

全覆盖植被冠层水分遥感监测的一种方法: 短波 红外垂直失水指数

阿布都瓦斯提·吾拉木^{①②④*} 李召良^{②③} 秦其明^① 童庆禧^① 王纪华^⑤
阿里木江·卡斯木^⑥ 朱 琳^①

(① 北京大学遥感与 GIS 研究所, 北京 100871; ② Laboratoire des Sciences de l'Image, de l'Informatique et de la Télédétection, LSIIT (UMR7005), 67400, Illkirch, France; ③ 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101; ④ Center for Environmental Sciences, Saint Louis University, St. Louis, MO 63103, USA; ⑤ 国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100089; ⑥ Center for Environmental Remote Sensing (CEReS), Chiba University, 33 Yayoi-cho Inage-ku Chiba 263-8522, Japan)

摘要 利用叶片辐射传输模型 PROSPECT、植被冠层辐射传输模型 SailH 和地气辐射传输模型 6S, 进一步探索近红外、短波红外反射光谱特征, 从光谱特征空间的角度, 分析地物在 NIR-SWIR 空间的分异规律, 建立监测植被冠层水分含量的新方法-短波红外垂直失水指数(*SPSI*). 通过实地观测数据和叶片、冠层辐射传输模型验证本文提出的新方法, 结果表明 *SPSI* 和实地观测的植被冠层水分含量(*FMC*)具有较高的相关性, R^2 和 $RMSE$ 分别为 0.79, 26.41%, 证明了 *SPSI* 在 *FMC* 反演方面有一定的应用潜力.

关键词 叶片含水量 短波红外垂直失水指数(*SPSI*) 植被水分遥感监测

植被水分(VWC)的遥感监测在作物干旱、易燃度和林火遥感监测方面具有重要的意义. 描述植被水分的参数有叶片水分含量(*FMC*)、相对叶片含水量(*RWC*)和叶片等效水分厚度(*EWT*). 由于在同样的水分条件下, 不同作物可能具有同样的*RWC*, *RWC*用的较少. *FMC*被定义为植被样本的水分含量和样本干重(或鲜重)之比(%), 而*EWT*定义为植被水分含量和单位叶面积之比($\text{g} \cdot \text{cm}^{-2}$ 或 cm)^[1]. *FMC*和*EWT*是描述VWC的两种不同的方法, 彼此之间没有直接的关系, *FMC*和*EWT*可以通过干物质含量(*DM*)换算, 如

$$EWT = \frac{FW - DW}{A}, DM = \frac{DW}{A}, RWC = \frac{FW - DW}{TW - DW}$$
$$FMC = \frac{FW - DW}{FW(\text{或}DW)} \times 100\% = \frac{EWT}{DM} \times 100\%,$$

其中, *FW* 表示观测样本的鲜重量, *DW* 表示烘干后的干重量, *A* 表示单位叶面积(cm^2), *TW* 表示叶子饱和重. 若用叶片鲜重和干重差值和干重比值来表示, *FMC* 可以超过 100%, 若叶片鲜重和干重差值和鲜重比值来计算, *FMC* 取值在 0~100% 范围内.

近几十年, 归一化植被指数(*NDVI*和相对绿度指数(*RGD*)用于VWC的遥感监测^[2-6]. 由于基于可见光、近红外波段的光谱指数, 对植被液态水不太敏感, 再加上低空间分辨率遥感数据不能反映不同植被类型之间的差异, 其反演精度比较低, 有些学者建议用更长一点的波长如SWIR^[7-9]. 辐射传输模型研究^[7,10-13]也表明了 SWIR 在植被水分遥感监测方面具有很多的优势. 但影响 SWIR 波段反射率的因素不仅仅是植被水分含量(*EWT*). 在叶片尺度上, 叶片结构参数 *N*,

收稿日期: 2007-02-02; 接受日期: 2007-03-29

国家高技术研究发展计划(编号: 2001AA135110)、国家重点基础研究发展计划(编号: G2000077900)和欧盟第 6 框架 EAGLE 项目(编号: SST3CT2003 502057)资助

* E-mail: ghulam@eas.slu.edu

干物质含量 DM 对 SWIR 反射率的影响也比较大。在冠层尺度问题更复杂了, 叶面积指数(LAI), 植被覆盖度, 太阳天顶角和观测几何都会引起 SWIR 反射率的变化。因此, 光靠 SWIR 波段是不够的, 需要通过对比 N , DM 敏感的波段抑制其他不确定性因素的耦合效应。叶片和冠层尺度的辐射传输模型都证明了 NIR 波段是最佳选择^[14-18]。SWIR 水分吸收系数高, 受到植被散射作用小, 能渗透到植被冠层一定深度, 可以作为测量波段, 而水分吸收率低却对 N , DM 敏感。NIR 波段作为参考波段, 这样, NIR 和 SWIR 比值或归一化比值有利于归一化 DM 的散射作用和 LAI , 入射, 观测几何的耦合作用, 比单波段或由可见光(VIS)、近红外波段(NIR)得到的光谱参数对地表水分监测更有效。

Roberts 等^[19]指出基于短波红外(SWIR)波段的植被指数比起 NDVI 具有对植被水分更敏感, 饱和的较晚等特点。Hardisky 等^[20]发现利用 SWIR 反射光谱数据计算的归一化差异近红外指数(NDII)对冠层植被水分反演有效。很多学者利用 NIR 和 SWIR 区域的宽波段或窄波段, NIR 作为参考波段, SWIR 为水分测定波段, 建立了水分敏感指数如叶片含水量指数(LWCI)^[21]、水分指数(WI)^[22], 归一化差异水分指数(NDWI)^[9]、全球植被水分指数(GVMI)^[14,15], 植被干旱指数(VDI)^[22]等方法, 并成功用于叶片和冠层水分含量(EWT , FMC)和森林易燃度遥感监测^[12-18,23]。这些方法可以概括为: (1) 基于光谱指数和植被水分之间统计关系的准物理模型, 包括经验、半经验模型和曲线调整法; (2) 基于地表温度和植被指数二维特征空间的回归统计方法; (3) 基于辐射传输模型的物理模型。都有一定的优缺点, 譬如, 经验、半经验模型一旦建好就可以用于多时相的大量的遥感数据, 但受到区域和条件限制, 建立在某个区域或尺度的模型对另一个区域或对另一个尺度无效。而辐射传输模型适用于任何区域尺度和任何条件, 但工作量大。

需要指出, EWT 和 FMC 是两个独立的参量, 光谱参数对这两个参量的监测能力也不一样, 以上方法中, 作为归一化光谱水分指数 $NDWI$ 对 EWT 监测精度高, 但监测 FMC 的精度不高, 而 WI 对 FMC 预测能力比 $NDWI$ 较强^[16,17]。 EWT 可通过 LAI 转换到冠层尺度, 因此, 遥感光谱指数反演冠层 EWT 方面得到了较大的成功, FMC 为水分占叶子干物质含量的百分比, 不能通过 LAI 转换到冠层尺度, 从而遥感反

演 FMC 不是很成功。 FMC 与 EWT 和 DM 有关, 具有同样水分含量(EWT), 从而具有同样反射率的植被可能具有不同的 FMC 。换言之, 尽管冠层反射率不一样, 但其 FMC 会是一样的。

本文目的是利用叶片、冠层和地表-大气辐射传输模型-PROSPECT-Lillesaeter-SailH-6S, 进一步探索近红外、短波红外反射光谱特征, 从光谱特征空间的角度, 分析地物在 NIR-SWIR 空间的分异规律, 建立遥感监测 FMC 的新方法。

1 数据来源及其处理

研究区为北京顺义, 野外观测的叶片光学特征数据来自于国家重点研究项目: 地表参数的定量遥感理论和应用研究(QRSISP'2001)数据和由国家农业信息化工程技术研究中心(NERCITA)提供的 2004 年冬小麦航天小麦波谱数据, 包括卫星同步或准同步观测的叶片相对含水量(RWC)、叶片含水量(FMC)、叶绿素含量(C_{a+b})、干物质含量(C_m)、叶面积指数、叶片和植被冠层的反射率、土壤水分含量等数据。

叶片含水量: 从植株上取下待测的植物材料, 立即剪碎放入称量瓶或铝盒内, 于分析天平上称重, 减去称量瓶或铝盒重量, 得到样品自然鲜重(FW); 然后将称量瓶或铝盒放入 105℃烘箱中, 将盖子打开, 斜立在口上, 烘 4 h 以上关掉电源, 待瓶或盒温降至 60~70℃时盖上盖子, 并移入干燥器中冷却, 于分析天平上称重。同样, 重复上述操作, 烘烤、冷却、称重, 直至恒重。恒重后的重量减去称量瓶或铝盒重量, 即为植物材料的干重(DW); 与此同时, 将标量的植物鲜样浸入装有蒸馏水的烧杯或培养皿中, 放入真空干燥器内, 减压(0.5 负压)渗入 0.5~1.0 h, 使组织吸水达到饱和状态, 取出后用吸水纸吸去表面的水分, 立即放入称量瓶或铝盒中称重。再将材料泡入蒸馏水中真空渗入 0.5 h 后取出吸干表面附着的水分, 放入称量瓶或铝盒再称重, 如此重复数次, 至恒重为止。恒重后的重量减去称量瓶或铝盒重量, 即为植物组织被水充分饱和后的重量(TW), 然后根据(1)式计算 RWC , EWT , FMC , DM 。

叶绿素: 采用分光光度法, 用英国剑桥热电公司产 Helios α 型分光光度计测定, 单位为 mg/g。叶绿素 a, b 的丙酮溶液在可见光范围内的最大吸收峰分别位于 663, 645 nm 处。利用叶绿素 a 和叶绿素 b 吸收光谱的不同, 测定各特定峰值波长下的光密度, 再根据

色素分子在该波长下的消光系数, 计算出浓度。

叶面积测定方法为干重法辅以叶面积仪进行测定, 即干重法用美国 CID 公司产 CI-203 型激光叶面积仪标定, 取样面积为 $0.36\text{ m} \times 0.36\text{ m}$, 对于水平各向同向植被, 取 $0.6\text{ m} \times 0.6\text{ m}$ 植被地上部位。叶面积指数为总叶面积除以取样土地面积。

研究人员 2004 年在北京通县、顺义、昌平分别选定了 11 个、5 个、9 个试验基点, 每个地块面积 50 亩(1 亩=666.6 m^2)以上、种植单一且均匀, 包括京 9428 和 9507 两种优质小麦品种。配合卫星过境, 分别于 4 月 1 日、17 日、5 月 19 日获取了 Landsat TM5 卫星数据。25 个基点共 5000 多亩。同步的遥感数据经过几何经精纠正, 辐射订正和 6S 大气纠正等处理。

2 方法

2.1 叶片含水量反演最佳波段的选择

叶片反射率主要由水分、色素和干物质吸收及氧化物和细胞间的散射作用决定。叶片液态水在近红外(NIR: 700~1100 nm)和短波红外(SWIR: 1100~2500 nm)范围内有几个吸收谷, 分布在 970, 1200, 1450 和 1950 nm 波长处^[18]。FMC 为 EWT 和 DM 比值, EWT 和 DM 中任一因素的变化都将引起 FMC 的变化。叶片和冠层辐射传输模型研究都证明了叶片 NIR 反射率主要取决于 DM, SWIR 反射率取决于 EWT, 然而在冠层尺度上, 尽管 LAI, 入射和观测几何对冠层反射率有一定的影响, 但叶片反射率还是影响冠层反射率的决定性因素^[10,14,16]。因此, NIR, SWIR 一定形式的组合不仅可以用来监测植被长势, 还可以用于植被水分和土壤水分估算及作物干旱监测。

TM/ETM+ 第 4 波段为 NIR(0.77~0.90 μm), 在 SWIR 范围内有两个波段分别为第 5 波段(1.55~1.75 μm)和第 7 波段(2.09~2.35 μm)。以便选择植被水分的最敏感波段, 利用 PROSPECT^[24] 叶片反射率模型, 分析植被水分含量在 TM/ETM+ 近红外、短波红外波段范围内对入射光的反射特征。PROSPECT 把叶片描述为在水平方向各项同性, 在垂直方向变化的 N 层结构, 根据设定的叶绿素含量、干物质含量、叶片含水量和植被结构参数, 模拟出单片叶子的半球反射率和透过率。本研究随机设定 PROSPECT 输入参数, 各参数的分布特征服从均一分布, 输入参数都同时变, 这样才能够反映模型在不同生态系统, 对不同植被类型

水分特征的敏感性。随之产生 350 组输入参数, 以 5 nm 为间隔, 模拟出 400~2500 nm 范围的叶片反射率和透过率。然后, 根据 ETM+ 光谱响应函数, 得到了针对 ETM+4, 5, 7 波段的叶片反射率, 进行回归分析。如图 1 所显示, 第 5 和第 7 波段反射率都随着植被水分的增加而减少, 呈现出对数下降趋势, 其中第 5 波段和 EWT 的关系比 EWT 和第 7 波段的相关性好, 但第 4 波段和 EWT 无关。此结果与 Elvidge 和 Lyon^[25], Chuvieco 等^[26] 通过实地观测的 EWT 或 FMC 同 TM/ETM+ 短波红外波段反射率相关分析得到的结论是一致的。因此, 第 4 波段作为参考波段, 而第 5 波段作为植被水分监测波段, 可以估算冠层水分含量。

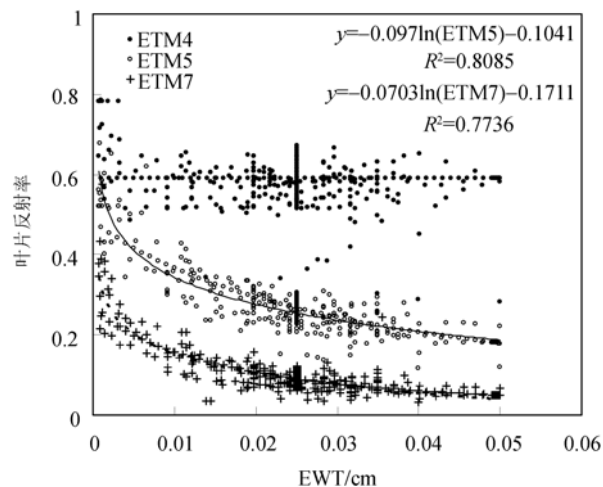


图1 植被水分对 TM/ETM+ NIR 和 SWIR 波段反射率的响应

2.2 植被水分含量指数建模

利用北京顺义试验区的 ETM+ 第 4 波段和第 5 波段经过大气纠正的反射率数据, 建立了 NIR-SWIR 光谱特征空间。利用 ETM+ 数据 SWIR 和 NIR 反射率构建的散点图呈近似梯形分布, 图 2 分别为利用 2001, 2004 年 4 月 17 日和 5 月 19 日的 TM/ETM+ 图像 NIR-SWIR 散点图。植被覆盖、地表水分状况与 SWIR-NIR 特征空间的关系可以图 3 描绘。散点图底线 CD 类似于 NIR-Red 二维光谱空间中的土壤线, 称之为 NIR-SWIR 基线, 无植被覆盖的裸露土壤都落在这条线上。CD 线上的像元从湿润到干旱逐渐变化, C 点为水体或水分饱和的裸露土壤分布, D 点为极度干旱的裸露土壤。垂直于 NIR-SWIR 基线的方向表示植被覆盖状况, 即离 NIR-SWIR 基线越远, 植被覆盖越好,

反之亦然.

对于植被覆盖地表, 叶片含水量同样的情况下, 像元内植被的增加意味着单位面积上(像元尺度)的 *EWT* 的增加, 其 *SWIR* 反射率下降, 同时由于干物质含量也增加了, 冠层散射作用加强, *NIR* 反射率增加, 迁移轨迹垂直于 *CD* 线. 如果像元的植被覆盖度一样(单位面积的干物质含量一样), 随着叶片含水量的增加, *SWIR* 反射率下降, *NIR* 反射率原则上不变(因为 *NIR* 和 *EWT* 无关), 植被水分的迁移轨迹应该平行于坐标横轴. 但如图 2, 3 所示, 实际上这条线平行于 *CD* 线, 和 *AB* 线一致, 即 *A* 为水分充足的全植被覆盖区, *B* 为低水分含量的全植被覆盖区. 此现象最有可能的解释就是植被冠层水分和土壤水分有关, 即 *EWT* 和土壤水分含量增加的方向可能是一致的. 换言之, *EWT* 增加的同时土壤水分也会增加, 结果使 *NIR* 反射率也下降. 如果像元植被覆盖度和叶片含水量都随之变化, 垂直和平行于 *NIR-SWIR* 基线的两个方向向量共同决定植被水分含量(*EWT*)的变化特征, 这时冠层 *EWT* 的变化线可能不平行或垂直于 *NIR-SWIR* 基线, 而和 *AC* 和 *BD* 线一致, 即沿着 *BA*,

CA 和 *DA* 线 *EWT* 越来越增加. 梯形的 4 个顶点(*A*, *B*, *C* 和 *D*)代表地表覆盖及其水分状态的四种极端情况, 分别为 *A* 为水分充足的全植被覆盖, *B* 为全植被覆盖低水分含量冠层, *C* 和 *D* 分别代表极度湿润和极度干旱的裸露土壤.

如上所述, *FMC* 依赖于 *EWT* 和 *DM*, 冠层 *FMC* 不能通过 *LAI* 或植被覆盖度对叶片 *FMC* 进行尺度转换得到. 对 *FMC* 而言, *CA*, *DB* 线上冠层 *FMC* 保持不变, 因为冠层 *EWT* 增加的同时冠层 *DM* 也会增加. 不难设想, *NIR-SWIR* 空间存在众多的等 *FMC* 线(如图 3 中的虚线), 从某个参考点到这些等 *FMC* 线的距离可以量化作物冠层 *FMC* 情况.

根据以上分析, 植被冠层水分 (*FMC*) 在 *NIR-SWIR* 特征空间的分布规律可由像元在梯形空间中的位置以及经过像元的梯形基边平行线确定. 利用 *ETM+* 数据构建的 *NIR-SWIR* 光谱特征空间散点图, 经过空间统计分析可以得到 *NIR-SWIR* 基线 *CD*, 数学表达式:

$$R_{\text{NIR}} = MR_{\text{SWIR}} + I, \quad (1)$$

其中 R_{SWIR} , R_{NIR} 分别为经过大气校正的短波红外

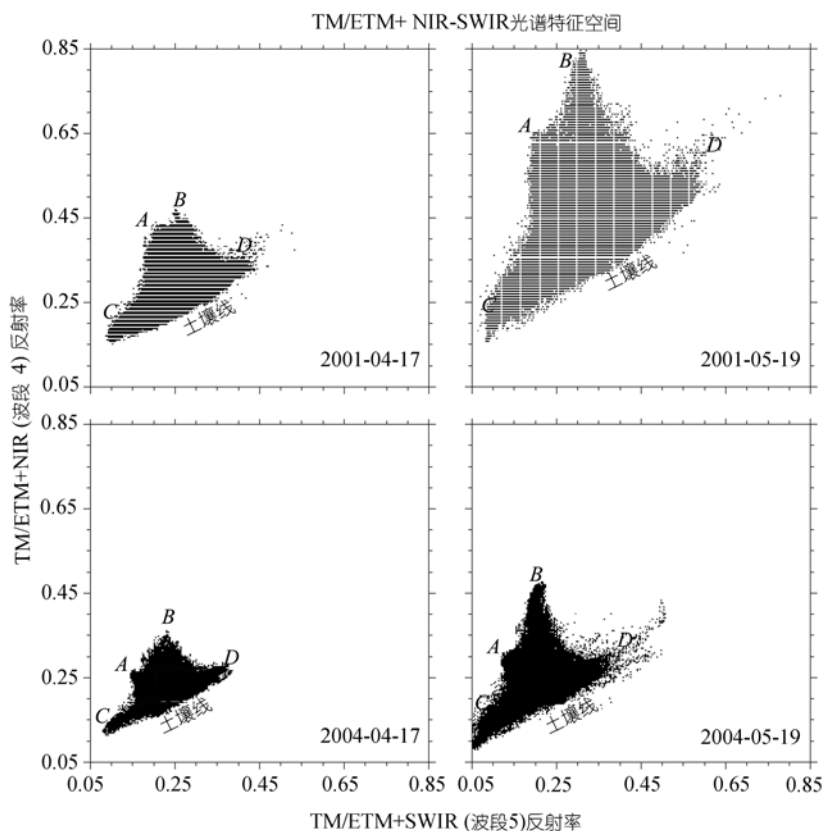


图 2 北京顺义试验区 *ETM+* 图像 *NIR* 和 *SWIR* 波段二维散点图

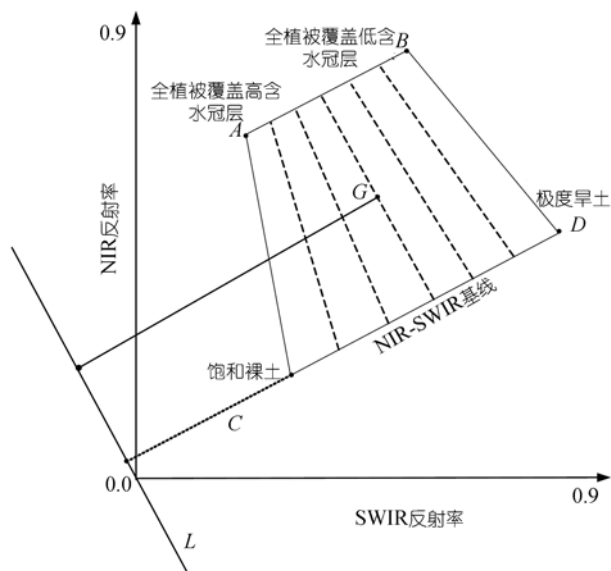


图3 短波红外垂直失水指数(SPSI)的示意图, 图中虚线为 FMC 等值线

和近红外波段反射率, M 为 NIR-SWIR 基线斜率, I 代表 NIR-SWIR 基线在纵坐标上的截距。

取得经过坐标原点垂直于 NIR-SWIR 基线的垂线 L (见图 3), 即可得到方程(1)的法线方程(2)

$$R_{\text{NIR}} = -\frac{1}{M} R_{\text{SWIR}} \quad (2)$$

在 NIR-SWIR 特征空间上, 从任何一个点 $G(R_{\text{SWIR}}, R_{\text{NIR}})$ 到直线 L 的距离可以说明 FMC 和植被的水分情况, 即离 L 线越远 FMC 越小, 植被水分胁迫越严重, 反之亦然。黑体正好落在坐标原点, 其余具有一定反射能力的任何物体越湿润越接近原点。一般来说, 最接近 L 线的空间都是水体或较湿区域分布。远离 L 线的空间都是较干旱的区域或水分较低的植被覆盖区。因此, 可以用 NIR-SWIR 特征空间上的任意一点 $G(R_{\text{SWIR}}, R_{\text{NIR}})$ 到直线 L 的距离来描述 FMC 和作物水分胁迫, 可以建立一个基于 NIR-SWIR 光谱空间特征的植被水分指数, 我们称此指数为短波红外垂直失水指数 (Shortwave Infrared Perpendicular Water Stress Index, SPSI)。

$$\text{SPSI} = \frac{1}{\sqrt{M^2 + 1}} (R_{\text{SWIR}} + MR_{\text{NIR}}) \quad (3)$$

2.3 NIR-SWIR 基线和梯形空间的验证

QRSLSP'2001 试验数据中找到了共 32 组具有不

同含水量的土壤反射光谱, 水分含量 3.319%~30% 之间, 土壤类型分别为水稻土、黑黄土、灰黄土和壤质潮土四种。通过 ETM+ 光谱响应函数, 实地观测的裸露土壤反射光谱中计算 ETM+ NIR 和 SWIR 波段反射率, 形成 NIR-SWIR 散点图。如图 4 所示, 具有不同水分含量的反射光谱反映了 NIR-SWIR 基线及土壤水分的分布规律, 进一步论证了 NIR-SWIR 基线的存在。除了水分之外, 土壤线的光谱特征依赖于土壤类型、颜色和施肥状况等。在 Red, NIR 光谱区域, 湿润、亮色土壤反射率可能比干燥的暗色土壤高一些, 结果基于 NIR-Red 散点图的土壤基线受到其他因素的干扰多, 不同土壤类型条件下, 土壤线不会按土壤的干旱程度形成一条直线 [27]。然而, 作为水分最敏感的波段, SWIR 可能比 NIR 更好的反映土壤线及其水分分布特征, 但此结论需要大量的实地观测数据的证明。

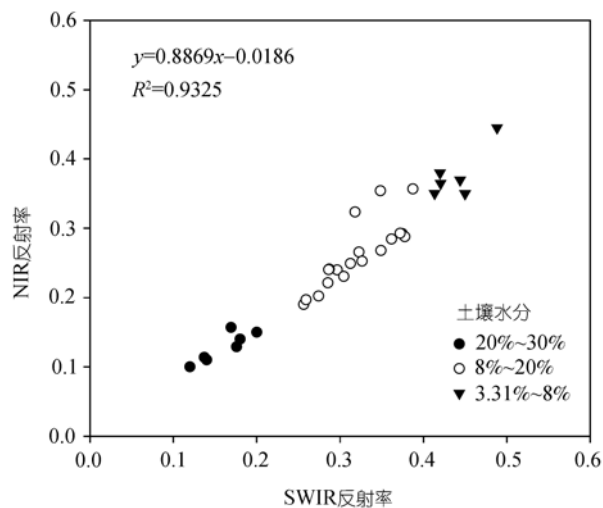


图4 NIR-SWIR 基线的验证

由于没有对应梯形 4 个定点 A, B, C, D 的实地观测数据, 我们利用叶片辐射传输模型 PROSPECT 和冠层辐射传输模型 SailH 验证 NIR-SWIR 空间。叶片结构参数 N 和干物质含量主要同作物类型和物候期有关 [4], 某种典型值可以代表特定作物 [28]。对处在某个物候期的某种作物来说, N 和干物质含量可以设定为固定值, NIR, SWIR 波段反射率不受叶绿素的影响, 因此, 根据实地观测的小麦数据, 在叶片尺度上这三个参数分别设定为 $N=1.5$, $DM=0.004 \text{ g/cm}^2$, $C_{a+b}=50 \mu\text{g/cm}^2$ 。然后, 利用 SailH 模拟了 TM/ETM+ NIR, SWIR 反射率。卫星观测角度设定为垂直观测, 土壤水分分别为 3.31%, 5%, 12%, 17.8% 和 30% (从凋萎系

数到田间持水量), $LAI=0\sim6$, FMC 分别取值为 50%, 350% 和 650% ($EWT=0.002, 0.014, 0.026 \text{ g/cm}^2$). 结果表明, NIR-SWIR 表现为较典型的梯形空间(图 5), 土壤水分和 FMC 的分布符合前一节所述的规律. 需要指出, 由于模拟参数的取值和变化和现实有一定的区别, 再说遥感图像还包含了不同的作物和地物, 模拟梯形和试验区遥感图像反映的梯形形状上有一定的区别.

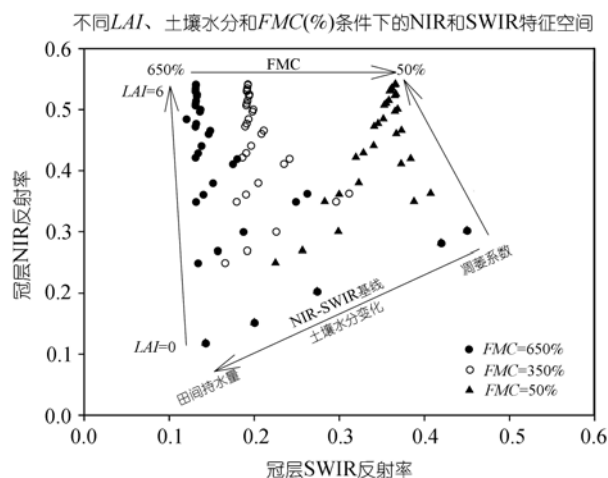


图 5 NIR-SWIR 梯形空间的验证

叶片和冠层反射率是用 PROSPECT 和 SailH 模型模拟的, 其中土壤水分变化范围为 3.31%, 5%, 12%, 17.8%, 30%, $LAI=0\sim6$, $FMC=50\%$, 350%, 650% ($DM=0.004 \text{ g/cm}^2$; $EWT=0.002, 0.014, 0.026 \text{ cm}$)

2.4 SPSI 和植被冠层 FMC 之间的关系

遥感图像先经过 6S 大气纠正, 得到的图像反射率可以看作是冠层反射率. 然而, 在冠层(像元)尺度上, 植被的增加意味着像元 DM 和 EWT 的同步或准同步增加, 使 FMC 不变, 故叶片平均 FMC 可以代表冠层 FMC . Ri\~{a}no 等^[1]报道 SailH 反演干物质不是很成功, 本文利用 Lillesaeter 冠层辐射传输模型^[29]把叶片反射率转换成冠层反射率, 通过 ETM+ 数据 NIR、SWIR (第 5 波段) 光谱波段相对应的冠层模拟反射率, 计算 SPSI, 建立 FMC 和 SPSI 的关系.

$$\rho_{\text{canopy}}(\lambda) = \frac{\rho(\lambda)}{1 - \tau^2(\lambda)}, \quad (4)$$

其中, $\rho_{\text{canopy}}(\lambda)$ 为冠层反射率, $\rho(\lambda)$ 为 PROSPECT 模拟的叶片半球反射率, $\tau(\lambda)$ 为叶片的半球透过率. 模拟的冠层反射率能够和遥感数据比较, 必须经过光谱响应转换, 即公式 (4) 得到冠层反射率, 根据

ETM+ 数据 NIR 和 SWIR 波段的光谱响应函数转化为 ETM+ 像元尺度的反射率数据.

$$\rho_{\text{image}}(\lambda) = \frac{\int_{\lambda_{\min}}^{\lambda_{\max}} \rho_{\text{canopy}}(\lambda) f(\lambda) d\lambda}{\int_{\lambda_{\min}}^{\lambda_{\max}} f(\lambda) d\lambda}, \quad (5)$$

其中, $\rho_{\text{image}}(\lambda)$ 为对应 ETM+ 波段的冠层反射率, $f(\lambda)$ 为光谱响应函数.

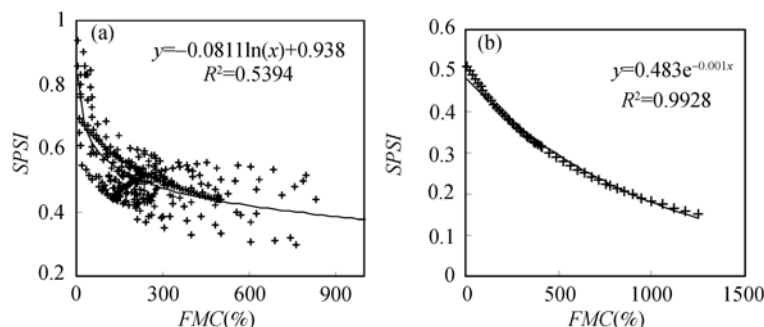
随机产生的 350 组数据的结果表明, SPSI 和 FMC 之间存在较高的相关性, $R^2=0.54$. 引起不确定性的主要因素可能是设计的输入参数的极端值, 即模拟冠层反射率时, 很多输入参数同时取值为其变化范围的最大和最小值如水分、干物质含量、叶绿素和结构参数都为极大值或极小值, 但现实世界中都满足此类条件的植被是不存在的. 图 6 所示, 随着 FMC 的增加 SPSI 迅速下降, FMC 越大 SPSI 和 FMC 曲线的分散度越高(图 6(a)), 说明 FMC 较低时, 光谱指数对反演冠层水分含量越有效. 这对作物干旱和绝产遥感监测具有重要的意义, 因为作物发生水分胁迫时, 其冠层水分含量相对较低, 易于识别并提高监测精度. 由于同种作物 N 和 DM 可以假设为固定值, 只允许 EWT 变, 发现 SPSI 和 FMC 的相关性有显著的提高(图 6(b)), $R^2=0.99$. 可见, DM 变化小或者不变的情况下, 反演 FMC 的成功率大大提高. 此结论尤其对反演同种作物 FMC 非常重要.

3 检验结果及讨论

为了验证 SPSI, 分别用 2001 和 2004 年 4 月 17 日和 5 月 19 日的 TM/ETM+ 图像, 由 SPSI 计算得到的 FMC 同卫星同步的野外观测数据进行比较.

通过仔细观察 QRSLSP 数据, 发现和卫星数据同步的叶片含水量数据只有 2001 年 5 月 19 日 13 个观测点 FMC , 但没有和 2001 年 4 月 17 日 ETM+ 数据同步的植被水分数据, 时相较接近的有 4 月 19、20 日的 24 个观测点叶片含水量数据, 可形成准同步数据组.

分别用经过大气纠正的 ETM+ 4、5 段反射率建立 NIR-SWIR 光谱特征空间, 提取 CD 线方程, 并确定 (3) 式中的有关参数. SPSI 的计算相对简单, 直接输入像元 NIR、IR 反射率就行. PROSPECT-Lillesaeter

图6 $SPSI$ 和 FMC 之间的关系

(a) 所有叶片输入参数随机产生, 同时变化; (b) 针对同类作物, 只允许 EWT 变化

模拟结果和 $SPSI$ 的关系, 建立了 FMC 反演模型如 $FMC = 16.642 \times SPSI^{-3.495}$, $FMC = -1005 \ln(SPSI) - 727.43$. 其中, 前者是利用随机模拟数据得到的, 可用于不同植被类型的 FMC 反演; 后者是用小麦叶片输入参数得到的, 有针对性. 实地观测的冠层反射率和模拟出的反射率的比较结果表明, 在短波红外波段范围内, PROSPECT 模拟反射率比实际反射率高^[30], 直接用上述模型反演 FMC , 模型将高估计植被水分含量. 因此, 通过最小二乘法原理, 利用实地观测得到的 FMC , 对根据 PROSPECT-Lillesaeter 模拟数据和 $SPSI$ 关系得到的函数的参数进行调整, 使标准差达到最低时, 确定最后的水分反演模型. 然后, 反演出每个观测点对应的 FMC , 和实地观测数据进行比较. 利用 R^2 和平均平方根误差 ($RMSE$), 对遥感观测数据进行了精度分析. 结果表明 (图 7), 模型估计值和实地观测数据具有较高的相关性. $SPSI$ 和 FMC 最好的相关性出现在 2001 年 5 月 19 日, R^2 和 $RMSE$ 分别为 0.79, 26.41%. 由于 2001 年 4 月 17 日的遥感图像和实地观测叶片含水量数据不是同一个时相的, 较之其他三个时相的反演结果, $SPSI$ 呈现出最差的相关性, $RMSE$ 为最大 85.36%.

根据以上 4 个时期的检验结果, 本文认为 $SPSI$ 对 FMC 有一定的预测能力, 若利用高光谱遥感数据如 AVIRIS (Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer) 反演精度可能更高. 检验结果表明, 基于 NIR-SWIR 特征空间的 $SPSI$ 和 FMC 之间的关系值得进一步探讨, 利用更多的实地观测数据论证并完善文中提出的 FMC 反演模型. 需要指出, 用 NIR-SWIR 散点图构建特征空间, 在一定程度上, 与影像覆盖的地表类型本身的含水量变化及其分布关系很大, 如果研究区没有足够的变化, 或者这种变化

没有足够的代表性, 就很难够构造成文中所述的梯形空间. 但 $SPSI$ 作为从 NIR-SWIR 基线经过坐标原点的法线到特征空间任何一个位置的距离, 不受光谱特征空间形状的影响. 换言之, 计算 $SPSI$ 不需要像基于 LST-NDVI 特征空间的干旱监测方法那样计算所谓的“干”、“湿”边, 对呈三角形或梯形的 NIR-SWIR 空间都有效.

但本文存在以下问题待进一步研究:

(i) 大气中水汽(气态)的吸收和叶片水(液态)的吸收波谱有差异, 吸收带不在一起. 如果用高光谱数据如 AVIRIS, 两者是可以区别的, 大气水汽的改正不会影响到作物中水的信息. 若是多光谱遥感数据, 看其波段的位置. 对于 TM/ETM 数据(理想清澈的大气条件), 可以消除水汽对 NIR 波段的影响, 但在 SWIR 区域不能完全区分大气水汽的吸收和叶片液态水的吸收作用, 这也是误差来源之一. 研究表明^[18,19] 植被冠层水分监测最理想波段应该是水分吸收系数较小, 具有较强的辐射能, 能够渗透到冠层一定深度的波段. 越长的波段水分吸收率越高, 辐射能越弱, 受大气的影响越大. 所以 TM/ETM+第 5 波段反演植被水分比第 7 波段好. 若水分测定波段选用波长较短、接近于 NIR 波谱范围的 SWIR 波段(1200 nm 左右)或者 NIR 光谱域的较长波段(970 nm), 其水汽吸收作用小, 还能减少土壤的干扰, $SPSI$ 能提供更好的反演结果.

(ii) 正如图 3 和 5 所示, 梯形“湿”边(AC 边, 即等 FMC 线)上 $SPSI$ 随植被覆盖度的变化较大, 尤其对水分含量较低的植被冠层, 这种响应比较明显(图 5). 由于 FMC 反演要考虑植被覆盖的区域, 植被水分遥感制图可以参考 $NDVI$ 阈值法^[22](即 $NDVI$ 大于 0.3 为植被区), 消除非植被区和稀疏植被区, 可以减少

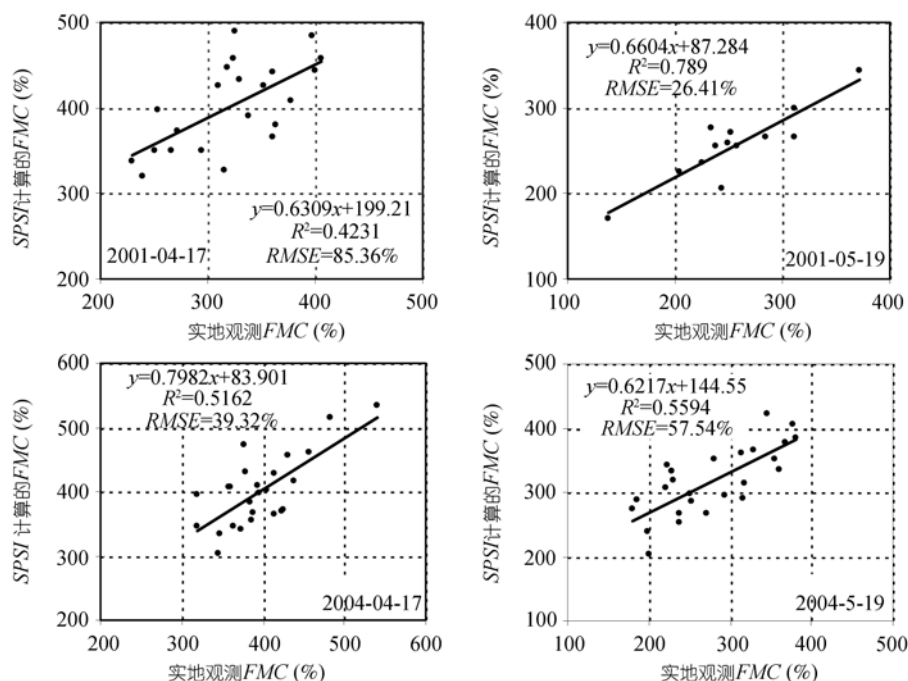


图 7 模型估计植被含水量和实地观测数据的比较

SPSI 在湿边上的变化差异。尽管如此, *SPSI* 不能完全排除土壤背景的干扰, 植被覆盖越高模型的反演结果越可靠, 确切地说 *SPSI* 适用于全覆盖植被冠层水分失水率的遥感监测。

4 结论

除了热红外波段(8000~14000 nm)以外, 对地表液态水异常敏感的波段有近红外(NIR: 700~1100 nm)和短波红外(SWIR: 1100~2500 nm)波长。NIR 和 SWIR 波段的反差构成的指数不仅可以突出植被水分含量的信息, 还可以对地表水分含量进行定量的评价。

本文从光谱域对植被水分的敏感性研究出发, 现对国内外植被水分研究现状进行了分析, 利用叶片辐射传输模型 PROSPECT, 冠层辐射传输模型 Lillesaeter 和 SailH, 和地气辐射传输模型 6S, 结合 ETM+数据, 提出了基于 NIR-SWIR 光谱特征空间的植被水分监测新方法-短波红外垂直失水指数(*SPSI*)。基于辐射传输模型和实地观测数据的检验结果表明, 提出的模型对植被水分监测有效, 对 *FMC* 监测精度分别达到了 $R^2=0.79$, $RMSE=26.41\%$ 。

水分胁迫是作物干旱最关键的指标, 也是可以预警旱灾的主要指标。本文认为既然 *SPSI* 不能预警水分胁迫, 而只能到叶子严重缺水而失去水分后有所指示,

但在作物特大缺水、失水灾情和绝产灾情的遥感监测有一定的应用价值。

需要指出: 作为从 NIR-SWIR 基线经过坐标原点的法线到特征空间任何一个位置的距离, *SPSI* 不受光谱特征空间形状的影响, 任何一种传感器的 NIR 波段和接近于 1200 nm 的 SWIR 波段都可以用于计算 *SPSI*; 基于 NIR-SWIR 特征空间的 *SPSI* 和 *FMC* 之间的关系值得进一步探讨, 利用更多的实地观测数据论证并完善文中提出的 *FMC* 反演模型; *SPSI* 适用于全覆盖植被冠层的叶片含水量(*FMC*)的遥感监测, 在低植被覆盖区, 消除土壤的影响, 减少 *SPSI* 在 NIR-SWIR 特征空间湿边上的变化差异是本文下一步的工作。

致谢 实地观测数据是由国家 973 项目研究组和国家农业信息化工程技术研究中心(NERCITA)提供的。

参 考 文 献

- 1 Rião D, Vaughan P, Chuvieco E, et al. Estimation of fuel moisture content by inversion of radiative transfer models to simulate equivalent water thickness and dry matter content: analysis at leaf and canopy level. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2005, 43 (4): 819—826[DOI]
- 2 Eidenshink J C, Burgan R E, Haas R H. Monitoring fire fuels condition by using time series composites of Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR) Data. In: *Proceedings of Resource Technology*. Washington DC: ASPRS, 1990. 68—82
- 3 Alonso M, Camarasa A, Chuvieco E, et al. Estimating temporal dy-

- namism of fuel moisture content of mediterranean species from NOAA-AVHRR data. *EARSeL Adv Remote Sens*, 1996, 4 (4): 9—24
- 4 Burgan R E. Use of remotely sensed data for fire danger estimation. *EARSeL Adv Remote Sens*, 1996, 4 (4): 1—8
 - 5 Paltridge G W, Barber J. Monitoring grassland dryness and fire potential in Australia with NOAA/AVHRR data. *Remote Sens Environ*, 1998, 25: 381—394[DOI]
 - 6 Illera P, Fernandez A, Delgado J A. Temporal evolution of the NDVI as an indicator of forest fire danger. *Int J Remote Sens*, 1996, 17 (6): 1093—1105[DOI]
 - 7 Tucker C J. Remote sensing of leaf water content in the near-infrared. *Remote Sens Environ*, 1980, 10: 23—32[DOI]
 - 8 Jackson R D, Slater P N, Pinter P J Jr. Discrimination of growth and water stress in wheat by various vegetation indices through clear and turbid atmospheres. *Remote Sens Environ*, 1983, 13: 187—208[DOI]
 - 9 Gao B. NDWI-a normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sens Environ*, 1996, 58: 257—266[DOI]
 - 10 Ceccato P, Flasse S, Tarantola S, et al. Detecting vegetation leaf water content using reflectance in the optical domain. *Remote Sens Environ*, 2001, 77: 22—33[DOI]
 - 11 Fourty T, Baret F. Vegetation water and dry matter contents estimation from top-of the atmosphere reflectance data: a simulation study. *Remote Sens Environ*, 1997, 61: 34—45[DOI]
 - 12 Ustin S L, Roberts D A, Pinzon J, et al. Estimation canopy water content of chaparral shrubs using optical methods. *Remote Sens Environ*, 1997, 65: 280—291[DOI]
 - 13 Zarco-Tejada P J, Rueda C A, Ustin S L. Water content estimation in vegetation with MODIS reflectance data and model inversion methods. *Remote Sens Environ*, 2003, 85: 109—124[DOI]
 - 14 Ceccato P, Gobron N, Flasse S, et al. Designing a spectral index to estimate vegetation water content from remote sensing data: Part 1. Theoretical approach. *Remote Sens Environ*, 2002, 82: 188—197[DOI]
 - 15 Ceccato P, Flasse S, Gregoire J M. Designing a spectral index to estimate vegetation water content from remote sensing data: part 2. validation and applications. *Remote Sens Environ*, 2002, 82: 198—207[DOI]
 - 16 Bowyer P, Danson F M. Sensitivity of spectral reflectance to variation in live fuel moisture content at leaf and canopy level. *Remote Sens Environ*, 2004, 92 (3): 297—308[DOI]
 - 17 Danson F M, Bowyer P. Estimation of fuel moisture content from remotely sensed reflectance. *Remote Sens Environ*, 2004, 92: 309—321[DOI]
 - 18 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. *Remote Sens Environ*, 2002, 84: 526—537
 - 19 Roberts D A, Green R O, Adams J B. Temporal and spatial patterns in vegetation and atmospheric properties from AVIRIS. *Remote Sens Environ*, 1997, 62: 223—240[DOI]
 - 20 Hardisky M A, Klemas V, Smart R M. The influence of soft salinity, growth form, and leaf moisture on the spectral radiance of *Spartina alterniflora* canopies. *Photogr Eng Remote Sens*, 1983, 49: 77—83
 - 21 Hunt Jr E R, Rock B N, Nobel P S. Measurement of leaf relative water content by infrared reflectance. *Remote Sens Environ*, 1987, 22: 429—435[DOI]
 - 22 Penuelas J, Filella I, Biel C, et al. The reflectance at the 950—970 nm region as an indicator of plant water status. *Int J Remote Sens*, 1993, 14: 1887—1905[DOI]
 - 23 Maki M, Ishiahra M, Tamura M. Estimation of leaf water status to monitor the risk of forest fires by using remotely sensed data. *Remote Sens Environ*, 2004, 90: 441—450[DOI]
 - 24 Jacquemoud S, Baret F. PROSPECT: a model of leaf optical properties spectra. *Remote Sens Environ*, 1990, 34: 75—91[DOI]
 - 25 Elvidge C D, Lyon R J P. Estimation of the vegetation contribution to the 1.65/2.22 μ m ratio in airborne thematic-mapper imagery of the Virginia Range, Nevada. *Int J Remote Sens*, 1985, 6: 75—88[DOI]
 - 26 Chuvieco E, Ri  no D, Aguado I, et al. Estimation of fuel moisture content from multitemporal analysis of Landsat Thematic Mapper reflectance data: applications in fire danger assessment. *Int J Remote Sens*, 2002, 23 (11): 2145—2162[DOI]
 - 27 Ghulam A, Qin Q, Zhan Z. Designing of the perpendicular drought index. *Environ Geol*, 2007, 52(6): 1045—1052[DOI]
 - 28 Shipley B, Vu T T. Dry matter content as a measure of dry matter content concentration in plants and their parts. *New Phytol*, 2002, 153: 359—364[DOI]
 - 29 Lillesaeter O. Spectral reflectance of partly transmitting leaves—Laboratory measurements and mathematical modeling. *Remote Sens Environ*, 1982, 12: 247—254[DOI]
 - 30 Nilson T, Kuusk A. Simulation of reflectances spectra in boreal coniferous forest. In: Sobrino J A, ed. *Proceedings of the First International Symposium on Recent Advances in Quantitative Remote Sensing*. Torrenta (Valencia), Spain: Universitat de Val  ncia, 2002. 31—38