



GLASS产品数据在植被动态监测及驱动因子研究方面的应用

中国矿业大学（北京）地球科学与测绘工程学院，北京100083

陈伟

1 中国北方农牧交错带不同生态区长期植被动态研究

主要采用的GLASS数据：选择叶面积指数 (LAI) 产品数据，时间分辨率为8天，空间分辨率为0.05°，时间序列为1982-2017年。

主要研究内容：基于长时间序列的叶面积指数 (LAI) 数据、气象数据和土地利用数据集，分析了中国北方农牧交错带LAI的变化趋势、LAI与气候因子的相关性以及土地利用类型变化对植被的影响。此外，本文还从不同生态区的差异角度对整个研究区的变化进行了充分的研究。

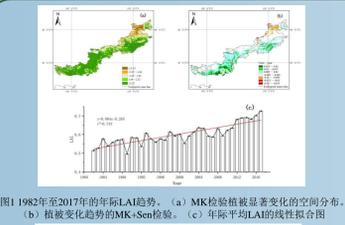


图1 1982年至2017年的年际LAI趋势。(a) MK检验植被显著变化的空间分布。(b) 植被变化趋势的MK-Sen检验。(c) 年际平均LAI的线性拟合图

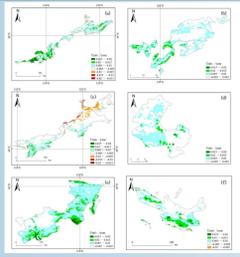


图2 中国北方农牧交错带6个生态带的变化趋势。(a)中国中黄土高原生态带。(b)中国东北平原落叶林。(c)蒙古高原草原。(d)嫩江平原。(e)鄂尔多斯高原草原。(f)西藏东南部灌木和草地

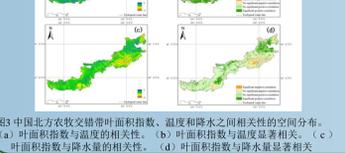


图3 中国北方农牧交错带叶面积指数、温度和降水之间相关性的空间分布。(a) 叶面积指数与温度的相关性。(b) 叶面积指数与降水的相关性。(c) 叶面积指数与降水量的相关性。(d) 叶面积指数与降水量的显著相关性

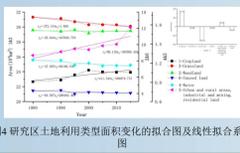


图4 研究区土地利用类型面积变化的拟合图及线性拟合系数

研究结果：

- (1) 36年来，植被改善的面积远大于退化的面积。然而，仍有49.56%的总面积没有显示出明显的植被变化。
- (2) 森林生态区和草原生态区在植被变化和气候响应方面存在差异。森林生态区的植被改善趋势更大，对温度更敏感，而草地生态区的植被改善相对较小，对降水更敏感。
- (3) 人类活动促进了森林生态区附近区域的LAI变化。土地利用的变化表明，整体自然植被面积的减少并没有导致LAI的减少。草地生态带林地面积呈增长趋势。

2 基于水热因子分析1981-2100年中国植被的时空变化

主要采用的GLASS数据：研究采用的0.05° 叶面积指数 (LAI) 和蒸散量 (ET) 产品数据。LAI和ET数据时间范围分别是1981-2017年和2001-2017年。

主要研究内容：基于趋势分析、相关性分析和多元线性回归方法，对中国1981-2017年植被叶面积指数 (LAI) 的时空动态变化及其与气象因素 (水和热) 的相关性进行分析，并从水热条件构建LAI预测模型。基于CMIP5、CMIP6气候模式在不同情景下的气候数据，预测了2021-2100年植被LAI的动态变化趋势。

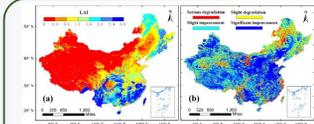


图1 1981-2017年的中国LAI均值 (a)、LAI年均值变化趋势 (b) 线性拟合图

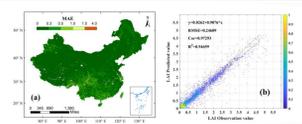


图2 2017年LAI原始数据与预测数据 (a) MAE空间分布和 (b) 线性拟合图

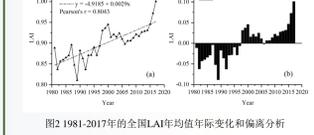


图3 1981-2017年的全国LAI年均值年际变化和偏离分析

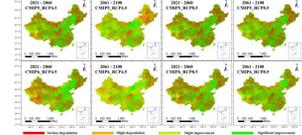


图4 CMIP5、CMIP6气候模式RCP4.5、RCP8.5情景下预测植被LAI未来动态变化空间分布

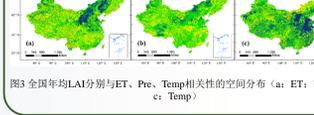


图5 全国年均LAI分别与ET、Prec、Temp相关性的空间分布 (a: ET; b: Prec; c: Temp)

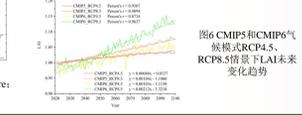


图6 CMIP5和CMIP6气候模式RCP4.5、RCP8.5情景下LAI未来变化趋势

研究结果：

- (1) 1981-2017年中国大部分区域 (72.82%) 植被LAI呈现改善的趋势，LAI年均值以0.0029yr⁻¹ 的速率增加；中国植被LAI由西北到东南逐渐升高，东北部和东部地区处于中值的分布特征。
- (2) 中国植被LAI与蒸散、降水量、温度具有显著的相关性，且正相关的面积分别占中国总面积的61.76%、64.89%和69.76%；在1981-2017年期间，LAI、Pre、Temp和ET都处于增长的趋势。
- (3) 基于水热条件构建的LAI预测模型精度高 (原始与预测LAI年均值线性拟合所得 Pearson's r 和R² 值很高而RMSE值很低，且MAE小于1的面积占中国总面积的99.11%)。
- (4) 2021-2100年中国植被LAI约2/3的面积呈现改善的趋势，CMIP5、CMIP6气候模式RCP8.5情景下绿化趋势大于RCP4.5情景下绿化趋势，即高排放情景下的气候变化对植被LAI的预测影响大于低排放情景。

3 1981-2018年全球14个不同气候区植被时空变化及其驱动因素

主要采用的GLASS数据：研究选取分辨率为0.05° 叶面积指数 (LAI) 产品数据，时间范围是1981-2018年。

主要研究内容：基于植被LAI和驱动因子数据集，采用集合经验模态分解、敏感率、贡献率和地理探测器方法研究了1981-2018年全球14个不同气候区植被驱动因子及其变化。

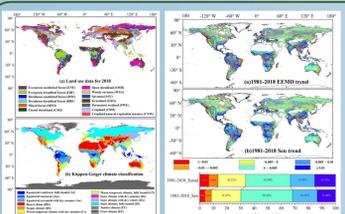


图1 全球土地利用类型和气候分类的空间分布

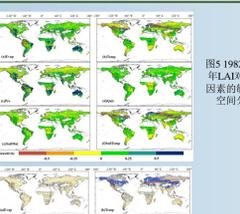


图2 1981-2018年的全球LAI年均值非线性和线性变化趋势及EEMD分解 (a) 1981-2018 EEMD trend, (b) 1981-2018 Sen trend

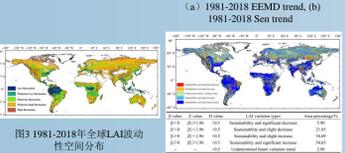


图3 1981-2018年全球LAI波动性空间分布

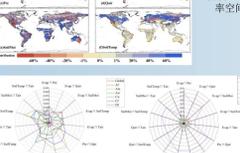


图4 1981-2018年全球LAI趋势特征和驱动因子对LAI变化的影响



图5 全球及不同气候区驱动因子对LAI变化影响的交互检测

研究结果：

- (1) 1981-2018年全球植被LAI以先增后减的变化趋势为主，约占全球植被覆盖总面积的38.61%，1981-2018年全球植被LAI线性增长趋势 (2.88*10⁻³ y⁻¹) 要大于非线性增长趋势 (1.91*10⁻³ y⁻¹)。
- (2) 全球植被LAI以中-高波动和可持续增加变化为主，分别占全球植被覆盖总面积的61.27%和69.34%。
- (3) 植被变化在干旱气候区对降水和蒸散量敏感率高，在寒冷气候区对温度和土壤温度敏感率高。
- (4) SoilMoi对植被变化的贡献率最高，贡献率绝对值超过60%的面积占全球植被覆盖总面积的50.26%，在低温气候区，温度对植被变化具有较高的贡献率。
- (5) 从全球来看，影响叶面积指数变化的驱动因素依次为比湿度、温度、土壤温度、蒸散量、降水量和土壤水分，比湿度和土壤水分对叶面积指数变化的交互作用最大。

4 全球植被动态的分析和预测：过去的变化和未来的展望

主要采用的GLASS数据：1981-2018年全球植被LAI数据来自国家地球系统科学数据中心 (http://www.geodata.cn/)，空间分辨率为0.05° (Xiao et al., 2014)。

主要研究内容：基于过去和未来情景下的植被叶面积指数 (LAI)、气候和辐射通量数据，研究全球植被LAI历史动态变化，并提出耦合多元线性回归和改进灰色模型 (CMLRIGM) 对未来全球植被LAI进行预测和分析。

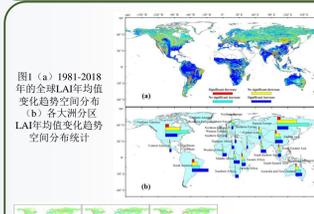


图1 (a) 1981-2018年的全球LAI年均值变化趋势空间分布 (b) 各大洲地区LAI年均值变化趋势空间分布

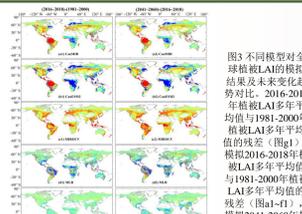


图2 2016-2018年植被LAI 5年平均均值与1981-2000年植被LAI 5年平均均值的残差 (图1a-f)，根据2016-2018年植被LAI 5年平均均值与1981-2000年植被LAI 5年平均均值的残差 (图1-f)，根据2016-2018年植被LAI 5年平均均值的残差 (图1-f)

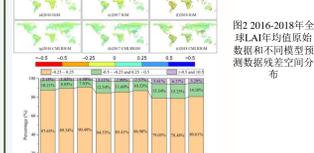


图3 不同模型对全球植被LAI的预测结果及未来变化趋势对比。2016-2018年植被LAI 5年平均均值与1981-2000年植被LAI 5年平均均值的残差 (图1a-f)，根据2016-2018年植被LAI 5年平均均值的残差 (图1-f)，根据2016-2018年植被LAI 5年平均均值的残差 (图1-f)

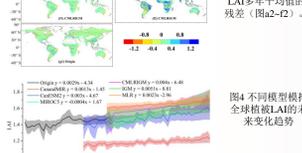


图4 不同模型模拟全球植被LAI的未来变化趋势

研究结果：

- (1) 在1981-2018年期间，全球大部分地区 (71.41%) 植被LAI年均值呈增加的趋势，其中显著增加面积占总面积的34.42%，年平均LAI以0.0028y⁻¹的速率增加。
- (2) CMLRIGM模型预测未来全球植被LAI年均值相比于MLR和IGM模型预测的结果精度更高，可以有效解决MLR预测全球植被LAI年均值偏低和IGM预测全球植被LAI年均值偏高的问题。
- (3) 在2016-2060年期间，CMLRIGM模型预测全球植被LAI年均值呈增长趋势的面积约占全球植被覆盖面积的68.52%，增长速率为0.004y⁻¹。

5 其他方面的应用 (中国生态系统用水效率时空动态及其对自然和人类活动的响应)

主要采用的GLASS数据：用以计算WUE的植被总初级生产力 (GPP) 和蒸散数据 (ET) 为GLASS产品空间分辨率为0.05°，时间分辨率为8天。

主要研究内容：基于趋势分析、相关性分析和多元回归残差分析对中国2001-2017年植被WUE的时空分布、变化趋势、气象因素相关性、不同植被覆盖类型变化、及其主要驱动因素的相对贡献进行分析。

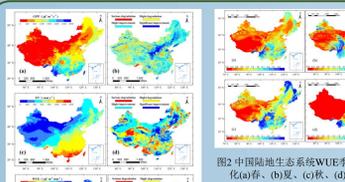


图1 1981-2017年的中国GPP均值 (a)、GPP年均值变化趋势 (b)、ET均值 (c)、ET年均值变化趋势 (d)、WUE均值 (e)、WUE年均值变化趋势 (f)

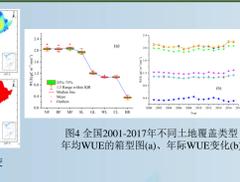


图2 中国陆地生态系统WUE季节变化(a)春、(b)夏、(c)秋、(d)冬

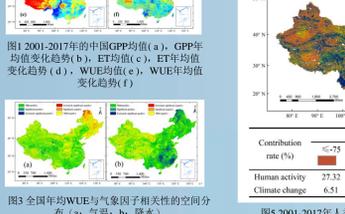


图3 全国年均WUE与气象因子相关性的空间分布 (a: 气温; b: 降水)

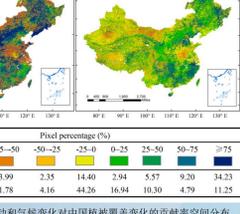


图4 2001-2017年人类活动和气候变化对中国植被覆盖变化的贡献率空间分布

研究结果：

- (1) 在过去的17年里，我国植被WUE年均值增加速率为0.003 gCm⁻²mm⁻¹，WUE的改善面积占59.09% (图1)。
- (2) 中国植被WUE在不同季节整体呈现秋季>夏季>春季>冬季的特征 (图2)；
- (3) 全国植被WUE与气温和降水量呈正相关的面积分别约占50.21%和66.16% (图3)；
- (4) 不同植被覆盖类型的WUE年均值从大到小依次为：混交林>针叶林>阔叶林>灌丛>草地>耕地>湿地>荒地 (图4)；
- (5) 人类活动和气候变化对中国近17年来植被WUE的增加分别贡献了 66.75%和 33.25% (图5)。

6 其他方面的应用 (洞庭湖生态经济区生态系统服务价值及其驱动因素的协同影响)

主要采用的GLASS数据：植被总初级生产力 (GPP) 空间分辨率为0.05° (http://www.geodata.cn/)，时间分辨率为8天 (Yuan et al., 2010)。

主要研究内容：利用2000、2005、2010和2018年土地利用数据定量分析洞庭湖生态经济区的生态系统服务价值变化。同时，利用eXtreme Gradient Boosting (XGBoost) 模型研究单个驱动因子和驱动因子协同作用对生态系统服务价值的影响。

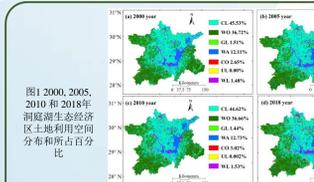


图1 2000、2005、2010和2018年洞庭湖生态经济区土地利用变化动态和相互转化



图2 2000、2005、2010和2018年洞庭湖生态经济区各驱动因子SHAP值分布

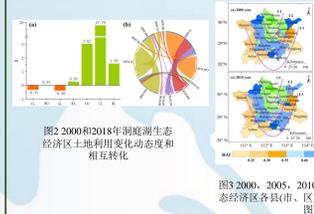


图3 2000、2005、2010和2018年洞庭湖生态经济区各驱动因子SHAP值分布

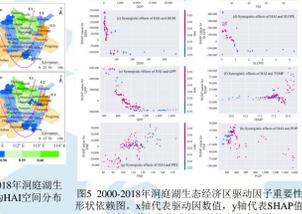


图4 2000-2018年洞庭湖生态经济区驱动因子重要性

研究结果：

- (1) 2000-2018年洞庭湖生态经济区未利用土地类型动态值最大，其次是建筑用地和湿地。洞庭湖生态经济区的ESVs呈上升趋势，林地ESVs最高，约占总价值的44.65%。其中，水源涵养、废物处理、土壤形成与保护、生物多样性保护和气候调节对ESVs的贡献最大，合计贡献率为76.64%~76.99%。
- (2) 人为干扰综合强度在空间上呈现出U形分布特征，从U1到U3方向依次递减。驱动因子重要性从高到低依次为人为影响综合指数 (HAI)、总初级生产力 (GPP)、坡度、高程、人口、温度、国内生产总值、降水量和PM2.5。
- (3) 当GPP较低时 (GPP<900)，高HAI的SHAP值大于零，表明洞庭湖生态经济区的GPP增加会增加生态价值。当DEM的SHAP值大于零时，DEM的增加会导致生态价值的增加；此外，DEM的高值和HAI的低值表明生态价值趋于降低。此外，DEM的较高和HAI较低，表明生态价值趋于降低。

Chen, W., Li, A., Hu, Y. et al. Exploring the long-term vegetation dynamics of different ecological zones in the farming-pastoral ecotone in northern China. *Environ Sci Pollut Res* 28, 27914–27932 (2021). <https://doi.org/10.1007/s11356-021-12625-2>

Li GC, Chen W, Zhang XP, Bi PS, Yang Z, Shi XY, et al. Spatiotemporal dynamics of vegetation in China from 1981 to 2100 from the perspective of hydrothermal factor analysis. *Environ Sci Pollut Res Int* 2022; 29: 14219-14230.

Li, G., Chen, W., Zhang, X. et al. Spatiotemporal changes and driving factors of vegetation in 14 different climatic regions in the global from 1981 to 2018. *Environ Sci Pollut Res* (2022). <https://doi.org/10.1007/s11356-022-21138-5>

Li, G., Chen, W., Mu, L. et al. Analysis and prediction of global vegetation dynamics: past variations and future perspectives. *J. For. Res.* (2022). <https://doi.org/10.1007/s11676-022-01491-4>

Li GC, Chen W, Li RR, Zhang XP, Liu JL. Assessing the spatiotemporal dynamics of ecosystem water use efficiency across China and the response to natural and human activities. *Ecological Indicators* 2021; 126: 107680.

Li G, Chen W, Zhang X, Yang Z, Bi P, Wang Z. Ecosystem Service Values in the Dongting Lake Eco-Economic Zone and the Synergistic Impact of Its Driving Factors. *International Journal of Environmental Research and Public Health*. 2022; 19(5):3121. <https://doi.org/10.3390/ijerph19053121>

