

古尔班通古特沙漠 LAI 反演及空间分布特征



汤国虎*

温泉县气象局, 新疆温泉 833500

摘要: 叶面积指数 (Leaf Area Index, LAI) 是研究进行植物冠层表面物质和能量交换必不可少的参数, 也是表现植物冠层结构特征的重要参数。使用 MODIS 数据的 LAI 遥感产品数据, 进行研究植被 LAI 对监测估算生态环境的敏感性分析具有很有意义的价值所在。并结合 Landsat8 OLI 数据的 NDVI、SAVI、NDMI、N-BR、NBR2、MSAVI 和 EVI 植被指数数据构建 LAI 的遥感反演模型, 通过对比分析, 得出了古尔班通古特沙漠研究区的叶面积指数 (LAI) 的空间分布特征。分析得出结论: (1) 根据线性拟合回归分析得出了, 7 个植被指数是与叶面积指数 (LAI) 有良好的相关性。对比了分析拟合结果, 得出 NDVI-LAI 的线性拟合关系模型较好, 本研究区的 NDVI 和 LAI 的相关系数 ($R^2=0.871$); (2) 通过 NDVI-LAI 模型反演出了研究区叶面积指数 (LAI) 的分布特征情况 ($R^2=0.23$, $RMSE=1.801$); (3) 古尔班通古特沙漠研究区的 LAI 根据研究区域和植被覆盖区域的变化情况, 得出随着植被覆盖区域的距离增加, 从而逐渐走低趋势。

关键词: 叶面积指数 (LAI); 反演模型; Landsat8 OLI 数据; 古尔班通古特沙漠

DOI: [10.57237/j.res.2023.03.002](https://doi.org/10.57237/j.res.2023.03.002)

LAI Inversion and Spatial Distribution Characteristics of Gurbantunggut Desert

Tang Guohu*

Wenquan County Meteorological Bureau, Wenquan 833500, China

Abstract: Leaf area index (LAI) is an indispensable parameter for studying the exchange of material and energy on the surface of plant canopy, and it is also an important parameter for expressing the structural characteristics of plant canopy. Using the LAI remote sensing product data of MODIS data, it is of great significance to study the sensitivity analysis of vegetation LAI to monitoring and estimating ecological environment. The remote sensing inversion model of LAI was constructed by combining NDVI, SAVI, NDMI, N-BR, NBR2, MSAVI and EVI vegetation index data of Landsat8 OLI data. Through comparative analysis, the spatial distribution characteristics of leaf area index (LAI) in the study area of Gurbantunggut Desert were obtained. The analysis concluded that: (1) According to the linear fitting regression analysis, the seven vegetation indexes have a good correlation with leaf area index (LAI). The linear fitting relationship model of NDVI-LAI was better, and the correlation coefficient of NDVI and LAI in this study area ($R^2 = 0.871$). (2) The distribution characteristics of leaf area index (LAI) in the study area were inverted by NDVI-LAI model ($R^2 = 0.23$, $RMSE = 1.801$). (3) LAI of Gurbantunggut Desert According to the changes of the study area and the vegetation coverage area, it is concluded

*通信作者: 汤国虎, 1831734611@qq.com

that with the increase of the distance of the vegetation coverage area, the LAI gradually decreases.

Keywords: Leaf Area Index (LAI); Inversion Model; Landsat8 OLI Data; Gurbantunggut Desert

1 引言

叶面积指数 (LAI)，叶面积指数=叶片总面积/土地面积，叶面积指数=总绿色面积/表面积单位，绿叶总面积为表面积单位大小的倍数[1]。这是比较常见情况水文、生物地球化学模型、生态、全球气候和生态系统产生能量模型中的一个非常重要的参数。获取 LAI 的方法可分为三类：接触测量、半球数字摄影测量和仪器与遥感反演。前两种方法获得的空间覆盖率和 LAI 持续时间有限，只有观测 LAI 的遥感手段才能在全球范围内进行持续的长期监测。

LAI 现场测量需要时间和精力，难以进行大规模和长时间的研究[2]。随着遥感技术的发展，通过对地球表面的连续卫星观测，产生了标准的 LAI 产品。目前，评估 LAI 区域系统有两种主要手段，一种是统计建模的经验方法，另一种是物理模型的反演方法[3, 4]，他们都是从不同时间段和范围进行遥感数据反演[5]。条纹或条纹的最佳组合与植被的物理和化学参数之间的统计模型，可以根据反照率和土壤测量数据的经验统计所建立模型的基础上允许重新建立模型。物理模型的反转机制是明确的，在物理机制的基础上，准确地描述了日冕层中太阳辐射与外界因素的传递和相互作用，阐明了植被中生物物理变量与日冕层反照率的关系。

古尔班通古特沙漠研究区位于新疆维吾尔自治区的干旱区，是新疆的一个沙漠地区，是附近生态的重要组成部分[3]。在该区域已经有大量的研究成果，主要是针对该区域的植被形态特征、植被的空间分布、水文研究进展、草本植物生物量研究、沙丘主要灌木的主要灌木种群数量动态、植被覆盖度时空变化分析等研究；针对叶面积指数 (LAI) 方面的文献较少。曹张弛[6]等人利用 Landsat 卫星数据反演临沂市的地表温度和不透水层指数，分析了城市化进程对临沂市热岛效应的影响。本文是根据古尔班通古特沙漠研究区进行的反演模型的构建，是基于 Landsat8 OLI 数据提取的 7 个植被指数进行了线性拟合，比较了最优模型，分析了 2018 年 4 月份和 2018 年 8 月份的相关性，探究了古尔班通古特沙漠研究区的 LAI 空间分布特征。

2 研究区概况

古尔班通古特沙漠位于玛纳斯河东部、乌伦古河南部，面积 $4.88 \times 10^4 \text{ km}^2$ ；是中国第二大沙漠[7]，也是中国境内面积最大的固定、半固定沙漠，年降水量 70~150mm，其中 5~9 月降水量占年降水量的 70%~80%，年平均气温 5~5.7℃。沙漠内部绝大部分为固定和半固定沙丘，其面积占整个沙漠面积 97%，固定沙丘主要分布在沙漠西部、南部边缘及生态恢复地区，植被覆盖度大于 30%；半固定沙丘主要分布在沙漠腹地，植被覆盖度达 10~30%，为典型的温带大陆性荒漠气候[8]。

3 数据与方法

3.1 数据来源

Landsat8 OLI 数据提取植被指数采用的是，根据研究区地理经纬度坐标，下载地址 (<https://earthexplorer.usgs.gov/>) 研究区 2018 年 4 月 07 日和 2018 年 8 月 21 日成像的空间分辨率为 30m 的 Landsat8 OLI 遥感影像。

LAI 产品数据采用的是 MOD13A2SD 1000m LAI 产品影像，下载地址 (<https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/>)。数字高程影像采用的是地理空间云数据下载的数据是通过网站地址 (<http://www.gscloud.cn/search>)，研究区下载的数字高程影像数据数字高程数据，数字高程数据是 GDEM V3 30m 分辨率。

3.2 研究方法

3.2.1 植被指数提取

植被指数是指植被的数值，是根据植被的光谱特征，由红光和红外线的线性组合决定的。通过定性和定量地方式确定植被活力可以使得各种植被指数确定，一方面确定植被的生物物理参数，另一方面分析植被生长过程[8-10]。据统计，农业、生态和环境监测等不同领域的作物占到 40% 以上。针对研究区域植被指数的研究现状情况和研究的特点，选取 NDVI、SAVI、

NDMI、NBR、NBR2、MSAVI、EVI 等 7 个植被指数反映 LAI 和表层生物量，研究其与研区域植被的关系（表 1）。

表 1 植被指数的计算公式
Table 1 Calculation formula of vegetation index

植被指数	公式
NDVI	$NDVI = (NIR - R) / (NIR + R)$
SAVI	$SAVI = (NIR - R) / (NIR + R + L) * (1 + L)$
NDMI	$NDMI = (NIR - SWIR1) / (NIR + SWIR1)$
NBR	$NBR = (NIR - SWIR2) / (NIR + SWIR2)$
NBR2	$NBR2 = (SWIR1 - SWIR2) / (SWIR1 + SWIR2)$
MSAVI	$MSAVI = (2 * NIR + 1 - \sqrt{(2 * NIR + 1)^2 - 8 * (NIR - R)}) / 2$
EVI	$EVI = (NIR - R) / (NIR + 6 * R - 7.5 * B)$

注：表中 B、R、NIR、SWIR 分别表示影像数据的蓝光，红光，近红外及短波红外波段的反射率；L 是土壤调整参数，常取 0.5，SWIR1,2 分别为 Landsat OLI 的短波红外波段（第 6 和 7 波段）反射率。

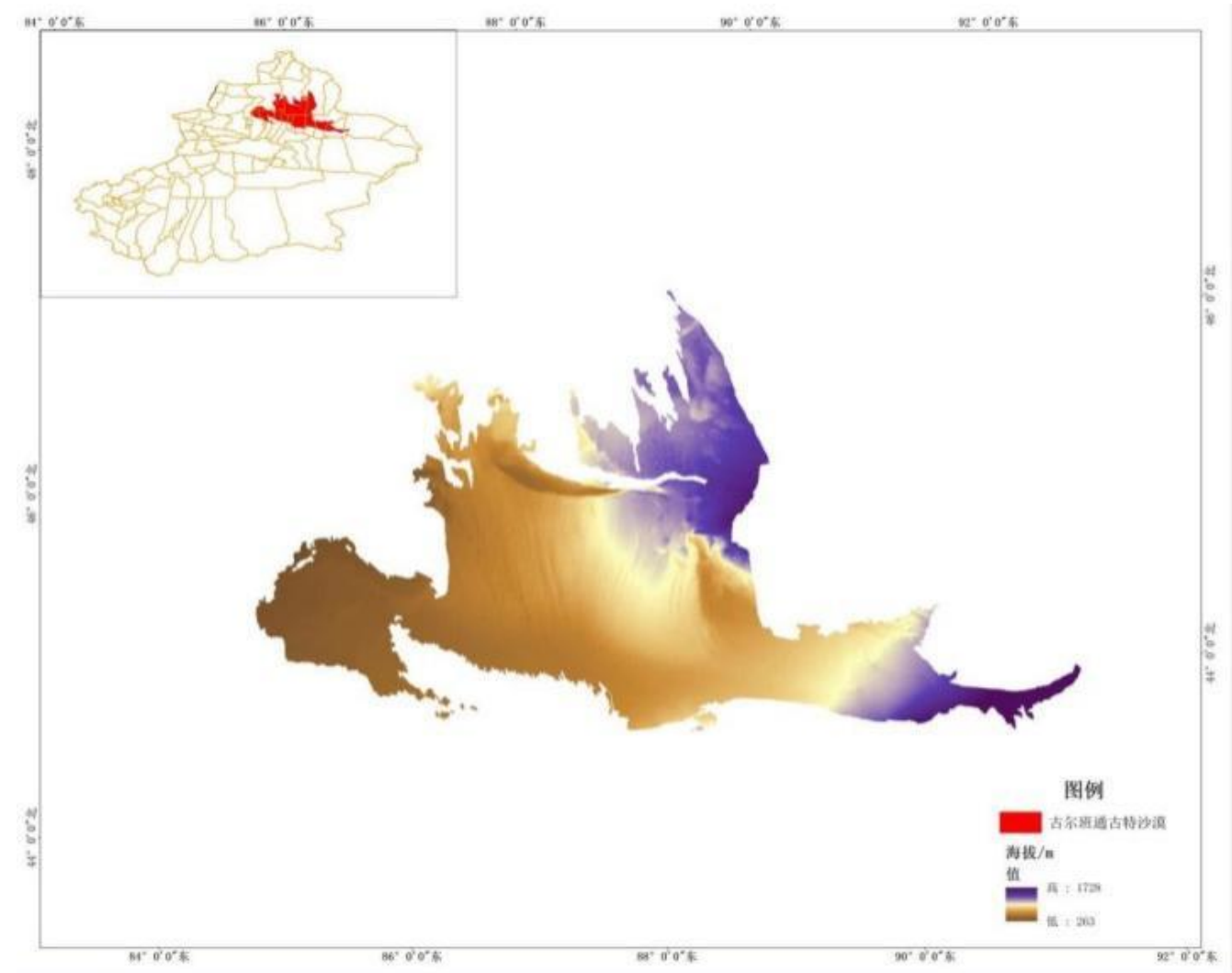


图 1 研究区概况图
Figure 1 Overview of study area

3.2.2 多元线性回归方法

遥感图像的叶面积指数值在其位置之内的数学的统计的关系与统计回归分析方法的, 是通过图像的叶面积指数 LAI 值[11]。最终, 也是根据这一统计关系进行从而推理得到的, 和根据这种统计关系进行的推理过程, 和获取对整个研究区域进行叶面积指数 LAI 图像根据这一统计关系进行外推和获取, 植被指数的计算可以采用经典的 LAI 定量遥感方法作为统计模型的自变量进行计算, 通过采用多谱区和高光谱区的植被指标估算叶面积指数。植被指标可在传统的多光谱中的红 (R) 和近红外 (NIR) 两个波段得到的, 通过在众多植被指数中经过两个范围内的植被指数, 经常是采用归一化植被指数 (NDVI), 和比值植被指数 (RVI) 植被指数, 用来量化垂直植被指数来量化 LAI 的标准化植被指数和。

3.2.3 精度评价方法

根据研究区 LAI 产品数据, 擦除异常样点。通过用剩下数值来构建回归模型样地建立遥感反演模型, 选出最优拟合模型, 反演计算出 LAI 值, 验证了产品的 LAI 计算精度和反向转换。将在遥感图像数据的基础上, 通过对 SAVI、NDVI、NDMI、NBR、NBR2、MSAVI 和 EVI 植被指数与 LAI 产品数据的相关性进行分析, 从而根据其相互关系确定 LAI 遥感反演模型。进行采用均方根误差 (RMSE)、估计精度 (EA) 和相关系数 (R^2) 来估计模型的精度[12]。

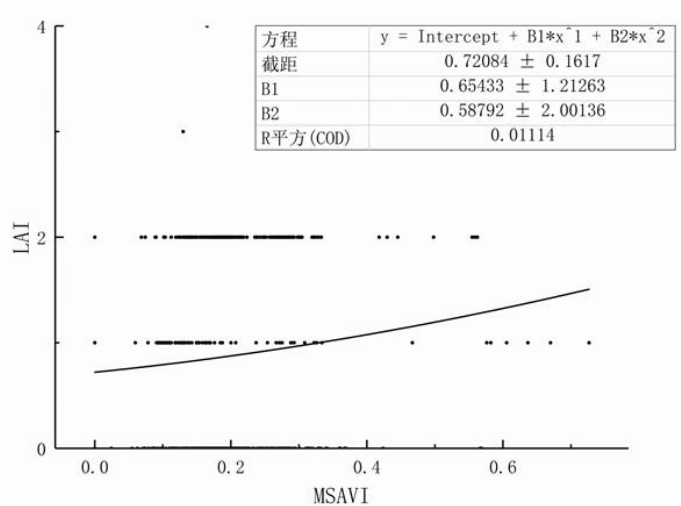
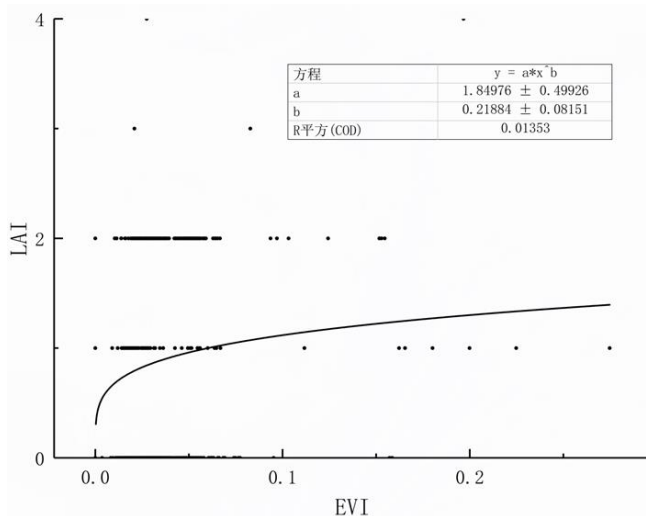
$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (LAI_{pre} - LAI_{mea})^2}{n}} \quad (1)$$

$$EA = \left(1 - \frac{RMSE}{Mean}\right) \times 100 \quad (2)$$

4 结果与分析

4.1 LAI 的反演模型

通过 Landsat8 OLI 处理的遥感影像, 进行了 7 种植被指数公式计算提取了相应的植被指数。以表示相关性最好的 R^2 为标准, 根据建立的不同 LAI 和 VI 之间的线性拟合关系; 进行了各种植被指数与叶面积指数的对比, 分别选取 2018 年 4 月和 2018 年 8 月的 80% 的样点对其进行分析[8]。根据分析结果, 2018 年 4 月 NDVI-LAI 和 EVI-LAI 的线性回归值 R^2 最高, 其他 VI 和 LAI 的线性关系 R^2 一般水平 (图 3); 2018 年 8 月, NDVI-LAI 和 NBR-LAI 的 R^2 线性回归值最高, 其他 VI 和 LAI 的 R^2 线性关系集中分布趋势 (图 2); 进行分析后, SAVI、NDVI、NDMI、NBR、NBR2、MSAVI、EVI 和 LAI 之间的 R^2 相关系数为 0.325~0.871。在 7 个 VI 中, NDVI 与 LAI 的相关性最好 ($R^2=0.871$); 其次是 NBR ($R^2=0.681$); NBR2 与 LAI 的相关性最差 ($R^2=0.325$)。这表明, NDVI 和 NBR 都适用于古尔班通古特沙漠研究区的 LAI 反演。



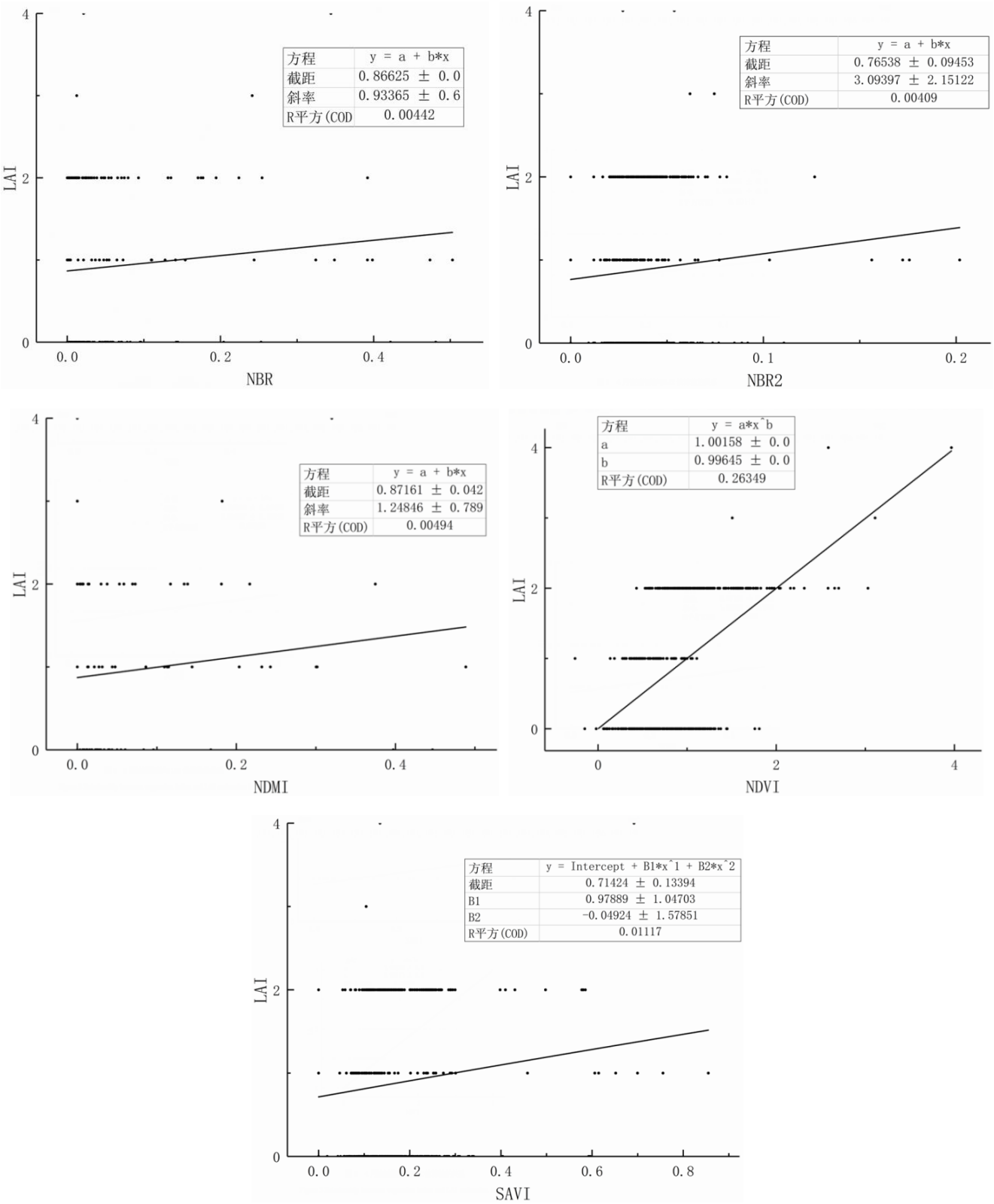
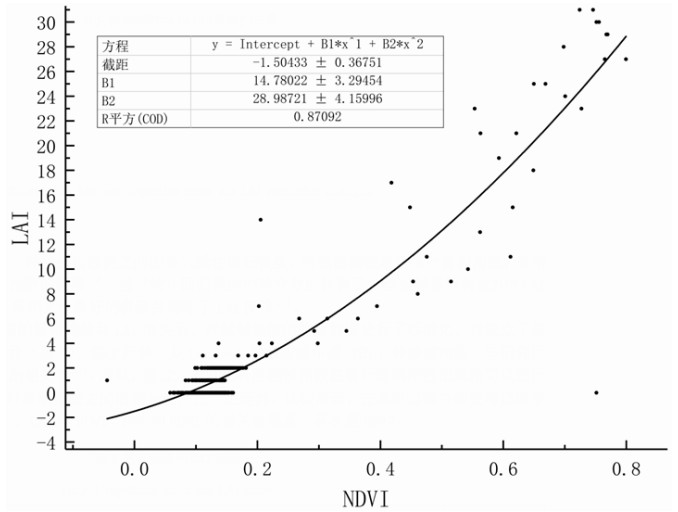
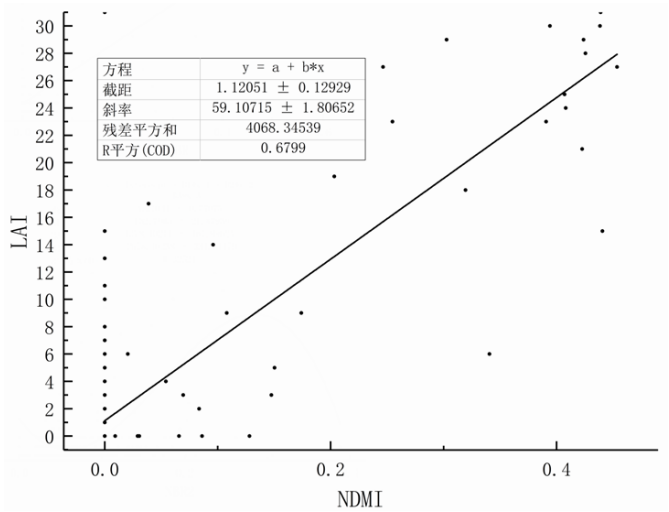
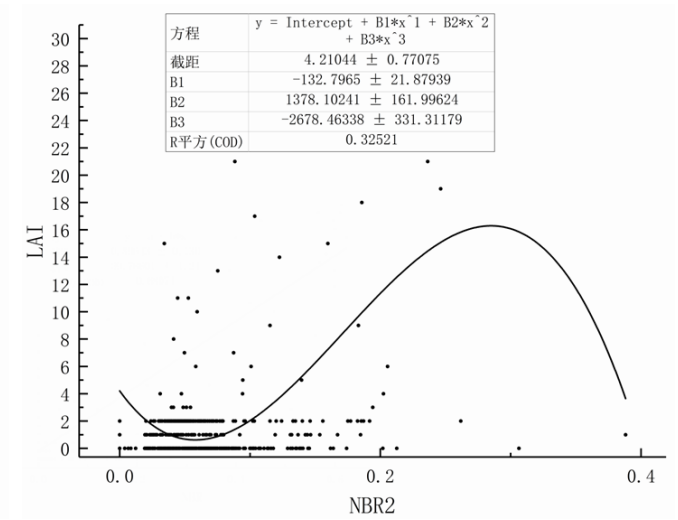
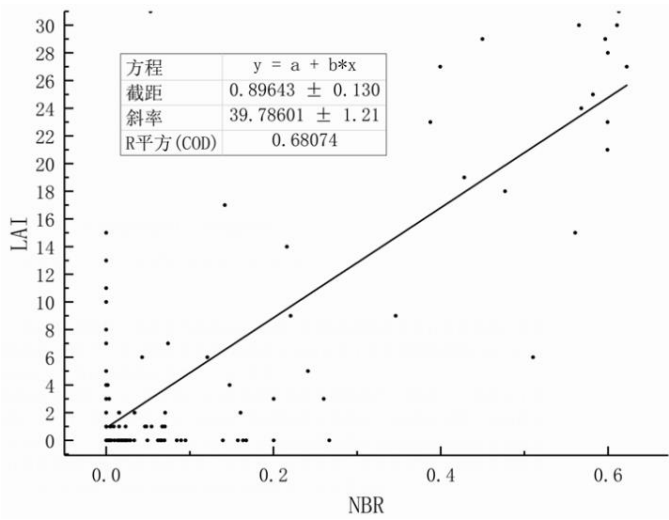
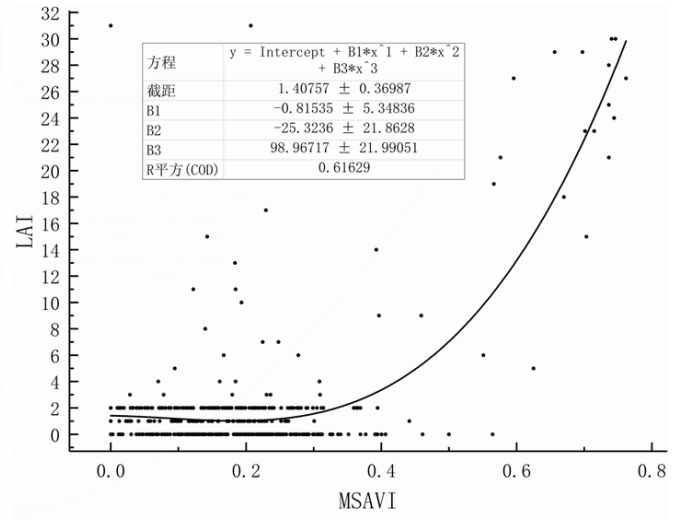
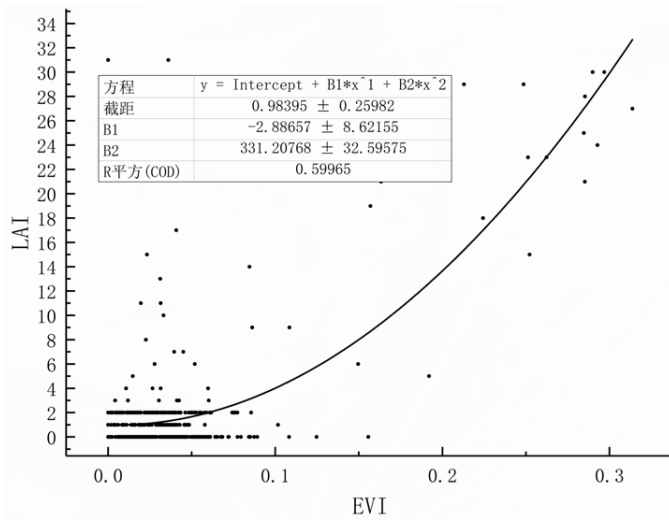


图 2 4 月植被指数与 LAI 估算值的关系

Figure 2 Relationship between vegetation index and LAI estimation in April



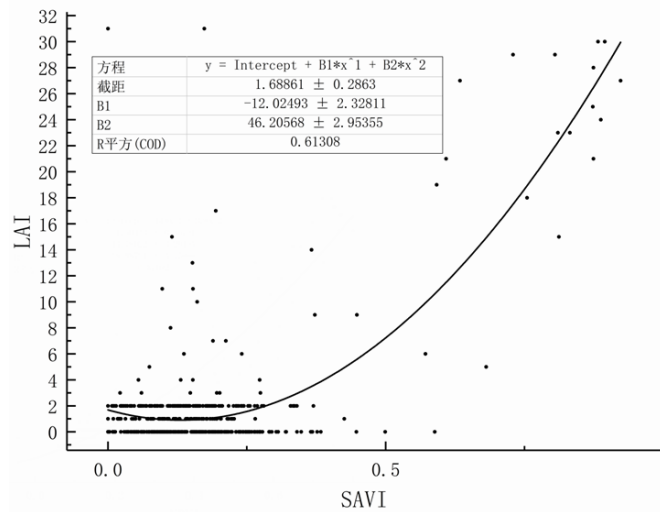


图 3 8 月植被指数与 LAI 估算值的关系

Figure 3 Relationship between vegetation index and LAI estimation in August

4.2 反演结果评估分析

本文是构建了叶面积指数和 7 种植被指数的之间的多元线性回归模型，用植被指数来反演叶面积指数，采用的是遥感图像处理软件完成植被指数的提取[13]。通过统计回归模型的建立分别计算了这些植被指标和 MODIS LAI 产品值，通过对比选择了拟合关系相关性最好的模型并提取了 LAI 反演[14]。

根据 Landsat8 OLI 影像提取的植被指数和 LAI 的关系，对植被指数的数值数据进行了标准化，并建立

了基于植被指数的单变量线性回归模型（表 2）。综上所述，从 Landsat 影像数据中提取的 7 种植被指数，与研究区域的 LAI 遥感产品之间存在良好的相关性[15]。所以，通过分析对比利用植被指数监测叶面积指数的思路可以进行分析[16]。但是，不同植被指数与叶面积指数之间的相关性存在一定差异，比较而言，在运用过程中需要考虑诸多因素，之后进行分析。最后得出了 LAI 与 NDVI、NBR 和 NDMI 的相关性最高，其次是 NBR2。

表 2 植被指数与 LAI 模型

Table 2 Vegetation index and LAI model

植被指数	模型方程	R ²	r
SAVI	Y=1.6886-12.02492X+46.2056X ²	0.613	0.783
NDVI	Y=14.7802X+28.98721X ² -1.5043	0.871	0.933
NDMI	Y=59.1071X+1.1205	0.679	0.824
NBR2	Y=4.2104-132.7965X+1378.1024X ² -2678.4633X ³	0.325	0.570
NBR	Y=39.7860X+0.8964	0.679	0.825
MSAVI	Y=1.4075-0.8153X-25.3236X ² +98.9671X ³	0.681	0.785
EVI	Y=0.9839-2.8865X+331.2076X ²	0.599	0.774

4.3 反演模型验证

为了验证反演模型的精度，采用未参加建模的 20%的 LAI 值数据，进行精度检验[17, 18]。7 种植被指数(VI)反演模型拟合 LAI 的 RMSE 为 1.801~4.117。利用 NDVI 建的反演模型 RMSE 最小，利用 NBR2 建的反演模型 RMSE 最大。NDVI-LAI 模型效果最好。

表 3 不同植被指数的 LAI 反演模型验证结果

Table 3 Validation results of LAI inversion models with different vegetation indices

植被指数	方程	相关系数 (R ²)	均方根误差 (RMSE)
SAVI	$y=-12.02492X+46.2056X^2+1.6886$	0.613	3.117
NDVI	$Y=14.7802X+28.98721X^2-1.5043$	0.871	1.801
NDMI	$Y=59.1071X+1.1205$	0.679	2.836
NBR2	$Y=4.2104-132.7965X+1378.1024X^2-2678.4633X^3$	0.325	4.117
NBR	$Y=39.7860X+0.8964$	0.679	2.832
MSAVI	$Y=1.4075-0.8153X-25.3236X^2+98.9671X^3$	0.681	3.105
EVI	$Y=0.9839-2.8865X+331.2076X^2$	0.599	3.171

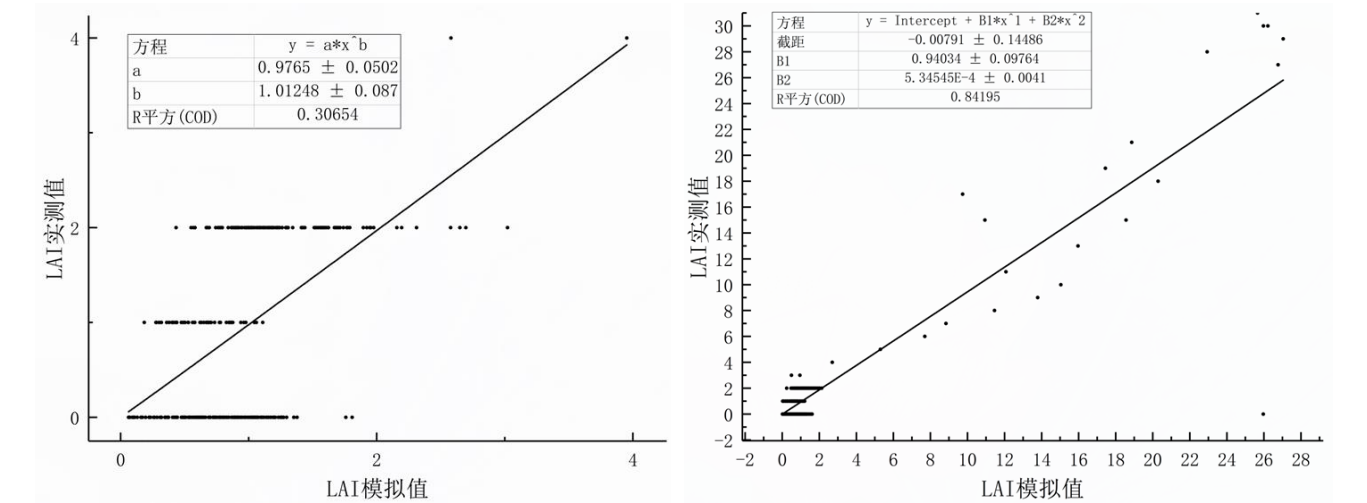


图 4 LAI 估算值与 LAI 估算值的关系

Figure 4 Relationship between LAI estimated value and LAI estimated value

4.4 LAI 空间分布特征

叶面积指数（LAI）是一个评价指标，它是描述植物结构参数的，生态学上，叶面积指数能够表示植被的指数，一个十分重要的度量因子是表现了地表植被生产力的叶面积指数越高，表示了植被生长速度和发育速度越来越迅猛，同时也体现了，作物的生产量也越好[19]。它是各个学科领域的和其他有关领域中一个不可或缺的研究内容。研究区域 LAI 植被和植被生产力的变化规律，对监测和评价该区域生态环境的变化具有理论依据和实用价值。

利用线性回归分析得到的最佳遥感模型，研究区域 LAI 的空间分布是反向的，以生成古尔班通古特沙漠研究区域植被的 LAI 分布（图 5）。模拟研究区的 LAI 值为 0~3.95，空间分布不规则[20]。在沙漠的西部和中部，中亚沙漠植物物种占主导地位，准噶尔盆地是一个温带干旱沙漠。准噶尔盆地西部裂隙流的流入

使得古尔班通古特沙漠中 LAI 值相对潮湿，LAI 主要空间分布特征表现为 LAI 值随与湖泊、河流的距离增大而逐渐减小，表明水分状况是制约干旱区植被增长的主要因素[21]。

叶面积指数与植被类型的关系密切且相近，叶面积指数随植被类型的变化而变化。在植被覆盖好的区域，实际上是 LAI 值也会逐渐的上升，植被类型以农作物，树木和灌木为主。该区域水环境好，植被种类多，长势好[22]。结果，该区域的 LAI 指标相对较高，达到峰值 3.95。古尔班通古特沙漠研究区农业牧场与植被覆盖区之间的过渡区。玛纳斯河以东、乌伦古河以南的沙漠地区主要为沙漠，植被种类少，植被覆盖率低（3%~10%），植被覆盖低的地方，叶面积指数低。此外，古尔班通古特沙漠研究区西部和中部的 LAI 值也是最低的[23]。总体而言，LAI 的空间分布反映了以玛纳斯河以东及乌伦古河以南的线性趋势分布特征。

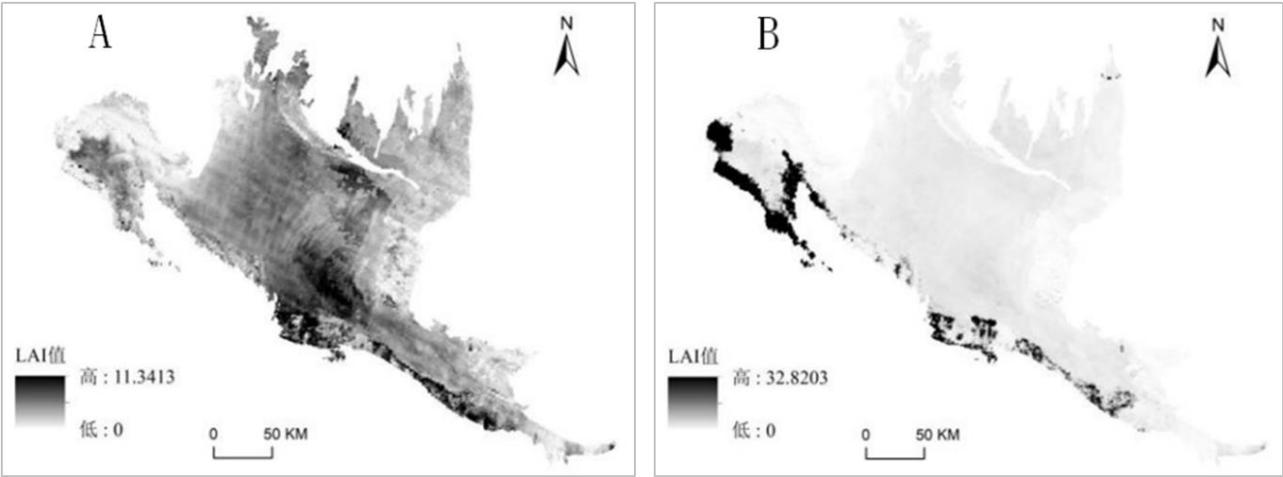


图 5 古尔班通古特沙漠研究区 4 月份和 8 月份 LAI 值的反演结果

Figure 5 Inversion results of LAI values in April and August in Gurbantunggut Desert

5 讨论与结论

5.1 讨论

以古尔班通古特沙漠研究区，通过对 Landsat8 OLI 遥感图像获取的处理后，提取的植被指数 SAVI、NDVI、NDMI、NBR、NBR2、MSAVI 和 EVI 以及，从 LAI 产品数据获取的 LAI 数据是主要数据源。因此，通过分析古尔班通古特沙漠叶面积指数的空间分布特征，得出了古尔班通古特沙漠叶面积指数的分布规律。

选择的 7 个植被指数与叶面积指数有明显的相关性， R^2 为 0.325~0.871。NDVI-LAI 和 NBR、SAVI 具有较高的相关系数，适合于古尔班通古特沙漠研究区 LAI 的遥感反演。其中，NDVI 与 SAVI 和植被 LAI 的相关系数 ($R^2=0.871$, $R^2=0.613$) 之间的最佳相关性与线性回归模型 NDVI-LAI ($R^2=0.871$, $RMSE=1.801$) 相一致。

借助于最最佳遥感反演模型 NDVI-LAI，反演了古尔班通古特沙漠研究区 LAI 的空间分布特征。乌伦古河南部区的沙漠区与平原区的过渡带，是以沙漠是主要的古尔班通古特沙漠研究区，植被的生长不是很理想，植被覆盖率 3%~10%，LAI 值较低。古尔班通古特沙漠研究区 LAI 的空间分布不均匀。北部古尔班通古特沙漠在昌吉州地区附近的 LAI 值最低，乌伦古河边缘逐渐向西上升，山区与沙漠之间的过渡地带也是最低的。LAI 的主要空间分布特征是以昌吉地区为线性分布，随着距湖泊和河流距离的增加，LAI 值逐渐减小 [24]。

5.2 结论

- (1) 通过对古尔班通古特沙漠研究区的 LAI 反演，本文利用了七种植被指数，分别是，SAVI、NDVI、NDMI、NBR、NBR2、MSAVI 和 EVI 与 LAI 产品值，建立线性关系，比较拟合关系较好的一组数据，进行 LAI 反演，得出了 4 月份和 8 月份的 LAI 反演结果，并且分析了 LAI 值的空间分布特征。计算均方根误差 (RMSE)，比较最小的一组，进行相关性分析，得出 NDVI-LAI 一组建立的反演模型，反演得到 LAI 值。
- (2) 2018 年 4 月份精度验证：7 种植被指数 (VI) 的均方根误差 (RMSE) 为 0.806-0.940，利用 NDVI 建的反演模型 RMSE 最小，利用 EVI 建的反演模型 RMSE 最大，即，NDVI-LAI 模型效果最好；
- (3) 2018 年 8 月份精度验证：7 种植被指数 (VI) 的均方根误差 (RMSE) 为 1.801-4.117，利用 NDVI 建的反演模型 RMSE 最小，利用 NBR2 建的反演模型 RMSE 最大，即，NDVI-LAI 模型效果最好；
- (4) LAI 作为重要的植物学结构参数和评价指标，是农业、林业、果树业以及生态学、土壤学等相关领域的重要研究内容;利用线性拟合关系分析，获得了最佳遥感模型反演研究区的 LAI 反演，生成古尔班通古特沙漠研究区植被指数 LAI 分布。模拟的研究区，4 月份是 LAI 值为

0~11.3413, 8月份是 LAI 值为 0~32.8203, 通过反演结果图看 LAI 在空间分布上不均匀。

- (5) 本文进行了古尔班通古特沙漠研究区的 LAI 反演, 阐述了遥感反演叶面积指数的基本原理; 运用模拟 LAI 的反演方法, 进行了研究, 比较出 7 种植被指数与 LAI 值线性关系的最优关系, 科学客观的评价了 LAI 反演的结果, 并且进行了 LAI 反演验证, 验证结果与前人研究结果基本一致。

参考文献

- [1] CHEN J M, BLACK T A. Defining leaf area index for non-flat leaves [J]. *Plant, Cell Environ*, 1992, 15(4): 421-9.
- [2] 张丽. 基于 TM/ETM 的西安地区叶面积指数时空分异特征分析 [D]. 南京师范大学, 2006.
- [3] 史红娟. 古尔班通古特沙漠南缘不同生境下梭梭枝系构型特征研究 [D]. 石河子大学, 2015.
- [4] 裔传祥, 盛也, 周宏伟, 等. 基于 MODIS 数据的盐城市热岛效应特征分析 [J]. *沙漠与绿洲气象*, 2022, 16(01): 104-9.
- [5] 田罗, 屈永华, LAURI K, 等. 考虑目标光谱差异的机载离散激光雷达叶面积指数反演 [J]. *遥感学报*, 2020, 24(12): 1450-63.
- [6] 曹张驰, 胡顺起, 朱义青, 等. 基于 Landsat 卫星数据的山东临沂市热岛效应研究 [J]. *沙漠与绿洲气象*, 2021, 15(06): 47-53.
- [7] 江远安, 陈鹏翔, 邵伟玲, 等. 近 50a 塔克拉玛干沙漠和古尔班通古特沙漠及其周边地区气候变化特征的对比分析 [J]. *沙漠与绿洲气象*, 2015, 9(03): 14-23.
- [8] 李功麟, 张定海, 张志山, 等. 古尔班通古特沙漠沙丘主要灌木的种群数量动态 [J]. *中国沙漠*, 2021, 41(02): 129-37.
- [9] 袁先雷, 彭志潮, 刘雪宁. 新疆地区植被对多时间尺度干旱的响应研究 [J]. *沙漠与绿洲气象*, 2021, 15(03): 129-36.
- [10] 许民, 刘勇, 杨红卫, 等. 基于 Landsat ETM+影像的干旱半干旱地区地表温度反演研究与分析 [J]. *沙漠与绿洲气象*, 2009, 3(05): 20-4.
- [11] 柳艺博, 居为民, 陈镜明, 等. 2000~2010 年中国森林叶面积指数时空变化特征 [J]. *科学通报*, 2012, 57(16): 1435-45.
- [12] 向阳, 肖志强, 梁顺林, 等. GLASS 叶面积指数产品验证 [J]. *遥感学报*, 2014, 18(03): 573-96.
- [13] 刘远, 周买春. AVHRR、SPOT-VGT 和 MODIS 3 种 NDVI 遥感数据在韩江流域的对比分析 [J]. *华南农业大学学报*, 2015, 36(01): 106-12.
- [14] 叶榕榕. 基于激光雷达与多光谱数据的高粱 LAI 反演模型 [D]. 东北农业大学, 2020.
- [15] 古尼齐木 阿不迪热西提. 基于 MODIS 数据的新疆叶面积指数动态变化及影响因子研究 [D]. 新疆师范大学, 2020.
- [16] 周薇薇. 多源遥感数据叶面积指数反演 [D]. 青海师范大学, 2013.
- [17] 王军, 姜芸. 基于无人机多光谱遥感的大豆叶面积指数反演 [J]. *中国农学通报*, 2021, 37(19): 134-42.
- [18] 宋开山, 张柏, 王宗明, 等. 基于神经网络的大豆叶面积高光谱反演研究 [J]. *中国农业科学*, 2006(06): 1138-45.
- [19] 王靖, 彭漪, 刘小娟, 等. 基于无人机多光谱数据的水稻 LAI 反演与应用 [J]. *中国农业大学学报*, 2021, 26(12): 145-56.
- [20] 吴朝阳, 牛铮. 基于辐射传输模型的高光谱植被指数与叶绿素浓度及叶面积指数的线性关系改进 [J]. *植物学通报*, 2008, 25(06): 714-21.
- [21] 苏伟, 姚婵, 李颖, 等. 基于 SupReMe 影像重建和 RF 的玉米冠层 LAI 反演 [J]. *农业机械学报*, 2021, 52(04): 190-6+256.
- [22] KAUFMAN Y J, SENDRA C. Algorithm for automatic atmospheric corrections to visible and near-IR satellite imagery [J]. *Int J Remote Sens*, 1988, 9(8): 1357-81.
- [23] TANRE D, DESCHAMPS P Y, DEVAUX C, et al. Estimation of Saharan aerosol optical thickness from blurring effects in thematic mapper data [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 1988, 93(D12): 15955-64.
- [24] HALL F G, STREBEL D E, NICKESON J E, et al. Radiometric rectification: Toward a common radiometric response among multitemporal, multisensor images [J]. *Remote Sens Environ*, 1991, 35(1): 11-27.