

遥感同化 WOFOST 模型动态监测水稻重金属污染胁迫

赵利婷¹, 刘湘南^{1*}, 丁超¹, 刘峰¹, 裴松伟², 夏小鹏¹

(1.中国地质大学(北京)信息工程学院, 北京 100083; 2.中国地质大学(北京)能源学院, 北京 100083)

摘要:为研究土壤重金属污染对作物生长尤其是根系生长的影响,探讨了利用遥感与作物生长模型同化方法获取水稻根重 WRT (Weight of Root)的变化,进而动态监测水稻重金属污染胁迫的可行性。以吉林省长春市两块不同污染水平的水稻种植区为研究对象,以叶面积指数 LAI(Leaf Area Index)为结合点,使用灰色关联度分析选择与根重关联度最高的作物参数 CVR(干物质转化为根重的效率, Efficiency of Conversion into Roots),通过粒子群优化算法 PSO(Particle Swarm Optimization)优化 CVR,实现作物生长模型 WOFOST(World Food Studies)与 CCD 遥感数据的同化,并用同化后的 WOFOST 模型模拟 WRT 进行水稻重金属污染胁迫状况分析,最后对研究区水稻重金属污染胁迫进行了分级评价。结果表明,整个生长期污染严重区域水稻根重比污染较轻区的水稻根重低,二者比值范围为 0.894~0.972,均值为 0.922,在水稻分蘖期比值最低达到 0.894。可见根重的变化是监测水稻重金属污染胁迫的有效指标,该方法能够在水稻生长的早期(分蘖期)就监测到重金属污染胁迫。

关键词:重金属胁迫;遥感;水稻根重;WOFOST 模型;数据同化

中图分类号:X503.231 文献标志码:A 文章编号:1672-2043(2015)02-0248-09 doi:10.11654/jaes.2015.02.007

Dynamic Monitoring of Heavy Metal Stresses in Rice by a Remote Sensing Data-Assimilated WOFOST Model

ZHAO Li-ting¹, LIU Xiang-nan^{1*}, DING Chao¹, LIU Feng¹, PEI Song-wei², XIA Xiao-peng¹

(1.School of Information Engineering, China University of Geosciences, Beijing 100083, China; 2.School of Energy, China University of Geosciences, Beijing 100083, China)

Abstract: Heavy metal contamination of soil would affect crop growth via influencing eco-physiological parameters of crops such as chlorophyll, LAI(Leaf Area Index) and cell structure, especially the roots. This study explored the feasibility of monitoring heavy metal stresses in rice by using WRT(Weight of Root) changes obtained from remote sensing data and crop growth model. Usually it is difficult to get rice WRT directly through remote sensing method. However the WRT can be well simulated by assimilating remote sensing data into the WOFOST(World Food Studies) model. The LAI is one of output parameters of the WOFOST model and it can be used as a connection between the WOFOST model and remote sensing data. The assimilation process was conducted through the LAI by PSO(Particle Swarm Optimization). In this research, two cultivation areas in Changchun, Jilin Province were selected as the experimental sites(A and B) with different heavy metal stress levels. Grey correlation analysis was performed to select the crop parameter that is sensitive to the WRT. The results showed that CVR(Efficiency of dry matter conversion to root weight) is highly correlated with the WRT with the correlation coefficient (R_{WRT}) of 0.801 6. Hence the CVR was chosen as the parameter to be optimized in the WOFOST model. The CVR values of the site A and B were 0.527 and 0.806 respectively. The WRT ratio of the site A to site B ranged from 0.894 to 0.972 during the whole rice growth period with an average of 0.922. The lowest WRT ratio of 0.894 occurred at the tillering stage, whereas the significant effect of heavy metal stress on LAI started at the jointing-booting stage. The experimental results showed that the heavy metal stress can be detected by the WRT at the early growth stage compared with the LAI. In conclusion, assimilating remote sensing data into the WOFOST model can directly get the root growth information, which is impossible to obtain directly from remote sensing technique only. Additionally, assimilating remote sensing data into the WOFOST model can also monitor heavy metal stresses in rice on spatial scale dynamically and continuously.

Keywords: heavy metal stress; remote sensing; weight of root; WOFOST model; data assimilation

收稿日期:2014-09-23

基金项目:国家自然科学基金项目(41371407)

作者简介:赵利婷(1989—),女,内蒙古乌兰察布人,硕士研究生,主要从事遥感信息分析与地学应用研究。E-mail:zlt_gis@163.com

*通信作者:刘湘南 E-mail:liuxnecugb@163.com

近年来运用遥感技术进行农田重金属污染监测已有大量研究报道,这些研究的主要思路是建立作物冠层光谱反射率与重金属污染胁迫下作物生理生态参数(叶绿素、叶面积指数和细胞结构等)之间的响应关系。有学者通过对植被在重金属污染胁迫下的光谱响应进行研究,建立了光谱指数与土壤重金属含量以及植被生理生态参数的相关关系,提出了一些对重金属胁迫更具有针对性和敏感性的光谱指数^[1-5];也有研究选择叶绿素含量作为水稻重金属污染胁迫的响应因子,通过分析验证得到对叶绿素变化敏感的光谱指数及其响应规律,并进行了区域应用与验证^[6];为了对重金属污染胁迫遥感弱信息进行增强,有学者对原始光谱进行微分、小波分析等变换以提取污染胁迫下的遥感诊断光谱指数^[7-9],提高了光谱指数对重金属胁迫的响应能力。这些研究主要利用重金属污染胁迫下的作物地上生长参数进行,并且监测具有时间上的不连续性。

根系是重金属进入植物体的门户,在水稻的所有器官中富集重金属的能力最强^[10-14]。受重金属污染胁迫的农作物,其根系的生长往往会受到抑制,导致根系体积减小、根鲜重和干重下降、根系含水量降低等^[15-17],因此根重 WRT(Weight of Root)可以作为指示重金属污染胁迫的重要因子。当前还难以实现利用遥

感技术直接监测作物根系的变化,而作物生长模型 WOFOST(World Food Studies)能够很好地实现对作物根重的动态模拟。该模型由荷兰瓦赫宁根大学开发,能够根据气象和土壤条件模拟作物根、叶、茎等的生长动态^[18-20],遥感信息与 WOFOST 模型同化已逐渐成为农业研究的有效工具之一^[21-25]。

本文基于中国环境卫星(HJ-1A)遥感数据和 WOFOST 模型,通过粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)优化 WOFOST 模型参数 CVR(干物质质量转化为根重的效率, Efficiency of Conversion into Roots),对遥感数据提供的作物实际生长状态信息与 WOFOST 模型的有效结合对水稻生长过程进行模拟,提高了 WOFOST 模型对 WRT、LAI 等的模拟精度。利用同化后的 WOFOST 模型对水稻根重的模拟实现了对水稻重金属污染胁迫的时空连续性监测。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区位于吉林省长春市(图 1),其地理位置为 $43^{\circ}15' \sim 44^{\circ}04'N$, $125^{\circ}19' \sim 127^{\circ}43'E$ 。长春市地处松辽平原腹地,属大陆性季风气候,光照充足,年均气温 $4.9^{\circ}C$,年均降水量 $522 \sim 615\text{ mm}$ 。

水稻是长春主要农作物之一,本文选取两个水稻

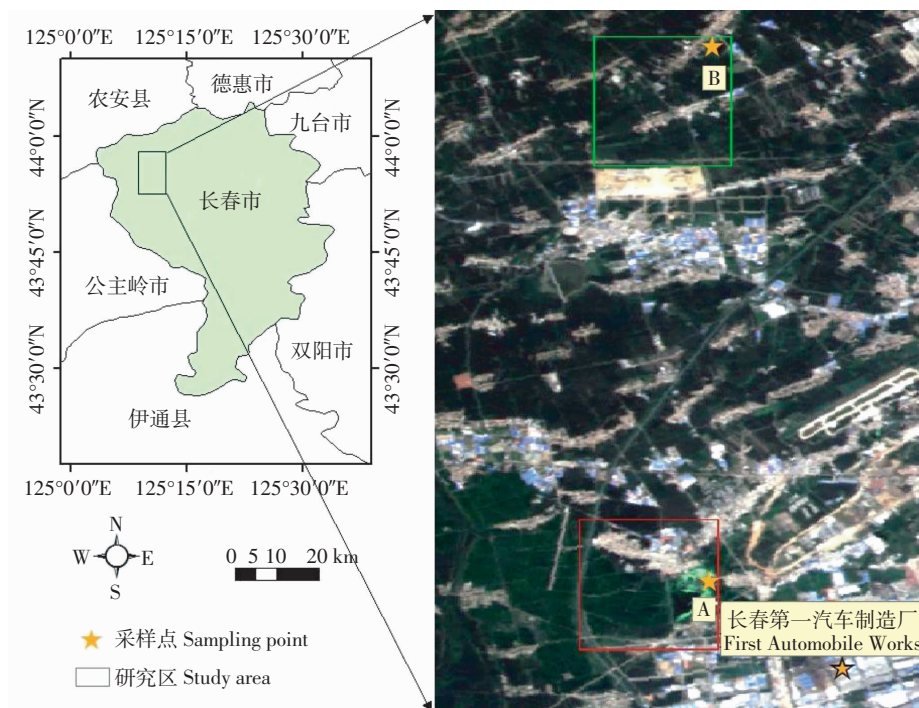


图 1 研究区位置图

Figure 1 Location of study areas

种植区 A 和 B 作为研究区, 面积均为 3 km×3 km, 研究区水稻品种以早粳稻中吉粳系列为主, 其中 A 区靠近长春第一汽车制造厂, 由于工业废水以及城市垃圾排入, 该区土壤污染严重, B 区污染程度较轻, 两区的其他自然地理条件一致。在研究区内分别均匀采集 40 个土壤样本, 测定重金属含量并取其平均值作为土壤重金属含量值^[20], 土壤重金属含量由中国农业科学院测试中心测定(原子吸收法)。表 1 列出了土壤重金属含量平均值。A 区采样点重金属污染严重, 其中铜元素含量超过背景值 28.3%, 镉元素含量超过背景值 112.5%, 锌元素含量超过背景值 117.8%; B 区采样点污染相对较轻, 铜、镉元素含量接近背景值。

表 1 采样点地理位置及土壤重金属含量

Table 1 Sampling locations and soil heavy metal contents

研究区 Study area	采样点地理位置 Geographical location	重金属含量 Heavy metals content/mg·kg ⁻¹		
		Cu	Cd	Zn
A	43°52.2'N, 125°10.2'E	28.23	0.170	137.22
B	44°06.3'N, 125°10.2'E	20.46	0.099	103.63
* 背景值 Background value		22.00	0.080	63.00

注: * 长春土壤的背景值(成杭新等^[31])

Note: * Background values of soil heavy metals in Changchun(CHENG Hang-xin, et al^[31])

1.2 数据获取及处理

本研究所用数据主要包括环境与减灾小卫星 HJ-1A 的 CCD 数据、WOFOST 模型所需输入数据以及实测土壤重金属含量数据。CCD 数据的空间分辨率为 30 m, 时间分辨率为 4 d, 本文选取 2009 年 5 月至 9 月间质量较好的影像数据(分别为 5 月 20 日、6 月 20 日、7 月 8 日、7 月 19 日、8 月 4 日、8 月 12 日、8 月 30 日和 9 月 16 日), 数据涵盖水稻整个生长期中的多个关键时期。CCD 数据经辐射定标、图幅裁剪、几何校正和大气校正等处理, 得到真实的地表反射率, 其中大气校正选用 ENVI 中的 FLAASH 大气校正模型, 大气模型选用 Sub-ArcticSummer, 气溶胶模型为 Rural。WOFOST 模型所需气象数据主要来自长春气象站。

1.3 基于根重变化的水稻重金属污染监测方法

水稻受重金属污染胁迫后, 生长受到抑制, 叶面积指数、叶绿素、细胞结构等都会受到影响。由于植物根系对重金属具有极强的富集能力, 土壤中重金属含量超标, 最直接的受胁迫对象为根, 根的细胞结构、呼吸效率等都会有所改变^[10-14]。已有研究主要选用地上

作物参数作为重金属污染胁迫响应因子^[2,6,8], 但这些参数容易受到其他环境因素的影响, 故选用地下作物参数根重能够相对较好地排除一些环境因素的影响。通过遥感可以获取水稻的实时生长信息, 但目前的遥感方法尚不能实现对根的直接监测, 无法提取根的相关参数信息。本文引入能够模拟根重的作物生长模型 WOFOST, 利用同化实现其与遥感方法的结合, 不但可以利用遥感数据来计算水稻根重的变化, 而且同化可将不连续的遥感观测信息转换为时间连续的作物信息, 从而实现动态监测, 得到根重的时空模拟, 进而实现重金属污染监测。同化的目的在于缩小作物生长模型的模拟值与遥感观测值之间的差异, 提高 WOFOST 模型的模拟精度, 同时解决遥感观测不连续的问题, 使得模型能够动态模拟接近真实的作物生长状态^[23]。本文利用 LAI 作为同化量来优化 WOFOST 模型的参数 CVR, 参数优化算法选用 PSO 算法, 技术流程如图 2。

1.3.1 遥感反演水稻 LAI

LAI 是作物重要生理生态参数之一, 也是农业遥感研究中常用的指标之一。WOFOST 模型可以模拟作物叶面积指数 LAI、地上总生物量 TAGP 和穗重 WSO 等, 其中 LAI 是遥感数据方便获取的作物参数。因此, 本文将 LAI 作为遥感数据与 WOFOST 模型的耦合点。遥感反演 LAI 的方法有很多, 大量研究表明归一化植被指数(NDVI)能够较好地反演 LAI, 但在 LAI 超过 2 或 3 的临界值时, NDVI 对于 LAI 的敏感度随着 LAI 的增加变弱(NDVI 饱和现象)。为了解决 NDVI 的饱和问题, 王福民等对六种改进的 NDVI (GBNDVI、GNDVI、GBNDVI、RBNDVI、GRNDVI、PNDVI) 与 NDVI 反演的 LAI 进行对比研究, 结果表明 GBNDVI 对水稻 LAI 反演精度最高, 且削弱了 NDVI 饱和问题的影响^[26]。因此本文采用 GBNDVI 反演水稻 LAI, 计算公式如下:

$$GBNDVI = [IR - (G + B)] / [IR + (G + B)] \quad (1)$$

$$LAI = 0.4958 \times e^{3.2998 \times GBNDVI} \quad (2)$$

式中: IR、G、B 分别代表近红外波段、绿波波段和蓝波波段的反射率。

将 A、B 两区的经过预处理的遥感影像分别进行上述运算, 得到 A、B 两区的 LAI 影像。

1.3.2 WOFOST 模型待优化参数选择

WOFOST 模型的输入参数有作物参数、土壤和气候参数, 各参数与作物生物量的相关性有所不同, 为更好地监测重金属污染状况, 需筛选出关联度较好

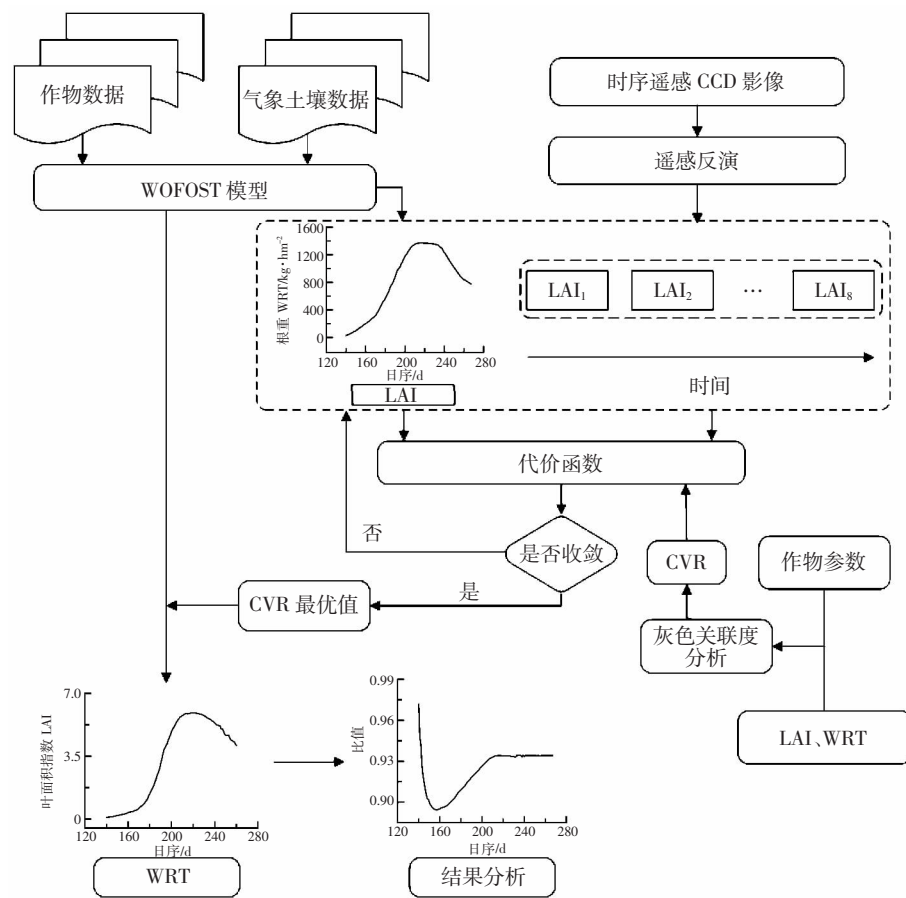


图 2 水稻重金属污染胁迫动态监测技术流程

Figure 2 Flow chart of dynamic monitoring for heavy metal stress in rice

的参数用作待优化参数。本文利用灰色关联度分析选取待优化参数。灰色关联度是常用的敏感性分析方法之一,是一种研究小样本、贫信息的不确定问题的方法^[27]。本文选取可能与作物生长及重金属污染高度相关的 10 个参数与 WOFOST 模型的输出结果 (LAI、WRT) 做灰色关联度分析,进而得到对根重以及叶面积指数等敏感的作物参数。分析方法为:在其他参数不变的情况下,同时调整这 10 个参数值,与对应 LAI 和 WRT 进行灰色关联度分析。灰色关联度计算公式如下:

$$\text{关联系数: } \varepsilon_i(k) = \frac{\Delta(\min) + \rho \Delta(\max)}{\Delta_i(k) + \rho \Delta(\max)} \quad (3)$$

$$\text{关联度: } r_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \varepsilon_i(k) \quad (4)$$

式中: Δ 代表经过无量纲化处理后的参考数列和比较数列的差值的绝对值,这里的参考数列包括 LAI 和 WRT 两组数列,比较数列由上述 10 个参数值组成; $\Delta(\min)$ 指差值的最小值; $\Delta(\max)$ 指差值中的最大值; $\Delta_i(k)$ 指 k 时间点的差值; ρ 为分辨系数,取 0.5。

r_i 越接近 1, 关联度越大即相关性越好。关联度分析结果如图 3。与 LAI、WRT 关联度最高的分别是 DVSI ($r_{\text{LAI}}=0.8307$)、CVR ($r_{\text{WRT}}=0.8016$), 结果与实际意义相符。本文选择与 WRT 相关性最高的 CVR 作为 WOFOST 模型的待优化参数, 其他相关性较高的

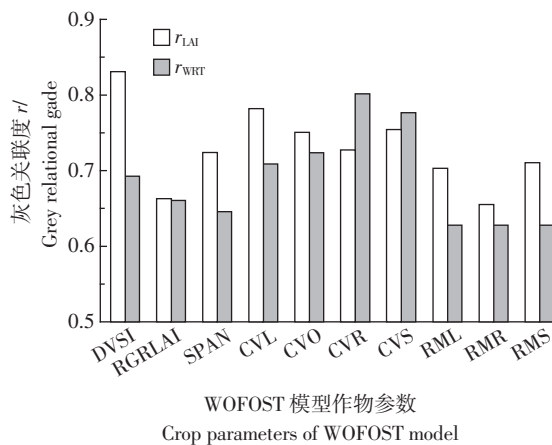


图 3 灰色关联度分析结果

Figure 3 Results of grey relational analysis

作物参数根据研究区实际状况以及已有研究做适当调整^[20],调整结果如表 2,其他参数使用模型默认值。

表 2 区域适应性调整后的 WOFOST 模型作物参数设置
Table 2 Crop parameter settings for WOFOST model with regional adaption adjustments

参数 Parameters	参数含义 Meanings	取值 Values
DVSI	初始发育阶段	0.3
TDWI	作物初始干物质量	70
RGRLAI	叶面积指数的最大日增量	0.007 5
SPAN	叶片在 35 ℃时的生命期	35
TSUM1	出苗到开花的积温	1 196.7
TSUM2	开花到成熟的积温	453.3
CVL	干物质转化为叶片的效率	0.754
CVO	干物质转化为贮存器官的效率	0.684
CVS	干物质转化为茎的效率	0.754
RML	叶的维持呼吸作用消耗	0.020 0
RMR	根的维持呼吸作用消耗	0.010 0
RMS	茎的维持呼吸作用消耗	0.015 0

1.3.3 WOFOST 模型参数优化算法

WOFOST 模型参数优化是模型同化过程的关键,优化算法的选择直接影响模型模拟结果。本文选择原理简单、参数少、易实现以及收敛速度快的粒子群优化算法 PSO,该算法是 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出的一种基于群体智能的全局优化进化算法,其基本思路是通过群体中个体之间的互动协作和信息共享来搜索全局最优解^[28-29]。

优化过程的基本流程为通过不断调整 WOFOST 模型的参数 CVR,使得 WOFOST 模型模拟的 LAI 与遥感反演的 LAI 差异逐渐减小,直至低于预设的代价函数阈值或达到最大迭代次数,最终输出 CVR 的最优解。本文使用的代价函数为:

$$C=\frac{1}{n}\sqrt{\sum_{i=1}^n(\frac{LAI_{si}-LAI_{mi}}{LAI_{mi}})}$$
 (5)

式中:C 为代价函数值;n 为参与优化的遥感数据的时序数,这里为 8 次;LAI_{si}和 LAI_{mi}分别为第 i 个时序对应的 WOFOST 模拟的 LAI 和遥感反演的 LAI。

PSO 算法的具体应用过程:将代价函数阈值设定为 0.05,粒子数为 20,最大迭代次数 100。首先,算法会产生 20 组随机的 CVR 值(0~1)输入到 WOFOST 模型中,得到 20 组模拟的 LAI 值,然后计算代价函数值,将最小的一组对应的 CVR 值视为局部最优解;然后,算法会根据不同的步长调整这 20 组随机的 CVR

值,连同刚刚得到的局部最优解共 21 组再次输入 WOFOST 模型,再次计算代价函数值,得到全局最优解;继续调整这 20 组随机的 CVR 值,重复上述过程,代价函数值达到阈值或达到最大迭代次数时停止迭代,输出全局最优解。

1.3.4 水稻根重计算

最后将上述方法计算所得 CVR 值输入 WOFOST 模型中,得到根重的时空动态模拟,用于监测水稻重金属污染。

2 结果与分析

2.1 同化模型参数优化结果及验证

利用粒子群优化算法对采样点参数 CVR 进行优化,得到的 A、B 两区采样点的参数 CVR 最优值分别为 0.527 和 0.806。将两区采样点的 CVR 最优值输入 WOFOST 模型,比较优化后的模型模拟的与 CCD 数据反演的 LAI(图 4,这里的 LAI 实测值为遥感 CCD 数据反演所得,日序为年度自然时间序列)。可以看出,优化后的模拟结果更加接近 LAI 随生长期变化的真实情况,表明通过调整 WOFOST 模型参数可以更好地模拟研究区水稻生长状况。

2.2 水稻根重时空域模拟

将优化后的 CVR 值输入 WOFOST 模型中,分别模拟 A、B 两研究区采样点的 LAI 和 WRT,结果如图 5。在水稻整个生长期内,重金属污染对 LAI 和 WRT 都有抑制作用,但在生长初期,污染区与非污染区的 LAI 曲线基本重合,相较而言,根重对重金属污染胁迫的响应更加敏感,因此利用根重监测重金属污染胁迫可行性更强。

图 5(b)显示重金属对水稻根重的影响始于生长

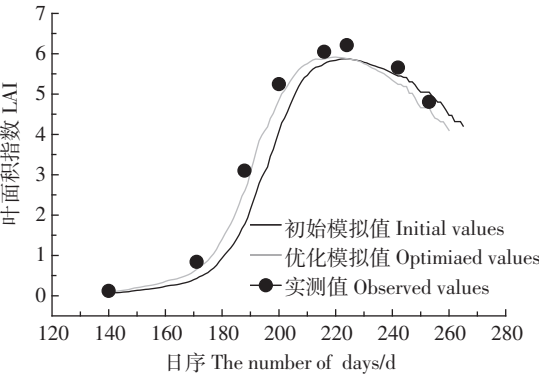


图 4 B 区采样点优化前后 LAI 对比
Figure 4 Comparison of LAIs simulated by initial model and optimized model of sampling area B

初期的分蘖期,这是由于在分蘖期水稻主要进行营养生长,需要吸收大量水分及其他营养元素,包括重金属元素在内。本研究利用 A、B 两研究区的根重比值进行根重监测水稻重金属污染的结果分析,比值 $WRT(A)/WRT(B)$ 的动态变化如图 6 所示。显然该比值越小,两个区域的根重相差越大,即重金属污染程度越严重。水稻根重比值范围为 0.894~0.972,均值为 0.922。值得注意的是,140~148 d 根重比值快速下

降,第 148~173 d 左右,根重比值降低到 0.9 以下,显示出在分蘖期,水稻根重经历急剧变化达到最低值 0.894。由此可见,重金属污染对水稻根重产生较明显影响,该方法能够在水稻生长早期(分蘖期)就监测到重金属污染胁迫。

将 1.3.1 节中得到的 A、B 两区的 LAI 影像进行逐像元的上述同化过程,计算得到区域中每个像元优化后的 CVR 值,将各像元对应 CVR 值输入 WOFOST 模型得到空间上根重分布(图 7)。可以看到,在分蘖期(第 140 d),两研究区根重都较低,随着水稻生长,根重总体趋势为分蘖期(第 140 d)<拔节孕穗期(第 200 d)<抽穗扬花期(第 224 d)>成熟期(第 259 d)。即在抽穗扬花期,两研究区根重都达到最高值,进入成熟期后,水稻开始老化,植株内水分流失,根重也随之降低。每个生长期采样点所在区域(采样区)的根重均为 $A < B$ 。

2.3 水稻重金属污染遥感监测分析

本研究利用水稻根重的变化进行水稻重金属污染监测分析。由 2.2 节的分析可知,在分蘖期和拔节孕穗期,水稻重金属污染对根重影响较为明显,由于分蘖期水稻覆盖度不够,遥感图像上混合像元现象严重,土壤和水体等因素的干扰明显,本文以水稻生长旺盛的拔节孕穗期为例,进行本时期污染分级评价。当区域足够大时,水稻根重分布具有随机性,本文认为两研究区内根重近似地呈现正态分布特征。利用正态分布的统计特征,根据水稻根重划分重金属污染等级。将 B 区根重的均值(μ)理解为研究区根重背景值,结合水稻拔节孕穗期根重的生理意义,利用 $\mu + k\sigma$ (σ 为 B 区根重标准差)划分污染等级,这里的 k 取值为 -1、1、2。得到的分级标准见表 3。其中最小值为 79.58,均值 $\mu=670.03$,标准差 $\sigma=294.77$,最大值为 1 435.94, I—III 级污染程度递增。利用水稻拔节孕穗期(第 200 d)的 A、B 两区根重数据,根据以上污染分级划分方法得出本时期水稻重金属污染空间分布结果(图 8)。

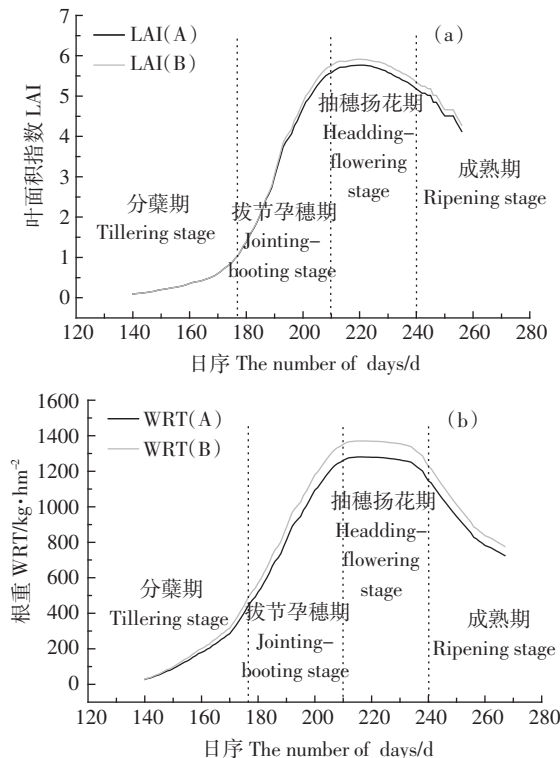


图 5 重金属污染下水稻 LAI、WRT 时序模拟

Figure 5 Continuous simulation of rice LAI and WRT under heavy metal stress over growth time

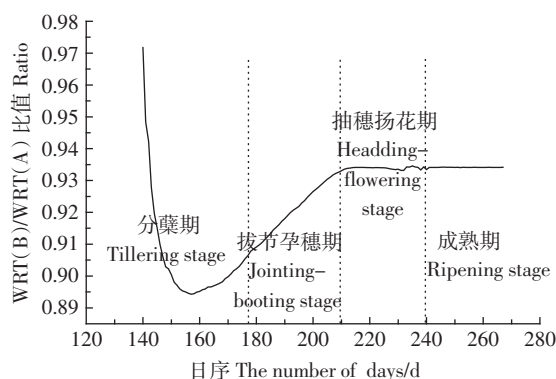


图 6 不同生长期水稻根重比值动态变化

Figure 6 Dynamic changes of WRT ratio of rice during different growth periods

表 3 拔节孕穗期水稻重金属污染分级标准

Table 3 Classification criteria of heavy metal stress of rice at

jointing-booting stage

公式 Formula	取值范围 Value range	污染等级 Pollution level
$(\min, \mu - \sigma)$	79.58~375.23	Ⅲ级污染 Level Ⅲ
$(\mu - \sigma, \mu + \sigma)$	375.23~964.80	Ⅱ级污染 Level Ⅱ
$(\mu + \sigma, \mu + 2\sigma)$	964.80~1 259.57	I 级污染 Level I
$(\mu + 2\sigma, \max)$	1 259.57~1 435.94	无污染 Safe

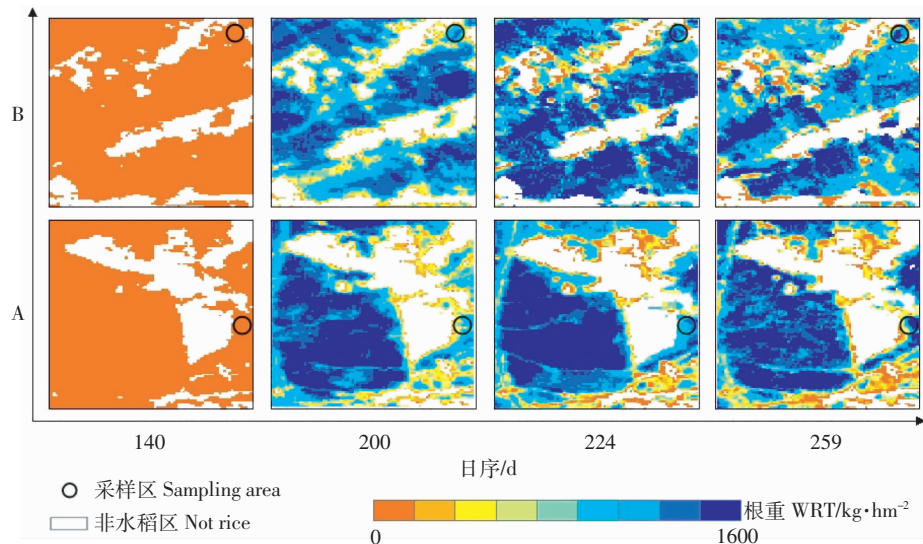


图 7 研究区水稻根重空间域连续模拟

Figure 7 Continuous simulation of rice root weight on spatial scale in study areas

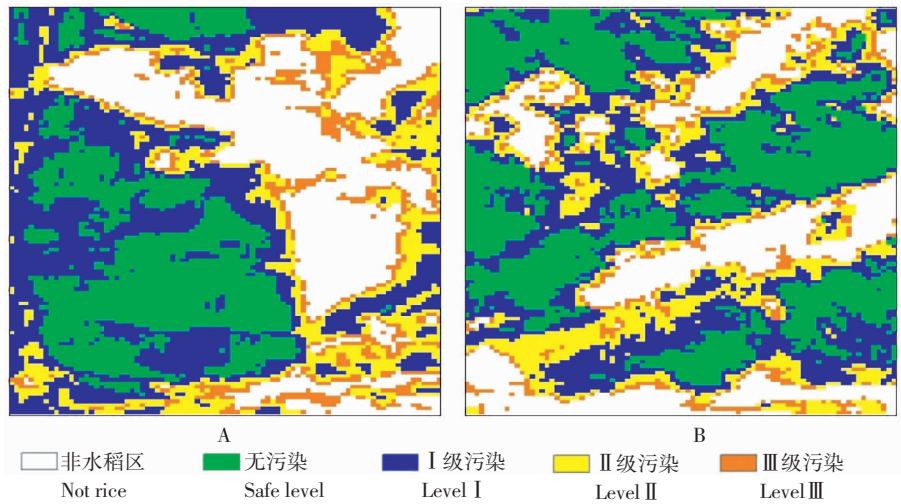


图 8 研究区水稻重金属污染监测结果

Figure 8 Results of monitoring heavy metal stress of rice in study areas

3 讨论

本文以水稻重金属污染胁迫为研究对象,采用遥感与 WOFOST 模型同化的方法,研究了利用水稻根重进行重金属污染胁迫动态监测的可行性。利用遥感监测农田重金属污染胁迫具有大面积快速监测等优势,但是重金属污染胁迫信息在遥感光谱信息中表现为弱信息^[8]。已有的遥感监测方法主要是利用光谱指数(光谱信息分析与增强),以及便于遥感监测的作物参数(如叶绿素含量、叶面积指数和水分含量等)进行农田重金属污染监测^[2-7],这些方法方便可行,但无法排除其他环境胁迫的影响。而根系是最直接的受胁迫对象,相较其他地上作物参数,根系对重金属污染胁迫

迫的响应更加敏感,能够排除一些环境因素的影响,遥感同化作物生长模型的方法则很好地解决了遥感无法直接获取根重信息的问题。另外,已有研究几乎都是针对作物某一生长期(或几个生长期)的污染特征进行遥感评价,没有时间连续性的监测,很难揭示农作物污染胁迫变化规律,本研究通过同化实现了水稻重金属污染胁迫的时空动态监测。

在水稻的整个生长期,重金属对根重都有较为明显的抑制作用。本文选取两个除重金属污染程度外其他生长环境相对较为相似的研究区进行对比分析,尽可能排除其他因素影响。研究表明,重金属对根重影响的趋势为分蘖期>拔节孕穗期>抽穗扬花期≈成熟期。这是因为水稻生长的分蘖期和拔节孕穗期内,主

要进行营养生长,根对土壤中的营养成分吸收率较高,重金属大量进入根细胞中,对细胞生长产生抑制和破坏作用从而影响根重;而在抽穗扬花期,水稻开始进入生殖生长阶段,主要以穗的生长为主;成熟期根进入老化阶段,根的吸收率下降,重金属影响也随之降低。这说明在水稻生长初期,即分蘖期和拔节孕穗期,即可利用根重变化进行重金属污染监测,实现水稻重金属污染的早期快速监测。

本研究提供了一种利用遥感与作物生长模型同化监测农田重金属污染的新思路。研究中误差来源可能主要有两方面:一是由于遥感数据及反演方法导致的反演 LAI 的精度问题;二是优化算法以及优化参数的选择。后续研究中,将从遥感反演 LAI 的方法和数据方面研究如何提高 LAI 的反演精度,同时选择更好的同化算法及优化参数,提高模型模拟精度。此外本文主要定性分析了根重变化与重金属胁迫响应之间的关系,当前还难以实现利用遥感技术直接监测作物根系的变化,因而今后需要进一步研究根重与土壤重金属含量之间的直接定量关系,实现对农作物重金属污染胁迫的定量监测,同时研究如何在更大空间尺度上提高监测方法的精度及适用性。

4 结论

(1)重金属对根重影响的趋势为分蘖期>拔节孕穗期>抽穗扬花期≈成熟期。说明水稻生长初期,即分蘖期和拔节孕穗期,即可利用根重变化进行重金属污染监测,实现水稻重金属污染的早期快速监测。

(2)根重 WRT 比地上作物参数 LAI 能够更加精确、直接地表征重金属污染状况,利用根重对水稻重金属污染胁迫进行大面积监测是可行的。

(3)利用遥感同化作物生长模型的方法,能够对根重进行时空动态模拟,进而实现水稻重金属污染胁迫的动态监测。

致谢:感谢中国地质大学(北京)明冬萍副教授对文章提出宝贵意见!

参考文献:

- [1] 刘厚田,张维平,于亚平,等. 土壤镉污染对水稻叶片光谱反射特性的影响[J]. 生态学报, 1986, 6(2): 89-100.
LIU Hou-tian, ZHANG Wei-ping, YU Ya-ping, et al. Effects of cadmium contamination in soil on properties of spectral reflection of rice leaves[J]. *ACTA Ecologica Sinica*, 1986, 6(2): 89-100.
- [2] Kooistra L, Salas E A L, Clevers J G P W, et al. Exploring field vegetation reflectance as an indicator of soil contamination in river floodplains [J]. *Environmental Pollution*, 2004, 127(2): 281-290.
- [3] Pablo H R, James C P, Mui L, et al. Reflectance properties and physiological responses of *Salicornia virginica* to heavy metal and petroleum contamination[J]. *Environmental Pollution*, 2005, 137(2): 241-252.
- [4] 仲晓春,戴其根,何理,等. 不同浓度镉胁迫下水稻冠层光谱特征及其预测评价[J]. 农业环境科学学报, 2012, 31(3): 448-454.
ZHONG Xiao-chun, DAI Qi-gen, HE li, et al. Rice canopy spectral characteristics and its forecast evaluation under cadmium stress[J]. *Journal of Agro-Environment Science*, 2012, 31(3): 448-454.
- [5] 朱叶青,屈永华,刘素红,等. 重金属铜污染植被光谱响应特征研究[J]. 遥感学报, 2014, 18(2): 335-352.
ZHU Ye-qing, QU Yong-hua, LIU Su-hong, et al. Spectral response of wheat and lettuce to copper pollution[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2014, 18(2): 335-352.
- [6] 李婷,刘湘南,刘美玲. 水稻重金属污染胁迫光谱分析模型的区域应用与验证[J]. 农业工程学报, 2012, 28(12): 176-182.
LI Ting, LIU Xiang-nan, LIU Mei-ling. Regional application and verification of spectral analysis model for assessing heavy-metal stress of rice [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2012, 28(12): 176-182.
- [7] 王秀珍,王人潮,黄敬峰. 微分光谱遥感及其在水稻农学参数测定上的应用研究[J]. 农业工程学报, 2002, 18(1): 9-13.
WANG Xiu-zhen, WANG Ren-chao, HUANG Jing-feng. Differential spectral remote sensing and its application in rice agronomic parameters determination[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2002, 18(1): 9-13.
- [8] 王平. 农作物重金属污染胁迫遥感弱信息增强与计算[D]. 长春: 东北师范大学, 2010.
WANG Ping. Extracting and enhancing weak information of heavy metal contamination stress on crops from hyperspectral data[D]. Changchun: Northeast Normal University, 2010.
- [9] Liu M L, Liu X N, Ding W C, et al. Monitoring stress levels on rice with heavy metal pollution from hyperspectral reflectance data using wavelet-fractal analysis[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2011, 13(2): 246-255.
- [10] 康立娟,赵明宪,庄国臣. 铜的单元及复合污染中水稻对 Cu 吸收累积规律的研究[J]. 农业环境科学学报, 2003, 22(4): 503-504.
KANG Li-juan, ZHAO Ming-xian, ZHUANG Guo-chen. Accumulation of Cu as single and complex pollutants in rice[J]. *Journal of Agro-Environment Science*, 2003, 22(4): 503-504.
- [11] 李坤权,刘建国,陆小龙,等. 水稻不同品种对镉吸收及分配的差异[J]. 农业环境科学学报, 2003, 22(5): 529-532.
LI Kun-quan, LIU Jian-guo, LU Xiao-long, et al. Uptake and Distribution of cadmium in different rice cultivars[J]. *Journal of Agro-Environment Science*, 2003, 22(5): 529-532.
- [12] Liu J G, Li K Q, Xu J K, et al. Interaction of Cd and five mineral nutrients for uptake and accumulation in different rice cultivars and genotypes[J]. *Field Crops Research*, 2003a, 83(3): 271-281.
- [13] Liu J G, Li K Q, Xu J K, et al. Lead toxicity, uptake, and translocation in different rice cultivars[J]. *Plant Science*, 2003b, 165(4): 793-802.
- [14] 徐加宽,杨连新,王余龙,等. 水稻对重金属元素的吸收与分配机理的研究进展[J]. 植物学通报, 2005, 22(5): 614-622.
XU Jia-kuan, YANG Lian-xin, WANG Yu-long, et al. Advances in the study uptake and accumulation of heavy metal in rice (*Oryza sativa*) and its mechanisms[J]. *Chinese Bulletin of Botany*, 2005, 22(5): 614-622.

- [15] 张义贤. 重金属对大麦(*Hordeum vulgare*)毒性的研究[J]. 环境科学学报, 1997, 17(2): 199-205.
ZHANG Yi-xian. Toxicity of heavy metals to *Hordeum vulgare*[J]. *Acta Scientiae Circumst Antiae*, 1997, 17(2): 199-205.
- [16] 宋玉芳, 许华夏, 任丽萍, 等. 土壤重金属对白菜种子发芽与根伸长抑制的生态毒性效应[J]. 环境科学, 2002, 23(1): 103-107.
SONG Yu-fang, XU Hua-xia, REN Li-ping, et al. Eco-toxicological effects of heavy metals on the inhibition of seed germination and root elongation of *Chinese cabbages* in soils[J]. *Environmental Science*, 2002, 23(1): 103-107.
- [17] 林立金. 铬络复合污染对水稻根系生理生态、产量及品质的影响[D]. 成都: 四川农业大学, 2007.
LIN Li-jin. Effects of compound pollution of Zn and Cr on roots eco-physiology, yield and quality of rice[D]. Chengdu: Sichuan Agricultural University, 2007.
- [18] Boogaard H L, Van D C A, Rötter R P, et al. User's Guide for the WOFOST 7. 1 Crop Growth Simulation Model and WOFOST Control Center 1. 5[S]. IDLO Wageningen; Winand Staring Centre 1998: 1-40.
- [19] 邹定荣, 欧阳竹, 赵小敏, 等. 作物生长模型 WOFOST 在华北平原的适用性研究[J]. 植物生态学报, 2003, 27(5): 594-602.
WU Ding-rong, OUYANG Zhu, ZHAO Xiao-min, et al. The applicability research of WOFOST model in North China plain[J]. *Acta Meteorologica Sinica*, 2003, 27(5): 594-602.
- [20] Wu L, Liu X N, Wang P, et al. The assimilation of spectral sensing and the WOFOST model for the dynamic simulation of cadmium accumulation in rice tissues[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2013, 25: 66-75.
- [21] 闫岩, 柳钦火, 刘强, 等. 基于遥感数据与作物生长模型同化的冬小麦长势监测与估产方法研究[J]. 遥感学报, 2006, 10(5): 804-811.
YAN Yan, LIU Qin-huo, LIU Qiang, et al. Methodology of winter wheat yield prediction based on assimilation of remote sensing data with crop growth model[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2006, 10(5): 804-811.
- [22] Dente L, Satalino G, Mattia F, et al. Assimilation of leaf area index derived from ASAR and MERIS data into CERES-Wheat model to map wheat yield[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(4): 1395-1407.
- [23] 邢雅娟, 刘东升, 王鹏新. 遥感信息与作物生长模型的耦合应用研究进展[J]. 地球科学进展, 2009, 24(4): 444-451.
XING Ya-juan, LIU Dong-sheng, WANG Peng-xin. Advances of the coupling application of remote sensing information and crop growth model[J]. *Advances in Earth Science*, 2009, 24(4): 444-451.
- [24] 陈劲松, 黄建熙, 林琿, 等. 基于遥感信息和作物生长模型同化的水稻估产方法研究[J]. 中国科学: 信息科学, 2010, 40(增刊): 173-183.
CHEN Jin-song, HUANG Jian-xi, LIN Hui, et al. Rice yield estimation by assimilation remote sensing into crop growth model[J]. *Science China Information Sciences*, 2010, 40(Suppl): 173-183.
- [25] 赵虎, 裴志远, 马尚杰, 等. WOFOST 模型同化时序 HJCCD 数据反演叶面积指数[J]. 农业工程学报, 2012, 28(11): 158-163.
ZHAO Hu, PEI Zhi-yuan, MA Shang-jie, et al. Retrieving LAI by assimilating time series HJCCD with WOFOST[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2012, 28(11): 158-163.
- [26] 王福民, 黄敬峰, 唐延林, 等. 新型植被指数及其在水稻叶面积指数估算上的应用[J]. 中国水稻科学, 2007, 21(2): 159-166.
WANG Fu-min, HUANG Jing-feng, TANG Yan-lin, et al. New vegetation index and its application in estimating leaf area index of rice[J]. *Chinese Journal of Rice Science*, 2007, 21(2): 159-166.
- [27] 刘思峰. 灰色系统理论的产生与发展[J]. 南京航空航天大学学报, 2004, 36(2): 267-272.
LIU Si-feng. Emergence and development of grey system theory and its forward trends[J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2004, 36(2): 267-272.
- [28] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 1995: 1942-1948.
- [29] Shi Y H, Eberhart R C. Parameter selection in particle swarm optimization[C]//Annual Conference on Evolutionary Programming, 1998, 1447: 591-600.
- [30] 张玉君, 曾朝铭, 陈薇. ETM+(TM) 蚀变遥感异常提取方法研究与应用: 方法选择和技术流程[J]. 国土资源遥感, 2003(2): 44-50.
ZHANG Yu-jun, ZENG Zhao-ming, CHEN Wei. The methods for extraction of alteration anomalies from the ETM+(TM) data and their application: Method selection and technological flow chart[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2003(2): 44-50.
- [31] 成杭新, 李括, 李敏, 等. 中国城市土壤化学元素的背景值与基准值[J]. 地学前缘, 2014, 21(3): 265-306.
CHENG Hang-xin, LI Kuo, LI Min, et al. Geochemical background and baseline value of chemical elements in urban soil in China[J]. *Earth Science Frontiers*, 2014, 21(3): 265-306.
- [32] David J M. Twenty five years of remote sensing in precision agriculture: Key advances and remaining knowledge gaps[J]. *Biosystems engineering*, 2013, 114(4): 358-371.
- [33] Dorigo W A, Zurita-Milla R, De Wit A J W, et al. A review on reflective remote sensing and data assimilation techniques for enhanced agroecosystem modeling[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2007, 9(2): 165-193.
- [34] Mishra A, Choudhury M A. Monitoring of phytotoxicity of lead and mercury from germination and early seedling growth indices in two rice cultivars[J]. *Water Air and Soil Pollution*, 1999, 114(3-4): 339-346.
- [35] Noh H, Zhang Q, Shin B, et al. A neural network model of maize crop nitrogen stress assessment for a multi-spectral imaging sensor[J]. *Biosystems Engineering*, 2006, 94(4): 477-485.
- [36] Wang X S. Magnetic properties and heavy metal pollution of soils in the vicinity of a cement plant, Xuzhou(China)[J]. *Journal of Applied Geophysics*, 2013, 98: 73-78.
- [37] 马建文, 秦思娟. 数据同化算法研究现状综述[J]. 地球科学进展, 2012, 27(7): 747-757.
MA Jian-wen, QIN Si-xian. Recent advances and development of data assimilation algorithms[J]. *Advances in Earth Science*, 2012, 27(7): 747-757.
- [38] 金铭, 刘湘南, 李铁瑛. 基于冠层多维光谱的水稻镉污染胁迫诊断模型研究[J]. 中国环境科学, 2011, 31(1): 137-143.
JIN Ming, LIU Xiang-nan, LI Tie-ying. Diagnostic models research for Cd stress of rice based on canopy multi-dimensional spectra[J]. *China Environmental Science*, 2011, 31(1): 137-143.