

中国陆域植被指数 UNVI 多维数据产品 (2018–2021)

赵恒谦¹, 刘轩绮¹, 张立福^{2*}, 陈家华², 付含聪¹, 马 可¹

1. 中国矿业大学(北京), 地球科学与测绘工程学院, 北京 100083;

2. 中国科学院空天信息创新研究院, 遥感科学国家重点实验室, 北京 100101

摘要: 中国陆域植被指数 UNVI (Universal Normalized Vegetation Index) 多维数据集产品通过 MODIS 地表反射率产品 MOD09GA, 基于通用模式分解算法 UPDM (Universal Pattern Decomposition Method) 以 16 天为合成周期计算而成, 相较于传统 NDVI 产品, UNVI 在反映植被覆盖变化和植被理化参量的定量反演方面更有优势。合成算法以合成周期内无云数据天数 N 为判断条件, 以角度归一化合成法、有限视角内最大值合成法)、直接算法以及最大值合成法 MVC 作为主要合成算法进行 UNVI 的计算, 从而完成时间分辨率为 16 天、空间分辨率约为 463 m 的 2018–2021 年中国陆域植被指数 UNVI 产品的合成。UNVI 数据的存储格式为 MDD 多维数据格式 (Multi-Dimensional Dataset), 该数据集包含 2018–2021 年以 16 天为间隔的 23 个时相的中国陆域范围植被指数 UNVI 产品。

关键词: UNVI; MODIS; 植被指数; 角度归一化合成; 长时间序列

DOI: <https://doi.org/10.3974/geodp.2022.04.16>

CSTR: <https://cstr.escience.org.cn/CSTR:20146.14.2022.04.16>

数据可用性声明:

本文关联实体数据集已在《全球变化数据仓储电子杂志(中英文)》出版, 可获取:

<https://doi.org/10.3974/geodb.2022.12.01.V1> 或 <https://cstr.escience.org.cn/CSTR:20146.11.2022.12.01.V1>。

1 前言

植被在地表占有很大比例, 在遥感影像中是最直观的信息。植被是地理环境的重要组成部分, 与地貌、气候、水文、土壤、生物条件等相适应, 受多种因素控制, 对地理环境有较大的依赖性与敏感性^[1], 也是地表环境、气候条件等变化的重要指示因子。因此植被覆盖度和茂盛程度可以在一定程度上反映某一地区地理条件的变化与规律。

卫星遥感技术由于其探测范围大, 获取资料速度快、周期短, 受地面限制少, 获取信息量大等优势逐渐成为了获取环境信息的强有力手段。在遥感图像中, 绿色植物叶子和植

收稿日期: 2022-10-15; 修订日期: 2022-12-20; 出版日期: 2022-12-24

基金项目: 教育部(2022JCCXDC01); 中国矿业大学(北京)(2020QN07)

*通讯作者: 张立福 F-4751-2014, 中国科学院空天信息创新研究院, zhanglf@radi.ac.cn

数据引用方式: [1] 赵恒谦, 刘轩绮, 张立福等. 中国陆域植被指数 UNVI 多维数据产品(2018–2021)[J]. 全球变化数据学报, 2022, 6(4): 645–655. <https://doi.org/10.3974/geodp.2022.04.16>. <https://cstr.escience.org.cn/CSTR:20146.14.2022.04.16>.

[2] 赵恒谦, 刘轩绮, 张立福等. 中国陆域植被指数 UNVI 多维数据集(2018–2021)[J/DB/OL]. 全球变化数据仓储电子杂志, 2022. <https://doi.org/10.3974/geodb.2022.12.01.V1>. <https://cstr.escience.org.cn/CSTR:20146.11.2022.12.01.V1>.

被冠层的光谱特征及其差异是植被信息的重要组成部分,不同波段的植被信息代表着植物体内不同条件的生物要素与特征状态^[2]。因此根据植被的光谱反射和吸收特征,利用多光谱遥感的可见光和近红外波段数据,经过分析运算和波段组合,得到的一系列对地表植被变化敏感、能有效反应植被覆盖和生物量的指示因子被称作植被指数。植被指数可以用来定性和定量地反映植被覆盖、植被活力以及生物量等植被生长情况^[3]。

通用归一化植被指数 UNVI (Universal Normalized Vegetation Index) 是源自于 1996 年 Fujiwara 等人^[4]提出的一种新型的地表覆盖类型分析方法——PDM (Pattern Decomposition Method), 适用于分析多光谱卫星数据。而后由 PDM 衍生出了多种 VI (Vegetation Indices), 其主要思想均是将某一块地表的反射率看作是几种标准地表覆盖类型的线性叠加,从而利用多光谱数据定量反演植被覆盖状况。但是由 PDM 衍生出的 VI 算法需要计算复杂的系数矩阵,用户使用起来非常不便。于是张立福等人^[5]为了以更方便用户的方式普及这些基于 PDM 的 VI, 他们把重点放在 VI 的普遍性这一概念上,于是便产生了基于不同传感器建立通用化转换矩阵的通用模式分解算法 (Universal Pattern Decomposition Method, UPDM), 该算法将地表分为 4 种标准覆盖类型,分别为土壤、水面、植被以及介于枯黄和翠绿之间的植被。同时对于不同的传感器,张立福进行了精确的地面试验^[6],得到了包括 MODIS、ETM+、GLI 等传感器在内的多个转换矩阵,用于 UNVI 的合成。由此 PDM 有了通用性,只需现成的转换矩阵就可以进行 VI 的计算。于是根据 UPDM 算法,张立福提出了具备诸多优点的通用归一化植被指数 UNVI^[7]。

通用归一化植被指数 UNVI 作为一种独立于传感器特性的植被指数,更能满足基于多传感器数据的长期变化研究需求,本数据集利用多天观测合成法完成 2018–2021 年中国陆域 1:100 万植被指数 UNVI 多维数据集产品的生产,以填补 UNVI 多维数据集产品在 2018–2021 年中国陆域范围内的空白。为 UNVI 产品的后续应用、研究和普及提供数据产品。

2 数据集元数据简介

《中国陆域植被指数 UNVI 多维数据集 (2018–2021)》^[8]的名称、作者、地理区域、数据年代、时间分辨率、空间分辨率、数据集组成、数据出版与共享服务平台、数据共享政策等信息见表 1。

3 数据研发方法

由于受大气、云等因素影响,单天的观测数据很难得到质量较好的植被指数产品,行业内通常采用多天观测合成方法来得到质量更高的植被指数产品^[10,11]。植被指数合成是指在适当合成周期内利用适当的植被指数合成算法选出最能代表地表实际植被状况的植被指数,进而合成一幅大气状况、云状况、观测几何、几何精度等影响最小的植被指数栅格图像^[12]。而根据以上因素选取适宜的植被指数合成算法成为了生产出质量较好的植被指数产

表 1 《中国陆域植被指数 UNVI 多维数据集（2018–2021）》元数据简表

条 目	描 述
数据集名称	中国陆域植被指数 UNVI 多维数据集（2018–2021）
数据集短名	UNVI_China_2018-2021
作者信息	赵恒谦 DTI-1652-2022, 中国矿业大学（北京），地球科学与测绘工程学院，zhaohq@cumtb.edu.cn 刘轩绮 GYU-1673-2022, 中国矿业大学（北京），地球科学与测绘工程学院，ZQT2100205146@student.cumtb.edu.cn 张立福 F-4751-2014, 中国科学院空天信息创新研究院，遥感科学国家重点实验室，zhanglf@radi.ac.cn 陈家华 GYV-3412-2022, 中国科学院空天信息创新研究院，遥感科学国家重点实验室，chenjh_education@163.com 付含聪 GXG-4147-2022, 中国矿业大学（北京），地球科学与测绘工程学院，fuhancong@student.cumtb.edu.cn 马可 GYU-4962-2022, 中国矿业大学（北京），地球科学与测绘工程学院，make11034@163.com
地理区域	中国陆地范围，地理范围包括 3°51'N–53°34'N，73°E–135°5'E
数据年代	2018–2021 年
时间分辨率	16 天
空间分辨率	463 m
数据格式	.mdd
数据量	43.5 GB（压缩为 4 个文件，12.5 GB）
数据集组成	包括 4 个 .mdd 格式的多维数据文件，该数据集包含 2018–2021 年中国陆域植被指数 UNVI 产品 4 景，包含时间维（全年 23 个时相）、空间维（经纬度坐标系）和光谱维（UNVI 植被指数）数据。空间维数据投影已转换为 WGS_1984 经纬度坐标，空间分辨率约为 463 m；时间维数据包含 23 个时相，间隔为 16 d；光谱维数据包含 UNVI 植被指数数据。以 2018 年为例，该文件以 2018_UNVI 命名，其中 23 个时相的数据按照每 16d 为一合成周期，以合成周期内首日命名，分别为：001、017、033、049、065、081、097、113、129、145、161、177、193、209、225、241、257、273、289、305、321、337、350（其中 2018、2019、2021 年第 337 天至第 349 天的数据不足 16 天，选择第 337 天至第 349 天的数据拼为一组；2020 年为闰年，选择第 337 天至第 350 天的数据拼为一组，其最后一幅影像命名为 351），数据中包含 UNVI 合成数据及其头文件
基金项目	中央高校基本科研业务费专项资金（2022JCCXDC01）；中国矿业大学（北京）越崎青年学者（2020QN07）
数据计算环境	IDL85
出版与共享服务平台	全球变化科学研究数据出版系统 http://www.geodoi.ac.cn
地址	北京市朝阳区大屯路甲 11 号 100101，中国科学院地理科学与资源研究所
数据共享政策	全球变化科学研究数据出版系统的“数据”包括元数据（中英文）、通过《全球变化数据仓储电子杂志（中英文）》发表的实体数据集和通过《全球变化数据学报（中英文）》发表的数据论文。其共享政策如下：（1）“数据”以最便利的方式通过互联网系统免费向全社会开放，用户免费浏览、免费下载；（2）最终用户使用“数据”需要按照引用格式在参考文献或适当的位置标注数据来源；（3）增值服务用户或以任何形式散发和传播（包括通过计算机服务器）“数据”的用户需要与《全球变化数据学报（中英文）》编辑部签署书面协议，获得许可；（4）摘取“数据”中的部分记录创作新数据的作者需要遵循 10% 引用原则，即从本数据集中摘取的数据记录少于新数据集总记录量的 10%，同时需要对摘取的数据记录标注数据来源 ^[9]
数据和论文检索系统	DOI, CSTR, Crossref, DCI, CSCD, CNKI, SciEngine, WDS/ISC, GEOSS

品的关键。选择适宜合成方法的目的是为了降低不良大气状况、多云状况以及不良观测几何条件的影响，并保证合成出的植被指数产品的数值具有时空一致性。

对于 NASA 官方的 MODIS 植被指数产品，其合成算法大致如下：MODIS 的植被指数合成算法是以每个像素为单元，利用 16 天内的多次观测合成植被指数产品。由于 MODIS 传感器轨道的重叠和一天内的多次观测，在 16 天的周期内最多可以收集 64 次观测，然而，由于云层的存在和传感器的实际空间覆盖，在赤道附近的观测数量较少。收集到所有 16 天的观测数据后，MODIS VI 算法就会根据质量、云层和观测几何学对数据进行过滤。只有质量较高的、无云的、经过过滤的数据才被保留下来进行合成。被过滤掉的低质量数据包括被云层污染的像元和极端偏离传感器天顶方向的数据，而无云像元、较小天顶角的像元以及在较小的大气残留气溶胶条件下采集的像元则被认为是质量最佳的数据。由于 MODIS 是一个推扫式传感器，导致像素的大小随着观测天顶角的增加而增加，受此影响引起的空间分辨率变化最多可以达到 4 倍^[13,14]，会引起较大的 BRDF 特性误差。所以其使用了 CV-MVC 和 MVC 合成法，没有使用 BRDF 合成法。

对于 MODIS 植被指数产品的合成算法张立福、钟涛等人^[15]做了进一步的升级，添加了对 16 天内云量的判别，以更精细化的方式设计了 UNVI 植被指数的合成流程，不仅加入了适用于各向异性表面的 BRDF 算法，同时加入有限视角内最大值合成法 CV-MVC (Constrained-View angle-Maximum Value Composite)、直接算法 VI (Vegetation Index Computation) 以及最大值合成法 MVC (Maximum Value Composite) 作为角度归一化合成法不适用情况下的备用算法，以应对 BRDF 算法要求至少 5 d 的高清洁度像元这一苛刻条件。选择适宜合成方法的目的是可以降低不良大气状况、多云状况以及不良观测几何条件的影响，并保证合成出的植被指数产品的数值具有时空一致性。

3.1 算法原理

通用归一化植被指数 UNVI 是张立福基于通用模式分解算法 UPDM 提出的一种全谱段植被指数，它假设地表上任何一种地物的光谱都是由几种标准地物的光谱线性组合而成，即土壤、水体、植被以及介于绿色树叶和枯叶之间的黄色树叶^[7]。UNVI 的表达式如下：

$$R(i) = C_w \cdot P_w(i) + C_v \cdot P_v(i) + C_s \cdot P_s(i) \quad (1)$$

式中， i 为波段号， $R(i)$ 为波段 i 的地物反射率， P_w 、 P_v 、 P_s 分别代表三个标准地物（分别是水、植被、土壤）在波段 i 的光谱范围内的归一化反射率； C_w 、 C_v 、 C_s 分别代表标准水体、植被、土壤和黄叶的 UPDM 系数^[7]。

对于一些研究来说，只有三个分量的 UPDM 就足够了；大约 95.5% 的土地覆盖光谱反射率信息可以转化为三个分解系数，并分解为三个标准模式，每个自由度的误差大约为 4.2%^[16]。然而，其他研究可能需要更详细的植被变化分析。因此，张立福^[17]增加了一个黄叶系数作为补充光谱模式，即四参数 UPDM，四种标准地物包括：土壤、水体、植被以及黄色树叶。改进后的 UNVI 的表达式如下：

$$R(i) = C_w \cdot P_w(i) + C_v \cdot P_v(i) + C_s \cdot P_s(i) + C_4 \cdot P_4(i) \quad (2)$$

式中， P_4 代表新增标准地物黄叶在波段 i 的光谱范围内的归一化反射率； C_4 代表标准黄叶的 UPDM 系数。

为了简化 UPDM 的使用, 张立福等人^[18]为不同卫星传感器推导出了一个简单的系数矩阵 M , 优化了 UNVI 系数矩阵的计算, 简化后的矩阵计算公式如下:

$$C = MR \quad (3)$$

式中, $R = [R_1, R_2, \dots, R_n]^T$ (T 代表矩阵转置) 是原始遥感数据反射率观测值的列向量, $M = [M_w, M_v, M_s, M_4]^T$ 是一个 $4 \times n$ 矩阵, n 代表波段数量, M 的下标与式 2 中的含义相同。 $C = [C_w, C_v, C_s, C_4]^T$ 是 UPDM 系数的列向量。对于不同的传感器, 计算 UNVI 所选择的波段以及系数矩阵 M 的数值均不同。本设计中使用的 MODIS 传感器所对应的 M 矩阵为:

$$M = \begin{bmatrix} 0.03 & 0.0296 & 0.1728 & 0.1357 & -0.0294 & -0.0709 & -0.102 \\ -0.1547 & 0.3516 & -0.0076 & -0.005 & 0.199 & -0.0728 & -0.2518 \\ 0.2566 & -0.2273 & -0.0912 & -0.0182 & -0.0067 & 0.3189 & 0.521 \\ 0.2216 & 0.0055 & -0.1465 & 0.0572 & 0.0196 & -0.0564 & -0.1011 \end{bmatrix} \quad (4)$$

根据以上 4 个系数, UNVI 被表示为:

$$UNVI = \frac{C_v - a \cdot C_s - C_4}{C_w + C_v + C_s} \quad (5)$$

式中, UPDM 系数可由式 3 计算得到; a 为标准土壤模式系数, 取值为 $a = 0.1$, 该值是通过设置枯黄叶片的 UNVI 值为 0, 茂盛植被的 UNVI 值为 1 得到的; 分母 $C_w + C_v + C_s$ 代表总反射率之和; 由于像元中会混杂土壤以及死亡植被的反射率信息, 所以在分子中用植被 UPDM 系数减去校正后的土壤以及枯黄或死亡植被的 UPDM 系数得到近似的植被反射率信息。在植被密度较高的地区, 由于土壤和黄叶被健康植被覆盖, 所以分子值会更高; 同时, 在植被较稀疏的地区, 由于土壤和黄叶对光线的散射作用, 会产生较高的 C_s 和 C_4 值, 导致分子的值降低。因此, 与传统的 VIs 相比, UNVI 对更大范围的植被动态更加敏感^[18,19]。

3.2 合成算法选取原则

由于合成算法选择受到具体应用目的、传感器特点、对应区域的大气参数等诸多因素决定, 所以将 MOD09GA 数据筛选完毕后, 根据每组数据无云数据天数 N 进行判断, 选取适宜的合成算法。

在本数据集生产过程中, 角度归一化合成法 BRDF-C 虽然可较好地移除变化观测几何影响, 代表着目前最先进的植被指数合成方法, 但是容易受到数据集时间分辨率、有效观测数目的限制和薄云的干扰, 所以只有当无云数据天数 $N \geq 5$ 时, 选取角度归一化合成法 BRDF-C 将合成周期内所有无云观测数据逐波段、逐像元拟合至该照射条件下星下点等效反射率值, 再通过 UNVI 计算公式得到合成值并记录到 UNVI_DATA 中, 同时计算 $Q = N \times 10 + 1$ 并记录到 QC_BAND (质量控制波段) 中。特别地, 当求取出 UNVI 的合成值不在 $[0.3 - UNVI_{MVC}, UNVI_{MVC} + 0.05]$ 区间内 ($UNVI_{MVC}$ 代表使用最大值合成法合成的 UNVI 值) 或拟合星下点反射率为负值时, 放弃使用角度归一化合成法, 改为使用有限视角内最大值合成法 CV-MVC 合成 UNVI。

同时, 当无云数据较少时, 使用 BRDF-C 方法会得到错误的反射率拟合值, 进一步得到错误的 UNVI 值, 所以当无云数据天数为 $1 < N < 5$ 时, 首先计算合成周期内所有高质量无云数据的 UNVI 值, 而后利用有限视角内最大值合成法 CV-MVC 在这几个高质量数据中

选取最大值作为像元最终的 UNVI 合成值并记录到 UNVI_DATA 中,同时计算 $Q=N \times 10+2$ 并记录到 QC_BAND 中;当无云数据天数 $N=1$ 时,用这一天的高质量原始数据直接计算 UNVI 较角度归一化合成法更精确。因此采用直接算法求出 UNVI 合成值并记录到 UNVI_DATA 中,同时计算 $Q=N \times 10+3$ 并记录到 QC_BAND 中;当无云数据天数 $N=0$ 时,代表该合成周期内不含高质量无云数据,相较于其他三种算法,最大值合成法 MVC 能够移除包括残云在内的大气影响,其合成值更接近于星下点观测数据。因此利用最大值合成法求出这一合成周期内所有 16 d 数据的 UNVI 值,并选取其中的最大值作为该合成周期的 UNVI 值并将其并记录到 UNVI_DATA 中,同时计算 $Q=4$ 并记录到 QC_BAND 中。在这一过程中,为避免反射率值过低或没有有效反射率数据导致合成失败,将反射率值包含-28672 的数据去除,而后将所有无效值的 UNVI 设置为-999 以代表无效数据,再进行 MVC 合成。

3.3 技术路线

以2018年为例,本数据集采用时间范围在2018年1月1日至12月31日的MODIS/Terra Surface Reflectance Daily L2G Global 1km and 500m SIN Grid V006产品作为原始数据¹,利用该数据产品01至07的7个反射率波段数据、传感器天顶角数据、传感器方位角、太阳方位角和质量控制波段数据生产UNVI产品。

读取分类并存储好的MOD09GA数据。将2018-01-01的数据设置为合成起始数据,将2018年共365天的MOD09GA数据按时间顺序分为每16天一组,其中2018年第337天至第349天的数据不足16天(13天),选择第337天至第349天的数据拼为一组,而后将MOD09GA数据依次分组读入。检查输入的每一组MOD09GA数据的反射率波段是否存在无效值和反射率负值,若存在无效值,则剔除这一天的数据;若像元反射率为负值(处于[-100, 0)这一区间)时,将该值改为1。

判断数据云量。分组读取质量控制波段数据(state_1km_1.img),将该数据转换为二进制,取其前三位数作为像元的质量参数。其中,“000”或“011”代表该数据无云,为高质量数据;其他情况则代表该数据有云,为低质量数据。最后统计在该合成周期内,每个像元含有无云数据的天数,将其记为N。

根据BRDF、CV-MVC、VI以及MVC四种植被指数合成模型与方法的优劣及其适用条件,并依据每个合成周期内无云数据天数N确定每一个像元在该合成周期内UNVI的合成方法。具体合成流程如图1所示。

经过以上四种合成算法得到UNVI数据,再经过镶嵌拼接、坐标转换和数据裁剪后得到2018年中国陆域范围内23个合成周期的UNVI产品。

最后利用MARS软件进行UNVI合成数据的多维数据格式存储,将23个合成周期的UNVI产品存储为多维数据格式,最终得到2018年中国陆域植被指数UNVI多维数据集产品,该数据集是以TSB格式存储的MDD文件,其文件中包含2018年UNVI合成数据及其头文件。

¹ <https://search.earthdata.nasa.gov/search>.

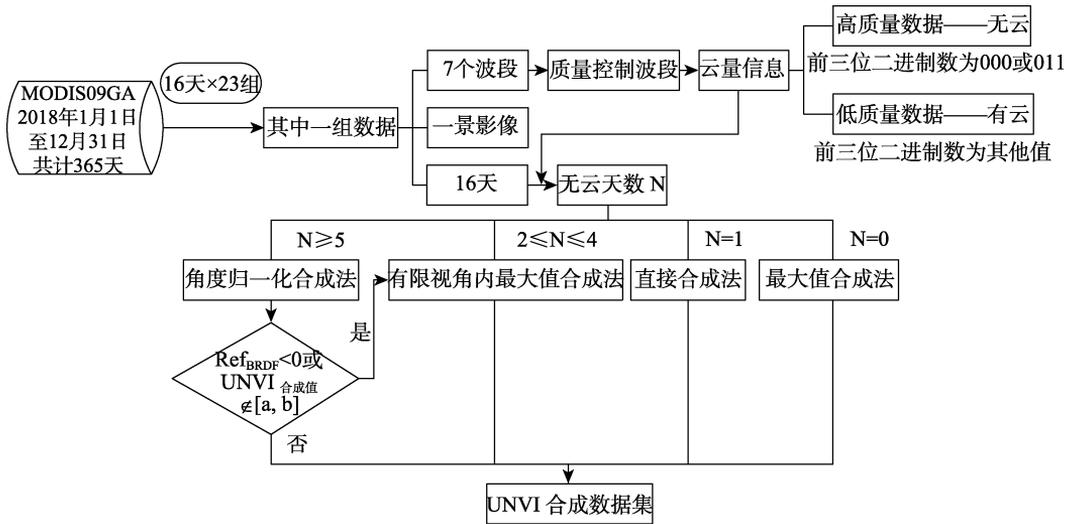


图 1 UNVI 数据产品研发流程图

4 数据结果与验证

4.1 数据集组成

中国陆域植被指数 UNVI 多维数据集存储格式为 MDD 多维数据格式，其中包括 23 组文件，每组文件包含一个合成周期为 16 天的 UNVI 产品，数据集组成见表 2。

表 2 《中国陆域植被指数 UNVI 多维数据集（2018–2021）》组成（以 2018 年为例）

数据名称	数据描述
UNVI_2018_001	使用 2018 年第 001–016 日数据合成的 UNVI 产品
UNVI_2018_017	使用 2018 年第 017–032 日数据合成的 UNVI 产品
UNVI_2018_033	使用 2018 年第 033–048 日数据合成的 UNVI 产品
UNVI_2018_049	使用 2018 年第 049–064 日数据合成的 UNVI 产品
UNVI_2018_065	使用 2018 年第 065–080 日数据合成的 UNVI 产品
UNVI_2018_081	使用 2018 年第 081–096 日数据合成的 UNVI 产品
UNVI_2018_097	使用 2018 年第 097–112 日数据合成的 UNVI 产品
UNVI_2018_113	使用 2018 年第 113–128 日数据合成的 UNVI 产品
UNVI_2018_129	使用 2018 年第 129–144 日数据合成的 UNVI 产品
UNVI_2018_145	使用 2018 年第 145–160 日数据合成的 UNVI 产品
UNVI_2018_161	使用 2018 年第 161–176 日数据合成的 UNVI 产品
UNVI_2018_177	使用 2018 年第 177–192 日数据合成的 UNVI 产品
UNVI_2018_193	使用 2018 年第 193–208 日数据合成的 UNVI 产品
UNVI_2018_209	使用 2018 年第 209–224 日数据合成的 UNVI 产品
UNVI_2018_225	使用 2018 年第 225–240 日数据合成的 UNVI 产品
UNVI_2018_241	使用 2018 年第 241–256 日数据合成的 UNVI 产品
UNVI_2018_257	使用 2018 年第 257–272 日数据合成的 UNVI 产品

续表 2

数据名称	数据描述
UNVI_2018_273	使用 2018 年第 273–288 日数据合成的 UNVI 产品
UNVI_2018_289	使用 2018 年第 289–304 日数据合成的 UNVI 产品
UNVI_2018_305	使用 2018 年第 305–320 日数据合成的 UNVI 产品
UNVI_2018_321	使用 2018 年第 321–336 日数据合成的 UNVI 产品
UNVI_2018_337	使用 2018 年第 337–349 日数据合成的 UNVI 产品，其中，第 337 天至第 349 天的数据不足 16 天
UNVI_2018_350	使用 2018 年第 350–365 日数据合成的 UNVI 产品

4.2 数据结果

中国陆域植被指数 UNVI 多维数据集产品覆盖中国全境，包含 2018–2021 年，每年从 1 月 1 日起至 12 月 31 日，以 16 天为合成周期，共 23 个时相的 UNVI 数据。其中，每个时相有一个波段用以存储 UNVI 数据，有效值域为 $[-2, 2]$ 。该数据集产品为 GCS_WGS_1984 坐标系，带号为 49N，空间分辨率为 463 m。

4.3 数据结果分析与验证

对中国区域 2018–2021 年 UNVI 数据集进行时空变化分析。

(1) 时间变化分析

以 2019 年 UNVI 数据为例，对中国区域 UNVI 平均值进行时间变化分析。为了排除异常值对 UNVI 平均值造成的影响，只选取了区域内值为 $[-2, 2]$ 的有效像元进行平均值计算。但是，此操作仍然不能排除云层覆盖区域，因此会造成 UNVI 平均计算值比真实值偏小，云层覆盖的区域越多，偏小的程度越大，例如 2019 年第 001–016 天。

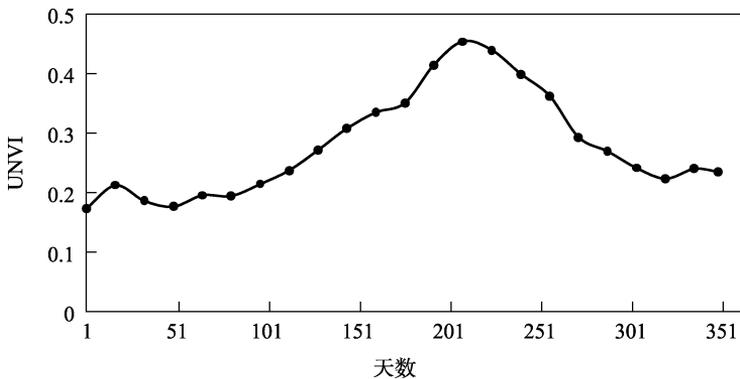


图 2 2019 年 UNVI 平均值变化趋势图

由图 2 可以看出，在一年内，UNVI 平均值呈现明显的夏季最大且峰值明显，冬季最小而峰值不明显的特点，符合植被在一年内的变化趋势。

(2) 空间变化分析

以 2019 年 UNVI 数据为例，选择了每年的第 001–016 (图 3a、4a)、097–112 (图 3b、4b)、177–192 (图 3c、4c)、273–288 (图 3d、4d) 天的 UNVI 产品进行空间变化分析。

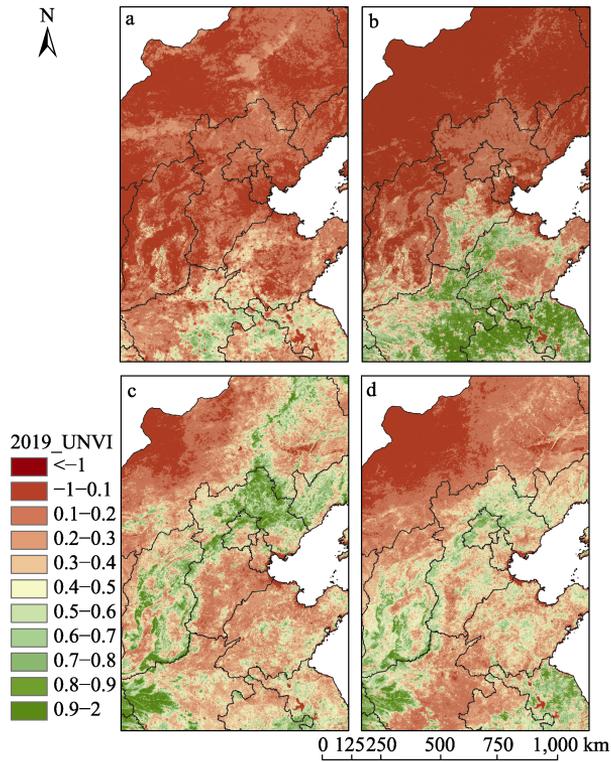


图 3 河北及其周边地区 UNVI 空间分布图

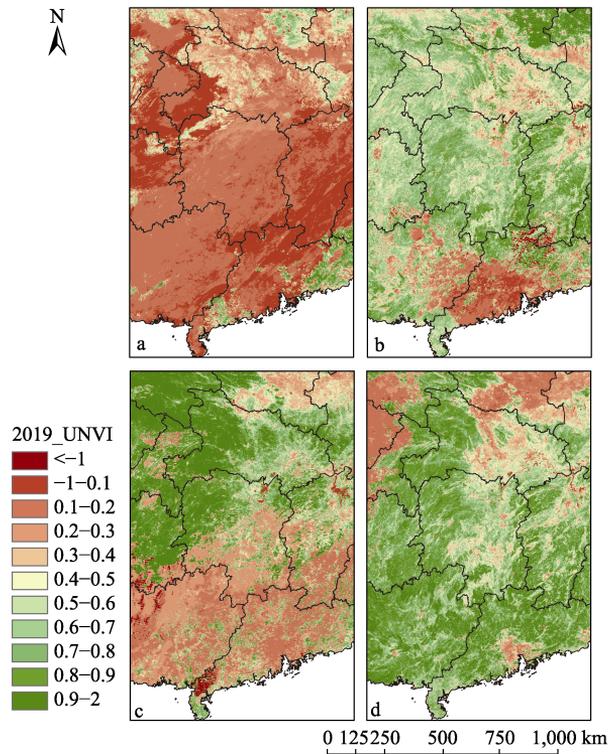


图 4 湖南及其周边地区 UNVI 空间分布图

由图3和图4可以看出中国区域 UNVI 在不同季节变化各异。从空间分布来看：①冬季（第001–016天），北方地区的 UNVI 普遍偏小，而南方地区的 UNVI 偏大；②春季（第097–112天），北方地区及南方地区的 UNVI 都逐渐增大，但是河北北部及更北地区的 UNVI 相比冬季无明显变化；③夏季（第177–192天），北方地区及南方地区都达到了全年 UNVI 较大的时期；④秋季（第273–288天），UNVI 的空间分布情况与夏季相似，值略有减小。但是，南方地区相比北方地区更容易受到云层覆盖的影响，例如图4a。总体来说，其空间分布特征呈现南方大、北方小的特点，符合植被在中国区域的生长特点。

5 讨论和总结

本数据集基于 MOD09GA 产品以及传统植被指数合成算法，利用张立福团队设计的 UNVI 植被指数合成算法生产中国陆域植被指数 UNVI 多维数据集。在植被指数的合成过程中，由于受大气条件、云层干扰等因素影响，单天的观测数据难以生产出质量较好的植被指数产品，故本设计采用多天观测合成方法生产质量更高的 UNVI 产品。本设计基于角度归一化合成法 BRDF-C（Bidirectional Reflectance Distribution Function Composite）、有限视角内最大值合成法 CV-MVC（Constrained-View angle-Maximum Value Composite）、直接计算法 VI（Vegetation Index Computation）以及最大值合成法 MVC（Maximum Value Composite）作为计算 UNVI 的主要方法。本数据集生产的 UNVI 产品经过分幅拼接、坐标转换、数据裁剪后以 MDD 多维数据格式 TSB 模式存储。该数据产品空间分辨率约为 463 m；时间维数据包含 23 个时相，间隔为 16 d；光谱维数据包含 UNVI 植被指数。本多维数据集可利用 MARS 软件对植被物候变化进行分析和研究，也可以生成植被理化参量定量反演产品，并进行全年物候期变化研究^[15]。本数据集在反映植被覆盖变化和理化参数定量反演方面较传统植被指数（如 NDVI、EVI 等）更有优势^[20–24]，可以进行植被理化参数的定性和定量反演或进行植被覆盖类型的分类，也可以进行全年物候变化的研究。除此之外，有学者^[20]研究发现 UNVI 在干旱监测方面具有相当大的潜力。以上研究结果表明，UNVI 在反演植被理化参数、植被覆盖变化以及植被分类方面均优于或等同于其他主流植被指数，有更好的应用前景。因此，本数据集可以为从事全球变化研究的学者提供更全面、更便捷的植被指数长时间序列数据产品。

综上所述，本数据集相对与传统植被指数产品而言优势更加明显，且对不同传感器更具有普遍的适用性。虽然该数据集有诸多优势，但是还可以在算法方面进一步的深入和拓展。例如本文采用的 UNVI 合成算法由于使用的传感器数据对云检测的结果不正确或当高质量无云数据天数 N 较少时会导致 UNVI 合成结果与真实值有出入。虽然以上两种情况极少发生，但是表明该算法仍有提升和进步的空间。

作者分工：张立福和赵恒谦对数据集的开发做了总体设计；赵恒谦、付含聪优化了模型和算法；刘轩绮、赵恒谦、陈家华处理并分析了 UNVI 数据；刘轩绮和马可做了数据验证；赵恒谦和刘轩绮撰写了数据论文。

利益冲突声明：本研究不存在研究者以及与公开研究成果有关的利益冲突。

参考文献

- [1] 王桥, 杨一鹏, 黄家柱等. 环境遥感[M]. 北京: 科学出版社, 2004: 366.
- [2] 韩爱惠. 森林生物量及碳储量遥感监测方法研究[D]. 北京: 北京林业大学, 2009.
- [3] 田庆久, 闵祥军. 植被指数研究进展[J]. 地球科学进展, 1998(4): 10–16.
- [4] Noboru, F., Akiko, O., Motomasa, D. Pattern decomposition method for hyper-multispectral satellite data analysis [P]. SPIE Asia-Pacific Remote Sensing, 2001.
- [5] Zhang, L. F., Mitsushita, Y., Furumi, S., *et al.* Universality of modified pattern decomposition method for satellite sensors [R]. Asia GIS Conference, Wuhan, 2003.
- [6] 张立福. 通用光谱模式分解算法及植被指数的建立[D]. 武汉: 武汉大学, 2005.
- [7] 张立福, 张良培, 村松加奈子等. 基于高光谱卫星遥感数据的 UPDM 分析方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2005(3): 264–268.
- [8] 赵恒谦, 刘轩绮, 张立福等. 中国陆域植被指数 UNVI 多维数据集(2018–2021) [J/DB/OL]. 全球变化数据仓储电子杂志, 2022. <https://doi.org/10.3974/geodb.2022.12.01.V1>. <https://cstr.science.org.cn/CSTR:20146.11.2022.12.01.V1>.
- [9] 全球变化科学研究数据出版系统. 全球变化科学研究数据共享政策 [OL]. <https://doi.org/10.3974/dp.policy.2014.05> (2017年更新).
- [10] De Wasseige, C., Vancutsem, C., Defourny, P. Sensitivity analysis of compositing strategies: modelling and experimental investigations. Vegetation 2000 [C]. Lake Maggiore, Italy, 2000: 267–274.
- [11] Holben, B. N. Characterization of maximum value composites from temporal AVHRR data [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1986, 7(11): 1417–1434.
- [12] Lovell, J. L., Graetz, R. D., King, E. A. Compositing AVHRR data for the Australian continent: seeking best practice [J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2003, 29(6): 770–782.
- [13] Duchemin, B., Maisongrande, P. Normalisation of directional effects in 10-day global syntheses derived from VEGETATION/SPOT: I. Investigation of concepts based on simulation [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 81(1): 90–100.
- [14] 龙鑫, 李静, 柳钦火. 植被指数合成算法综述[J]. 遥感技术与应用, 2013, 28(6): 969–977.
- [15] 张立福, 钟涛, 刘华亮等. 中国陆域 1 : 100 万植被指数 UNVI 多维数据集(2017)[J]. 遥感学报, 2020, 24(11): 1293–1298.
- [16] Daigo, M., Ono, A., Fujiwara, N., *et al.* Pattern decomposition method for hyper-multi-spectral data analysis [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2004, 25(6): 1153–1166.
- [17] Zhang, L. F., Furumi, S., Muramatsu, K., *et al.* Sensor-independent analysis method for hyper-multispectral data based on the pattern decomposition method [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2006, 27(21): 4899–4910.
- [18] Zhang, L. F., Qiao, N., Baig, M. H. A., *et al.* Monitoring vegetation dynamics using the universal normalized vegetation index (UNVI): an optimized vegetation index-VIUPD [J]. *Remote Sensing Letters*, 2019, 10(7): 629–638.
- [19] Zhang, L. F., Furumi, S., Muramatsu, K., *et al.* A new vegetation index based on the universal pattern decomposition method [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2007, 28(1): 107–124.
- [20] Jiao, W. Z., Zhang, L. F., Chang, Q., *et al.* Evaluating an enhanced vegetation condition index (VCI) based on VIUPD for drought monitoring in the continental United States [J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(3): 224.
- [21] Du, H. S., Jiang, H. L., Zhang, L. F., *et al.* Evaluation of spectral scale effects in estimation of vegetation leaf area index using spectral indices methods [J]. *Chinese Geographical Science*, 2016, 26(6): 731–744.
- [22] Wang, S. H., Yang, D., Li, Z., *et al.* A global sensitivity analysis of commonly used satellite-derived vegetation indices for homogeneous canopies based on model simulation and random forest learning [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(21): 2547.
- [23] Liu, H. L., Zhang, F. Z., Zhang, L. F., *et al.* UNVI-based time series for vegetation discrimination using separability analysis and random forest classification [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(3): 529.
- [24] 姜海玲, 张立福, 杨杭等. 植被叶片叶绿素含量反演的光谱尺度效应研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2016, 36(1): 169–176.