

农作物冠层光谱信息的施肥管理分区研究

陈浩¹, 王熙^{1*}, 张伟¹, 王新忠¹, 狄小冬¹, 王畅²

1. 黑龙江八一农垦大学工程学院, 黑龙江 大庆 163319
2. 黑龙江八一农垦大学理学院, 黑龙江 大庆 163319

摘要 随着地面遥感技术的不断发展,越来越多的农作物冠层光谱检测传感器被应用到了农业生产,其中应用较为广泛的的就是 Greenseeker 植物光谱检测仪,利用 Greenseeker 植物光谱检测仪可以获取农作物冠层光谱信息归一化植被指数(NDVI)数据,从而能够进行农作物的施肥管理分区的划分,依据划分好的施肥管理分区可以实现有针对性的变量施肥。模糊 c-均值(FCM)算法是划分农作物施肥管理分区常用的算法,但是模糊 c-均值算法具有一定的局限性,就是在计算过程中随着 NDVI 数据量的增加会不断进行数据的迭代计算,从而会影响施肥管理分区划分的速度。在模糊 c-均值算法的基础上提出一种基于模型的模糊 c-均值(MFCM)算法,基于模型的模糊 c-均值算法在划分农作物施肥管理分区过程中不必在每获取一组数据时就对全部数据进行迭代计算,可有效提高划分施肥管理分区的速度。通过搭建的农作物冠层光谱信息采集平台获取大豆和玉米的 NDVI 数据,利用基于模型的模糊 c-均值算法划分大豆和玉米的施肥管理分区,使用分区评价指标轮廓系数(SC)和调整兰德指数(ARI)评价划分施肥管理分区的效果。结果表明,随着获取的 NDVI 数据量的不断增加,基于模型的模糊 c-均值算法相比于模糊 c-均值算法能够更快的划分施肥管理分区,在划分大豆施肥管理分区上,基于模型的模糊 c-均值算法快 0.02~0.15 s;在划分玉米施肥管理分区上,基于模型的模糊 c-均值算法快 0.07~0.51 s。通过计算评价划分施肥管理分区效果的指标轮廓系数和调整兰德指数发现,在不同 NDVI 数据量的情况下进行划分施肥管理分区,轮廓系数的值最大相差为 0.022,说明两种算法划分施肥管理分区的效果相差不大;调整兰德指数的值对数据的波动变化比较敏感,在 NDVI 数据量达到 6 000 后能够维持在 0.7 以上,但当 NDVI 数据波动变化较大时会出现一定的下降。

关键词 Greenseeker; 管理分区; 模糊 c-均值; 轮廓系数; 调整兰德指数

中图分类号: S24 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2022)07-2233-08

引言

黑龙江省是中国的重要商品粮食种植基地,种植了大量的玉米和大豆,从国家官方媒体公布的数据显示,2020年黑龙江省粮食总产量已经达到了7 541万吨,玉米和大豆的种植产量连续数年位居全国前列。随着玉米、大豆等农作物的产量逐年攀升,出现了不同程度的化肥滥用情况,化肥的滥用不仅造成了一定的经济损失,也对种植土壤造成了不可逆的损害,施肥管理分区概念的引入,正是应对化肥利用率下降的有效方法。基于管理分区可以进行有针对性的变量施肥,通过划分管理分区,能够快速辨别各个分区的作物长

势、土壤养分情况等差别,根据分区间的差异精准管理,提高肥料利用率,减少因滥用化肥导致的生态环境破坏^[1]。施肥管理分区的划分多以土壤养分的含量、作物的产量及农作物冠层光谱特征作为信息源,利用 k-均值(k-means)算法、模糊 c-均值(fuzzy c-means, FCM)算法、层次聚类(hierarchical clustering)算法以及衍生出的相关优化算法进行分区计算。在各种划分算法中,FCM 算法的应用最为广泛。朱昌达^[2]基于农作物土壤的特性,利用 FCM 算法计算并划分管理分区,划分的管理分区与农作物的土壤特性具有较高的相关性,可利用划分的管理分区进行差异管理。陈世超^[3]基于种植农作物的地形、土壤、电导率等因素,使用 FCM 算法划分了管理分区,验证了可以根据各区域的不同特点划分管理

收稿日期: 2021-10-16, 修订日期: 2022-03-07

基金项目: 财政部和农业农村部: 国家现代农业产业技术体系项目(CARS-04-PS32), 黑龙江八一农垦大学三横三纵支持计划项目(ZRCPY202014), 黑龙江八一农垦大学青年创新人才项目(CXRC2017017)资助

作者简介: 陈浩, 1987年生, 黑龙江八一农垦大学工程学院实验师 e-mail: chen hao@byau.edu.cn

* 通讯作者 e-mail: ndwangxi@163.com

分区。

随着光谱技术的发展,比值植被指数、增强型植被指数、归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)等多种光谱植被指数被提出,依据植被指数来反映农作物的生长特性的研究也越来越多,其中 NDVI 的研究最多^[4]。利用光谱传感器测定植物冠层对红光和近红外光的反射率可以得到 NDVI 数据,从而反映植株的氮营养情况并表征农作物长势^[5]。植物冠层光谱传感器有无光源传感器和有光源传感器,其中无光源传感器以日光作为光源生成光谱图像估计作物生长参数,传感器以光谱参数及像素准确描述植物生长状态。卫星和飞机基于图像光谱传感器以这种方式工作,但卫星易受到云层及大气因素干扰,无人机虽无此问题,但续航时间较短。有源传感器自带光源照射作物表面,对反射回来的信号进行测量并进行相应计算,受外界因素干扰小,工作稳定,时效性强。Greenseeker 作为农作物冠层光谱信息采集传感器,在各个国家的应用都较为广泛,比如美国约翰迪尔公司开发的绿色之星变量喷施系统就使用 Greenseeker 传感器实时检测反映农作物长势信息的光谱数据,并利用光谱数据划分施肥管理分区进行精准施肥,Greenseeker 广泛应用于指导变量施肥,具有良好的研究基础和应用前景。

本工作使用有光源的地面遥感植物光谱检测仪 Greenseeker 获取大豆及玉米的 NDVI 数据,再利用基于 FCM 算法提出的基于模型的模糊 c-均值算法(model-based fuzzy c-means, MFCM)对 NDVI 数据进行划分计算,实现施肥管理分区的划分,利用管理分区划分效果评价指标轮廓系数和调整兰德系数对 MFCM 算法结果进行了评价。

1 实验部分

1.1 地点

实验地点位于中国黑龙江省赵光农场的第 4 管理区中的 17 作业站 11 号和 12-2 号地块,如图 1 所示。赵光农场位于黑龙江省大兴安岭东侧,小兴安岭北侧,整个地区群山起伏,海拔 240~330 m。该地区的气候类型是寒温带大陆性季风气候,种植农作物的主要土壤类型是黑土,其天然条件有利于农作物冠层光谱信息采集实验的开展。玉米的 NDVI 数



图 1 赵光农场第 4 管理区 17 作业站 11 号地与 12-2 号地
Fig. 1 No. 11 and No. 12-2 of No. 17 operation station in No. 4 management area of Zhaoguang farm

据采集地块为 11 号地,地块面积为 618 亩,采集的时间为 2019 年 6 月 18 日;大豆的 NDVI 数据采集地块为 12-2 号地,地块的面积为 700 亩,采集的时间为 2019 年 6 月 22 日。

1.2 数据采集

通过搭建的农作物冠层光谱信息采集平台进行大豆及玉米的 NDVI 数据采集,采集平台由 6 个 Greenseeker 植物冠层光谱检测仪、配备 10 英寸显示屏一体机、天宝公司生产的 AG332 型卫星定位系统、NDVI 数据记录器以及国产运动控制器组成,如图 2 所示。Greenseeker 植物冠层光谱检测仪由美国天宝公司生产,自带两个窄带 LED 主动光源,可发射 650 nm(误差为 10 nm)的红光和 770 nm(误差为 10nm)近红外光,利用 NTech 公司的第二代光学传感器作为检测传感器获取两波段下植物冠层光谱反射率信息^[6]。Greenseeker 植物冠层光谱检测仪检测过程中不需要外界辅助光源,不受云层遮挡和土壤反射光的影响,可以全天候进行植物冠层光谱信息的采集作业,还具有检测速度快、数据较为准确的特点,可以实时反映植物的生长状况,从而有效地指导依据作物长势的变量施肥^[7-8]。如图 3 所示,实验中将农作物冠层光谱信息采集平台安装到凯斯 2254 型拖拉机上,在中耕期进行大豆及玉米的 NDVI 数据采集,利用 NDVI 数据进行施肥管理分区的划分,根据分区结果进行有针对性的施肥。



图 2 农作物冠层光谱信息采集平台

Fig. 2 Spectral information collection platform for crop canopy



图 3 农作物冠层光谱信息采集现场

Fig. 3 Field of spectral information collection of crop canopy

1.3 划分施肥管理分区方法

1.3.1 FCM 算法

1969 年 Ruspini 在模糊集合理论的基础上提出了一种模糊划分的概念。1974 年 Dunn 又依据 Ruspini 所提出的模糊划分概念，把硬 c -均值算法推广到了模糊划分方向，形成了最初步的 FCM 算法，后续又有众多学者对 FCM 算法进行了不断的优化和改进。FCM 算法属于柔性的数据划分算法，在所有模糊划分算法中的应用位居前列。FCM 算法在优化目标函数的基础上可以获得每个数据在所有类别中的隶属度，从而可以决定数据的归属。对于数据集 $X=[x_1, \dots, x_n]$ ，划分中心个数为 c ，模糊权重指数为 m ，FCM 算法在硬 c -均值的基础上，引入了模糊隶属度矩阵 U ，矩阵中包含隶属度 $u_{ij} (0 \leq u_{ij} \leq 1; i=1, 2, \dots, c; j=1, 2, \dots, n)$ ， u_{ij} 的值代表某一个数据到某一个划分的程度，划分中心为 $V=[v_1, v_2, \dots, v_c]$ ，该算法的目标函数为

$$J_{FCM}(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2 \quad (1)$$

式(1)中， $\|x_j - v_i\|^2$ 为第 j 个数据到第 i 个划分中心 v_i 的欧式距离，通常 $1.5 \leq m \leq 2.5$ 。隶属度矩阵 U 满足

$$\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, \forall j = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

FCM 算法的目标函数达到最小值的条件是

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m} \quad (3)$$

和

$$u_{ij} = \left(\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|x_j - v_i\|}{\|x_j - v_k\|} \right)^{2/(m-1)} \right)^{-1} \quad (4)$$

FCM 算法就是基于上述目标函数(1)，不断寻找该函数最小值的方法。FCM 算法的具体步骤为：首先设置划分中心个数 c 、停止阈值 ϵ 、模糊权重系数 m ，随机选取初始划分中心；然后根据欧氏距离，更新划分隶属度矩阵 U ；再更新划分中心 V ；最后判断划分中心变化是否小于停止阈值 ϵ ，如小于停止阈值 ϵ ，则停止划分程序，输出 U 和 V ，否则再次更新划分隶属度矩阵 U 。该算法迭代终止后，模糊隶属度矩阵 U 对应为样本数据的模糊划分。

1.3.2 肘部法则

在数据划分分析中一般使用肘部法则来估计划分分数 c ，具体方法是利用设置好的划分分数 c 来计算代价函数的函数值，对比由每个划分分数 c 的值计算出的代价函数值曲线的畸变程度来确定划分分数 c 的值。其中，代价函数选取的是误差平方和(sum of squares of errors, SSE)，SSE 是指每个样本点到样本点所在划分中心的距离之和，计算公式如式(5)

$$SSE = \sum_{i=1}^c \sum_{x_j \in C_i} \|x_j - v_i\|^2 \quad (5)$$

式(5)中， c 为划分分数， C_i 为第 i 分区数据集， x_j 为第 i 分区某个数据， v_i 为 C_i 的分区中心。

1.3.2 MFCM 算法

MFCM 算法是在 FCM 算法的基础上引入了分区计算模

型，在一定数据量范围内不使用 FCM 算法进行迭代划分数据，而是使用分区计算模型进行数据划分，该方法在满足基本精度的前提下，可有效降低计算耗时，随着数据量的增加，效果更加明显。具体算法为：首先按照用户提供的分区数随机设置划分中心，然后利用 FCM 算法进行 2 000 个数据量的划分计算并建立分区计算模型，最后以 2 000 个数据量为分界点，利用分区计算模型划分接下来的数据，算法流程如图 4 所示。使用 Python 函数库中的 Scikit-Fuzzy 模糊逻辑算法编写 FCM 算法和 MFCM 算法，分别对玉米和大豆的 NDVI 数据进行分区计算。具体使用到 Scikit-fuzzy 工具箱中的 cmeans 工具，将 Greenseeker 传感器获取的 NDVI 数据作为程序的输入数据，分区数量设置为 4 个，隶属度指数设置为 2，当隶属度的变化小于 0.005 时提前结束迭代，最大迭代次数设置为 1 000。

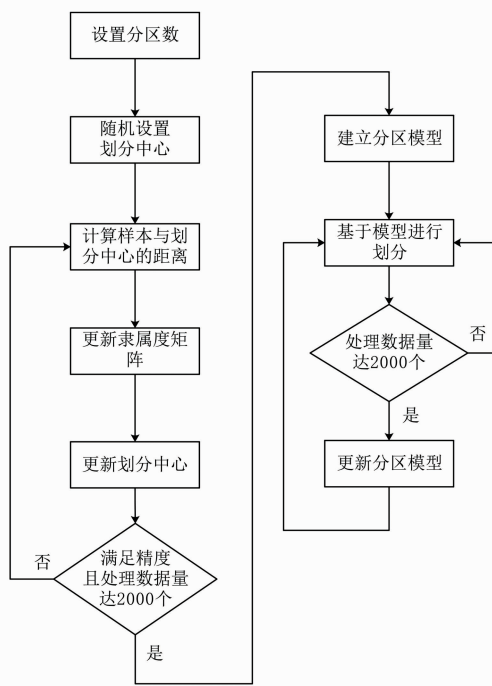


图 4 MFCM 算法流程图

Fig. 4 Flow chart of model-based fuzzy c-means algorithm

1.4 施肥管理分区划分结果评价方法

1.4.1 轮廓系数

1986 年，Rousseeuw 提出轮廓系数 (silhouette coefficient, SC) 的概念，利用轮廓系数可以评价数据划分结果的好坏，也可以评价各种算法对同一组数据划分的优劣效果，轮廓系数主要是利用数据间的结合聚合程度和分离程度两种因素来进行评价计算^[9-10]。轮廓系数的计算公式为

$$SC(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i), b(i)\}} \quad (6)$$

具体有

$$SC(i) = \begin{cases} 1 - \frac{a(i)}{b(i)}, & a(i) < b(i) \\ 0, & a(i) = b(i) \\ \frac{b(i)}{a(i)}, & a(i) > b(i) \end{cases} \quad (7)$$

轮廓系数 $SC(i)$ 的值在 $[-1, 1]$ 区间内变化, 当轮廓系数的值接近 1 的时候, 表明数据间的结合聚合程度和分离程度都比较好, 此时的划分效果最好。

1.4.2 调整兰德系数

可以把数据划分过程看成一系列决策的过程, 列举数据集中的每一对数据, 判断每一对数据是否应该分到同一个簇中, 兰德指数 (Rand index, RI) 衡量了其中正确决策的比例^[11]。假设 U 为理想划分结果集合, V 为待评价的划分结果集合。假设存在 4 个统计量: a 为在集合 U 和集合 V 中都是同一划分的数据对数; b 为在集合 U 中是同一划分, 但是在集合 V 中却不是同一划分的数据对数; c 为在集合 U 中是同一划分, 但在集合 V 中却不是同一划分的数据对数; d 为在集合 U 和集合 V 中都不是同一划分的数据对数。则 RI 的表达式如式(8)

$$RI = \frac{a + d}{a + b + c + d} \quad (8)$$

式(8)中, $0 \leq RI \leq 1$, 当待评价的划分结果与理想划分结果完美匹配时, RI 的值为 1, 当待评价的划分结果与理想划分结果完全不匹配时, RI 的值为 0。但是 RI 不能保证随机划分结果的值接近 0, 调整兰德指数 (adjusted Rand index, ARI) 可以解决这个问题^[12]。ARI 的值越大说明待评价的划分结果与理想划分结果越相似, ARI 的定义如式(9)

$$ARI = \frac{RI - E[RI]}{\max(RI) - E[RI]} \quad (9)$$

式(9)中, $E[RI]$ 为 RI 的期望值, $\max(RI)$ 为 RI 的最大值。

2 结果与讨论

2.1 肘部法则计算施肥管理分区数

利用 Python 编写基于 FCM 算法的肘部法则计算程序, 通过程序计算大豆及玉米的 NDVI 数据在不同分区数下的 SSE 值, 并绘制成 SSE 变化曲线图, 如图 5 所示。对于大豆的 NDVI 数据, 当分区数大于 2 时, SSE 的值不再有明显的下降趋势, 后续曲线也比较平滑, 说明大豆的施肥管理分区数在 2 以上均是合理的。对于玉米的 NDVI 数据, 当分区数大于 3 时, SSE 值没有明显的下降趋势, 曲线也变得较为平滑, 说明玉米的施肥管理分区数为 3 以上是合理的。施肥管理分区的数量将直接影响施肥作业的难度, 分区数的增加也相应伴随着作业成本的增加; 本工作综合考虑农作物施肥场地的条件和农场以往的施肥经验确定施肥管理分区数为 4。

2.2 施肥管理分区划分结果评价

SC 是常用的施肥管理分区划分效果内部评价指标, 反映了数据点与所在划分中心的密集程度, 以及与其他划分中心疏远的程度, 一个好的划分计算, 分区内部的数据要足够的聚集, 不同分区的数据应该足够疏远, 文献[13-14]利用 SC 评价了不同聚类的质量, 取得了良好的效果。通过计算不

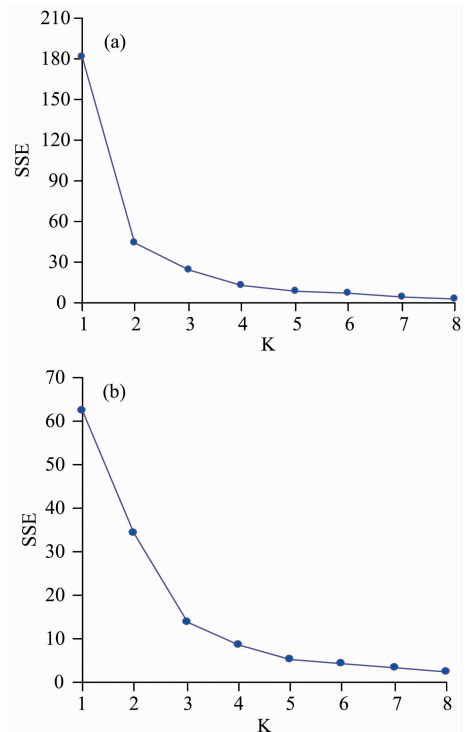


图 5 NDVI 数据在不同分区数下的 SSE 变化曲线

(a): 大豆; (b): 玉米

Fig. 5 SSE change curves of NDVI data under different partition numbers

(a): Soybean; (b): Maize

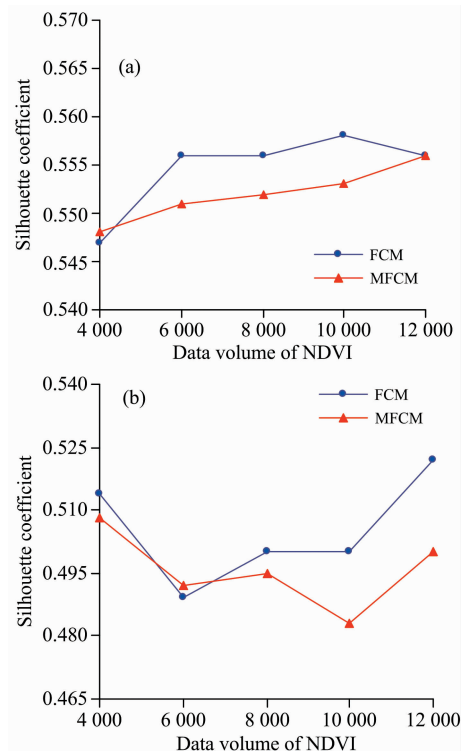


图 6 不同 NDVI 数据量的轮廓系数

(a): 大豆; (b): 玉米

Fig. 6 Silhouette coefficients of different NDVI data volumes

(a): Soybean; (b): Maize

同 NDVI 数据量下的大豆和玉米施肥管理分区划分评价指标 SC，得到 SC 在不同 NDVI 数据量下的变化曲线，如图 6 所示。从图中可以看出，对于大豆 NDVI 数据，两种算法相差最多为 0.005；对于玉米 NDVI 数据，两种算法相差最多 0.022。总体来看，无论对于大豆还是玉米，两种算法划分施肥管理分区的效果均相差不大。

MFCM 算法在计算施肥管理分区过程中利用少部分数据建立分区模型，肯定会降低计算精度；为了检验在不同数据量下对计算精度的影响，计算了不同 NDVI 数据量下的大豆和玉米施肥管理分区划分评价指标 ARI。ARI 是对 RI 进行了改进聚类效果外部评价指标，试图表达怎样聚类才是正确的，通过计算两个不同聚类的相似性来评价聚类的效果好坏。文献[15]在评估单细胞 RNA-seq 数据聚类方法中，利用 ARI 评价方法评估了 5 种聚类方法的稳定性，取得了良好的效果。对比数据为 FCM 算法的施肥管理分区划分，计算结果如图 7 所示。通过分析大豆的 ARI 变化曲线，可以发现当

数据量为超过 6000 后，ARI 的值维持在 0.8 左右，当数据量为超过 8000 后，ARI 的值维持在 0.9 左右，说明数据量超过 6000 后，两种算法的划分精度几乎接近。通过分析玉米的 ARI 变化曲线，可以发现当数据量达到 8000 后，ARI 的值维持在 0.8 左右，但是在数据量达到 10000 时，ARI 的值突降到 0.5 以下，说明在 8000~10000 的数据的值波动较大，造成 MFCM 算法此前建立的分区模型不再适应后续 2000 个 NDVI 值，但是此时轮廓系数相差仅为 0.017，说明两种算法的划分结果相差较大，但本身的划分效果相差不大，具体原因需后续进行深入研究。

通过计算不同 NDVI 数据量下的大豆和玉米施肥管理分区划分耗时，得到两种算法在不同 NDVI 数据量下的耗时变化曲线图，如图 8 所示。从图中可以看出，无论对于大豆还是玉米，MFCM 耗时均比 FCM 耗时少，耗时差值最大时达到 0.51 s。

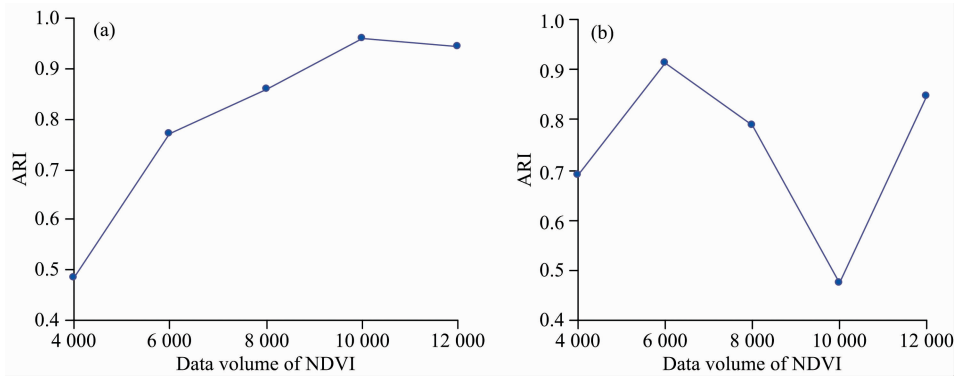


图 7 不同 NDVI 数据量的调整兰德指数

(a): 大豆; (b): 玉米

Fig. 7 Adjusted Rand index of different NDVI data volumes

(a): Soybean; (b): Maize

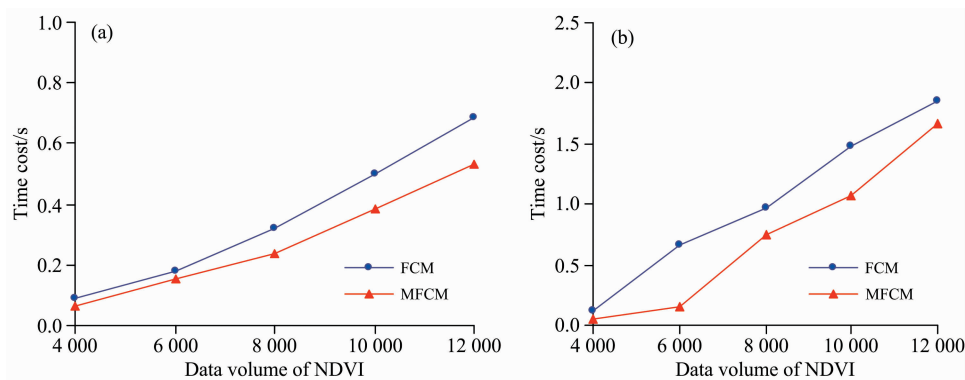


图 8 两种算法在不同 NDVI 数据量下的计算耗时

(a): 大豆; (b): 玉米

Fig. 8 Time costs of two algorithms under different NDVI data volumes

(a): Soybean; (b): Maize

2.3 不同算法的大豆施肥管理分区图对比

ArcGIS 软件是一款非常优秀的地理信息处理及绘图软件，可以将农作物的 NDVI 数据基于地理信息(经纬度数据)

进行插值计算，绘制出基于农作物 NDVI 的施肥管理分区图。当大豆 NDVI 数据量为 4000 时，两种算法的施肥管理分区如图 9 所示，通过分区图对比两种算法的划分效果。

FCM 算法和 MFCM 算法在施肥管理分区图上的差异较为明显，与施肥管理分区划分评价指标 ARI 值的变化相符合，主要差别体现在图中的绿色和蓝色分区部分。出现明显差异的原因是此数据量下的 NDVI 数据样本较少，说明 MFCM 算法在作业初期将会出现施肥管理分区划分相对不准确情况，在实际应用中建议早期使用推荐施肥量进行施肥，不需根据

长势调整施肥量。

图 10 为大豆 NDVI 数据量 8 000 时两种算法的施肥管理分区图，从图中可以看出，两种算法的施肥管理分区图相差不大，与施肥管理分区划分评价指标 ARI 的变化相符合，当 NDVI 数据量达到 8 000 时，ARI 的值为 0.86，说明当大豆 NDVI 数据量达到 8 000 时，两种方法的分区效果相近。

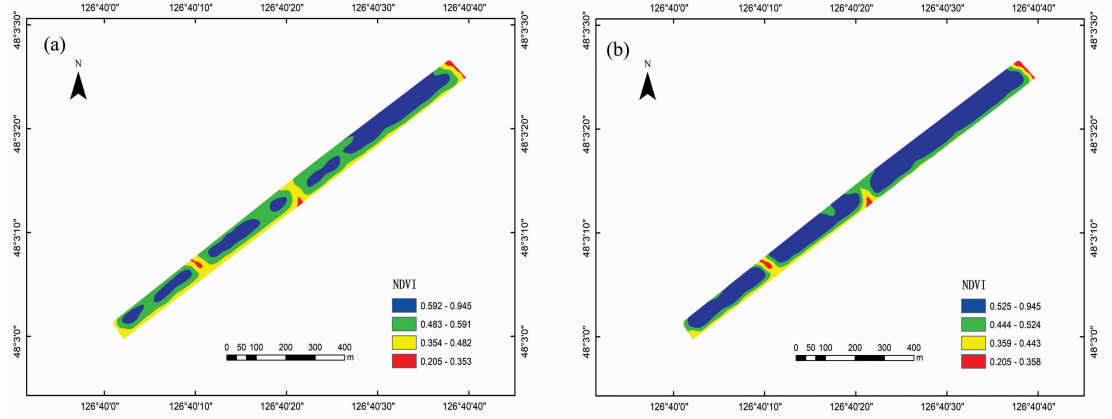


图 9 大豆 NDVI 数据量为 4 000 时两种算法计算的施肥管理分区图

(a): FCM 算法; (b): MFCM 算法

Fig. 9 Fertilization management zoning calculated by two algorithms for 4 000 soybean NDVI

(a): FCM algorithm; (b): MFCM algorithm

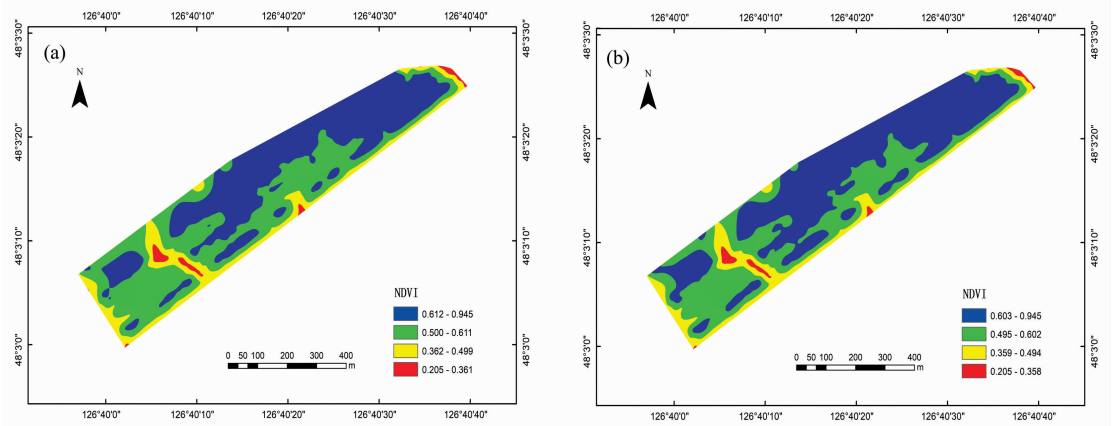


图 10 大豆 NDVI 数据量为 8 000 时两种算法计算的施肥管理分区图

(a): FCM 算法; (b): MFCM 算法

Fig. 10 Fertilization management zoning calculated by two algorithms for 8 000 soybean NDVI

(a): FCM algorithm; (b): MFCM algorithm

2.4 不同算法的玉米施肥管理分区对比

当玉米 NDVI 数据量为 4 000 时，两种算法计算的施肥管理分区如图 11 所示。对比两种算法的施肥管理分区图，可以发现，相较于大豆 NDVI 数据，在 4 000 数据量时两种算法针对玉米的 NDVI 数据的施肥管理分区图相差不大，ARI 为 0.69。当玉米的 NDVI 数据量为 8 000 时，两种方法的施肥管理分区图相差不大，如图 12 所示。此时的 ARI 为 0.915，说明此时两种方法的施肥管理分区划分结果高度相似，MFCM 能够在节省一定时间的基础上，有一个较好的划分结果。

3 结 论

使用 Python 编写了 FCM 算法和 MFCM 算法，对大豆和玉米两种作物进行了施肥管理分区划分，并利用 SC 和 ARI 进行划分效果评价。从计算结果来看，当 NDVI 数据量低于 4 000 时，MFCM 算法与 FCM 算法相比，没有明显优势，但此时涉及的作业面积较小，对整体施肥管理影响不大，建议在此数据量下使用推荐施肥量施肥。当 NDVI 数据量大于 6 000 时，MFCM 算法在划分耗时上出现明显优势，

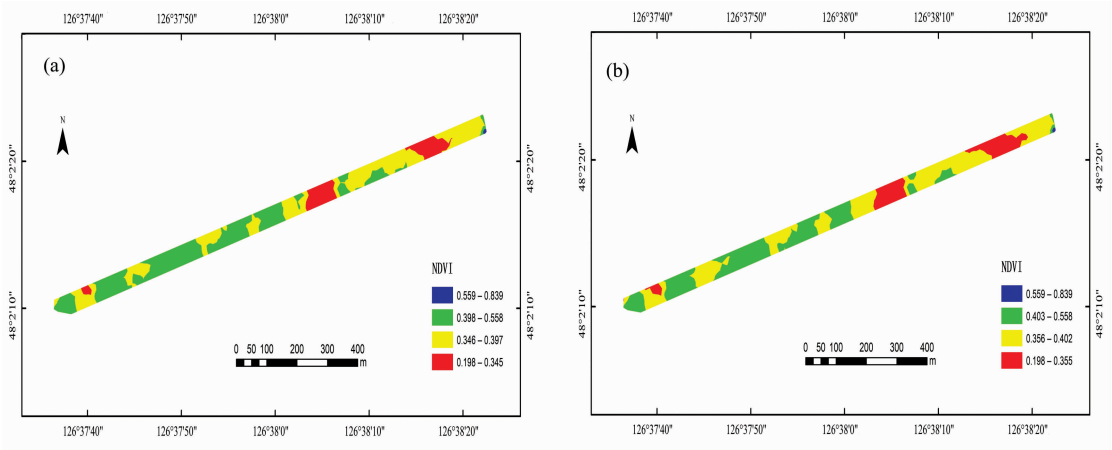


图 11 玉米 NDVI 数据量为 4 000 时两种算法计算的施肥管理分区图

(a): FCM 算法; (b): MFCM 算法

Fig. 11 Fertilization management zoning calculated by two algorithms for 4 000 soybean NDVI

(a): FCM algorithm; (b): MFCM algorithm

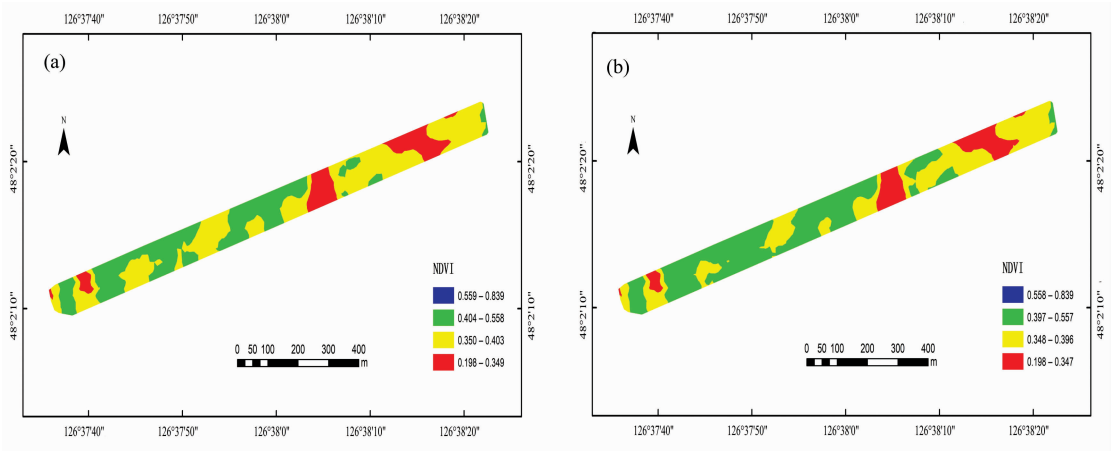


图 12 玉米 NDVI 数据量为 8 000 时两种算法计算的施肥管理分区图

(a): FCM 算法; (b): MFCM 算法

Fig. 12 Fertilization management zoning calculated by two algorithms for 8 000 soybean NDVI

(a): FCM algorithm; (b): MFCM algorithm

能够在节省计算耗时的基础上保持一定的划分精度；从 SC 和 ARI 的结果也能够体现出来，两种方法的 SC 相差最多为 0.02，ARI 能够维持在 0.8 左右。通过计算不同 NDVI 数据量下的大豆和玉米施肥管理分区划分耗时，利用本文提出的 MFCM 算法可以有效降低划分耗时，随着数据量的增加，这种优势体现的更加明显。但是 MFCM 划分算法也有一定的

局限性，玉米 NDVI 数据量在 8 000~10 000 范围内的数据划分计算发现，此时 ARI 的值仅为 0.475，说明两种算法划分的施肥管理分区结果出现了明显差异，原因是此段数据变化对划分中心的影响较大，MFCM 算法应对数据量突变的情况没有很好的适应性，需要继续优化程序，后续将针对此问题进行深入研究。

References

[1] BAO Yi-lin, MENG Xiang-tian, LIU Huan-jun, et al(鲍依临, 孟祥添, 刘焕军, 等). Chinese Journal of Soil Science(土壤通报), 2021, 52(04): 988.

[2] ZHU Chang-da, GAO Ming-xiu, WANG Wen-qian, et al(朱昌达, 高明秀, 王文倩, 等). Acta Ecologica Sinica(生态学报), 2020, 40(19): 6982.

[3] CHEN Shi-chao, DU Tai-sheng, WANG Su-fen(陈世超, 杜太生, 王素芬). Transactions of The Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报), 2019, 50(11): 293.

- [4] YANG Jun-sen, YANG Gui-jun, XU Bo, et al(杨钧森, 杨贵军, 徐 波, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2019, 35(8): 230.
- [5] YU Jing, LI Fei, QIN Yong-lin, et al(于 静, 李 斐, 秦永林, 等). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析), 2013, 33(11): 3092.
- [6] ZHANG Ning, QI Bo, ZHAO Jin-ming, et al(张 宁, 齐 波, 赵晋铭, 等). Acta Agronomica Sinica(作物学报), 2014, 40(4): 657.
- [7] LI Xin-wei, YU Bing-feng, LÜ Xin, et al(李新伟, 余炳凤, 吕 新, 等). Transactions of The Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报), 2014, 45(7): 231.
- [8] Jiang R, Wang P, Xu Y, et al. Sensors, 2019, 19(8): 1859.
- [9] Azimi R, Ghayekhloo M, Ghofrani M, et al. Expert Systems with Applications, 2017, 76: 59.
- [10] Ünlü R, Xanthopoulos P. Expert Systems with Applications, 2019, 125: 33.
- [11] Vinh N X, Epps J, Bailey J. The Journal of Machine Learning Research, 2010, 11: 2837.
- [12] Steinley D. Psychological Methods, 2004, 9(3): 386.
- [13] Dinh D-T, Fujinami T, Huynh V-N. Knowledge and Systems Sciences, 2019. 1.
- [14] Hasanzadeh-Mofrad M, Rezvanian A. Journal of Computational Science, 2018, 24: 379.
- [15] Duò A, Robinson M D, Soneson C. F1000Research, 2000, 7: 1141.

Fertilization Management Zoning Based on Crop Canopy Spectral Information

CHEN Hao¹, WANG Xi^{1*}, ZHANG Wei¹, WANG Xin-zhong¹, DI Xiao-dong¹, WANG Chang²

1. College of Engineering, Heilongjiang Bayi Agricultural University, Daqing 163319, China

2. College of Science, Heilongjiang Bayi Agricultural University, Daqing 163319, China

Abstract With the continuous development of ground remote sensing technology, more and more crop canopy spectral sensors are applied to agricultural production, among which the Greenseeker plant spectral detector is widely used. Greenseeker can obtain crop canopy spectral information, normalized vegetation index (NDVI) data and divide fertilization management zoning. Targeted variable rate fertilization can be realized according to fertilization management zoning. The fuzzy c-means (FCM) algorithm is common for dividing fertilization management zoning, but the FCM algorithm has certain limitations. In the calculation process, the iterative calculation will be carried out continuously with the increase of data, which will affect the speed of fertilization management zoning. Based on the FCM algorithm, a model-based fuzzy c-means (MFCM) algorithm is proposed. In dividing the fertilization management partition, this algorithm does not have to iteratively calculate all the data every time a group of data is obtained, which can improve the speed of dividing the fertilization management partition. The NDVI data of soybean and maize were obtained through the established crop canopy spectral information collection platform. The fertilization management zoning was divided by the MFCM algorithm, and the division effect was evaluated by evaluation index contour coefficient (SC) and adjusted rand index (ARI). The results show that with the increased NDVI data, the MFCM algorithm can partition fertilization management partition faster than the FCM algorithm. The MFCM algorithm is 0.02~0.15 seconds faster; the MFCM algorithm is 0.07~0.51 seconds faster in dividing maize fertilization management zoning. By calculating the indexes SC and ARI to evaluate the effect of dividing fertilization management zoning, it is found that when dividing different NDVI data, the maximum difference of SC value is 0.022, indicating that the effect of dividing fertilization management zoning by the two algorithms is not different; The ARI value is sensitive to data changes. It can be maintained above 0.7 after the NDVI data volume reaches 6 000, but it will decrease significantly when the NDVI data changes.

Keywords Greenseeker; Management zoning; Fuzzy c-means; Silhouette coefficient; Adjusted rand index

(Received Oct. 16, 2021; accepted Mar. 7, 2022)

* Corresponding author