

doi: 10.6046/zrzyyg.2022465

引用格式: 张昊杰, 杨立娟, 施婷婷, 等. GF-6 WFV 传感器数据的缨帽变换系数推导[J]. 自然资源遥感, 2024, 36(2): 105–115. (Zhang H J, Yang L J, Shi T T, et al. Derivation of tasseled cap transformation coefficients for GF-6 WFV sensor data[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2024, 36(2): 105–115.)

GF-6 WFV 传感器数据的缨帽变换系数推导

张昊杰¹, 杨立娟^{1,2}, 施婷婷^{2,3}, 王 帅¹

(1. 闽江学院地理与海洋学院, 福州 350108; 2. 福州大学遥感信息工程研究所, 福州 350108;
3. 闽江学院经济与管理学院, 福州 350108)

摘要: 缨帽变换是影像增强中最常见的一种方法, 已在遥感中得到了广泛的应用。但是, 由于高分辨率卫星传感器 (例如 GF-6 WFV) 通常缺乏短波红外波段, 所以用常规的 Gram-Schmidt (G-S) 正交化方法得到的缨帽变换系数通常会存在湿度分量失真的问题。为此, 文章选取了覆盖不同地区、不同时相、不同季节的 12 幅 GF-6 WFV 影像和 6 幅同步的 Landsat8 OLI 影像, 首先利用 GF-6 和 Landsat8 的同步影像进行湿度分量回归, 确定 GF-6 WFV 传感器的湿度分量系数, 进而采用 G-S 逆推算法依次推导出亮度、绿度及其他分量, 开发出了 GF-6 WFV 传感器的缨帽变换系数。研究发现: ①通过调整缨帽变换湿度分量的推导顺序, 即先推导湿度分量再推导亮度和绿度等分量, 可以较好地推导出 GF-6 WFV 传感器的缨帽变换系数, 并解决传统 G-S 正交化方法中存在的湿度分量失真问题; ②GF-6 WFV 缨帽变换各分量具有稳定的特征, 地物在不同分量组成的特征平面内具有典型的“缨帽”分布特征; ③尽管 GF-6 WFV 传感器与 Landsat8 OLI 传感器在波段设置和光谱响应方面存在一定差异, 但它们缨帽变换对应分量之间具有较好的一致性, 相关系数仍高达 0.8。

关键词: GF-6; 缨帽变换; Landsat8; Gram-Schmidt 正交化; 湿度分量

中图法分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2024)02-0105-11

0 引言

缨帽变换是一种经验性的线性正交变换^[1], 可以将多波段影像从传感器的光谱空间转换为对应的地物特征空间, 从而获得具有物理意义的亮度、绿度和湿度等分量, 在影像融合、压缩、去噪、增强、判读和解译中都有广泛的应用。例如, 利用缨帽变换可以实现多光谱数据和高分辨率全色波段数据的融合以提高多光谱数据的空间分辨率^[1]; 基于缨帽变换获取的绿度分量和湿度分量可以提取农田洪水淹没范围, 并对洪涝灾害进行动态监测^[2]。此外, 缨帽变换的湿度分量还是构成遥感生态指数 (remote sensing ecological index, RSEI) 的重要指标^[3], 在生态环境遥感监测和评估中具有十分关键的作用。

由于不同传感器的波段设置和光谱响应的差异, 虽然不同地物具有较为稳定的光谱特性, 但它们在不同传感器光谱空间中的分布特性并不完全相

同。因此, 从传感器光谱空间到地物特征空间的缨帽变换系数仍依赖于具体的传感器, 使得针对某些传感器提出的缨帽变换系数并不能直接用于其他传感器^[4]。因此, 在遥感研究中, 如何针对不同的卫星传感器推导出缨帽变换系数成为了十分关键的问题, 并且已得到了国内外学者的大量关注和研究。以 Landsat 系列卫星传感器为例, Kauth 等^[5]最早通过分析农业地区影像得到了针对 Landsat MSS 的缨帽变换系数, 并发现在 Landsat MSS 的缨帽变换特征空间中, 典型地物的样本主要以三角形的形式分布在由亮度和绿度构成的平面上。Crist 等^[6]通过对 Landsat5 TM 影像的分析发现该传感器影像数据在光谱空间中主要分布在 2 个垂直平面及其过渡区, 并利用主成分变换和坐标轴变换的方法得到了 TM 影像的缨帽变换系数。由于 TM 缨帽变换的第 3 个分量对土壤的湿度变化比较敏感, 该分量也被称为湿度分量。Huang 等^[7]利用主成分分析和坐标轴变换的方法, 给出了 Landsat ETM+ 基于大气层顶反射率 (top of atmosphere reflectance, TOA) 的缨帽

收稿日期: 2022-12-05; 修订日期: 2023-06-18

基金项目: 福建省自然科学基金项目“基于双重差分法和时空谱多维特征的松材线虫病遥感定量监测研究”(编号: 2022J05244) 和福建省社会科学规划项目“福建省区域经济与生态质量的空间耦合及其发展路径研究”(编号: FJ2021C090) 共同资助。

第一作者: 张昊杰 (2000-), 男, 硕士研究生, 主要从事资源与环境遥感研究。Email: akazhj@qq.com。

通信作者: 王 帅 (1992-), 男, 博士, 副教授, 主要从事遥感机理和农业遥感应用研究。Email: wangshuai@mju.edu.cn。

变换系数; Baig 等^[8]以 Landsat7 ETM+ 的缨帽变换作为目标空间,采用普鲁克算法对 Landsat8 OLI 经过主成分变换后的分量进行旋转变换,得到了针对 Landsat8 OLI 影像的缨帽变换系数; Liu 等^[9-10]和李博伦等^[11]也采用类似的方法各自推导出了针对 Landsat8 OLI 传感器的缨帽变换系数。此外,许多学者针对其他卫星传感器的缨帽变换系数也进行了大量的研究。Yarbrough 等^[12]通过 3 种不同的方法得到了 QuickBird-2 的缨帽变换系数,发现 Gram-Schmidt (G-S) 正交化方法是相对最为有效的方法,但是得到的湿度分量却存在一定程度的失真问题; Verdin 等^[13]和 Silva 等^[14]给出了 SPOT-1 和 SPOT-2 传感器的缨帽变换系数; Lobser 等^[15]将现有的 Landsat5 TM 影像缨帽变换系数应用于 MODIS 影像,将得到的缨帽变换分量作为目标空间,然后使用普鲁克算法进行空间旋转变换,由此得到了 MODIS 影像的缨帽变换系数。

当前,我国卫星遥感行业正处于快速发展阶段,许多国产卫星相继成功发射,为遥感应用研究奠定了良好的数据基础。与此同时,针对国产卫星传感器缨帽变换系数的研究也陆续展开。例如, Sheng 等^[16]提出了针对 CBERS-02B 传感器的缨帽变换系数,并把第 3 分量定义为蓝度分量; Chen 等^[17]提出了针对 HJ-1 A/B 传感器的缨帽变换系数,虽然把第 3 分量定义为湿度分量,但该分量存在植被湿度被低估的问题; 王帅等^[4]首次对 GF-1 W2 传感器进行了缨帽变换研究,开发出了针对缺乏短波红外波段传感器的缨帽变换系数推导方法,并提出了 GF-1 W2 传感器的缨帽变换系数,同时指出该系数可以较好地应用于 W1 和 W3 传感器; 施婷婷等^[18]对比了传统 G-S 正交变换与 G-S 正交逆变换在资源三号 (ZY-3) MUX 传感器缨帽变换系数推导中的效果,研究发现 G-S 正交逆变换有更高的可靠性。这些研究为国产卫星传感器缨帽变换系

数的推导奠定了一定的基础。

2018 年 6 月,我国高分六号卫星 (GF-6) 成功发射,该卫星搭载的多光谱宽幅相机 (wide field of view, W1) 传感器具有分辨率高、覆盖范围广、成像质量好、成像效率高、国产化率高等优点,可用于农业、森林、草地等资源的监测,为农林业和资源环境监测等提供了遥感影像数据。当前,GF-6 W1 传感器数据已能够免费下载,极大方便了卫星数据的使用。但是,针对 GF-6 W1 传感器数据的缨帽变换系数至今未被提出,在一定程度上限制了其在农、林业等相关领域的应用。因此,开发 GF-6 W1 传感器的缨帽变换系数成为亟待解决的问题。本研究旨在开发出针对国产 GF-6 W1 传感器的缨帽变换系数,以期能够促进国产 GF-6 卫星数据更广泛的应用,同时对推进国产卫星的发展也有一定的参考价值。

1 数据源与研究方法

1.1 数据获取与预处理

在全国范围的不同区域选取了 12 景覆盖不同生长季节的 GF-6 W1 影像,并按照影像行列号挑选了 6 幅无云的 Landsat8 OLI 同步影像 (即在同一天对同一地区成像的 GF-6 W1 和 Landsat8 OLI 影像对)。在 12 幅 GF-6 W1 影像中,7 幅为实验影像,5 幅为验证影像 (表 1)。影像的时间跨度为 2019/01/19—2022/03/08,区域范围包括我国东北、中部、东部沿海、西部和南方地区。其中,GF-6 W1 影像从中国资源卫星应用中心官方网站下载 (<http://www.cresda.com/CN/>), Landsat8 OLI 影像从美国地质勘探局 (United States Geological Survey, USGS) 的官方网站下载 (<https://earthexplorer.usgs.gov/>)。

表 1 GF-6 和 Landsat8 数据源列表
Tab. 1 List of GF-6 and Landsat8 data sources

序号	所属地区	地点	成像日期	GF-6 景序列号	Landsat8 列/行	影像用途
1	中国东北	辽宁省朝阳市北票市	2021/10/27	482807	121/031	实验影像
2	中国东北	河北省衡水市冀州区	2021/11/26	490462	123/034	
3	中国中部	江苏省南京市溧水区	2020/02/20	303336	120/038	
4	中国中部	贵州省贵阳市花溪区	2020/11/14	385098	124/041	
5	中国东部	浙江省杭州市建德市	2021/08/30	466717	—	
6	中国南部	广西壮族自治区河池市宜州区	2021/01/15	402120	—	
7	中国西北	新疆维吾尔自治区阿拉尔市	2021/09/18	472503	—	
8	中国北部	山东省济南市历下区	2019/08/17	247481	123/034	验证影像
9	中国中部	湖北省荆门市东宝区	2021/09/21	473310	—	
10	中国东部	安徽省黄山市徽州区	2020/04/09	320284	—	
11	中国南部	广西壮族自治区贺州市钟山县	2022/03/08	517213	—	
12	中国西北	新疆维吾尔自治区阿克苏地区阿克苏市	2019/01/29	178877	147/031	

本文所采用的 GF-6 影像是 Level 1A 级别,经过了数据解析、均一化辐射校正、去噪、波段配准等处理。为了使 GF-6 和 Landsat8 具有相同的空间参考,将其投影到常用的 UTM 投影坐标系中。基于影像分发时提供的 RPC 文件,利用 ENVI 5.3 中的“RPC Orthorectification Workflow”工具进行基于 RPC 的正射校正,采样分辨率设置为 16 m,之后再使用重采样工具将分辨率重采样为 30 m。

本文缨帽变换系数基于卫星的表观反射率推导,因此需要将影像的灰度值(digital number, DN)转换为 TOA。首先对 GF-6 影像进行辐射定标和辐射校正,公式分别为:

$$L = Gain \cdot Q_C + Offset, \tag{1}$$

$$\rho_G = \frac{\pi \cdot L \cdot d^2}{E \cos \theta_G}, \tag{2}$$

式中: L 为卫星传感器入瞳处接收到的辐射亮度; Q_C 为影像上像元的灰度值; $Gain$ 和 $Offset$ 为定标系数,分别表示相应波段的增益值和偏置值; ρ_G 为 GF-6 影像表观反射率; E 为波段太阳辐照度,均可从资源卫星应用中心官方网站获取; d 为日地天文距离,可从参考文献[19]中查找; θ_G 为 GF-6 影像太阳天顶角,可从影像的头文件中获取。

由于下载的 Landsat8 OLI 影像是 L1T 级别,已经经过了几何精纠正,只需做辐射校正即可:

$$\rho_L = \frac{M \cdot Q_L + A}{\cos \theta_L}, \tag{3}$$

式中: ρ_L 为 Landsat 影像表观反射率; M 和 A 分别为对应波段的反射率调整因子和调整参数,均可从 MTL 头文件中获取; Q_L 为卫星传感器接收的 DN 值; θ_L 为 Landsat 影像太阳天顶角。

1.2 缨帽变换系数推导方法

缨帽变换是针对多光谱波段的一种线性正交变换,该变换能够消除波段间的相关性,将多光谱影像压缩到具有物理意义的亮度、绿度、湿度等分量中。缨帽变换的一般模型为:

$$u = Rx + r, \tag{4}$$

式中: u 为经过缨帽变换后的数据分量(例如亮度分量、绿度分量等); R 为缨帽变换的系数矩阵; x 为遥感影像的 DN 值或反射率; r 为防止缨帽变换后出现负值的常数^[20]。

如何获取式(4)中的矩阵 R 是缨帽变换系数推导的关键。由于 GF-6 WFV 传感器缺乏对水分敏感的短波红外波段,采用常规 G-S 正交化方法和主成分变换法获取的湿度分量均存在一定程度的失真

(如城镇地区的湿度分量值高于水体或植被等),给缨帽变换系数的推导带来很大的不确定性^[18]。鉴于此,本文采用 G-S 正交逆变换推导 GF-6 WFV 传感器的缨帽变换系数。该方法的核心在于湿度分量的回归和各分量推导顺序的调整,方法的有效性已在王帅等^[4]和施婷婷等^[18]的文章中得到验证。

1.2.1 湿度分量回归

Landsat8 OLI 传感器设置的短波红外波段(SWIR1)能在很大程度上克服缨帽变换中湿度分量失真的问题。当前,针对 Landsat 系列卫星传感器的缨帽变换系数研究已非常成熟,其中 Baig 等^[8]提出的 Landsat8 OLI 传感器的缨帽变换系数已得到了较为广泛的应用。因此,可以借助 Landsat8 OLI 同步影像的湿度分量,通过回归拟合的方法获取 GF-6 WFV 传感器影像的湿度分量。

首先在 GF-6 与 Landsat8 的同步影像上随机选择了 63 万个样本点,利用 Baig 等^[8]提出的系数对 Landsat8 OLI 影像进行缨帽变换,并将缨帽变换后得到的湿度分量作为因变量与 GF-6 WFV 传感器的 8 个波段的反射率进行多元线性回归,公式为:

$$Wet_{OLI} = k_1\rho_1 + k_2\rho_2 + k_3\rho_3 + k_4\rho_4 + k_5\rho_5 + k_6\rho_6 + k_7\rho_7 + k_8\rho_8, \tag{5}$$

式中: Wet_{OLI} 为 Landsat8 OLI 缨帽变换得到的湿度分量; $\rho_1, \rho_2, \rho_3, \rho_4, \rho_5, \rho_6, \rho_7, \rho_8$ 分别为 GF-6 WFV 影像上蓝光、绿光、红光、近红外、红边 1、红边 2、紫光和黄光波段的 TOA。空间向量 $a = (k_1, k_2, k_3, k_4, k_5, k_6, k_7, k_8)$ 由各波段反射率的回归系数组成,在缨帽变换空间中指向湿度分量的方向。经过多元线性回归可以得到 $k_1, k_2, k_3, k_4, k_5, k_6, k_7, k_8$ 分别为 0.558, 1.748, -2.321, -0.929, -1.956, 1.533, -0.860 和 1.992 ($R^2 = 0.75$)。对 a 进行单位化可得到 GF-6 WFV 传感器缨帽变换的湿度分量系数(A_1),公式为:

$$A_1 = \frac{a}{\|a\|}. \tag{6}$$

1.2.2 典型地物样本

为了获取缨帽变换中不同分量的方向,需要根据不同分量的物理含义确定相应地物类型的典型样本。由于缨帽变换前 3 个分量的物理意义相对明确(通常为亮度分量、绿度分量和湿度分量),与这 3 个分量相对应的典型地物样本可以分别选择干湿土壤、植被和水体,其中干湿土壤的样本指向亮度方向,植被样本指向绿度方向,水体样本指向湿度方向。通过光谱分析和目视解译,选择了大量匀质的土壤、植被和水体样区,剔除异常值后对样区内的光

谱进行平均处理以得到各类典型地物的光谱曲线(图1)。从图1可知,干土壤和湿土壤具有相似的光谱特征,即在蓝光到近红外波段光谱反射率不断增加,到近红外波段反射率达到最大,在紫光波段反射率相对较低(图1(a)和(b))。由于土壤含水量的不同,干土壤的反射率总体上高于湿土壤。植被的光谱曲线主要分为生长期和成熟期,两者有着相似的光谱特征,主要表现为在红光和蓝光波段有较

强的吸收作用,绿光波段呈现出一个弱反射峰,在近红外波段具有较强的反射率,其中成熟期的植被在近红外波段比生长期有更高的反射率(图1(c))。纯净水体各波段的光谱反射率从蓝光波段开始逐渐下降,下降趋势持续到红边波段(图1(d))。当水体中的杂质较为多时,水体在不同波段的反射率有一定程度的增加。

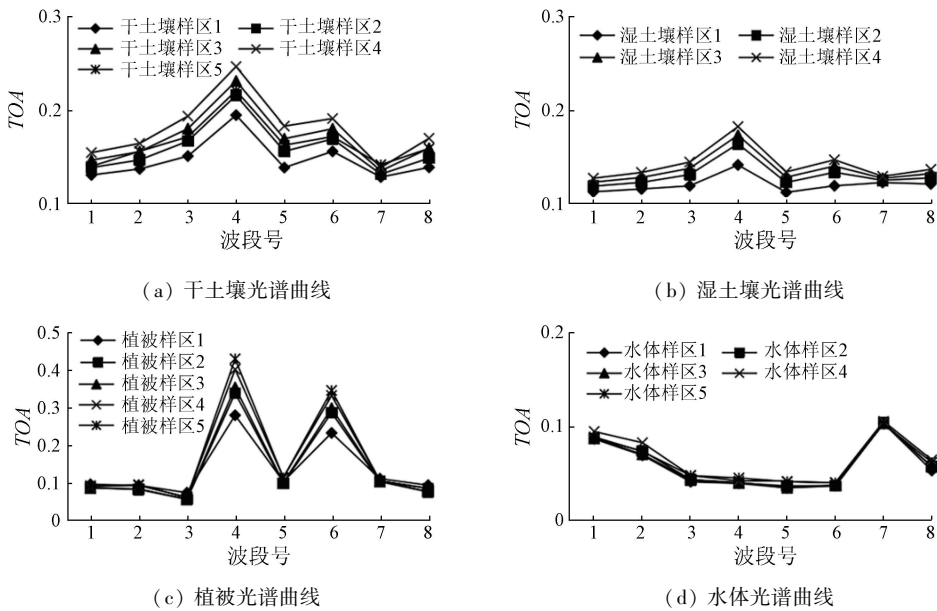


图1 不同地物类型的光谱曲线

Fig. 1 Spectral curves of different types of ground objects

GF-6 WFV 传感器有 8 个波段,在用 G-S 正交化方法推导缨帽变换系数时至少需要选择 7 种不同地物的典型样本。影像的信息量通常集中在缨帽变换的前 3 个分量,第 4 分量及以后的各个分量通常没有明确的物理意义,并且在遥感研究中应用的也较少。尽管如此,为了方便 G-S 正交化的计算,同时保证缨帽变换系数的完整性,本文结合现有研究及不同地物的特点,也挑选了其他几类地物的典型样本。参考 Sheng 等^[16]在研究中巴资源卫星传感器的缨帽变换系数时定义的“蓝度分量”,本文将第 4 分量定义为蓝度分量,典型样本主要选择分布于城市郊区的工厂蓝色顶棚;在华北地区的秋季(11 月中旬左右),绝大多数的树叶会因为季节性变换而变得枯黄,因此本文将第 5 分量定义为黄度分量,典型样本选择秋季华北地区遥感影像上呈现大片黄色的植被;除了蓝色的工厂顶棚外,郊区也存在众多橙色的工厂顶棚,部分地区由于政府统一翻修也会出现大片的橙色屋顶(例如福建省厦门市殿前区),因此本文将第 6 分量定义为橙度分量,典型样本选择橙色的工厂顶棚和橙色屋顶;此外,考虑到大量呈现灰色的高速公路也能在影像上反映出来,

本研究将第 7 分量定义为灰度分量,典型样本选择匀质区域的高速公路。第 8 分量通常被认为是噪音分量并可直接从方程组中解算出来,因此,不需要再针对第 8 分量挑选典型的地物样本。

1.2.3 G-S 正交化变换

固定 GF-6 WFV 的湿度分量以后,结合前面得到的不同地物的典型样本光谱特征,可以用 G-S 正交化的方法依次推导出亮度、绿度、蓝度、黄度、橙度及灰度分量。最后通过解方程组得到第 8 分量,即可获得 GF-6 WFV 完整的缨帽变换系数。具体方法如下:

1)亮度分量。Richardson 等^[21]提出的土壤线(soil line)概念可以综合反映具有不同水分条件的土壤亮度情况,已在许多研究中作为描述土壤反射率的关键要素。Jackson^[22]在推导缨帽变换系数时指出土壤线的方向可以作为亮度分量的起始方向,并在缨帽变换研究得到了广泛的应用^[4,18,23]。根据该方法,首先在实验影像上选择大量的干土壤和湿土壤像元,分别对干、湿土壤像元各波段的反射率进行平均计算以得到典型的干、湿土壤样本,干、湿土壤样本 8 个波段反射率所组成的向量可写成 s_d 和

s_w ,其中 $s_d=(y_1,y_2,y_3,y_4,y_5,y_6,y_7,y_8)$, $s_w=(x_1,x_2,x_3,x_4,x_5,x_6,x_7,x_8)$,则有:

$$b=s_d-s_w,$$

(7)

式中 b 为以湿土壤为起始点指向干土壤方向的向量,代表亮度分量的方向。利用 G-S 正交化方法使其与代表湿度方向的向量 a 正交,再对其进行单位化即可得到亮度系数 A_2 ,公式为:

$$A'_2=b-\frac{[a,b]}{[a,a]}a,$$

(8)

$$A_2=\frac{A'_2}{\|A'_2\|}。$$

(9)

2)绿度分量。确定能代表绿度的植被样本点,假设其用空间向量 v 表示,则 $v=(z_1,z_2,z_3,z_4,z_5,z_6,z_7,z_8)$, z_i 为植被样本点在第 i 波段的表观反射率。然后在土壤线上选择一点为初始基准点(本文以干土壤点 s_d 为例),则有:

$$g=v-s_d,$$

(10)

式中: s_d 和 v 分别为土壤和植被样本点的向量; g 为以干土壤为起始点、植被为终点的向量,即指向绿度方向。利用 G-S 正交化将该向量分别与湿度和亮度分量正交,再进行单位化后即可得到缨帽变换的绿度分量系数 A_3 ,公式为:

$$A'_3=g-\frac{[a,g]}{[a,a]}a-\frac{[b,g]}{[b,b]}b,$$

(11)

$$A_3=\frac{A'_3}{\|A'_3\|}。$$

(12)

3)蓝度分量。确定能代表蓝度的样本点,假设其用空间向量 r 表示,则 $r=(k_1,k_2,k_3,k_4,k_5,k_6,k_7,k_8)$, k_i 为蓝色顶棚样本点在第 i 波段的表观反射率。则有:

$$f=r-s_d,$$

(13)

式中: s_d 和 r 分别为土壤和蓝色顶棚样本点的向量; f 为从干土壤样本点指向蓝色顶棚样本点的向量。将该线性无关的向量组转换为正交向量组,经过单位化后得到蓝度系数 A_4 ,公式为:

$$A'_4=f-\frac{[a,f]}{[a,a]}a-\frac{[b,f]}{[b,b]}b-\frac{[g,f]}{[g,g]}g,$$

(14)

$$A_4=\frac{A'_4}{\|A'_4\|}。$$

(15)

按照类似的方法,基于不同地物的典型样本可依次推导出黄度、橙度和灰度分量。由于第 8 分量满足与前 7 个分量垂直正交的条件,因此只需解方程组求解即可。设第 8 分量的方向向量 $A_8=(m_1,m_2,m_3,m_4,m_5,m_6,m_7,m_8)$,列出齐次线性方程组并求解出只含 1 个自由参数(常数 c)的通解 A'_8 ,经过单位化即可得到缨帽变换的第 8 分量 A_8 ,公式如下:

$$\sum_{j=1}^8 A_{ij}m_j=0,\quad i=1,2,\cdots,7,$$

(16)

$$A'_8=c\cdot[v_1,v_2,v_3,v_4,v_5,v_6,v_7,v_8]^T,$$

(17)

$$A_8=\frac{A'_8}{\|A'_8\|}。$$

(18)

2 结果与分析

2.1 缨帽变换系数

通过上述湿度分量回归和 G-S 正交变换的方法,可以得到 GF-6 WFV 传感器的缨帽变换系数(表 2)。从表 2 可以看出,缨帽变换的亮度分量是各个波段反射率的加权和,各波段权重均为正值,其中权重最大的为近红外(0.541 6)和红边 2(0.438 1)波段,反映了影像中各地物的明暗程度。绿度分量的变化受近红外和红边 2 波段的影响最大,权重分别为 0.560 4 和 0.431 5,其他波段对绿度分量的影响呈负方向,其中红光和黄光波段的权重相对较大(−0.380 8 和−0.378 2),紫光波段对绿度分量的影响最小(−0.086 7)。湿度分量的变化主要是由黄光(0.440 0)、绿光(0.386 1)波段与红光(−0.512 6)和红边 1(−0.432 0)波段的对比造成的,其他波段对湿度分量的贡献量相对较小,该分量能够增强水体,滩涂和植物,并且能够抑制干燥的土壤和城市建筑物。

表 2 GF-6 WFV 缨帽变换系数

Tab. 2 GF-6 WFV tasseled cap transformation coefficients

序号	变换分量	蓝光	绿光	红光	近红外	红边 1	红边 2	紫光	黄光
1	亮度	0.248 6	0.323 1	0.346 4	0.541 6	0.345 0	0.438 1	0.051 9	0.327 0
2	绿度	−0.240 4	−0.332 6	−0.380 8	0.560 4	−0.189 0	0.431 5	−0.086 7	−0.378 2
3	湿度	0.123 2	0.386 1	−0.512 6	−0.205 2	−0.432 0	0.338 6	−0.189 9	0.440 0
4	蓝度	0.723 2	−0.002 3	−0.220 6	0.269 6	−0.246 7	−0.305 5	0.420 1	−0.157 6
5	黄度	−0.080 8	0.178 4	0.114 5	−0.381 3	−0.050 8	0.506 2	0.658 0	−0.333 7
6	橙度	0.004 7	−0.037 5	0.007 0	0.005 4	0.012 5	−0.010 9	−0.013 6	0.009 1
7	灰度	0.145 8	0.061 0	−0.583 3	−0.162 2	0.766 7	0.035 2	−0.028 0	−0.136 0
8	第 8 分量	−0.528 1	0.106 1	−0.264 9	0.269 4	0.053 1	−0.309 5	0.554 4	0.401 5

2.2 纓帽变换的分量图

为了验证纓帽变换系数的普适性,本文选择了不同季节、不同区域的影像,将表 2 中推导的纓帽变换系数分别应用到 1 幅实验影像(衡水市)和 3 幅验证影像(荆门市、贺州市、黄山市)上,可以得到纓帽变换各分量的空间分布图(图 2)。从图中可以看出,实验影像(衡水市)和验证影像(荆门市、贺州市、黄山市)上得到亮度、绿度和湿度分量都有较为稳定的分布特征,即亮度分量中裸土信息被显著增强,绿度分量中植被信息被显著增强,而湿度分量中水体信息被显著增强。以湿度分量为例,对于缺乏

短波红外波段的传感器影像而言,采用常规的 G-S 正交化算法或者主成分分析法得到的湿度分量均存在一定程度的失真,往往会出现土壤的湿度分量大于植被或者植被的湿度分量大于水体的不合理现象。而本文得到的湿度分量具有较好的分布规律,在 4 幅影像上均呈现出水体的湿度分量最大,植被的湿度分量次之,裸土和建成区的湿度分量最小的规律,很好地避免了常规方法中推导的湿度分量失真问题。由于其他分量解释的信息量不多,且第 8 分量主要由噪音构成,所以本文未给出剩余分量的空间分布图。

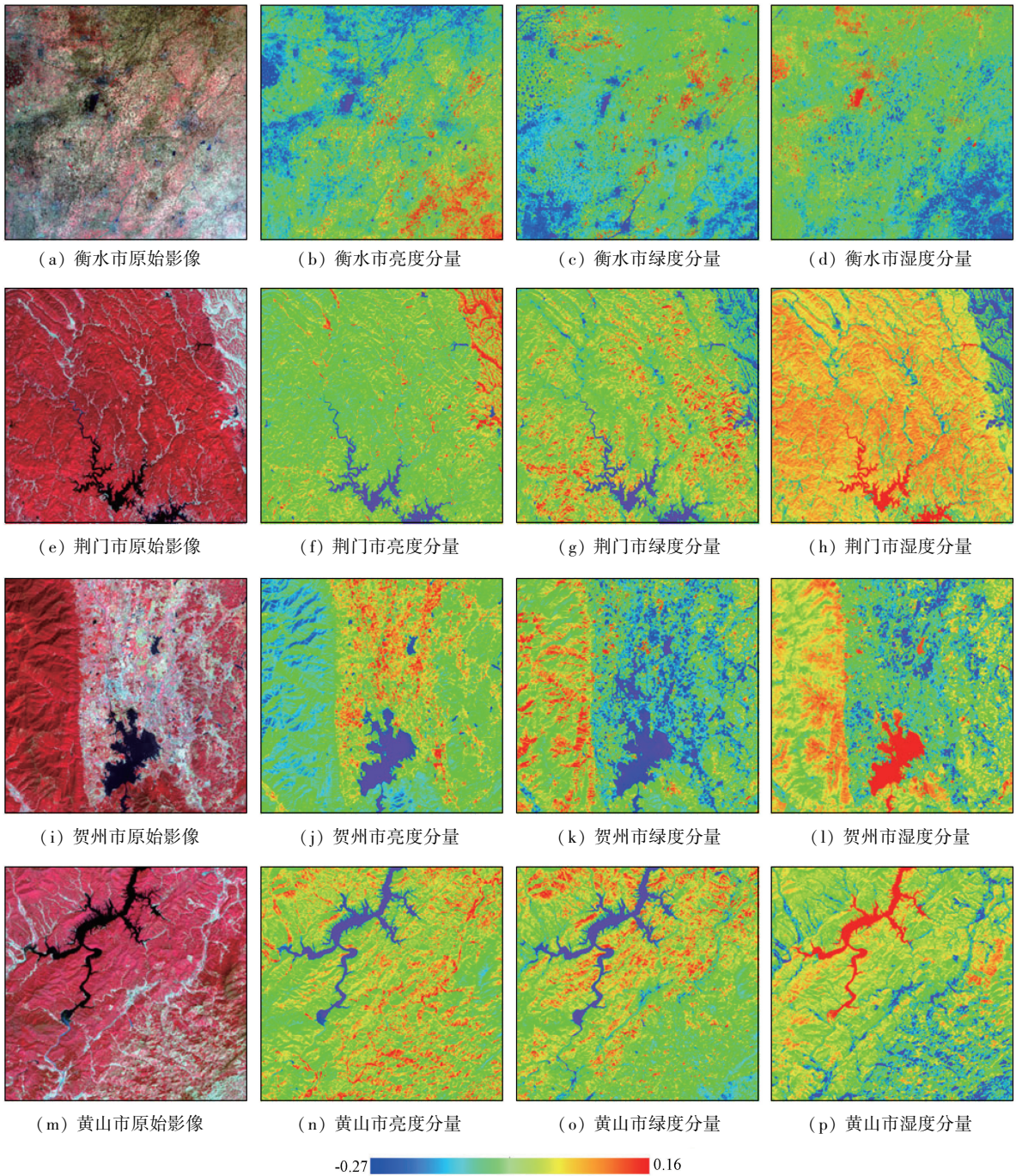


图 2 原始影像及纓帽变换分量

Fig. 2 Original images and tasseled cap transformation components

2.3 缨帽变换特征空间及检验

缨帽变换不同分量之间可以组合成不同的投影平面,得到不同的观测视角。最常用的 3 个投影平面分别是由亮度和绿度分量构成的“二维植被平面”、由亮度与湿度分量构成的“二维土壤平面”和由湿度和绿度分量构成的“二维平面过渡带”。在实验影像上选取了大量植被、水体、建筑、土壤等样本,将这些样本的缨帽变换结果投影到不同平面上,可以清晰地观察到地物在缨帽变换特征空间的典型分布特征(图 3)。图 3(a)表示地物在植被平面(亮

度-绿度)的典型分布特征,从图中可知,土壤线在基部与亮度分量轴平行,植物从土壤线上生长,随生长期的改变,先进入成熟期,然后进入衰老阶段,即沿箭头方向运动。在土壤平面和过渡带平面中,水体、植被、土壤、人工建筑等典型地物的分布特征如图 3(b)和(c)所示。将所有验证影像的缨帽变换结果全部投影到相应的平面上,发现尽管影像的成像时间和地点各不相同,但是地物在特征空间的分布都与图 3 基本一致,说明本文推导的缨帽变换系数能够很好地反映出地物的特征空间。

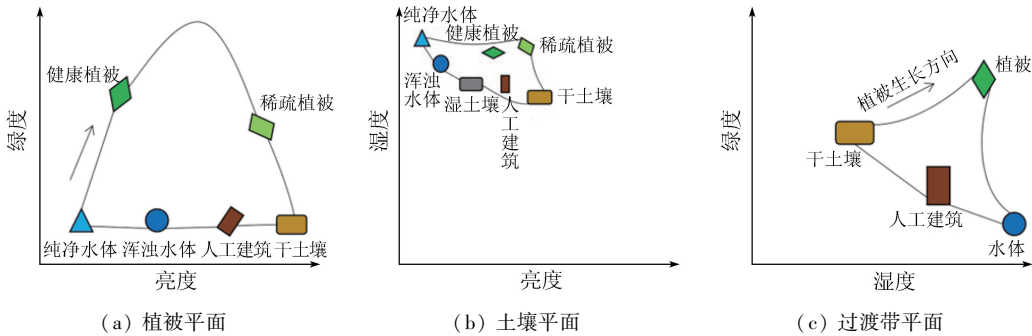


图 3 典型地物在二维平面上的理论分布

Fig. 3 Theoretical distribution of typical ground objects on two-dimensional plane

限于篇幅,本文以 2 幅同步的验证影像(GF-6 景序列号:247481)为例,对 GF-6 WFV 和 Landsat8 OLI 缨帽变换的特征空间进行对比分析,进一步检验本研究提出系数的可靠性。图 4(a)一(c)为地物在 GF-6 WFV 缨帽变换特征空间的分布,图 4(d)一(f)为地物在 Landsat8 OLI 缨帽变换特征空间的分布,均拉伸至[0,255]。其中,图 4(a)和(d)表示亮度-绿度组成的植被平面,图 4(b)和(e)表示

亮度-湿度组成的土壤平面,图 4(c)和(f)表示湿度-绿度组成的过渡平面。从图中可知,虽然 GF-6 WFV 和 Landsat8 OLI 的传感器设置有很大不同,但它们缨帽变换结果在投影平面上的分布特征仍然有相同的稳定模式,并且两者的分布规律有非常高的相似性,这也说明了本文推导的缨帽变换系数具有可靠性。

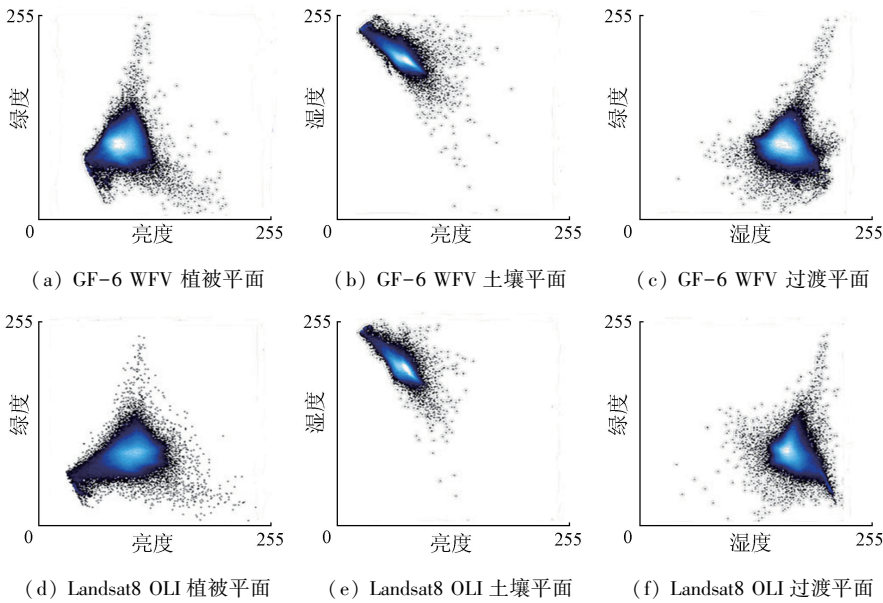


图 4 缨帽变换结果的二维散点图分布对比

Fig. 4 Comparison of two-dimensional scatterplot distributions of tasseled cap transformation results

为了进一步检验 GF-6 WFV 和 Landsat8 OLI 影像缨帽变换对应分量之间的一致性,本文利用相关系数(R)和均方根误差(root mean square error, RMSE)指标进行检验。在 GF-6 WFV 和 Landsat8 OLI 影像上采用等间距抽样法随机选取 13 251 个样本点,分别计算它们在亮度、绿度和湿度分量上的 R 和 RMSE,结果如表 3 所示。表 3 表明,虽然 GF-6 WFV 和 Landsat8 OLI 传感器在波段个数、波段范围以及光谱响应方面存在一定的差异,但二者对应的缨帽变换各分量之间依然具有较高的相关性,其中亮度和绿度分量的 R 都大于 0.85,湿度分量的 R 大于 0.75。此外,2 个传感器缨帽变换对应分量之间的 RMSE 基本上都低于 0.05。在缨帽变换各分量中,亮度分量集中反映了土壤的信息,所以土壤在亮度分量的值大于植被和水体。与此类似,由于绿度分量集中反映了植被的信息,植被在绿度分量的值大于土壤和水体等地物。正是由于地物在缨帽变换特征空间这种稳定的分布特征,使得 GF-6 WFV 和 Landsat8 OLI 在传感器设置、光谱响应方面虽然存在差异,但它们缨帽变换对应分量之间仍有很好的-一致性,同时也从侧面进一步表明本文推导的 GF-6 WFV 的缨帽变换系数是合理和有效的。

表 3 GF-6 和 Landsat8 同步影像验证
Tab.3 Synchronous image verification of GF-6 and Landsat8

同步影像	缨帽变换分量	R	RMSE
贵阳市	亮度	0.857	0.051 7
	绿度	0.860	0.022 6
	湿度	0.751	0.034 7
济南市	亮度	0.876	0.042 7
	绿度	0.853	0.035 6
	湿度	0.773	0.034 2

3 讨论

3.1 湿度分量对方向的敏感性

表 4 统计了常见卫星传感器和 GF-6 WFV 传感器缨帽变换各分量包含信息量的百分比。从表中可知,大部分传感器影像的信息量主要集中在亮度和绿度分量,湿度分量所包含的信息量十分有限。以 GF-6 WFV 传感器为例,亮度和绿度分量解释了影像 97.4%的信息量,而湿度分量仅解释了 0.9%的信息量。湿度分量包含信息量较少的原因主要是缺少对湿度敏感的短波红外波段^[2],这也导致了该分量对方向的变化非常敏感。因此,如果采用常规的 G-S 正交化方法先推导出亮度、绿度分量再推导湿度分量,由于正交化的限制条件,亮度和绿度分量

的方向会在一定程度上影响湿度分量方向的确定,很容易导致湿度分量失真的问题。

表 4 前 2 和前 3 个分量能解释的信息变化量
Tab.4 Total variance explained by the first two or three components

卫星传感器	前 2 个分量/%	前 3 个分量/%	第 3 分量/%	参考文献
IKONOS	98.3	99.8	1.5	文献[23]
QuickBird-2	98.3	99.7	1.4	文献[12]
CBERS-02B	—	98.0	—	文献[16]
HJ-1 A/B	98.0	99.9	1.9	文献[17]
GF-1 WFV2	97.3	98.9	1.6	文献[4]
GF-6 WFV	97.4	98.3	0.9	本文

通过大量试验发现,虽然 GF-6 WFV 传感器的湿度分量对方向的变化非常敏感,但亮度和绿度分量却都有很强的鲁棒性,因此在推导缨帽变换系数时为了避免 G-S 正交化过程中亮度、绿度分量对湿度分量方向的影响,可以先确定对方向敏感的湿度分量再确定对方向不敏感的亮度和绿度分量,从而在很大程度上避免了正交化过程中湿度分量失真的问题。在推导湿度分量时,由于 Landsat8 OLI 传感器具有对水分敏感的短波红外波段,其湿度分量包含信息量较多,可以以此作为参考,通过同步影像回归的方式确定 GF-6 WFV 传感器的湿度分量。计算向量间的光谱角 θ ,公式为:

$$\theta = \arccos \frac{[x,y]}{\|x\| \cdot \|y\|}。$$
 (19)

经计算可知,回归得到的 GF-6 WFV 传感器的湿度分量与采用土壤样本和植被样本确定的亮度和绿度分量之间接近于垂直正交,其中湿度分量与亮度分量的夹角 $\theta_1 = 93.65^{\circ}$,湿度分量与绿度分量的夹角 $\theta_2 = 85.01^{\circ}$ 。这说明在确定了湿度分量之后,只需要对亮度和绿度的方向做细微调整即可满足正交化条件。由于亮度和绿度分量对方向具有很好的鲁棒性,对这 2 个分量微小的方向调整并不会改变 2 个分量的有效性。

3.2 缨帽变换系数在实际应用中的有效性

遥感影像融合是缨帽变换系数的重要应用方向之一。因此,可以通过遥感影像融合的案例进一步检验本文推导的 GF-6 WFV 传感器缨帽变换系数在实际应用中的有效性。由于 GF-6 卫星搭载了高分辨率相机(PMS,2 m 全色/8 m 多光谱)和中分辨率宽幅相机(WFV,16 m 多光谱),可以将本文针对 GF-6 WFV 传感器提出的缨帽变换系数应用到与 PMS 全色波段数据的融合中以检验缨帽变换系数在实际应用中的有效性。

以 2021 年 12 月 19 日在福州市成像的 GF-6 WFV(景序列号: 496368)和 GF-6 PMS(景序列号: 496165)同步影像为数据源,影像融合的主要流程为^[1]: 首先,利用表 2 缨帽变换系数计算出 GF-6 WFV 影像的亮度、绿色、湿度及其他分量; 然后,将 GF-6 PMS 的全色波段(2 m 分辨率)与经过缨帽变换后得出的亮度分量(16 m 分辨率)进行直方图匹

配,保证二者的直方图具有相似分布特征; 再用匹配后的全色波段替换 GF-6 WFV 影像的亮度分量; 最后,将替换后的亮度分量(即直方图匹配后的全色波段)与其他 7 个分量组合成新的缨帽变换分量,并进行缨帽变换逆变换。缨帽变换逆变换的系数可通过对表 2 中缨帽变换系数进行矩阵逆运算得到(表 5)。

表 5 GF-6 WFV 缨帽逆变换系数
Tab. 5 Inverse tasseled cap transformation coefficients of GF-6 WFV

序号	变换分量	蓝光	绿光	红光	近红外	红边 1	红边 2	紫光	黄光
1	亮度	0.273 7	-0.256 1	0.262 0	0.741 6	0.093 1	6.565 4	0.134 4	-0.484 1
2	绿色	0.221 0	-0.268 9	-0.179 2	-0.095 5	-0.529 9	-26.740 1	0.107 2	-0.072 9
3	湿度	0.346 0	-0.380 6	-0.514 6	-0.221 0	0.112 0	-0.093 8	-0.583 2	-0.265 5
4	蓝色	0.517 2	0.575 6	-0.340 1	0.247 4	-0.550 4	-6.381 9	-0.151 2	0.226 7
5	黄色	0.353 9	-0.194 6	-0.382 6	-0.238 5	0.011 1	2.337 0	0.762 7	0.068 8
6	橙度	0.470 8	0.411 1	0.520 0	-0.275 6	0.735 5	8.582 8	0.020 4	-0.252 0
7	灰度	0.077 3	-0.102 5	-0.050 0	0.443 2	0.833 4	6.620 0	-0.039 4	0.598 7
8	第 8 分量	0.392 3	-0.419 0	0.801 2	-0.098 0	0.118 9	17.087 9	-0.165 5	0.515 9

基于表 5 中的缨帽变换逆变换系数,将亮度分量被替换后的缨帽变换各分量代入式(20)即得到融合了全色波段信息的 2 m 高分辨率多光谱影像:

$$B = A^{-1} \cdot C, \tag{20}$$

式中: A^{-1} 为缨帽变换逆变换系数矩阵; C 为缨帽变换各分量; B 为经过缨帽变换逆变换后得到的高分辨率融合影像。

图 5 是根据上述方法融合成的 2 m 分辨率的 GF-6 WFV 影像的假彩色合成图。从图中可以看出,GF-6 WFV 影像的分辨率显著提高(从 16 m 提高到 2 m),各类地物的边界清晰可辨。与融合前的

影像相比,融合后的影像上增加了许多细节,例如房屋建筑、植被轮廓等与周边地物之间有了更加明显的区分,街道旁细小的绿化带以及湖水的轮廓边界也清晰可见(图 5(c)和(d))。与此同时,融合后的影像还具有较高的光谱保真度,表现为与融合前的影像具有相对一致的色调和对比度。以匀质的河流为例,融合前后影像上的河流具有一致的颜色和色调特征,即北部上游河流颜色相对较深,南部河流颜色相对较浅(图 5(a)和(b)),这与福州市上游水体相对清澈,下游水体杂质相对较多的实际情况相符。由此可见,本文推导的 GF-6 WFV 缨帽变换系数在影像融合等实际应用中是有效的。

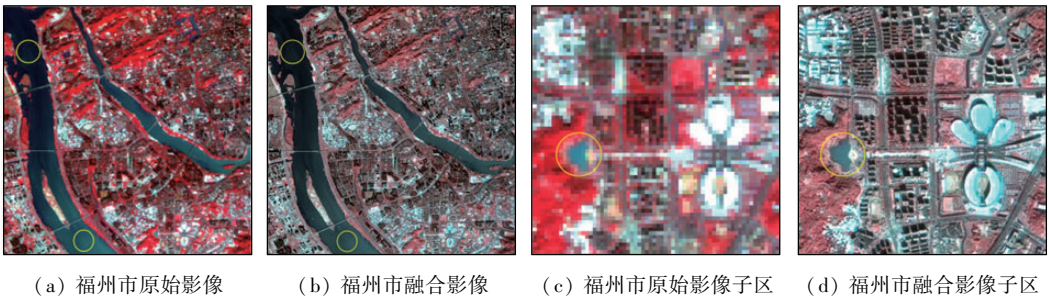


图 5 原始影像与缨帽变换融合结果图对比

Fig. 5 Comparison of original images and tasseled cap transformation fusion result

4 结论

针对缺乏短波红外波段的 GF-6 WFV 传感器,本文采用湿度分量回归结合 G-S 正交逆变换的方法开发出了 GF-6 WFV 传感器的缨帽变换系数。该方法的核心在于针对湿度分量对方向敏感的问题调整了亮度、绿色和湿度分量的推导顺序,即先固定

对方向敏感的湿度分量,再依次确定对方向具有较大鲁棒性的亮度和绿色分量,从而很好地解决了缺乏短波红外波段传感器缨帽变换系数推导中湿度分量失真的问题。

1) 本文所提出的 GF-6 WFV 缨帽变换系数在不同地区、不同时期和不同季节都具有较好的稳定性和适用性。

2) 所提系数的前 3 个分量可以解释影像数据

98.3%的信息量,其中 GF-6 和 Landsat8 对应的亮度和绿度分量的相关性超过了 0.85。

3)该系数可以很好地应用在影像融合等相关研究中,为推动国产卫星数据更广泛的应用奠定一定的基础。

参考文献 (References) :

[1] 陈超,江涛,刘祥磊. 基于缨帽变换的遥感图像融合方法研究[J]. 测绘科学,2009,34(3):105-106,163.
Chen C, Jiang T, Liu X L. Research on remote sensing image fusion methods based on tasseled cap transformation[J]. Science of Surveying and Mapping, 2009, 34(3): 105-106, 163.

[2] 陈超,何新月,傅姣琪,等. 基于缨帽变换的农田洪水淹没范围遥感信息提取[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(10):1560-1566.
Chen C, He X Y, Fu J Q, et al. A method of flood submerging area extraction for farmland based on tasseled cap transformation from remote sensing images[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2019, 44(10): 1560-1566.

[3] 徐涵秋. 区域生态环境变化的遥感评价指数[J]. 中国环境科学, 2013, 33(5):889-897.
Xu H Q. A remote sensing index for assessment of regional ecological changes[J]. China Environmental Science, 2013, 33(5): 889-897.

[4] 王帅,徐涵秋,施婷婷. GF-1 WVF2 传感器数据的缨帽变换系数反演[J]. 地球科学进展, 2018, 33(6):641-652.
Wang S, Xu H Q, Shi T T. Retrieval of tasseled cap transformation coefficients for GF-1 WVF2 sensor data[J]. Advances in Earth Science, 2018, 33(6): 641-652.

[5] Kauth R J, Thomas G S. The tasselled cap: A graphic description of the spectral-temporal development of agricultural crops as seen by Landsat[C]//LARS Symposia, 1976:159.

[6] Crist E P, Cicone R C. Application of the tasseled cap concept to simulated thematic mapper data[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 1984, 50(3):343-352.

[7] Huang C, Wylie B, Yang L, et al. Derivation of a tasselled cap transformation based on Landsat 7 at-satellite reflectance[J]. International Journal of Remote Sensing, 2002, 23(8):1741-1748.

[8] Baig M H A, Zhang L, Shuai T, et al. Derivation of a tasselled cap transformation based on Landsat 8 at-satellite reflectance[J]. Remote Sensing Letters, 2014, 5(5):423-431.

[9] Liu Q, Liu G, Huang C, et al. A tasseled cap transformation for Landsat 8 OLI TOA reflectance images[C]//Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2014:541-544.

[10] Liu Q, Liu G, Huang C, et al. Comparison of tasselled cap transformations based on the selective bands of Landsat8 OLI TOA reflec-

ance images[J]. International Journal of Remote Sensing, 2015, 36(2):417-441.

[11] 李博伦,遼超普,颜晓元. Landsat8 陆地成像仪影像的缨帽变换推导[J]. 测绘科学, 2016, 41(4):102-107.
Li B L, Ti C P, Yan X Y. Study of derivation of tasseled cap transformation for Landsat8 OLI images[J]. Science of Surveying and Mapping, 2016, 41(4): 102-107.

[12] Yarbrough L D, Eason G, Kuszmaul J. QuickBird 2 tasseled cap transform coefficients: A comparison of derivation methods[C]//Pecora 16 Global Priorities in Land Remote Sensing, Sioux Falls, South Dakota, 2005, 16:23-27.

[13] Verdin J, Eckhardt D, Lyford G. Evaluation of SPOT imagery for monitoring irrigated lands[C]//Proceedings International Conference on SPOT 1 Image Utilization, Assessment, Results p81-91 (SEEN88-2834622-43), Paris, 1987.

[14] Silva D A. Determination of ‘tasseled cap’ transformation parameters for images obtained by the SPOT satellite[C]//International Symposium on Remote Sensing of Environment, 24th, Rio de Janeiro, Brazil, 1992:291-300.

[15] Lobser S E, Cohen W B. MODIS tasselled cap: Land cover characteristics expressed through transformed MODIS data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2007, 28(22):5079-5101.

[16] Sheng L, Huang J F, Tang X L. A tasseled cap transformation for CBERS-02B CCD data[J]. Journal of Zhejiang University (Science B), 2011, 12(9):780-786.

[17] Chen C, Tang, Bian Z. Tasseled cap transformation for HJ-1A/B charge coupled device images[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2012, 6(1):063575.

[18] 施婷婷,徐涵秋,王帅. ZY-3 MUX 传感器数据的缨帽变换系数推导[J]. 遥感学报, 2019, 23(3):514-525.
Shi T T, Xu H Q, Wang S. Derivation of tasselled cap transformation coefficients for ZY-3 MUX sensor data[J]. Journal of Remote Sensing, 2019, 23(3): 514-525.

[19] Chander G, Markham B L, Helder D L. Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors[J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113(5):893-903.

[20] Crist E P, Kauth R J. The tasseled cap demystified[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1986, 52.

[21] Richardson A J, Wiegand C L. Distinguishing vegetation from soil background information[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1977, 43:1541-1552.

[22] Jackson R D. Spectral indices in N-Space[J]. Remote Sensing of Environment, 1983, 13(5):409-421.

[23] Horne J H. A tasseled cap transformation for IKONOS images[C]//ASPRS 2003 Annual Conference Proceedings. ASPRS, 2003.

Derivation of tasseled cap transformation coefficients for GF-6 WFV sensor data

ZHANG Haojie¹, YANG Lijuan^{1,2}, SHI Tingting^{2,3}, WANG Shuai¹

(1. School of Geography and Oceanography, Minjiang University, Fuzhou 350108, China; 2. Institute of Remote Sensing Information Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China; 3. School of Economics and Management of Minjiang University, Fuzhou 350108, China)

Abstract: Tasseled cap transformation (TCT), one of the most common methods in image enhancement, has been extensively applied in remote sensing. However, high-resolution satellite sensors (like GF-6 WFV) usually lack short-wave infrared bands, leading to distorted wetness components in TCT coefficients obtained using the conventional Gram-Schmidt (G-S) orthogonalization method. Hence, this study selected 12 GF-6 WFV images covering different regions, temporal phases, and seasons, as well as six synchronous Landsat8 images for wetness component regression, determining the wetness component coefficient of the GF-6 WFV sensor. Furthermore, it employed the inversed G-S algorithm to deduce the brightness, greenness, and other components, deriving the TCT coefficient of the GF-6 WFV sensor. This study found that: ① Adjusting the derivation order of the wetness component in TCT (that is, the derivation of the wetness component comes before that of other components like brightness and greenness) allows more effective derivation of the TCT coefficient of the GF-6 WFV sensor, avoiding the distortion of the wetness component; ② The TCT components of the GF-6 WFV sensor exhibited stable characteristics, with surface features displaying a typical “tasseled cap” distribution in the feature plane composed by various TCT components; ③ Despite the differences in band setting and spectral response, GF-6 WFV and Landsat8 OLI sensors manifested high consistency in corresponding TCT components, with a correlation coefficient of up to 0.8.

Keywords: GF-6; tasseled cap transformation; Landsat8; Gram-Schmid orthogonalization; wetness component
(责任编辑: 张 仙)