



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 119478552 B

(45) 授权公告日 2025.04.01

(21) 申请号 202510031361.0

G06V 20/10 (2022.01)

(22) 申请日 2025.01.09

G06V 20/68 (2022.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

(56) 对比文件

申请公布号 CN 119478552 A

CN 114544508 A, 2022.05.27

(43) 申请公布日 2025.02.18

CN 115791639 A, 2023.03.14

(73) 专利权人 中国农业科学院农业资源与农业
区划研究所

审查员 张涛

地址 100044 北京市海淀区中关村南大街
12号

(72) 发明人 陈慧 孙晶 吴文斌

(74) 专利代理机构 哈尔滨市文洋专利代理事务
所(普通合伙) 23210

专利代理人 何强

(51) Int.Cl.

G06V 10/764 (2022.01)

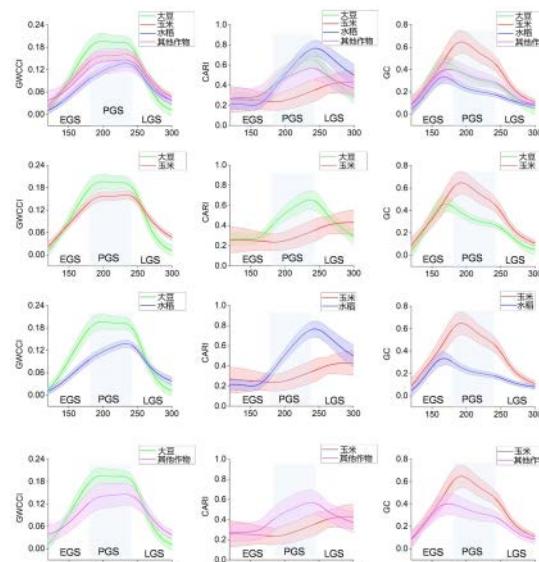
权利要求书1页 说明书7页 附图2页

(54) 发明名称

一种基于农学知识驱动指数的大尺度大豆
玉米制图方法

(57) 摘要

一种基于农学知识驱动指数的大尺度大豆玉米制图方法,本发明涉及一种基于农学知识驱动指数的大尺度大豆玉米制图方法。本发明解决了现有技术中存在的缺乏高效简洁作物识别指标的问题。方法:一、计算该多光谱影像的GWCCI和CARI;二、构建新的玉米识别指数GC;三、多光谱遥感影像像元的像素值为 θ , θ_1 , θ_2 和 θ_3 是三个定义阈值,进行识别与提取。本发明方法填补了玉米识别指数的空白,同时进一步改善了绿度水分综合指数滤除其它作物的能力。本发明所述的GGC模型具有较强时空泛化能力,不需要依赖训练样本和长时间序列数据。该农学知识驱动的大豆玉米分类方法为大尺度作物制图提供了新的实现途径。



1. 一种基于农学知识驱动指数的大尺度大豆玉米制图方法, 其特征在于, 基于农学知识驱动指数的大尺度大豆玉米制图方法按照以下步骤进行:

一、在计算时间窗口TW内选一无云的多光谱遥感影像, 计算该多光谱影像的GWCCI和CARI;

其中, 计算时间窗口TW为(t_1, t_2) ; 其中 t_1, t_2 分别表示TW开始和结束的时间节点; GWCCI为绿度水分综合指数; CARI为类胡萝卜素指数;

$$GWCCI = NDVI * \rho_{SWIR} \quad (1);$$

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{Red}}{\rho_{NIR} + \rho_{Red}} \quad (2);$$

$$CARI = \frac{\rho_{RE1}}{\rho_{Blue}} - 1 \quad (3);$$

式中, ρ_{Blue} 、 ρ_{Red} 、 ρ_{RE1} 、 ρ_{NIR} 和 ρ_{SWIR} 分别代表 Sentinel-2 影像蓝、红、红边、近红外波段和短波红外波段的反射率; NDVI 为归一化植被指数;

二、构建玉米识别指数GC,

$$GC = \frac{GWCCI}{CARI} \quad (4);$$

三、多光谱遥感影像像元的像素值为 θ , θ_1 , θ_2 和 θ_3 是三个定义阈值; θ_1 为 GWCCI 指数图阈值, θ_2 、 θ_3 是基于 GC 指数的阈值; 若 $\theta > \theta_1$ 则该像元被认定为是大豆, 反之为非大豆; 若 $\theta > \theta_2$ 则该像元是大豆或者玉米, θ 再与 θ_1 比较可确定该像元作物类型; 若 $\theta > \theta_3$ 则该像元是玉米, θ 再与 θ_1 比较可确定该像元作物类型;

即完成大豆和玉米作物像元的识别与提取。

2. 根据权利要求1所述的一种基于农学知识驱动指数的大尺度大豆玉米制图方法, 其特征在于,

$$\{TW \in (t_1, t_2) | \rho_{t_1} = -\varepsilon < \rho_t < \rho_{t_2} = \varepsilon, |\rho_t| < \varepsilon\} \quad (5);$$

其中, ε 为自定义的经验阈值; ρ_{t_1} 为在 t_1 时刻的变化率; ρ_{t_2} 为在 t_2 时刻的变化率; ρ_t 为 GCC 在第 t 天的变化率;

$$\rho_t = \frac{GCC_t - GCC_{t-1}}{GCC_{t-1}} \quad (6);$$

其中, t 表示日期; GCC_t 和 GCC_{t-1} 分别是在第 t 和 $(t-1)$ 天的 GCC 值; GCC 计算公式:

$$GCC = \frac{G}{R + G + B} \quad (7);$$

其中, R、G、B 分别表示红、绿、蓝波段。

3. 根据权利要求1所述的一种基于农学知识驱动指数的大尺度大豆玉米制图方法, 其特征在于, θ_1 、 θ_2 和 θ_3 三个定义阈值基于网格搜索法获取。

一种基于农学知识驱动指数的大尺度大豆玉米制图方法

技术领域

[0001] 本发明涉及遥感技术领域,具体涉及一种基于农学知识驱动指数的大尺度大豆玉米制图方法。

背景技术

[0002] 依托快速发展的计算机技术尤其以图像处理为主的分类技术,基于遥感数据的分类算法逐渐发展起来。区别于地表覆被等粗划分类型,更精细级别作物分布信息需要更多具有标识性的识别特征,从而高效的作物分类算法面临更多挑战。全球作物分布巨大的异质性导致不同作物光谱相似性(同谱异物)和同类作物光谱差异性(同物异谱)问题普遍存在,是基于遥感数据分类算法重点解决的技术难题。基于以上问题,分类算法通常采用高置信度的纯净作物像元、由长时间序列数据导出的多样化复杂作物识别指标作为输入数据以改善分类精度。目前主流分类算法主要包括基于机器学习的监督分类算法和基于阈值的非监督分类算法。

[0003] 大尺度作物制图领域,机器学习算法具有一定分类优势(如支持向量机算法和随机森林算法),是目前主流的作物分类算法。基于机器学习方法通过输入多维数据(原始光谱波段、各类植被指数、地形数据和环境数据等),以数据驱动的方式构建分类规则,分类精度相对较高。但其算法属于浅层结构模型,高度依赖特征工程(例如,纹理特征等),难以提取和利用遥感影像的深层特征。而深层次机器学习方法(深度学习)虽然能够实现全自动深层次作物特征挖掘,但其依赖海量样本优化模型需要消耗极大的时间、金钱和人力成本,难以在大范围开展应用。此外,机器学习算法应用到的有效识别指标物理可解释性弱,时空泛化能力相对较差。

[0004] 不依赖样本的非监督分类算法则一定程度避免了以上问题,是大尺度作物分类技术的另一主流趋势。以基于阈值的分类算法为主,通过量化作物生长季内各类植被指数的变化捕捉作物关键特征,构建有效的作物识别指标,从而完成分类。从作物识别特征层面,作物物候知识参与能够有效改善分类精度,表明农学知识的参与能够一定程度增加算法普适性。但其识别指标的推导往往依赖时序影像以及复杂的数学公式,应用门槛相对较高,同时需要手动设置阈值,具有较强主观性,分类精度普遍较低。

[0005] 相比之下,基于作物指数的方法(基于阈值分类算法的一种)通过直接计算一个指数实现特定作物的分类,方法简单、高效且解释性强,不需要训练数据从而实现端到端、全自动的作物制图,正处于蓬勃发展阶段。其原理在于通过特定光谱波段(产品)的组合,增强目标作物与其它地物类型的信息差异,从而实现目标作物的精确制图。然而,物候知识的浅层参与无法满足多种作物识别需求,需要挖掘更深层次目标作物关键生理生化特征和高效的公式化表达,属于深度整合农学知识的过程,具有较大发展潜力。已提出的大豆制图指初步验证了基于农学知识驱动指数进行作物制图的优势,但其它主要作物指数的挖掘与构建仍旧处于空白。作为另一主粮作物,基于单景影像玉米识别指数的发展以及基于农学知识驱动指数的大豆玉米分类方法尚未见诸报道。

发明内容

[0006] 基于依赖长时间序列影像和训练样本是目前大尺度作物分类算法发展受限的主要因素,而所述因素归因于缺乏高效简洁的作物识别指标。本发明提供了一种基于农学知识驱动指数的大尺度大豆玉米制图方法,探索不依赖时间序列影像和样本数据的高效作物识别指标,构建适用于大尺度作物分类的高效简洁作物分类方法。

[0007] 本发明基于农学知识驱动指数的大尺度大豆玉米制图方法按照以下步骤进行:

[0008] 一、在计算时间窗口TW(Time window)内任选一景无云的多光谱遥感影像,计算该多光谱影像的GWCCI和CARI;

[0009] 其中,计算时间窗口TW为(t_1, t_2) ; 其中 t_1, t_2 分别表示TW开始和结束的时间节点;GWCCI为绿度水分综合指数;CARI为类胡萝卜素指数;

[0010] GWCCI (Greenness and Water Content Composite Index) 为绿度水分综合指数,为大豆制图指数,对大豆进行识别(有较好识别效果),其计算公式如下:

$$[0011] \text{GWCCI} = \text{NDVI} * \rho_{\text{SWIR}} \quad (1);$$

$$[0012] \text{NDVI} = \frac{\rho_{\text{NIR}} - \rho_{\text{Red}}}{\rho_{\text{NIR}} + \rho_{\text{Red}}} \quad (2);$$

[0013] CARI (Carotenoid index) 为类胡萝卜素指数,为玉米制图指数,对玉米进行识别(有一定识别效果),其计算公式如下:

$$[0014] \text{CARI} = \frac{\rho_{\text{RE1}}}{\rho_{\text{Blue}}} - 1 \quad (3);$$

[0015] 式中, ρ_{Blue} , ρ_{Red} , ρ_{RE1} , ρ_{NIR} 和 ρ_{SWIR} 分别代表Sentinel-2影像蓝、红、红边、近红外波段和短波红外波段的反射率;NDVI为归一化植被指数;

[0016] 二、构建玉米识别指数GC,

$$[0017] \text{GC} = \frac{\text{GWCCI}}{\text{CARI}} \quad (4);$$

[0018] 三、多光谱遥感影像像元的像素值为 θ , θ_1 、 θ_2 和 θ_3 是三个定义阈值; θ_1 为GWCCI指数图阈值, θ_2 、 θ_3 是基于GC指数的阈值;若 $\theta > \theta_1$ 则该像元被认定为是大豆,反之为非大豆;若 $\theta > \theta_2$ 则该像元是大豆或者玉米, θ 再与 θ_1 比较可确定该像元作物类型;若 $\theta > \theta_3$ 则该像元是玉米, θ 再与 θ_1 比较可确定该像元作物类型;

[0019] 即完成大豆和玉米作物像元的识别与提取。

[0020] 进一步,TW的取值范围如下:

$$[0021] \{ \text{TW} \in (t_1, t_2) | \rho_{t_1} = -\varepsilon < \rho_t < \rho_{t_2} = \varepsilon, |\rho_t| < \varepsilon \} \quad (5);$$

[0022] 其中, ε 为自定义的经验阈值; ρ_{t_1} 为在 t_1 时刻的变化率; ρ_{t_2} 为在 t_2 时刻的变化率; ρ_t 为GCC在第 t 天的变化率;

$$[0023] \rho_t = \frac{\text{GCC}_t - \text{GCC}_{t-1}}{\text{GCC}_{t-1}} \quad (6);$$

[0024] 其中, t 表示日期; GCC_t 和 GCC_{t-1} 分别是在第 t 和 $(t-1)$ 天的GCC值;

[0025] GCC计算公式:

$$[0026] \quad \text{GCC} = \frac{G}{R + G + B} \quad (7);$$

[0027] 其中,R、G、B分别表示红、绿、蓝波段。

[0028] 本发明的有益效果:

[0029] 1、本发明基于GCC植被指数计算大豆玉米生长峰值时期作为算法应用的最佳时间窗口。由于单景影像的作物分类算法大尺度应用面临云污染导致影像缺失的问题,本发明采用计算最佳时间窗口很大程度上缓解了由缺失导致的目标作物漏分错误,可利用时间窗口内中值合成影像代替单一日期影像从而增加算法鲁棒性。

[0030] 2、本发明构建玉米识别新指标GC,该指标填补了基于单景多光谱影像进行玉米高效识别技术的空白,进一步丰富了单景影像主要农作物识别和分类指标体系。目前,作物分类算法所应用的作物高效识别指标大多来自于作物全生命周期提取的特殊物候特征以及曲线本身的几何特征,该过程高度依赖长时间序列影像,大尺度多年份应用产生的海量数据以及特征指标的复杂计算限制了方法的快速高效推广和应用。本发明构建的作物识别指标GC,基于单景影像,在国家级/洲/全球尺度应用时相较于传统算法,能够大幅缩减数据量,简化算法流程。此外,GC基于作物生理生化特征(绿度、冠层含水量和色素),深度整合农学知识,具有充分的生物物理学基础,时空泛化能力有所增强,具有较大的应用潜力。

[0031] 3、本发明结合绿度水分综合指数(GWCCI)和玉米高效识别指标(GC)所构建的大豆玉米决策树模型GGC,是领域内首个基于单景影像大豆玉米高效分类算法。GGC模型的识别优势,基于网格搜索法,最终通过确定3个最优阈值(大豆一个,玉米两个)构建单层次决策树模型,避免多层决策树误差累积问题。

[0032] 4、本发明基于多光谱遥感影像像元的像素值为 θ , θ_1 , θ_2 和 θ_3 是三个定义阈值,使得大豆和玉米识别指标能够独立应用于目标作物分类,但协同应用需要考虑同一像素重复分类的问题,即目标像素被分类为大豆同时也被分类为玉米的可能性。基于以上问题,通过构建二叉树,从而解决单一像素重复分类问题,该过程是GGC模型能够有效区分大豆和玉米的关键。此外,所提GGC模型在不同地区、不同年份以及不同地理环境和农田管理措施(例如灌溉和雨养,一年一熟/两熟等)下具有较强的鲁棒性,从而有效扩展了该算法的应用范围,是区别于机器学习/深度学习算法(泛化能力较弱)的重要优势之一。

[0033] 本发明不依赖长时间序列影像和训练样本,能够基于简洁的作物识别指标,从遥感图像中识别并高效提取大豆、玉米作物像元。

附图说明

[0034] 图1 为实施例1中不同作物生长季内GWCCI、CARI和GC三个指标的动态光谱特征图;

[0035] 图2 为实施例1中GGC分类流程;

[0036] 图3 为实施例1中基于GGC模型大豆玉米分类结果。

具体实施方式

[0037] 下面将结合本发明的实施例,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描

述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动的前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0038] 需要说明的是,在不冲突的情况下,本发明中的实施例及实施例中的特征可以相互组合。

[0039] 具体实施方式一:本实施方式基于农学知识驱动指数的大尺度大豆玉米制图方法按照以下步骤进行:

[0040] 一、在计算时间窗口TW(Time window, TW)内任选一景无云的多光谱遥感影像,计算该多光谱影像的GWCCI和CARI;

[0041] 其中,计算时间窗口TW为(t_1, t_2) ; 其中 t_1, t_2 分别表示TW开始和结束的时间节点;GWCCI为绿度水分综合指数;CARI为类胡萝卜素指数;

[0042] GWCCI为绿度水分综合指数,对大豆进行识别(有较好识别效果),其计算公式如下:

$$[0043] \text{GWCCI} = \text{NDVI} * \rho_{\text{SWIR}} \quad (1);$$

$$[0044] \text{NDVI} = \frac{\rho_{\text{NIR}} - \rho_{\text{Red}}}{\rho_{\text{NIR}} + \rho_{\text{Red}}} \quad (2);$$

[0045] CARI为类胡萝卜素指数,对玉米进行识别(有一定识别效果),其计算公式如下:

$$[0046] \text{CARI} = \frac{\rho_{\text{RE1}}}{\rho_{\text{Blue}}} - 1 \quad (3);$$

[0047] 式中, ρ_{Blue} , ρ_{Red} , ρ_{RE1} , ρ_{NIR} 和 ρ_{SWIR} 分别代表Sentinel-2影像蓝、红、红边、近红外波段和短波红外波段的反射率。

[0048] 二、构建玉米识别指数GC,

$$[0049] \text{GC} = \frac{\text{GWCCI}}{\text{CARI}} \quad (4);$$

[0050] 三、多光谱遥感影像像元的像素值为 θ , θ_1 , θ_2 和 θ_3 是三个定义阈值; θ_1 为GWCCI指数图阈值, θ_2 , θ_3 是基于GC指数的阈值;若 $\theta > \theta_1$ 则该像元被认定为是大豆,反之为非大豆;若 $\theta > \theta_2$ 则该像元是大豆或者玉米, θ 再与 θ_1 比较可确定该像元植物;若 $\theta > \theta_3$ 则该像元是玉米, θ 再与 θ_1 比较可确定该像元植物;

[0051] 即完成大豆和玉米作物像元的识别与提取。

[0052] 本实施方式大豆生长峰值时期(PGS)与另外两个时期LGS和EGS相比较GWCCI值差异较大;而玉米生长峰值时期(PGS)与另外两个时期LGS和EGS,相比较CARI值差异较小。

[0053] 本实施方式以大豆玉米两种全球主粮/经济作物以及典型的行栽旱地作物作为目标作物,提出一种端到端的基于单景影像的大豆、玉米分类方法。该方法基于冠层含水量、绿度和色素等生理生化指标,利用作物不同生长阶段其GWCCI(Greenness and water content composite index)和CARI(Carotenoid index)的差异性特征,构建一个新的比值作物指数 GC(GWCCI/CARI)用以识别玉米,进而构建基于作物指数的决策树模型(GWCCI and GC combined model, GGC),实现基于单景影像的大豆玉米分类。该方法填补了玉米识

别指数的空白,同时进一步改善了绿度水分综合指数滤除其它作物的能力。此外,GGC模型具有较强时空泛化能力,不需要依赖训练样本和长时间序列数据。该农学知识驱动的大豆玉米分类方法为大尺度作物制图提供了新的实现途径。

[0054] 本实施方式实现了以下目标:

[0055] (1) 分析不同地表覆被的时序光谱特征,挖掘关键生长阶段目标作物独特光谱特征;

[0056] (2) 深度整合农学知识,构建目标作物高效识别指标,发展基于作物识别指数的分类方法;

[0057] (3) 评估所提方法的时空泛化能力,解释作物识别指标的生物物理基础和限制因素。

[0058] 具体实施方式二:本实施方式与具体实施方式一不同的是:

[0059] TW的取值范围如下:

$$[0060] \{TW \in (t_1, t_2) | \rho_{t_1} = -\varepsilon < \rho_t < \rho_{t_2} = \varepsilon, |\rho_t| < \varepsilon\} \quad (5);$$

[0061] 其中, ε 为自定义的经验阈值; ρ_{t_1} 为在 t_1 时刻的变化率; ρ_{t_2} 为在 t_2 时刻的变化率; ρ_t 为GCC在第 t 天的变化率;

$$[0062] \rho_t = \frac{GCC_t - GCC_{t-1}}{GCC_{t-1}} \quad (6);$$

[0063] 其中, t 表示日期; GCC_t 和 GCC_{t-1} 分别是在第 t 和 $(t-1)$ 天的GCC值;

[0064] GCC计算公式:

$$[0065] GCC = \frac{G}{R + G + B} \quad (7);$$

[0066] 其中, R、G、B分别表示红、绿、蓝波段。其他步骤及参数与具体实施方式一相同。

[0067] 本实施所述的GCC随着作物的生长逐渐增加,而后在生长峰值时期趋于稳定,生长峰值时期的GCC伴随一个相对较小的变化率 ρ_t 。

[0068] 本实施所述的GCC主要用于植被物候特征的提取,用于表征植被生长状态,相对于归一化植被指数,计算结果更加准确。

[0069] 具体实施方式三:本实施方式与具体实施方式一不同的是: θ_1 、 θ_2 和 θ_3 三个定义阈值基于网格搜索法获取。其他步骤及参数与具体实施方式一相同。

[0070] 实施例1 基于农学知识驱动指数的大尺度大豆玉米制图方法(GGC)

[0071] 具体方法如下:

[0072] 确定大豆玉米最佳识别物候时期(计算时间窗口, Time window, TW)。为了精确地获取不同地区的TW, 我们应用GCC植被指数(Green Chromatic Coordinate, GCC)。GCC主要用于植被物候特征的提取, 用于表征植被生长状态, 相对于归一化植被指数, 计算结果更加准确。另外GCC的计算只需要红绿蓝波段即可, 便于推广应用。GCC的计算方式如下:

$$[0073] GCC = \frac{G}{R + G + B} \quad (7);$$

[0074] 式中, R、G、B分别表示红、绿、蓝波段。GCC随着作物的生长逐渐增加,而后在PGS区

间趋于稳定,即伴随一个相对较小的变化率(ρ_t),计算如下:

$$[0075] \quad \rho_t = \frac{GCC_t - GCC_{t-1}}{GCC_{t-1}} \quad (6);$$

[0076] 式中, t 表示日期; GCC_t 和 GCC_{t-1} 分别是在第 t 和 $(t-1)$ 天的GCC值; ρ_t 表示GCC在第 t 天的变化率。基于以上公式,TW的定义如下:

$$[0077] \quad \{TW \in (t_1, t_2) | \rho_{t_1} = -\varepsilon < \rho_t < \rho_{t_2} = \varepsilon, |\rho_t| < \varepsilon\} \quad (5);$$

[0078] 式中, t_1, t_2 分别表示TW开始和结束的时间节点, ε 是用户自定义的经验阈值。

[0079] 构建新的玉米识别指数GC。首先引入一个色素指数CARI用以识别玉米。研究表明,玉米与其他作物的类胡萝卜素含量存在差异,有利于玉米识别与分类。结合绿度水分综合指数(GWCCI),在给定时间窗口内 (t_1, t_2) 任选一景无云的多光谱遥感影像,计算该影像的GWCCI和CARI值,并分析作物不同生长阶段的指数表现特征,图1 为实施例1中不同作物生长季内GWCCI、CARI和GC三个指标的动态光谱特征图(EGS、PGS和LGS分别表示作物生长前期、生长峰值时期以及生长后期);图1发现,玉米生长峰值时期(即时间窗口内)GWCCI值与其它两个时期(生长前期和生长后期)差异较大,而玉米CARI值生长峰值时期与其它两个时期差异较小。基于以上差异性特征,构建比值植被指数用以识别玉米,该指数计算公式如下:

$$[0080] \quad GC = \frac{GWCCI}{CARI} \quad (4);$$

[0081] 制定分类规则,构建决策树模型GGC。结合主要作物指数(GWCCI和GC)时序曲线特征和基于单景影像大豆玉米指数表现效果,分析指数识别大豆和玉米的优缺点,制定分类规则。流程图如图2 所示,图2为实施例1中GGC分类流程图。

[0082] 图2中, θ_1, θ_2 和 θ_3 是三个用户定义的阈值,该阈值是基于网格搜索法获取的。 θ_1 是GWCCI指数图用于大豆分类的一个阈值,当给定一个像素值大于 θ_1 时,被认定为是大豆像素,反之为非大豆像素; θ_2, θ_3 是基于GC指数图确定的阈值。 θ_2 是一个较为宽松的阈值,当给定一个像素值大于 θ_2 时,认定为该像素是大豆或者玉米,该阈值目的是从GWCCI图中滤除其它作物; θ_3 是一个较为严格的阈值,当给定一个像素值大于 θ_3 时,我们认定为该像素肯定是玉米。

[0083] 基于以上分类流程,我们分别制定玉米和大豆的分类规则,并将其方法命名为GGC模型,分类规则如下:

$$[0084] \quad Soybean = \{GWCCI > \theta_1 \text{ and } \theta_2 < GC < \theta_3\} \quad (8);$$

$$[0085] \quad Corn = \{GWCCI < \theta_1 \text{ and } GC > \theta_3\} \text{ or } \{GWCCI > \theta_1 \text{ and } GC > \theta_3\} \quad (9);$$

[0086] 获取给定研究区时间窗口内任意一景多光谱影像,计算GWCCI和GC指数图,基于以上分类规则,最终完成从遥感图像中识别和提取大豆和玉米作物像元。结果表明基于GGC模型的大豆玉米空间分布模式与实际分布相一致(图3为基于GGC模型大豆玉米分类结果),相对于对比方法,存在较少漏分错误,其在不同地区应用,平均总体分类精度超过85%

(88.90%) (表1基于GGC模型大豆玉米分类精度),具有较好的时空泛化能力。

[0087] 表1 基于GGC模型大豆玉米分类精度

| 研究区 | 方法 | OA (%) | Kappa(k) | 玉米 | | 大豆 | | 其它 | |
|--------|----|--------|--------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | | | | PA (%) | UA (%) | PA (%) | UA (%) | PA (%) | UA (%) |
| [0088] | A | GGC | 90.99 | 0.86 | 92.96 | 93.95 | 87.33 | 90.03 | 92.76 |
| | | RF | 88.38 | 0.82 | 92.25 | 92.25 | 83.23 | 91.3 | 81.9 |
| | B | GGC | 89.77 | 0.85 | 90.85 | 89.9 | 89.05 | 95.45 | 88.78 |
| | | RF | 85 | 0.72 | 73.1 | 75.78 | 75 | 64.59 | 90.81 |
| | C | GGC | 89.39 | 0.84 | 91.03 | 93.11 | 86.62 | 85.76 | 90.42 |
| | | RF | 81.95 | 0.68 | 81.64 | 77.97 | 76.78 | 57.56 | 83.46 |
| | D | GGC | 86.29 | 0.76 | 88.46 | 86.61 | 91.76 | 85.71 | 54.71 |
| | | RF | 78.1 | 0.65 | 83.83 | 89.72 | 86.66 | 78.87 | 49.24 |
| | E | GGC | 88.5 | 0.83 | 88.1 | 94.77 | 84.25 | 93.88 | 92.16 |
| | | RF | 80.4 | 0.7 | 82.16 | 83.39 | 87.55 | 96.2 | 73.11 |

[0089] 本发明以大豆玉米两种全球主粮/经济作物以及典型的行栽旱地作物作为目标作物,提出一种端到端的基于单景影像的大豆玉米分类方法。该方法基于冠层含水量、绿度和色素等生理生化指标,利用玉米在不同生长阶段其GWCCI (Greenness and water content composite index) 和CARI (Carotenoid index) 的差异性特征,构建一个新的比值作物指数(GWCCI/CARI) 用以识别玉米,进而构建基于作物指数的决策树模型(GWCCI and GC combined model, GGC),实现基于单景影像的大豆玉米分类。该方法填补了玉米识别指数的空白,同时进一步改善了绿度水分综合指数滤除其它作物的能力。此外,GGC模型具有较强时空泛化能力,不需要依赖训练样本和长时间序列数据。该农学知识驱动的大豆玉米分类方法为大尺度作物制图提供了新的实现途径。

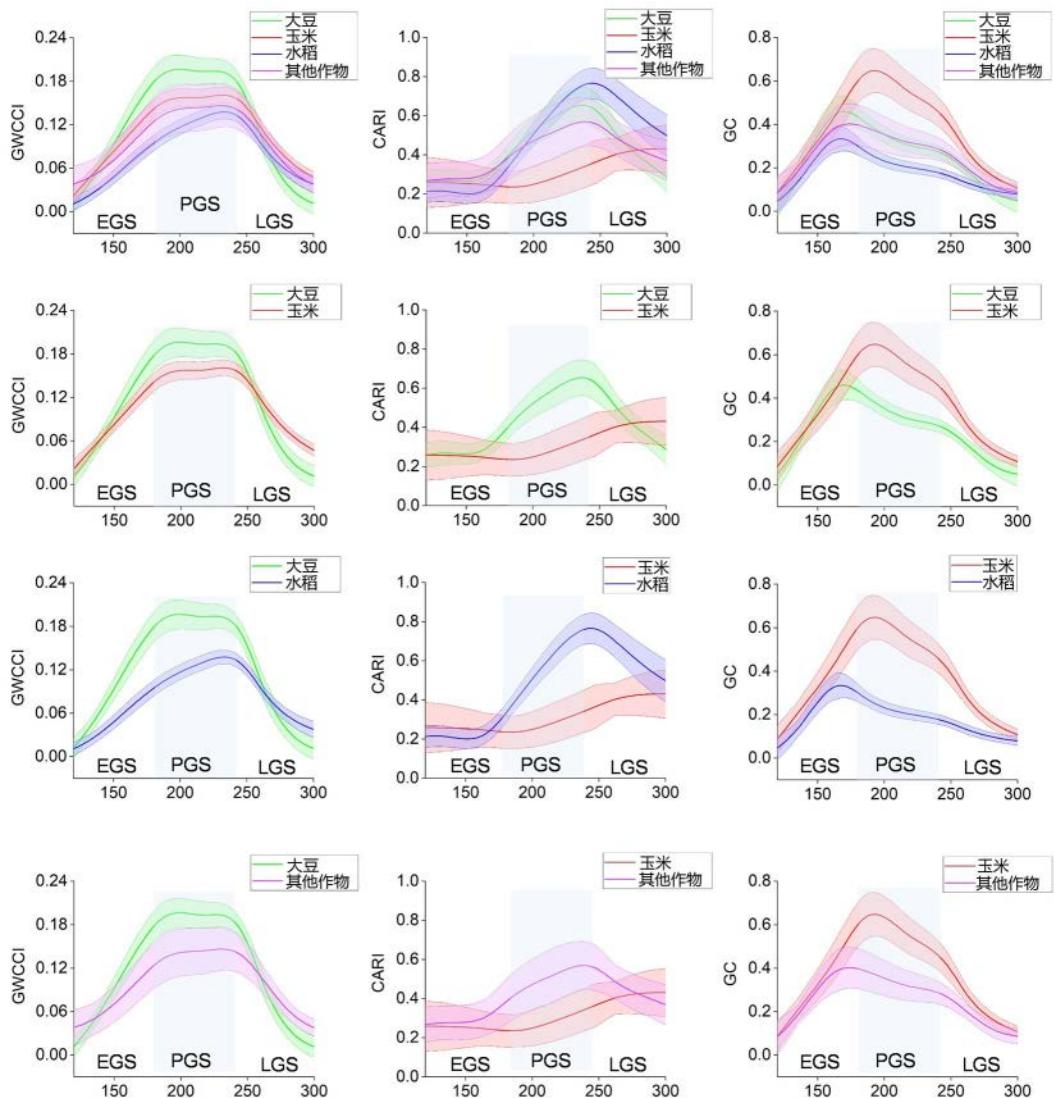


图 1

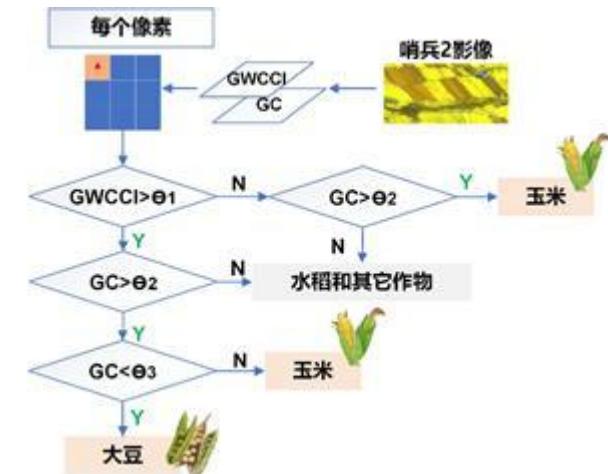


图 2

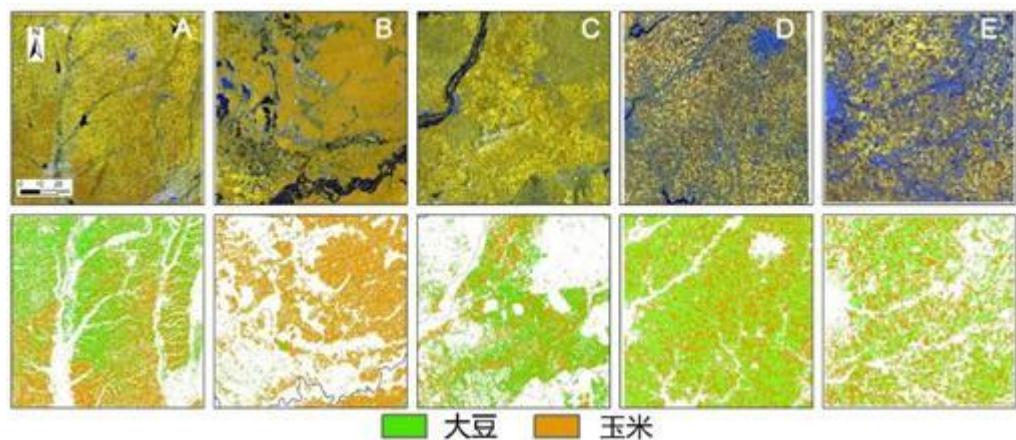


图 3