

ZY-3 MUX传感器数据的缨帽变换系数推导

施婷婷, 徐涵秋, 王帅

1. 福州大学环境与资源学院 空间数据挖掘与信息共享教育部重点实验室, 福州 350116;

2. 福州大学遥感信息工程研究所, 福州 350116;

3. 福建省水土流失遥感监测评估重点实验室, 福州 350116

摘要: 缨帽变换是一种实用性都很强的遥感影像增强方法, 已被成功地应用于各种遥感领域。然而, 对于缺少中红外波段的4波段高分卫星传感器, 采用常规的Gram-Schmidt正交化方法难以推导出缨帽变换的湿度分量, 即便少量推导出湿度分量的算法也存在着结果失真的问题。因此, 开展针对4波段传感器缨帽变换系数的推导, 提出了先确定湿度分量、再确定亮度和绿度分量的逆推算法, 并将其应用在ZY-3 MUX传感器数据上。实验结果表明: (1) 逆推方法可以有效地推导出ZY-3 MUX缨帽变换的湿度分量, 较好地解决了前人研究中出现的湿度分量失真问题; (2) 新方法求出的3个分量的散点在其三维特征空间中呈现典型的“缨帽”特征, 较于传统的Gram-Schmidt正交化方法, 新方法的散点在水体、植被和建筑用地/裸土之间的空间分布位置可以更好地相互分离, 不会造成不同地类之间的混淆; (3) 采用新方法所得到的缨帽变换系数的精度好于传统的Gram-Schmidt正交化方法, 体现在新方法具有较高的 R 值和较低的RMSE误差。本研究可为ZY-3 MUX数据提供一套有效的缨帽变换系数, 同时也为缺乏中红外波段的高空间分辨率遥感影像提供一种新的缨帽变换系数推导方法, 解决了常规Gram-Schmidt正交化方法无法准确表示湿度分量的问题。

关键词: 缨帽变换, 湿度分量, 资源三号(ZY-3), Landsat 8, Gram-Schmidt正交化

引用格式: 施婷婷, 徐涵秋, 王帅. 2019. ZY-3 MUX传感器数据的缨帽变换系数推导. 遥感学报, 23(3): 514–525

Shi T T, Xu H Q and Wang S. 2019. Derivation of tasseled cap transformation coefficients for ZY-3 MUX sensor data. *Journal of Remote Sensing*, 23(3): 514–525 [DOI:10.11834/jrs.20197496]

1 引言

缨帽变换TCT(Tasseled Cap Transformation), 也称为K-T变换, 是Kauth和Thomas (1976)在利用Landsat MSS影像研究农作物和植被的生长过程时提出的, 旨在MSS影像样点数据构成的多维光谱空间中, 通过线性正交变换、空间轴旋转, 将植被和土壤信息映射到多维空间的平面上, 因其光谱图形呈“缨帽状”而得名。由于缨帽变换形成的各分量影像可以较好地地区分地表主要地物的信息, 因此被广泛应用于农业信息提取(Tatsumi 等, 2016; Li 等, 2016b; Aqduş 等, 2012)、植被健康监测(Erener, 2011)、森林分类(Santra和Mitra, 2014)、叶面积指数估算(Li 等, 2016a; 阎广建

等, 2016)、生物量反演(Kazar和Warner, 2013; 蒙诗栋 等, 2017)、土地覆盖变化检测(Vázquez-Jiménez 等, 2017)、遥感生态监测与评价(徐涵秋, 2013; Zanchetta 等, 2016)等诸多领域。

缨帽变换依赖于传感器本身的波段设置和特性, 不同传感器的变换系数并不能通用(Liu 等, 2015), 因此, 自MSS缨帽变换系数提出以来, 一系列不同传感器的缨帽变换系数也被相继推导出。目前, 国内外已有许多卫星数据推导出了缨帽变换系数。Crist和Cicone (1984)基于Kauth和Thomas (1976)的方法, 提出了针对Landsat TM的缨帽变换系数, 发现TM影像中土壤亮度轴是由样点前3个主分量轴分别构成的“土壤视面”和“植被视面”的相交线确定的, 并将其第3分量定义为湿度分

收稿日期: 2017-11-21; 预印本: 2018-04-24

基金项目: 国家重点研发计划(编号: 2016YFA0600302); 福建省测绘地理信息局项目(编号: 2017JX02)

第一作者简介: 施婷婷, 1993年生, 女, 博士研究生, 研究方向为环境资源遥感应用。E-mail: shitingting93@163.com

通信作者简介: 徐涵秋, 1955年生, 男, 教授, 研究方向为环境资源遥感应用。E-mail: hxu@fzu.edu.cn

量,它反映了地面(特别是土壤)的水分状态,随后又做了基于反射率的系数推导(Crist, 1985)。Huang等(2002)采用与Crist和Cicone (1984)相同的方法推导了Landsat 7 ETM+影像缨帽变换的系数,并发现直接利用灰度值(DN)推导的缨帽变换系数是不准确的,而基于表观反射率提取的亮度、绿度、湿度分量相互独立,不受云污染的影响。Baig等(2014)利用TM影像的缨帽变换系数确定虚拟目标,推导出基于表观反射率的Landsat 8 OLI数据的缨帽变换系数。此后,Liu等(2015)和李博伦等(2016)也相继提出了Landsat 8 OLI数据的缨帽变换系数。除了Landsat系列卫星外,Wang和Sun(2005)和Yarborough等(2005b)分别采用Gram-Schmidt正交化和主成分变换对ASTER影像进行了缨帽变换系数的推导。Ivits等(2008)利用Gram-Schmidt正交化分别对不同季节和不同地理位置的SPOT5影像进行缨帽变换系数的推导,并指出季相和区域的不同是影响缨帽变换系数推导的重要因素。Liu等(Liu和Liu, 2009; Liu等, 2010)采用Gram-Schmidt正交化分别对CBERS-02和HJ-1B CCD2影像进行了缨帽变换系数的推导。Nedkov (2017)则选取位于保加利亚地区的Sentinel-2卫星影像,采用Gram-Schmidt正交化推导了Sentinel-2影像的缨帽变换系数。在高空间分辨率影像方面,Horne (2003)对IKONOS影像的缨帽变换系数进行了推导,通过计算所有影像的总平均主成分分量来获得缨帽变换的各分量系数。Yarborough等 (2005a)分别利用Gram-Schmidt正交化、主成分分析和“双步”正交化等3种方法推导了QuickBird影像的缨帽变换系数,并指出Gram-Schmidt正交化更适合QuickBird数据缨帽变换系数的提取。在低空间分辨率影像方面,目前仅有Lobser和Cohen(2007)采用了一种间接的方法,将TM影像缨帽变换的系数直接应用于MODIS影像,得到目标特征空间,然后参照所得特征空间对原始影像光谱空间进行旋转,从而得到MODIS数据的缨帽变换系数。

总的来看,当前缨帽变换系数的推导主要集中在中分辨率影像,而高分辨率影像则很少,主要是因为高分辨率影像的波段数少,通常只有可见光和近红外的4个波段,缺乏推导湿度分量所需要的中红外波段。因此在现有推导出的高分辨率影像的缨帽变换系数中,有的缺乏湿度分量,而是笼统地将其称为第3分量,如Horne(2003)提出的

IKONOS影像的缨帽变换系数;有的虽然推导出湿度分量,但却存在着结果失真的问题,如Yarborough等 (2005a)推导的QuickBird影像的缨帽变换系数。因此,湿度分量已成为高空间分辨率影像缨帽变换系数推导的一大瓶颈,以致在2005年后出现了中断。显然,如果要在缺乏中红外波段的高分辨率遥感影像上实现缨帽变换,湿度分量的推导就显得尤为重要,它已成为目前亟待解决的问题。

进入21世纪以来,中国民用卫星对地观测系统得到了迅速的发展,许多搭载新型传感器系统的卫星相继升空,极大地推动了中国遥感卫星产业和应用水平的发展。而2012年1月9日成功发射的资源3号卫星(ZY-3)作为中国首颗民用高分辨率卫星,至今运行正常,发射以来已在国土资源调查、防灾减灾、生态环境、城市规划与建设、交通等领域发挥重要作用(Liu等, 2017; Li等, 2016b; Yuan等, 2016; 徐涵秋等, 2016; 王佳等, 2014)。然而,目前仍未有针对ZY-3 MUX传感器数据的缨帽变换系数,这在一定程度上限制了该数据的应用。因此,本研究开展了针对ZY-3 MUX影像缨帽变换系数的推导,重点研究其湿度分量的反演方法,为该传感器数据提供有效的缨帽变换系数,同时也为缺乏中红外波段的4波段遥感影像的缨帽变换系数推导提供新的解决途径。

2 数据与研究方法

2.1 数据源获取及其预处理

由于缨帽变换的结果会受到影像的季相和研究区域的影响(Liu等, 2015; Ivits等, 2008),为了保证所求得的变换系数具有普适性,对现有的影像数据进行了搜索,共选取了涵盖不同季节、横跨中国西北—中—东南部的11幅无云和近无云的ZY-3 MUX影像和6幅与其同步或近同步的Landsat 8 OLI影像(表1)。其中,近同步的5对影像对的气象条件均相近,无明显降雨(气象数据来源: https://rp5.ru/Weather_in_China [2018-04-19]),因此对缨帽变换系数尤其是湿度分量的推导及验证的影响较小。

为了减少不同时相影像在地形、光照等方面的差异以及保证影像间空间叠加分析的准确性,所有影像均需要经过正射校正和辐射校正。目前,缨帽变换系数的推导有基于DN值,也有基于

地表反射率或表观反射率来进行。然而基于DN值的算法存在不准确的问题(Huang等, 2002), 而基于地表反射率的方法又由于缺乏大气校正所需的气象资料而难以开展。因此, 目前大多数缨帽变换系数的推导都是基于表观反射率进行的(Huang等, 2002; Ivits等, 2008; Liu等, 2010; Baig等, 2014; Liu等, 2015; 李博伦等, 2016), 本文同样基于表观反射率来推导缨帽变换系数。

表 1 数据源及研究区域
Table 1 Data sources and test areas

	所属地区	行政区划	成像时间	
			ZY-3 MUX	Landsat 8 OLI
实验影像	中国西北部	新疆阿克苏地区	2016-05-23	2016-05-28
		中国北部	内蒙古锡林郭勒盟	2016-09-16
	内蒙古包头市		2015-09-02	—
	中国中部	河南安阳市	2014-12-21	2014-12-16
		湖南常德市	2014-12-21	—
	中国东南部	福建福州市	2013-03-09	—
福建厦门市		2016-02-04	—	
验证影像	中国中部	湖北荆门市	2014-12-21	2015-01-01
		河南郑州市	2014-12-31	2015-01-01
	中国东南部	福建福州市	2014-06-14	—
		中国东部	广东深圳市	2013-12-23

首先进行影像的正射校正。由于购买的ZY-3 MUX影像是Level 1A级别, 因此可基于影像自带的RPC文件, 利用ENVI 5.3进行RPC正射校正。然后, 采用中国资源卫星应用中心官方网站提供的公式和参数来进行辐射校正(<http://218.247.138.119/CN/index.shtml> [2018-4-19]), 将影像的亮度值转换为表观反射率, 其公式为

$$\rho = [\pi \cdot (\text{gain} \cdot Q) \cdot d^2] / (E_s \cdot \cos\theta_s) \quad (1)$$

式中, ρ 为像元的表观反射率; Q 为亮度值(DN); gain 为对应波段的定标增益值($\text{W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{ster}^{-1} \cdot \mu\text{m}^{-1}$); d 为日—地天文单位距离; θ_s 为太阳天顶角; E_s 为大气顶部平均太阳辐照度($\text{W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \mu\text{m}^{-1}$)。以上参数可以从ZY-3的官方网站或影像的头文件获得。

由于从USGS网站下载的Landsat 8 OLI影像均是L1T数据产品, 已经过系统辐射校正和地面控制点的几何校正, 并且使用DEM数据进行地形校正, 因此可直接用于叠加分析。对于Landsat 8 OLI影像的辐射校正, 可采用Landsat 8用户手册的算法将影像的亮度值转换为表观反射率(USGS, 2016; 徐涵秋, 2015)。

$$\rho = (M_\rho \cdot Q + A_\rho) / \cos\theta_s \quad (2)$$

式中, M_ρ 和 A_ρ 分别为相应波段反射率的乘法调整系数和加法调整系数。式(2)中所需各参数均可在影像的头文件获取。

2.2 缨帽变换方法

缨帽变换是一种针对地表专题信息的影像增强方法, 是根据土壤、植被等光谱信息在多维空间中的信息分布结构对影像做的经验性正交变换, 具有明确的地学意义。缨帽变换的基本模型为

$$U = R^T x + r \quad (3)$$

式中, U 为缨帽变换后增强的数据信息; R 为缨帽变换系数; x 为各波段的灰度值或反射率; r 为偏移的常数, 以避免在变换过程中出现负值的情况(Crist和Kauth, 1986)。

目前, 推导缨帽变换系数的2种最主要方法分别为主成分分析法和Gram-Schmidt正交法。其中主成分分析主要针对波段数大于4个的传感器数据的缨帽变换, 而Gram-Schmidt正交法适用于波段数小于或等于4个的传感器数据的缨帽变换(Yarbrough等, 2005b)。但是常见的4波段传感器由于缺乏中红外波段, 采用Gram-Schmidt法难于推导出湿度分量, 因此已有的针对4波段传感器数据的缨帽变换有的只能将其笼统称为第3分量, 而不称其为湿度分量(Horne, 2003; Liu和Liu, 2009) (图1(a)、图1(b)); 有的虽然称其为湿度分量, 但其湿度分量会出现建筑用地的湿度分量值高于植被甚至水体的情况(Yarbrough等, 2005a; Chen等, 2012) (图1(c)、图1(d)), 有悖于水体和植被的湿度分量值应高于建筑用地的实际情况。如图1(b)中, 湖泊水体(蓝框内)和植被(绿框内)的第3分量值均低于西侧高亮度建筑用地/裸土(棕色框内)的第3分量值; 而在图1(d)中, 大部分建筑用地(棕色框内)的湿度分量值高于其东南部的植被(绿框内)的湿度分量值。

由于ZY-3也是4波段传感器, 因此采用Gram-Schmidt法显然同样无法得到理想的湿度分量。为此, 提出了一种逆推算法。它不同于传统Gram-Schmidt法先求亮度、绿度, 再求湿度分量的顺序, 而是先求湿度分量, 再求亮度、绿度分量, 力求先解决湿度分量这一难题后, 再计算亮度和绿度分量。

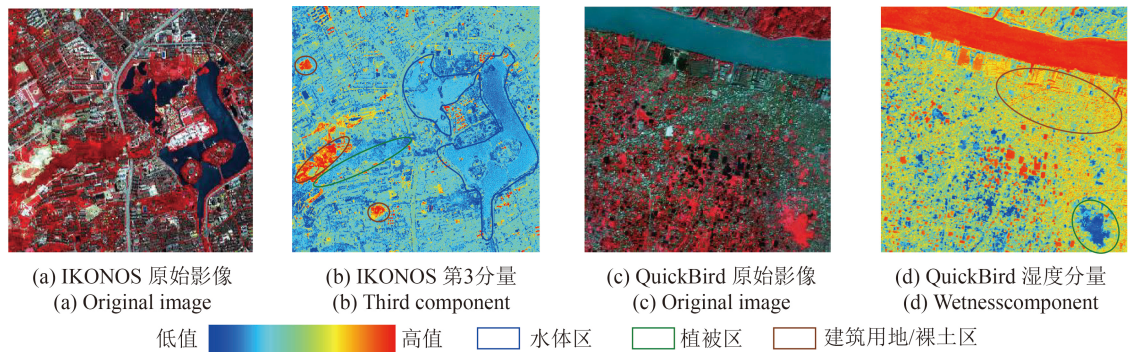


图1 已有缨帽变换算法的第3/湿度分量图

Fig. 1 Third/wetness components derived from existing TCT algorithms

2.2.1 湿度分量的求取

由于缨帽变换最早是在Landsat影像数据中实现,其系列的缨帽变换模型也最为成熟(Kauth和Thomas, 1976; Crist和Cicone, 1984; Huang等, 2002; Baig等, 2014),应用最多。因此,本文逆推算法的思路就是借助Landsat 8影像缨帽变换的湿度分量,通过找出它与ZY-3影像数据间的拟合关系来先求出ZY-3 MUX的湿度分量。

图2为求取湿度分量系数的流程图。首先,从内蒙古自治区锡林郭勒盟、新疆维吾尔自治区阿克苏地区和河南安阳市这3幅ZY-3与Landsat 8的同

步和近同步影像对中合计选取了一一对应的735297个随机样本点(其中植被: 242621; 水体: 112047; 裸土: 231250; 建筑: 149379),利用Baig等(2014)的算法求出Landsat 8影像缨帽变换的湿度分量,并将其作为因变量,然后以ZY-3 MUX各波段作为自变量,采用多元线性回归对二者进行拟合,求出ZY-3 MUX湿度分量的经验系数,并将其单位化,即获得ZY-3湿度分量的系数

$$\text{Wetness} = -0.1948\rho_1 + 0.7957\rho_2 - 0.5735\rho_3 + 0.0048\rho_4 - 0.008 \quad (R = 0.835) \quad (4)$$

式中, ρ_1 、 ρ_2 、 ρ_3 和 ρ_4 分别代表第1、2、3和4波段的表观反射率。方程通过 $p < 0.001$ 的显著性检验。

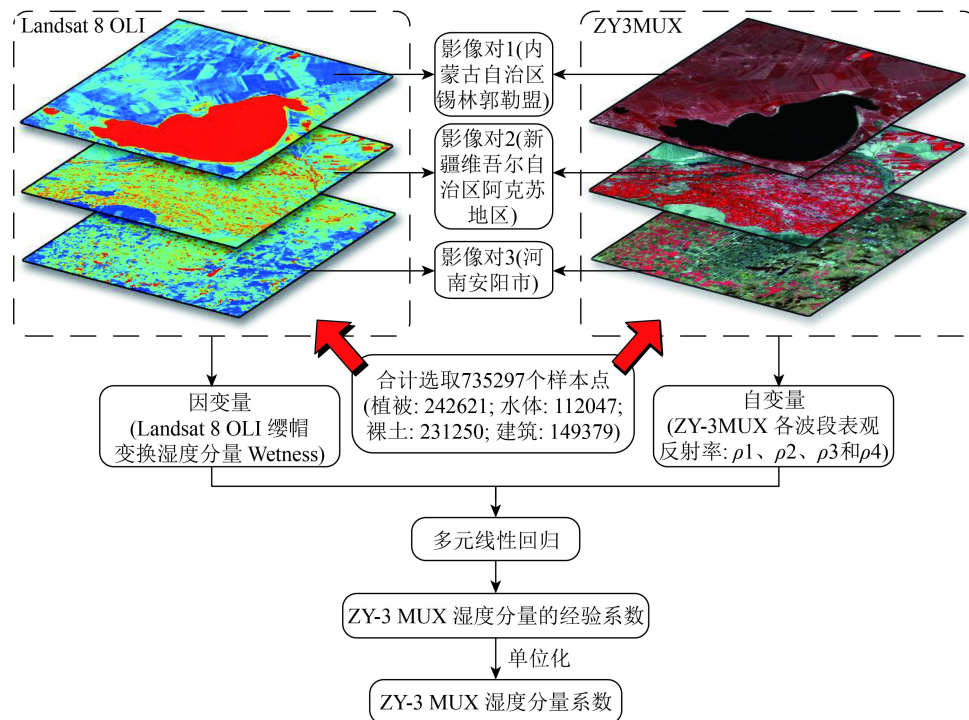


图2 求取湿度分量系数的流程图

Fig. 2 Flowchart of the derivation of the wetness-component coefficients

图3是在内蒙古自治区同步影像对中选取了不同地物的30个均质样区,然后考察逆推算法求出的ZY-3湿度分量与Landsat 8湿度分量的散点分布关系。可以看出,二者表现出高度的相关性, R^2 达到0.95 ($p < 0.001$),这表明借助Landsat 8湿度分量来获取的ZY-3湿度分量的方法是可行的。

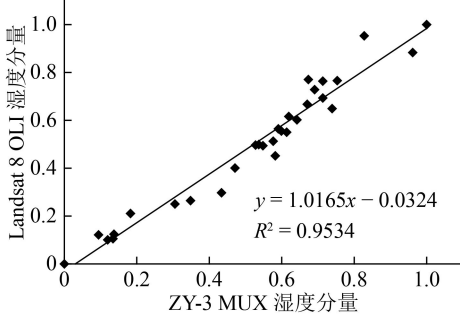


图3 同步影像对中ZY-3和Landsat 8缨帽变换的归一化湿度分量散点图

Fig. 3 Scatter plot of the normalized TCT wetness components between ZY-3 and Landsat 8 from the synchronous image pair

2.2.2 亮度、绿度和第4分量的求取

在求出了湿度分量后,可按照正交化原理求出垂直于湿度分量的亮度分量,其正交化计算公式如下(Jackson, 1983)

$$b_i = (\bar{X}_{sd} - \bar{X}_{sw})_i - D_{2,1}A_{1,i} \quad (5)$$

$$D_{2,1} = \sum_{i=1}^4 (\bar{X}_{sd} - \bar{X}_{sw})_i A_{1,i} \quad (6)$$

$$B = \left(\sum_{i=1}^4 b_i^2 \right)^{1/2} \quad (7)$$

$$A_{2,i} = b_i / B \quad (8)$$

$$\text{Brightness} = A_{2,1} \cdot \rho_1 + A_{2,2} \cdot \rho_2 + A_{2,3} \cdot \rho_3 + A_{2,4} \cdot \rho_4 \quad (9)$$

式中, b_i 所组成的向量(b_1, b_2, b_3, b_4)代表“土壤线”; \bar{X}_{sd} 为干土反射率在波段*i*的均值($i=1, \dots, 4$); \bar{X}_{sw} 为湿土反射率数据在波段*i*的均值; $A_{1,i}$ 指单位化向量,即上述所求的第1、2、3和4波段所对应的湿度分量系数; $D_{2,1}$ 代表第2分量与第1分量的关联系数; B 代表向量(b_1, b_2, b_3, b_4)的模长; $A_{2,i}$ 指向量单位化; $A_{2,1}$ 、 $A_{2,2}$ 、 $A_{2,3}$ 和 $A_{2,4}$ 分别代表第1、2、3和4波段所对应的亮度分量系数;Brightness为亮度分量,反映土壤反射率变化的信息。

再求出垂直于湿度和亮度分量的绿度分量

$$g_i = (\bar{X}_g - \bar{X}_{sw})_i - (D_{3,1}A_{1,i} + D_{3,2}A_{2,i}) \quad (10)$$

$$D_{3,1} = \sum_{i=1}^4 (\bar{X}_g - \bar{X}_{sw})_i A_{1,i} \quad (11)$$

$$D_{3,2} = \sum_{i=1}^4 (\bar{X}_g - \bar{X}_{sw})_i A_{2,i} \quad (12)$$

$$G = \left(\sum_{i=1}^4 g_i^2 \right)^{1/2} \quad (13)$$

$$A_{3,i} = g_i / G \quad (14)$$

$$\text{Greenness} = A_{3,1} \cdot \rho_1 + A_{3,2} \cdot \rho_2 + A_{3,3} \cdot \rho_3 + A_{3,4} \cdot \rho_4 \quad (15)$$

式中, g_i 所组成的向量(g_1, g_2, g_3, g_4)代表与前2个向量均正交的向量; \bar{X}_g 为高密度植被在波段*i*的均值($i=1, \dots, 4$); $D_{3,1}$ 代表第3分量与第1分量的关联系数; $D_{3,2}$ 代表第3分量与第2分量的关联系数; G 代表向量(g_1, g_2, g_3, g_4)的模长; $A_{3,i}$ 指向量单位化; $A_{3,1}$ 、 $A_{3,2}$ 、 $A_{3,3}$ 和 $A_{3,4}$ 分别代表第1、2、3和4波段所对应的绿度分量系数;Greenness为绿度分量,反映地表植被的绿度信息。

第4分量主要由噪音构成,其计算可按亮度和绿度分量的推导公式进行类推。

2.2.3 验证

(1) 正交性。以上各分量所推导的系数之间必须满足两两正交,因此采用以下公式对所求出的缨帽变换系数进行正交性检验

$$\sum_{i=1}^4 A_{k,i} A_{j,i} = 0 \quad (k \neq j; k = 1, 2, 3, 4; j = 1, 2, 3, 4) \quad (16)$$

$$\sum_{i=1}^4 A_{k,i} A_{j,i} = 1 \quad (k = j; k = 1, 2, 3, 4; j = 1, 2, 3, 4) \quad (17)$$

(2) GS (Gram-Schmidt)对比验证。为了检验所提出的逆推算法的合理性,同时采用传统的Gram-Schmidt法推导出ZY-3 MUX影像的缨帽变换系数,并将其与逆推算法进行比较。为描述方便,将逆推算法Back Derivation简称为BD,将Gram-Schmidt法简称为GS。

3 结果与分析

3.1 缨帽变换系数

分别采用上述BD和GS方法,推导出ZY-3 MUX影像的2套缨帽变换系数(表2),并将它们分别代入式(16)、(17)进行检验,发现任意两个分量系数乘积的和均为0,满足两两正交的规律。

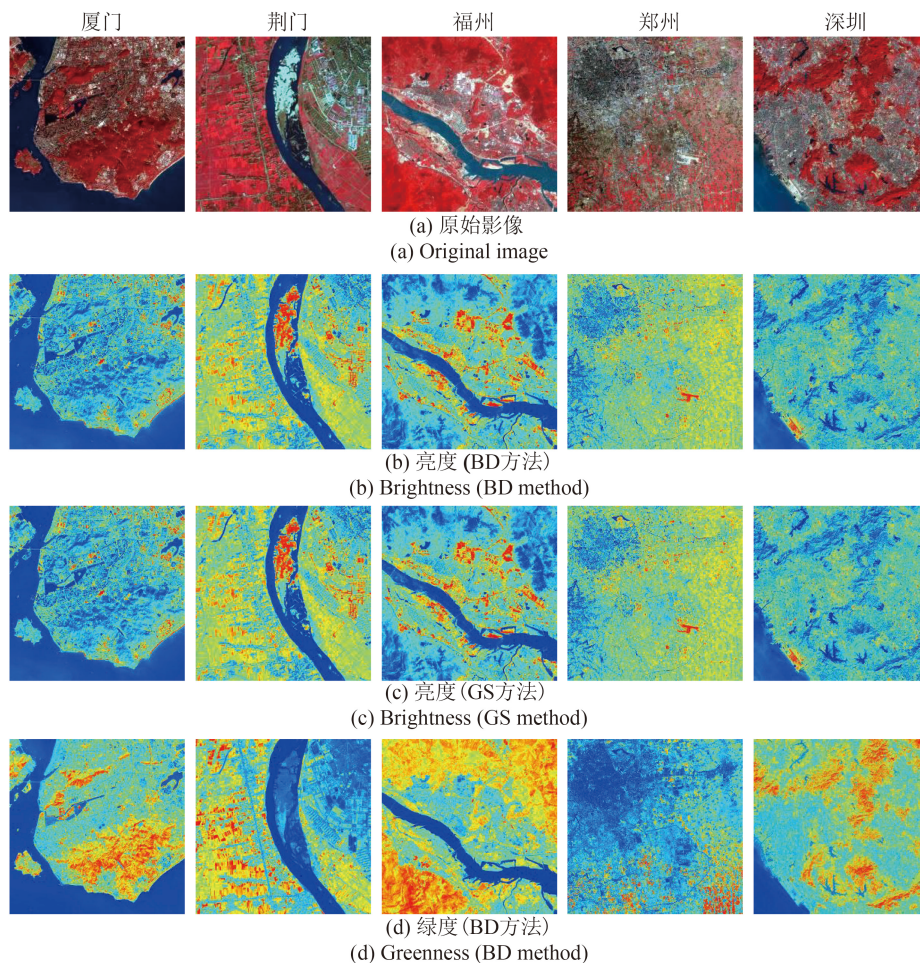
表2 ZY-3 MUX影像缨帽变换系数
Table 2 TCT coefficients of ZY-3 MUX

缨帽变换分量	BD方法				GS方法			
	蓝光	绿光	红光	近红外	蓝光	绿光	红光	近红外
亮度分量	0.3530	0.4739	0.5425	0.5970	0.3603	0.4430	0.5642	0.5964
绿度分量	-0.2384	-0.3605	-0.4124	0.8020	-0.2528	-0.2908	-0.4574	0.8015
湿度分量	-0.1948	0.7957	-0.5735	0.0048	0.3709	0.6280	-0.6827	-0.0448
第4分量	0.8835	-0.1112	-0.4545	-0.0211	0.8177	-0.5699	-0.0803	0.0053

从表2可以发现: (1) BD和GS方法的土壤亮度分量的各波段系数全部为正值, 各波段均对亮度分量起正向贡献, 且贡献度的顺序都是近红外>红光>绿光>蓝光。(2) 两种方法的绿度分量变换系数也很接近, 近红外波段仍然具有最大正向贡献量, 而其他波段均为负值, 数值的大小顺序均为近红外>蓝光>绿光>红光。红光波段的数值最低, 这也与植被反射率在近红外波段出现高值, 在红光波段出现低值的规律相符合。(3) 但两种方法的湿度分量系数差异较大, 它们的差异主要体现在蓝光和绿光波段。在蓝光波段, BD方法为负向贡

献, 而GS方法为正向贡献, 二者的系数差的绝对值达到0.5657, 而二者在绿光波段的系数差也较大, 达到0.1677。总体来看, 这两种方法的差异主要体现在湿度分量上, 这显然与二者采用的湿度推导方式不同有关。

根据所推导出的缨帽变换系数, 以1幅实验影像和4幅验证影像为例, 分别得到BD方法与GS方法所对应的亮度、绿度和湿度分量影像(图4), 并对二者进行比较和分析(由于第4分量以噪音为主, 因此将其略去)。



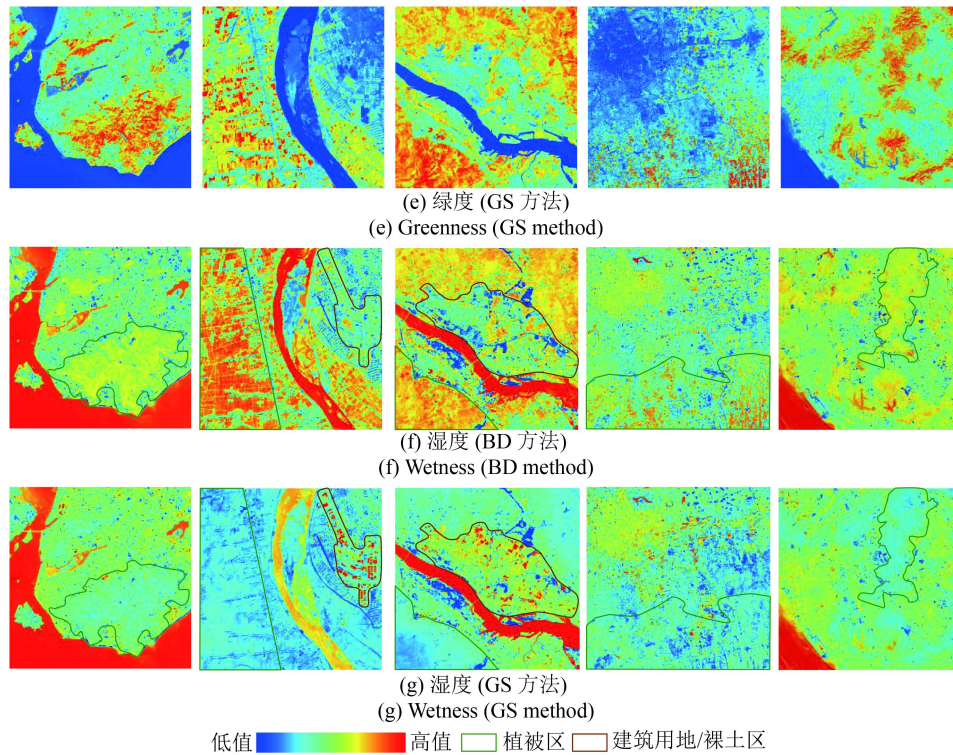


图4 原始影像及其缨帽变换分量图(实验影像: 厦门; 验证影像: 荆门、福州、郑州、深圳)

Fig. 4 The original images and their TCT component images (Test image: Xiamen; Validation images: Jingmen, Fuzhou, Zhengzhou and Shenzhen)

从图4(b)—4(e)可以看出, BD方法和GS方法在亮度和绿度分量的结果较为一致, 均表现为: (1) 土壤和高反照建筑物具有高的亮度分量值, 而水体的亮度分量值最低。(2) 植被具有高的绿度分量值, 水体的绿度分量值最低, 而道路和建筑等人工地物的绿度分量值介于二者之间。

BD方法和GS方法的不同主要体现在湿度分量。从图4(f)—(g)中所标记的植被和建筑用地/裸土区域可以看出: BD方法得到的湿度分量表现正常, 在5幅影像中, 湿度分量值均满足水体>植被>建筑用地/裸土, 与实际情况相吻合。而GS方法所得到的湿度分量则有悖于实际情况, 有的表现出建筑用地的湿度分量值高于植被, 甚至高于水体(如图4(g)的荆门影像), 有的则表现出植被的湿度被明显低估。这显然秉承了前述传统GS方法的缺点, 犯了4波段传感器缨帽变换在湿度分量上的同样错误。显然BD方法较好地解决了4波段传感器数据无法准确反演湿度分量的问题。

3.2 特征空间分析

为了分析所求缨帽变换系数结果的光谱空间

特征, 在验证影像上分别选取一些包含纯净水体、植被、建筑用地和裸土等土地覆盖类型的区域, 并分别将BD方法和GS方法得到的ZY-3 MUX影像的亮度、绿度和湿度分量共同组成了三维特征空间(各分量值均拉伸至0—255)。以荆门和福州影像为例(图5), 由亮度与绿度分量组成的投影平面称为“植被视面”(Plane of vegetation view); 亮度与湿度分量组成的投影平面称为“土壤视面”(Plane of soil view); 湿度和绿度分量组成的投影平面称为土壤视面和植被视面之间的过渡带(Transition zone view) (Crist和Cicone, 1984)。

BD方法与GS方法得到各分量散点在三维特征空间里均呈现特定的“缨帽”状特征, 部分土地覆盖类型的空间分布相对位置较为一致。如两种方法所得到的植被散点均集聚于“缨帽”的上方, 靠近帽尖的是健康浓密的植被, 其绿度值高, 且亮度和湿度值也相对较高; 水体则集聚于“缨帽”的左下角, 代表水体的高湿度、低亮度和低绿度的特征。不同的是: BD方法所得到的建筑用地/裸土的散点主要分布在“土壤视面”, 且分布在“土壤视面”中与水体相反的方向, 其空间分布相对集中。而

GS方法所得到的建筑用地/裸土散点偏离了“土壤视面”，造成了不同地物之间的混淆，图5(b)、

(d)可见许多紫色的建筑用地散点与绿色的植被散点混淆的情况。

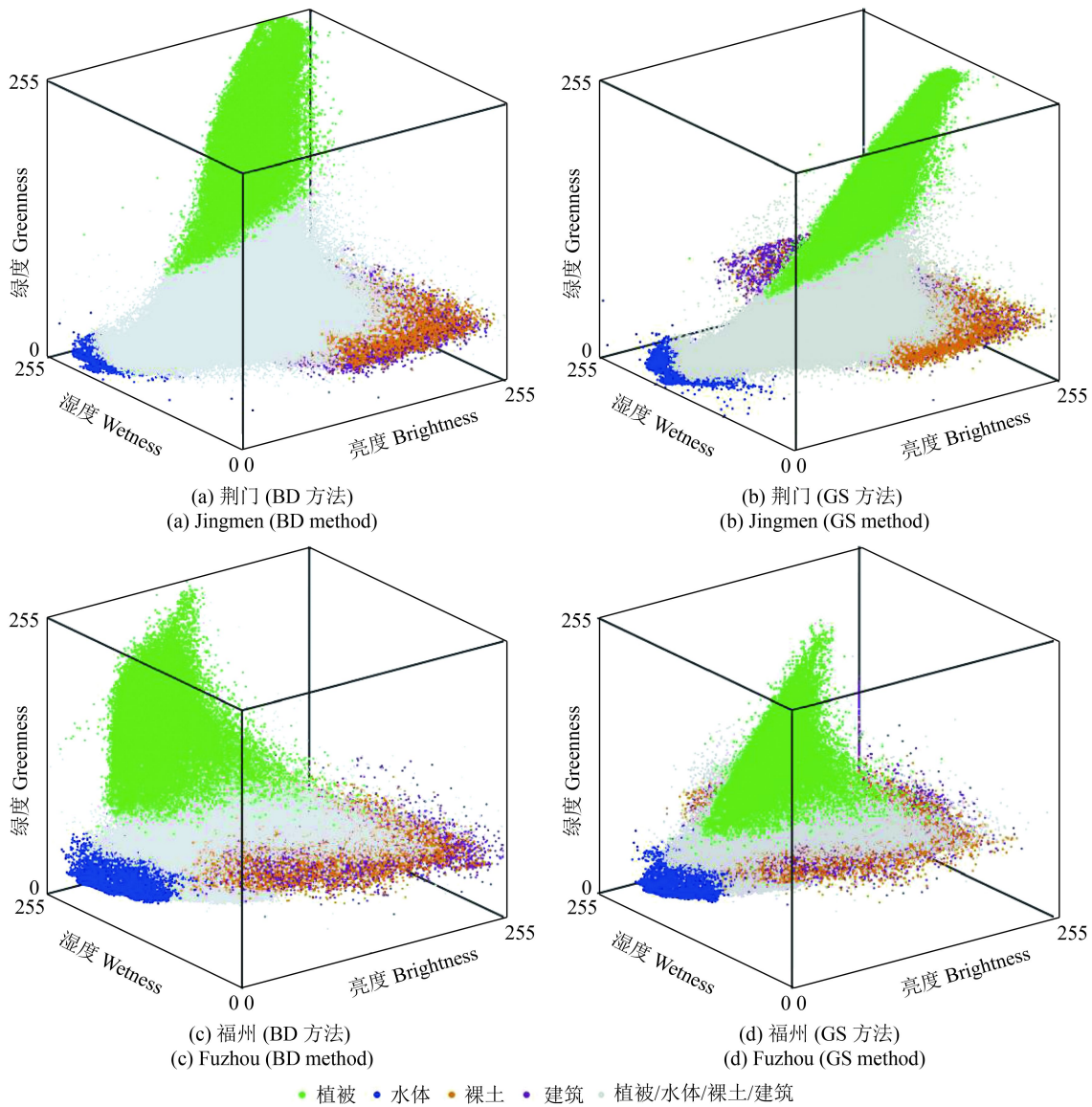


图5 ZY-3 MUX缨帽变换三维特征空间

Fig. 5 3D scatter plots of tasseled cap feature space of ZY-3 MUX data

3.3 变换结果精度分析

上述分析表明，缺乏中红外的4波段传感器无法准确反演缨帽变换的湿度分量，因此很难用已有的4波段传感器的缨帽变换来对本文提出的方法进行验证，只能借助有中红外波段的传感器数据的缨帽变换来进行验证。而具有中红外波段的Landsat是缨帽变换最早实现、应用最广泛的影像，且其传感器是世界上定标做得最好的传感器之一，常被用于其他传感器的交叉验证中(Goward等, 2003; Xu和Zhang, 2013; Van Der Werff和

Van Der Meer, 2016)，因此，可将其作为参考标准来对本文的结果进行验证。

选取3对准同步的ZY-3与Landsat 8影像来对所提出的ZY3 MUX缨帽变换系数以及传统GS法得到的系数的反演结果进行验证比较。首先，在ZY-3和Landsat 8的荆门、郑州和深圳这3幅准同步影像对上，分别选取了各类地物的60606、66597和63948个验证样本点，并计算出它们的ZY-3 MUX各分量与Landsat 8各对应分量的相关系数(R) (通过 $p < 0.001$ 的显著性检验)和均方根误差(RMSE) (表3)。

表3 缨帽变换精度分析

Table 3 Accuracy assessment of the two TCT coefficients derived from BD and GS methods

指标	BD方法(荆门)		GS方法(荆门)		BD方法(郑州)		GS方法(郑州)		BD方法(深圳)		GS方法(深圳)	
	R	RMSE	R	RMSE	R	RMSE	R	RMSE	R	RMSE	R	RMSE
亮度	0.5447	0.1009	0.5455	0.1013	0.9008	0.1041	0.9009	0.1042	0.5571	0.1025	0.5576	0.1029
绿度	0.9274	0.0230	0.9274	0.0238	0.9011	0.0292	0.9020	0.0297	0.9024	0.0209	0.9022	0.0219
湿度	0.5191	0.0344	0.5336	0.0598	0.5066	0.0591	0.6203	0.0924	0.5197	0.0335	0.5349	0.0500
平均	0.5637	0.0528	0.7688	0.0616	0.5695	0.0641	0.5077	0.0754	0.5597	0.0523	0.7649	0.0583

精度分析结果表明：(1) BD方法获得的各分量与OLI的各对应分量的相关系数都大于0.8。(2) GS方法得到的各分量与OLI对应分量的相关系数则有高有低。(3) 在3幅影像验证中，BD方法得到的平均相关系数都高于GS方法，而平均RMSE都小于GS方法。显然，BD方法得到的缨帽变换系数精度要高于GS方法。

两种方法的差别主要还是体现在其湿度分量上。BD方法湿度分量的相关系数都在0.8以上，而GS方法最高仅有0.62。同样在RMSE上，BD也明显低于GS方法，差距可达15%。

总的来看，传统的GS方法将湿度作为第3分量，但由于第3分量对前2个分量的方向变化所产生的累计误差较为敏感(Yarbrough等, 2005b)，从而导致其湿度分量的反演很不成功。而BD方法则采用先逆推求出湿度分量的方法，有效避开了这一累计误差，从而使得所反演的湿度分量能够较好地反映实际湿度状况。由于亮度和绿度分量都具有很好的鲁棒性，它们的精度并不会受到推导顺序的明显影响。因此，逆推的BD方法与传统的GS方法在亮度和绿度分量上并无明显区别。

4 结论

(1) 对于缺少中红外波段、只有4个可见光和近红外波段的高分辨率卫星影像，常规的Gram-Schmidt正交化方法无法推导出正确的缨帽变换的湿度分量。本文为此提出了一种先确定湿度分量、再确定亮度和绿度分量的逆推算法，并将其成功地应用于ZY-3 MUX的传感器数据，提出了针对ZY-3 MUX影像的缨帽变换系数。它可以客观地反映地表亮度、绿度和湿度的实际情况，有效地解决了湿度分量的方向敏感性问题。

(2) 与传统的方法相比，逆推算法既解决了缺

乏中红外波段传感器数据无法正确推导湿度分量的问题，其结果又保持了典型的“缨帽”状特征，且在散点特征空间中，水体、植被和建筑用地/裸土之间的散点分布可以更好地相互分离。

(3) 通过3对准同步影像来对所提出的ZY3 MUX缨帽变换系数进行验证，并与传统GS法得到的结果进行对比，可以发现：逆推算法得到的缨帽变换系数精度总体上好于Gram-Schmidt法，它具有较高的R值和较低的RMSE误差。特别在湿度分量上，逆推算法的精度明显高于传统的GS算法。

总的来看，采用先确定湿度分量的逆推算法较好地解决了缺乏中红外波段的4波段传感器湿度分量难以确定的问题，这一逆推算法未来可望推广应用到其他缺乏中红外波段的高分辨率遥感影像中，如常见的GeoEye、Pleiades、RapidEye、GF-1和GF-2等4波段传感器。此外，由于条件所限，本次所用的影像对还不全是同步影像对，今后将进一步收集同步影像对来提升模型的精度。

参考文献(References)

- Aqdus S A, Hanson W S and Drummond J. 2012. The potential of hyperspectral and multi-spectral imagery to enhance archaeological cropmark detection: a comparative study. *Journal of Archaeological Science*, 39(7): 1915–1924 [DOI: [10.1016/j.jas.2012.01.034](https://doi.org/10.1016/j.jas.2012.01.034)]
- Baig M H A, Zhang L F, Shuai T and Tong Q X. 2014. Derivation of a tasseled cap transformation based on Landsat 8 at-satellite reflectance. *Remote Sensing Letters*, 5(5): 423–431 [DOI: [10.1080/2150704x.2014.915434](https://doi.org/10.1080/2150704x.2014.915434)]
- Chen C X, Tang P and Bian Z. 2012. Tasseled cap transformation for HJ-1A/B charge coupled device images. *Journal of Applied Remote Sensing*, 6(1): 063575 [DOI: [10.1117/1.JRS.6.063575](https://doi.org/10.1117/1.JRS.6.063575)]
- Crist E P. 1985. A TM Tasseled Cap equivalent transformation for reflectance factor data. *Remote Sensing of Environment*, 17(3): 301–306 [DOI: [10.1016/0034-4257\(85\)90102-6](https://doi.org/10.1016/0034-4257(85)90102-6)]

- Crist E P and Cicone R C. 1984. A physically-based transformation of thematic mapper data—The TM tasseled cap. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-22(3): 256–263 [DOI: [10.1109/tgrs.1984.350619](https://doi.org/10.1109/tgrs.1984.350619)]
- Crist E P and Kauth R J. 1986. The tasseled cap de-mystified. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 52: 81–86
- Erener A. 2011. Remote sensing of vegetation health for reclaimed areas of Seyitömer open cast coal mine. *International Journal of Coal Geology*, 86(1): 20–26 [DOI: [10.1016/j.coal.2010.12.009](https://doi.org/10.1016/j.coal.2010.12.009)]
- Goward S N, Davis P E, Fleming D, Miller L and Townshend J R. 2003. Empirical comparison of Landsat 7 and IKONOS multispectral measurements for selected Earth Observation System (EOS) validation sites. *Remote Sensing of Environment*, 88(1/2): 80–99 [DOI: [10.1016/j.rse.2003.07.009](https://doi.org/10.1016/j.rse.2003.07.009)]
- Horne J H. 2003. A tasseled cap transformation for IKONOS images//Proceedings of the ASPRS 2003 Annual Conference Proceedings. Anchorage, Alaska: [s.n.].
- Huang C, Wylie B, Yang L, Homer C and Zylstra G. 2002. Derivation of a tasselled cap transformation based on Landsat 7 at-satellite reflectance. *International Journal of Remote Sensing*, 23(8): 1741–1748 [DOI: [10.1080/01431160110106113](https://doi.org/10.1080/01431160110106113)]
- Ivits E, Lamb A, Langar F, Hemphill S and Koch B. 2008. Orthogonal transformation of segmented SPOT5 images. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 74(11): 1351–1364 [DOI: [10.14358/pers.74.11.1351](https://doi.org/10.14358/pers.74.11.1351)]
- Jackson R D. 1983. Spectral indices in n-space. *Remote Sensing of Environment*, 13(5): 409–421 [DOI: [10.1016/0034-4257\(83\)90010-X](https://doi.org/10.1016/0034-4257(83)90010-X)]
- Kauth R J and Thomas G S. 1976. The tasselled cap—a graphic description of the spectral-temporal development of agricultural crops as seen by Landsat//Proceedings of the Laboratory for Applications of Remote Sensing Symposia. Purdue: IEEE: 159.
- Kazar S A and Warner T A. 2013. Assessment of carbon storage and biomass on minelands reclaimed to grassland environments using Landsat spectral indices. *Journal of Applied Remote Sensing*, 7(1): 073583 [DOI: [10.1117/1.jrs.7.073583](https://doi.org/10.1117/1.jrs.7.073583)]
- Li B L, Ti C P and Yan X Y. 2016. Study of derivation of tasseled cap transformation for Landsat 8 OLI images. *Science of Surveying and Mapping*, 41(4): 102–107 (李博伦, 逄超普, 颜晓元. 2016. Landsat 8陆地成像仪影像的缨帽变换推导. *测绘科学*, 41(4): 102–107) [DOI: [10.16251/j.cnki.1009-2307.2016.04.021](https://doi.org/10.16251/j.cnki.1009-2307.2016.04.021)]
- Li X C, Zhang Y J, Luo J H, Jin X L, Xu Y and Yang W Z. 2016a. Quantification winter wheat LAI with HJ-1CCD image features over multiple growing seasons. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 44: 104–112 [DOI: [10.1016/j.jag.2015.08.004](https://doi.org/10.1016/j.jag.2015.08.004)]
- Li X J, Chen W T, Cheng X W and Wang L Z. 2016b. A comparison of machine learning algorithms for mapping of complex surface-mined and agricultural landscapes using ZiYuan-3 stereo satellite imagery. *Remote Sensing*, 8(6): 514 [DOI: [10.3390/rs8060514](https://doi.org/10.3390/rs8060514)]
- Liu C, Huang X, Wen D W, Chen H J and Gong J Y. 2017. Assessing the quality of building height extraction from ZiYuan-3 multi-view imagery. *Remote Sensing Letters*, 8(9): 907–916 [DOI: [10.1080/2150704X.2017.1335904](https://doi.org/10.1080/2150704X.2017.1335904)]
- Liu Q S and Liu G H. 2009. Using tasseled cap transformation of CBERS-02 images to detect dieback or dead Robinia pseudoacacia plantation//Proceedings of 2009 International Congress on Image and Signal Processing. Tianjin, China: IEEE: 1–5 [DOI: [10.1109/cisp.2009.5304005](https://doi.org/10.1109/cisp.2009.5304005)]
- Liu Q S, Liu G H, Huang C and Xie C J. 2015. Comparison of tasselled cap transformations based on the selective bands of Landsat 8 OLI TOA reflectance images. *International Journal of Remote Sensing*, 36(2): 417–441 [DOI: [10.1080/01431161.2014.995274](https://doi.org/10.1080/01431161.2014.995274)]
- Liu Q S, Liu G H, Xie C J, Huang C, Zhang M and Ning J C. 2010. Using tasseled cap transformation of HJ-1B CCD2 image to extract Gaoantun landfill of Beijing, China//Proceedings of 2010 International Congress on Image and Signal Processing. Yantai, China: IEEE: 1023–1027 [DOI: [10.1109/cisp.2010.5647049](https://doi.org/10.1109/cisp.2010.5647049)]
- Lobser S E and Cohen W B. 2007. MODIS tasselled cap: land cover characteristics expressed through transformed MODIS data. *International Journal of Remote Sensing*, 28(22): 5079–5101 [DOI: [10.1080/01431160701253303](https://doi.org/10.1080/01431160701253303)]
- Meng S L, Pang Y, Zhang Z J, Li Z Y, Wang X Q and Li S M. 2017. Estimation of aboveground biomass in a temperate forest using texture information from WorldView-2. *Journal of Remote Sensing*, 21(5): 812–824 (蒙诗砾, 庞勇, 张钟军, 李增元, 王雪琼, 李世明. 2017. WorldView-2纹理的森林地上生物量反演. *遥感学报*, 21(5): 812–824) [DOI: [10.11834/jrs.20176083](https://doi.org/10.11834/jrs.20176083)]
- Nedkov R. 2017. Orthogonal transformation of segmented images from the satellite Sentinel-2. *Comptes rendus de l'Académie bulgare des Sciences*, 70(5): 687–692
- Santra A and Mitra S S. 2014. A comparative study of Tasselled cap transformation of DMC and ETM+ images and their application in forest classification. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 42(2): 373–381 [DOI: [10.1007/s12524-013-0313-0](https://doi.org/10.1007/s12524-013-0313-0)]
- Tatsumi K, Yamashiki Y and Morante A K M, Fernández L R and Nalvarte R A. 2016. Pixel-based crop classification in Peru from Landsat 7 ETM+ images using a Random Forest model. *Journal of Agricultural Meteorology*, 72(1): 1–11 [DOI: [10.2480/agrmet.d-15-00010](https://doi.org/10.2480/agrmet.d-15-00010)]
- USGS. 2016. Landsat 8 data users handbook. (2016-03-29) [2017-08-16]. <https://landsat.usgs.gov/landsat-8>
- Vázquez-Jiménez R, Romero-Calcerrada R, Novillo C J, Ramos-Bernal R N and Arrogante-Funes P. 2017. Applying the chi-square transformation and automatic secant thresholding to Landsat imagery as unsupervised change detection methods. *Journal of Applied Re-*

- Remote Sensing, 11(1): 016016 [DOI: [10.1117/1.jrs.11.016016](https://doi.org/10.1117/1.jrs.11.016016)]
- Van Der Werff H and Van Der Meer F. 2016. Sentinel-2A MSI and Landsat 8 OLI provide data continuity for geological remote sensing. *Remote Sensing*, 8(11): 883 [DOI: [10.3390/rs8110883](https://doi.org/10.3390/rs8110883)]
- Wang J, Song S Y, Liu X, Yang H Q and Feng Z K. 2014. Forest volume estimation model using spectra and topographic factors of ZY-3 image. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 45(5): 216–220 (王佳, 宋珊芸, 刘霞, 杨慧乔, 冯仲科. 2014. 结合影像光谱与地形因子的森林蓄积量估测模型. *农业机械学报*, 45(5): 216–220) [DOI: [10.6041/j.issn.1000-1298.2014.05.033](https://doi.org/10.6041/j.issn.1000-1298.2014.05.033)]
- Wang Y J and Sun D F. 2005. The ASTER tasseled cap interactive transformation using Gram-Schmidt method//*Proceedings Volume 6043, MIPPR 2005: SAR and Multispectral Image Processing*. Wuhan, China: SPIE, 6043: 60430R [DOI: [10.1117/12.654861](https://doi.org/10.1117/12.654861)]
- Xu H Q. 2013. A remote sensing urban ecological index and its application. *Acta Ecologica Sinica*, 33(24): 7853–7862 (徐涵秋. 2013. 城市遥感生态指数的创建及其应用. *生态学报*, 33(24): 7853–7862) [DOI: [10.5846/stxb201208301223](https://doi.org/10.5846/stxb201208301223)]
- Xu H Q. 2015. Retrieval of the reflectance and land surface temperature of the newly-launched Landsat 8 satellite. *Chinese Journal of Geophysics*, 58(3): 741–747 (徐涵秋. 2015. 新型Landsat 8卫星影像的反射率和地表温度反演. *地球物理学报*, 58(3): 741–747) [DOI: [10.6038/cjg20150304](https://doi.org/10.6038/cjg20150304)]
- Xu H Q, Liu Z C and Guo Y B. 2016. Comparison of NDVI data between GF-1 PMS1 and ZY-3 MUX sensors. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 32(8): 148–154 (徐涵秋, 刘智才, 郭燕滨. 2016. GF-1 PMS1与ZY-3 MUX传感器NDVI数据的对比分析. *农业工程学报*, 32(8): 148–154) [DOI: [10.11975/j.issn.1002-6819.2016.08.021](https://doi.org/10.11975/j.issn.1002-6819.2016.08.021)]
- Xu H Q and Zhang T J. 2013. Assessment of consistency in forest-dominated vegetation observations between ASTER and Landsat ETM+ images in subtropical coastal areas of southeastern China. *Agricultural and Forest Meteorology*, 168: 1–9 [DOI: [10.1016/j.agrformet.2012.08.012](https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2012.08.012)]
- Yarbrough L D, Eason G and Kuzmaul J S. 2005a. QuickBird 2 tasseled cap transform coefficients: a comparison of derivation methods//*Pecora 16 Global Priorities in Land Remote Sensing*. Sioux Falls, South Dakota: 23–27 http://www.asprs.org/a/publications/proceedings/pecora16/Yarbrough_L.pdf [2017-11-21]
- Yarbrough L D, Eason G and Kuzmaul J S. 2005b. Using at-sensor radiance and reflectance tasseled cap transforms applied to change detection for the ASTER sensor//*International Workshop on the Analysis of Multi-Temporal Remote Sensing Images*. Biloxi, MS, USA: IEEE, 2: 141–145 [DOI: [10.1109/AMTRSI.2005.1469857](https://doi.org/10.1109/AMTRSI.2005.1469857)]
- Yan G J, Hu R H, Luo J H, Mu X H, Xie D H and Zhang W M. 2016. Review of indirect methods for leaf area index measurement. *Journal of Remote Sensing*, 20(5): 958–978 (阎广建, 胡容海, 罗京辉, 穆西哈, 谢东辉, 张吴明. 2016. 叶面积指数间接测量方法. *遥感学报*, 20(5): 958–978) [DOI: [10.11834/jrs.20166238](https://doi.org/10.11834/jrs.20166238)]
- Yuan C, Li L, Duan X Q and Luo H. 2016. A method for retrieving ocean wave parameters from ZY-3 imagery. *Remote Sensing Letters*, 7(10): 994–1003 [DOI: [10.1080/2150704X.2016.1207256](https://doi.org/10.1080/2150704X.2016.1207256)]
- Zanchetta A, Bitelli G and Karnieli A. 2016. Monitoring desertification by remote sensing using the Tasseled Cap transform for long-term change detection. *Natural Hazards*, 83(S1): 223–237 [DOI: [10.1007/s11069-016-2342-9](https://doi.org/10.1007/s11069-016-2342-9)]

Derivation of tasseled cap transformation coefficients for ZY-3 MUX sensor data

SHI Tingting, XU Hanqiu, WANG Shuai

1. College of Environment and Resources, Fuzhou University, Key Laboratory of Spatial Data Mining & Information Sharing of Ministry of Education, Fuzhou 350116, China;
2. Institute of Remote Sensing Information Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China;
3. Fujian Provincial Key Laboratory of Remote Sensing of Soil Erosion, Fuzhou 350116, China

Abstract: Tasseled Cap Transformation (TCT) is a commonly used remote sensing technique that has been successfully applied in various remote sensing fields. However, for high-resolution satellite sensors that usually have only four visible near-infrared bands but lack a mid-infrared band, the retrieval of the TCT wetness component has not always been successful with the traditional Gram-Schmidt (GS) orthogonalization method. Moreover, although a few studies have developed the wet component for such four-band sensor data, the derived results are somewhat unreasonable. Therefore, this study proposes a new method to derive the coefficients of the TCT wetness component for the four-band sensor data. In particular, the new method is used to derive the TCT coefficients of the ZiYuan-3 (ZY-3) MUX sensor data of China.

Eleven ZY-3 MUX images and six synchronous/near synchronous Landsat 8 Operational Land Imager (OLI) images from different re-

gions across China were used as test and validation images. From these image sets, seven ZY-3 MUX images and three Landsat 8 OLI images served as test images, while the other four ZY-3 MUX images and three Landsat 8 OLI image served as validation images. A large number of samples representing different land-cover types, such as dry and wet soil, dense vegetation, and water, were randomly selected from the test images.

The new method proposed in this study for deriving the TCT coefficients is a back derivation (BD), in which the TCT wetness component rather than the brightness component was first retrieved, as previously performed in the traditional Gram–Schmidt method. Three synchronous/near synchronous image pairs of ZY-3 MUX and Landsat 8 OLI were used to derive the wetness component coefficient of ZY-3 MUX, particularly by relating the ZY-3 MUX data with the Landsat 8 wetness component based on the selected 735297 pixel samples. Then, the brightness and greenness components of the ZY-3 data were derived by implementing the traditional methods. Finally, the new BD method and the traditional method were compared to verify the feasibility of the new method.

The experimental results indicate the following: (1) the TCT wetness component of ZY-3 MUX retrieved by the BD method can effectively solve the spectral distortion problem that exists with the wetness component of the four-band sensor data derived by the traditional method; (2) the scatters of the three components (brightness, greenness, and wetness) derived by the new method have typical tasseled-cap-like shapes in 3D feature space, and they are composed of the three components. Compared with the traditional GS method, the scatters of water, vegetation, and built land or bare soil retrieved by the BD method are clearly separated in 3D feature space, whereas the scatters vaguely overlap in the traditional GS method; (3) the accuracy of the TCT coefficients derived by the new method is higher than that derived by the traditional GS method, considering that the new method has a higher correlation coefficient (R) and a lower root mean square error when validated with the corresponding TCT components of the Landsat 8 data. This finding is due largely to the improved accuracy of the wetness component derived by the new method.

This study provided a set of TCT coefficients for ZY-3 MUX sensor data, and it presented a new method for deriving TCT coefficients for high-resolution spatial remote sensing imageries with only four visible near-infrared bands but lack mid-infrared bands. The new method effectively solves the retrieval problem of the wetness component of the four-band sensor data existing in the traditional GS method.

Key words: Tasseled Cap Transformation (TCT), wetness component, ZY-3, Landsat 8, Gram-Schmidt orthogonalization

Supported by The National Key Research and Development Project (No. 2016YFA0600302); The Project of Fujian Provincial Bureau of Surveying, Mapping and Geoinformation, China (No. 2017JX02)