

基于HJ-1A高光谱影像的湿地精细分类

张雅春, 那晓东*, 臧淑英

(哈尔滨师范大学 寒区地理环境监测与空间信息服务黑龙江省重点实验室, 哈尔滨 150025)

摘要:混合像元的存在不仅影响了基于高光谱影像的地物识别和分类精度,而且已成为遥感科学向定量化发展的主要障碍。本文以扎龙湿地为试验区,以环境一号卫星采集的高光谱影像为数据源,分别采用传统的全约束最小二乘光谱解混算法(fully constrained least squares spectral unmixing algorithm, FCLS)与基于稀疏约束最小二乘光谱解混算法(sparse constrained least squares spectral unmixing algorithm, SUFCLS)实现了试验区湿地的精细分类,并对两种分类结果的表现及其分类精度进行了对比分析。研究结果表明:SUFCLS算法能够自适应地从光谱库中选择场景中所占比例最高的一组端元,并将此端元的组合应用于传统的全约束最小二乘光谱解混中实现不同湿地类型丰度的提取,该算法充分考虑了端元的空间异质性,弥补了FCLS算法在端元选取过程中的不足。精度验证结果表明与FCLS算法相比,SUFCLS算法分类结果的均方根误差更小,丰度的相关系数更高,因此该方法对于提高湿地解混精度以及实现湿地精细化分类具有重要意义。

关键词:高光谱影像;稀疏解混;线性解混;湿地分类;扎龙自然保护区

1 引言

湿地是地球上重要的生态系统,在物种存贮、调节气候、维护生态平衡及生物多样性保护等方面具有重要意义(Woodward et al, 2001; Yang et al, 2002)。但是在高强度的自然和人为干扰的双重作用下,全球范围的湿地出现了严重的退化和消失的趋势。通过湿地调查和监测,准确地获取湿地的空间分布信息是进行湿地保护和管理的基礎。目前湿地的监测手段已经从最初单纯的湿地野外综合考察发展到现代遥感技术和GIS技术支持下的湿地动态监测,监测内容也从最初的湿地类型、湿地面积等较为单一的监测扩展为湿地植被群落结构、植被分布格局及多样性、湿地生态水文过程等较为精细、系统化的监测。由于湿地通常处于水陆交汇

地带,湿地生态系统具有高度的空间异质性和水文动态特征,湿地生态系统的精细监测和制图极为困难(张玉红等, 2015; 姜明等, 2018)。因此,迫切需要选择合适的数据源和分类方法,使湿地监测研究不断趋于定量化、精细化和准确化。

由于遥感影像具有大尺度、重复覆盖的优势,来自不同传感器平台的多源卫星影像已成为湿地信息提取与动态监测的主要数据来源。例如,多光谱传感器获取的遥感影像数据,如常用的Landsat陆地卫星(Landsat-5 TM、Landsat-7 ETM+、Landsat-8 OLI)和SPOT等已在湿地遥感监测方面发挥了重要作用(Baker et al, 2006; 陈建等, 2011; 崔天翔等, 2013; 东启亮等, 2014; Han et al, 2015)。虽然多光谱数据能够区分主要的土地覆被类型如沼泽、水域、农田、林地、草甸等,数量有限的波段并不能够

收稿日期:2017-09-28;修订日期:2018-10-14。

基金项目:国家自然科学基金项目(41001243, 41571199);黑龙江省普通本科高等学校青年创新人才培养计划项目(UN-PYSCT-2016073);哈尔滨师范大学优青项目(XRQG15)[Foundation: National Natural Science Foundation of China, No.41001243, No.41571199; Foundation for Young Innovative Talents in General Higher Education of Heilongjiang Province, No.UNPYSCT-2016073; Harbin Normal University's Fund for Distinguished Young Scholars, No.XRQG15]。

作者简介:张雅春(1991-),女,内蒙古赤峰人,硕士生,主要从事高光谱遥感信息提取方法研究,E-mail: 1442117098@qq.com。

通讯作者:那晓东(1982-),男,黑龙江汤原人,副教授,博士,主要从事湿地遥感监测研究,E-mail: naxiaodong_8341@163.com。

引用格式:张雅春, 那晓东, 臧淑英. 2018. 基于HJ-1A高光谱影像的湿地精细分类[J]. 地理科学进展, 37(12): 1705-1712. [Zhang Y C, Na X D, Zang S Y. 2018. Wetland high precision classification based on the HJ-1A hyperspectral image[J]. Progress in Geography, 37(12): 1705-1712.]. DOI: 10.18306/dlkxjz.2018.12.012

区分沼泽和草甸中的亚类和植被群落,因此无法实现湿地的精细分类(Melgani et al, 2004; Chen et al, 2017)。而高光谱遥感影像的波段间隔为 10 nm, 与波段间隔为 100 nm 的多光谱传感器相比,连续的波段特征能够有效识别出不同地物类型的光谱特征差异(图1)(Chen et al, 2017)。因此,在复杂场景下,也能有效的区分不同的湿地植被类型(Xu et al, 2008)。

过去几十年来,已经提出了许多基于遥感的湿地分类算法,包括:基于像素的分类算法(最大似然法、支持向量机分类法、决策树分类方法、随机森林分类方法等)、面向对象的分类算法和混合像元法分解法等(那晓东等, 2008; 张策等, 2011; Michishita et al, 2012; 谢静等, 2012; 肖锦成等, 2013)。在这些方法中混合像元分解法更具优势,这是因为遥感影像受空间分辨率和地物复杂度的影响,每个像元可能包含多种组分,而中低分辨率影像尤为严重。但是传统的线性光谱解混算法在应用中更具灵活性且求解简单,已被广泛用于湿地及其周边土地利用类型的提取(Gutman et al, 1998)。线性光谱解混算法对场景内的所有像元均采用同一组端元进行光谱解混,没有考虑到端元光谱的空间异质性,在湿地精细分类的复杂场景下容易造成分类结果的误判。SUFCLS算法是对FCLS算法的一种改进(Kai et al, 2013),首先通过稀疏解混算法遴选出每个像元中所占比例最多的端元组合;然后基于自适应选取的端元,利用FCLS算法进行丰度反演。本文将稀疏约束的最小二乘光谱解混算法应用于基于高光谱影像的扎龙湿地信息提取中,量化地验

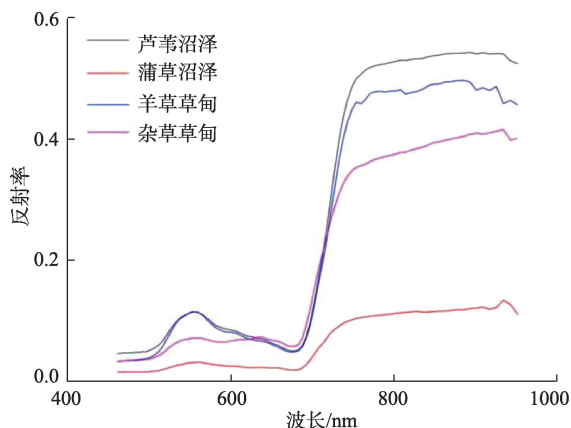


图1 基于HJ-1A HSI影像提取的光谱曲线

Fig.1 Spectral curves extracted from the HJ-1A HSI image

证了该算法在中国东北地区典型保护区湿地遥感精细分类中的可行性,并与传统的最小二乘光谱解混方法的分类精度进行对比。

2 研究方法

基于稀疏约束的最小二乘光谱解混方法是对FCLS方法的一种改进,该算法通过MATLAB软件编程实现,首先利用稀疏解混算法实现端元的自适应遴选,筛选出每个像元中的端元种类和数量;然后基于FCLS方法实现逐像元的丰度反演,具体流程如图2所示。

2.1 基于稀疏解混方法的端元自适应提取

在复杂的场景中,影像像元中实际存在的端元数目和类型远小于整个场景中的端元数目和类型,具有稀疏性,这种利用稀疏性的解混方法称为稀疏解混方法(Iordache et al, 2011)。它是一种半监督的线性光谱解混方法,相应的线性解混模型为:

$$\min_x \|Ax - y\|_F^2 + \lambda \|x\|_2, x \geq 0, \sum_{i=1}^m |x_i| = 1 \quad (1)$$

式中: y 为影像的光谱特征值; A 为端元光谱库; $x \geq 0$ 为丰度向量的非负约束(ANC); $\sum_{i=1}^m |x_i| = 1$ 为丰度向量的和为“1”约束(ASC); $\|X\|_F \equiv \sqrt{\text{trace}(XX^T)}$ 为弗罗贝尼乌斯范数;正则化参数 $\lambda > 0$ 用来调节解的拟合度和稀疏程度所占的比重; $\|x\|_2$ 表示 L_2 范数,代表丰度向量 x 中非零元素的个数,假设高光谱影像中每个端元都会出现在整幅影像的像元中,对遥感数据中的所有像元同时添加稀疏性,并迫使影像中不存在的端元值为0,来提高混合像元分解的精度(Zhang et al, 2016)。最后,结合 Jonathan Eckstein 开发的交替迭代算法(ADMM)和变量分裂增广拉格朗日算法对 L_2 范数的稀疏解混算法进行求解,解决了解的优化问题(Eckstein et al, 1992; Iordache et al, 2013)。

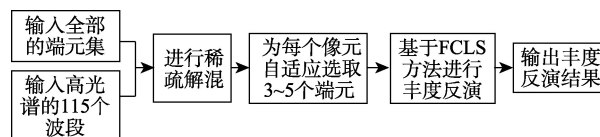


图2 基于稀疏约束最小二乘光谱解混算法流程图

Fig.2 Flow chart of the sparse constrained least squares spectral unmixing algorithm (SUFCLS)

在稀疏解混过程中,端元的稀疏性使大多数像元中不存在的端元丰度为0或低于0,存在较多的丰度低值不利于精确解混,因此通过设置阈值自适应的方法获取正确的端元数量及其光谱特征,然后通过FCLS方法来进行丰度反演。

2.2 基于FCLS方法的丰度反演

FCLS模型可表示如下:

$$y_i = \sum_{m=1}^M C_{i,m} x_m + n_i, x_m \geq 0, \sum_{m=1}^M x_m = 1 \quad (2)$$

式中: y_i 是混合像元在 i 波段的光谱特征; $C_{i,m}$ 是第 m 个端元在 i 波段的光谱特征; x_m 是第 m 个端元相应的丰度值; 噪声 n_i 代表了波段 i 的误差项; 光谱库 M 一般应包括场景中所有的端元光谱,但本文仅采用了稀疏解混后遴选的端元光谱,将像元中不存在的类别从端元的光谱库中剔除,仅对自适应选取的端元光谱进行线性解混,避免了由于不存在的端元参与解混对分类精度造成的影响。

3 实验与分析

3.1 实验区概况

扎龙国家级自然保护区位于黑龙江省松嫩平原的西部,地理坐标为 $46^{\circ}52'N \sim 47^{\circ}32'N, 123^{\circ}47'N \sim 124^{\circ}37'E$, 总面积 21 万 hm^2 (图 3)。扎龙保护区是中国最大的国家级自然保护区,并于 1992 年被列为“世界重要湿地名录”。扎龙湿地属于温带大陆性季风气候,年均温 $3.2^{\circ}C$, 年降水量为 428 mm。扎龙湿地是乌裕尔下游的尾间湖,因河水满溢而成的一大片永久性弱碱性淡水沼泽区,由许多浅水湖泊和广阔的沼泽、草甸和草原组成。保护区内部植被区系复杂,生物多样性丰富,为东北地区淡水沼泽湿地典型的研究样区,有高等植物 468 种,隶属于 67 科,湿地植被占绝大多数,可细分为芦苇沼泽、苔草沼泽、羊草草甸和杂草草甸。丰富的植物资源和良好的生境条件为保护区内珍稀水禽的生存和繁衍创造了有利条件,具有极其重要生态保护价值和科学研究价值。

3.2 实验数据

3.2.1 影像数据

本文使用中国自主研发的环境一号卫星在 2015 年 9 月份成像的 HJ-1A HSI 高光谱影像数据和 HJ-1B CCD 多光谱影像数据,并结合精度较高的 SPOT 5 遥感影像进行精度分析。HJ-1A HSI 高光

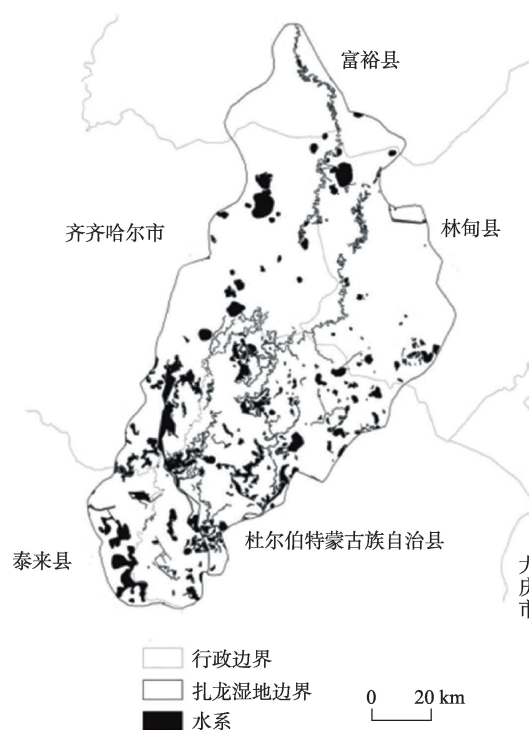


图3 研究区位置示意图

Fig.3 Location of the study area

谱影像数据包括光谱范围在 $0.459 \sim 0.956 \mu m$ 的 115 个波段,空间分辨率为 100 m; HJ-1B CCD 多光谱影像数据包括光谱范围在 $0.43 \sim 0.90 \mu m$ 的 4 个波段,空间分辨率为 30 m。覆盖扎龙自然保护区影像的轨道号为 120/27。

数据预处理主要包括:几何校正、辐射校正、大气校正和影像融合。本文采用同时期的 SPOT5 全色影像对待分类影像进行几何校正,校正误差控制在 0.5 个像元内;同时,为了消除遥感影像中由大气散射引起的辐射误差,采用 ENVI 5.1 的 FLAASH 模块对几何校正好的影像进行了大气校正;并对 HSI 高光谱影像和 CCD 多光谱影像进行 Gram-Schmidt 融合变换,使融合后影像同时具备高空间分辨率和高光谱分辨率(熊文成等, 2011);最后将扎龙湿地矢量边界作为感兴趣区域对影像进行裁切。

3.2.2 光谱数据

本文构建了适合于中国东北地区典型沼泽湿地的分类体系,将该区域的土地覆被类型细分为:芦苇沼泽、蒲草沼泽、羊草草甸、杂草草甸、水体、水田、旱田、道路、居民地和盐碱地。根据上述 10 种土地覆被类型的特征光谱构建了候选的端元光谱库。常用的端元光谱采集方式通常有以下 2 种:直

接从影像上采集端元的光谱以及利用地物光谱仪野外实测端元的光谱。地物光谱仪实测的端元光谱更为准确,受到辐射状况、大气条件和植被物候等因素以及不同传感器平台的影响,野外实测的端元光谱与遥感影像上采集的光谱信息具有较大差异,存在一定程度的误差(崔天翔等, 2013)。本文采用直接从影像上采集端元的方法,考虑到不同的端元类型的光谱差异,利用端元均方根(EAR)和纯净像元指数(PPI)相结合的方法从多条光谱中选择最具代表性的光谱(廖春华等, 2012)。首先,采用ENVI提供的N维可视化分析工具对影像进行最小噪声分离变换(MNF),基于纯净像元指数法(PPI)并结合土地覆盖数据,从每种土地覆盖类型中选取一定数量PPI大于阈值(PPI=20)的像元光谱。其次,计算各地类中每个端元光谱的EAR,EAR值越小表明该条光谱的代表性越好。最后从每种土地覆盖类型中选取5条EAR值最小的光谱作为该土地覆盖类型的代表端元光谱,用于建立端元光谱库。

3.3 分类结果及精度评价

3.3.1 基于稀疏约束的最小二乘光谱解混算法的分类结果

以SUFCLS算法得到的各种地类的丰度为基础数据,根据每个像元丰度值最高的地类确定该像元的归属类别,最终得到土地利用的分类结果,如图4所示。通过与同期的SPOT5影像的目视解译中看出:明水面(图4c-4d);盐碱地、水田、旱田(图4e-4f);居民地、道路(图4g-4h)均取得了较好的分类结果。与传统的逐像素的分类方法相比,本文基于高光谱影像实现了基于亚像元级的湿地遥感分类,能区分更详细的地物光谱特性,特别是能将草甸植被中的羊草草甸、杂草草甸与沼泽植被中的芦苇沼泽和蒲草沼泽加以区分,实现了典型保护区湿地植被的精细分类。

3.3.2 精度评价

本文采用高分辨率的SPOT遥感影像定量化的验证解混结果,首先选用12×12的矩形窗口(30 m×30 m)在SPOT5影像上随机采集50个验证样区。采用目视解译的方法在每一个验证样区上区分不同的植被类型,统计不同植被类型在样区中所占的比例,进而计算出样区内不同植被类型的丰度值,作为验证样本数据。将验证样本数据与解混结果中的不同植被类型的丰度值进行对比,采用相关性系数(R)和均方根误差($RMSE$)来定量化的指示解混结

果的精度。 R 表示解混结果的丰度值与验证样本值之间的相关系数,绝对值越大,表示两者之间的相关程度越大。 $RMSE$ 则表示解混结果的均方根误差,均方根误差越小,解混精度越高。

计算公式为:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (3)$$

$$RMSE = [\sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2 / N]^{1/2} \quad (4)$$

式中: X_i 表示第*i*个样本的估计值, \bar{X} 表示估计均值; Y_i 表示第*i*个样本的验证值, \bar{Y} 表示验证均值; N 为样本个数。

通过对SUFCLS和FCLS 2种模型的反演结果进行精度检验发现(表1),SUFCLS模型中芦苇沼泽的 $RMSE=0.087$, $R=0.874$;蒲草沼泽的 $RMSE=0.097$, $R=0.832$;羊草草甸的 $RMSE=0.091$, $R=0.826$;杂草草甸的 $RMSE=0.059$, $R=0.821$;都明显优于传统FCLS模型中的芦苇沼泽($RMSE=0.169$, $R=0.618$)、蒲草沼泽($RMSE=0.144$, $R=0.602$)、羊草草甸($RMSE=0.138$, $R=0.597$)和杂草草甸($RMSE=0.130$, $R=0.457$)。SUFCLS和FCLS模型的模拟值与验证值的1:1关系图表明与传统的FCLS模型相比SUFCLS模型改进了湿地分类的精度及精细程度(图5)。在很大程度上是由于两种模型的端元选取方式不同,FCLS算法采用固定的端元组合对影像中的每个像元进行解混,由于复杂场景下像元内部空间异质性较高,解混中端元错选的概率较大。而基于稀疏约束最小二乘光谱解混算法则可以根据不同空间位置端元出现的概率自适应地选择解混端元,大大降低了解混过程中出现端元错选的概率,有效地改善了解混结果,提高了湿地的分类精度。

4 结论与展望

本文将稀疏约束的最小二乘光谱解混算法应用于高光谱影像的湿地遥感精细分类。以高分辨率影像目视解译的结果作为验证数据,将其分类结果与传统的全约束最小二乘解混算法的分类结果和分类精度进行对比,量化地验证了该方法在湿地遥感信息提取中的可行性,探讨了分类精度产生差异的影响因素。研究得出如下主要结论:

(1) 综合具有高光谱分辨率的高光谱影像和稀疏约束的最小二乘光谱解混算法可以实现对典型

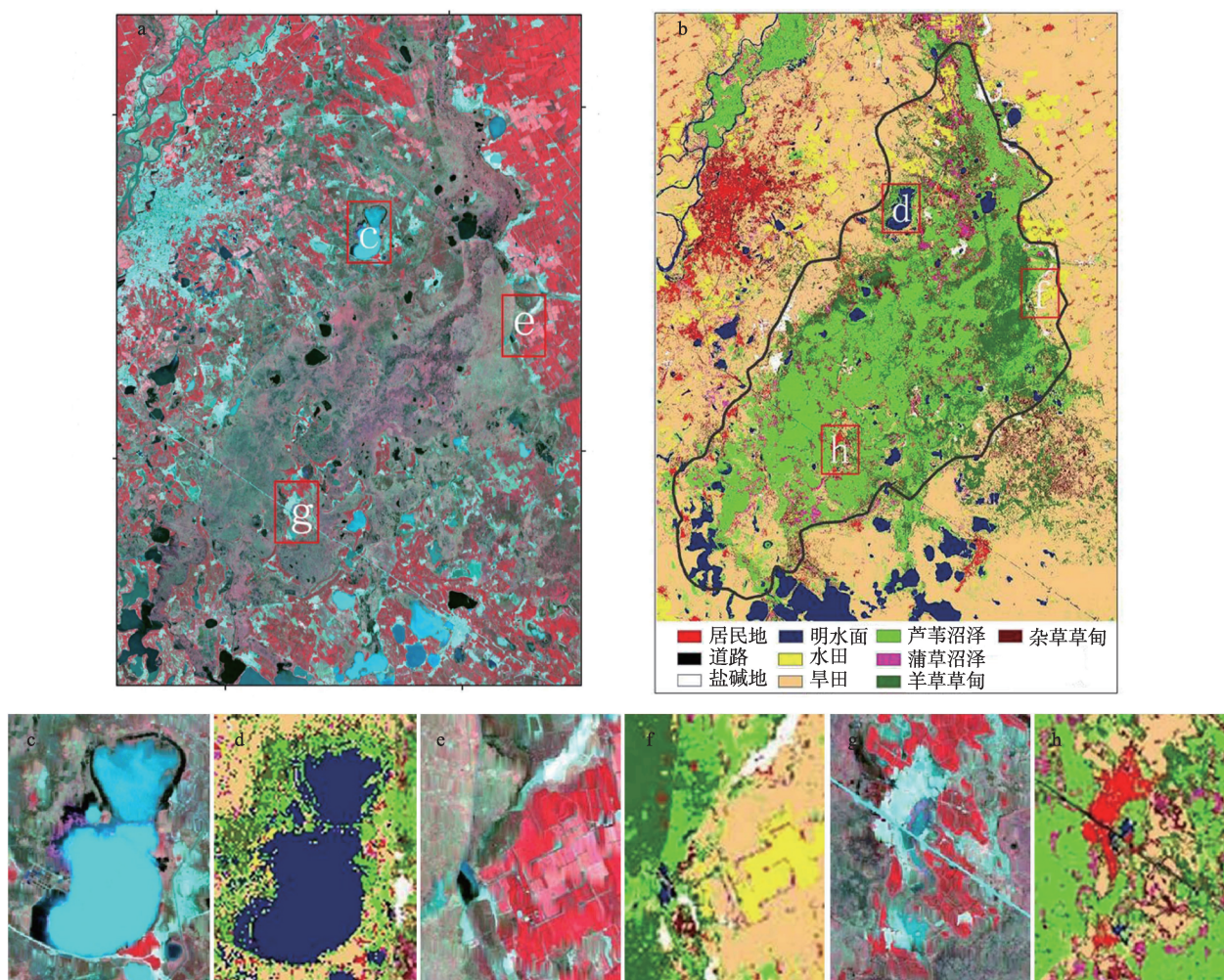


图4 基于SUFCLS方法的分类结果与高分辨率的SPOT5影像目视解译的比较
(a. SPOT5影像;b. 基于SUFCLS方法的分类结果图;c、d、e、f、g、h为红色矩形框的放大部分)

Fig.4 Comparison of classification results based on the sparse constrained least squares spectral unmixing algorithm (SUFCLS) method and visual interpretation of SPOT5 images

(a. SPOT5 image; b. classification results based on the SUFCLS method; c, d, e, f, g, and h are the enlarged parts of the red rectangles)

淡水沼泽湿地的精细分类。该方法能够识别出更精细的湿地植被类型间的光谱差异,将沼泽植被(芦苇沼泽、蒲草沼泽)和草甸植被(羊草草甸和杂草草甸)有效地区分出来。

(2) 与全约束最小二乘光谱解混算法相比,稀疏约束的最小二乘光谱解混算法分类结果的制图效果更好,沼泽植被(芦苇沼泽、蒲草沼泽)和草甸植被(羊草草甸和杂草草甸)模拟值与验证值之间的相关性系数均在0.8以上,均方根误差均低于0.1,其解混精度明显高于全约束最小二乘光谱解混算法。

(3) 稀疏约束的最小二乘光谱解混算法可以自适应地遴选端元,并将选出的端元组合用于逐像元的光谱解混,有效地解决了端元光谱空间异质性的

问题。与传统的湿地分类方法相比,不仅提高了湿地分类的精细程度,也提高了不同湿地植被群落的分类精度。

尽管本文研究表明,基于稀疏约束最小二乘光谱解混算法适用于高光谱影像的湿地精细分类,其应用过程中还需要注意以下问题:首先,由于受传感器和复杂外部环境的影响,实测光谱无法与影像光谱匹配一致,不能直接从实测光谱上提取端元。后续应考虑采用合适的方法将实测光谱和影像光谱进行有效匹配,综合实测光谱与影像光谱来提高解混精度。其次,本文仅选取了具有代表性的淡水沼泽湿地验证了该方法的可行性,然而不同湿地类型光谱特征的影响因素非常复杂,湿地植被的物候

表1 SUFCLS和FCLS方法反演的植被丰度预测值与验证值之间的相关系数和均方根误差

Tab.1 Correlation coefficients and root mean square error between vegetation abundance estimates and validation values retrieved by the sparse constrained least squares spectral unmixing algorithm (SUFCLS) and fully constrained least squares spectral unmixing algorithm (FCLS) methods

解混模型	芦苇		蒲草		羊草		杂草	
	<i>R</i>	<i>RMSE</i>	<i>R</i>	<i>RMSE</i>	<i>R</i>	<i>RMSE</i>	<i>R</i>	<i>RMSE</i>
SUFCLS	0.874**	0.087	0.832**	0.097	0.826**	0.091	0.821**	0.059
FCLS	0.618**	0.169	0.602**	0.144	0.597**	0.138	0.457**	0.130

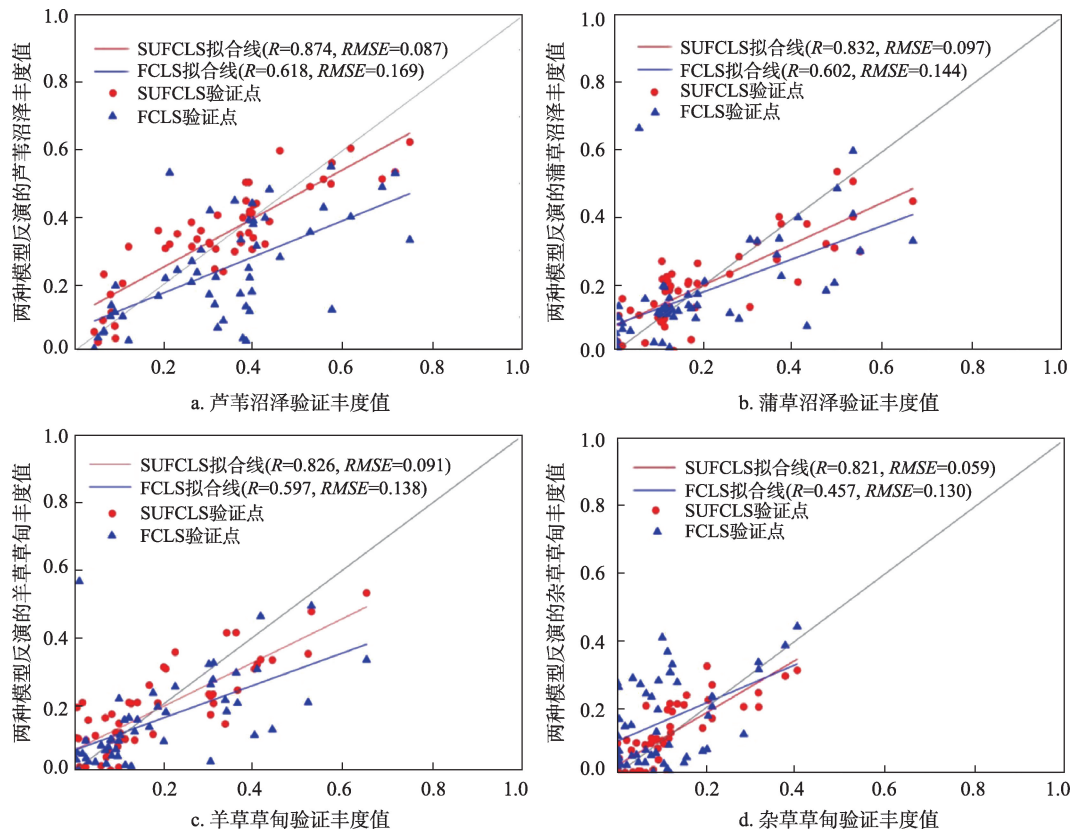


图5 SUFCLS和FCLS方法反演的植被丰度值与验证值的1:1关系图

Fig.5 Comparison and analysis of vegetation abundance values and validation values retrieved by the sparse constrained least squares spectral unmixing algorithm (SUFCLS) and fully constrained least squares spectral unmixing algorithm (FCLS) methods

特征和水文情势都会对湿地的分类精度产生影响,未来将考虑将多种不同来源的高光谱影像和雷达影像相融合,深入挖掘时间序列多源影像中蕴含的信息,进一步探讨该方法在其他湿地类型如森林湿地、滨海湿地和人工湿地(Huang et al, 2014)遥感信息提取中的适用性。

参考文献(References)

陈建, 王世岩, 毛战坡. 2011. 1976-2008年黄河三角洲湿地变化的遥感监测[J]. 地理科学进展, 30(5): 585-592. [Chen J, Wang S Y, Mao Z P. 2011. Monitoring wetland changes

in Yellow River Delta by remote sensing during 1976-2008 [J]. Progress in Geography, 30(5): 585-592.]

崔天翔, 宫兆宁, 赵文吉, 等. 2013. 不同端元模型下湿地植被覆盖度的提取方法: 以北京市野鸭湖湿地自然保护区为例[J]. 生态学报, 33(4): 1160-1171. [Cui T X, Gong Z N, Zhao W J, et al. 2013. Research on estimating wetland vegetation abundance based on spectral mixture analysis with different endmember model: A case study in Wild Duck Lake Wetland, Beijing[J]. Acta Ecologica Sinica, 33 (4): 1160-1171.]

东启亮, 林辉, 孙华, 等. 2014. 独立分量分析与主成分分析

- 方法的湿地遥感分类精度对比: 以西洞庭湖湿地为例[J]. 湿地科学, 12(3): 332-339. [Dong Q L, Lin H, Sun H, et al. 2014. Comparison of accuracy on wetland remote sensing classification between independent component analysis and principal component analysis methods: A case study of wetlands in Western Dong Ting Lake[J]. Wetland Science, 12(3): 332-339.]
- 姜明, 邹元春, 章光新, 等. 2018. 中国湿地科学研究进展与展望: 纪念中国科学院东北地理与农业生态研究所建所60周年[J]. 湿地科学, 16(3): 279-287. [Jiang M, Zou Y C, Zhang G X, et al. 2018. Progress and prospects of wetland science in China: Commemoration on the 60th anniversary of the founding of northeast geography and agroecology, Chinese Academy of Sciences[J]. Wetland Science, 16(3): 279-287.]
- 廖春华, 张显峰, 刘羽. 2012. 基于多端元光谱分解的干旱区植被覆盖度遥感反演[J]. 应用生态学报, 23(12): 3243-3249. [Liao C H, Zhang X F, Liu Y. 2012. Remote sensing retrieval of vegetation coverage in arid areas based on multiple endmember spectral unmixing[J]. The Journal of Applied Ecology, 23(12): 3243-3249.]
- 那晓东, 张树清, 孔博, 等. 2008. 基于决策树方法的淡水沼泽湿地信息提取: 以三江平原东北部为例[J]. 遥感技术与应用, 23(4): 365-372. [Na X D, Zhang S Q, Kong B, et al. 2008. The extraction of freshwater marsh wetland information based on decision tree algorithm: A case study in the northeast of the Sanjiang Plain[J]. Remote Sensing Technology & Application, 23(4): 365-372.]
- 肖锦成, 欧维新, 符海月. 2013. 基于BP神经网络与ETM+遥感数据的盐城滨海自然湿地覆被分类[J]. 生态学报, 33(23): 7496-7504. [Xiao J C, Ou W X, Fu H Y. 2013. Land cover classification of Yancheng coastal natural wetlands based on BP neural network and ETM+ remote sensing data[J]. Acta Ecologica Sinica, 33(23): 7496-7504.]
- 谢静, 王宗明, 毛德华, 等. 2012. 基于面向对象方法和多时相HJ-1影像的湿地遥感分类: 以完达山以北三江平原为例[J]. 湿地科学, 10(4): 429-438. [Xie J, Wang Z M, Mao D H, et al. 2012. Remote sensing classification of wetlands using object-oriented method and multi-season HJ-1 images: A case study in the Sanjiang Plain north of the Wandashan Mountain[J]. Wetland Science, 10(4): 429-438.]
- 熊文成, 魏斌, 孙中平, 等. 2011. 一种针对环境一号卫星A星高光谱与CCD数据融合的方法[J]. 遥感信息, (6): 79-82. [Xiong W C, Wei B, Sun Z P, et al. 2011. A method of HJ-1 A high spectral imagery and CCD data fusion[J]. Remote Sensing Information, (6): 79-82.]
- 张策, 臧淑英, 金竺, 等. 2011. 基于支持向量机的扎龙湿地遥感分类研究[J]. 湿地科学, 9(3): 263-269. [Zhang C, Zang S Y, Jin Z, et al. 2011. Remote sensing classification for Zhalong Wetlands based on support vector machine[J]. Wetland Science, 9(3): 263-269.]
- 张玉红, 苏立英, 于万辉, 等. 2015. 扎龙湿地景观动态变化特征[J]. 地理学报, 70(1): 131-142. [Zhang Y H, Su L Y, Yu W H, et al. 2015. Characteristics of landscape dynamic changes in Zhalong Wetland[J]. Acta Geographica Sinica, 70(1): 131-142.]
- Baker C, Lawrence R, Montagne C, et al. 2006. Mapping wetlands and riparian areas using Landsat ETM+ imagery and decision-tree-based models[J]. Wetlands, 26(2): 465-474.
- Chen B, Chen L, Lu M, et al. 2017. Wetland mapping by fusing fine spatial and hyperspectral resolution images[J]. Ecological Modelling, 353: 95-106.
- Eckstein J, Bertsekas D P. 1992. On the Douglas-Rachford splitting method and the proximal point algorithm for maximal monotone operators[J]. Mathematical Programming, 55(1-3): 293-318.
- Gutman G, Ignatov A. 1998. The derivation of the green vegetation fraction from NOAA/AVHRR data for use in numerical weather prediction models[J]. International Journal of Remote Sensing, 19(8): 1533-1543.
- Han X, Chen X, Feng L. 2015. Four decades of winter wetland changes in Poyang Lake based on Landsat observations between 1973 and 2013[J]. Remote Sensing of Environment, 156: 426-437.
- Huang C, Peng Y, Lang M, et al. 2014. Wetland inundation mapping and change monitoring using Landsat and airborne LiDAR data[J]. Remote Sensing of Environment, 141: 231-242.
- Iordache M D, Bioucas-Dias J M, Plaza A. 2011. Sparse unmixing of hyperspectral data[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 49(6): 2014-2039.
- Iordache M D, Bioucas-Dias J M, Plaza A. 2013. Collaborative sparse regression for hyperspectral unmixing[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 52(1): 341-354.
- Kai L, Zhang L, Qin H, et al. 2013. Weighted spectral unmixing method for hyperspectral mineral mapping. Journal of Remote Sensing[J], 17(3): 609-625.

- Melgani F, Bruzzone L. 2004. Classification of hyperspectral remote sensing images with support vector machines[J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 42(8): 1778-1790.
- Michishita R, Peng G, Bing X. 2012. Spectral mixture analysis for bi-sensor wetland mapping using Landsat TM and Terra MODIS data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 33(11): 3373-3401.
- Woodward R T, Wui Y S. 2001. The economic value of wetland services: A meta-analysis[J]. *Ecological Economics*, 37(2): 257-270.
- Xu B, Gong P. 2008. Noise estimation in a noise-adjusted principal component transformation and hyperspectral image restoration[J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 34(3): 271-286.
- Yang Y X. 2002. Main characteristics, progress and prospect of international wetland science research[J]. *Progress in Geography*, 21(2): 111-120.
- Zhang S Q, Li J, Liu K, et al. 2016. Hyperspectral unmixing based on local collaborative sparse regression[J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 13(5): 631-635.

Wetland high precision classification based on the HJ-1A hyperspectral image

ZHANG Yachun, NA Xiaodong*, ZANG Shuying

(Heilongjiang Province Key Laboratory of Geographical Environment Monitoring and Spatial Information
Service in Cold Regions, Harbin Normal University, Harbin 150025, China)

Abstract: The existence of mixed pixels not only affects land cover type recognition and classification accuracy based on hyperspectral images, but also has become a major obstacle to the quantitative development of remote sensing science. Taking the Zhalong Nature Reserve as a study area, the current study compared the performance of the sparse constrained least squares spectral unmixing algorithm (SUFCLS) and the fully constrained least squares spectral unmixing algorithm (FCLS) for wetland remote sensing classification. The classification accuracy and errors of the two algorithms were evaluated and analyzed. The results show that the SUFCLS algorithm adaptively selected the highest percentage endmember combination from the spectral library, and integrated the selected endmembers into the FCLS algorithm to conduct the abundance inversion. Having considered the spatial heterogeneity of endmembers, the SUFCLS algorithm overcomes the shortcoming of the FCLS algorithm during the process of endmembers selection. Compared with the FCLS, higher correlation was observed between the classification results of SUFCLS and the abundance of the wetland communities (reed swamp, cattail marsh, leymus chinensis meadow, and weed meadow) visually interpreted from the high-resolution imagery. In addition, the root mean square error (RMSE) decreased, which indicates that the SUFCLS algorithm has an important significance in improving wetland unmixing accuracies and implementing wetland high precision classification.

Key words: hyperspectral image; sparse unmixing; linear unmixing; wetland classification; Zhalong Natural Reserve