

干旱区绿洲典型地物MESMA模拟分解与验证

丁建丽, 姚 远

(新疆大学资源与环境科学学院 绿洲生态教育部重点实验室, 乌鲁木齐 830046)

摘要: 混合像元作为遥感信息的不确定性, 一直是定量遥感科学研究的核心领域之一, 干旱区由于下垫面均匀、气象条件单一等先天条件, 已成为定量遥感产品真实性检验的理想场所。本文以塔里木盆地北缘的库车河绿洲为研究区, 首先, 针对不同地物类型分别采用不同方法进行地物端元提取; 然后, 以端元均方根EAR (Endmember Average RMSE, EAR)和最小平均波谱角(Minimum Average Spectral Angle, MASA)值来选取最优端元; 最后, 用多端元光谱混合分析(Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis, MESMA)模型进行光谱混合分解, 并对结果作了精度评价与比较分析。结果表明: MESMA模型能有效提高像元内基本组分丰度信息精度, 从而为典型地物高精度提取提供了科学方法。

关键词: 遥感; 混合像元; 多端元光谱混合分析; 最小平均波谱角

DOI: 10.3724/SP.J.1047.2013.00452

1 引言

传统遥感信息提取方法是假设所有的像元都是纯像元, 一个像元对应一种地物类型。当遥感图像的分辨率较低时, 每个像元含有较多地物类型; 当呈现为较复杂的混合像元时, 这种图像分类方法所得结果精度不确定性就比较突出^[1]。因此, 混合像元问题极大限制了遥感技术的深入应用与发展。光谱混合分析(Spectral Mixture Analysis, SMA)是一种有效处理混合像元的分析手段, 它将混合像元分解成不同基本组分的组合, 其结果以各基本组分在混合像元中所占的面积百分比图像来表示^[2-3]。光谱混合分析方法具有明确的物理意义, 能够较好解决混合像元的问题, 对于高精度的地物识别和定量遥感研究具有重要意义。

国内外学者研究和多种光谱混合分析方法^[4-8], 提出了多种光谱混合模型, 如线性光谱混合模型、概率模型、几何光学模型、随机几何模型, 以及模糊模型等。线性光谱混合模型(LSMM)建立在假设相同地物具有相同的光谱特征, 以及光谱线性可加的基础上, 认为每一像元内包含有所有地表类型。实际上, 像元内可能由其中某几种地物组

成, 不一定是全部, 而且像元内即使是相同地物, 其光谱特征也是不同的, 因而不可避免的会对光谱混合分解结果的合理性产生影响。而多端元光谱混合分析(MESMA)模型在引入地物端元波谱库的基础上, 考虑到像元内地物不同组合方式以及地物光谱变化性, 采用不同像元按照实际地表利用不同地物端元组合方式进行模拟分解, 较好地解决了这一问题^[6]。多端元光谱混合分析(MESMA)模型更符合地表实际情况, 其物理含义更明确, 更具有科学性。另外, 虽然地物的光谱响应关系复杂, 有非线性关系存在, 但很多研究表明多端元光谱混合分析(MESMA)模型的可操作性强, 有很好的拟合能力, 计算结果可以达到一定精度^[9-16]。

因此, 本文以新疆塔里木盆地北缘的库车河三角洲绿洲为研究区, 采用了多端元混合光谱分析(MESMA)方法来进行混合像元分解并对其结果进行了精度评价与比较分析, 这种方法有助于改进目标地物信息提取方法, 对进一步提高土壤盐渍化监测精度有所裨益。

2 研究区背景与数据源

研究区地理坐标为41°30′~41°40′N、83°00′~83°

收稿日期: 2012-06-26; 修回日期: 2012-12-25.

基金项目: 国家自然科学基金项目(41161063、41261090、41130531); 教育部新世纪优秀人才支持计划; 霍英东教育基金项目(121018)。

作者简介: 丁建丽(1974-), 男, 山东成武人, 博士, 教授, 博士生导师。研究方向为干旱区资源遥感。E-mail: watarid@xju.edu.cn

40°E。库车县位于天山南麓,塔里木盆地北缘,地处南疆腹地,是南疆具有一定代表性的典型绿洲县域,属暖温带大陆性干旱气候,多年平均气温11.6℃,1月平均气温-5.8℃,7月平均气温25℃。多年平均日较差14.7℃,全年>10℃积温为4208℃,多年平均蒸发量2420.23mm,多年平均降水量为43.1mm,蒸降比约54:1。不同程度盐渍地表均生长有盐化草甸芦苇(*Phragmites australis*)、柽柳(*Tamarix laxa willd*)、花花柴(*Karelinia caspica*)和盐爪爪(*Kalidium gracile*)等耐盐植被。该区为典型荒漠绿洲生态系统类型,经济方式以农牧业为主。

研究采用2010年8月2日的Landsat ETM+数据来进行混合像元分解,另用2010年9月15日的10m高分辨率ALOS影像来对光谱混合像元分解结果进行验证。结合研究区2009年土地利用图,利用ASD FieldSpec® HandHeld便携式野外光谱仪采集350~1100nm光谱区间的土壤及植被光谱数据。

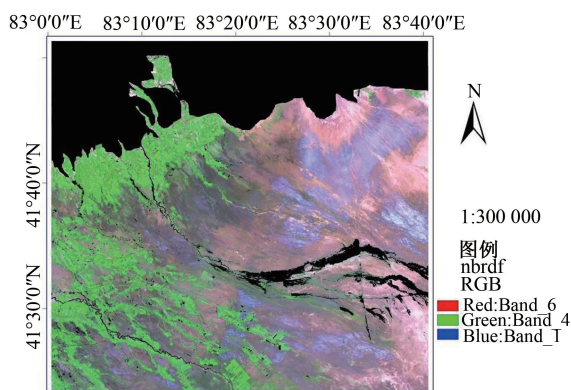


图1 研究区示意图(黑色区域为水体和戈壁地区掩膜区域)

Fig.1 The RGB composite image of the study area (black areas are water and desert)

遥感数据预处理包括:参照研究区1:10万比例尺地形图,对遥感图像进行了几何精校正、坐标转换。利用6S模型校正参数进行图像大气辐射校正和地表反射率反演^[17]。同时,建立了野外实测土壤与植被光谱端元波谱库以及与GPS点相对应的实地景观照片数据库。

3 地物像元模拟分解方法

3.1 多端元光谱混合模型

多端元光谱混合模型是指对每一类地物选取多个端元光谱参与混合像元分解。其中,最典型的

方法是由Roberts等提出的MESMA模型^[6]。该方法为每类地物选取多条光谱,并以此生成多个端元组合(每个端元组合由不同地物中的某一条光谱组成),接着对每个像元寻找最小二乘法误差最小的端元组合,进而求出每个像元的端元比例。

应用该模型的关键是尽可能减少模型中每个像元的误差,即均方根误差(RMSE)最小化。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{\lambda=1}^M (\varepsilon_{\lambda})^2}{M}} \quad (1)$$

其中, M 是遥感图像波段数, ε_{λ} 为波段行列像元的误差。

经过波谱混合分解后,要依据阴影组分量通过归一化因子权重法将阴影分量有效去除(公式2)。

$$f = 1 / (1 - F_{shade}) \quad (2)$$

3.2 端元光谱的确定

基本端元(Endmember)的选取是混合像元分解的关键^[6]。基本端元是研究区内多数像元的有效组成成分,残余误差应尽可能小。端元越多可以解释的光谱变化越多,因此,增加了模型的适宜度。但是,过多的端元使模型对端元选择更加敏感,不适合一般性的应用^[11]。在中低分辨率影像应用中,对于多端元光谱混合分析(MESMA)模型来说,一般选择4到5个端元组分相对适宜。因此,本文针对Landsat ETM+影像,通过图像特征空间边缘顶点确定研究区域基本组分的类型^[18],确定裸土、农田植被、盐生植被、荒漠、阴影等5种组分为基本端元。

3.2.1 水体戈壁信息的提取

在盐渍化土壤监测与评价中,水体和戈壁不是研究的重点。为减少多端元光谱混合模型(MESMA)求解的变量,需要去除影像中的水体和戈壁信息。由于水体对TM5中红外波段吸收强,因而水体部分在TM5波段的灰度值较小,对比其他地物类型,水体在此波段光谱特征较为明显,且其TM2波段的灰度值要高于TM5波段灰度值,因此,可以用TM2/TM5法,经过多次试验选取合适的阈值将水体提取出来。同时通过观测研究区NDVI值,发现戈壁的NDVI值明显小于其他地物类型,确定出合适的域值将戈壁信息提取出来。选择提取的水体和戈壁影像作为掩膜图层,水体和戈壁不再作为基本组分参与光谱混合分解(图1)。

3.2.2 阴影端元的提取

研究区遥感图像获取时因气候、地形因素,产生阴影图像,除山脉、云朵外,其绝大多数的阴影小于一个像元,因此,阴影不仅影响像元的灰度而且其本身不可见^[19]。所以,研究中应考虑每个像元内阴影端元的提取。

3.2.3 裸土、植被端元的提取

为更精确地分析盐渍化土壤的光谱特征,需精确选择裸土端元。裸土端元的确定采用多种方法复合选取,通过将土壤线与野外参考波谱相结合等方法综合抽取裸土端元。

另外,研究区除了农田植被外,分布有较少的乔木,而怪柳、盐节木等优势种群的盐生植被分布较为丰富,因此,植被端元的选取以农田和盐生植被为主。但是,在实际中,植被端元不易从野外直接获得,需由图像采集^[20]。然而,图像中如 Landsat ETM+为 30m 的分辨率,不易采集到较纯的植被端元,所以,我们采用两种方法采集植被端元:一是采用噪声最小化变换(MNF)和 PPI 方法^[21-22],直接在 ETM+影像上选取植被较纯的像元作为该类的端元;二是对高分辨的 ALOS 影像进行分类,以统计农田植被和盐生植被的均值波谱作为植被端元波谱予以提取。

4 干旱绿洲地物像元 MESMA 模拟分解与结果分析

4.1 最优端元的确定

4.1.1 MNF 变换确定端元

对原始影像进行了 MNF 变换。从 MNF 变换的特征值可以看出,前 4 个 MNF 波段的方差贡献率分别为 43.35%、32.65%、17.5%、5.4%,包含了原始影像 6 个波段的大部分信息。分析 MNF 变换后的特征图像可以发现,MNF 第 2 分量特征图像突出盐生植被特征,第 3 分量特征图像突出裸土特征,第 4 分量特征图像突出农田植被特征,第 1、5 与第 6 分量所含有用信息很少,主要包括各种噪声及掩膜后的水体、戈壁信息。

通过将 MNF4 和 MNF3 波段组合特征空间“数据云”各边角上的点与实际影像的比较分析(图 2),可知特征空间的 3 个顶角分别对应着研究区域中同质的区域:(1)农田(绿色),包括各种农作物;(2)盐生植被(黄色),包括怪柳、盐节木等。(3)裸地(红色),基本上没有植被覆盖。对研究区的实地考察发现,这 3 种基本组分具有较好的代表性,是研究区域内多数像元的有效组成成分。因此,先通过

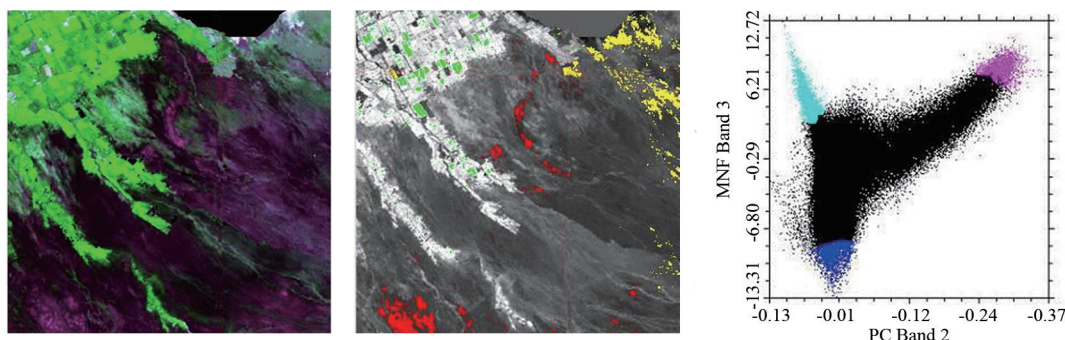


图2 MNF 变换第 2 和第 3 波段构成特征空间

Fig.2 The second and third bands making up of the feature space after MNF transformation

Landsat ETM+图像分析选择出裸土(光板地)、农田植被、盐生植被等基本组分端元共计 486 个。

4.1.2 基于土壤线和土壤调整植被指数的裸土端元确定

土壤线是土壤在红和近红外波段反射率之间的线性关系,是对大量土壤反射率的综合描述,土壤线方程如下:

$$\rho_{NIR} = b + a\rho_R \quad (3)$$

其中, ρ_{NIR} 、 ρ_R 分别是土壤在近红外和红外波段的反射率, a 、 b 分别是土壤线的斜率和截距。这些土壤线参数确定了不同土壤类型的土壤线。尽管土壤反射率受许多因素影响而变化,然而对同一种土壤来说,其不断变化的反射率在红和近红外波段形成了特定的土壤线(图 3),它能较好地描述该类土壤的光学特性。土壤类型影响土壤线的变化,不同土壤类型的土壤线有其各自的 a 、 b 值。土壤线参数一

般随土壤类型、试验状况、波段位置和波段宽度而变化。本研究利用张飞等^[23]针对渭-库绿洲所建立的土壤线方程(公式4),根据越纯净的土壤像元(端元)越靠近土壤线,基本分布在土壤线上的原则,提取了53个土壤(裸土)端元。

$$\rho_{NIR} = 14.53 + 0.74\rho_R \quad (4)$$

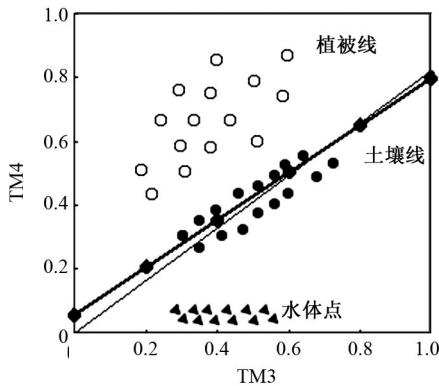


图3 土壤线提取
Fig.3 Soil line extraction

4.1.3 高分辨率影像提取端元

为进一步全面的提取基本组分端元,生成高分辨的ALOS影像分类图,在矢量化基础上,依据

地类斑块中某单一地类占95%~100%的标准确定地类图像端元,并分别统计每类的均值波谱作为该类的端元波谱,共得到基本组分端元325个。由此,建立了一个包含864个组分端元的波谱库(表1)。

表1 基本组分地类的端元波谱数

Tab.1 Spectral library of the basic object endmembers

基本组分	端元数
裸土	282
农田植被	163
盐生植被	294
荒漠	125

4.1.4 最优端元的提取

为了确定最优端元,分别计算864个组分端元的均方根(Endmember Average RMSE, EAR)和最小平均波谱角(Minimum Average Spectral Angle, MASA)值,依据EAR值越小,端元越纯,越具有代表性及MASA值越小,端元相关性越小的原则,逐步淘汰非优端元,最后,选择保留了对立性强、相关性小、可分性大的最优端元共计252个(表2)。表2中X、Y为图像端元像元位置值。

表2 最优端元分布表(部分)

Tab.2 Distribution of the optimal endmembers (part)

图像端元位置	基本组分	端元来源	分辨率	类别	EAR值	MASA值
X1419_Y278	高反照率	ETM+图像	30m	裸土	2.9699	0.0274
X1848_Y214	高反照率	ALOS 图像	10m	裸土	2.9948	0.0276
X764_Y522	农田植被	ETM+图像	30m	农田	3.2284	0.037
X719_Y463	农田植被	ETM+图像	30m	农田	3.2767	0.0375
X1588_Y1436	盐生植被	ALOS 图像	10m	盐生植被	5.4862	0.0562
X87_Y788	盐生植被	ALOS 图像	10m	盐生植被	5.5139	0.0564
X1593_Y1592	高反照率	ETM+图像	30m	裸土	6.3373	0.0492
X229_Y939	盐生植被	ETM+图像	30m	盐生植被	6.3544	0.0651
X1585_Y1532	高反照率	ETM+图像	30m	裸土	6.3601	0.0496
X1200_Y522	低反照率	ALOS 图像	10m	裸土	3.76	0.0394
X1080_Y1500	农田植被	ALOS 图像	10m	农田	3.7611	0.0431

4.2 光谱混合分解结果

4.2.1 组分图

本文以不同方法获取的基本组分最优端元光谱值为基础,对原始ETM+影像进行带约束(总合为1)的分解。总合为1的约束使得在整个影像内,任一像元内光谱混合分析的5个基本组分分量值的和为1,而后通过公式(2)进行阴影组分归一化消除。图4为光谱混合分析结果。图像中较亮颜色表示像

元中该基本组分分量比重较高,相反,较暗颜色则表示像元中该基本组分分量的比重较低。农田与盐生植被丰度图像主要反映研究区内的植被分布,裸土丰度图像则主要反映研究区内没有植被覆盖的裸土分布。

盐生植被在整个区域内都有分布,而裸地则主要分布在研究区东北部,并且多分布于水体(掩膜)周围。RMS误差图像反映了模型的精度,图像中较

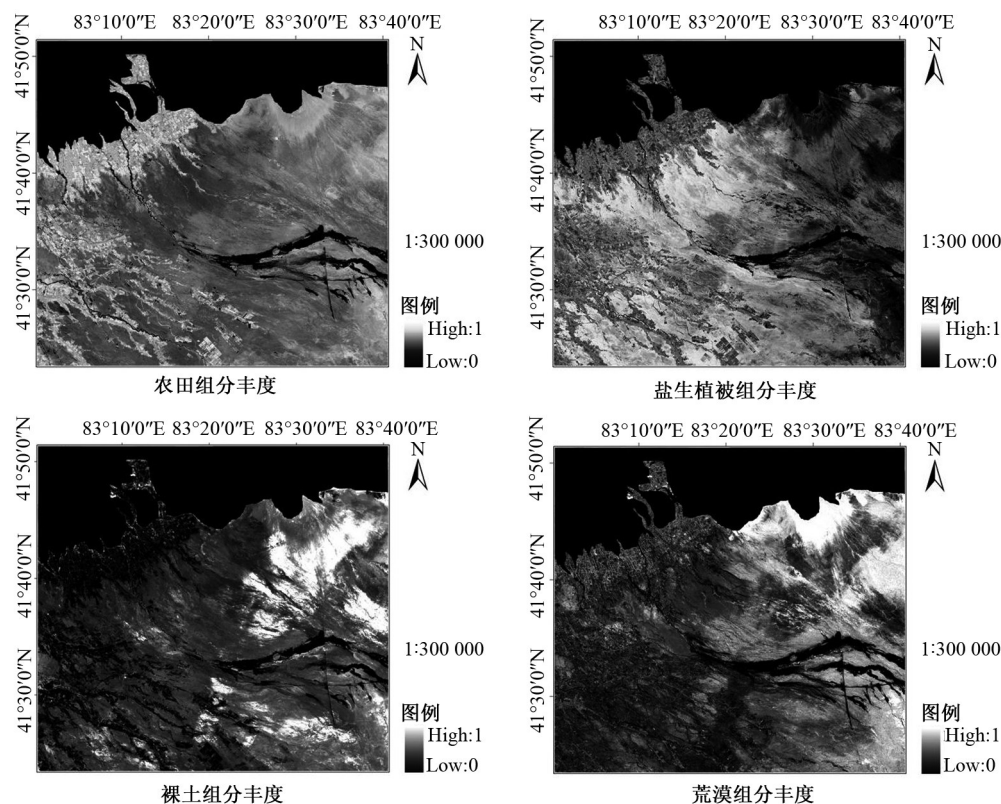


图4 端元丰度图

Fig.4 Fraction image for each endmember

亮地区对应于影像中的薄云和石质、砾质荒漠地带,因而带来一定的误差。

从农田丰度图像可以看出,绿洲农业区能很好地分离出来(农业主要集中在图像西北部流域中上游地区,大面积高覆盖度的草地主要集中在图像中部地区),这与高分辨率的ALOS图像分类基本一致。在盐生植被(草地植被)丰度图中除了显示草地分布外,还看到部分高亮的裸土特征。由于研究区地表干旱,沙尘天气突出,植被表面都附有较厚的沙尘颗粒,造成部分植被端元反射率与纯净植被的反射率有一定差距,从而导致了盐生植被丰度图存在一定误差。另外,由于通道数量限制端元组分数,只能保证最主要、典型的几种地物类型被分解,势必造成一定误差。总的来说,对比高分辨率遥感影像,尤其是不同覆盖度的植被分布与本研究结果的盐生植被组分丰度图比较吻合。

4.2.2 精度评价

图5和图6分别为混合分解中得到的RMS频率分布图与空间图像,研究区域均方根平均值为0.00508,从频率分布可以看出,绝大部分像元的RMS值都小于0.015,误差相对较小。图6可见,不

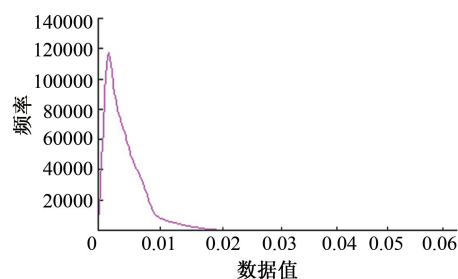


图5 RMS频率分布图

Fig.5 Frequency distribution of RMS

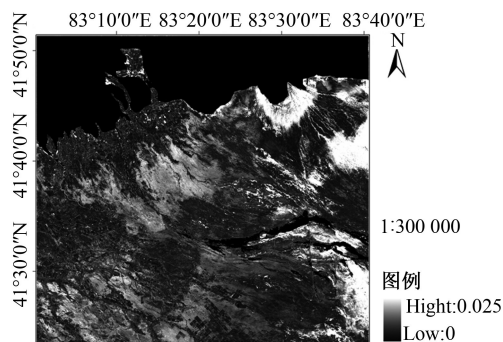


图6 RMS分布图

Fig.6 Distribution of RMS

同区域差别很大。荒漠区域均方根误差高于裸土区域。经过与野外景观照片库对照发现RMS较大的区域,基本上是反照度很高的区域,主要为沙丘和石质、砾质荒漠地带。

本文以农田植被盖度估算为例,利用2010年9月获取的ALOS影像进行检验。先按照5×5像元在

ETM+影像上随机选择检验样本,并在ALOS上选择对应空间样本(图7)。利用ENVI中的Zone统计在组分影像上提取每个样本内的值。而对于ALOS影像则利用人工目视解译出农田植被盖度,再进行比较。本研究共选择了97个150m×150m的矩形样本。

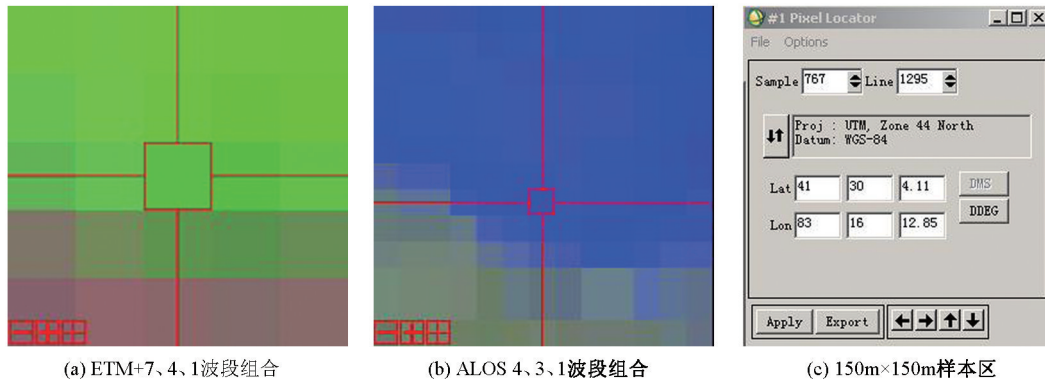


图7 农田植被盖度检验

Fig.7 Accuracy test of farmland vegetation coverage

对农田组分分量估算精度检验的结果如图8所示。发现误差最大的样本,其误差达到0.6以上,在97个样本中,有14个样本的误差大于0.5,但是绝大多数(94.2%)样本的误差分布在0.2的范围内。总体上来看,组分估算的精度还是比较高的。

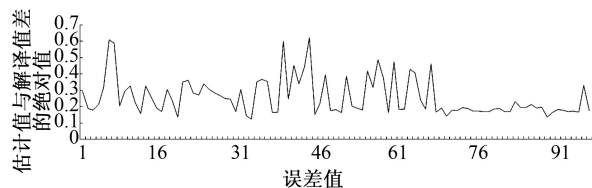


图8 农田组分估算精度检验

Fig.8 The accuracy test of farmland estimation

4.2.3 盐生植被分量的精度验证

盐生植被的分布状态与分布密度是盐渍化程度严重与否的间接指标^[11]。因此,准确地了解研究区内盐生植被的相关信息是进行盐渍化监测与评价的基础。利用2009年土地利用图对混合像元分解结果进行评价,同时利用野外植被信息调查数据库和NDVI植被指数对比分析,充分说明混合分解的有效性。

对比分析多端元光谱混合分析(MESMA)的盐生植被基本组分丰度图和2009年土地利用图可以发现,盐生植被基本组分类型恰与土地利用类型不同覆盖的草地分布一一对应(图9)。在ArcGIS中

通过叠加分析和Zone统计方法提取不同土地利用类型对应的盐生植被分量和NDVI值进行统计分析发现,盐生植被分量图能够很好地区分研究区不同覆盖度下的植被(包括农田、草地),以及裸土,尤其是能很好地分离低植被盖度的稀疏草被(图10),使其分离度最高。在野外调查的过程中发现,这些不同覆盖密度的草地上均出现不同程度的土壤盐渍化现象。尤其是低植被覆盖度的地区,盐渍化程度非常严重,而常用的NDVI指数对其不是很敏感(图11),因利用常规的NDVI阈值不能很好地区分植被覆盖下的盐渍化区域^[24]。而盐生植被组分丰度值却可以很好地表现盐渍区不同的植被盖度,是提取盐渍化地区盐生植被信息的好方法,具有较高的精度。因此,可利用盐生植被丰度值作为区域尺度盐渍化遥感监测指标。

5 结论

通过2009年土地利用类型数据及野外调查数据对光谱混合分析结果的盐生植被分量丰度图进行精度验证及与NDVI的对比分析得到以下结论:

(1)对Landsat ETM+影像,针对不同的地物类型采用不同的端元选取方法确定地物端元,并据EAR和MASA法选取最优端元,建立最优端元波谱库,较好地解决了ETM+图像端元难以提取确定

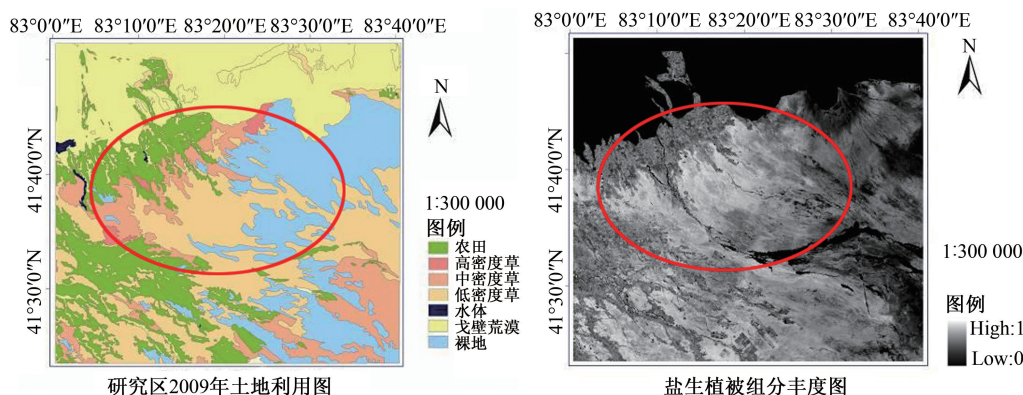


图9 2009年土地利用图与盐生植被组分丰度对比图

Fig.9 The contrast of land use map and fraction map of halophytic vegetation in 2009

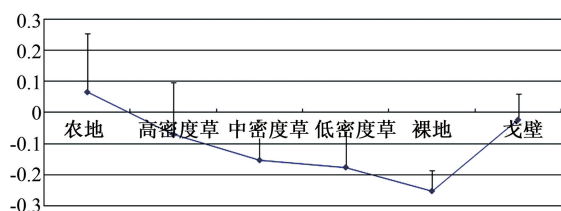


图10 不同土地类型对应的NDVI均值

Fig.10 Average NDVI corresponding to different land types

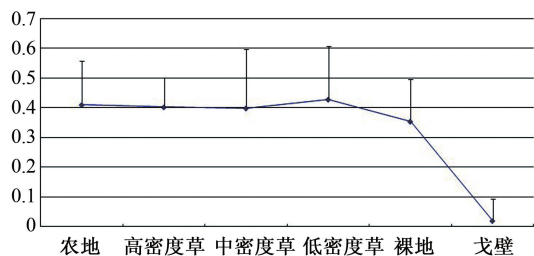


图11 不同土地类型对应的盐生植被组分丰度均值

Fig.11 Value of fraction map with halophytic vegetation corresponding to different land types

的问题,为基本组分丰度信息提取精度奠定了良好基础。

(2)分析混合分解结果表明,农田与盐生植被分量图像主要反映了区内的植被分布;裸土分量图像则主要反映研究区内没有植被覆盖裸土的分布;农田组分丰度图较好地体现了研究区的绿洲农业区;盐生植被组分丰度图也较好地体现了研究区较低植被覆盖度的植被分布。总的来说,上述结果与本研究的盐生植被组分丰度图比较吻合。

(3)利用均方根误差和高分辨率ALOS影像进行精度评价表明,研究区域均方根的平均值为0.00508,绝大部分像元的RMS值都小于0.015,本次混合分解分析的误差相对较小;对农田组分分量

估算精度检验发现误差最大的样本,误差达到0.6以上,在97个样本中,有14个样本的误差大于0.5,但是绝大多数(94.2%)样本的误差分布在0.2的范围内。总体上来看,组分估算的精度还是比较高的。

(4)盐生植被的分布状态与分布密度是盐渍化程度严重与否的间接指标。利用2009年土地利用图进行混合像元分解评价,野外植被信息调查数据库和NDVI植被指数对比分析,结果表明,盐生植被分量图能够很好的区分研究区不同覆盖度下的植被(包括农田、草地)及裸土,尤其是能够很好的分离低植被盖度的稀疏草被,使其分离度最高;盐生植被组分丰度值可很好地反映盐渍区不同的植被盖度。

参考文献:

- [1] Zhang L, Wu B, Huang B, *et al.* Nonlinear estimation of sub-pixel proportion via kernel least square regression [J]. International Journal of Remote Sensing, 2007,28 (18): 4157-4172.
- [2] Maarten T, Gerrit F E. Spectral mixture analysis for mapping land degradation in semi-arid areas [J]. Geologie en Mijnbouw, 1999,77 (2):153-160.
- [3] Alferdo D C, Emilio C, Ana C. Satellite remote sensing analysis to monitor desertification processes in the crop-rangeland boundary of Argentina[J]. Journal of Arid Environment, 2002,52(1):121-133.
- [4] Liu W, Wu E Y. Comparison of linear mixture models: sub-pixel classification[J]. Remote Sensing of Environment, 2005,94(2):145-154.
- [5] Settle J. On constrained energy minimization and the partial unmixing of multispectral images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002,40(3):

- 718-721.
- [6] Roberts D A, Gardner M, Church R, *et al.* Mapping chaparral in the Santa Monica Mountains using multiple endmember spectral mixture models[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1998,65(3):267-279.
- [7] 郑文武,曾永年.城市尺度组分温度的 ASTER 数据遥感反演[J].*地球信息科学学报*,2012,14(5):658-665.
- [8] 崔耀平,刘彤,赵志平,等.干旱区植被覆盖变化的遥感监测分析[J].*地球信息科学学报*,2011,13(3):305-312.
- [9] Painter T H, Roberts D A, Green R O, *et al.* The effect of grain size on spectral mixture analysis of snow-covered area from AVIRIS data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1998,65(3):320-332.
- [10] Painter T H, Dozier J, Roberts D A, *et al.* Retrieval of sub-pixel snow-covered area and grain size from imaging spectrometer data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003,85(1):64-77.
- [11] Dennison P E, Roberts D A. The effects of vegetation phenology on endmember selection and species mapping in Southern California chaparral[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003,87(2-3):295-309.
- [12] Okin G S, Roberts D A, Murray B, *et al.* Practical limits on hyperspectral vegetation discrimination in arid and semiarid environments[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2001,77(2):212-225.
- [13] Dennison P E, Charoensiri K, Roberts D A, *et al.* Wildfire temperature and land cover modeling using hyperspectral data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006,100(2):212-222.
- [14] Rashed T, Weeks J R, Roberts D, *et al.* Measuring the physical composition of urban Morphology using multiple endmember spectral mixture models[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2003,69(9):1011-1020.
- [15] Powell R, Roberts D A, Dennison P E, *et al.* Sub-pixel mapping of urban land cover using multiple endmember spectral mixture analysis: Manaus, Brazil[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2007,106(2):253-267.
- [16] Li L, Mustard J F. Highland contamination in lunar mare soils: Improved mapping with multiple end-member spectral mixture analysis (MESMA)[J]. *Journal of Geophysical Research*, 2003(108):7-14.
- [17] 丁建丽.绿洲 LUCC 变化与生态安全响应机制[M].乌鲁木齐:新疆大学出版社,2009.
- [18] Dennison P E, Halligan K Q, Roberts D A. A comparison of error metrics and constraints for multiple endmember spectral mixture analysis and spectral angle mapper[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004,93(3):359-367.
- [19] 李小文.地物的二向性反射和方向谱特征[J].*资源遥感*, 1989,4(1):67-72.
- [20] 周鹏,丁建丽,王飞,等.植被覆盖地表土壤水分遥感反演[J].*遥感学报*,2010,14(5):966-973.
- [21] Green A A, Berman M, Switzer P, *et al.* A transformation for ordering multispectral data in terms of image quality with implications for noise removal[J]. *IEEE, Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1988,26(1):65-74.
- [22] Tamás J, Lénárt C. Analysis of a small agricultural watershed using remote sensing techniques [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2006,27(17):3727-3738.
- [23] 张飞.干旱区绿洲土壤盐渍化地光谱、空间特征与成分研究——以渭干河-库车河三角洲绿洲为例[D].乌鲁木齐:新疆大学,2007.
- [24] Wu C S, Murray A T. Estimating impervious surface distribution by spectral mixture analysis[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003,84(4):493-505.

Research on Pixel Unmixing of Typical Surface Features in Oasis Based on the MESMA Model

DING Jianli* and YAO Yuan

(College of Resources and Environment Science, Key Laboratory of Oasis Ecology, Xinjiang University, Urumqi 830046, China)

Abstract: Soil salinization is an important worldwide environmental problem, especially in arid and semi-arid regions. Quantitative remote sensing provides accurate and up-to-date information of spatio-temporal dynamics of salinity. Studies at both home and overseas showed that it is hard to acquire reliable information of salinity by using a single wavelength in visible, near infrared (NIR), thermal or microwave domain, especially in a sophisticat-

ed surface conditions such as agricultural fields, while the reported methods inherited many limitations in practical applications including time-lag effect, being too complex to calculate, being excessively dependent on meteorological observations and field measurements etc. Therefore, developing of simple, effective and operational methods for the satellite estimation of surface salinity, especially vegetation cover is of great interest for both researchers in remote sensing community and policy makers for the sustainable development of eco-environments. Mixed pixels as an important aspects in remote sensing information uncertainty, it always been one of the core areas of quantitative remote sensing science research. With the congenital features, i.e., a homogeneous underlying surface and simple meteorological conditions and so on, arid area has become an ideal place for quantitative remote sensing products testing. In this article we took the Kuqa River, in north of Tarim Basin oasis as the study field. At first we selected spectral mixture analysis models, according to different feature types we extracted the endmembers in different ways. Depending on EAR (Endmember Average RMSE) and MASA (Minimum Average Spectral Angle) we chose the optimal endmembers. At last we carried out pixel unmixing by using the MESMA (Multiple End-member Spectral Mixture Analysis) model, then we finished the accuracy evaluation and comparative analysis. The results showed that MESMA model can effectively improve the information accuracy of a pixel. Therefore, it provided a scientific basis for the high-precision information extraction for typical oasis surface features.

Key words: remote sensing; mixed pixel; multiple end-member spectral mixture analysis; minimum average spectral angle

Corresponding author: DING Jianli, E-mail: watarid@xju.edu.cn