

应用时间序列EVI的MERSI多光谱混合像元分解

李耀辉¹, 王金鑫¹, 李颖^{2,3}

1. 郑州大学水利与环境学院, 河南 郑州 450001;

2. 中国气象局 河南省农业气象保障与应用技术重点实验室, 河南 郑州 450003;

3. 河南省气象科学研究所, 河南 郑州 450003

摘要: 针对风云3数据的特点, 本文将EVI生长曲线引入多光谱混合像元的分解。首先, 利用Landsat8 OLI影像, 采用支持向量机的分类方法, 提取研究区域的耕地信息, 利用该信息对风云MERSI数据进行掩膜处理, 获得研究区域的耕地影像。接着, 利用MERSI时序影像, 计算像元EVI值, 通过SG滤波, 构建农作物(端元)和混合像元的EVI生长曲线。通过实地调查, 获取研究区的农作物端元, 尤其对主要的农作物玉米, 在空间上均匀选取了14个端元。然后, 采用传统的方法, 将14种玉米端元生长曲线分别与其它端元组合, 进行混合像元分解。发现分解的效果差异很大, 提取的玉米种植面积从191.90 km²到574.83 km²不等。为提高分解精度, 借用光谱匹配(光谱夹角最小)的方法(用生长曲线代替光谱曲线)自适应选择与混合像元EVI曲线最相似的玉米端元作为组合端元, 进行混合像元分解。结果得到玉米的种植面积为589.95 km², 比传统方法的最好(相对)精度提高了2%。

关键词: 混合像元分解, 增强型植被指数, 时间序列, 风云MERSI数据, 作物生长曲线

中图分类号: TP751 **文献标志码:** A

引用格式: 李耀辉, 王金鑫, 李颖. 2016. 应用时间序列EVI的MERSI多光谱混合像元分解. 遥感学报, 20(3): 459–467

Li Y H, Wang J X and Li Y. 2016. Decomposition of MERSI multispectral mixed pixels by EVI time series. Journal of Remote Sensing, 20(3): 459–467 [DOI: 10.11834/jrs.20165096]

1 引言

遥感技术的特点以及地表环境要素的复杂性决定了遥感影像的混合像元是一种普遍的客观存在。对于一幅给定的遥感影像, 一般假定其中的地物由少数几种光谱特征相对固定的本征物质混合而成, 其光谱混合模型分为线性混合和非线性混合两种(张明, 2012)。线性混合模型假设入射辐射与地表场景中的单种组分相互作用后即被传感器接收, 不同组分之间没有多次散射; 非线性光谱混合模型则考虑了入射辐射与不同地物之间的多次散射。大量的研究表明, 线性光谱混合模型对真实场景中散射机理的近似已能够满足很多应用需求; 非线性光谱混合模型以辐射传输理论为基础, 理论上更为精确, 但场景中相关参数的获取十分困难, 使推断端元光谱特征和物质组分比

例的过程成为了一个复杂的病态问题(张明, 2012)。作为提高遥感监测精度的重要技术方法, 混合像元分解成为人们研究的热点问题。目前, 混合像元分解模型大概有以下9种(蔡薇, 2010): 线性光谱混合模型(赵英时, 2003)、概率模型(Marsh 等, 1980)、几何光学模型(Ichoku和Karnieli, 1996)、随机几何模型(Ichoku和Karnieli, 1999)、模糊模型(Wang, 1990)、非线性分解模型(桂预风 等, 2000a)、神经网络模型(Atkinson和Tatnall, 1997; 张良培和张立福, 2005)、匹配滤波法、经验系数法等。这些模型得出的结果均为每个像元中各个端元组分的丰度, 混合像元端元的反射率光谱特征是必须的参数。它们的差异在于: 考虑到地表环境的复杂性, 不同的模型从不同的角度考虑地面特性和影像特征的影响, 或者引入不同的相关参数(蔡薇, 2010; 李君, 2008)。

收稿日期: 2015-05-04; 修订日期: 2015-11-07; 优先数字出版日期: 2015-11-14

基金项目: 中国气象局·河南省农业气象保障与应用技术重点实验室开放基金(编号: AMF201507, AMF201407); 河南省基础研究计划项目(编号: 142300410048)

第一作者简介: 李耀辉(1989—), 男, 硕士研究生, 主要从事遥感应用研究。E-mail: 799723343@qq.com

通信作者简介: 李颖(1984—), 女, 高级工程师, 主要从事遥感技术及其应用研究。E-mail: walnutclip@163.com

植被指数是指由不同波段的光谱反射信息(对叶绿素具有强吸收的红光波段和对叶绿素具有强反射的近红外波段)组合而成的特征量。利用归一化植被指数(NDVI)、增强型植被指数(EVI)和地表水指数(LSWI)等各种指数在不同时相的遥感影像变化规律,结合各种待提取地物的时序生长规律进行研究,可依据时间序列数据进行地类信息的识别和提取。基于此,文献[2]将以上3种指数作为混合像元的分解因子,并与传统基于反射率的方法进行对比。研究表明:基于植被指数方法的混合像元分解,其精度均高于基于反射率的分解方法,而且增强型植被指数是最佳的分解因子(蔡薇, 2010)。纵观已有的研究成果,人们采用的数据源从NOAA/AVHRR (Quarmby 等, 1992)、TM(Lu 等, 2003; 桂预凤 等, 2000b; 邹蒲 等, 2007)到MODIS (蔡薇, 2010), 尚未见到利用风云数据的相关文献。农情监测是定量遥感的主要应用领域, 提高遥感反演精度对农业生产评估意义重大。本文以河南省鹤壁市为研究区域, 利用风云3的MERSI数据, 构建农作物时间序列EVI生长曲线, 用于夏玉米信息的识别与提取, 取得了比较满意的效果。

2 研究区域与数据源

2.1 研究区域

鹤壁市位于河南省北部, 太行山东麓向华北平原过渡带。地理范围 $113^{\circ}59'$ — $114^{\circ}45'E$, $35^{\circ}26'$ — $36^{\circ}02'N$ 。南北长67 km, 东西宽69 km, 总面积2182 km²。该地区属暖温带半湿润型季风气候, 四季分明, 光照充足, 温差较大, 年平均气温14.2—15.5℃, 年降水量349.2—970.1 mm, 年日照时数1787.2—2566.7 h。农业经济较为发达, 是中国玉米主要种植区之一, 其他主要农作物有小麦、棉花、油料等。

2.2 数据源

风云3气象卫星是中国新一代的极轨气象卫星, 其搭载的中分辨率光谱成像仪(MERSI)与MODIS传感器的光谱通道相似。它的空间分辨率在可见光到近红外波段为250 m, 但其时间分辨率较高, 对同一地点可以进行一天一次的访问, 因此MERSI数据十分适合作为构建植被指数时间序列的数据源。MODIS的标准产品归一化植被指数

(NDVI)和增强型植被指数(EVI)已在农业领域得到了广泛的应用(李颖 等, 2014)。

3 研究方法

3.1 耕地信息提取

为了提高混合像元分解的效率和精度, 首先提取研究区域的耕地信息。采用的数据是Landsat8 OLI影像。该数据已经过系统辐射校正和地面控制点(GLS2000地面控制点库)几何校正, 并且利用DEM数据进行了地形校正, 可以直接使用。Landsat8原始图像的全色波段存储的是像元DN值(无符号整型值), 还需要进行辐射定标和大气校正。首先我们利用元数据提供的定标参数进行辐射定标, 然后, 利用FLAASH (Fast Line of fight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes)方法进行大气校正。相关输入的参数如表1所示。

表1 FLAASH大气校正参数设置

Table 1 FLAASH parameters

项目	参数
图像中心经纬度坐标	113.8284 E, 36.2326 N
传感器高度	705 km
平均高程	150 m
图像分辨率	30 m×30 m
卫星过境时间	2013-05-06 03:00:15
大气模型	Mid-Latitude Summer
气溶胶模型	Rural
气溶胶反演方法	2-Band (K-T)
光谱响应函数	Landsat 8 OLI

本文采用监督分类方法, 在研究区域内均匀选取训练样本。样本共分为5类: 水体、林地、城镇居民地、耕地和荒地。为获得比较好的结果, 分别采用支持向量机(SVM)和神经网络(ANN)两种方法进行土地利用分类, 对其分类结果进行评价, 选取效果较好的。经局部分类细节的目视检查, 发现SVM方法更好一些。该法提取研究区耕地面积为895.9 km², 根据鹤壁市农业统计数据, 2012年鹤壁市耕地面积为960 km², 提取精度为93.3%。我们采用了该结果。为提高分解效率, 利用该信息对相关风云MERSI数据进行掩膜处理, 获得相应的耕地区域影像。如图1所示为鹤壁市的耕地分布图。

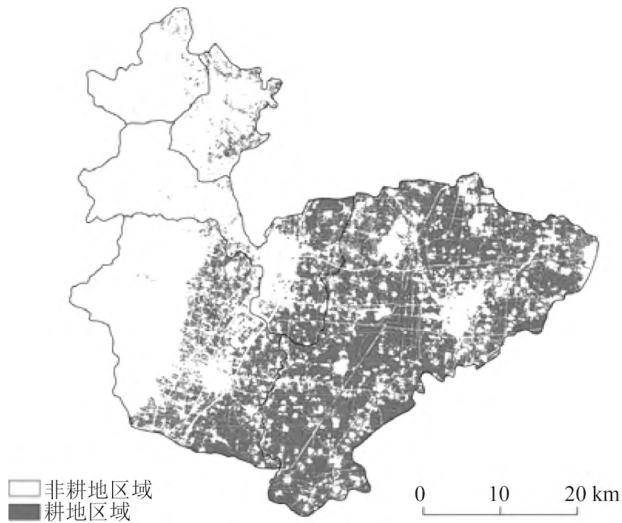


图1 2013年鹤壁市耕地区

Fig. 1 The cultivated land of Hebi in 2013

3.2 农作物生长曲线重建

本文所用的风云MERSI数据为2013年5月1日到10月15日共79幅影像数据(有89天无数据),所有影像都经过几何校正、辐射定标和大气校正。MERSI增强型植被指数计算公式如下:

$$EVI = G \times (\rho_{NIR} - \rho_{red}) / (\rho_{NIR} + C1 \times \rho_{red} - C2 \times \rho_{blue} + L) \quad (1)$$

式中, ρ_{NIR} 、 ρ_{red} 、 ρ_{blue} 分别为经过大气校正的近红外、红光和蓝光通道的反射率值,分别对应MERSI的通道3、4、1,系数 $L=1$, $C1=6$, $C2=7.5$, $G=2.5$ (杨军和董超华,2011)。将计算结果按时间顺序叠加到一幅影像中,获得鹤壁市的EVI时间序列数据。如下图2所示为鹤壁市某一农田位置的EVI时间序列。

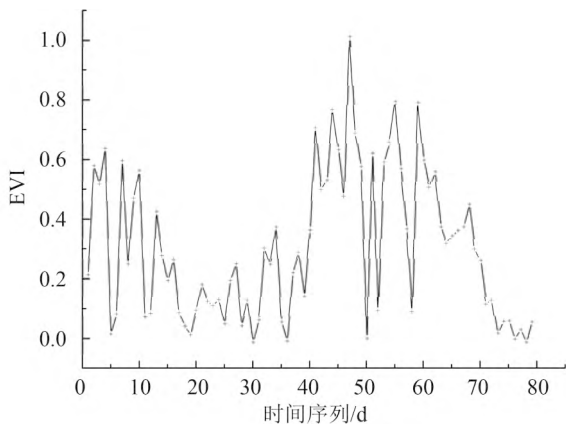


图2 2013年5月1日-2013年10月15日某个农田像元的EVI时间序列数据

Fig. 2 The EVI time series data of a pixel

增强型植被指数EVI可以在一定程度上反映出植被的生长状况。在理想状态下,植被的EVI时间序列应该是一条平稳的曲线。但上图中的EVI曲线波动性较大,因此需要对该序列数据进行去噪处理。首先采用最大值合成法(MVC)对该序列进行处理,以减少云层的影响。时间间隔采用应用较广泛的10天,进行旬最大值合成。由于8月中旬没有一幅影像数据,因此用8月上旬和8月下旬的平均值来代替。图3为上述原始EVI时间序列数据经过旬最大值合成得到的EVI时间序列数据。

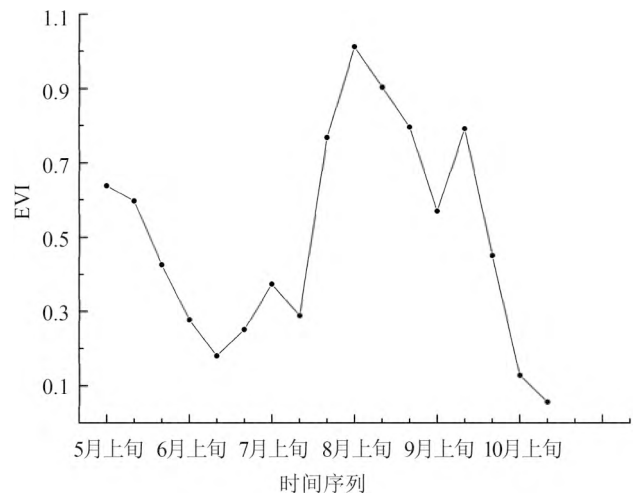


图3 2013年5月上旬-2013年10月中旬经最大值合成后的EVI时间序列

Fig. 3 The EVI time series data after MVC from May 2013 to mid-October

在此基础上,采用Savitzky—Golay (SG)平滑对旬最大值合成的EVI时间序列进行去噪处理。SG滤波可使时间序列曲线变得比较光滑,但会造成序列上的每一点的滤波结果总位于周围极大值与极小值之间。事实上,由于云、气溶胶以及地物的混合像元效应的影响,EVI的值总是比其实际值要低。因而,EVI时间序列中的突降点都应视为噪声消除。为此,本文提出一种基于SG滤波、取其上包络线的EVI曲线平滑处理方法。该方法将EVI时间序列数据中的点分为:“真”值点和“假”值点。通过循环迭代的方式使“假”点值被SG滤波后的值取代(但在收割季节时,取小值),与“真”值点重新合成新的较为平滑的EVI时间序列,然后重复上述步骤,逐步拟合,最后得到EVI时间序列的上包络线值。其处理过程如图4所示。

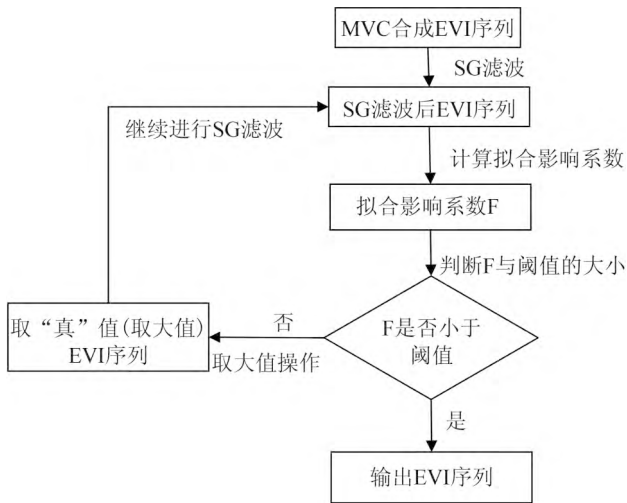


图4 EVI时间序列去噪技术路线

Fig. 4 The EVI time series denoising method

图5所示为SG滤波效果，短虚线即为我们需要的作物EVI生长曲线。

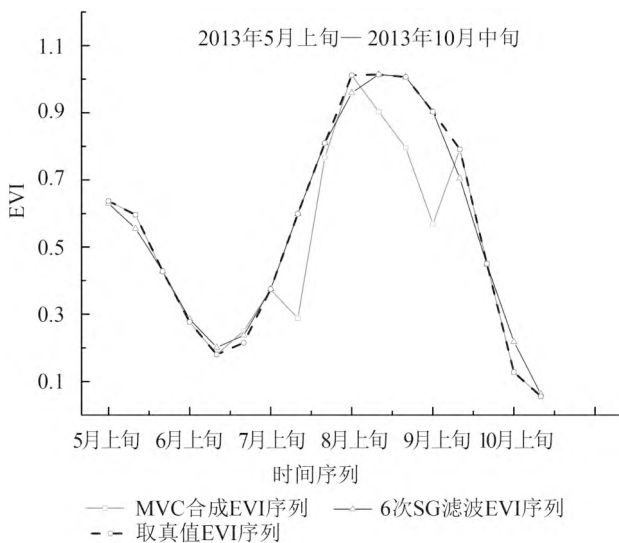


图5 农作物EVI曲线构建

Fig. 5 The crop EVI curve construction (from May 2013 to mid-October)

3.3 基于作物生长曲线的混合像元分解

如前所述，混合像元普遍存在于遥感影像中，在地表地物分布比较复杂的区域更是如此。在野外环境中，地表的复杂性、地面与大气以及地物之间的散射、阴影等会造成像元光谱的非线性效应，但当观测尺度较大时，这些非线性影响较弱，可以近似认为是线性混合模型(童庆禧等, 2006)。

线性混合像元分解的数学模型如下：

$$P = \sum_{i=1}^N c_i e_i + n = Ec + n \quad (2)$$

式中， $\sum_{i=1}^N c_i = 1, 0 \leq c_i \leq 1$ 。N是端元数；p是图像中任意一个L维光谱向量(L为图像波段数)；E是L×N矩阵，其中的每列均为端元向量， $E = [e_1, e_2, \dots, e_N]$ ；c是系数向量 $c = [c_1, c_2, \dots, c_N]^T$ ；c_i是像元p中端元e_i所占的比例；n是误差项(非线性因素造成的影响)。

由于作物种类及其物候历的不同，各种农作物在生命过程中，将形成一条其特有的生长曲线。作物的生长曲线与光谱曲线类似，可以分辨出作物的种类，甚至生长状况。利用多光谱数据时间分辨率高的特点，构造农田的时间序列数据，代替光谱曲线来进行混合像元分解，可以有效弥补多光谱数据波段数少的缺陷。本文利用风云MERSI数据构造农作物EVI生长曲线，进行混合像元分解研究。

3.3.1 端元提取及传统像元分解方法

端元的物理意义是指图像中具有相对固定光谱特征的地物类型。因此，它实际上代表的是图像中没有发生混合的“纯点”。混合像元分解的主要步骤有：(1)端元选取；(2)混合像元的分解(王强, 2006)。选取合适的端元是成功进行高精度混合像元分解的关键，端元选取又包括确定端元光谱和确定端元数目。所以，进行混合像元分解首先要根据研究区域实际情况，选择合适的端元数目和端元光谱。

我们通过实地考察确定端元的地理位置，然后，在遥感影像相应的空间位置上选取端元。在土地利用分类图上选取了60个调查样点，于2013年6月25—28日进行了野外调查。调查发现，有一些样点位于万亩玉米种植区(种植区内全部是玉米)，在遥感影像上就是纯玉米像元。最终选取了14个纯玉米端元、1个纯花生端元、1个混合作物端元和1个裸土端元。各端元EVI曲线如图6所示。

通过实地考察发现，鹤壁市主要农作物为玉米，与玉米混种的作物面积都比较小，只有在东北部地区有大面积的花生、大豆等农作物。但由于地理位置和耕种方式的差异，玉米的生长曲线也会有所不同，如图6所示，14种纯玉米的生长曲线也各有差异。选取不同地理位置的14个玉米端元，分别与花生、混合作物和裸土来进行端元组合，共有14种端元组合模型，标记为1, 2, ..., 14。

首先，利用传统的端元选择方法，即整幅影像只用一种端元组合来进行混合像元分解。利用上述端元组合分别对研究区域进行混合像元的分解，其结果如图7所示。

从上面的分解结果可发现，选择不同的玉米端元生长曲线进行混合像元分解，其结果区别很大。端元组合1、2、3、7、8、9、10、11、14分解出的夏玉米丰度分布情况比较相似，高值区域都集中在鹤壁市中部地区，基本符合地面真实分布情况。而端元组合4、5、6、12、13分解出的玉

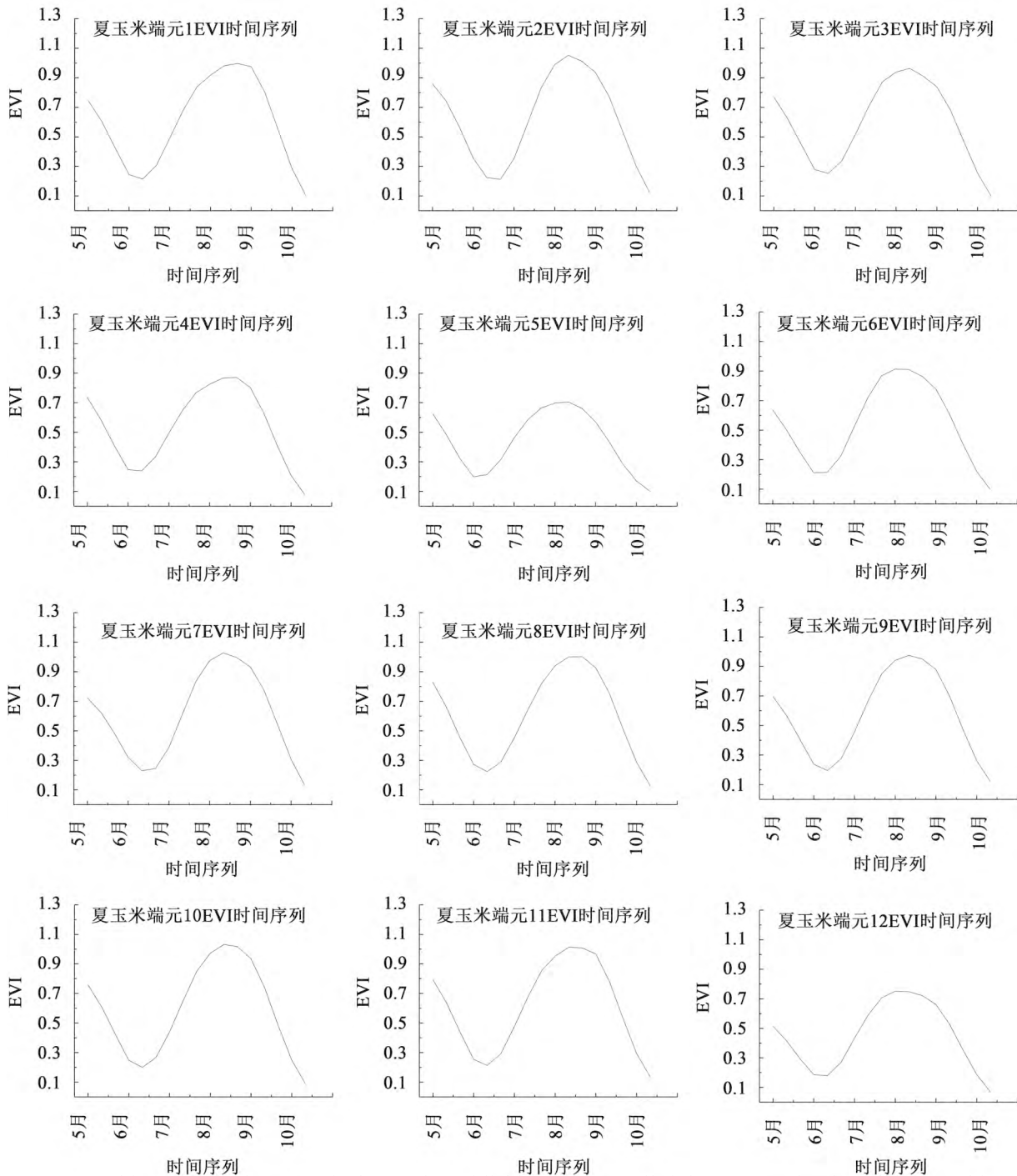
米丰度则分布比较分散，没有明显的高值区域，不符合地面真实分布情况。

为了做进一步的比较，14种端元组合的分解夏玉米的总种植面积列表如表3所示。

表3中的最小值只有191.90 km²，最大种植面积有574.83 km²。因此，这种由单一玉米端元组合的分解方法难以获得较为准确的分解结果。

3.3.2 基于光谱匹配的自适应混合像元分解

根据以上分析，如何从端元组中选取最佳的



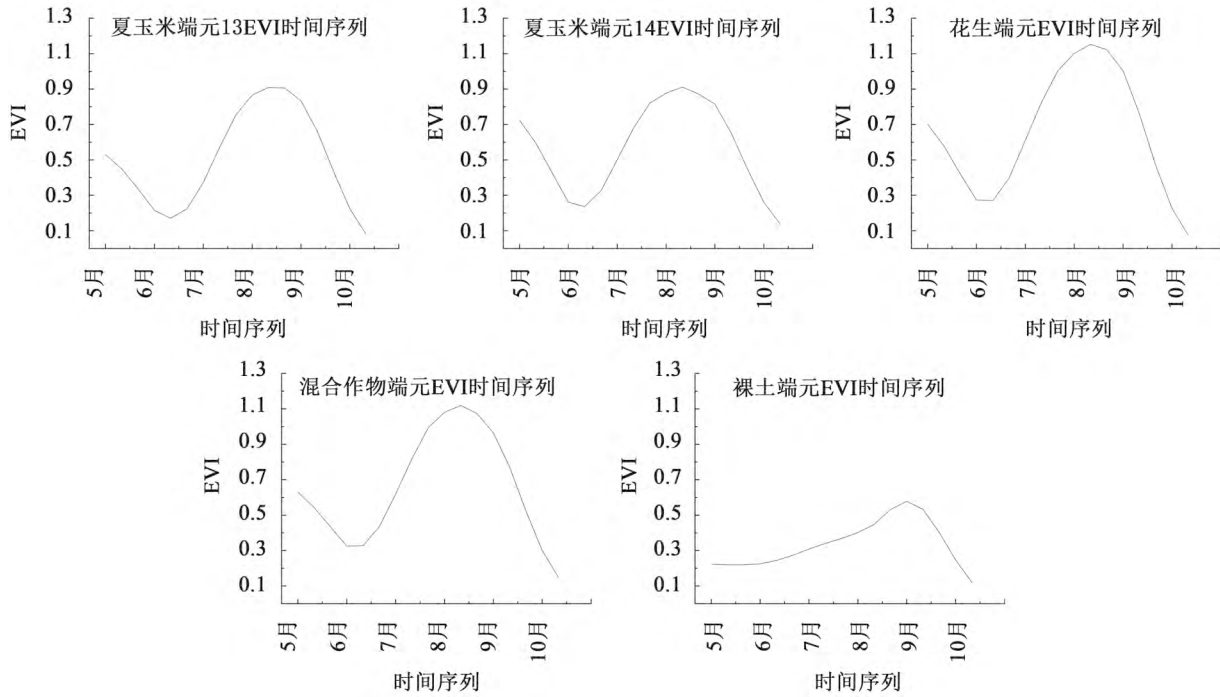


图6 各端元2013年5月上旬—2013年10月上旬的EVI曲线

Fig. 6 The EVI curve of each end-member from May 2013 to mid-October

表3 各端元组合分解的玉米种植面积

Table 3 Each end-member combination decomposition of corn planting area

组号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	/km ²
种植面积	461.57	313.70	489.87	416.55	191.90	331.68	408.29	438.37	574.83	499.19	464.55	257.08	365.14	476.86	

端元组合来对混合像元进行分解,成为问题的关键。玉米是鹤壁市主要的农作物,其端元面积占绝对优势,其他端元面积都很小。因此,对某个特定的像元,只要能够选取最佳的玉米端元就能得到较高的精度。基于此,本文提出基于光谱匹配的自适应最佳端元组合混合像元分解方法。基本思路是:对某个确定的混合像元,分别计算该混合像元的EVI曲线和14种纯玉米端元的EVI曲线的“光谱夹角”,取夹角最小的那个玉米端元作为该像元的最佳玉米端元,然后进行混合像元分解。

光谱角可以用来度量两个光谱的相似度,其计算公式为:

$$\theta_{ij} = \cos^{-1} \left[\frac{\sum_{k=1}^D x_{ki} \cdot x_{kj}}{\sqrt{\sum_{k=1}^D x_{ki}^2} \sqrt{\sum_{k=1}^D x_{kj}^2}} \right] \quad (3)$$

式中, θ_{ij} 是光谱*i*和光谱*j*的光谱角; x_{ki} 和 x_{kj} 是光

谱*i*和光谱*j*的第*k*波段的值。 θ_{ij} 的大小反映了两个光谱的相似程度, θ_{ij} 值越小说明两条光谱曲线越相似。本文用生长曲线来代替高光谱数据中的光谱曲线,利用上式计算混合像元EVI曲线与纯玉米端元EVI曲线的相似度,选择与混合像元EVI曲线最相似的纯玉米端元来进行像元分解。

图8为通过14种纯玉米端元计算得到的光谱角填图(其像元值为光谱角最小的参考光谱的类别编号)。获得光谱角填图后,就可以根据像元值中存储的端元编号来选择最佳玉米端元来执行混合像元分解。图9为利用光谱角填图进行混合像元分解获得的鹤壁市夏玉米丰度分布图,得到玉米种植面积为589.95 km²,大于利用单一端元进行混合像元分解的玉米种植面积的最大值。鹤壁市2013年夏玉米种植面积为780.39 km²,自适应混合像元分解的精度为:75.6%,传统混合像元分解方法最优精度为:73.7%,相对精度提高了近2个百分点。

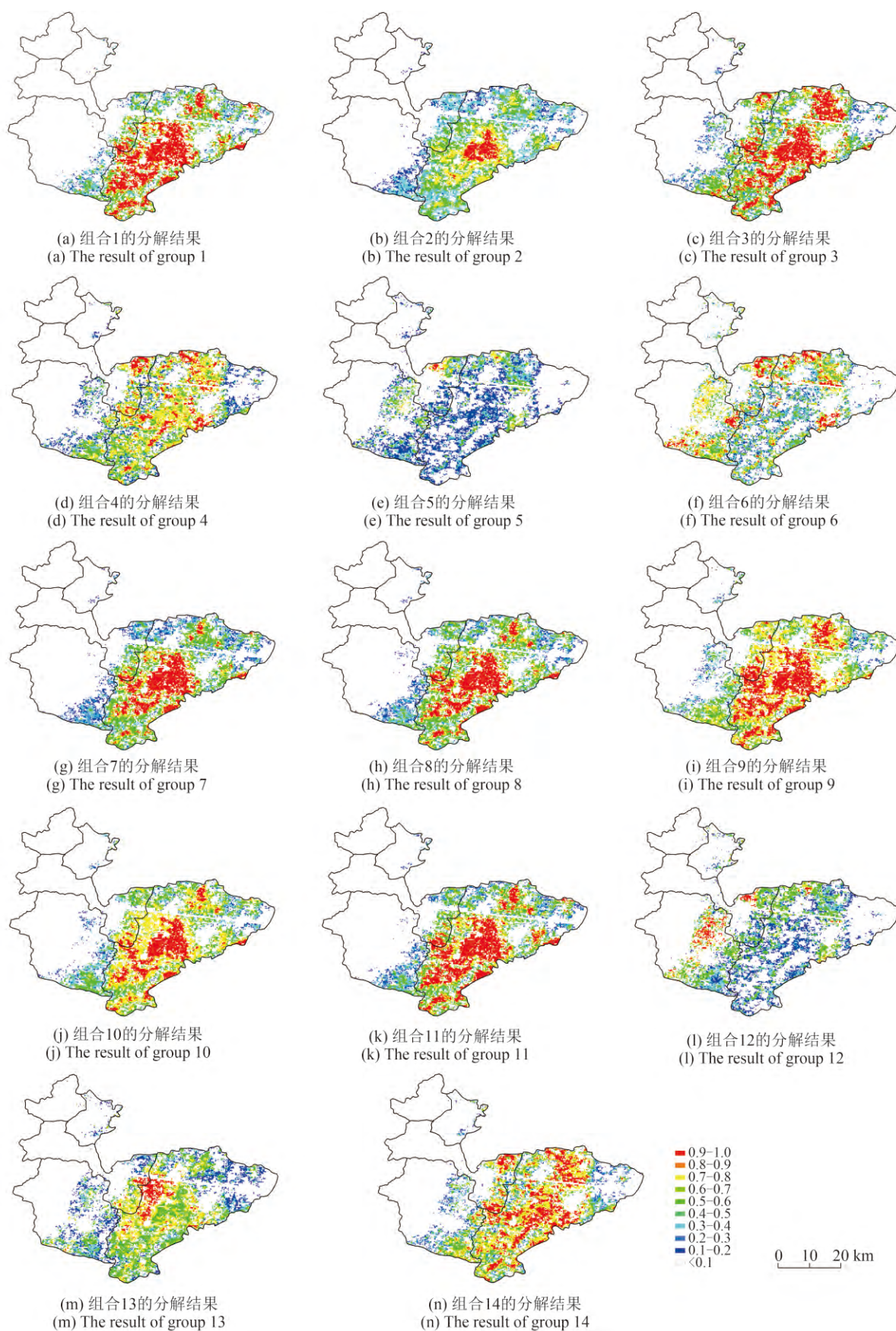


图7 14种端元组合分解结果

Fig. 7 14 kinds of decomposition results of end-member groups

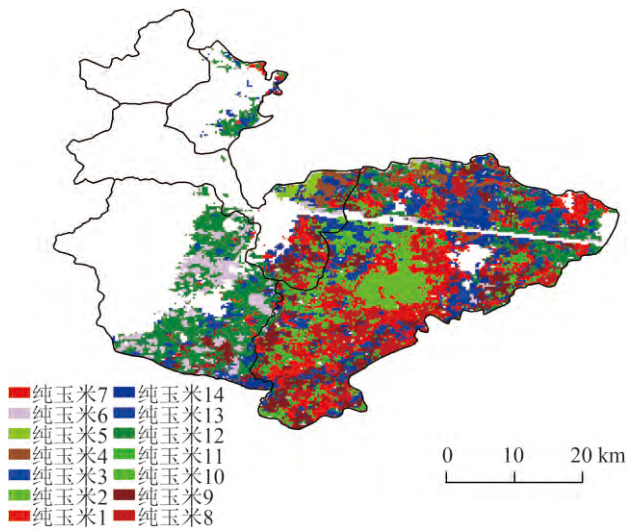


图8 生长曲线的“光谱角填图”

Fig. 8 The “Spectral angle mapping” of EVI curves

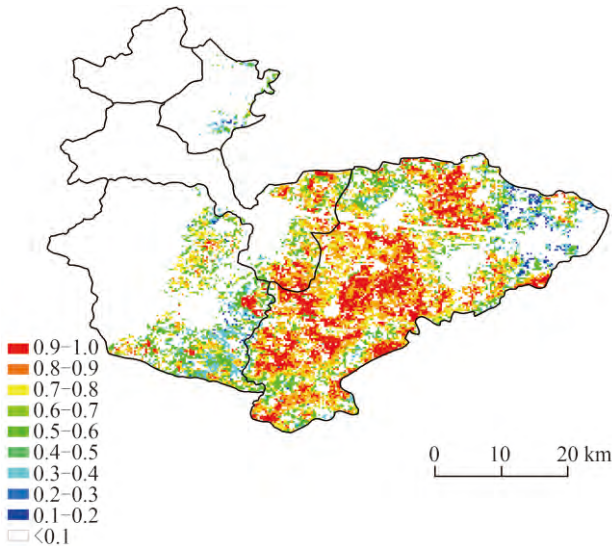


图9 多端元组合分解的玉米丰度分布图

Fig. 9 Multi end-member combination of decomposition of corn abundance distribution

4 结论

混合像元分解是当代定量遥感的重要研究领域，而定量遥感已成为大区域农情监测的重要技术手段。FY-3可以提供高时间分辨率的多光谱数据。本文根据FY-3数据的特点，尝试将EVI时间序列数据引入多光谱混合像元的分解。研究表明：基于增强型植被指数的作物生长曲线可以代替传统像元的光谱反射率用于遥感混合像元的分解；但由于农田环境的复杂性和多光谱的谱段有限性，同种端元光谱由于地理位置不同存在着一定

的差异，传统的基于一种端元光谱组合的像元分解精度却存在着很大的不同；对于每个混合像元，如何选择最佳的端元光谱是提高分解精度的关键，本文提出的基于光谱匹配的自适应优选方案，提高了分解的精度，为基于植被指数的多光谱混合像元的分解提供了有价值的技术思路。当然，本文的研究主要针对平原地区，而且农作物的种植结构也比较单一，对于地理环境复杂和/或种植结构复杂的地区，本文的方法还有待于证实。

参考文献(References)

- Atkinson P M and Tatnall A R L. 1997. Introduction Neural networks in remote sensing. *International Journal of Remote Sensing*, 18(4): 699 – 709 [DOI: 10.1080/014311697218700]
- Cai W. 2010. The Wheat Identification and Area Estimates based on MODIS Images Mixed Pixel Decomposition. Ji'nan: Shandong Normal University (蔡薇. 2010. 基于MODIS遥感数据混合像元分解的小麦识别及其面积估算. 济南: 山东师范大学)
- Gui Y F, Zhang J X and Lin Z J. 2000a. Research on the decomposition of mixed pixels in land use dynamic changes information detection. *Remote Sensing Information*, (2): 18 – 20 (桂预风, 张继贤, 林宗坚. 2000a. 土地利用遥感动态监测中混合像元的分解方法研究. 遥感信息, (2): 18 – 20 [DOI: 10.3969/j.issn.1000 – 3177.2000.02.004])
- Gui Y F, Zhang J X, Lin Z J and Xuan W L. 2000b. The hybrid pixel decomposition based on grey neural network theory. *Remote Sensing Information*, (4): 27 – 28, 409 (桂预风, 张继贤, 林宗坚, 宣文玲. 2000b. 基于灰神经网络理论的混合像元分解方法研究. 遥感信息, (4): 27 – 28, 40 [DOI: 10.3969/j.issn.1000 – 3177.2000.04.009])
- Ichoku C and Karnieli A. 1996. A review of mixture modeling techniques for sub-pixel land cover estimation. *Remote Sensing Reviews*, 13(3/4): 161 – 186[DOI: 10.1080/02757259609532303]
- Li J. 2008. The Study on Comparing Non-linear Unmixing Model and Linear Unmixing Model of Mixed Pixels. Harbin: Northeast Forestry University (李君. 2008. 线性与非线性混合像元分解模型的比较研究. 哈尔滨: 东北林业大学)
- Li Y, Liu R H and Zheng D D. 2014. Summer maize planting area estimation based on multi-source data and decision tree. *Chinese Journal of Agrometeorology*, 35(3): 344 – 348 (李颖, 刘荣花, 郑东东. 2014. 基于多源数据和决策树估算夏玉米种植面积. 中国农业气象, 35(3): 344 – 348 [DOI: 10.3969/j.issn.1000 – 6362.2014.03.017])
- Lu D S, Moran E and Batistella M. 2003. Linear mixture model applied to Amazonian vegetation classification. *Remote sensing of Environment*, 87(4): 456 – 469[DOI: 10.1016/j.rse.2002.06.001]
- Marsh S E, Switzer P and Kowalik W S. 1980. Resolving the percentage of component terrains within single resolution elements. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 46(8): 1079 –

- 1086
- Quarmby N A, Townshend J R G, Settle J J, White K H, Milnes M, Hindle T L and Silleos N. 1992. Linear mixture modelling applied to AVHRR data for crop area estimation. *International Journal of Remote Sensing*, 13(3): 415 – 425 [DOI: 10.1080/01431169208904046]
- Tong Q X, Zhang B and Zheng F L. 2006. *Hyperspectral Remote Sensing Principles and Application*. Beijing: Higher Education Press (童庆禧, 张兵, 郑芬兰. 2006. 高光谱遥感: 原理、技术与应用. 北京: 高等教育出版社)
- Wang, F. 1990. Fuzzy supervised classification of remote sensing images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 28(2): 194 – 201 [DOI: 10.1109/36.46698]
- Wang Q. 2006. The Study on Unmixing of Mixed Pixels based on Hyperion Data. Harbin: Northeast Forestry University (王强. 2006. Hyperion高光谱数据进行混合像元分解研究. 哈尔滨: 东北林业大学)
- Yang J and Dong C H. 2011. *A New Generation of Polar-Orbiting Meteorological Satellite FY-Business Products and Applications*. Beijing: Science Press (杨军 董超华. 2011. 新一代风云极轨气象卫星业务产品及应用. 北京: 科学出版社)
- Zhang L P and Zhang L F. 2005. *Hyperspectral Remote Sensing*. Wuhan: Wuhan University Press (张良培, 张立福. 2005. 高光谱遥感. 武汉: 武汉大学出版社)
- Zhang M. 2012. *Spectral Unmixing of Hyperspectral Data Using Convex Geometry Concepts*. Beijing: Institute of Remote Sensing Application, Chinese Academy of Sciences (张明. 2012. 基于凸面几何的光谱解混算法研究. 北京: 中国科学院遥感应用研究所)
- Zhao Y S. 2003. *Principles and Methods of Remote Sensing Application Analysis*. Beijing: Science Press (赵英时. 2003. 遥感应用分析原理与方法. 北京: 科学出版社)
- Zou P, Wang Y P, Wang Z S and Fan F L. 2007. Accessing the linear spectral un-mixing approach for extracting vegetation information using Landsat ETM+ data in Macao. *Journal of South China Normal University(Natural Science Edition)*, (2): 131 – 136 (邹蒲, 王云鹏, 王志石, 樊风雷. 2007. 基于ETM+图像的混合像元线性分解方法在澳门植被信息提取中的应用及效果评价. 华南师范大学学报(自然科学版), (2): 131 – 136 [DOI: 10.3969/j.issn.1000 – 5463.2007.02.023])

Decomposition of MERSI multispectral mixed pixels by EVI time series

LI Yaohui¹, WANG Jinxin¹, LI Ying^{2,3}

1. School of Water Conservancy and Environment, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China;

2. Henan Key Laboratory of Agrometeorological Support and Applied Technique, CMA. Zhengzhou 450003, China;

3. Henan Institute of Meteorological Sciences, Zhengzhou 450003, China

Abstract: Remote-sensing technology features and the environmental elements of surface complexity together determine mixed pixels in remote-sensing images. Many mature methods of hyper spectral mixed-pixel decomposition are available, but research on the multispectral decomposition of mixed pixels are rare. The purpose of this study is to decompose mixed pixels based on their multispectral imaging characteristics. Hyperspectral images with high spectral resolution may benefit from the spectral unmixing of end-members. By contrast, FY3 multispectral (MERSI) image have a lower spectral resolution but a higher temporal resolution. Thus, MERSI-EVI time series is introduced in this paper to decompose mixed pixels.

The basic parameters of the experiment areas are as follows: study area: Hebi City, Henan Province, China; data: 79 MERSI images acquired from May 1, 2013 to October 15, 2013 (89 days had no data) and a Landsat 8 OLI image of the year; purpose: extraction of 2013 corn acreage from the data images. First, the remote-sensing images were processed, and the support-vector-machine classification method was used to extract information on farmlands with the use of a Landsat 8 OLI image. Then, SG-filtered MERSI time-series images were used to calculate EVI; the EVI growth curves of the mixed pixels and the crop end-numbers were then generated. The end-members were determined by field investigation. Corn is the main crop in the area. A total of 14 corn end-members were evenly selected in the space. Then, using the traditional method, the 14 corn end-members were combined with other end-members for unmixing. Finally, the spectral angle matching (SAM) method was used to improve the accuracy of the decomposition and adaptively select the most similar corn end-member with mixed pixels. In this case, a growth curve was used instead of a spectral curve.

The results of the traditional decomposition methods vary widely; the extracted corn acreage ranges from 191.90 km² to 574.83 km², whereas the generated corn acreage of the new decomposition method is 589.95 km². The 2013 summer corn acreage in Hebi City is 780.39 km². Thus, compared with the best result generated by the traditional methods, the relative accuracy of the new method is improved by 2%.

This study shows that using vegetation growth curves to decompose mixed pixels is effective for multispectral images. Of course, this study focused on plains, where crop planting structure is relatively simple. For areas with complex geographical environments and/or planting structures, the performance of the proposed method has yet to be confirmed.

Key words: mixed pixel decomposition, EVI, time-series data, FY-MERSI