


曾德裕,卢晓宁,黄 玥,等.离散 Landsat 归一化植被指数的时间序列融合构建[J].湖北农业科学,2019,58(12):45-51.

离散 Landsat 归一化植被指数的时间序列融合构建

曾德裕,卢晓宁,黄 玥,杨柳青,孟成真
(成都信息工程大学资源环境学院,成都 610225)

摘要:结合滑动窗的使用,提出了一种基于傅里叶逼近和线性融合降尺度的时间序列构建方法。在时间序列上逐像元对离散的 Landsat 数据进行傅里叶逼近,并同分辨率较低的 AVHRR 传感器数据进行融合,实现了试验区 Landsat 植被指数的时间序列构建,结合作为实际观测数据的 Landsat 数据对模型结果的精度进行验证。结果表明,模型结果在色调与纹理等图像特征方面与实际观测数据一致,构建了白色冰雪覆盖区域的 *NDVI*,构建结果与周边地表具有非常好的空间连续性,且整幅影像不存在明显的块状效应;模型结果与实际观测数据具有较高的相关性(平均 0.869 2)和较低的均方根误差(平均 0.043 5),平均高达 75.04%的像元误差在 ± 0.05 之间,高达 97.64%的像元误差在 ± 0.1 之间,并且误差呈良好的正态分布。模型精度对输入数据量存在一定依赖,同时对混合像元的处理方面尚存在一定的改进空间。

关键词:Landsat;*NDVI*;数据融合;傅里叶分析
中图分类号:TP79 **文献标识码:**A
文章编号:0439-8114(2019)12-0045-07
DOI:10.14088/j.cnki.issn0439-8114.2019.12.012 **开放科学(资源服务)标识码(OSID):** 

Time series fusion construction of discrete Landsat normalized vegetation index

ZENG De-yu,LU Xiao-ning,HUANG Yue,YANG Liu-qing,MENG Cheng-zhen
(College of Resources and Environment,Chengdu University of Information Technology,Chengdu 610225,China)

Abstract: In combination with the use of sliding windows, a time series construction method based on Fourier approximation and linear fusion downscaling is proposed. The Fourier approximation of discrete Landsat data is performed on a time-by-pixel basis and merged with the lower resolution AVHRR sensor data to realize the time series construction of the Landsat vegetation index in experimental area, combined with Landsat as the actual observation data. The data verifies the accuracy of the model results. The results show that: The model results in the hue and texture, image features are consistent with the actual observation data, and the *NDVI* of the white snow-covered area is constructed. The construction results have very good spatial continuity with the surrounding surface, and there is no obvious blocky effect in the entire image; Model results and actual observed data has a high correlation (mean 0.869 2) and a low root mean square error (average of 0.043 5), averaging up to 75.04% of the pixels between ± 0.05 , up to 97.64% of the pixel error between ± 0.1 , and the error is in a good normal distribution. The accuracy of the model has a certain dependence on the amount of input data, and there is still room for improvement in the processing of mixed pixels.

Key words: Landsat; *NDVI*; data fusion; Fourier analysis

红光和红外波段包含了 90%以上的植被信息^[1],被广泛用于植被指数的构建,并基于此开展气候、水文、土壤等环境背景信息的研究和探讨,植被指数在区域和全球尺度植被生态系统空间分布和动态变化研究中得到了广泛应用^[2]。长时间序列的植被指数能反映植被在时间维上的生长变化,对区域变化研究的价值不言而喻,在作物的长势监测^[3]、作物估产^[4,5]、作物分类^[6,7]等方面均具有重要作用。时间序列长度逾 40 年的 Landsat 卫星数据以其优越稳定的性能、较高的空间分辨率和超长的时间序列成为区域植被

长期动态变化研究的首选。但由于云雪等因素的客观存在及 16 d 较长的重访周期,使得 Landsat 数据往往大量缺失,造成数据离散程度偏高,大大限制了相关研究工作的开展。构建时间序列 Landsat 植被指数数据具有重要的现实意义。

当前,时间序列植被指数的构建主要集中于对数据进行滤波降噪处理,常用的方法包括最大值合成法(MVC)、最佳指数斜率提取法(BISE)、Savitzky-Golay 滤波(S-GF)、时间窗口的线性内插算法(TWO)、基于非对称的高斯函数拟合法(AGFF)、基于离散傅里叶分析的系列算法等^[8]。然而,若将 Landsat 数据在时间序列上的大量无规律数据缺失亦视为一种“噪声”的话,则上述方法多数难以应对。近年来,通过融合多源数据获得较高空间分辨率影像研究取得较大进展,其中,Gao 等^[9]综合考虑不同时期高低分辨率数据的时间、空间和光谱差异,提出了时空适应反射率融合模型(Spatial and temporal adaptive reflectance fusion model,STARFM),并利用 MODIS 和 Landsat 数据进行了类似 Landsat 数据的生产,取得了较好的结果。之后,出现了大量改进算法,以适应复杂异质性区域^[10,11]、特定时间^[12]以及进行时间序列数据生产^[13]等的研究需要,新近又出现了与混合像元分解相结合的混合算法^[14,15]等。从使用目的来看,由单纯地进行短波反射率数据的融合,发展为用于土壤湿度^[16]、植被指数^[17,18]、地表温度^[19]等地表参数的定量数据融合降尺度研究。然而,多数算法仅适用于年内预测,年际数据融合往往存在较大误差。基于当前算法进行离散 Landsat 数据的时间序列构建普遍面临较大困难。

为此,本研究提出了一种基于傅里叶逼近和线性融合降尺度的 Landsat 归一化植被指数(NDVI)时间序列的构建方法。该方法首先在时间序列上逐像元对离散的 Landsat 数据进行傅里叶逼近,随后,结合滑动窗的使用,融合分辨率较低的 AVHRR 传感器数据,并结合实际的 Landsat 数据对结果精度进行验证,目的是实现长时间序列的、相对高空间分辨率的植被指数的时间序列融合构建。

1 算法及流程

算法主要包括两个部分,即离散高分辨率数据的傅里叶逼近和逼近结果与粗分辨率数据的线性融合,同时,为避免结果中出现反映粗分辨率像元特征的斑块效应,设计了一个滑动窗,使数据融合过程在窗口内进行。鉴于算法主要面向长时间序列数据的融合且为线性融合方法,故称之为长时间序列线性融合模型(Long timeseries linear fousion model,LTLFM)。

1.1 傅里叶(Fourier)逼近

时间序列 NDVI 的傅里叶构建的实质是把时间波谱数据分解成许多不同频率的正弦曲线和余弦曲线,从中选取若干能够反映时间序列特征的曲线进行叠加,以达到时间序列数据的构建目的。构建过程中,谐波个数的选择十分关键,一方面要考虑观测数据(样本)量,同时需考虑如何能够更为准确地逼近观测值。一般而言,增加谐波个数可获得更低的拟合偏差,拟合线更靠近观测值,但同时也会在时间序列曲线上出现更多的起伏,产生无法解释的“规律”^[20]。因此,为保证对 NDVI 的周期和扰动的准确模拟和逼近,同时避免产生不可解释的异常逼近结果,结合 Landsat 数据量,选定 8 个参数的傅里叶拟合公式,公式^[12]如下:

$$\hat{p}(x)=a_0+a_1\cos(\frac{2\pi}{T}x)+b_1\sin(\frac{2\pi}{T}x)+a_2\cos(\frac{4\pi}{T}x)+b_2\sin(\frac{4\pi}{T}x)+a_3\cos(\frac{6\pi}{T}x)+b_3\sin(\frac{6\pi}{T}x)+c_1x \quad (1)$$

式中, x 为朱利安日期(Julian date,JD,儒略日); T 为每年的天数($T=365.25$); a_0 用于对 NDVI 的整体值进行估计; a_1 、 a_2 、 a_3 和 b_1 、 b_2 、 b_3 分别用于对 NDVI 的年内和年际变化进行估计; c_1 用于对 NDVI 随时间变化的线性趋势进行估计,该部分的引入使上述模型一定程度上区别于一般的谐波分析模型。

1.2 数据融合

根据线性混合理论,同时考虑不同传感器之间的光谱响应差异、波段划分以及角度和过境时间等差异所造成的系统性误差,则有:

$$C_i=a\sum (FF_i^i\times A_i^i)+\varepsilon_k \quad (2)$$

式中, C_i 为低分辨率像元反射率; a 为调整系数; FF_i^i 为高分辨率均质像元表面反射率; A_i^i 是面积比例; i 表示高分辨率像元的空间索引(位置); ε_k 为系统性误差。假设各像元面积比例相等,则相应地有:

$$F_i^i=a\times FF_i^i=\frac{N(C_i-\varepsilon_k)}{\sum F_i^i}FF_i^i \quad (3)$$

式中, F_i^i 为融合结果; N 为与粗分辨率像元相对应的高分辨率像元数。

1.3 滑动窗的设计

线性光谱混合模型具有构模简单、物理含义明确的优点,理论上也有较好的科学性,但线性混合模型适用于本质上属于或者基本属于线性混合的地物,以及在大尺度上可以认为是线性混合的地物^[21,22]。因此,线性融合会无可避免地在结果中产生反映低分辨率像元特征的块状效应。滑动窗的设计能够从表面上、视觉效果上消除这种块状效应,实质是对光谱非线性混合的一种近似。

本研究设计了一个与低分辨率像元大小相同的滑动窗,在窗口进行线性降尺度。该窗口每次滑动一个细分辨率像元并进行一次降尺度运算,将结果累积到相应高分分辨率像元,并求平均,得到最终结果。一个低分辨率像元含 n 个高分分辨率像元的情况下,每个高分分辨率像元参与 $n \times n$ 次线性降尺度运算。

滑动窗设计的关键在于窗口值的计算。如图 1 所示,该窗口最多涉及 4 个粗分辨率像元,相应地窗口与粗分辨率的交叉部分最多可为 4 部分,窗口值 $W=Part_1+Part_2+Part_3+Part_4$,各部分根据其像元值所占比例和所对应的粗分辨率像元值进行计算,公式如下:

$$Part_i=\frac{L_{pi}}{L_{fi}} \times G_i$$

(4)

式中, L_{pi} 为第 i 部分的细分辨率像元值(之和); L_{fi} 为第 i 部分对应粗分辨率像元所覆盖的细分辨率像元值(之和); G_i 为该部分所对应的粗分辨率像元值。当该部分所在粗分辨率像元对应的细分辨率像元有效像元数不足 80%时,则该部分的值不再根据像元值比例计算,而是根据像元数比例,结合所对应的粗分辨率像元值进行计算。滑动过程中,还可能仅包含一或两个交叉部分,计算原理相同。

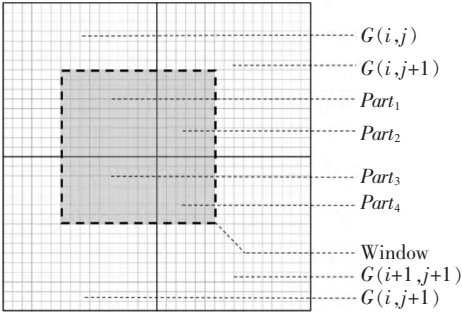


图 1 滑动窗设计

2 试验区及数据处理

2.1 试验区概况

试验区位于青藏高原东缘,覆盖该区域的 Landsat 卫星行列号为 H131V37。总面积 1.849 4 万 km²,土地利用类型以草地为主(15 045.06 km²,占试验区总面积的 81.35%),其次是林地(908.50 km²,占试验区总面积的 4.91%),并有少量耕地(92.19 km²,占试验区总面积的 0.50%)。海拔高度位于 3 081~4 371 m,地势西南高东北低,在平坦低洼的东北部形成大片沼泽湿地(面积 2 041 km²,占试验区总面积的 11.04%)。该区为典型高寒湿地生态系统,主要包括若尔盖湿地核心区及其南部、西部及西南部山地区域。黄河及黑河、白河两条支流贯穿其中。气候寒冷湿润,东北部地势平坦,河曲发育,湖泊众多,排水不畅,泥炭沼泽广泛发育,年平均气温在 0℃左右,多年平均降

水量 500~600 mm,蒸发量小于降水量,地表经常处于过湿状态。

2.2 数据源及数据处理

2.2.1 Landsat 数据及其处理 Landsat 数据下载自地理空间数据云(<http://www.gscloud.cn/>),覆盖该区域的影像行列号为 H131V37,空间分辨率为 30 m。筛选出其中有一定面积 of 无云覆盖区域的影像,共计 47 景,数据日期如下(格式:年+年内序):

1990189、1991176、1993245、1994184、1994216、1994248、1995107、2000265、2000281、2000313、2001187、2001203、2001283、2002014、2002046、2002350、2004260、2004292、2004308、2005006、2005038、2005086、2005150、2006217、2006281、2007140、2007204、2007220、2007268、2008095、2008127、2008175、2008191、2008239、2008287、2008303、2008335、2008351、2009049、2009097、2009177、2009209、2009225、2009337、2010212、2010260、2011199。

对数据进行辐射定标、大气校正、云检测及标记等处理,并计算归一化植被指数,为节约计算时间,使用像元聚合方式(Pixel aggregate)将其重采样到与 MODIS 数据相同的 250 m 分辨率。归一化植被指数的计算公式为 $NDVI=(NIR-R)/(NIR+R)$,即近红外与红光波段之差同近红外与红光波段之和的比值。

2.2.2 AVHRR 数据及其处理 AVHRR 是搭载在 NOAA 气象卫星上的传感器,目前有多种 AVHRR 数据集,在 AVHRR NDVI 数据集中,GIMMS NDVI 最能反映植被动态变化^[23],也是目前数据系列最长、数据最完整且应用最广泛的 AVHRR 时间序列数据集^[24],因此本研究选择使用该数据集。该数据集来自美国宇航局艾姆斯研究中心生态预测实验室数据网站(<http://ecocast.arc.nasa.gov/>),为 GIMMS NDVI 3G 数据,时长 1981—2013 年,为半月(15 d)数据,全年共 24 期,累计 780 景,空间分辨率为 8 km。

对其处理过程包括定义投影、格式转换、数据裁剪等操作,同时,为消除云与冰雪等的影响,使用 Savitzky-Golay 滤波算法对其进行滤波重构,得到高质量的 GIMMS NDVI 数据。

2.2.3 MODIS 数据及其处理 MODIS 数据主要用来从时间序列上对模型结果进行验证。使用的是 16 d 合成、空间分辨率为 250 m 的 MOD13Q1 产品,来自美国宇航局 LAADS (Level 1 and atmosphere archive and distribution system) 数据网站(<https://ladsweb.nascom.nasa.gov/>)。

数据的处理过程在 MRT 中进行,首先对其进行

投影转换和格式转换,并裁剪出试验区。同样地,为消除云与冰雪等的影响,使用 Savitzky-Golay 滤波算法对其进行滤波重构。

2.2.4 数据一致性处理 由于传感器及数据本身性质不同(Landsat 为瞬时观测数据,GIMMS 为半月合成数据),Landsat 和 GIMMS *NDVI* 难免存在时空上的差异。考虑到 Landsat 具有更高的数据质量,故以 Landsat 为优化目标,作为实际观测数据,在 GIMMS 空间分辨率尺度,基于各像元时间序列数据,建立 GIMMS 与 Landsat 数据之间的线性关系: $Landsat=a+b\times GIMMS$,并基于回归系数,对 GIMMS 数据进行校正,得到相对一致的多源数据。

3 结果与分析

使用 8 参数 (式 1 中的 $a_0、a_1、a_2、a_3、b_1、b_2、b_3、c_1$ 这 8 个参数)的傅里叶公式对时间序列上离散的 Landsat *NDVI* 进行拟合,并根据拟合参数公式,以半月步长构建了 1981—2013 年时间序列上试验区 Landsat *NDVI*,之后同 GIMMS *NDVI* 数据进行融合,得到最终的 LTLFM 模型结果。随机选取多期实际 Landsat *NDVI* 数据,分别从图像特征、差值直方图、散点图等对模型结果进行空间上的验证,并结合所有 Landsat 数据,从时间序列上对模型结果进行验证。

3.1 LTLFM 模型结果的空间特征

不同季节各随机选取了一景结果与实际 Landsat *NDVI* 数据以图像形式进行对比,结果见图 2。模型结果中,河流、山脉等地物纹理特征明显,且与实际观测数据一致,色调均匀,与实际观测数据较为接近;同时,构建了白色冰雪覆盖区域的 *NDVI*,且原冰雪覆盖区的 *NDVI* 模拟结果与周边地表具有非常好的空间连续性,整幅影像不存在明显的块状效应。视觉上分季节来看,夏秋季略好于冬春季。总体上反映了较高的精度。

为更广泛和定量地考察模型结果的精度,除上述 4 期数据之外,分别在各季节补充选取两期共计 12 期数据,对结果与实际观测数据的散点图及差值

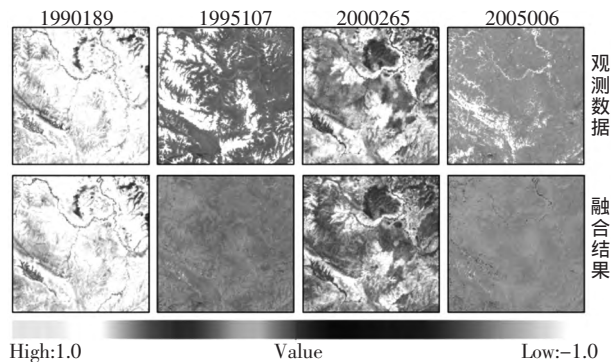


图 2 LTLFM 模型结果与实际观测数据对比

直方图进行分析。由图 3 和图 4 可知,各期 LTLFM 模型结果与实际观测数据的相关系数绝大多数 (83%) 在 0.80 以上,最高 0.920 4,最低 0.789 3,平均为 0.869 2,反映出较好的相关性;斜率在 0.623 9~1.065 7,平均为 0.866 1,50% 以上在 1.0 ± 0.1 ,反映出模拟数据与实际观测数据空间上有较好的一致性,同时存在一定程度的 (总体<20%) 低值高估或高值低估现象。

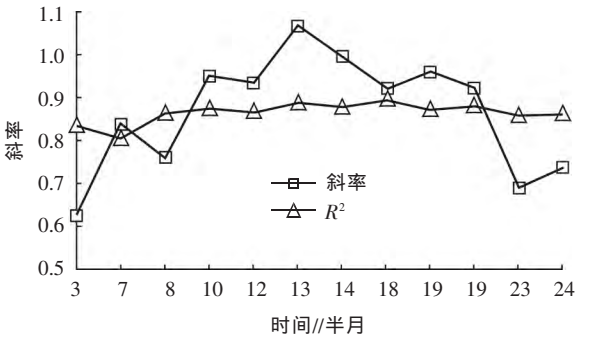


图 3 年内斜率与相关系数变化

由图 4 可知,根据 LTLFM 模型模拟出的数据与实际观测数据也存在一定的季节性。相对而言,夏秋季一致性较好,平均相关系数 R^2 分别为 0.893 9 和 0.886 8,冬春季则分别为 0.844 3 和 0.851 9。同时平均斜率也更接近 1,其中,夏秋季分别为 1.002 5 和 0.887 3,而冬春季则分别为 0.810 7 和 0.859 3,秋季略好于春季而差于夏季。实际上这种情况的出现主要与输入数据及其处理过程有关:①春夏秋冬各季输入数据分别为 7、22、13 和 5 期,在相关时间点上形成控制,降低了傅里叶拟合结果在相应时段的不确定性;②试验区位于青藏高原东缘,冬春季部分区域积雪结冰较多,有效观测数据相对较少,从而导致这些区域 *NDVI* 的傅里叶拟合精度降低,这表明要获得更好的模拟结果仍有赖于更多的有效输入数据,且只有达到一定的数据量,才能够保证结果的精度;③斜率的季节性特征反映在单期图像上,相对于实际情况,存在低值的线性高估或高值的线性低估现象,而根据散点图来看,主要是低值的高估,这种情况的存在很大程度上是由于冰雪、云及其阴影的不彻底去除和标记所带来的影响,如能有效加强这一环节,将使模型结果本身的精度及验证的结果精度大大提高。

各期数据的均方根误差 (s_x) 在 0.025 4~0.064 0,平均 0.043 5,其中,平均高达 75.04% 的像元在 ±0.05 之间,高达 97.64% 的像元误差在 ±0.1 之间,并且误差呈良好的正态分布特征 (图 5)。模型结果与实际观测数据像元数峰值对应 *NDVI* 往往存在一定偏差,主要由如下两种原因导致:①算法视高分辨率向

低分辨率 *NDVI* 的转换为线性变换, 对高低分辨率数据之间总系统误差的估计尚存在一定不足;② *Landsat* 为瞬时观测数据,重访周期为 16 d,而 *GIMMS* 为最大值合成产品,每半月一期,这种时间上的不完全匹配也是产生误差的重要原因。因此,由算法及数据源本身的时空匹配问题而造成的高低分辨率数据之间的系统误差的估计问题,尚存在一定改进余地,

理论上模拟结果的精度应高于实际验证精度。

3.2 LTLFM 模型结果的时间序列特征

构建长时间序列 *NDVI* 数据集的核心目的就在于研究其在时间上的变化趋势, 反映其在不同时刻的气候、水文、生态等环境背景信息。因此,模拟结果能否在时间序列上准确反映 *NDVI* 实际的变化趋势,是判断研究方法是否成功达到预期的关键。由于

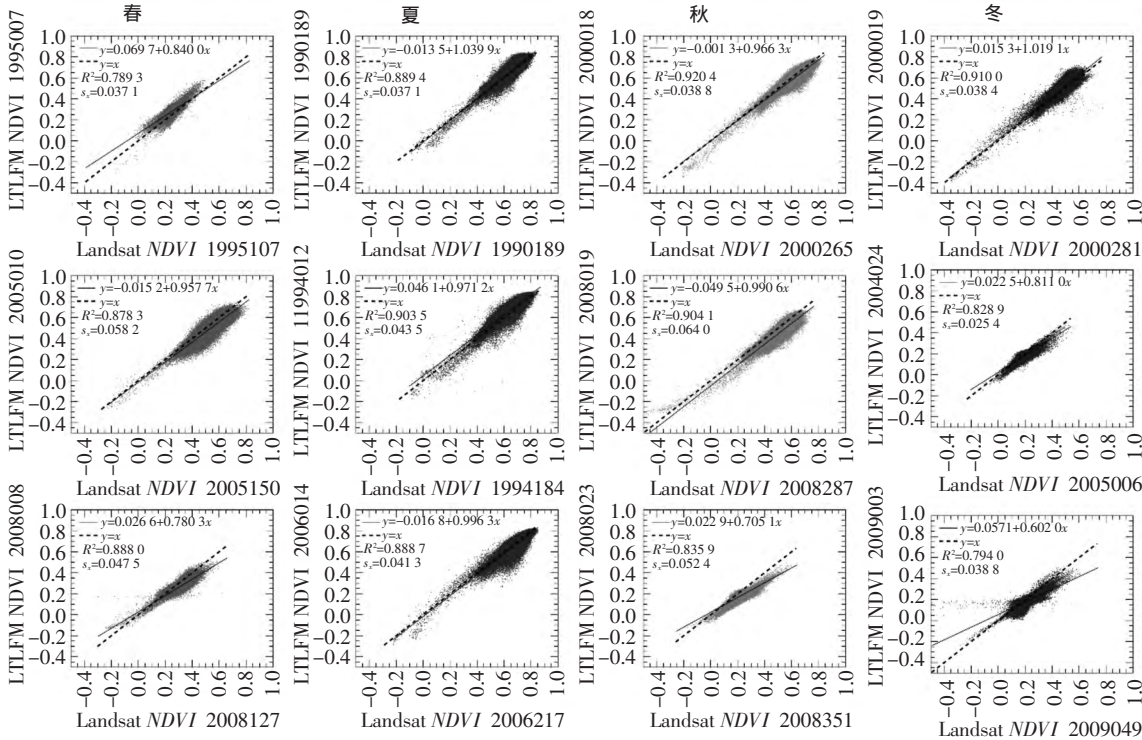


图 4 LTLFM 结果与实际 Landsat *NDVI* 散点图

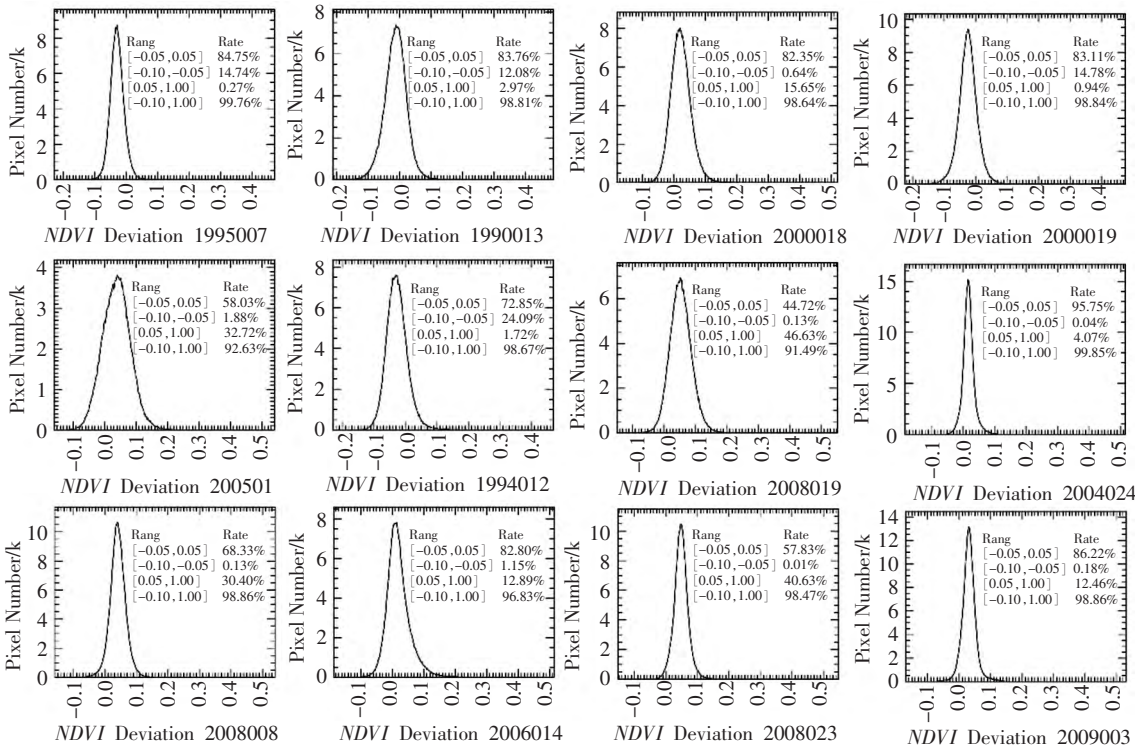


图 5 LTLFM 模型结果与实际 Landsat 差值直方图及不同差值范围像素比例

图幅限制,选取自 2002 年始的 Landsat 数据和时间序列 MODIS *NDVI* 数据,对所构建的时间序列 *NDVI* 数据集进行验证 (其中 Landsat 数据截至 2011 年,MODIS 数据截至 2014 年)。

图 6 分别考察了耕地、林地和草地 3 种试验区主要土地利用类型 *NDVI* 模拟结果同实际观测数据 (Landsat、MODIS)在时间序列上的一致性。结果显示,模拟数据对 Landsat 数据有较好的逼近效果,尤其是耕地和草地,平均绝对值误差分别仅为 0.045 8 和 0.043 8,而对试验区林地的逼近效果相对较差,但其平均绝对值误差亦仅为 0.058 1。相较于 MODIS 数据,各土地利用类型 *NDVI* 模拟值系统性偏低,多年平均而言,耕地偏低 0.047 8(11.63%),林地偏低 0.088 1(17.17%),草地偏低 0.010 3(2.48%),但对变化趋势的反映情况总体较好,尤其是对生长季 *NDVI* 的模拟。

试验区不同土地利用类型 *NDVI* 模拟结果的上述差异由多种原因导致:首先是混合像元问题的存在。试验区位于青藏高原东缘,草地和耕地的分布

相对集中,而林地的分布则相对离散和破碎,使得在 250 m 和 8 km 空间分辨率尺度上均存在大量混合像元,增加了线性融合降尺度模型的不确定性;其次,林地本身较多地集中分布于易形成积雪覆盖、海拔相对较高的山地区域,使得有效的 Landsat 像元本身较少,这也是造成林地 *NDVI* 模拟结果偏差较大的原因。这表明模型虽已具备一定精度,但对混合像元的处理方面仍有一定的提升空间,同时,模型精度对有效输入数据量存在依赖关系,有效数据量越大,模型精度越高。

4 小结

结合滑动窗的使用,提出了一种基于傅里叶逼近和线性融合降尺度的 Landsat *NDVI* 时间序列的构建方法(LTLFM),在时间序列上逐像元对离散的 Landsat 数据进行傅里叶逼近,并同分辨率较低的 AVHRR 传感器数据进行了融合,结合实际的 Landsat 数据对结果精度进行验证,反映了较好的结果。

1)模型结果在色调与纹理等图像特征方面与实

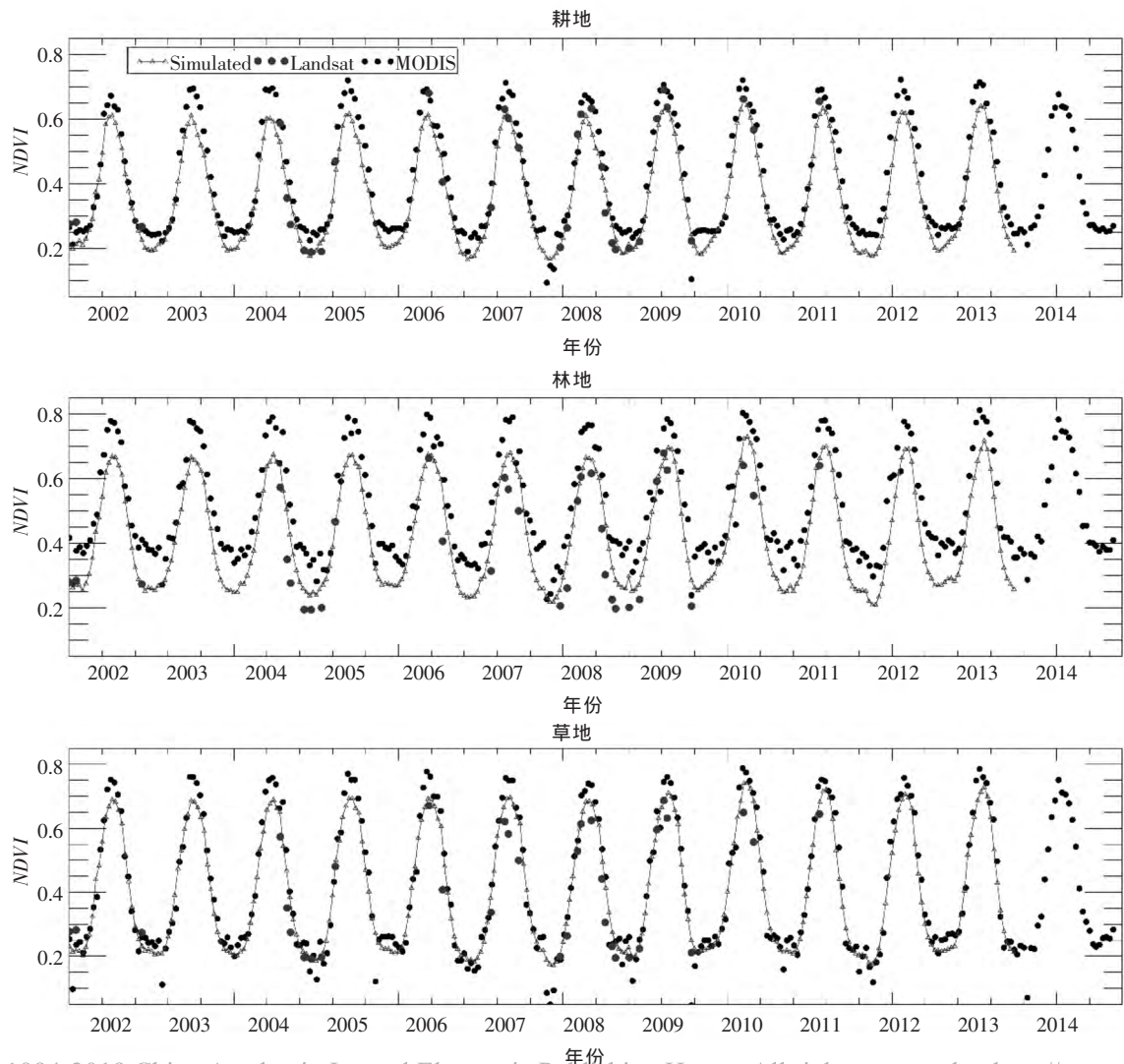


图 6 不同土地利用类型 *NDVI* 模型结果与实际数据 (MODIS、Landsat) 对比

际观测数据一致,构建了白色冰雪覆盖区域的 *NDVI*,构建结果与周边地表具有非常好的空间连续性,且整幅影像不存在明显的块状效应。

2)模型结果与实际观测数据具有较高的相关性(平均 0.869 2)和较低的均方根误差(平均 0.043 5),平均高达 75.04%的像元误差在±0.05 之间,高达 97.64%的像元误差在±0.1 之间,并且误差呈良好的正态分布。

3)模型结果精度呈现出一定的季节特征,即夏秋季略高于冬春季,主要与有效输入数据量有关,有效输入数据量越大,模型精度越高;同时在不同土地利用类型方面的表现存在一定差异,即耕地和草地优于林地,反映了模型在对混合像元的处理方面尚存在一定的改进空间。

4)与傅里叶逼近方法相比,基于 LTLFM 模型具有更加清晰的纹理和细部特征等图像特征,在时间序列上更接近真实,体现出该方法较原方法的优越性。这对土地覆盖的变化、地表植被生态系统的物候变化等的研究检测具有重要意义。

要获得更高精度的植被指数时间序列构建结果,可从模型和数据源两个方面进行改进:

1)模型改进。傅里叶公式选定了固定个数的变量,尚不够灵活,在实际观测样本足够的情况下,可考虑依据规则使用变量可变的傅里叶公式实现时间序列 *NDVI* 的分段、滑动拟合。线性融合降尺度模型处理均质像元效果较好,处理混合像元效果较差,可考虑使用更复杂的融合模型,但伴随而来的对土地利用数据的需求及其所带来的不确定性问题,也是需要认真考虑的。

2)数据源问题。首先,要获得更好的模拟结果有赖于更多的有效输入数据,未来可考虑使用更多其他数据,同 Landsat 一起,提供更多时刻的空间异质性信息,使傅里叶逼近结果更准确。其次,应选择时空匹配较好的高低分辨率数据源,或者在数据融合之前,更好地解决多源数据之间合成与瞬时、过境时间不一致等带来的时空匹配问题。

参考文献:

[1] BARET F,GUYOT G,MAJOR D J. TSAVI:A vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI and APAR estimation[A].Geoscience and Remote Sensing Symposium,1989.I-GARSS'89.12th Canadian symposium on remote sensing [C]. IEEE,1989.1355-1358.

[2] 史 军,孙国武,崔林丽.中国东部 *NDVI* 时空变化及对东亚夏季风响应[J].高原气象,2008(S1):170-174.

[3] 邹文涛,吴炳方,张 森,等.农作物长势综合监测——以印度为例[J].遥感学报,2015,19(4):539-549.

[4] 刘 佳,王利民,杨福刚,等.基于 HJ 时间序列数据的农作物种植面积估算[J].农业工程学报,2015,31(3):199-206.

[5] 刘焕军,孟令华,张新乐,等.基于时间序列 Landsat 影像的棉花

估产模型[J].农业工程学报,2015,31(17):215-220.

[6] 李鑫川,徐新刚,王纪华,等.基于时间序列环境卫星影像的作物分类识别[J].农业工程学报,2013,29(2):169-176.

[7] 李登科,郭 锐.基于植被生长规律的陕西省植被遥感分类[J].高原气象,2008,27(1):215-221.

[8] 李 儒,张 霞,刘 波,等.遥感时间序列数据滤波重建算法发展综述[J].遥感学报,2009,13(2):335-341.

[9] GAO F,MASEK J,SCHWALLER M,et al. On the blending of the Landsat and MODIS surface reflectance:Predicting daily Landsat surface reflectance[J].IEEE transactions on geoscience & remote sensing,2006,44(8):2207-2218.

[10] ZHU X,CHEN J,GAO F,et al. An enhanced spatial and temporal adaptive reflectance fusion model for complex heterogeneous regions[J].Remote sensing of environment,2010,114:2610-2623.

[11] HWANG T,SONG C,BOLSTAD P V,et al. Downscaling real-time vegetation dynamics by fusing multi-temporal MODIS and Landsat *NDVI* in topographically complex terrain [J].Remote sensing of environment,2011,115:2499-2512.

[12] ZHU Z,WOODCOCK C E,HOLDEN C,et al. Generating synthetic Landsat images based on all available Landsat data: Predicting Landsat surface reflectance at any given time [J]. Remote sensing of environment,2015,162:67-83.

[13] BINDHU V M,NARASIMHAN B. Development of a spatio-temporal disaggregation method (Dis*NDVI*) for generating a time series of fine resolution *NDVI* images [J].ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing,2015,101:57-68.

[14] GEVAERT C M,GARCÍA-HARO F J. A comparison of STARFM and an unmixing-based algorithm for Landsat and MODIS data fusion[J].Remote sensing of environment,2015,156:34-44.

[15] 谢登峰,张锦水,孙佩军,等.结合像元分解和 STARFM 模型的遥感数据融合[J].遥感学报,2016,20(1):62-72.

[16] ZHAO W,LI A. A downscaling method for improving the spatial resolution of AMSR-E derived soil moisture product based on MSG-SEVIRI data [J].Remote sensing,2013,5(12):6790-6811.

[17] 蒙继华,吴炳方,杜 鑫,等.高时空分辨率 *NDVI* 数据集构建方法[J].遥感学报,2011,15(1):52-59.

[18] Busetto L,Meroni M,Colombo R. Combining medium and coarse spatial resolution satellite data to improve the estimation of sub-pixel *NDVI* time series [J].Remote sensing of environment,2008,112:118-131.

[19] ZHAN W F,CHEN Y H,ZHOU J,et al. Spatial simulation of urban heat island intensity based on the support vector machine technique:A case study in Beijing [J].Acta geodaetica et cartographica sinica,2011,40(1):96-103.

[20] 林忠辉,莫兴国. *NDVI* 时间序列谐波分析与地表物候信息获取[J].农业工程学报,2006,22(12):138-144.

[21] KWON H,NASRABADI N M. Kernel orthogonal subspace projection for hyperspectral signal classification [J].IEEE transactions on geoscience and remote sensing,2005,43(12):2952-2962.

[22] 赵辽英,张 凯,厉小润.高光谱图像目标检测的核信号空间正交投影法[J].遥感学报,2011,15(1):13-28.

[23] BECK H E,MCVICAR T R,VAN DIJK A I J M,et al. Global evaluation of four AVHRR-*NDVI* data sets:Inter-comparison and assessment against Landsat imagery [J].Remote sensing of environment,2011,115:2547-2563.

[24] 马明国,宋 怡,王旭峰,等.AVHRR,VEGETATION 和 MODIS 时间序列遥感数据产品现状与应用研究进展[J].遥感技术与应用,2012,27(5):663-670.