

多模型耦合下的植被冠层可燃物含水率遥感反演

全兴文¹, 何彬彬^{1,2}, 刘向茁¹, 廖展芒¹, 邱实¹, 殷长明¹

1. 电子科技大学 资源与环境学院, 成都 611731;

2. 电子科技大学 信息地理研究中心, 成都 611731

摘要: 植被冠层可燃物含水率FMC(Fuel Moisture Content)是评估野火风险及估算火灾蔓延速率的重要指标。以中国西部6个典型研究区为例, 基于辐射传输模型, 利用Landsat 5 TM及Landsat 8 OLI遥感数据, 开展草原、森林冠层FMC定量反演研究。为克服基于物理模型的病态反演问题、FMC自身的弱敏感性问题及西南森林多具复杂的双层冠层结构问题, 研究中考虑了模型参数之间的相关特征, 使用多波段遥感数据及耦合辐射传输模型等方法。反演结果显示, 总体植被冠层FMC反演精度 R^2 为0.64, RMSE为44.86%, 其中草地冠层FMC的反演精度($R^2=0.64$, RMSE=47.57%)略低于森林冠层FMC的反演精度($R^2=0.71$, RMSE=30.82%)。为进一步论证该反演结果对野火风险评估的有效性, 研究中选取并分析了2011年3月2日于云南大理白族自治州剑川县金华镇金和村森林火灾爆发前、爆发时及灾后该区域植被冠层FMC的变化特征。结果显示, 火灾爆发时该地区植被冠层FMC明显低于火灾发生前后(约一月时间)植被冠层FMC, 证明了本文FMC反演结果对野火风险评估的有效性。

关键词: 植被冠层可燃物含水率, 辐射传输模型, 弱敏感性, 双层冠层结构森林, 中国西部, 野火

引用格式: 全兴文, 何彬彬, 刘向茁, 廖展芒, 邱实, 殷长明. 2019. 多模型耦合下的植被冠层可燃物含水率遥感反演. 遥感学报, 23(1): 62–77

Quan X W, He B B, Liu X Z, Liao Z M, Qiu S and Yin C M. 2019. Retrieval of fuel moisture content by using radiative transfer models from optical remote sensing data. *Journal of Remote Sensing*, 23(1): 62–77 [DOI:10.11834/jrs.20197422]

1 引言

野火(wildfire)破坏生态环境, 释放温室气体, 污染大气, 造成人员伤亡。美国、加拿大、澳大利亚、中国及地中海沿岸国家已将野火风险评估与预警作为森林及草原管理的一项重要措施(狄丽颖和孙仁义, 2007; 舒立福等, 1998)。针对野火风险评估, Pyne等人(1996)提出了著名的火灾三角模型, 指出气候、地形和可燃物(Fuel)是评估野火风险的3个重要指标。气候和地形信息获取相对容易, 如何获得准确的植被冠层可燃物信息成为评估野火风险的关键。植被冠层可燃物信息包括植被冠层可燃物含水率FMC(Fuel Moisture Content)、可燃物载荷(Fuel load)、可燃物类别(Fuel type)等。

其中FMC定义为冠层含水量与其干重的比率, 是评估野火风险及火灾蔓延速率的关键指标因子(Chuvieco等, 2004a, 2004b, 2009a, 2009b, 2002; Danson和Bowyer, 2004; 胡海清等, 2016; Yebra和Chuvieco, 2009a, 2009b; Yebra等, 2008, 2013; 于宏洲等, 2013)。传统测量植被冠层FMC的方法为: 实地采样称重, 烘干再称重, 计算植被冠层含水量与其干重的比率。该方法的精度虽高, 但工作量巨大, 效率低下(Jurdao等, 2013), 更无法做到大范围且时空连续的FMC专题制图, 不利于野火大范围的早期预警。相比之下, 遥感卫星能提供大范围、多波段、近实时的影像数据, 且植被冠层含水量在近红外及短波红外波段具有一定的灵敏性, 使得基于遥感

收稿日期: 2017-11-26; 预印本: 2018-07-22

基金项目: 国家自然科学基金(编号: 41471293, 41671361)

第一作者简介: 全兴文, 1986年生, 男, 博士研究生, 研究方向为光学遥感建模及反演、数据同化与数据挖掘。E-mail: xingwen.quan@uestc.edu.cn

通信作者简介: 何彬彬, 1972年生, 男, 教授, 研究方向为定量遥感、时空大数据挖掘。E-mail: binbinhe@uestc.edu.cn

影像的植被冠层FMC估算成为可能(Casas等, 2014; Jurdao等, 2013; Quan等, 2016, 2015b, 2017a; Yebra等, 2013), 开拓了一条新的估算植被冠层FMC的道路。

目前, 基于遥感卫星影像数据估算FMC的方法有两类, 即传统的经验统计方法与基于物理模型的反演方法。传统方法为利用经验统计模型对植被冠层FMC进行估算(Caccamo等, 2012; Casas等, 2014)。由于经验模型常受到研究区植被、背景土壤及传感器类型等因素的限制, 难以普适化, 因此该方法仅被用于特定区域FMC估算。Riaño等人(2005)指出FMC可以通过叶片光学模型PROSPECT模型(Jacquemoud和Baret, 1990)的两个参数, 叶片等水分厚度EWT(Leaf Equivalent Water Thickness)及干物质重量DMC(Dry Matter Content)的比率近似计算得出, 即

$$FMC = \frac{EWT}{DMC} \times 100\% \quad (1)$$

PROSPECT模型通常与描述水平连续均匀分布类型植被(如草地, 农作物等)二向反射率的SAIL模型或模拟几何特征明显且不连续植被(如森林)冠层二向反射率的GeoSAIL模型耦合使用。因此, 借由这些冠层反射率模型, 结合遥感卫星影像, 理论上可反演获得植被冠层FMC。同时, 植被冠层反射率模型描述了植被及土壤各生化参数与植被冠层反射率之间明确的物理关系, 因此较传统经验拟合估算FMC的方法更具有普适性(Fang等, 2003; He等, 2013; Houborg等, 2009; Houborg和Boegh, 2008; Qin等, 2008; Qu等, 2008; Verhoef等, 2007)。近几年, 以Marta Yebra为代表的野火风险研究人员尝试利用该思路反演植被冠层FMC, 并取得了一系列成果(Jurdao等, 2013; Quan等, 2017a, 2016; Yebra和Chuvieco 2009a, 2009b; Yebra等, 2008, 2013)。但该方法也存在明显的缺点, 具体表现如下:

(1)基于物理模型的植被关键参数反演本质上是病态的(李小文, 2005; 李小文等, 1998)。这是由于一般情况下模型未知参数的个数多于观测光谱反射率的个数, 且不同的参数组合常出现相似的光谱反射率(Combal等, 2003; Weiss等, 2000)。众多研究表明, 先验知识的引入是缓解病态问题的有效手段(Combal等, 2002, 2003;

Houborg等, 2009, 2007; Houborg和Boegh 2008; Huang等, 2015a, 2015b; Lavergne等, 2007; 李小文等, 1998)。但在以往的研究中, 一般是通过限定自由参数范围的方式引入先验知识(Darvishzadeh等, 2008; Houborg等, 2009, 2007; 蔡博峰和绍霞, 2007; 李宗南等, 2012; 杨飞等, 2010)。这在一定程度上能规则化反演结果, 但即便自由参数在限定的范围内变动, 也无法避免地会出现错误组合的情况, 影响反演结果可靠性与稳定性。事实上, 自然界中陆表(植被、水体、土壤等)关键参数之间并非独立, 而是相互依存的。研究人员通过考虑模型自由参数之间的相关关系, 降低了自由参数错误组合出现的概率, 使得基于物理模型的FMC反演精度得以显著提高(Jurdao等, 2013; Quan等, 2017a; Yebra和Chuvieco, 2009a, 2009b; Yebra等, 2008)。但是, 由于区域气候环境及自然地理的差异, 模型自由参数之间的相关特征在时空上亦有不同, 如何不依赖地面实测信息而定量化参数之间的相关性则有待深入研究。

(2)基于辐射传输模型的植被冠层FMC反演需同时得到EWT和DMC两个参数。目前针对EWT的遥感定量反演研究已取得了一定成果(He等, 2017; Li等, 2012; Quan等, 2015a; Yilmaz等, 2008)。但DMC的反演具较大的不确定性, 其原因在于DMC和EWT在近红外及短波红外波段都具有一定的敏感性, 而通常情况下, 绿色叶片EWT含量高于DMC含量, 且EWT对光谱的吸收性强于DMC, 使得DMC的光谱信息几乎被EWT掩盖, 致使DMC表现出弱敏感性的特性。因此, DMC的成功反演是植被冠层FMC被成功估算的关键。近年来, 一些学者尝试增强DMC的敏感性来提高DMC反演精度(Li和Wang, 2011; Romero等, 2012; Wang等, 2011)。但是, 上述研究存在两个缺陷: 一是基于叶片尺度的DMC反演能否被延伸到冠层尺度有待进一步考证。二是上述研究依赖于实测高光谱数据, 但目前在轨运行的民用光学卫星大多仅能提供多光谱卫星数据, 而高光谱遥感卫星数据有限且成本高昂, 难以大范围多时相地使用。

(3)在基于物理模型的森林冠层FMC估算中,

植被冠层光谱反射率的正确模拟是冠层FMC正确反演的前提。目前,用于植被参数反演的代表性物理模型有针对草地、农作物等均质植被的PROSAIL模型、用于森林等几何结构明显的PROGeoSAIL模型以及更为复杂的3维模型,如DART(Gastellu-Etchegorry 等, 2004)、FLIGHT(North, 1996)等。3维模型由于需要较多的输入参数,其参数化过程具有较大的困难,且Kötzt等人(2004)发现利用FLIGHT与PROGeoSAIL模型反演获得的森林冠层FMC结果相近,因此一般使用较为简便的PROGeoSAIL估算森林冠层FMC(Yebra 等, 2013)。但是,自然界多数情况下(森林)植被类型及结构具复杂性,如中国西南地区森林常具混合分层结构(如上层为森林、下层为草地的双层结构,或上层森林、中层灌木、下层草地的3层结构)。虽然GeoSAIL模型能够模拟多层结构的森林植被,但仅限于几何结构明显的森林植被,无法用于下层均质植被的二向反射率模拟(Huemmerich, 2001)。Kuusk(2001)构建了针对双层草地冠层二向反射率模拟的ACRM模型,但也只能用于草地双层冠层FMC的反演。因此,针对具混合分层结构的森林,单独使用某一类辐射传输模型的植被冠层FMC反演结果一般较差(Jurdao 等, 2013; Quan 等, 2017a)。

针对上述问题,本文基于植被辐射传输模型,围绕如何提高植被冠层FMC反演效果展开研究:针对基于物理模型的病态反演问题,通过考虑模型参数之间固有的且具有普适性的相关关系,降低错误自由参数随机组合出现的概率,缓解病态问题并提高植被冠层FMC反演的可靠性。自然界通常情况下,当FMC发生变化时,其他参数(如叶面积指数、叶绿素等)也会相应地变化,从而引起多波段光谱反射率发生变化。因此,通过使用多波段数据而非少数个别仅对FMC敏感的波段或植被指数可为FMC反演提供更多的信息,提高FMC的反演效果。针对复杂混合分层结构植被,通过多模型耦合,可近似描述该类型植被冠层参数与冠层反射率之间的物理关系,提高复杂森林冠层FMC反演的普适性。这些关键问题的解决,将提高基于物理模型的植被冠层FMC反演的可靠性和普适性,为未来全球植被冠层FMC产品化提供基础理论支持,服务于全球野火风险评估与预警等相关研究。

2 研究区及数据采集

2.1 研究区简介

本文涉及的研究区域有6个,分布于中国西部,按照采样时间先后排序分别为青海乌图美仁草原、四川若尔盖草原、青海湖流域草原、四川泸山森林、云南温泉镇森林及四川龙泉驿森林。各个研究区情况简要叙述如下:

(1)乌图美仁草原位于中国青海省的西北部($36^{\circ}06' - 37^{\circ}30'N$, $92^{\circ}18' - 93^{\circ}24'E$),覆盖面积约为 1174 km^2 ,平均海拔高度达到 2.9 km 。该区域气候干冷属于典型的大陆高原气候区,年降雨量约为 $25 - 250 \text{ mm}$ 。

(2)青海湖流域草原位于中国青海省的东北部($36^{\circ}15' - 38^{\circ}20'N$, $97^{\circ}50' - 101^{\circ}22'E$),覆盖面积约为 29600 km^2 。流域内高程起伏约为 $3 - 5 \text{ km}$,平均年温度约为 $-1.10^{\circ}\text{C} - 0.80^{\circ}\text{C}$,年平均降雨在 $324.50 - 412.80 \text{ mm}$ 之间。

(3)若尔盖草原位于中国四川省的北部($32^{\circ}56' - 34^{\circ}19'N$, $102^{\circ}08' - 103^{\circ}39'E$),覆盖面积约为 10436 km^2 ,平均海拔高度为 3.5 km 。若尔盖草原属于高寒草原且拥有典型的高原季风气候,年平均温度将近 1°C ,年降水量约为 650 mm 。

(4)四川西昌泸山森林位于四川省的西南部($27^{\circ}48' - 27^{\circ}52'N$, $102^{\circ}11' - 102^{\circ}17'E$),覆盖面积约为 46 km^2 ,平均海拔高度达 2.3 km 。该区域位于亚热带季风气候区,年平均降雨量在 $800 - 1000 \text{ mm}$ 左右,年平均温度为 17.2°C ,冬春季节降雨较少,较为干燥,温度回升较快,易发生森林火灾。

(5)云南温泉镇位于昆明市的西部($24^{\circ}57' - 24^{\circ}59'N$, $102^{\circ}25' - 102^{\circ}28'E$),覆盖面积约为 19.75 km^2 ,平均海拔高度在 $1.7 - 1.9 \text{ km}$,距离滇池约 22 km ,地貌以山地及半山地为主。该区域属于亚热带低纬高原山地季风气候,季节温度差异不大,年平均气温 14.9°C ,年平均降水约为 1000.5 mm 。

(6)四川龙泉驿森林位于成都市东南部($30^{\circ}27' - 30^{\circ}35'N$, $104^{\circ}16' - 104^{\circ}27'E$),覆盖面积 292 km^2 ,平均海拔高度约为 500 m ,是成都市规划的龙泉山城市森林的一部分。该区域属于典型的中亚热带湿润气候带,年平均降水量为 $850 - 1000 \text{ mm}$,年平均气温为 16.5°C ,月最低平均气温出现在1月,月最高平均气温出现在7月,年平均相对湿度为 80% 左右。

2.2 野外数据采集

自2011年到2017年, 分别对上述研究区的草原及森林植被参数进行了系统的采样, 其中6个区域的采样时间及样点数如表1所示。采样点数共计335个, 其中草地为269样点, 森林66个样点。实验中使用Landsat地表反射率产品自带的QA(Quality Attributes)产品去除了有云层覆盖的采样点(QA≠322), 最终用于草地地区FMC反演验证的样点数262个(去除了7个采样点), 森林地区样点数62个(去除了4个采样点)。研究区植被参数的采集方式如下: 在每个实验区范围内随机选取大小为30 m×30 m的样方, 并且保证相邻采样点之间的距离不小于500 m。采用手持式GPS设备记录每个样点的经纬度。在整个野外采样过程中, 天气晴朗无雨。草原植被冠层参数的采集方式如下: LAI和叶绿素分别采用植被冠层分析仪LAI-2000/LAI-2200

(LICOR Inc., Lincoln, NE, USA)和SPAD-502plus(MINOLTA, Inc.)进行10次不同子样点非重复性测量。草地植被生物量采用破坏性采样方法, 在每个采样点随机选择3个0.5 m×0.5 m大小的子样点, 用剪刀沿地面采集地上的植被样本, 将样本装入密封塑料袋并带入室内进行烘干测重。对烘干前后植被样本称重并计算得出植被冠层的含水量和植被生物量, 二者的比率则为草原植被冠层FMC, 并将3个子样点的平均值作为本样点采样值。森林冠层信息的采集方式如下: 利用鱼眼相机系统(Hemiview & EOS60D & Sigma EX DC4.5)测量获得森林冠层LAI值。利用激光高度计(ORPHA 800A)测量单颗树木的高度及最大宽度。FMC的测量需要获得树木的叶片样本, 采集方式如下: 针对较矮的树木, 直接通过高枝剪采集叶片; 对于高大乔木叶片采集, 使用BIG SHOT DELUXE KIT便携式强力抛射器进行采集。

表1 研究区采样时间及采样样点数

Table 1 The sample date and number of plots for different study areas

研究区	采样时间	样点数	FMC均值/%
乌图美仁草原	2011-08-26 — 2011-08-29, 2014-08-11 — 2014-08-14	84	116.11
若尔盖草原	2013-08-03 — 2013-08-07	50	293.33
青海湖流域草原	2014-07-24 — 2014-08-01, 2015-07-28 — 2015-08-02	135	139.45
泸山森林	2015-04-08 — 2015-04-11	41	123.94
温泉镇森林	2016-06-09 — 2016-06-11	15	187.20
龙泉驿森林	2017-08-21 — 2017-08-21	10	201.44

2.3 遥感数据预处理

研究使用了Landsat 5 TM及Landsat 8 OLI影像数据。其中, 2011年乌图美仁草原FMC反演使用的为Landsat 5 TM数据, 2013年之后的FMC反演则全部使用的Landsat 8 OLI数据。

为了保证遥感数据与地面实测数据在时间上的一致性, 本文选取与地面采样时间间隔8天以内且几乎无云覆盖的遥感数据; 特别的, 由于覆盖青海湖流域草原需要5幅Landsat 8 OLI数据, 为保证采样点无云遮盖, 该区域采样时间与遥感图像的间隔为16天以内。实验中使用的遥感数据为美国地质调查局USGS(<https://earthexplorer.usgs.gov/> [2017-09])官方发布的地表反射率产品。针对草原植被冠层FMC反演, 为提供更多信息, 本研究使用了全波段遥感数据进行反演。相比于草地区域, 本研究中森林植被多分布于地形起伏较为强烈的区域, 其向阳面与背阴面的地表反射率差异巨大(图1)。这会极大地影响森林冠层FMC的反演

精度, 为缓解这一问题, 使用NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), NDII (Normalized Difference Infrared Index)及EVI (Enhanced Vegetation Index) 3个植被指数代替地表反射率进行森林冠层FMC的反演, 3个植被指数的计算公式详见式(7)–(9)。图1(a)显示的是西昌泸山森林Landsat 8 OLI第7SWIR2 (Shortwave Infrared Reflectance), 第5波段NIR (Near Infrared Reflectance)以及第2波段(blue2)波段合成图; 图1(b)为该区域对应Google earth影像(2015年3月2日)。同时经实地调查, 泸山向阳面与背阴面的植被浓密程度并未有太大差异, 但是与之对应的Landsat 8 OLI地表反射率则有较大的差异, 如图1(c)与图1(g)所示, Landsat 8 OLI第7波段, 第5波段以及第2波段在向阳面(0.0825, 0.2326, 0.0417)与背阴面(0.0174, 0.0889, 0.0276)差异巨大。但向阳面与背阴面的植被指数则差异较小, 尤其是向阳面(0.6380)与背阴面(0.5889)NDVI值差异最小。NDII值在两侧同样存在一定的差异, 但这在一定程度上也与实际情

况相吻合：通过对该区域实地调查发现，该区域植被在太阳照射强烈时，叶片常出现萎焉，叶片含水较低，而背阴面的植被少有该种情况，使得向阳面(0.2024)的NDII值低于背阴面(0.4134)的

NDII值。在3个植被指数中，EVI在向阳面(0.3688)与背阴面(0.1615)的差异最大，但是EVI能缓解NDVI在高植被覆盖区域的饱和问题，因此也将其用于FMC的反演中。

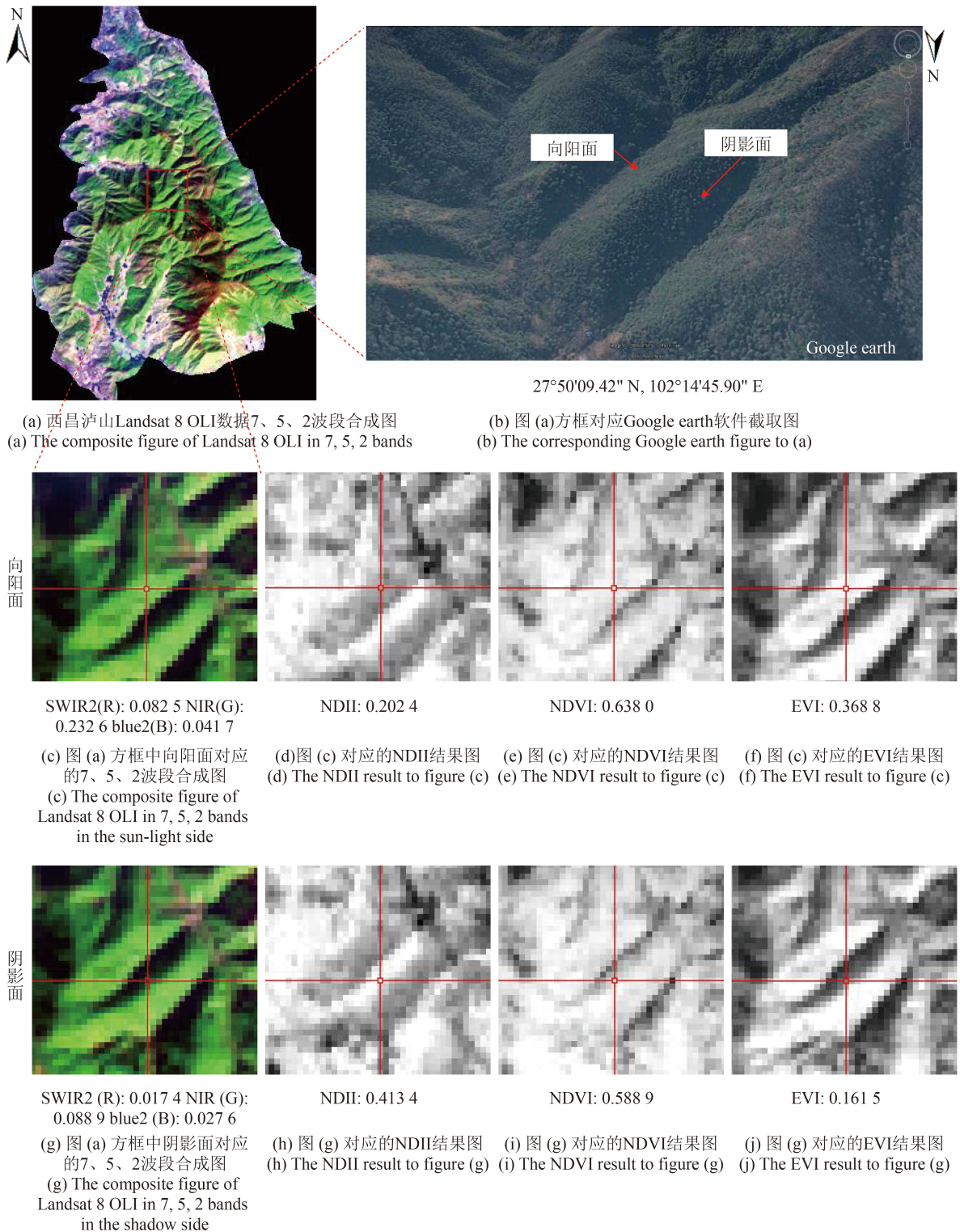


图1 以西昌泸山山区森林为例表征其单波段反射率、NDII、NDVI及EVI在向阳面与背阴面差异

Fig. 1 Case study of the Lu mountain forest area showing the difference of single reflectance bands, NDII, NDVI and EVI between the Sun-light and shadow sides

3 研究方法

3.1 PROSAIL辐射传输模型及参数化

使用PROSAIL辐射传输模型对草地冠层FMC进行反演。PROSAIL模型(<http://teledetection.ipgp.jussieu.fr/prosail/>[2017-09])是植被冠层辐射传输模型SAIL模型(Verhoef, 1984)与叶片光学模型PROSPECT模型的耦合模型(Jacquemoud和Baret, 1990)。SAIL模型常被用于1维水平连续均匀分布类型植被(如农作物、草地)冠层二向反射率前向模拟, 模拟波段范围为400—2500 nm, 光谱分辨率可达1 nm。模型的输入参数如表2所示, 包括9个输入参数: 太阳天顶角 tts_1 、观测天顶角 tto_1 、相对方位角 psi_1 、叶面积指数 LAI_1 、热点效应因子 $hspot_1$ 、土壤干($psoil_1=1$)湿($psoil_1=0$)因子 $psoil_1$ 、叶倾角分布、叶片反射率及透射率。PROSAIL模型耦合了6种叶倾角分布: 均匀型、球面型、平面型、竖直型、倾斜型及极端型, 并使用叶倾角分布函数LIDF(Leaf Inclination Distribution Function)(Verhoef, 1998)进行表征。叶片反射率及透射率由PROSPECT模型模拟得出。PROSPECT模型包含6个输入参数, 叶片结构参数 N_1 、叶绿素a+b含量 C_{ab1} 、叶片等水分厚度EWT(EWT_1)及干物质重量DMC(DMC_1)、棕色素组分 C_{bp1} 及类胡萝卜素含量 C_{ar1} 。

表 2 PROSAIL模型参数
Table 2 Parameterization of the PROSAIL model

模型名称	参数中文名称	缩写符号	单位	参数值
SAIL模型	太阳天顶角	tts_1	(°)	/
	观测天顶角	tto_1	(°)	0
	相对方位角	psi_1	(°)	/
	叶面积指数	LAI_1	$m^2 \cdot m^{-2}$	0.1—7
	热点效应因子	$hspot_1$		0.01
	土壤因子	$psoil_1$		0—1.0
	叶倾角分布	$LIDFa_1$		-1
		$LIDFb_1$		0
PROSPECT模型	叶片结构参数	N_1		2
	叶绿素a+b	C_{ab1}	$\mu g \cdot cm^{-2}$	20—60
	等水分厚度	EWT_1	$g \cdot cm^{-2}$	0.0007—0.03
	干物质重量	DMC_1	$g \cdot cm^{-2}$	0.002—0.014
	棕色素组分	C_{bp1}		0
	类胡萝卜素	C_{ar1}	$\mu g \cdot cm^{-2}$	8

注: 为避免与表3中同缩写符号混淆, 该表中符号添加下标1。

对上述模型输入参数的参数化过程如下表2所示: tts_1 与 psi_1 可直接由Landsat 5及Landsat 8 OLI数据的元文件提供。实验中大部分研究区或采样点位于影像上中心或接近中心的位置, 因此作为一种简化处理, 在模型前向模拟时设定 $tto_1=0$ 。根据实地采样情况及调查, LAI_1 的取值范围设定为0.1—7, $hspot_1$ 与叶倾角分布因子设定为经验值, 叶倾角分布设定为竖直型($LIDFa_1=-1$, $LIDFb_1=0$), C_{ab1} 设定为20—60, EWT_1 取值为0.0007—0.03, DMC_1 取值为0.002—0.014。草密集区域的土壤较湿润, 稀疏区域较干燥, 因此 $psoil_1$ 设定范围为0.002—0.014。叶片结构参数 N_1 对近红外波段具有一定的灵敏性, 但作为一种简化处理, 本实验将其设定为经验值 $N_1=2$ 。 C_{ar1} 及 C_{bp1} 在可见光波段较敏感, 但采样时段植被处于生长期, 这二者参数变化不明显, 因此设定为经验值。从表2可以看出, 本文共设定了5个自由参数, 即 LAI_1 、 $psoil_1$ 、 C_{ab1} 、 EWT_1 及 DMC_1 , 其中 EWT_1 与 DMC_1 为本实验的目标参数, 其比率作为反演的草地FMC₁, 同时一般情况下草地FMC₁的取值范围为30%到350%之间。

3.2 耦合辐射传输模型及参数化

针对森林冠层FMC反演, 一般使用PROGeoSAIL模型模拟冠层光谱反射率。PROGeoSAIL模型是Huemmrich于2001年提出用于模拟不连续植被冠层反射率及吸收光合有效辐射的冠层反射率模型。该模型耦合了SAIL模型及Jasinski几何模型(Jasinski geometric model)(Jasinski和Eagleson, 1989, 1990); 前者用于描述树木内部的辐射传输过程, 后者用于计算场景中光照面与阴影面的组分, 并结合SAIL模型模拟结果计算场景反射率(Huemmrich, 2001)。PROGeoSAIL模型的输入参数如表3所示, 树冠高宽比CHW指单颗树木高度与宽度比率, 可通过使用红外测高仪测得。覆盖度ccov可使用鱼眼相机测量并使用相应的软件模块计算得出。GeoSAIL模型只将森林冠层简单地划分为两种情况: 圆柱体(Cyli)与圆锥体(Cone), 且假定场景中所有森林冠层具有相同的形状。土壤反射率为利用地物光谱仪测得。叶倾角分布类型与SAIL模型中的6种分布类似。其他参数物理含义与表2中PROSAIL模型一致。

表 3 PROSAIL + PROGeoSAIL耦合模型输入参数
Table 3 The parameterization of the coupled PROSAIL and PROGeoSAIL model

模型名称	参数中文名称	缩写符号	单位	参数值
GeoSail模型(上层森林)	太阳天顶角	tts ₂	(°)	/
	叶面积指数	LAI ₂	m ² ·m ⁻²	0.5—2.5
	叶倾角分布	LIDF		倾斜型
	高宽比	CHW		1—3
	冠层覆盖度	ccov		0.2—1.0
	树冠形状			Cone
	土壤反射率			/
PROSPECT模型(上层森林)	叶片结构参数	N ₂		2
	叶绿素a+b	C _{ab2}	μg·cm ⁻²	40
	等水分厚度	EWT ₂	g·cm ⁻²	0.004—0.02
	干物质重量	DMC ₂	g·cm ⁻²	0.001—0.014
	棕色素组分	C _{bp2}		0
	类胡萝卜素	C _{ar2}	μg·cm ⁻²	8
SAIL模型(下层草地)	太阳天顶角	tts ₃	(°)	/
	观测方位角	tto ₃	(°)	0
	相对方位角	psi ₃	(°)	/
	叶面积指数	LAI ₃	m ² ·m ⁻²	0.5
	热点效应	hspot ₃		0.01
	土壤因子	psoil ₃		0.5
	叶倾角分布	LIDFa ₃		-0.35
		LIDFb ₃		-0.15
PROSPECT模型(下层草地)	叶片结构参数	N ₃		1.5
	叶绿素a+b	C _{ab3}	μg·cm ⁻²	40
	等水分厚度	EWT ₃	g·cm ⁻²	0.015
	干物质重量	DMC ₃	g·cm ⁻²	0.007
	棕色素组分	C _{bp3}		0
	类胡萝卜素	C _{ar3}	μg·cm ⁻²	8

PROGeoSAIL模型能模拟上层为森林冠层,背景下垫面为土壤的植被冠层光谱反射率。但是,如图2所示,中国西南森林通常具备双层冠层特点,即在土壤背景面上还覆盖一层草本植被层,形成双层植被冠层结构。此时,使用单一模拟森

林冠层光谱反射率的PROGeoSAIL模型理论上并不能模拟该结构类型植被的冠层光谱反射率。需要指出的是,PROGeoSAIL模型虽能模拟多层植被结构,但仅限于多层的森林冠层。为应对这一问题,本研究通过耦合PROSAIL与PROGeoSAIL模型来近似模拟该双层植被冠层光谱反射率,通过将PROGeoSAIL模型中的土壤反射率用PROSAIL模型模拟光谱反射率进行替代从而达到耦合目的。



图2 西南地区典型的双层冠层结构森林

Fig. 2 The two-layered forest canopy in southwest China

PROSAIL与PROGeoSAIL模型的耦合虽能近似模拟双层冠层光谱反射率,但过多的模型输入参数也是制约该耦合模型应用的一大障碍。因此,根据实地调查情况,将下层PROSAIL模型的输入参数全部设定为经验固定值。对于GeoSAIL模型的参数,本章仅将LAI₂、CHW、ccov、EWT₂与DMC₂设定为自由变量,模型其他参数的参数化方式与过程与3.1节无较大差异,因此不再赘述。根据研究区实测情况, LAI₂取值限定在0.5—2.5, CHW限定在1—3, ccov限定在0.2到1, EWT₂取值限定为0.004到0.02, DMC₂取值限定为0.001到0.014, FMC₂范围限定为10%—260%。

3.3 基于生态学规则去除错误参数组合

在基于物理模型的参数反演中,一般通过限定自由参数的取值范围来规则反演结果,这能避免反演结果出现极值,一定程度上缓解了病态问题。但是,即便自由参数被限定在合理的取值范围内,反演中自由参数之间的随机组合却可能出

现不符合常理的情况。以位于柴达木盆地的乌图美仁草原植被为例(图3)，经实地考察，通常靠近水域区域，土壤含水较高时(p_{soil} 值较低)，植被生长健康茂盛(LAI 较大)，叶片含水量较高(EWT 较大)，叶绿素含量较高(C_{ab} 较大)；相反，远离水域区域，土壤干裂(p_{soil} 较高)，植被低矮干枯(LAI 较低)，叶片含水较低(EWT 较低)，叶绿素含量低(C_{ab} 较低)。假如自由参数随机组合则会出现土壤干裂(p_{soil} 较高)，植被生长健康茂密(LAI 较大)，叶片含水量低(EWT 较低)，叶绿素含量高(C_{ab} 较大)的

情况，而这显然不符合自然界实际规律。这种参数之间错误组合关系不仅会影响敏感参数(如 LAI)的反演精度，对于 FMC 等弱敏感参数反演精度的影响更为严重。换言之，植被—土壤各个生化参数之间并不是随机自由组合的，而是具有相关关系。我们将植被—土壤之间的这种相关关系称之为生态学规则(Ecological rule)。在基于物理模型的 FMC 反演中，考虑该生态学规则可去除模型自由参数随机组合出现上述错误情况，缓解病态问题，提升 FMC 的反演精度。

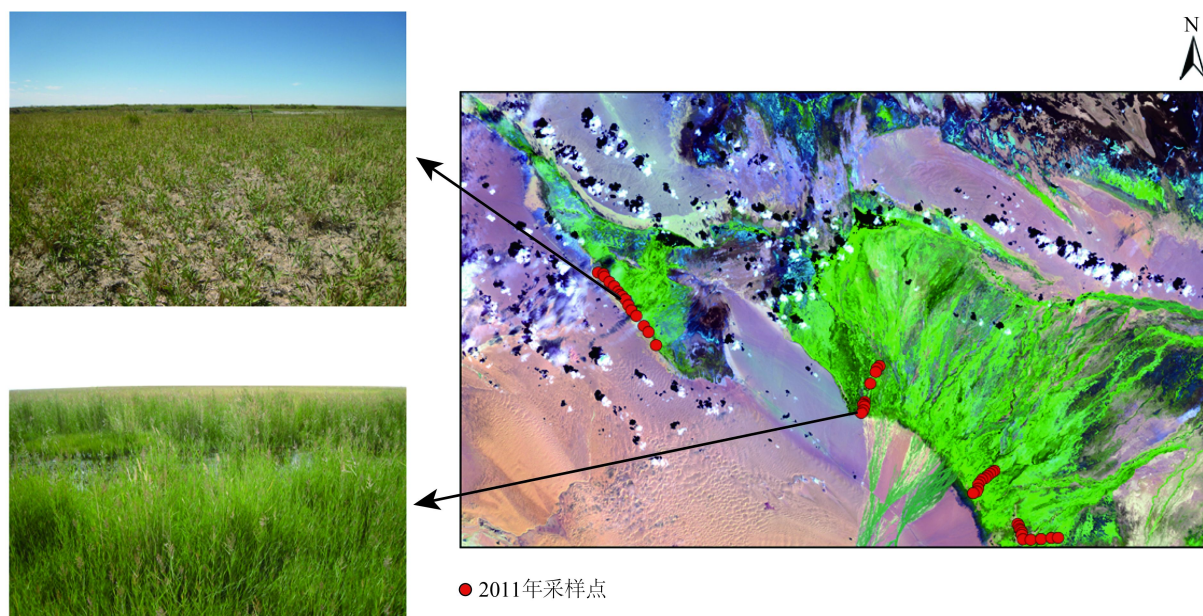


图3 乌图美仁草原植被分布与水域分布空间相关特性

Fig. 3 Map of Wutumeiren grassland showing the spatial correlation of the reed growth state near and apart from the water area

本研究使用相关系数矩阵表示自由参数之间的相关性。如PROSAIL模型自由参数之间的相关系数矩阵(所有参数不相关)可表示为

$$r(LAI, p_{soil}, C_{ab}, EWT, DMC, FMC) = \begin{pmatrix} 1 & & & & & \\ & 1 & & & & \\ & & 1 & & & \\ & & & 1 & & \\ & & & & 1 & \\ & & & & & 1 \end{pmatrix} \quad (2)$$

为便于采样，实验中定义了7种相关性强度表示自由参数关联特征，如表4所示。

由于本研究中涉及多个研究区，每个研究区的自然环境具有差异性，导致自由参数之间的相关特征亦有不同。为此，实验中仅考虑自由参数

之间具明显相关关系的情况。针对草地冠层 FMC_1 的反演，根据实地考察情况，设计的自由参数之间的相关矩阵为

表4 自由参数间7种等级相关强度
Table 4 The seven levels of correlation intensity between the free parameters in this study

相关强度	相关系数范围	符号
强正相关	0.7—1.0	$r_{strong+}$
中度正相关	0.4—0.7	$r_{moderate+}$
弱正相关	0.15—0.4	r_{weak+}
独立	-0.15—0.15	0
弱负相关	-0.4—-0.15	r_{weak-}
中度负相关	-0.7—-0.4	$r_{moderate-}$
强负相关	-1.0—-0.7	$r_{strong-}$

$$r(LAI_1, psoil_1, C_{ab1}, EWT_1, DMC_1, FMC_1) = \begin{pmatrix} 1 & r_{\text{moderate-}} & 0 & 0 & 0 & r_{\text{strong+}} \\ r_{\text{moderate-}} & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ r_{\text{strong+}} & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (3)$$

LAI_1 与 $psoil_1$ 设定为中等负相关是由于根据实地调研情况来看, 植被茂密程度与土壤湿度具有正相关特性(与 $psoil_1$ 负相关)。根据前人研究(Jurdao等, 2013; Yebra和Chuvieco, 2009b), FMC_1 与 LAI_1 之间具有较强的正相关性, 因此设定二者之间具有正的强相关性($r_{\text{strong+}}$)。其他参数之间的相关性设定为0, 即不考虑参数之间相关性, 但由于FMC由EWT/DMC得出, LAI_1 与 FMC_1 之间的相关性会映射到 LAI_1 与 EWT_1 的正相关及与 DMC_1 的负相关(Yebra和Chuvieco, 2009b)。

针对森林冠层FMC反演, 本实验仅考虑 LAI_2 、ccov与 FMC_2 之间的正相关性(Jurdao等, 2013)

$$r(LAI_2, CHW, ccov, EWT_2, DMC_2, FMC_2) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & r_{\text{strong+}} \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & r_{\text{moderate+}} \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ r_{\text{strong+}} & 0 & r_{\text{moderate+}} & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (4)$$

3.4 查找表算法

遥感信息局限性是导致病态问题及局限FMC反演精度主要原因。为获得更多的遥感信息, 本文使用Landsat 5 TM及Landsat 8 OLI全波段数据进行草地冠层FMC的反演。与传统基于最小二乘的代价函数不同, 本文使用光谱角SA(Spectral Angle)(Jurdao等, 2013; Quan等, 2017b)函数作为代价函数; 通过光谱反射率匹配来查找与观测光谱最接近的模拟光谱反射率及对应自由参数组合。同时, SA可缓解由地形起伏及光照效应对反射率带来的影响。光谱角函数定义为

$$SA(v, w) = \cos^{-1} \left(\frac{v \times w}{\|v\| \times \|w\|} \right) \quad (5)$$

式中, v 与 w 为观测与模拟的全波段反射率。为保证反演结果的稳定性, 实验中使用30组最优匹配SA值对应的自由参数组合作为最终的反演结果(Darvishzadeh等, 2008)。

由图1可看出, 植被指数一定程度上能缓解地形问题。因此, 针对森林冠层FMC反演, 使用植被指数代替单波段反射率进行反演, 在该过程中需使用到代价函数计算最优匹配的模拟植被指数与观测植被指数。由于本研究中仅用到了3个植被指数, 不适用于光谱角形式的代价函数, 因此使用RMSE_C形式的代价函数

$$RMSE_C = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^m [(X_{LUT,j} - X_o)^2]}{m}}, \quad (6)$$

$$X_{LUT,j} = [NDII_{LUT,j}, NDVI_{LUT,j}, EVI_{LUT,j}]$$

$$X_o = [NDII_o, NDVI_o, EVI_o]$$

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{red}}{\rho_{NIR} + \rho_{red}} \quad (7)$$

$$NDII = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{SWIR1}}{\rho_{NIR} + \rho_{SWIR1}} \quad (8)$$

$$EVI = 2.5 \times \frac{\rho_{NIR} - \rho_{red}}{\rho_{NIR} - 6 \times \rho_{red} - 7.5 \times \rho_{blue} + 1} \quad (9)$$

式中, ρ_{NIR} , ρ_{red} , ρ_{blue} 及 ρ_{SWIR1} 分别为Landsat 8 OLI数据的近红外(band 5), 红(band 4), 蓝(band 2)及短波红外(band 6)波段。NDII_o, NDVI_o与EVI_o为观测NDII, NDVI与EVI值, NDII_{LUT}, NDVI_{LUT}与EVI_{LUT}为模拟的NDII, NDVI与EVI值, m 为最优匹配值。同样, 为保证反演结果的稳定性, 实验中使用30组最优匹配RMSE_C值对应的自由参数组合作为最终的反演结果。

4 反演结果

4.1 耦合模型前向模拟

基于物理模型反演冠层参数时, 模型的正向模拟精度是冠层参数逆向正确反演的前提。为检验该耦合模型的可靠性, 选取了10个地面实测数据相对较完整的样点(主要来自于泸山和龙泉驿森林采样点), 通过对比耦合模型模拟值与Landsat 8 OLI观测值验证该耦合模型的可靠性, 结果如图4所示。从图4中可以看出, 耦合模型模拟的NDVI与NDII值与通过Landsat 8 OLI数据提取的观测值整体相符。但总体来看, 模拟值略低于观测值, 这可能一方面是由于测量时存在系统性偏差, 另一方面根据实地采样情况, 该区域森林除了上层乔木与下层草本植被外, 中层还存在少量的灌木

层, 由于量较少, 实地采样中未对其进行过多关注, 可能导致低估现象。

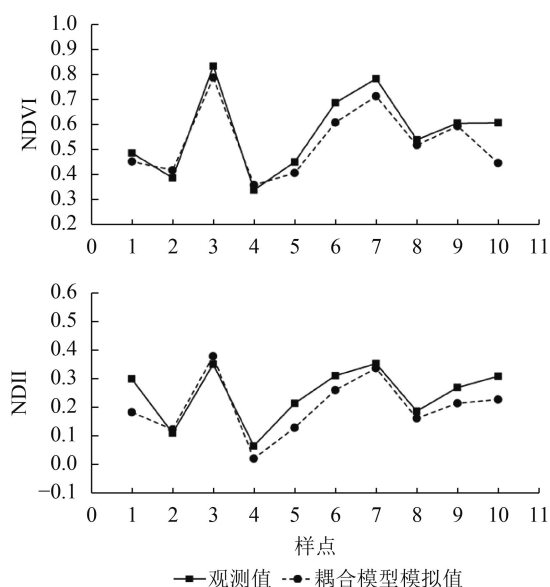


图4 Landsat 8 OLI观测值与耦合模型模拟结果对比

Fig. 4 Observed values from Landsat 8 OLI data vs. modeled values from the coupled radiative transfer model

4.2 反演结果精度验证

图5显示的是基于PROSAIL及PROGeoSAIL模型, 结合Landsat 5 TM及Landsat 8 OLI数据反演得出的草地及森林冠层FMC与实测FMC的散点图。其中, 草地整体FMC的反演精度 R^2 为0.64,

RMSE为47.57%图5(a), 森林整体FMC的反演精度 R^2 为0.71, RMSE为30.82%图5(b), 总体反演精度 R^2 为0.64, RMSE为44.86%图5(c)。从表5中可以看出, 6个区域中, 青海湖流域草地FMC反演精度最高($R^2=0.66$, RMSE=37.81%), 而若尔盖草原的反演精度最低($R^2=0.29$, RMSE=72.75%), 森林FMC的反演精度整体高于草地FMC的反演精度。这主要是由于青海湖流域草地分布较若尔盖和乌图美仁草原更为均匀, 受地表异质性因素的影响小。若尔盖地区地形起伏略强, 且该地区草地较为异质(多种草本植被混杂)。此外, 乌图美仁草地以芦苇为主且地形平坦, 但植被茂密程度受土壤水分影响巨大, 靠近水域地区植被茂密, 冠层含水率高, 远离水域地区植被低矮枯黄, 冠层含水率较低, 因此植被空间分布也较为异质。同时, 乌图美仁草地冠层FMC反演过程中仅考虑了叶片FMC含量(未考虑茎秆影响), 青海湖流域草地低矮均匀且茎秆影响较小, 而若尔盖草地多种草本植被混杂, 且采样时未去除茎秆作用, 这也是若尔盖草地FMC反演精度低的原因之一。森林冠层FMC反演精度高于草地FMC反演精度, 主要原因是采样区域森林植被类型单一, 且实验中仅考虑树木叶片FMC而草地FMC反演精度还受到草本植被茎秆的影响。

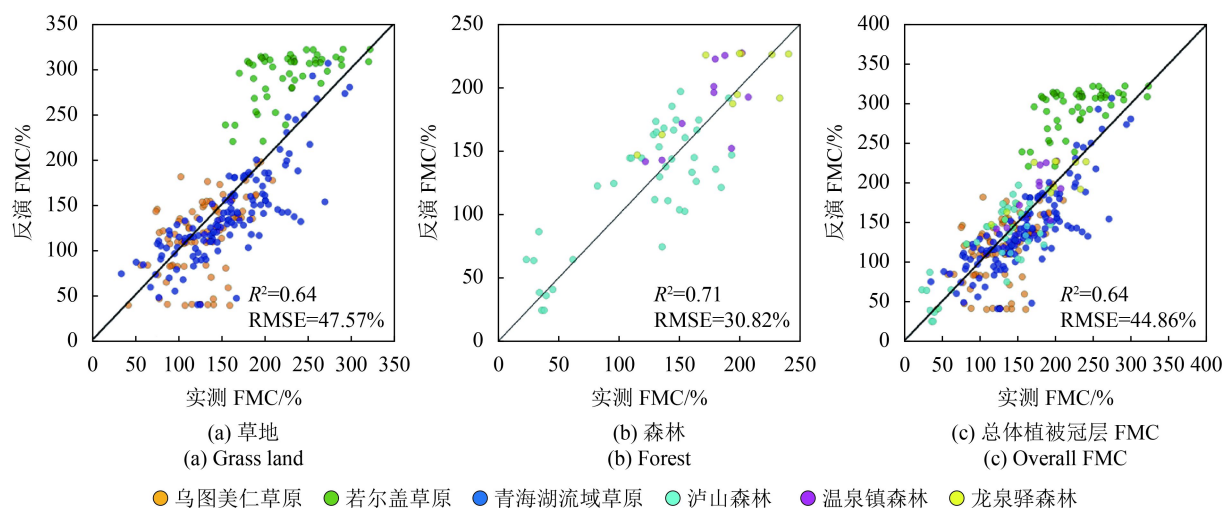


图5 草地、森林及总体植被冠层FMC反演结果

Fig. 5 The retrieval results for grassland, forest and overall FMC

从图5及表5中可以看出, 若尔盖草原冠层FMC整体较高, 而乌图美仁草原冠层FMC整体偏

低, 青海湖流域草原冠层FMC分布较为均匀。这是由于若尔盖草原四季雨水较为充足, 使得植被

含水率较高；乌图美仁草原为沙漠绿洲，降雨稀少，主要依靠乌图美仁河河水供给水源，植被冠层含水率整体偏低；青海湖流域草地在靠近青海湖区域的植被含水率较高，远离青海湖区域草地植被含水率也较低。针对西南森林地区，采样时段四川盆地及云南昆明雨水充沛，所以森林FMC整体偏高，尤其是龙泉驿森林及温泉镇森林冠层FMC含量较高。西昌泸山在每年1—5月份降雨较少，气温回温较快，导致气候较为干燥，使得该区域森林FMC较低。从上述分析来看，植被冠层FMC与降雨、气温、土壤含水等等因素相关。

表 5 6个研究区植被冠层FMC反演精度
Table 5 The details of the retrieval accuracy for the six study areas in the study

研究区	R^2	RMSE/%
乌图美仁草原	0.22	41.51
若尔盖草原	0.29	72.75
青海湖流域草原	0.66	37.81
泸山森林	0.61	32.25
温泉镇森林	0.45	25.94
龙泉驿森林	0.55	29.65
总体	0.64	44.86

4.3 历史典型野火区域植被冠层FMC制图及分析

本文以2011-03-02—2011-03-09发生在云南大理白族自治州剑川县金华镇金和村的森林大火为例，通过反演该地区灾前、灾时及灾后植被冠层FMC，说明本研究植被冠层FMC反演结果对森林火灾风险评估的作用。图6显示的是火灾发生前(2011-02-08)，发生时(2011-03-03)及发生后(2011-04-13)该地区植被冠层FMC的空间分布情况。从图中可较定性地看出，2011-02-08及2011-04-13，即火灾爆发前后该地区植被冠层FMC总体较2011-03-03的FMC含量普遍较高，尤其是图6中东北部分植被冠层FMC的变化更为明显。图7为通过计算火灾爆发时与爆发前(FMC₂₀₁₁₋₀₃₋₀₃₋₂₀₁₁₋₀₂₋₀₈)及爆发后与爆发时(FMC₂₀₁₁₋₀₄₋₁₃₋₂₀₁₁₋₀₃₋₀₃)该地区植被冠层FMC差值得出的结果。从图7中也可较为定量地看出，火灾爆发时该地区大部分植被冠层FMC低于爆发前及爆发后FMC，说明了该FMC反演结果对森林火灾预警具有一定的作用。但比较遗憾的是本研究无法获得火灾爆发前(2011-02-08)到爆发时(2011-03-03)该时间段内FMC的连续变化情况。原因为本研究中使用的遥感数据为Landsat 5 TM及Landsat 8影像，其较高的空间分辨率及较多的光谱波段虽能保证FMC较高的反演精度，但其16 d的卫星重访周期无法满足植被冠层FMC近实时动态监测，尤其是对多云雾地区野火风险评估及预警，所面临的挑战更大。

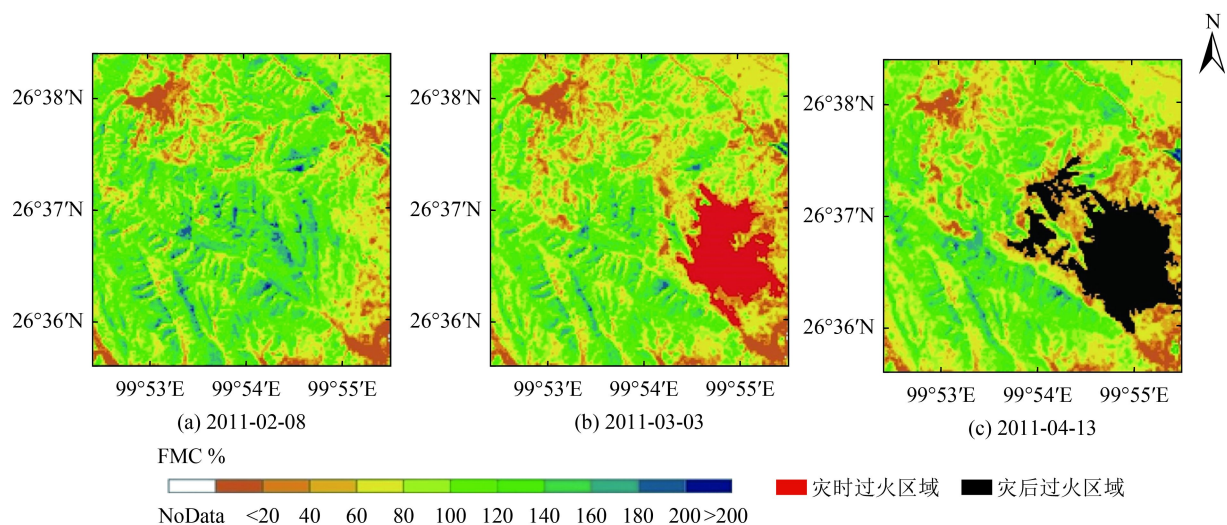


图 6 云南金和村森林火灾灾前(2011-02-08)、灾时(2011-03-03)及灾后(2011-04-13)植被冠层FMC分布图(火灾过火区域范围根据遥感图像信息人为圈定)

Fig. 6 The FMC maps before (2011-02-08), during (2011-03-03) and after (2011-04-13) the forest fire occurred in the Jinhe village, Yunnan province (The burned area (during and after) in this figure was artificially highlighted based on the satellite images)

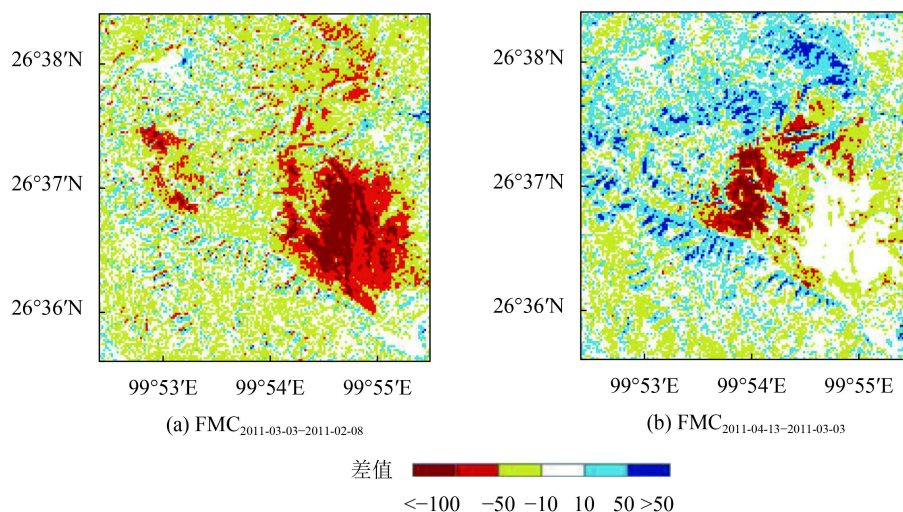


图7 金和村森林冠层FMC灾时与灾前(FMC₂₀₁₁₋₀₃₋₀₃₋₂₀₁₁₋₀₂₋₀₈)及灾后与灾时(FMC₂₀₁₁₋₀₄₋₁₃₋₂₀₁₁₋₀₃₋₀₃)FMC空间差值分布图

Fig. 7 The difference of the FMC map before and during (FMC₂₀₁₁₋₀₃₋₀₃₋₂₀₁₁₋₀₂₋₀₈), and after and during (FMC₂₀₁₁₋₀₄₋₁₃₋₂₀₁₁₋₀₃₋₀₃) the forest fire occurred in the Jinhe village

5 结 论

辐射传输模型正确的正向模拟是保证基于物理模型参数逆向反演精度的前提。本文提出PROSAIL模型与PROGeoSAIL模型的耦合是基于野外实地考察发现西南地区森林具明显的双层结构,单独使用PROGeoSAIL模型理论上无法模拟该双层结构森林冠层的光谱反射率特征。实验中通过分析SAIL与GeoSAIL模型构建原理,理论上认为这二者模型耦合具有可行性。为进一步论证该耦合模型的可行性,实验中通过利用10个实地测量数据相对完整样点对该耦合模型进行了简单验证,结果显示模拟值虽存在略微低估的现象,验证该耦合模型具有可行性。今后将进一步定量验证这二者模型耦合及多模型耦合的可行性及其不确定性问题。

在自然界中,土壤—植被参数之间存在或强或弱的相关关系,而本文中仅考虑LAI-psoil、LAI-FMC, LAI-ccov之间简单且明显的相关关系,并未充分考虑模型所有参数之间的相关关系。这一方面是由于模型参数之间相关信息难以完全脱离实地测量获得,另一方面在不同季节及植被不同物候期,模型参数之间的相关性也有差异,难以量化描述。在未来进行长时间序列FMC反演研究中将进一步探索如何量化地考虑季节及物候变化对参数间相关性变化的影响。此外,本实验在参数化PROSAIL模型及耦合模型时,使用到了

地面实测先验信息。由于不同地区地理环境以及区域气候不同,不同研究区实测先验信息也存在不确定性,从而导致众多物理模型参数取值存在不确定性,影响前向模拟及后向反演的精度。今后将进一步探讨模型参数取值的不确定性对反演结果的影响方式及影响程度。

本文基于PROSAIL及PROGeoSAIL辐射传输模型,利用Landsat 5 TM及Landsat 8 OLI遥感数据,对中国西部6个研究区植被冠层FMC进行定量反演。将上述FMC反演方法应用于云南大理白族自治州剑川县金华镇金和村森林火灾发生前、发生时及发生后的FMC变化监测。结果显示,相比于火灾爆发前后,火灾爆发时该地区的FMC有明显的降低,论证了本研究FMC反演结果对森林火灾发生具有一定的预警作用。

但是,本研究中使用的Landsat 5 TM及Landsat 8 OLI遥感数据时间分辨率为16 d,且常受到云雾干扰而无法获得时空连续的遥感图像,难以做到(近)实时植被冠层FMC监测。今后的研究将着重于使用多源遥感数据,获得时空连续且(近)实时的地表FMC产品,服务于野火风险评估及预警事业。

志 谢 野外实验数据的采集得到了行敏锋博士、白晓静博士、闻志、李星、胡俊杰、王宁、闫永帅、张博等多位研究生,以及青海省生态环境遥感监测中心相关人员的帮助,在此表示衷心的感谢!

参考文献(References)

- Caccamo G, Chisholm L A, Bradstock R A, Puotinen M L and Phippen B G. 2012. Monitoring live fuel moisture content of heathland, shrubland and sclerophyll forest in south-eastern Australia using MODIS data. *International Journal of Wildland Fire*, 21(3): 257–269 [DOI: [10.1071/WF11024](https://doi.org/10.1071/WF11024)]
- Cai B F and Shao X. 2007. Leaf area index retrieval based on remotely sensed data and PROSPECT+SAIL model. *Remote Sensing for Land and Resources*(2): 39–43 (蔡博峰, 绍霞. 2007. 基于PROSPECT+SAIL模型的遥感叶面积指数反演. *国土资源遥感*(2): 39–43) [DOI: [10.3969/j.issn.1001-070X.2007.02.010](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-070X.2007.02.010)]
- Casas A, Riaño D, Ustin S L, Dennison P and Salas J. 2014. Estimation of water-related biochemical and biophysical vegetation properties using multitemporal airborne hyperspectral data and its comparison to MODIS spectral response. *Remote Sensing of Environment*, 148: 28–41 [DOI: [10.1016/j.rse.2014.03.011](https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.03.011)]
- Chuvieco E, Aguado I and Dimitrakopoulos A P. 2004a. Conversion of fuel moisture content values to ignition potential for integrated fire danger assessment. *Canadian Journal of Forest Research*, 34(11): 2284–2293 [DOI: [10.1139/x04-101](https://doi.org/10.1139/x04-101)]
- Chuvieco E, Cocero D, Riaño D, Martín P, Martínez-Vega J, de la Riva J and Pérez F. 2004b. Combining NDVI and surface temperature for the estimation of live fuel moisture content in forest fire danger rating. *Remote Sensing of Environment*, 92(3): 322–331 [DOI: [10.1016/j.rse.2004.01.019](https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.01.019)]
- Chuvieco E, González I, Verdú F, Aguado I and Yebra M. 2009a. Prediction of fire occurrence from live fuel moisture content measurements in a Mediterranean ecosystem. *International Journal of Wildland Fire*, 18(4): 430–441 [DOI: [10.1071/wf08020](https://doi.org/10.1071/wf08020)]
- Chuvieco E, Riaño D, Aguado I and Cocero D. 2002. Estimation of fuel moisture content from multitemporal analysis of Landsat Thematic Mapper reflectance data: applications in fire danger assessment. *International Journal of Remote Sensing*, 23(11): 2145–2162 [DOI: [10.1080/01431160110069818](https://doi.org/10.1080/01431160110069818)]
- Chuvieco E, Wagtendonk J, Riaño D, Yebra M and Ustin S L. 2009b. Estimation of fuel conditions for fire danger assessment// Chuvieco E, ed. *Earth Observation of Wildland Fires in Mediterranean Ecosystems*. Berlin Heidelberg: Springer, 83–96 [DOI: [10.1007/978-3-642-01754-4_7](https://doi.org/10.1007/978-3-642-01754-4_7)]
- Combal B, Baret F and Weiss M. 2002. Improving canopy variables estimation from remote sensing data by exploiting ancillary information. Case study on sugar beet canopies. *Agronomie*, 22(2): 205–215 [DOI: [10.1051/agro:2002008](https://doi.org/10.1051/agro:2002008)]
- Combal B, Baret F, Weiss M, Trubuil A, Macé D, Pragnère A, Myneni R, Knyazikhin Y and Wang L. 2003. Retrieval of canopy biophysical variables from bidirectional reflectance: using prior information to solve the ill-posed inverse problem. *Remote Sensing of Environment*, 84(1): 1–15 [DOI: [10.1016/s0034-4257\(02\)00035-4](https://doi.org/10.1016/s0034-4257(02)00035-4)]
- Danson F M and Bowyer P. 2004. Estimating live fuel moisture content from remotely sensed reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 92(3): 309–321 [DOI: [10.1016/j.rse.2004.03.017](https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.03.017)]
- Darvishzadeh R, Skidmore A, Schlerf M, Atzberger C, Corsi F and Cho M. 2008. LAI and chlorophyll estimation for a heterogeneous grassland using hyperspectral measurements. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 63(4): 409–426 [DOI: [10.1016/j.isprsjprs.2008.01.001](https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2008.01.001)]
- Di L Y and Sun R Y. 2007. Summarization of research on forest fire in China. *Journal of Catastrophology*, 22(4): 118–123 (狄丽颖, 孙仁义. 2007. 中国森林火灾研究综述. *灾害学*, 22(4): 118–123) [DOI: [10.3969/j.issn.1000-811X.2007.04.026](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-811X.2007.04.026)]
- Fang H L, Liang S L and Kuusk A. 2003. Retrieving leaf area index using a genetic algorithm with a canopy radiative transfer model. *Remote Sensing of Environment*, 85(3): 257–270 [DOI: [10.1016/s0034-4257\(03\)00005-1](https://doi.org/10.1016/s0034-4257(03)00005-1)]
- Gastellu-Etchegorry J P, Martin E and Gascon F. 2004. DART: a 3D model for simulating satellite images and studying surface radiation budget. *International Journal of Remote Sensing*, 25(1): 73–96 [DOI: [10.1080/0143116031000115166](https://doi.org/10.1080/0143116031000115166)]
- He B B, Quan X W and Xing M F. 2013. Retrieval of leaf area index in alpine wetlands using a two-layer canopy reflectance model. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 21: 78–91 [DOI: [10.1016/j.jag.2012.08.014](https://doi.org/10.1016/j.jag.2012.08.014)]
- He B B, Quan X W, Xu D S, Yin C M, Liao Z M, Qiu S, Ge J S and Zhang Z J. 2017. Retrieving grassland canopy water content by considering the information from neighboring pixels. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 83(8): 553–565 [DOI: [10.14358/pers.83.8.553](https://doi.org/10.14358/pers.83.8.553)]
- Houborg R, Anderson M and Daughtry C. 2009. Utility of an image-based canopy reflectance modeling tool for remote estimation of LAI and leaf chlorophyll content at the field scale. *Remote Sensing of Environment*, 113(1): 259–274 [DOI: [10.1016/j.rse.2008.09.014](https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.09.014)]
- Houborg R and Boegh E. 2008. Mapping leaf chlorophyll and leaf area index using inverse and forward canopy reflectance modeling and SPOT reflectance data. *Remote Sensing of Environment*, 112(1): 186–202 [DOI: [10.1016/j.rse.2007.04.012](https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.04.012)]
- Houborg R, Soegaard H and Boegh E. 2007. Combining vegetation index and model inversion methods for the extraction of key vegetation biophysical parameters using Terra and Aqua MODIS reflectance data. *Remote Sensing of Environment*, 106(1): 39–58 [DOI: [10.1016/j.rse.2006.07.016](https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.07.016)]
- Hu H Q, Lu X, Sun L and Guan D. 2016. Dynamics and prediction models of ground surface dead fuel moisture content for typical stands in Great Xing'an Mountains, Northeast China. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 27(7): 2212–2224 (胡海清, 陆昕, 孙

- 龙, 关岛. 2016. 大兴安岭典型林分地表死可燃物含水率动态变化及预测模型. 应用生态学报, 27(7): 2212–2224 [DOI: [10.13287/j.1001-9332.201607.007](https://doi.org/10.13287/j.1001-9332.201607.007)]
- Huang J X, Tian L Y, Liang S L, Ma H Y, Becker-Reshef I, Huang Y B, Su W, Zhang X D, Zhu D H and Wu W B. 2015a. Improving winter wheat yield estimation by assimilation of the leaf area index from Landsat TM and MODIS data into the WOFOST model. Agricultural and Forest Meteorology, 204: 106–121 [DOI: [10.1016/j.agrformet.2015.02.001](https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2015.02.001)]
- Huang J X, Ma H Y, Su W, Zhang X D, Huang Y B, Fan J L and Wu W B. 2015b. Jointly assimilating MODIS LAI and ET products into the SWAP model for winter wheat yield estimation. IEEE Journal Of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 8(8): 4060–4071 [DOI: [10.1109/jstars.2015.2403135](https://doi.org/10.1109/jstars.2015.2403135)]
- Huemmrich K F. 2001. The GeoSail model: a simple addition to the SAIL model to describe discontinuous canopy reflectance. Remote Sensing of Environment, 75(3): 423–431 [DOI: [10.1016/S0034-4257\(00\)00184-X](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(00)00184-X)]
- Jacquemoud S and Baret F. 1990. PROSPECT: a model of leaf optical properties spectra. Remote Sensing of Environment, 34(2): 75–91 [DOI: [10.1016/0034-4257\(90\)90100-Z](https://doi.org/10.1016/0034-4257(90)90100-Z)]
- Jasinski M F and Eagleson P S. 1989. The structure of red-infrared scattergrams of semivegetated landscapes. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 27(4): 441–451 [DOI: [10.1109/36.29564](https://doi.org/10.1109/36.29564)]
- Jasinski M F and Eagleson P S. 1990. Estimation of subpixel vegetation cover using red-infrared scattergrams. IEEE Transactions on Geoscience And Remote Sensing, 28(2): 253–267 [DOI: [10.1109/36.46705](https://doi.org/10.1109/36.46705)]
- Jurdao S, Yebra M, Guerschman J P and Chuvieco E. 2013. Regional estimation of woodland moisture content by inverting Radiative Transfer Models. Remote Sensing of Environment, 132: 59–70 [DOI: [10.1016/j.rse.2013.01.004](https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.01.004)]
- Kötz B, Schaepman M, Morsdorf F, Bowyer P, Itten K and Allgöwer B. 2004. Radiative transfer modeling within a heterogeneous canopy for estimation of forest fire fuel properties. Remote Sensing of Environment, 92(3): 332–344 [DOI: [10.1016/j.rse.2004.05.015](https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.05.015)]
- Kuusk A. 2001. A two-layer canopy reflectance model. Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer, 71(1): 1–9 [DOI: [10.1016/S0022-4073\(01\)00007-3](https://doi.org/10.1016/S0022-4073(01)00007-3)]
- Lavergne T, Kaminski T, Pinty B, Taberner M, Gobron N, Verstraete M M, Vossbeck M, Widlowski J L and Giering R. 2007. Application to MISR land products of an RPV model inversion package using adjoint and Hessian codes. Remote Sensing of Environment, 107(1/2): 362–375 [DOI: [10.1016/j.rse.2006.05.021](https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.05.021)]
- Li P H and Wang Q. 2011. Retrieval of leaf biochemical parameters using prospect inversion: a new approach for alleviating ill-posed problems. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 49(7): 2499–2506 [DOI: [10.1109/TGRS.2011.2109390](https://doi.org/10.1109/TGRS.2011.2109390)]
- Li X W. 2005. Retrospect, prospect and innovation in quantitative remote sensing. Journal of Henan University (Natural Science), 35(4): 49–56 (李小文. 2005. 定量遥感的发展与创新. 河南大学学报(自然科学版), 35(4): 49–56) [DOI: [10.3969/j.issn.1003-4978.2005.04.012](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-4978.2005.04.012)]
- Li X W, Wang J D, Hu B X and Strahler A H. 1998. On utilization of *a priori* knowledge in inversion of remote sensing models. Science in China Series D: Earth Sciences, 28(1): 67–72 (李小文, 王锦地, 胡宝新, Strahler A H. 1998. 先验知识在遥感反演中的作用. 中国科学(D辑), 28(1): 67–72) [DOI: [10.1007/BF02878739](https://doi.org/10.1007/BF02878739)]
- Li Z N, Chen Z X, Wang L M and Jiang Z W. 2012. Inversion of LAI and chlorophyll content of winter wheat at different stages using two-layer canopy reflectance model. Journal of China Agricultural Resources and Regional Planning, 33(1): 1–5 (李宗南, 陈仲新, 王利民, 姜志伟. 2012. 基于ACRM模型不同时期冬小麦LAI和叶绿素反演研究. 中国农业资源与区划, 33(1): 1–5) [DOI: [10.7621/cjarrp.1005-9121.20120101](https://doi.org/10.7621/cjarrp.1005-9121.20120101)]
- North P R J. 1996. Three-dimensional forest light interaction model using a Monte Carlo method. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 34(4): 946–956 [DOI: [10.1109/36.508411](https://doi.org/10.1109/36.508411)]
- Pyne S J, Andrews P L and Laven R D. 1996. Introduction to Wildland Fire. New York: Wiley
- Qin J, Liang S L, Li X W and Wang J D. 2008. Development of the adjoint model of a canopy radiative transfer model for sensitivity study and inversion of leaf area index. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 46(7): 2028–2037 [DOI: [10.1109/tgrs.2008.916637](https://doi.org/10.1109/tgrs.2008.916637)]
- Qu Y H, Wang J D, Wan H W, Li X W and Zhou G Q. 2008. A Bayesian network algorithm for retrieving the characterization of land surface vegetation. Remote Sensing of Environment, 112(3): 613–622 [DOI: [10.1016/j.rse.2007.03.031](https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.03.031)]
- Quan X W, He B B and Li X. 2015a. A Bayesian network-based method to alleviate the ill-posed inverse problem: a case study on leaf area index and canopy water content retrieval. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 53(12): 6507–6517 [DOI: [10.1109/Tgrs.2015.2442999](https://doi.org/10.1109/Tgrs.2015.2442999)]
- Quan X W, He B B, Li X and Liao Z M. 2016. Retrieval of grassland live fuel moisture content by parameterizing radiative transfer model with interval estimated LAI. IEEE Journal Of Selected Topics In Applied Earth Observations and Remote Sensing, 9(2): 910–920 [DOI: [10.1109/Jstars.2015.2472415](https://doi.org/10.1109/Jstars.2015.2472415)]
- Quan X W, He B B, Li X and Tang Z. 2015b. Estimation of grassland live fuel moisture content from ratio of canopy water content and foliage dry biomass. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 12(9): 1903–1907 [DOI: [10.1109/Lgrs.2015.2437391](https://doi.org/10.1109/Lgrs.2015.2437391)]
- Quan X W, He B B, Yebra M, Yin C M, Liao Z M and Li X. 2017a.

- Retrieval of forest fuel moisture content using a coupled radiative transfer model. *Environmental Modelling and Software*, 95: 290–302 [DOI: [10.1016/j.envsoft.2017.06.006](https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2017.06.006)]
- Quan X W, He B B, Yebra M, Yin C M, Liao Z M, Zhang X T and Li X. 2017b. A radiative transfer model-based method for the estimation of grassland aboveground biomass. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 54: 159–168 [DOI: [10.1016/j.jag.2016.10.002](https://doi.org/10.1016/j.jag.2016.10.002)]
- Riaño D, Vaughan P, Chuvieco E, Zarco-Tejada P J and Ustin S L. 2005. 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 Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(4): 819–826 [DOI: [10.1109/tgrs.2005.843316](https://doi.org/10.1109/tgrs.2005.843316)]
- Romero A, Aguado I and Yebra M. 2012. Estimation of dry matter content in leaves using normalized indexes and PROSPECT model inversion. *International Journal of Remote Sensing*, 33(2): 396–414 [DOI: [10.1080/01431161.2010.532819](https://doi.org/10.1080/01431161.2010.532819)]
- Shu L F, Tian X R and Li H. 1998. Status of international forest fire in last decade. *World Forestry Research*(6): 41–47 (舒立福, 田晓瑞, 李红. 1998. 世界森林火灾状况综述. *世界林业研究*(6): 41–47)
- Verhoef W. 1984. Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling: the SAIL model. *Remote Sensing of Environment*, 16(2): 125–141 [DOI: [10.1016/0034-4257\(84\)90057-9](https://doi.org/10.1016/0034-4257(84)90057-9)]
- Verhoef W. 1998. *Theory of Radiative Transfer Models Applied in Optical Remote Sensing of Vegetation Canopies*. The Netherlands, Wageningen: Agricultural University Wageningen
- Verhoef W, Jia L, Xiao Q and Su Z. 2007. Unified optical-thermal four-stream radiative transfer theory for homogeneous vegetation canopies. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(6): 1808–1822 [DOI: [10.1109/tgrs.2007.895844](https://doi.org/10.1109/tgrs.2007.895844)]
- Wang L L, Qu J J, Hao X J and Hunt E R Jr. 2011. Estimating dry matter content from spectral reflectance for green leaves of different species. *International Journal of Remote Sensing*, 32(22): 7097–7109 [DOI: [10.1080/01431161.2010.494641](https://doi.org/10.1080/01431161.2010.494641)]
- Weiss M, Baret F, Myneni R B, Pragnère A and Knyazikhin Y. 2000. Investigation of a model inversion technique to estimate canopy biophysical variables from spectral and directional reflectance data. *Agronomie*, 20(1): 3–22 [DOI: [10.1051/agro:2000105](https://doi.org/10.1051/agro:2000105)]
- Yang F, Sun J L, Zhang B, Yao Z F, Wang Z M, Wang J L and Yue X F. 2010. Assessment of MODIS LAI product accuracy based on the PROSAIL model, TM and field measurements. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 26(4): 192–197 (杨飞, 孙九林, 张柏, 姚作芳, 王宗明, 王卷乐, 乐夏芳. 2010. 基于PROSAIL模型及TM与实测数据的MODIS LAI精度评价. *农业工程学报*, 26(4): 192–197) [DOI: [10.3969/j.issn.1002-6819.2010.04.032](https://doi.org/10.3969/j.issn.1002-6819.2010.04.032)]
- Yebra M and Chuvieco E. 2009a. Generation of a species-specific lookup table for fuel moisture content assessment. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2(1): 21–26 [DOI: [10.1109/jstars.2009.2014008](https://doi.org/10.1109/jstars.2009.2014008)]
- Yebra M and Chuvieco E. 2009b. Linking ecological information and radiative transfer models to estimate fuel moisture content in the Mediterranean region of Spain: solving the ill-posed inverse problem. *Remote Sensing of Environment*, 113(11): 2403–2411 [DOI: [10.1016/j.rse.2009.07.001](https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.07.001)]
- Yebra M, Chuvieco E and Riaño D. 2008. Estimation of live fuel moisture content from MODIS images for fire risk assessment. *Agricultural and Forest Meteorology*, 148(4): 523–536 [DOI: [10.1016/j.agrformet.2007.12.005](https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2007.12.005)]
- Yebra M, Dennison P E, Chuvieco E, Riaño D, Zylstra P, Hunt E R Jr, Danson F M, Qi Y and Jurdao S. 2013. A global review of remote sensing of live fuel moisture content for fire danger assessment: moving towards operational products. *Remote Sensing of Environment*, 136: 455–468 [DOI: [10.1016/j.rse.2013.05.029](https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.05.029)]
- Yilmaz M T, Hunt E R Jr and Jackson T J. 2008. Remote sensing of vegetation water content from equivalent water thickness using satellite imagery. *Remote Sensing of Environment*, 112(5): 2514–2522 [DOI: [10.1016/j.rse.2007.11.014](https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.11.014)]
- Yu H Z, Jin S and Di X Y. 2013. Prediction models for ground surface fuels moisture content of *Larix gmelinii* stand in Daxing'anling of China based on one-hour time step. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 24(6): 1565–1571 (于宏洲, 金森, 邸雪颖. 2013. 以小时为步长的大兴安岭兴安落叶松林地地表可燃物含水率预测模型. *应用生态学报*, 24(6): 1565–1571) [DOI: [10.13287/j.1001-9332.2013.0332](https://doi.org/10.13287/j.1001-9332.2013.0332)]

Retrieval of fuel moisture content by using radiative transfer models from optical remote sensing data

QUAN Xingwen¹, HE Binbin^{1,2}, LIU Xiangzhuo¹, LIAO Zhanmang¹, QIU Shi¹, YIN Changming¹

1. School of Resources and Environment, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China;

2. Center for Information Geoscience, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China

Abstract: Wildfire is a natural agent of many ecosystems since fire can affect nutrient cycles, vegetation succession patterns, and insect plague resistance. However, wildfire also has a wide range of negative impacts on ecosystems, such as soil erosion and degradation, destruction of vegetation water conservation function, emissions of atmospheric greenhouse gases, and human life and welfare. The three major forces that are essential for understanding forest fire risk and its behavior are as follows: weather, fuel, and topography. In this context, fuel moisture content (FMC), which is the proportion of water content over dry mass, is one of the key factors used for the risk assessment of wildfire because it affects fire ignition and spreading. However, traditional field measurement of the variable is time consuming, and extending to large-scale and dynamic application is impossible. Thus, a near real-time, multi-temporal and multi-spatial remotely sensed data can address the solution. In this work, the FMC of grassland and forest for six study areas distributed in the Western China were retrieved using the PROSAIL and PROGeoSAIL radiative transfer models from Landsat-5 TM and Landsat-8 OLI data.

For accurate and robust retrieval of FMC, the ill-posed inversion problem, the weak sensitivity characteristic of FMC, and the way in modeling the spectra of two-layered forest canopy should be addressed. In this study, we focused on alleviating the ill-posed inverse problem based on the ecological rule to obtain the improvement of the FMC retrieval. Previous studies generally treated the free parameters independent while ignoring that these parameters were naturally correlated. The correlations that naturally existed between the model parameters were introduced into their prior joint probability distribution of the required free parameters. This treatment can reduce the probabilities of unrealistic combinations that may confuse the retrieval process and therefore increase the accuracy level of the retrieved FMC. FMC is calculated from the ratio of the model input parameters, namely, equivalent water thickness (EWT) and dry matter content (DMC). Both these two variables have the sensitivity in the near infrared (NIR) and shortwave infrared (SWIR) bands. However, the effect of DMC in NIR and SWIR is often confused by the EWT, which renders the accurate estimation of DMC (or FMC) slightly challenging. For the accurate retrieval of FMC, all available bands from Landsat-5 TM and Landsat-8 OLI data were used for obtaining additional information from these remotely sensed data.

Regarding to the forest with two-layered canopy (lower grass and upper tree canopies), this study coupled two radiative transfer models, namely, PROSAIL and PROGEOSAIL to characterized its spectra. First, the spectra of the lower grass canopy were simulated via the PROSAIL model. Then, the soil spectra required in the PROGeoSAIL model were replaced using the simulated spectra of the low grass canopy layer. These coupled models allowed to better resemble the two-layered canopy configuration in the study area.

Result show that the accuracy of the retrieved forest FMC ($R^2=0.71$, RMSE=30.82%) was better than the grassland FMC ($R^2 = 0.64$, RMSE = 47.57%) with overall accuracy of $R^2 = 0.64$, RMSE = 44.86%. The multi-temporal FMC maps were generated to further demonstrate the performance of the retrieved FMC in assessing the wildfire risk in Jinhe Village of Yunnan Province where a forest fire occurred in March 02, 2011. Result further show that FMC noticeably decreased during the fire, thereby implying the potential usage of retrieved FMC in the early warning of the wildfire risk.

Key words: fuel moisture content, radiative transfer model, weak sensitivity of FMC, two-layered forest canopy, western China, wildfire

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 41471293, 41671361)