

作物残茬覆盖度遥感监测研究进展

张 淼, 李强子, 蒙继华, 吴炳方*

中国科学院遥感应用研究所, 北京 100101

摘 要 作物残茬作为农田生态系统的重要组成部分,影响着农田生态系统中的营养物质、碳、水和能量的流动与循环。作物残茬覆盖度作为描述作物残茬数量和分布的重要指标,对于农田生态系统C循环和全球气候变化均有实际意义,具备重要的定量监测价值。遥感技术具有准确、经济、快速大面积监测的能力,因此利用遥感监测区域尺度的作物残茬覆盖度,受到国内外学者的关注。工作回顾总结了目前利用遥感监测作物残茬覆盖度的主要方法和最新研究进展,并根据基本方法的差异以及数据源的不同,从五个类别分别介绍了遥感监测原理与技术革新,对每一类方法的优点和缺陷进行分析,并提出了相应的改进措施。最后对作物残茬覆盖度遥感监测方法的发展趋势进行了展望。

关键词 作物残茬; 覆盖度; 遥感

中图分类号: TP79 文献标识码: A DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2011)12-3200-06

引 言

作物残茬是指作物收割之后残留在农田中的那部分物质^[1]。作为农田生态系统的重要组成部分,作物残茬极大的影响着农田生态系统中的营养物质、碳、水和能量的流动与循环^[2]。这些残留在农田中的物质,能在一定程度上减缓土壤中的碳元素向空气中的散失,相对于焚烧方式,可以减缓温室气体的排放^[3-6]。作为耕地土壤的保护膜,作物残茬还能维持地表的能量平衡^[3,7],减少土壤耕层中水分的蒸发,保持土壤水分,使其更适宜于种植并实现可持续耕作^[7,8]。从农学角度分析,作物残茬还能够提高单产^[9],改善土壤质量^[1],影响土壤的物理化学参数,包括水分下渗、土壤温度、土壤的疏松程度等^[2,10,11],并能够增加土壤有机质含量,提高耕地质量^[2,10,12,13]。此外,作物残茬还能有效地减少土壤耕层的水土流失,阻止土壤中营养物质散失到雨水中,既保护了耕地土壤,又减少了泥沙等物质对地表水的污染^[1,2,14]。

随着全球气候变暖研究的推进,作物残茬覆盖度作为农田生态系统C循环过程模拟的关键输入参量,受到越来越多的关注。传统的作物残茬覆盖度测量方法主要包括目估法^[15]、切线法^[16,17]和照相法^[18]等,这些方法简单、但是机械且掺杂主观因素,观测质量难以保证,同时耗时费力^[16],难以在较大范围内推广使用。因此必须发展一种能够对大范

围作物残茬进行快速、准确监测的新方法。遥感技术因其在时间与空间尺度上的优势,具有快速、准确监测作物残茬的发展潜力,得到国内外学者的广泛关注,目前已经发展了众多不同的遥感监测方法,并得到不断的改进和完善,利用遥感监测作物残茬覆盖度已经成为区域尺度监测的重要方法。

本文旨在对当前发展的作物残茬覆盖度遥感监测方法进行总结,通过分析现有方法的不足及可能的改进措施,展望利用遥感监测作物残茬覆盖度的技术发展趋势。

1 作物残茬覆盖度遥感监测方法

作物收割之后,农田中的作物残茬与土壤混合在一起。作物残茬覆盖度的变化,在光学遥感图像上表现为混合像元光谱特征的变化,在微波遥感图像上,表现为后向散射系数的差异。作物残茬覆盖度的遥感监测就是利用光谱特征的差异或者雷达后向散射系数的变化而实现的。因此利用遥感监测作物残茬必须首先分析土壤和作物残茬的光谱特性。

研究发现^[13,19],土壤的光谱反射特性受土壤矿物类型、土壤有机碳含量、土壤含水量、土壤结构、氧化铁含量和地表粗糙度等因素的影响,其中,土壤矿物类型、土壤有机碳含量对土壤的反射特性影响较大^[19];作物残茬的反射特性受到作物残茬含水量、作物残茬残留时间、作物残茬的腐烂程度等因素的影响^[13,20,21]。因此,由土壤与作物残茬构成的

收稿日期: 2011-02-15, 修订日期: 2011-06-05

基金项目: 国家高技术研究发展计划(863计划)项目(2009AA12Z146)和中国科学院知识创新工程重大项目(KSCX1-YW-09-01)资助

作者简介: 张 淼, 1987年生, 中国科学院遥感应用研究所博士研究生 e-mail: zhangmiao@irsa.ac.cn

* 通讯联系人 e-mail: wubf@irsa.ac.cn

混合像元要受到土壤与作物残茬双重影响因子的作用；在雷达遥感影像上，雷达后向散射系数主要受地表粗糙度^[22]、农田土壤状态^[22]（翻耕与未翻耕）、土壤含水量^[23]以及作物残茬的分布状况^[24]等因素的影响。

目前主要的作物残茬覆盖度遥感监测方法可以根据基本方法的差异及数据源的不同划分为五种监测方法：基于宽波段数据的统计方法、基于高光谱数据的统计方法、基于雷达数据的统计方法、光谱角方法以及混合像元分解法。

1.1 基于宽波段数据的统计方法

基于宽波段数据的统计方法，直接建立宽波段遥感数据与作物残茬覆盖度的统计相关模型，用以估算区域尺度的作物残茬覆盖度。这类方法虽然精度有限，且未考虑物理过程，但因简单易用，是现阶段作物残茬覆盖度监测的常规方法。根据遥感参量的不同，又可以分成单波段反射率法与宽波段光谱指数法两种。

1.1.1 单波段反射率法

研究表明，蓝、红以及近红外波段的光谱反射率能够显示出土壤和作物残茬的微弱光谱差异^[25]，但是易受作物残茬性状以及土壤类型的影响。其中新鲜的作物残茬使用绿波段光谱反射率进行探测最为有效，而被风化的作物残茬在短波红外波段与土壤具有显著的反射率差异^[26]。基于这一原理，Leblon 等^[26]分析了作物残茬覆盖度与 SPOT-HRV 数据的绿、红、近红外波段光谱反射率之间指数和对数关系的相关性，结果发现相关性较弱。

1.1.2 多波段光谱指数法

为了提高作物残茬覆盖度的监测精度，多波段光谱指数方法得到广泛使用。Dulaney 等^[27]提出利用可见光与近红外波段范围内光谱曲线拐点处的反射率组合来区分土壤及作物残茬较为有效。Major 等^[28]通过将 Landsat-5 thematic mapper(后简称 TM)数据的前四个波段(蓝、绿、红和红外)的光谱反射率直接相加，得到亮度指数(brightness index, BI)，并以此来反演作物残茬覆盖度，但研究表明 BI 受土壤性质影响显著^[29]，对作物残茬覆盖度的指示效果较差。McNairn 和 Protz^[15]建立了基于 TM 数据的两种归一化差值指数，即第 4 和第 5 波段的归一化差值指数(normalized difference index 5, NDI5)和第 4 和第 7 波段的归一化差值指数(normalized difference index 7, NDI7)，并构建二者与作物残茬覆盖度的回归关系，发现 NDI 指数受土壤有机质含量影响较小，但对土壤纹理很敏感^[15,26]。Deventer 等^[30]利用 TM 第 5 和第 7 波段的光谱反射率，构建了归一化差值耕作指数(normalized difference tillage Index, NDTI)，以增强作物残茬与土壤的差异；Qi 等^[31]同样利用 TM 数据，建立了归一化差值衰老指数(normalized difference senescent index, NDSVI)并分析其与作物残茬覆盖度的统计关系。Gelder 等^[32]利用 TM 第 3 和第 7 波段的反射率建立归一化差值残茬指数(normalized difference residue index, NDRI)，以期削弱绿色植被对作物残茬监测结果的影响，准确估算作物残茬覆盖度，分析结果表明，NDRI 与作物残茬覆盖度的相关性较高($R^2 \approx 0.6$)。

利用 NDI5, NDI7, NDTI 以及 NDSVI 指数对作物残茬覆盖度的反演精度，较单波段反射率法均有不同程度的提

高^[26,33,34]，但是这些方法的总体监测效果仍然较差^[34]，主要原因在于这些光谱指数同时对土壤纹理信息也较敏感^[15]。为了减弱土壤背景对作物残茬覆盖度监测结果的影响，Biard 等^[35]在 NDI5 的基础上，引入土壤光谱线^[36,37]的概念，认为 NDI5 应该按特定的土壤线特征进行校正，并提出了土壤调整玉米残茬指数(soil adjusted corn residue index, SACRI)以反演玉米残茬覆盖度，表示为

$$\text{SACRI} = \frac{a(\text{TM}_4 - \text{TM}_5 - b)}{a\text{TM}_4 + \text{TM}_5 - ab} \quad (1)$$

式中， a 和 b 分别为土壤背景线(土壤背景的亮度变化线)的斜率和截距， TM_4 和 TM_5 分别为 TM 第 4 和第 5 波段的反射率^[33]。研究表明，SACRI 能够使背景土壤对光谱信号的影响显著降低^[33,35]，并且对较低作物残茬覆盖度有更好的反映能力^[33]。Bannari 等^[38]利用 Landsat-7 enhanced thematic mapper plus(后简称 ETM+)第 5 和第 7 波段反射率数据建立修正型土壤调节玉米残茬指数(modified soil adjusted corn residue index, MSACRI^[38])，进一步削弱了裸土对 SACRI 的影响^[29,38]。

基于宽波段数据的统计方法形式简单，便于应用，但是需要大量的观测数据作为支撑，而且利用光谱指数建立作物残茬覆盖度估算的统计模型，无法揭示电磁波与作物残茬的相互作用过程。SACRI^[35]和 MSACRI^[38]指引入了土壤光谱线的概念，虽然能够很好的消除背景土壤对监测结果的影响，但本质上只是对作物残茬光谱指数的发展，仍然缺乏明确的物理含义。此外，这些模型带有极大的区域局限性，难以推广到大范围的应用监测中。

1.2 基于高光谱数据的统计方法

作物残茬和土壤在可见光与近红外(0.4~1.1 μm)波段具有相似的光谱反射曲线，没有明显的反射特征差异^[11,13,20]，但在短波红外波段(1.1~2.5 μm)，作物残茬与土壤具有各自独特的光谱特征^[12,13,39]。利用作物残茬与土壤光谱特征的差异，构建基于高光谱数据的光谱指数，可以有效估算作物残茬覆盖度。

作物残茬中主要包括木质素和纤维素两种物质，因此作物残茬的吸收特性与木质素及纤维素的吸收特性密切相关。研究表明，木质素在 1.42 以及 1.94 μm 附近具有强吸收峰^[21,40]，纤维素在 1.82, 2.10 以及 2.34 μm 附近具有强吸收峰^[1,2,21,40]，其中，作物残茬在 2.10 μm 附近对电磁波的吸收最为强烈^[2,41]，而土壤在这些波长附近没有明显的吸收现象。

基于作物残茬在 2.10 μm 附近的电磁波强吸收特性，Daughtry 构建了纤维素吸收指数(cellulose absorption index, CAI)来区分作物残茬与土壤^[13]

$$\text{CAI} = 0.5(R_{2.0} + R_{2.2}) - R_{2.1} \quad (2)$$

式中 $R_{2.0}$, $R_{2.1}$ 和 $R_{2.2}$ 分别表示 2.006~2.032, 2.091~2.127 以及 2.193~2.219 nm 三个波段的反射率。基于 Hyperion 数据构建的 CAI 与作物残茬覆盖度的相关性明显高于 NDTI, NDI5, NDI7 和 NDSVI 等指数^[34,42,43]。Nagler 等^[2]和 Daughtry 等^[1]的研究结果均表明 CAI 与作物残茬覆盖度之间具有良好的线性关系($R^2 > 0.8$)，而且在作物残茬覆盖度

很低的情况下,估算结果与地面观测数据也比较接近^[2]。

Daughtry 等^[42]还利用 ASTER 数据构建了木质素纤维素吸收指数(lignin cellulose absorption, LCA),对木质素及纤维素在 2 100 及 2 300 nm 附近的吸收谷的相对深度进行累加

$$LCA = 100[(A6 - A5) + (A6 - A8)] \quad (3)$$

其中, A5, A6 和 A8 分别为 ASTER 第 5, 6 和 8 波段的反射率。LCA 并没有覆盖纤维素吸收最强的 2.1 μm 波段,因此 LCA 指数对作物残茬覆盖度的反演精度不如 CAI 指数^[42,43]。

为了分析 CAI 方法的普适性, Daughtry 和 Hunt^[44]研究了水分对 CAI 的影响,发现不同水分含量会严重影响 CAI 与作物残茬覆盖度线性关系的斜率,而且还发现 CAI 与作物残茬覆盖度线性关系的斜率与 2 000~2 050 以及 2 190~2 240 nm 两个波段反射率的比值(ratio water index, RWI^[44])具有良好的线性关系($R^2=0.88$),因此利用这一特性能够修正含水量对作物残茬覆盖度估算的影响^[44]。Serbin 等还分析了不同土壤组分及矿物性质对 CAI 和 LCA 的影响,发现绝大部分常见的土壤矿物质都不会对 CAI 造成影响,但对 LCA 的影响变化范围较大,说明利用 CAI 监测作物残茬覆盖度更具稳定性^[19,45]。

尽管 CAI 对作物残茬覆盖度的指示效果最好,但 CAI 的数据源为 EO-1 Hyperion,现已经超期运行且幅宽仅有 7.5 km,难以用于大范围运行化监测。为了克服 CAI 指数难以满足运行化监测的缺陷, Serbin 等对地面光谱数据进行分析,并以此为依据,构建了基于 ASTER 第 6 和 7 波段反射率数据的短波红外归一化作物残茬指数(shortwave infrared normalized difference residue index, SINDRI),并在不同地区分析了作物残茬覆盖度与 SINDRI 的相关性,结果表明在不同地区的回归斜率较为一致,且散点的离散程度较小。此外还利用 SINDRI 进行了作物残茬覆盖度估算,发现 SINDRI 的估算精度与 CAI 方法相当,比 LCA 的估算精度高^[43]。

基于高光谱数据的统计方法,充分利用高光谱数据光谱分辨率的优势,并且在构建这类光谱指数的过程中,考虑了一定的物理意义,使得此类模型较基于宽波段数据的统计方法更容易推广应用到其他地区。因此在现阶段,基于高光谱数据的统计方法已经得到了广泛的研究并在小范围内应用。但是,由于需要高光谱数据支撑,而且需要大量的地面观测数据,因此仍然面临着大范围监测的适用性难题。

1.3 基于雷达数据的统计方法

随着微波遥感技术的发展,利用雷达数据估算作物残茬覆盖度的理论分析和实验研究越来越多^[22,24,46-48],其中利用多波段(C 波段、L 波段、X 波段等)、多极化(HH, VV, HV 和 VH 极化)的雷达后向散射系数反演作物残茬覆盖度成为一种有效手段。

Narayanan 等发现雷达后向散射系数与作物残茬覆盖度之间具有较好的线性关系,并利用 X 波段微波散射计数据对玉米残茬覆盖度进行估算,其中基于水平极化和垂直极化数据的平均估算误差分别为 13% 和 8%^[46]。McNairn 等^[24]将不同土壤背景下不同的作物残茬覆盖度与 Radarsat-1 标准模

式数据后向散射系数进行线性拟合($R=0.53$),并对小麦、玉米以及大豆等作物的残茬覆盖度进行估算,发现对小麦和水稻的估算结果误差较大,玉米和大豆的误差相对较小^[24]。Smith 等^[47]也进行了相似的研究,而且研究结果基本一致。

McNairn 等^[23]研究了不同作物(玉米和大麦)、作物残茬含水量、土壤含水量以及作物残茬覆盖度等对后向散射系数的影响,并分析了入射波方向对回波信号的影响,发现后向散射系数随作物残茬含水量以及作物残茬覆盖度的增加而增加,在较小入射角的情况下, C 波段垂直极化后向散射系数与玉米残茬覆盖度相关性最高^[23]。McNairn 等^[49]还分析了不同极化方式的 SAR 数据与玉米残茬覆盖度的关系,发现只有 HV 极化方式的后向散射系数与玉米残茬覆盖度相关性达到显著水平(C 波段 $R^2=0.438$, L 波段 $R^2=0.413$)。

目前,利用雷达数据监测作物残茬覆盖度,基本上是利用作物残茬覆盖度与后向散射系数之间的线性关系来实现的,将雷达波与作物残茬及土壤之间的相互作用过程进行简化,因此带来了明显的估算误差,难以得到较高的估算精度。对于玉米、小麦等作物残茬,在雷达波与其相互作用的过程中,多次散射项可能会成为主要贡献量,受作物残茬以及土壤的前向散射量影响显著^[50];同时,利用作物残茬覆盖度与后向散射系数之间的线性关系监测作物残茬覆盖度,还将裸露土壤和作物残茬的后向散射系数近似为常量。实际上裸露土壤以及作物残茬的后向散射系数与含水量存在较显著的线性关系^[50],将其近似为常量将会给监测结果带来新的误差。

现有的基于雷达数据的统计方法简单的将后向散射系数与作物残茬覆盖度进行统计回归分析,具有很大的区域局限性。随着微波遥感技术的发展,更多的信息(偏振信息、相位信息等)被引入到作物残茬覆盖度的监测中,将辐射传输模型引入到作物残茬覆盖度监测中将会显著提高估算精度。

1.4 光谱角方法

不同地物与电磁波相互作用时,对不同波长电磁波的反射、吸收特性各不相同,表现在遥感影像上就是在各个波段的光谱响应不同。光谱角是将每一像元在 N 个波段的光谱响应组合成为一个 N 维矢量。利用光谱角信息估算作物残茬覆盖度,是以纯净土壤像元光谱矢量为基准,计算混合像元的光谱矢量与土壤像元光谱矢量之间的夹角,利用这一角度来表征混合像元的光谱与纯净土壤像元光谱之间的差异程度,进而区分出土壤像元以及作物残茬像元。

Biard 等^[51]基于光谱角思想,提出了一种多波段作物残茬指数(crop residue index multiband, CRIM)方法估算作物残茬覆盖度,对于土壤和作物残茬混合的像元,光谱矢量应该介于土壤和作物残茬纯净像元矢量之间,在二维光谱空间中(如图 1 所示),该像元内作物残茬所占的比例为

$$CRIM = \frac{MS}{RS} = \frac{\tan\delta}{\tan\zeta} \quad (4)$$

Arsenault 等的研究表明,基于 TM 第 2, 3, 4 和 5 四个波段反射率的四维 CRIM 方法,所得到的作物残茬覆盖度估算结果与观测值的相关性最高($R^2>0.9$)^[33]。而且作物残茬的种类、残留时间长短、土壤矿物质的组成、土壤类型^[33]以

及土壤含水量、土壤表面粗糙度^[51]等均不会对结果产生显著的影响。但 Gelder 等^[32]的研究结果则表明,利用 TM 第 5 和 7 两个波段构建的 CRIM 指数对作物残茬覆盖度的指示效果最好。

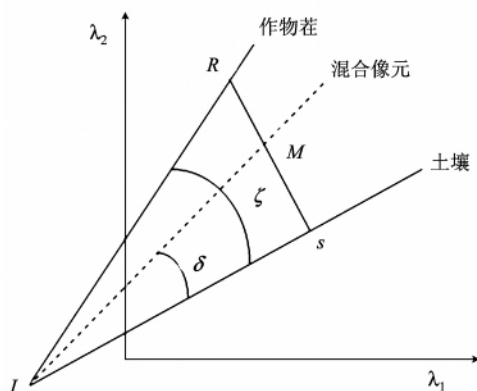


Fig 1 The CRIM concept observed in a bi-dimensional spectral space^[51]

CRIM 指数估算的作物残茬覆盖度的误差较小^[33],且受波段范围限制较小,能够利用任意波长范围的数据来区分作物残茬与土壤^[29]。但是,目前一直没有确定利用哪些波段的组合才能获得最优的估算结果,而且 CRIM 指数法近似地认为混合像元只有土壤和作物残茬两种端元,因此像元的异质性将会直接影响基于 CRIM 指数的作物残茬覆盖度估算精度。同时,如何准确地确定纯净土壤像元及作物残茬像元,也是限制 CRIM 指数法的一个重要方面。随着高光谱、高分辨率遥感的发展,空间分辨率,光谱分辨率的提高为 CRIM 指数提供了更大的发展空间,基于高光谱、高分辨率数据的 CRIM 方法将会提高监测精度,同时,CRIM 最佳波段组合的确定也将会推动 CRIM 方法的进一步发展。

1.5 混合像元分解法

传感器所获取的数据是以像元为单位记录的,它是每个像元对应的地表成分光谱的综合。为了提高遥感应用的精度,必须将混合像元分解成不同的端元,混合像元分解过程就是求得各端元所占比例的过程。作物收割之后,农田中作物残茬与土壤的混合像元普遍存在,同时端元主要有作物残茬和土壤两种,相对简单,因而可以应用混合像元分解的方法确定作物残茬覆盖度。Adams 等^[52]提出线性混合像元分解(linear spectral mixture analysis, LSMA)模型,目前得到广泛使用。

Arsenault 等利用 LSMA 方法对混合像元中作物残茬与土壤的比例进行了估算,其中以 Landsat TM 为数据源时估算结果与地面观测数据的 $R^2 \approx 0.7$,以地面光谱模拟的 Hyperion 数据为数据源时 $R^2 \approx 0.9$ ^[33]。Bannari 等^[53]使用 Probe-1 和 IKONOS 数据作为数据源,分别估算作物残茬覆盖度,发现使用高光谱数据的混合像元分解法估算精度更高。Pacheco 等利用 SPOT 与 TM 数据,对四个时相的玉米、小麦和大豆残茬覆盖度进行估算,均方根误差介于 17.29% 至 20.74% 之间,其中,玉米的估算结果误差最小,大豆的估

算结果误差最大^[54]。

实际应用中,混合像元内不可避免的会掺杂其他地物类型,另外,由于太阳照射而产生的阴影也应该作为一种端元。端元的过于简化是混合像元分解法估算作物残茬覆盖度误差的主要来源^[53]。因此 LSMA 方法的主要缺点在于端元提取精度不高,直接影响作物残茬覆盖度的估算精度^[54-56]。

由于获取准确的端元光谱需要大量的地面观测,Pacheco 等^[54]提出直接从影像上提取作物残茬及土壤端元,解决了使用混合像元分解法开展大范围作物残茬覆盖度估算问题。此外,引入非线性混合像元分解模型,或者其他混合像元模型,可以有效地提高作物残茬分布较复杂的区域适应性,从而提高作物残茬覆盖度的估算精度。

2 作物残茬覆盖度遥感监测的发展前景

随着遥感技术的迅速发展,越来越多的新型传感器投入运行。这些新型传感器具有更短的重访周期,更广的波段覆盖范围,更好的光谱分辨率和更高的空间分辨率,为作物残茬覆盖度的估算提供了更为多样化的遥感数据源。利用遥感监测作物残茬覆盖度理论方法的研究,面临着巨大的发展空间,其发展前景存在以下几方面亮点:

(1)随着全球碳循环研究的推进,开展大范围的作物残茬覆盖度监测已经成为一种重大需求,为大范围碳循环研究提供有力的数据支撑。为满足大范围的作物残茬覆盖度监测需要,必须引入覆盖范围更广的遥感数据进行监测。其中,FY-3A 中分辨率成像光谱仪(MERSI)在光谱分辨率与空间分辨率与 MODIS 相当,且其中一个波段为 $(2.08 \sim 2.18 \mu\text{m})$,覆盖了作物残茬的最强吸收带^[2,41],可以为作物残茬覆盖度遥感监测提供有价值的信息。

(2)目前基于高光谱数据的 CAI 方法估算作物残茬覆盖度备受关注,并且随着作物残茬残留时间的增长,作物残茬逐渐腐蚀分解,CAI 方法依然能够获取较准确的监测结果^[57]。但是现阶段 CAI 方法多以 Hyperion 作为数据源,幅宽和卫星寿命限制了 CAI 方法的进一步发展。欧空局未来计划发射的 Sentinel-2 卫星搭载的多光谱成像仪(Multi-Spectral Imager, MSI)幅宽 290 km,空间分辨率为 $10 \sim 60 \text{ m}$,并且覆盖了木质素和纤维素的吸收波段,该数据将进一步推动基于高光谱数据的作物残茬覆盖度估算方法的发展。

(3)基于雷达数据的监测方法需要从原理上的进一步改进,尤其需要引入辐射传输理论,强化电磁波与作物残茬、土壤等地面目标的相互作用过程,从而提高这类方法的估算精度。RADARSAT2 具有多种极化方式和成像模式,未来计划发射的 RADARSAT3 将与 RADARSAT2 组网并提供干涉数据,为作物残茬覆盖度监测提供了数据基础;TERRASAR-X 和 COSMO SKYMED 数据则开创了作物残茬覆盖度在 X 波段的米级观测;即将发射的国产卫星“HJ-1C”支持了 S 波段的相关研究。众多新型数据的产生,将为辐射传输模型的引入提供有力支撑。

(4)基于混合像元分解的作物残茬覆盖度估算方法仍需要不断完善。发展直接从影像上提取端元光谱信息,将会推

进混合像元分解法在大范围作物残茬覆盖度估算中的应用。多端元混合像元模型的引入将会进一步提高对植被、作物残茬及土壤的混合像元分解的精度,并且以 ASTER 为数据源的应用已经取得了一定的成功^[58]。目前,一种以光谱指数为基础的混合像元分解方法也已用于绿色植被覆盖度、衰老植

被覆盖度以及土壤覆盖度的估算(以 NDVI 和 CAI 两种光谱指数为基础)^[59]。这些新型的混合像元分解手段使混合像元分解法估算作物残茬覆盖度的精度逐渐提高,逐渐完善这些混合像元分解方法将会进一步扩展混合像元分解法在作物残茬覆盖度估算领域的应用前景。

References

- [1] Daughtry C S T, Hunt Jr E R, McMurtry III J E. Remote Sensing of Environment, 2004, 90: 126.
- [2] Nagler P L, Inoue Y, Glenn E P, et al. Remote Sensing of Environment, 2003, 87: 310.
- [3] Streck N A, Rundquist D, Connot J. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2002, 68(11): 1193.
- [4] Schlesinger W H. Science, 1999, 284(5423): 2095.
- [5] Bruce J P, Fromo M, Haïtes E, et al. Journal of Soil and Water Conservation, 1999, 54(1): 382.
- [6] Robertson G P, Paul E A, Harwood R R. Science, 2000, 289(5486): 1922.
- [7] Steiner J L, Schomberg H H, Douglas Jr C L, et al. Agronomy Journal, 1994, 86(1): 76.
- [8] Dao T H. Soil Science Society of America Journal, 1993, 57(6): 1586.
- [9] Wilhelm W W, Johnson J M F, Hatfield J L, et al. Agronomy Journal, 2004, 96: 1.
- [10] Lal R, Kimble J M, Follett R F, et al. The Potential of U. S. Cropland of Sequester Carbon and Mitigate the Greenhouse Effect. Boca Raton, FL: Lewis Publishers, 1999. 128.
- [11] Aase J K, Tanaka D L. Agronomy Journal, 1991, 83: 753.
- [12] Daughtry C S T, McMurtry III J E, Chappelle, et al. Agronomy Journal, 1995, 87: 165.
- [13] Daughtry C S T. Agronomy Journal, 2001, 93: 125.
- [14] Lemke R L, VandenBygaart A J, Campbell C A, et al. Agriculture, Ecosystems and Environment, 2010, 135: 42.
- [15] McNairn H, Protz R. Canadian Journal of Remote Sensing, 1993, 19(2): 152.
- [16] Morrison J E, Huang C, Lightle D T, et al. Journal of Soil and Water Conservation, 1993, 48: 479.
- [17] Morrison J E, Lemunyon J, Bogusch H C. Transaction of American Society of Agricultural Engineers, 1995, 38: 521.
- [18] Morrison J E, Chichester F W. Soil Science Society of America, 1991, 34: 2469.
- [19] Serbin G, Daughtry C S T, Hunt E R, et al. McCarty. Soil Science Society of America, 2008, 73(5): 1545.
- [20] Daughtry C S T, McMurtry III J E, Chappelle E W, et al. Theoretical and Applied Climatology, 1996, 54: 17.
- [21] Nagler P L, Daughtry C S T, Goward S N. Remote Sensing of Environment, 2000, 71: 207.
- [22] Brisco B, Brown R J, Snider B, et al. International Journal of Remote Sensing, 1991, 11: 2283.
- [23] McNairn H, Duguay C, Boisvert J, et al. Canadian Journal of Remote Sensing, 2001, 27(3): 247.
- [24] McNairn H, Wood D, Gwyn Q H J, et al. Canadian Journal of Remote Sensing, 1998, 24(1): 28.
- [25] McMurtry E, Chappelle E W, Daughtry C S T, et al. Journal of Soil and Water Conservation, 1993, 48(3): 207.
- [26] Leblon B, Gallant L, Bonn F, et al. Canadian Journal of Remote Sensing, 1996, 22(2): 198.
- [27] Dulaney W P, Daughtry C S T, Irons J R. Agronomy Abstracts, 1992, 84: 323.
- [28] Major D J, Larney F L, Lindwall C W. 1990, Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium(IGARSS'90), 20-24 May College Park, Maryland, 1990, 1: 603.
- [29] Bannari A, Chevrier M, Staenz K, et al. Revue Télédétection, 2007, 7: 447.
- [30] van Deventer A P, Ward A D, Gowda P H, et al. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1997, 63: 87.
- [31] Qi J, Marsett R, Heilman P, et al. EOS Transactions American Geophysical Union, 2002, 83 (51): 601.
- [32] Gelder B K, Kaleita A L, Cruse R M. Agronomy Journal, 2009, 101: 635.
- [33] Arsenaault É, Bonn F. Catena, 2005, 62: 157.
- [34] Daughtry C S T, Doraiswamy P C, Hunt Jr E R, et al. Soil and Tillage Research, 2006, 91: 101.
- [35] Biard F, Bannari A, Bonn F. 17th Canadian Symposium on Remote Sensing. Canadian Remote Sensing Society, Ottawa, Canada, 1995. 417.
- [36] Richardson A J, Wiegand C L. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1977, 43: 1541.
- [37] Baret F, Jacquemoud S, Hanocq J F. Remote Sensing Reviews, 1993, 7: 65.
- [38] Bannari A, Haboudane D, McNairn H, et al. In: IGARSS 2000, 24-28 July, Honolulu. Hawaii, 2000, 2936.
- [39] Elvidge C D. Proceedings of the First AVIRIS Performance Evaluation Workshop, Pasadena, CA. JPL Publication, 1988. 97.
- [40] WANG Chang-yao, NIU Zheng, TANG Hua-jun(王长耀, 牛 铮, 唐华俊). Earth Observation Technology and Precision Agriculture (对地观测技术与精细农业). Beijing: Science Press(北京: 科学出版社), 2001.
- [41] Roberts D A, Smith M O, Adams J B. Remote Sensing of Environment, 1993, 44: 255.

- [42] Daughtry C S T, Hunt Jr E R, Doraiswamy P C, et al. American Society of Agronomy, 2005, 97: 864.
- [43] Serbin G, Hunt Jr E R, Daughtry C S T, et al. Remote Sensing, 2009, 1: 971.
- [44] Daughtry C S T, Hunt Jr E R. Remote Sensing of Environment, 2008, 112: 1647.
- [45] Serbin G, Daughtry C S T, Hunt Jr E R, et al. Remote Sensing of Environment, 2009, 113: 224.
- [46] Narayanan R M, Mielke L N, Dalton J P. Applied Engineering in Agriculture, 1992, 8: 863.
- [47] Smith A M, Major D J. Canadian Journal of Remote Sensing, 1996, 22(3): 243.
- [48] McNairn H, Boisvert J B, Duguay C, et al. Geomatics in the Era of RADARSAT(GER'97), Ottawa, Canada, May 25-30, 1997.
- [49] McNairn H, Duguay C, Brisco B, et al. Remote Sensing of Environment, 2002, 80: 308.
- [50] Ulaby F T, Moore R K, Fung A K. Addison Wesley Publishing Company, 1982. 260.
- [51] Baird F, Baret F. Remote Sensing of Environment, 1997, 59: 530.
- [52] Adams J B, Smith M O, Gillespie A R. IEEE Geoscience and Remote Sensing Society. New York, 1989. 16.
- [53] Bannari A, Pacheco A, Staenz K, et al. Remote Sensing of Environment, 2006, 104: 447.
- [54] Pacheco A, McNairn H. Remote Sensing of Environment, 2010, 114: 2219.
- [55] LI Su, LI Wen-zheng, ZHOU Jian-jun, et al(李 素, 李文正, 周建军, 等). Geographic and Geo-Information Science(地理与地理信息科学), 2007, 23(5): 35.
- [56] Dennison P E, Roberts D A. Remote Sensing of Environment, 2003, 87: 295.
- [57] Daughtry C S T, Serbin G, Reeves III J B, et al. Remote Sensing, 2010, 2(2): 416.
- [58] Gill T, Phinn S. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2009, 47: 662.
- [59] Guerschman J P, Hill M J, Renzullo L J, et al. Remote Sensing of Environment, 2009, 113: 928.

Review of Crop Residue Fractional Cover Monitoring with Remote Sensing

ZHANG Miao, LI Qiang-zi, MENG Ji-hua, WU Bing-fang*

Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

Abstract Crop residue, as an important element of agro-ecosystem, can influence the flow of nutrients, carbon, water, and energy in agro-ecosystem. As a crucial indicator of distribution of crop residue, crop residue fractional cover is a key parameter of agro-ecosystem carbon cycle process model. Since remote sensing can easily obtain quantities of data, many researches were carried out on monitoring crop residue fractional cover with remote sensing. The present paper summarizes crop residue fractional cover estimation methods and latest progress in remote sensing, and these methods are classified into five categories according to the differences in methodologies and data sources. The principle of every method is described and compared. The advantages and shortages are also discussed and analyzed. Eventually, this paper points out some methods that should be improved, and presents the prospects of crop residue fractional cover estimation in the future.

Keywords Crop residue; Fractional cover; Remote sensing

(Received Feb. 15, 2011; accepted Jun. 5, 2011)

* Corresponding author