

姜海玲, 张立福, 郑世欣, 等. 基于通用光谱模式分解 (UPDM) 算法的光谱指数一致性研究[J]. 江苏农业科学, 2018, 46(24): 286–290.
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2018.24.077

基于通用光谱模式分解 (UPDM) 算法的光谱指数一致性研究

姜海玲^{1,2}, 张立福², 郑世欣¹, 王欣玉¹, 苏姣姣¹, 杜会石¹

(1. 吉林师范大学旅游与地理科学学院, 吉林四平 136000;

2. 中国科学院遥感与数字地球研究所/遥感科学国家重点实验室/高光谱遥感应用研究室, 北京 100101)

摘要: 由于传感器之间的光谱尺度差异和空间分辨率、成像几何、大气校正精度等因素的共同影响, 不同传感器下光谱指数的一致性会受到不同程度的影响。研究选取了 HJ 和 MODIS 卫星遥感数据, 通过通用光谱模式分解 (universal pattern decomposition method, 简称 UPDM) 算法将卫星 HJ1A-CCD2 (简称 HJ) 数据进行光谱重构, 从而模拟生成对应的 MODIS 数据, 然后分析光谱指数在原始 HJ、原始 MODIS 和模拟 MODIS 数据之间的差异大小, 探讨 UPDM 算法在不同程度上减小了光谱尺度引起的光谱指数的不确定性, 即提高了其一致性。研究结果表明: 针对模拟 MODIS 和原始 MODIS 数据, 光谱指数的确定系数平均值为 0.460 3, 差值平均值为 0.811 6, 与原始 HJ 和原始 MODIS 相比较, 一致性有所提高并且差异性变小, 减小的差异性即看作是光谱尺度对光谱指数的影响, 因此可判断 UPDM 算法削弱了光谱指数的光谱尺度不确定性, 即提高了不同传感器间光谱指数的一致性。研究可为植被理化参量高光谱定量反演模型的构建及精度的提高提供一定的理论基础。

关键词: 光谱指数; 通用光谱模式分解; 一致性; MODIS 卫星; HJ 卫星

中图分类号: P237; S127 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2018)24-0286-05

植被遥感中, 光谱指数一直被看作是监测或评价植被生长发育状况的有效指标, 因此在植被理化参量反演中, 光谱指数的一致性也自然成为备受关注的问题^[1-3]。针对不同传感器, 光谱指数存在一定的差异性, 这种差异是由光谱通道设置、传感器空间分辨率、成像条件等多种因素共同造成的^[2-5]。针对如何剔除其他因素的影响, 研究光谱尺度对光谱指数一致性的影响及弱化光谱指数的光谱尺度不确定性, 引入一种多/高光谱数据分析方法——通用光谱模式分解

(universal pattern decomposition method, 简称 UPDM) 算法。利用基于 UPDM 的光谱重构算法将 UPDM 空间与卫星传感器空间进行转换^[1,6], 消除不同传感器之间光谱指数本身的不确定性^[6-7], 并计算光谱尺度引起的差异占传感器总体差异的比例, 对光谱指数一致性研究具有重要的意义。

1 通用模式分解 UPDM 算法

UPDM 通用光谱模式分解算法是由 Zhang 等提出的一种与传感器无关的多/高光谱遥感数据的分析方法, 最早被应用于陆地卫星 (landsat) 的多光谱扫描仪 (MSS) 和专题成像仪 (TM) 的数据分析中^[8-9]。4 参数 UPDM 将遥感数据每个像元的光谱反射率值 (亮度值) 分解为标准水体、植被、土壤和附加标准模式的线性组合, 附加模式一般选择的是介于植被绿叶和枯叶之间的黄叶^[10]。用公式表达为

$$R_i \rightarrow C_w \cdot P_{iw}(i) + C_v \cdot P_{iv} + C_s \cdot P_{is} + C_4 \cdot P_{i4} + r_i \quad (1)$$

收稿日期: 2018-07-12

基金项目: 国家自然科学基金 (编号: 41701424); 遥感科学国家重点实验室开放研究基金 (编号: OFSLRSS201716); 吉林省教育厅项目 [编号: 吉教科文合字 (2016) 第 172 号]; 吉林省四平市科技发展规划 (编号: 2016059)。

作者简介: 姜海玲 (1986—), 女, 吉林敦化人, 博士, 讲师, 硕士生导师, 研究方向为高光谱遥感基础理论及应用。E-mail: hai_ling.1986@163.com。

体藻类大量生长的情况, 避免水华的出现。

参考文献:

- [1] 孙晓庆, 董树刚. 藻类的生理生态学研究进展[J]. 海洋湖沼通报, 2007(增刊 1): 195–206.
- [2] 王思莹, 张君枝, 马文林. 超富营养水平下初始碱度对铜绿微囊藻生长影响的研究[J]. 绿色科技, 2015(2): 203–206.
- [3] 李娜. CO₂ 浓度与铜绿微囊藻生长关系的研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2010: 20–21.
- [4] 傅鑫廷. 低温及冰封条件下富营养化水体藻类分布规律研究[D]. 长春: 吉林大学, 2009: 18–19.

- [5] 张如美, 孙晓斌. 对叶绿素 a 测定方法的改进[J]. 环境监测管理与技术, 2002, 14(2): 31.
- [6] 吴剑, 孔倩, 杨柳燕, 等. 铜绿微囊藻生长对培养液 pH 值和氮转化的影响[J]. 湖泊科学, 2009, 21(1): 123–127.
- [7] 金香琴. 长春地区不同湖泊 (水库) 叶绿素 a 垂直分布特征研究[D]. 长春: 东北师范大学, 2006: 14–15.
- [8] 陈建中, 刘志礼, 李晓明, 等. 温度、pH 和氮、磷含量对铜绿微囊藻 (*Microcystis aeruginosa*) 生长的影响[J]. 海洋与湖沼, 2010, 41(5): 714–718.
- [9] 胡传林, 万成炎, 吴生桂, 等. 蓝藻水华的成因及其生态控制进展[J]. 长江流域资源与环境, 2010, 19(12): 1471–1477.

式中: R_i 代表波段 i 的地物反射率值; C_w 、 C_v 和 C_s 分别为标准水体、植被、土壤的 PDM 系数; P_{1w} 、 P_{1v} 和 P_{1s} 为归一化后的标准水体、植被、土壤的反射率地面测量值; r_i 为残差; C_4 是第 4 个参数(黄叶)的 UPDM 系数; P_{14} 为第 4 个参数在波段 i 归一化后的黄叶的反射率地面测定值。

针对任意 1 个 n 波段的数据, n 个波段的地物反射率值计算公式如下:

$$\begin{cases} R_1 \rightarrow C_w \cdot P_{1w} + C_v \cdot P_{1v} + C_s \cdot P_{1s} + C_4 \cdot P_{14} + r_1 \\ R_2 \rightarrow C_w \cdot P_{2w} + C_v \cdot P_{2v} + C_s \cdot P_{2s} + C_4 \cdot P_{24} + r_2 \\ R_3 \rightarrow C_w \cdot P_{3w} + C_v \cdot P_{3v} + C_s \cdot P_{3s} + C_4 \cdot P_{34} + r_3 \\ \vdots \\ R_n \rightarrow C_w \cdot P_{nw} + C_v \cdot P_{nv} + C_s \cdot P_{ns} + C_4 \cdot P_{n4} + r_n \end{cases} \quad (2)$$

式中: 采用最小二乘法即可求出 C_w 、 C_v 、 C_s 和 C_4 4 个 UPDM 系数。

目前已有许多学者将此算法应用于去除传感器之间因不同的光谱通道设置而产生的差异。Liu 等利用 UPDM 算法将 EO-1 搭载的传感器多光谱 ALI 9 个波段的数据模拟成高光谱 Hyperion 106 个波段, 并利用目视解译、统计分析和分类的分析方法对模拟数据和真实数据进行对比, 结果证明了模拟的 Hyperion 数据和实际的 Hyperion 数据之间具有较好的一致性^[11]; Chen 等选用了高光谱传感器 Hyperion 和 CHRIS, 验证了 UPDM 算法可以不同程度地提高传感器之间的植被指数的一致性^[1]。

与传统的 PDM 相比较, UPDM 的优势是独立于传感器, 具体体现在光谱反射率的规格化是在连续波长 350 ~ 2 500 nm 范围内(其中去除水汽严重吸收的波段)进行的, 即

$$\int |P_k(\lambda)| d\lambda = \int d\lambda (k = w, v, s, 4). \quad (3)$$

式中: 离散波段被替代为连续波长 λ , 公式右边为波长 λ 内的积分值。针对不同传感器求 $P_k(\lambda)$ 时, 根据传感器具体的各波段的光谱范围将 λ 代入, 然后取其平均值作为这个波段范围中心波长的反射率值^[11-12]。

UPDM 假设原始遥感数据的每个像元的反射率是水体、植被、土壤和黄叶 4 种标准地物的线性组合, 由于研究中使用的影像数据过境时间和地面样本采集时间多为 4 月, 所以不考虑第 4 种光谱模式黄叶的影响, 因此本研究采用 3 参数 UPDM 进行计算。根据公式 2 求得的 3 个 UPDM 参数 C_w 、 C_v 和 C_s , 可将 2 转化为以下矩阵形式:

$$R = PC + r. \quad (4)$$

式中: $R = [R_1 \ R_2 \ \dots \ R_n]^T$, 表示原始卫星数据 n 个波段的光谱反射率矩阵, 大小为 $n \times 1$; $P = [P_w \ P_v \ P_s]$, 是标准转换系数矩阵, 大小为 $n \times 3$, 由归一化后的标准地物光谱曲线和对应传感器的光谱响应函数经过卷积计算得到; $C = [C_w \ C_v \ C_s]^T$, 表示 UPDM 的 3 个参数矩阵, 大小为 3×1 ; $r = [r_1 \ r_2 \ \dots \ r_n]^T$ 为误差矩阵向量。

2 基于 UPDM 算法的卫星数据模拟

根据 UPDM 的定义, 对于地面上的同一像元, HJ 星和 MODIS 卫星影像计算出来的 UPDM 参数应相同。基于这一原理, 在模拟 MODIS 数据时须要完成以下工作: (1) 利用 HJ1A-CCD2 的光谱反射率计算得到与传感器无关的 UPDM3 参数矩阵, 将 HJ 多光谱空间转换为 UPDM 空间; (2) 将 3 参数 UPDM

矩阵与 MODIS 传感器的标准地物(水体、植被和土壤)反射率矩阵相乘, 即可得到模拟的 MODIS 传感器波段设置的反射率光谱, 从而将 UPDM 空间转换到 MODIS 多光谱空间。

基于步骤(1)、(2)的工作, 利用 HJ 数据模拟 MODIS 反射率数据的算法公式如下:

$$R_{HJ} + P_{HJ}C + r; \quad (5)$$

$$C = (P_{HJ}^T P_{HJ})^{-1} P_{HJ}^T P_{HJ} R_{HJ}; \quad (6)$$

$$R_{MODIS} = P_{MODIS} C. \quad (7)$$

式中: R_{HJ} 和 R_{MODIS} 分别为 HJ 数据和模拟的 MODIS 数据结果; P_{HJ} 和 P_{MODIS} 代表 HJ 和 MODIS 的标准转换系数矩阵; C 为 UPDM3 参数矩阵。

模拟 MODIS 数据的具体流程见图 1。

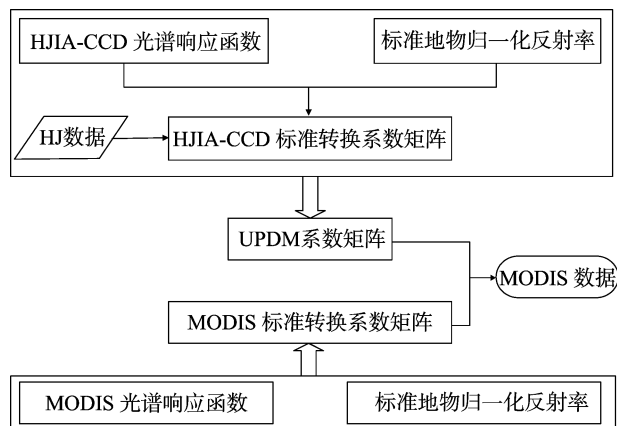


图1 基于 HJ1A-CCD 数据模拟 MODIS 数据的算法流程

对于 HJ1A-CCD 和 MODIS, 根据传感器自身的光谱波段设置(如: 起始波长、终止波长和光谱响应函数), 通过计算可得到相应的标准转换系数矩阵 P_{HJ} 和 P_{MODIS} , 图 2 为 HJ1A-CCD 4 个波段和 MODIS 前 7 个波段的光谱响应函数。

对于 HJ1A-CCD, 得到的标准转换系数矩阵 P_{HJ} 如下:

$$P_{HJ} = [P_{w,hj} \ P_{v,hj} \ P_{s,hj}]; \quad (8)$$

$$P_{w,hj} = \begin{bmatrix} 3.202 & 660 \\ 2.613 & 874 \\ 1.433 & 558 \\ 0.834 & 201 \end{bmatrix}; P_{v,hj} = \begin{bmatrix} 0.224 & 809 \\ 0.365 & 604 \\ 0.200 & 392 \\ 2.291 & 817 \end{bmatrix}; P_{s,hj} = \begin{bmatrix} 0.558 & 724 \\ 0.786 & 551 \\ 0.926 & 947 \\ 0.980 & 819 \end{bmatrix}. \quad (9)$$

对于 MODIS, 得到的标准转换系数矩阵 P_{MODIS} 如下:

$$P_{MODIS} = [P_{w,modis} \ P_{v,modis} \ P_{s,modis}]; \quad (10)$$

$$P_{w,modis} = \begin{bmatrix} 3.336 & 933 \\ 2.878 & 424 \\ 1.542 & 390 \\ 0.797 & 594 \\ 0.230 & 624 \\ 0.264 & 724 \\ 0.114 & 276 \end{bmatrix};$$

$$P_{v,modis} = \begin{bmatrix} 0.163 & 671 \\ 0.465 & 862 \\ 0.188 & 812 \\ 2.327 & 511 \\ 1.909 & 090 \\ 1.035 & 108 \\ 0.358 & 373 \end{bmatrix}; P_{s,modis} = \begin{bmatrix} 0.517 & 848 \\ 0.758 & 124 \\ 0.918 & 608 \\ 0.972 & 886 \\ 1.080 & 348 \\ 1.253 & 452 \\ 1.255 & 247 \end{bmatrix}. \quad (11)$$

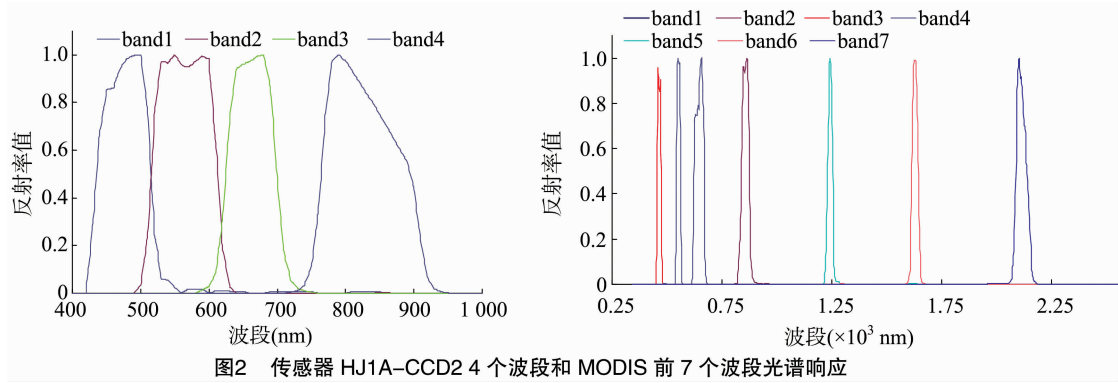


图2 传感器 HJ1A-CCD2 4 个波段和 MODIS 前 7 个波段光谱响应

图 3 为利用 HJ1A - CCD2 数据模拟的 MODIS 数据。由于后续研究须使用光谱指数方法反演研究区叶绿素含量, HJ1A - CCD 只有 4 个波段(蓝、绿、红和近红),在选取光谱指数时必须考虑传感器波段设置情况。同时,考虑 MOD09A1 反射率产品的原始数据中第 5 个波段(1 230 ~ 1 250 nm)存在周期性的条带噪声,因此,一方面为了便于计算光谱指数且与 HJ1A - CCD 对应,另一方面为了避免条带噪声的影响,最后模拟的 MODIS 数据只选用了前 4 个波段(蓝、绿、红和近红),对应波段的中心波长分别为 470、560、650、860 nm。

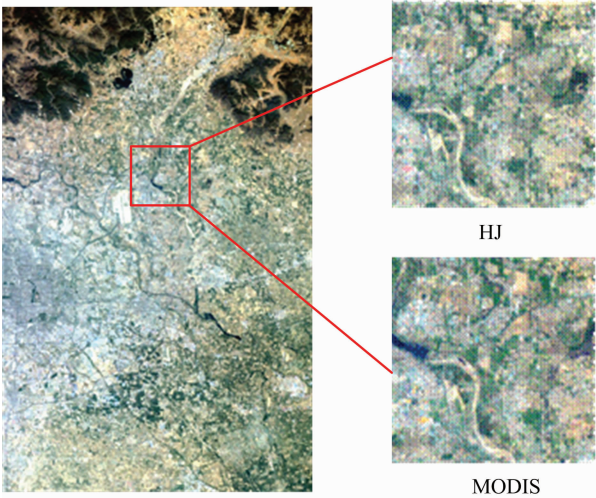


图3 HJ1A-CCD2 原始影像与模拟后 MODIS 影像对比

3 光谱指数的光谱尺度不确定性分析

3.1 光谱指数选取

选用了同步的 HJ1A - CCD2 和 MODIS 卫星遥感影像,分别为 4 个和 7 个光谱波段,利用 HJ1A - CCD2 数据模拟的 MODIS 数据只选用了前 4 个波段。针对研究区冬小麦叶绿素含量的反演,考虑选用传感器的波段数,最终选取了归一化植被指数(normalized difference vegetation index,简称 NDVI)、简单比值指数(simple ratio index,简称 SRI)、改进的简单比值指数(modified simple ratio index,简称 MSRI)、三角形植被指数(triangle vegetation index,简称 TVI)、改进的土壤校正植被指数(modified soil - adjusted vegetation index,简称 MSAVI)和绿波段叶绿素指数(chlorophyll index of green band,简称 CI_{green})6 种光谱指数^[13]。根据各指数的定义及影像数据的波段设置,指数计算公式见表 1^[13-14]。

表 1 选取的光谱指数

光谱指数	计算公式
NDVI	$NDVI = (R_{NIR} - R_R) / (R_{NIR} + R_R)$
SRI	$SRI = R_{NIR} / R_R$
MSRI	$MSRI = (R_{NIR} / R_R - 1) / \sqrt{(R_{NIR} / R_R + 1)}$
TVI	$TVI = 0.5 \times [120 \times (R_{NIR} - R_G) - 200 \times (R_R - R_G)]$
MSAVI	$MSAVI = 0.5 [2R_{NIR} + 1 - \sqrt{(2R_{NIR} + 1)^2 - 8(R_{NIR} - R_R)}]$
CI _{green}	$CI_{green} = R_{NIR} / R_G - 1$

计算时,光谱指数 TVI 和 MSAVI 的 750 nm 和 800 nm 均选取 HJ 和 MODIS 传感器中的近红外 NIR 波段。

3.2 基于 HJ - CCD 和 MODIS 数据的光谱指数一致性分析

针对原始 HJ - CCD 和 MODIS 数据计算得到冬小麦研究区(北京顺义、昌平和通州)内 30 个样区的光谱指数,并对各个指数的一致性进行分析,主要分析方法为相关性分析和差值分析。

3.2.1 相关性分析 对 HJ1A - CCD2 和 MODIS 计算得到的光谱指数进行线性回归分析

$$SI_{HJ} = a \cdot SI_{MODIS} + b。$$
 (12)

式中:SI_{HJ}和 SI_{MODIS}分别表示 HJ 和 MODIS 计算的光谱指数值,a 和 b 则为线性回归模型的斜率和截距,同时求得的 R²为 SI_{HJ}和 SI_{MODIS}的确定系数。

3.2.2 差值分析 为了定量地分析 HJ - CCD 和 MODIS 之间光谱指数的差异,对基于 2 种传感器计算的光谱指数进行差值运算,分别用差值平均值 δ' 和差值标准差 S 来评价各指数在 2 个传感器之间的差异。

$$\delta = |SI_{HJ} - SI_{MODIS}|;$$
 (13)

$$\delta' = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |SI_{HJ} - SI_{MODIS}|。$$
 (14)

式中:δ 和 δ' 分别代表差值绝对值和差值平均值,N 为研究区样本点个数。

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\delta - \delta')^2}{N}}。$$
 (15)

式中:S 为差值标准差,用来表征 2 种传感器下每组光谱指数的差值与平均差值的差异大小。

根据以上分析方法,对 HJ1A - CCD2 和 MODIS 之间的光谱指数进行一致性分析,计算结果见表 2。

从 HJ - CCD 与 MODIS 光谱指数的相关性分析结果可知,6 种光谱指数的确定系数 R² 平均值为 0.387 7,其中光谱指数 MSAVI、NDVI、CI_{green}和 MSRI 的确定系数高于 0.4,一致

表 2 HJ - CCD2 与 MODIS 光谱指数的一致性对比

光谱指数	<i>a</i>	<i>b</i>	R^2	δ'	<i>S</i>
<i>NDVI</i>	0.967 3	0.031 0	0.453 6	0.096 2	0.054 0
<i>SRI</i>	0.752 4	0.826 2	0.313 3	0.719 2	0.458 5
<i>MSRI</i>	0.850 4	0.164 9	0.409 5	0.277 3	0.211 1
<i>TVI</i>	0.879 5	1.656 9	0.224 2	3.239 3	1.620 0
<i>MSAVI</i>	1.146 9	-0.013 4	0.476 7	0.078 1	0.038 3
CI_{green}	1.132 1	0.217 9	0.449 0	0.818 8	0.637 3
Average	0.954 8	0.480 6	0.387 7	0.871 5	0.503 2

性比 *SRI* 和 *TVI* 要好。同时可看出,基于 HJ 星数据计算的几种光谱指数值略高于 MODIS,分析原因可能是由于 MODIS 数据的空间分辨率过低,样本研究区域很多像元为混合像元,环境背景以及其他地物的光谱反射信息的影响导致整个像元内冬小麦的反射率也偏低。

基于 HJ - CCD2 和 MODIS 数据,各个光谱指数在不同程度上存在一定的差异。6 种光谱指数的 δ' 平均值为 0.871 5, δ' 的标准差为 0.503 2,其中 *TVI* 的差异最大,而 *MSAVI* 的差异最小,这种差异一方面由传感器之间不同的通道设置引起,同时还与 2 种传感器的空间分辨率、成像角度、成像时间、大气纠正精度等有关,其中传感器之间通道设置的差异看作是光谱尺度影响。

3.3 基于模拟 MODIS 和真实 MODIS 数据的光谱指数一致性分析

基于 HJ1A - CCD2 模拟的 MODIS 数据,同样计算 6 种光谱指数,并将其与真实 MODIS 下的各光谱指数值进行一致性分析,相关性分析和差值分析方法同上,分析结果见表 3。

除叶绿素指数 CI_{green} 外,其余 5 种指数基于模拟 MODIS 数据的值均高于真实 MODIS 数据,分析原因可能是由于模拟数据是在较理想状态下得到的,而真实数据受到不确定性影响因素更多比如复杂的大气条件等,因此计算得到的指数值

表 3 MODIS 与 HJ - CCD 模拟 MODIS 光谱指数的一致性对比

光谱指数	<i>a</i>	<i>b</i>	R^2	δ'	<i>S</i>
<i>NDVI</i>	1.037 1	0.021 5	0.538 1	0.094 2	0.049 4
<i>SRI</i>	0.895 8	0.589 4	0.408 3	0.717 4	0.462 3
<i>MSRI</i>	0.994 7	0.097 0	0.519 0	0.267 2	0.205 5
<i>TVI</i>	0.970 8	2.265 4	0.297 9	3.220 4	2.047 4
<i>MSAVI</i>	1.231 3	-0.023 7	0.534 8	0.076 9	0.049 5
CI_{green}	0.661 9	0.342 4	0.463 5	0.493 3	0.485 6
Average	0.965 3	0.548 7	0.460 3	0.811 6	0.550 0

也会偏低。

从模拟和真实 MODIS 光谱指数的相关性分析结果可知,6 种光谱指数的确定系数 R^2 平均值为 0.460 3,其中光谱指数 *NDVI*、*MSAVI* 和 *MSRI* 的确定系数高于 0.5, CI_{green} 和 *MSRI* 也高于 0.4, *TVI* 的一致性最差 ($R^2 < 0.3$)。各指数的一致性 with “3.2” 节中 HJ 与 MODIS 对应指数结果相比较均有所提高,差异性也有所减小,但光谱指数仍存在一定的差异,6 种光谱指数的 δ' 平均值为 0.811 6, δ' 的标准差为 0.550 0,光谱指数 *MSAVI* 的差异最小。

3.4 光谱指数的光谱尺度不确定性

通过比较图 4 中光谱指数的一致性和差异性,发现基于 HJ 模拟的 MODIS 数据与原始 MODIS 数据光谱指数的确定系数更高,差值平均值更小,即一致性更好且差异性更小。由于原始 HJ 与 MODIS 数据的光谱指数差异性是由光谱尺度和其他因素共同引起的,而模拟 MODIS 与原始 MODIS 数据的光谱通道设置相同,即看作是光谱尺度相同,后者光谱指数的差异性较前者减小了,那么从理论上可判断减小的差异即为光谱尺度所产生的不确定性。因此,在利用 UPDM 算法模拟数据时,消除了传感器之间由于光谱尺度不同而造成的光谱指数的差异,即弱化了光谱尺度不确定性。

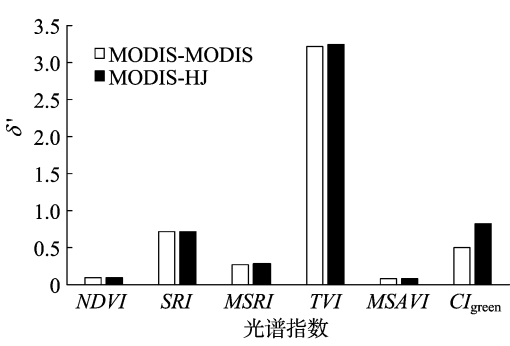
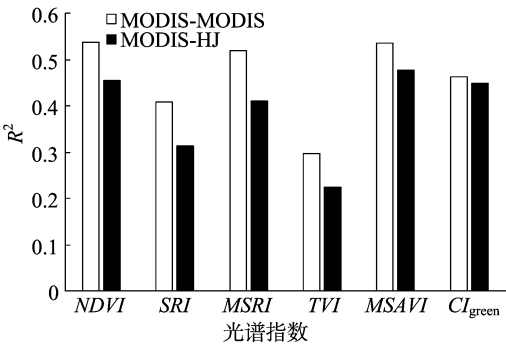


图 4 光谱指数的一致性和差异性对比分析

下面通过计算 HJ - MODIS 和 MODIS - MODIS 两两比较的确定系数及差值平均值的差来分析各指数一致性提高或差异性减小的程度,即受光谱尺度影响的情况,计算结果见表 4。

$$\Delta R^2 = R^2_{MODIS - MODIS} - R^2_{MODIS - HJ}; \tag{16}$$

$$\Delta \delta' = \delta'_{MODIS} - \delta'_{MODIS - MODIS}。 \tag{17}$$

式中: $R^2_{MODIS - MODIS}$ 和 $R^2_{MODIS - HJ}$ 分别代表光谱指数针对模拟和真实 MODIS 数据、HJ 和 MODIS 数据的确定系数, $\delta'_{MODIS - MODIS}$ 和 $\delta'_{MODIS - HJ}$ 分别代表差值平均值。

表 4 光谱尺度引起的光谱指数的差异

光谱指数	ΔR^2	$\Delta \delta'$
<i>NDVI</i>	0.084 5	0.002 0
<i>SRI</i>	0.095 0	0.001 8
<i>MSRI</i>	0.109 5	0.010 1
<i>TVI</i>	0.073 7	0.018 9
<i>MSAVI</i>	0.058 1	0.001 2
CI_{green}	0.084 5	0.002 0
Average	0.084 2	0.006 0

各指数的一致性不同程度(0.058 1~0.109 5)地得到提高,其中光谱指数 *MSRI* 提高的幅度最大;指数差异性减小 0.18%~1.89%,其中 *TVI* 的差异性减小的幅度最大。鉴于 HJ 模拟的 MODIS 与原始 MODIS 之间光谱指数的一致性和差异性得到改善,可以得出结论,UPDM 算法不同程度地弱化了光谱指数的光谱尺度不确定性。

利用光谱尺度的影响与传感器总体差异的比值来评价传感器光谱尺度差异所占的比例:

$$R_s = \Delta\delta'/\delta'_{\text{MODIS-HJ}} \times 100\% \quad (18)$$

由表 5 可知,6 种光谱指数的光谱尺度差异占传感器总体差异的比例为 0.24%~3.64%,平均占 0.69%,其中 *MSRI* 的光谱尺度差异所占比例最大,*CI_{green}* 最小,即光谱指数 *MSRI* 受光谱尺度的影响最大,而 *CI_{green}* 的光谱尺度不确定性最小。根据光谱指数的构建原理,*MSRI* 采用了近红外和红光波段的比值 $R_{\text{NIR}}/R_{\text{R}}$,而 *CI_{green}* 是为了突出近红外和绿光波段之间的差异 $R_{\text{NIR}}/R_{\text{G}}$,当光谱波段设置(中心波长、波段宽等)发生变化时,与 $R_{\text{NIR}}/R_{\text{G}}$ 相比, $R_{\text{NIR}}/R_{\text{R}}$ 的差异性将逐渐被拉大,即光谱尺度的变化对其影响更大,解释了 *MSRI* 的光谱尺度不确定性高于 *CI_{green}* 的原因。

表 5 光谱差异占总差异的比例

光谱指数	R_s (%)
<i>NDVI</i>	2.08
<i>SRI</i>	0.25
<i>MSRI</i>	3.64
<i>TVI</i>	0.58
<i>MSAVI</i>	1.54
<i>CI_{green}</i>	0.24
Average	0.69

4 讨论与结论

将处理多/高光谱卫星数据的通用光谱分解 UPDM 算法引入,利用其独立于传感器的特性,将 HJ1A-CCD2 数据模拟为 MODIS 传感器数据,然后选取光谱指数方法,研究光谱指数在原始 HJ,原始 MODIS 和模拟 MODIS 数据之间的差异,探讨 UPDM 算法在不同程度上减小了光谱尺度引起的光谱指数的不确定性。研究可得出以下结论:(1)针对基于原始 HJ 和 MODIS 数据,对光谱指数的一致性和差异性进行分析。其中一致性通过确定系数来表征,结果显示 2 种传感器下光谱指数的 R^2 平均值为 0.387 7;差异性通过差值平均值和差值标准差表征,6 种光谱指数的差值平均值为 0.871 5,标准差为 0.503 2。(2)针对模拟 MODIS 和原始 MODIS 数据,光谱指数的确定系数平均值为 0.460 3,差值平均值为 0.811 6,与 HJ-MODIS 相比较,一致性有所提高而差异性变小,减小的差异性即看作是光谱尺度对光谱指数的影响,因此可判断 UPDM 算法削弱了光谱指数的光谱尺度不确定性。(3)将光谱尺度影响与 HJ 和 MODIS 传感器总体差异做比值,最后得出光谱指数的光谱尺度差异所占的比例为 0.24%~3.64%,与其他影响因素相比,光谱尺度对光谱指数的影响很小。(4)通过比对发现,*MSRI* 的光谱尺度差异所占比例最大而 *CI_{green}* 最小,当光谱波段设置发生变化时,*MSRI* 中的 $N_{\text{NIR}}/R_{\text{R}}$

比 *CI_{green}* 中的 $N_{\text{NIR}}/R_{\text{G}}$ 更容易受到影响,因此光谱尺度不确定性更高。(5)基于 HJ 计算的光谱指数值普遍比 MODIS 偏高,可能由于 MODIS 空间分辨率过低,像元空间异质性导致获取的像元反射率偏低。基于模拟 MODIS 计算的光谱指数值比原始 MODIS 偏高,因为模拟数据受到不确定因素如复杂的大气条件等影响较小,因此计算的光谱指数值偏高。

参考文献:

[1]Chen X, Zhang L, Zhang X, et al. Comparison of the sensor dependence of vegetation indices based on Hyperion and CHRIS hyperspectral data [J]. International Journal of Remote Sensing, 2013,34(6):2200-2215.

[2]Woodcock C E, Strahler A H. The factor of scale in remote sensing [J]. Remote Sensing of Environment, 1987,21(3):311-332.

[3]柏延臣. 遥感信息提取的不确定性和尺度效应研究[D]. 北京:中国科学院,2002.

[4]Marceau D J, Hay G J. Remote sensing contributions to the scale issue[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 1999,25(4):357-366.

[5]李小文,王锦地, Strahler A H. 尺度效应及几何光学模型用于尺度纠正[J]. 中国科学(E 辑:技术科学),2000(增刊 1):12-17.

[6]McCabe M F, Wood E F. Scale influences on the remote estimation of evapotranspiration using multiple satellite sensors [J]. Remote Sensing of Environment, 2006,105(4):271-285.

[7]田庆久,金震宇. 森林叶面积指数遥感反演与空间尺度转换研究[J]. 遥感信息,2006(4):5-11,85.

[8]Zhang L, Furumi S, Muramatsu K, et al. Sensor-independent analysis method for hyperspectral data based on the pattern decomposition method[J]. International Journal of Remote Sensing, 2006,27(21):4899-4910.

[9]Zhang L, 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.

[10]Zhang L, Liu B, Zhang B, et al. An evaluation of the effect of the spectral response function of satellite sensors on the precision of the universal pattern decomposition method[J]. International Journal of Remote Sensing, 2010,31(8):2083-2090.

[11]Liu B, Zhang L, Zhang X, et al. Simulation of EO-1 hyperion data from ALI multispectral data based on the spectral reconstruction approach[J]. Sensors, 2009,9(4):3090-3108.

[12]Zhang L, Mitsushita Y, Furumi S, et al. Universality of modified pattern decomposition method for satellite sensors [C]//Asia GIS Conference Publications, 2003.

[13]Houborg R, Soegaard H, Boegh E. Combining vegetation index and model inversion methods for the extraction of key vegetation biophysical parameters using Terra and Aqua MODIS reflectance data[J]. Remote Sensing of Environment, 2007,106(1):39-58.

[14]le Maire G, François C, Soudani K, et al. Calibration and validation of hyperspectral indices for the estimation of broadleaved forest leaf chlorophyll content, leaf mass per area, leaf area index and leaf canopy biomass [J]. Remote Sensing of Environment, 2008,112(10):3846-3864.