

doi: 10.6046/zrzyg.2021148

引用格式: 吴浩波, 吴梦彤, 杨斯棋, 等. 基于叶片空间分布的植被遥感适宜尺度方法[J]. 自然资源遥感, 2022, 34(2): 72–79.
(Wu H B, Wu M T, Yang S Q, et al. A method for determining suitable scales for vegetation remote sensing based on the spatial distribution of leaves[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2022, 34(2): 72–79.)

基于叶片空间分布的植被遥感适宜尺度方法

吴浩波, 吴梦彤, 杨斯棋, 范闻捷, 任华忠

(北京大学遥感与地理信息系统研究所, 北京 100871)

摘要: 高空间分辨率遥感为植被定量遥感提供了新的数据源, 同时也带来了新的挑战和机遇。传统基于辐射传输理论的叶面积指数遥感方法, 主要的理论依据是比尔朗伯(Beer–Lambert)定律, 其前提是叶片在像元内的分布服从泊松分布, 本研究探究的是连续植被叶片在像元中的空间分布服从泊松分布的情况下的适宜尺度问题。选择封垄小麦为研究对象, 以小麦冠层为例, 利用植被三维真实模拟模型 LESS (Large–Scale remote sensing data and image Simulation framework, LESS) 模拟不同分辨率的连续小麦冠层遥感影像; 在此基础上, 利用三维模拟的叶片冠层分析小麦连续冠层叶片服从泊松分布的适宜尺度, 构建了连续植被叶面积指数(leaf area index, LAI)反演适宜尺度的计算方法。结果表明适宜尺度受到 LAI 数值和聚集效应的影响。选择河南省漯河市为主要研究区, 利用无人机高光谱飞行数据和 LAI 反演结果验证了该方法的可行性。

关键词: 高空间分辨率; LESS; 适宜尺度

中图法分类号: 文献标志码: A **文章编号:** 2097–034X(2022)02–0072–08

0 引言

植被是陆地生态系统的重要组成部分, 是维持土壤–植被–大气之间的碳循环、水循环等全球生物循环系统的关键组成部分^[1]。叶面积指数(leaf area index, LAI)是描述植被冠层几何结构的最基本参数, 也是气候模型、地–气相互作用过程等模型的重要输入参数^[2–4]。遥感是获得面状 LAI 的重要手段^[5–7]。准确、定量监测全球、区域到局地的 LAI 变化, 一直是定量遥感领域的重要课题。

高分辨率遥感的出现给植被遥感带来了新的数据源, 特别是通过无人机平台可以灵活、快速获取亚米级遥感数据^[8]。高分辨率遥感影像可以使混合像元的比例减少, 分类精度提高^[9–10]。利用高分辨率遥感或者无人机遥感反演 LAI 的研究近年来逐渐增多。Tian J 等^[11]利用 WorldView–2 影像和无人机影像计算红树林归一化差值植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI), 并通过建立 NDVI 与 LAI 的线性关系来反演 LAI。Kimura K 等^[12]基于无人机高光谱数据计算 NDVI, 利用经验模型反演

LAI 方法估算葡萄园叶面积指数。Li W 等^[13]定义了冠层结构复杂度指标, 通过该指标与 LAI 的逐步线性回归模型, 结合比尔朗伯定律和 Miller 原理计算了叶面积指数, 消除 G 函数的影响。但是这些研究方法都没有深入探讨像元分辨率较高时经典叶面积指数遥感反演方法的适用性。

传统 LAI 反演的基础是比尔朗伯(Beer–Lambert)定律^[14]。比尔朗伯定律是描述光线在均匀气体或者液体介质中吸收的基本定律。该定律应用于光线与冠层的相互作用情形时, 由于消光介质叶子是有一定取向和几何形状的薄片, 当像元内叶片的分布不均匀, 每个像元中单次和多次散射的贡献将非常不均一^[15], 只有叶片分布服从泊松分布时, 比尔朗伯定律才能适用于连续植被, 我们把这个尺度就称为连续植被 LAI 反演的适宜尺度。

为了探究这一问题, 从植被结构角度, 首先定义连续植被 LAI 遥感的适宜尺度为叶片空间分布满足泊松分布的像元尺度, 本文的目标就是构建适宜尺度的计算方法。研究高分辨率像元内叶片的空间分布规律, 需要分析不同尺度像元内的叶片分布, 植被三维真实模拟模型(Large–Scale remote sensing da-

收稿日期: 2021–05–11; 修订日期: 2021–08–11

基金项目: 国家重点基金项目“高分遥感植被子冠层精细建模与反演研究”(编号: 42130104)和国家自然科学基金项目“逐日植被光合有效辐射吸收比率遥感反演算法”(编号: 41971301)共同资助。

第一作者: 吴浩波(1993–), 男, 硕士研究生, 主要从事植被辐射传输理论研究。Email: wuhb@pku.edu.cn。

通信作者: 范闻捷(1972–), 女, 博士, 研究员, 研究方向为定量遥感。Email: fanwj@pku.edu.cn。

ta and image Simulation framework, LESS) 是基于光线追踪算法的三维真实结构辐射传输模型,真实模拟了光线在场景中的辐射传输过程,可以准确得到不同叶片的空间分布^[16]。所以本文引入 LESS 模拟不同高分辨率的连续小麦冠层叶片空间分布,选择封垄后小麦为研究对象,通过光线与冠层的相互作用过程,研究小麦叶片服从泊松分布的适宜尺度问题。

本文构建了连续植被 LAI 反演适宜尺度的评估方法,并分析适宜尺度的影响因素,最后选择河南省漯河市为主要研究区,利用无人机高光谱飞行数据和 LAI 反演结果验证方法的可行性。

1 真实模拟数据和地面观测数据

本文研究主要应用 2 类数据,一是基于植被三维真实模拟模型 LESS 模拟得到的不同分辨率的连续小麦冠层遥感影像数据;二是河南省漯河市无人机高光谱飞行数据和 LAI 地面观测结果数据。

1.1 真实模拟数据

本文研究采用 LESS 软件模拟小麦连续冠层三维结构和不同尺度像元的反射率影像,模型的基本输入是场景的三维结构和组分光谱、观测几何、光照参数等。模拟场景为抽穗期小麦封垄状态的均匀连续场景,场景范围为固定值 100 m × 100 m,通过控制生成影像横纵方向像素值的方法,得到了 0.1 m, 0.2 m, 0.3 m, 0.5 m, 1 m, 2 m, 5 m, 10 m 等 8 种分辨率的遥感影像,同时通过 LESS 软件输出得到各分辨率下每个像元的真实反射率值、四分量面积比例与真实 LAI 值。根据研究目的,设置 3 个场景,分别为纯叶片场景 ($LAI = 4.12$),小麦稀疏分布场景 ($LAI = 1.91$) 和小麦浓密分布场景 ($LAI = 4.18$)。场景参数如表 1 所示。

表 1 主要场景参数表
Tab.1 Main scene parameter

参数	值
投影方式	Orthographic
光子数量/像素	64
模拟波长/ nm	600, 900
观测天顶角/(°)	0
观测方位角/(°)	180
传感器高度/ m	3 000
场景长度/ m	100
场景宽度/ m	100
地表反射类型	朗伯反射

为控制变量和简化问题,本文研究的所有分布状态都是假定太阳为正射投影,模拟场景中小麦设定为连续均匀分布,选择的植物元素为小麦叶片及

抽穗期小麦,如图 1 所示。

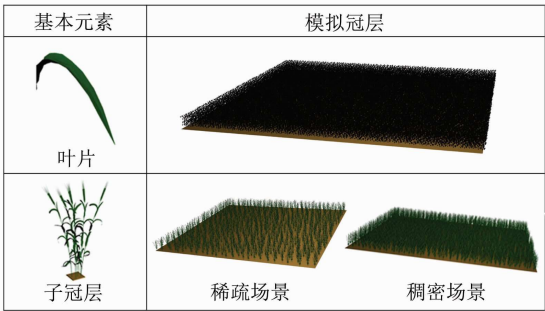


图 1 抽穗期小麦和叶片模型
Fig.1 Wheat and leaf model at heading stage

根据研究区小麦分蘖情况,选择以六株小麦紧密生长模型为作为单个场景元素进行场景搭建,基于封垄期的连续均匀小麦生长场景进行场景模拟,冠层高度为 1 m,模拟场景小麦分布如图 2 所示。

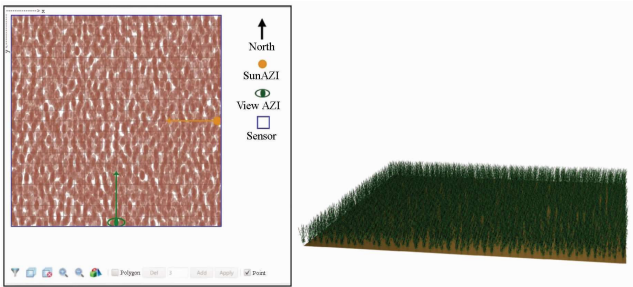


图 2 模拟场景小麦分布示意图
Fig.2 Schematic diagram of wheat distribution in simulated scenario

1.2 地面观测数据

1.2.1 观测数据研究区概况

地面验证数据的研究区位于河南省漯河市郾城区优质小麦生产基地。漯河市地处华北平原西南边缘地带,气候温暖,降水适中,当地冬小麦生长时间一般为 10 月份—次年 6 月份,种植小麦的土质为潮土。实验田经纬度范围为 113°52′48″ E ~ 113°52′51″E, 33°41′59″ N ~ 33°42′5″N (图 3)。数据采集时间为 2019 年 4 月 19 日,此时小麦已抽穗封垄,对 40 个样方进行观测,平均 LAI 为 4.08。

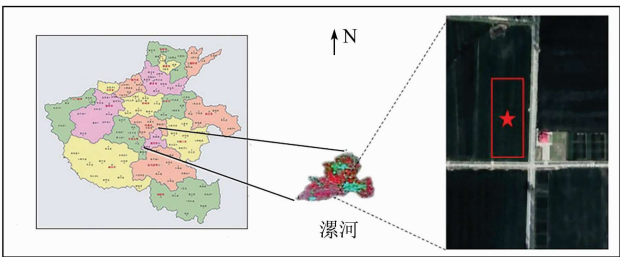


图 3 漯河市实验地示意图
Fig.3 Schematic diagram of the experimental site in Luohe City

1.2.2 无人机数据获取与处理

本实验采用 DJI M600 Pro 无人机,搭载的传感

器为 Pika L 成像光谱仪,共 300 个波段,波段范围为 400 ~ 1 000 nm。传感器采用推扫方式成像,如图 4 所示。



图 4 无人机和成像光谱仪

Fig. 4 Drone and imaging spectrometer

实验当天作业时间为 2019 年 4 月 19 日 10:00—14:00,无人机飞行高度为 100 m,速度 3 m/s。飞行前,地面均会铺设 4 块反射率分别为 5%,20%,40% 和 60% 的靶标,用于后期辐射校正。此外还采用 DJI Mavic2 Pro 无人机搭载的数字相机进行数字成像,用于后期正射校正。无人机高光谱遥感影像的预处理包括利用定标文件和靶标对原始影像进行辐射定标、大气校正和辐射校正,与正射数字影像建立控制点进行几何纠正,最后对区域所有影像拼接得到研究区的高分辨率高光谱反射率影像。

2 适宜尺度选择方法

为了研究基于辐射传输模型遥感 LAI 的适宜尺度,本文需要确定叶片服从泊松分布的最小尺度。

2.1 比尔朗伯定律与泊松分布

基于比尔朗伯定律,叶面积指数和冠层孔隙率或透过率的经典模型为:

$$P(\theta) = e^{\frac{-G(\theta) \cdot LAI}{\cos\theta}}, \quad (1)$$

式中: $P(\theta)$ 为在 θ 天顶角方向的孔隙率或透过率; $G(\theta)$ 为叶片在 θ 天顶角方向的投影比例;受叶倾角分布的影响, $1/\cos(\theta)$ 用于描述 θ 天顶角方向穿透均匀冠层的路径长度因子。

但是公式(1)的前提是叶片在空间上的分布服从泊松分布,所以需要判定叶片在像元内的空间分布状态。叶片的空间分布状态判定是基于辐射传输理论描述连续植被叶片分布和光线传输过程的前提,对基于辐射传输理论的连续植被 LAI 遥感反演具有重要意义。

2.2 适宜尺度选择方法

适宜尺度的选择方法需要解决 2 个关键问题:一是对任意空间分辨率的遥感影像,如何判定叶片

的空间分布状态;二是如何快速找到服从泊松分布的适宜尺度。

2.2.1 泊松分布判定方法

因为本文所有场景都是假定太阳方向和观测方向都是正上方朝下,此时叶片空间分布就变成了从正上方向下观测的叶片水平投影分布, LAI 的空间分布可以用叶片的空间分布来表示,此时问题就转化为如何判定 LAI 的分布是否服从泊松分布。

对于真实模拟场景,LESS 软件中 LAI 计算工具可以直接得到所有像素的真实 LAI ,并统计所有像素的 LAI 值分布统计直方图。根据泊松分布性质和判定方法^[17],选择 8 个 LAI 区间,统计其频率分布(图 5)。

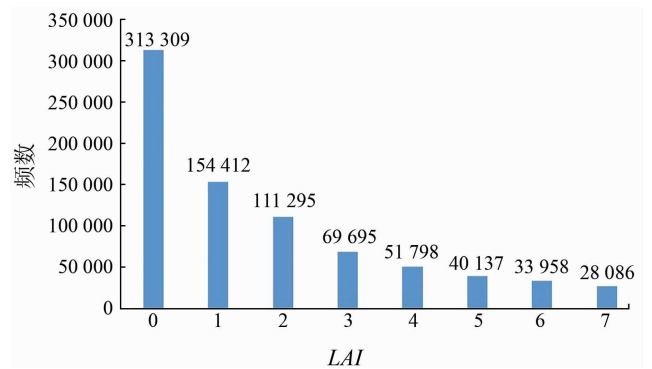


图 5 LAI 为 4.18 的场景叶片空间分布统计直方图示意图(分辨率为 0.1 m)

Fig. 5 Schematic diagram of the statistical histogram of the spatial distribution of leaves in the scene with LAI of 4.18 (resolution of 0.1 m)

首先对于整个模拟影像范围(100 m × 100 m)叶片的分布判定是否服从泊松分布,选择采用泊松分布拟合优度检验方法^[18]进行判定。对于任意 LAI 分布直方图,假设该分布服从泊松分布,泊松分布的概率密度函数为:

$$f(X = x) = \frac{\lambda^x e^{-\lambda}}{x!}, \quad (2)$$

式中: λ 为未知参数; x 为每一区间的值,取正整数;如果假设为真,则可以用 LAI 平均值 λ_0 表示 λ 的值,得到公式(3):

$$f(X = x) = \frac{\lambda_0^x e^{-\lambda_0}}{x!}. \quad (3)$$

根据该密度函数可以计算出 LAI 在每个区间数值出现的概率,这些概率可以通过泊松分布表查得,例如 LAI 值为 0 的区间频数的概率为 $f(X = 0) = 0.0153$, LAI 值为 1 的区间频数的概率为 $f(X = 1) = 0.064$,用概率乘以样本容量就可以得

到各类期望的频数。对每一类别进行拟合,计算拟合优度,拟合优度的计算公式为:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^{11} \frac{(n_i - e_i)^2}{e_i}, \quad (4)$$

式中: n_i 为实际区间频数; e_i 为泊松分布期望频数; 根据 Pearson 定理, χ^2 统计量服从自由度为 $k - r - 1$ 的 χ^2 分布, 其中 k 为类别的个数; r 为估计的总体参数的个数; 通过 χ^2 查表法与计算结果对比即可得到假设是否成立, 即 LAI 分布是否服从泊松分布。

2.2.2 适宜尺度快速搜寻法

上节的泊松分布判定方法只能证明对整个区域 (100 m × 100 m) LAI 的分布服从泊松分布, 即对整个区域使用比尔朗伯定律反演 LAI 是可以接受的。但是如果我们要对区域内部每个像元反演 LAI, 则需要每个像元都满足泊松分布, 在判定每个像元内 LAI 分布时, 因为生成场景时, 小麦叶簇在像元内平均分布, 因此可以使用随机抽样的方法来快速搜寻适宜尺度。

抽样调查中样本是总体的缩影, 是总体的代表, 抽样的效果好坏依赖于样本对总体是否有充分的代表性。换言之, 在总体分布均匀的前提下, 如果样本的统计分布与总体的统计分布是相似的, 那么就可以认为样本是具有代表性的, 样本的空间分布与总体的空间分布是相似的。

当影像分辨率为 0.1 m 时, 共有 100 万个像元, 这样的大样本量保证了抽样估计的精确度, 此时影像 LAI 分布直方图能代表总体区域 LAI 分布情况。由于假定整个场景连续均匀, 所以我们从 0.3 ~ 10 m 的不同分辨率影像中随机抽取像元, 统计像元内 LAI 的分布直方图, 并将结果与总体区域的结果进行对比, 如果相似则认为该分辨率像元内 LAI 的分布也满足泊松分布, 如果不相似, 则认为该分辨率 LAI 不服从泊松分布, 相似性的判断采用了归一化欧式距离的相似性度量指标^[19]。欧氏距离指在 m 维空间中两个点之间的真实距离, 或者向量的自然长度 (即该点到原点的距离)。使用这个距离, 欧氏空间成为度量空间, 相关联的范数称为欧几里得范数, 或者毕达哥拉斯度量^[20]。

对于两个直方图 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$, $M = \{m_1, m_2, \dots, m_n\}$ 欧式距离的相似性度量为:

$$D(S, M) = \left[\sum_{i=1}^n (s_i - m_i)^2 \right]^{\frac{1}{2}}. \quad (5)$$

归一化处理后, 即 $\sum_{i=1}^n s_i = 1$; $\sum_{i=1}^n m_i = 1$; 相似性度量为:

$$D(S, M) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(1 - \frac{|s_i - m_i|}{\max(s_i, m_i)} \right). \quad (6)$$

该度量方式衡量的是 2 个直方图的相似概率, 如果完全相似则 $D(S, M) = 1$ ^[21]。对所有分辨率的像元求解相似性度量, 即可得到像元分辨率和该像元服从泊松分布的概率的相似性度量曲线。根据泊松分布原理, 但当 λ_0 不接近 0 而统计量 n 又不很小时, 泊松分布渐进为正态分布 $N(0, 1)$, 在本文的研究中, λ_0 均大于 2, 同时 n 值均大于 100, 所以可以认为总体统计量的渐进分布为正态分布。正态分布常用置信区间为 0.8, 0.9, 0.95 和 0.99, 本文将最小置信区间指标定为 0.8, 将 0.8 带入相似性度量曲线即可确定适宜尺度^[22]。

3 结果与讨论

3.1 结果

针对 3 种 LESS 模拟场景进行计算纯叶片场景, 平均 LAI 为 1.91 的稀疏分布场景和平均 LAI 为 4.18 的浓密分布场景的适宜尺度。本文选择平均 LAI 为 4.18 的浓密分布场景为例说明得到最终结果的全过程。

3.1.1 LAI 分布的泊松分布拟合优度检验结果

针对 LESS 模拟得到的浓密分布场景 0.1 m 到 10 m 的 8 个不同尺度的全区域 LAI 分布, 统计得到了 8 个 LAI 的分布统计直方图。通过各个统计图发现分辨率为 2 m 时, 整体区域 LAI 分布统计开始与泊松分布直方图近似, 如图 6 所示, 选择 2 m 分辨率的整体区域 LAI 分布计算拟合优度, 计算过程如表 2 所示。

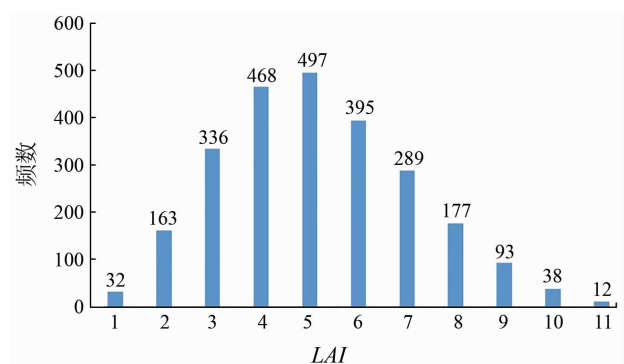


图 6 2 m 分辨率 LAI 分布统计直方图

Fig. 6 Statistical histogram of LAI distribution at 2 m resolution

表 2 2 m 分辨率 LAI 分布拟合优度计算过程

Tab. 2 2 m resolution LAI distribution goodness of fit calculation process

LAI 真值 x_i	$f(X = x_i)$	频数	期望频率	χ^2
0	0.015 3	32	38.25	1.021 2
1	0.064 0	163	160.00	0.056 2
2	0.133 7	336	334.40	0.007 6
3	0.186 3	468	465.93	0.009 1
4	0.194 7	497	486.90	0.209 6
5	0.162 8	395	407.05	0.356 5
6	0.113 4	289	283.58	0.103 7
7	0.067 7	177	169.34	0.346 9
合计	1	2 500	2 498	4.135 3

根据 Pearson 定理, χ^2 统计量服从自由度为 $k - r - 1$ 的 χ^2 分布, 其中 k 为类别的个数; r 为估计的总体参数的个数; 在本研究中 $k = 8, r = 1$ (只估计了 λ 一个参数), 所以自由度为 $k - r - 1 = 6$ 。于是当 $\alpha = 0.05$ 时, 查表可得 $\chi_{0.05}^2(6) = 12.592$, 对于样本的 χ^2 值, 因为 $\chi^2 = 4.135 < 12.592 = \chi_{0.05}^2(6)$, 所以整体区域 LAI 分布服从泊松分布。这与 LESS 模拟设定一致。

3.1.2 适宜尺度快速搜寻法结果

统计浓密分布场景从 0.1 ~ 10 m 分辨率的像元内 LAI 的分布直方图, 将结果与总体区域的结果进行对比, 计算所有分辨率像元内 LAI 分布直方图与总体的归一化欧氏距离的相似性度量。为了探究 LAI 的大小对这个适宜尺度的影响, 模拟了 LAI 为 1.91, 4.18 和 4.12 的纯叶片 3 种场景, 将 0.8 带入相似性度量曲线可以得到适宜尺度分别为 4.92 m, 2.24 m 和 1.31 m, 如图 7 所示。

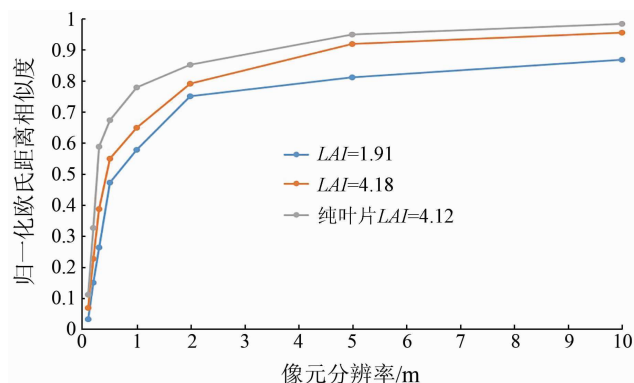


图 7 不同场景欧氏距离相似性曲线

Fig. 7 Euclidean distance similarity curve in different scenarios

3.2 适宜尺度影响因素分析

本文以抽穗期封垄的小麦冠层为研究目标, 由真实三维模拟模型模拟得到的像元 LAI 都是真实 LAI, 而真实 LAI 没有尺度效应。但是 LAI 反演的前

提是比尔朗伯定律, 因此 LAI 遥感适宜尺度的限制来自泊松分布。通过 LESS 模型模拟计算得到的 LAI 反演最小适宜尺度为理论上能满足泊松分布的极限尺度。

实际情况下, 适宜尺度的范围也将受到叶片分布的影响。浓密分布场景中, 平均 LAI 为 4.18, 场景的最小适宜尺度为 2.24 m, 而当 LAI 为 1.91 时, 适宜尺度为 4.92 m, 因为平均 LAI 越大意味着植被对整个区域的覆盖比例越大, LAI 反演的区域均匀性就越好, 越好的均匀性也就适用更精细化的分割, 所以得到的限制范围更小。

LAI 为 1.49 时的纯叶随机分布场景的最小适宜尺度为 1.31 m, 小于稀疏分布和浓密分布场景, 这说明冠层内的叶簇的聚集效应影响了叶子分布的随机性, 将导致最小适宜尺度变大。因此, 结果表明植被冠层的不均一将影响高分辨率影像 LAI 反演的精度。

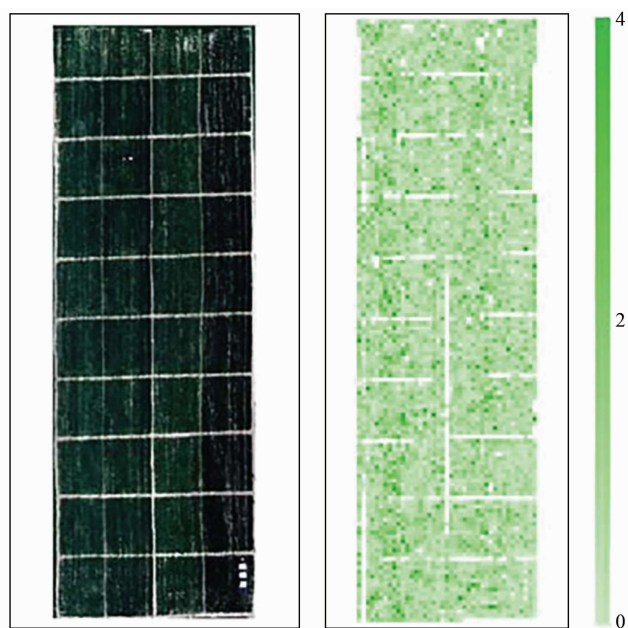
植被内部的聚集导致叶片分布不均一, 传统方法主要采用聚集指数来修正这种不均匀性, 但是对于高分辨率遥感影像, 聚集指数的修正作用在不同尺度上效果不同, 聚集指数也不能解决所有尺度 LAI 分布的不均一问题。在本文的研究中, 当分辨率为 0.1 m 时, 像元内的叶片个数较小, 已经不能通过统计规律来准确描述, 因此这种极端情况不可能通过聚集指数进行修正, 事实上在这种情况下传统基于辐射传输理论的 LAI 反演方法已经失效, 需要采用其他方式, 例如摄影测量方法来确定 LAI。

3.3 地面验证

无人机高分辨率 RGB 影像 (分辨率为 0.1 m) 如图 8(a) 所示。对经预处理后的反射率影像采用方向性二阶微分 (directional second derivative, DSD) 方法^[23-24]反演 LAI, 其原理是基于红边波段处叶片的二阶微分商值远远大于土壤二阶微分商值。利用高光谱数据建立二阶微分商值与叶面积指数的定量关系, 反演叶面积指数, 简化表达式为:

$$\frac{\rho''}{\rho_v} = 1 - e^{-bLAI}, \quad (7)$$

式中: ρ'' 和 ρ_v'' 分别为目标像元和纯植被像元的二阶微分; b 为植被类型; G 函数和观测天顶角等相关的参数, 对于农田可近似取 0.5, 反演结果见图 8(b)。与地面实际测量的真实 LAI 相比, 0.1 m 分辨率的 LAI 均方根误差 (root mean square error, RMSE) 为 0.243 8。



(a) 无人机真彩色合成影像(波段为 479 nm, 549 nm, 659 nm)

(b) 无人机遥感影像 LAI 反演结果

图 8 无人机高光谱 RGB 影像及 LAI 反演结果

Fig. 8 UAV hyperspectral image and LAI inversion results

利用 DSD 算法得到每个像元的 LAI 值,然后通过原始数据重采样得到 2 ~ 10 m 的多个分辨率 LAI 平均值,使用本文的适宜尺度算法,对不同分辨率像元和总体区域求解归一化欧式距离的相似性度量,结果如图 9 所示,将 0.8 带入曲线,得到适宜尺度为 4.21 m。

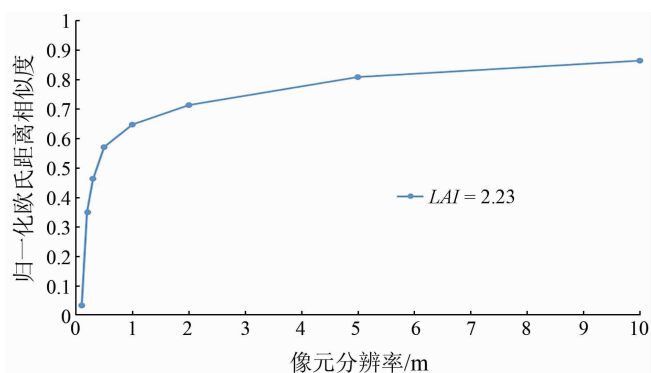


图 9 真实影像相似度曲线

Fig. 9 Real image similarity curve

将 0.1 m 分辨率影像重采样到 5 m,与地面实测真实 LAI 相比,5 m 分辨率时 LAI 的 RMSE 为 0.062 7,小于 0.1 m 分辨率时 LAI 的 RMSE 0.243 8,这说明在该尺度下影像的均匀性更好,对所有像元基于比尔朗伯定律求解 LAI 是合理的。而小于适宜尺度的像元 LAI 分布差距明显,如果不引入聚集指数修正,直接基于辐射传输方程反演 LAI 将可能引起较大误差,这体现了本文提出的适宜尺度方法的必要性和可行性。

4 结论

本研究选择封垄小麦为研究对象,通过植被三维真实模拟模型 LESS 模拟的封垄小麦冠层遥感影像,分析并探讨了连续植被 LAI 遥感比尔朗伯定律尺度适用性问题,主要完成了 3 个方面的工作:

1) 本研究首先定义了高分辨率 LAI 遥感的适宜尺度,然后建立了连续植被 LAI 反演适宜尺度的计算方法,探究了适宜尺度的影响因素,并选择了河南省漯河市为主要研究区,利用无人机高光谱数据和 LAI 反演结果验证了该方法的可行性。

2) 解释了高空间分辨率对 LAI 反演的影响,消光介质叶子是有一定取向和几何形状的薄片,当像元内叶片的分布不均匀,每个像元中单次和多次散射的贡献将非常不均一。这种不均一在低分辨率的遥感影像中影响较小,这是因为低分辨率像元内包含的叶片数量足够多,不同方向的异质性在大范围的统计学基础上将被相互抵消,但是随着遥感影像分辨率的不断提高,叶片数量在像元空间上不断减少,叶片在空间上的分布也越来越难以满足泊松分布,从而影响基于泊松分布假设而建立的辐射传输模型和定量 LAI 反演算法的精度,这种影响在越高分辨率的遥感影像上体现得越明显。

3) 本文从叶片空间分布的角度出发,确定了叶片空间分布的适宜尺度,其物理意义在于,对连续植被像元,以辐射传输理论为基础进行冠层 BRDF 特征描述和植被参数遥感时,研究目标能保持整体性的最小尺度。当分辨率超过最小适宜尺度时,像元内叶片分布将不服从泊松分布,像元内部的叶片分布细节过多掩盖了整个冠层中叶子分布的整体规律性。

4) 研究还存在一些问题,本文讨论的适宜尺度问题描述的是叶片在空间中的分布状态对于 LAI 遥感反演的影响。叶片结构的主要影响因素是分布方式,冠层结构,以及植被类型等,叶片的分布状态不会受到像元辐射亮度变化、太阳天顶角变化等辐射相关因素的影响。本文仅讨论了 LAI 大小和聚集效应对适宜尺度的影响,但在实际 LAI 反演时,还会受到入射和冠层角度、大气和土壤特征的影响,这些因素都会对 LAI 反演产生影响。在下一步的工作中,我们将着重研究植被的不同类型、分布方式以及物理结构等因素对适宜尺度的影响,提高适宜尺度计算方法的便捷性和实用性。

参考文献 (References):

- [1] Ganopolski A, Kubatzki C, Claussen M, et al. The influence of Vegetation - Atmosphere - Ocean interaction on climate during the

- Mid – Holocene[J]. *Science*, 1998, 280(5371): 1916 – 1919.
- [2] Bonan G B, Pollard D, Thompson S L. Influence of subgrid – scale heterogeneity in leaf area index, stomatal resistance, and soil moisture on grid – scale land – atmosphere interactions[J]. *Journal of Climate*, 1993, 6(10): 1882 – 1897.
- [3] Baret F, Guyot G. Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1991, 35(2 – 3): 161 – 173.
- [4] Bonan G B. Land – Atmosphere interactions for climate system Models: Coupling biophysical, biogeochemical, and ecosystem dynamical processes[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1995, 51(1): 57 – 73.
- [5] Tang H, Broly M, Zhao F, et al. Deriving and validating leaf area index (LAI) at multiple spatial scales through lidar remote sensing: A case study in Sierra National Forest, CA[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 143: 131 – 141.
- [6] Shi Y, Wang J, Qin J, et al. An upscaling algorithm to obtain the representative ground truth of LAI time series in heterogeneous land surface[J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(10): 12887 – 12908.
- [7] José G D, Philip L, Mathias D. Efficient emulation of radiative transfer codes using gaussian processes and application to land surface parameter inferences[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(2): 1 – 32.
- [8] Lisein J, Bonnet S, Lejeune P, et al. Modélisation de la canopée forestière par photogrammétrie depuis des images acquises par drone[J]. *Revue Française De Photogrammétrie Et De Télédétection*, 2014, 206(206): 45 – 54.
- [9] 陶雪涛. 线性模型下多通道遥感图像混合像元分解方法研究[J]. 上海: 复旦大学, 2008, 14: 31 – 41.
- Tao X T. Research on the decomposition method of multi – channel remote sensing image mixed pixels under linear model[J]. Shanghai: Fudan University, 2008, 14: 31 – 41.
- [10] 胡潭高, 张锦水, 贾斌, 等. 不同分辨率遥感图像混合像元线性分解方法研究[J]. *地理与地理信息科学*, 2008, 24(3): 20 – 23.
- Hu T G, Zhang J S, Jia B, et al. Research on the linear decomposition method of mixed pixels of remote sensing images with different resolutions[J]. *Geography and Geo – Information Science*, 2008, 24(3): 20 – 23.
- [11] Tian J, Le W, Li X, et al. Comparison of UAV and WorldView – 2 imagery for mapping leaf area index of mangrove forest[J]. *International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation*, 2017, 61: 22 – 31.
- [12] Kimura K, Yamasaki S. Accurate root length and diameter measurement using NIH Image: Use of Pythagorean distance for diameter estimation[J]. *Plant & Soil*, 2003, 254(2): 305 – 315.
- [13] Li W, Niu Z, Chen H, et al. Characterizing canopy structural complexity for the estimation of maize LAI based on ALS data and UAV stereo images[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2017, 38(8 – 10): 1 – 11.
- [14] 李小文, 王锦地. 植被光学遥感模型和植被结构参数化[M]. 北京: 科学出版社, 1995, 118.
- Li X W, Wang J D. Vegetation optical remote sensing model and vegetation structure parameterization[M]. Beijing: Science Press, 1995, 118.
- [15] 唐凤莉, 刘良云. 冠层特征尺度的定量计算模型与方法[J]. *遥感学报*, 2014, 18(6): 1182 – 1188.
- Tang F L, Liu L Y. Canopy characteristic scale model and quantitative calculation[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2014, 18(6): 1182 – 1188.
- [16] Qi J, Xie D, Yin T, et al. LESS: Large – Scale remote sensing data and image simulation framework over heterogeneous 3D scenes[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 221: 695 – 706.
- [17] 徐玉华, 曾明. 泊松分布性质及应用研究[J]. *长江大学学报*, 2006(4): 132 – 133.
- Xu Y H, Zeng M. Poisson distribution properties and application research[J]. *Journal of Yangtze University*, 2006(4): 132 – 133.
- [18] Cheung G W, Rensvold R B. Evaluating Goodness – of – Fit indexes for testing measurement invariance[J]. *Structural Equation Modeling*, 2002, 9(2): 233 – 255.
- [19] 罗忠良. 基于案例推理系统中案例检索算法的探索[J]. *计算机工程与应用*, 2005, 41(25): 230 – 232.
- Luo Z L. Exploration of case retrieval algorithms in case – based reasoning systems[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2005, 41(25): 230 – 232.
- [20] Bicheron P. A method of biophysical parameter retrieval at global scale by inversion of a vegetation reflectance model[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1999, 67(3): 251 – 266.
- [21] Ejegwa P A, Akubo A J, Joshua O M. Intuitionistic fuzzy set and its application in career determination via normalized euclidean distance method[J]. *European Scientific Journal*, 2014: 69 – 77.
- [22] 方杰, 张敏强, 李晓鹏. 中介效应的三类区间估计方法[J]. *心理科学进展*, 2011, 19(5): 765 – 774.
- Fang J, Zhang M Q, Li X P. Three types of interval estimation methods for mediating effects[J]. *Advances in Psychological Science*, 2011, 19(5): 765 – 774.
- [23] Fan W J, Xu X R. A method for blind separation of components information from mixed pixel[J]. *Progress in Natural Science*, 2006(16): 760 – 765.
- [24] Fan W J, Xu X R, Liu X, et al. Accurate LAI retrieval method based on PROBA/CHRIS data[J]. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, 2009, 6(6): 7001 – 7024.

A method for determining suitable scales for vegetation remote sensing based on the spatial distribution of leaves

WU Haobo, WU Mengtong, YANG Siqi, FAN Wenjie, REN Huazhong

(Institute of Remote Sensing and Geographic Information System, Peking University, Beijing 100871, China)

Abstract: High spatial resolution remote sensing data serve as a new data source for quantitative remote sensing of vegetation, bringing in both new challenges and opportunities. The traditional leaf area index (LAI) inversion

method based on the radiative transfer theory takes Beer – Lambert Law as the primary theoretical basis. The prerequisite for its application is that the leaf distribution in pixels follows a Poisson distribution. This study explored the appropriate scale in the case that the spatial distribution of continuous vegetation leaves in pixels follows a Poisson distribution. Focusing on the wheat canopy, this study used the LESS (Large – Scale remote sensing data and image Simulation framework) software to simulate the remote sensing images of continuous wheat canopy. Based on this, this study analyzed the appropriate scale on which continuous wheat canopy leaves follow a Poisson distribution through the three – dimensional simulation of leaf canopy. Moreover, this study constructed a method for calculating the appropriate scale of the LAI inversion of continuous vegetation. The results show that the appropriate scale is influenced by the LAI value and the aggregation effect. The UAV hyperspectral data and the LAI inversion results from Luohe City, Henan Province validated the feasibility of this method.

Keywords: high spatial resolution; LESS; appropriate scale

(责任编辑: 李 瑜)