sup>

(1. School of Geographic Science, Nanjing Normal University, Nanjing 210046, China;

(2. College of Harbour, Coastal and Offshore Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China)

**Abstract:** Owing to the tidal fluctuation, interstitial water content in intertidal flat changes frequently and spatially. It gives important influence to the reflectance of surface spectrum in this area. Precisely prediction of tidal flat moisture content can make the extraction of surface feature information by remote sensing easier and more accurate. Based on detailed analysis of the characteristics of 449 sediment spectral curves with different moisture contents, three kinds of water content index namely difference water index (DWI), ratio water index (RWI) and normalized differential water index (NDWI) were proposed. And then they were used for the construction of water content reversion models and applied for the accurate prediction of moisture content in tidal flat for different sediment types. Results showed that: (1) Moisture content for sediment samples had a good segment linear correlation with its reflectance in short-wave infrared band area. The corresponding moisture contents for segmentation points were 42% and 62% respectively; (2) Reflectance of characteristic bands with central wavelengths at 1165nm, 1336nm, 1568nm and 1780nm has very good responses to the changes of water contents for different sediment types. DWI, RWI and NDWI calculated by the combinations of reflectance at characteristic bands had a significant linear correlation with moisture contents of different soil types; (3) Among the three moisture content reversion indexes, DWI had a better prediction accuracy than RWI and NDWI and a good adaptability for water contents distributed in wide ranges. In comparison, RWI and NDWI were more suitable for a moderate moisture content level. Much smaller or much larger of the water content level would lead to a relatively larger deviation for its prediction; and (4) Using the model constructed by  $DWI_{1336,1780}(\lambda_{1336}, \lambda_{1780})$ , water contents were reserved and correlation coefficients between the predicted and observed ones were 0.891, 0.915, 0.920 and 0.905 for four different sediment types names silt, sandy silt, silty sand and sand while their root mean square errors were 9.87%, 3.56%, 4.24% and 2.98% respectively. So DWI is suitable for the prediction of spatial and temporal variation of the moisture contents in tidal flat areas.

**Key words:** tidal flat; sediment; moisture content (Mc); hyperspectral; difference water index (DWI)

\*Corresponding author: ZHANG Dong, E-mail: zhangdong@njnu.edu.cn