

像元分解法提取积雪边界线

延 昊, 张国平

(中国气象局 国家气象中心, 北京 100081)

摘 要: 利用 NOAA16 AVHRR 的多光谱数据进行像元分解提取积雪边界线。首先对遥感数据进行主成分分析, 提取含 99% 信息量的前两个主分量, 对其进行散点图分析, 获取终元。进行多光谱混合像元分解, 提取积雪盖度参数, 并依据积雪盖度提取积雪边界线。同时比较了最大似然分类提取的积雪边界线, 发现分类积雪边界线变化较大, 而盖度积雪边界线比较稳定, 主要原因是像元分解提取的积雪边界线物理意义明确。

关键词: NOAA AVHRR; 混合像元; 光谱线性混合模型; 最大似然分类

中图分类号: TP701

文献标识码: A

卫星传感器记录的辐射是瞬时视场内所有地物辐射的综合, 像元所记录的信号来自一个以上的地物类型, 即遥感图象都是混合像元。随着图象空间分辨率的提高, 混合像元的数量将减少, 但不管空间分辨率达到多高, 混合像元现象总是客观存在的^[1]。

传统的图象分类方法假设所有的像元都是纯像元, 一个像元对应一种地物类型。因此, 当遥感图像的分辨率较低时, 每一像元含有较多地物, 呈现为较复杂的混合像元时, 这种图象方法所得结果(如地物分类、面积估算)的精度就会下降。为解决这个问题, 一些学者^[2, 3, 4]提出了利用混合像元分解法来代替常规的一个像元一种类型的分析方法, 混合像元分解法在一定程度上能够提高土地覆盖面积估算的精度。从混合像元角度来分析遥感图象更接近实际世界。NOAA/AVHRR 数据由于其空间分辨率较低, 混合像元的比例很高, 因此, NOAA/AVHRR 数据是混合像元分解方法应用的重点。

准确识别云雪是进行积雪研究的基础工作。传统的 NOAA 系列卫星可以区分雪和其它地物(植被和土壤), 却难于准确区分积雪和云, 史培军^[5]采用可见光通道最小亮度法提取积雪, 周咏梅^[6]借助 AVHRR 的红外通道采用多光谱资料识别积雪和

云, 积雪识别精度在 80% 以上。而 NOAA 16 具有一个以往 NOAA 系列卫星所没有的通道, 它的第 3 通道由 1.6 μm 和 3.7 μm 两通道组成, 白天发送 1.6 μm 探测值, 夜晚仍发送 3.7 μm 探测值, 而云雪在 1.6 μm 通道上的反射差异, 对区分云雪效果很好, 这为提高积雪的分类精度提供了可能。

积雪边界线是一种重要的地物界限, 它的变化有重要的气候学指示意义, 是山地研究和冰川研究的重要内容。本文首先对雪进行光谱分析, 比较积雪、地物和云的光谱差异。同时, 对 NOAA-AVHRR 积雪数据进行主成分分析, 使用多光谱混合像元分解法和最大似然法分类, 提取积雪边界线, 研究两种方法的差异。

1 积雪光谱分析

图 1 显示的是由地物光谱仪测定的积雪、落叶林、草、土壤和水的的光谱曲线(落叶林和草测定的是叶片, 云难于在实验室进行光谱测定), 波长从 0.4 到 2.5 μm , 包括传统 NOAA 卫星的 0.63 μm 可见光(Ch1)、0.84 μm 近红外(Ch2)和 NOAA 16 卫星新增的 1.6 μm 红外(Ch3a)通道。在 Ch1 通道, 雪的

收稿日期(Received date): 2002- 09- 11; 改回日期(Accepted): 2003- 11- 12。

作者简介(Biography): 延昊(1973-), 男, 汉族, 副研究员, 现从事大气参数和生态系统的定量遥感研究。[Yan Hao(1973-), male, Han nationality, associate professor, now works on quantitative remote sensing of atmosphere and ecological system. Tel: 010- 68409655, E-mail: yanhaon@yahoo.com.cn]

反射率很高, 达 96%, 而其它地物反射率很低, 小于 10%。在 Ch2 通道, 雪的反射率仍较高, 达 90%, 而林和草的反射率增至 50%, 土壤的反射率增至 20%。而在 Ch3a 通道, 雪的反射率很低, 仅 4%, 土壤和植被的反射率却较高, > 28%。水在整个 0.4 到 2.5 μm , 始终 < 2%, 易于识别。

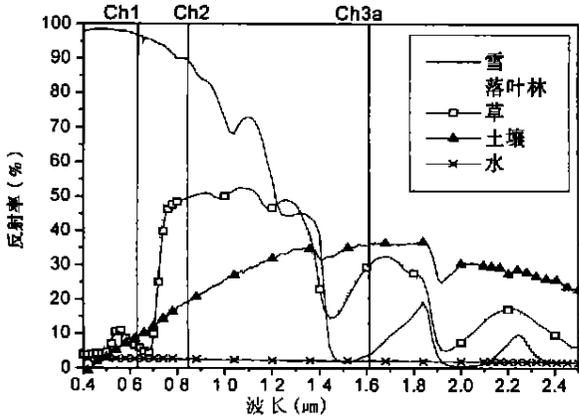


图 1 地物光谱

Fig. 1 Spectral properties of land objects

显然, 在无云情况下, 利用 Ch1 和 Ch2 可以很好地区分雪和其它地物。但是, 对云的长期卫星观测说明, 云在这三个光谱通道上是一个高反射的物体, 反射率一般在 50% 以上, 甚至达到 100%。在 Ch1 和 Ch2 通道上, 云和雪的反射特性很相似, 反射率都很高, 准确区分存在困难。而在 Ch3a 通道上, 雪是一个低反射率的物体, 与高反射率的云存在较大差异, 提供了准确识别积雪的可能性。

2 云雪识别

准确进行云雪识别是进一步提取积雪参数的基础。通过对多期 NOAA16 AVHRR 数据进行不同通道的散点图分析, 特别是可见光通道 1 和红外通道 3a 的散点图分析, 总结出一系列的反射率阈值和红外温度 (k) 阈值进行积雪识别, 并区分云和地物 (水、土壤和植被)。积雪识别方案如下:

1. 云检测

判据 1: $R2/R1 > 0.85$ 并且 $R2/R1 < 1.15$ 并且 $R1 > 0.30$

判据 2: $T4 < 235\text{k}$

2. 积雪检测

判据: $R3 < 0.17$ 并且 $R1 > 0.20$

3. 云阴影检测

判据: $R1 < 0.20$ 并且 $R3 < 0.05$ 并且 $R1 > R2$ 并且 $R2 > R3$

4. 地物

经过云、积雪和云阴影检测后, 未判别的像元归为地物, 主要是植被和土壤。

以 2002-12-27 的 AVHRR 资料为例, 进行了积雪识别 (图 2)。在 (a) 可见光通道 1 中, 中间黑色的是地物, 反射率较低, 云和雪呈白色, 反射率较高, 而在 (b) 红外通道 3a 中, 中间白色的是地物和云, 反射率较高, 雪却呈黑色, 反射率较低, 反射率见表 1, 不同物体的 NOAA16 卫星反射率特征与上节的积雪光谱分析基本一致。基于这两个通道的特点, 依据积雪识别方案得到积雪识别图 (c), 积雪和云完全分开。本文的积雪识别结果与目视判读的结果做比较, 经检验, 识别精度在 95%。

表 1 不同物体的平均反射率 (%)

Table 1 Mean reflectance (%) of different objects

AVHRR 通道	积雪	云	地物	阴影
通道 1	45.1	48.4	19.3	15.7
通道 3a	9.4	30.9	22.8	0.5

3 数据

所使用的 NOAA16 AVHRR 数据是 2002-12-19 的白天 1b 原始数据, 通道特征见表 2。进行了辐射定标、几何纠正、经纬度投影变换以及云雪识别工作, 分辨率为 0.01 度, 图象大小为 973×557 。基于 ENV 3.5 完成图像处理 and 算法实现。研究区位于内蒙东部和东北地区, 西部为草地, 中部为耕地, 北部和东部为落叶林地, 见土地覆盖类型背景图 (图 3), 经度从 $118^{\circ} 31' \text{E}$ 到 $128^{\circ} 14' \text{E}$, 纬度从 $43^{\circ} 40' \text{N}$ 到 $49^{\circ} 14' \text{N}$ 。

表 2 AVHRR 的通道特征

Table 2 Properties of AVHRR Channels

通道	光谱范围 (μm)	星下点分辨率 (km)	典型应用
1	0.58~0.68	1.1	白天云和地表制图
2	0.725~1.00	1.1	白天水体和陆地的检测
3a	1.58~1.64	1.1	白天冰雪的检测
3b	3.55~3.93	1.1	夜间云检测和火检测
4	10.30~11.30	1.1	云制图和海面温度
5	11.50~12.50	1.1	海面温度

4 积雪盖度定量提取

4.1 混合像元分解法

混合像元分解法就是根据每一像元在各个波段的像元值来估算像元内各个土地覆盖类型的比例。本文采用的是光谱线性混合模型,即任何波段中每个像元的响应是混合像元中每一个要素响应的线性组合,公式如下

$$r_i = \sum_{j=1}^n (a_{ij}x_j) + e_i \quad (1)$$

式中 r_i 是像元在光谱波段 i 的观测反射率, a_{ij} 是第 j 个终元(endmember)在光谱波段 i 的反射率, x_j 是第 j 个要素在像元中的面积比例, e_i 是在光谱波段 i 的误差项, $j=1, 2, \dots, n$ (n 是要素数), $i=1, 2, \dots, m$ (m 是光谱波段数)。误差项 e_i 可写为

$$e_i = r_i - \sum_{j=1}^n (a_{ij}x_j) \quad (2)$$

使用最小二乘法求解 x_j , 使得 $\sum_{i=1}^m e_i^2$ 最小, m 是光谱波段数, 同时, 要求满足以下条件:

1. 所有要素的面积比例 x_j 之和等于 1, 即 $\sum_j x_j = 1$ 。
2. 每一要素的面积比例 x_j 在 $[0, 1]$ 之间变化, 即 $0 \leq x_j \leq 1$ 。

光谱线性混合模型的一个关键问题是确定终元(endmember), 作为一些基本土地覆盖类型, 终元代表这些土地覆盖类型的光谱特征。一般有两种方法确定终元在光谱波段 i 的反射率 a_i , 一是通过野外或实验室进行光谱测量确定, 二是通过分类法或主成分分析法从遥感图象上直接确定。本文采用第二种方法确定终元, 即对 AVHRR 数据进行主成分分析, 提取前两个主成分, 进一步, 通过分析其散点图确定终元, 最后使用光谱线性混合模型提取积雪盖度。

4.2 主成分分析

主成分分析(Principal Component Analysis)在数学上称为 KL(Karhunen Loeve)变换, 是一种基于数据统计特征的多维正交线性变换, 也是数字图象处理中常用的一种图象变换方法。主成分分析在遥感上主要应用于数据压缩、图象信息的增强, 以及对地表覆盖动态变化的监测^[7]。本文对 AVHRR 数据的前 3 个通道进行主成分分析的算法是: 基于 3 个通道图象的均值, 计算均方差矩阵, 并求特征值和

特征向量, 接着计算主成分变换矩阵, 最后计算出 3 幅主分量图象。主分量按方差的大小排序, 第一主分量的方差最大, 包含了信息量的绝大部分, 达 92.20%, 第二主分量的方差是 7.66%, 第三主分量的方差仅为 0.15%。

4.3 散点图分析

土地覆盖类型背景(图 3)指示出该研究区在没有积雪覆盖情况下, 主要是林地、耕地和草地三种基本土地类型, 而耕地和草地的光谱在冬季是近似的, 可以归为一类按耕地进行处理。遥感图象显示该区在冬季增加了积雪覆盖类型。

对 AVHRR 数据主成分分析的前两个主分量包含了绝大部分信息, 达 99%, 对其进行散点图分析提取地物特征信息是可行的。对整个研究区作前两个主分量的散点图(图 4), 将散点的边缘连在一起, 近似成锐角三角形, 而在散点图的边角区域一般是终元, 共存在三个终元。选择这三个终元, 其特征光谱见图 5, 发现它们指示的是图 6 中的积雪、林地、耕地三种土地覆盖类型。

4.4 光谱线性混合模型提取积雪盖度

按每个像元由积雪、林地、耕地三要素组成, 对整个研究区域使用这三个终元进行混合像元分解, 得到积雪盖度、林地和耕地面积百分比, 积雪盖度见图 6。

同时, 在积雪盖度图上沿东西向做一剖面, 见图 6 中的东西向的白线, 得到积雪盖度剖面图(图 7), 显示左侧积雪盖度最大, 约为 80%, 主要是积雪覆盖; 中部积雪盖度最小, 约为 0, 主要是耕地覆盖; 右侧积雪盖度较大, 约为 60%, 主要是积雪和林地覆盖。

5 积雪边界线遥感提取与分析

5.1 由积雪盖度提取积雪边界线

在像元分解法得到的积雪盖度图(图 6)基础上, 提取出盖度为 0%、10%、25%、50% 和 75% 的积雪边界线(图 8, 底图为假彩色合成的遥感图象)。

5.2 最大似然分类法提取积雪边界线

最大似然分类法是建立在 Bayes 准则基础上的一种遥感监督分类方法, 使用与终元相同的训练区进行最大似然分类, 得到地物分类图, 提取出积雪边界线(图 9, 底图为假彩色合成的遥感图象)。

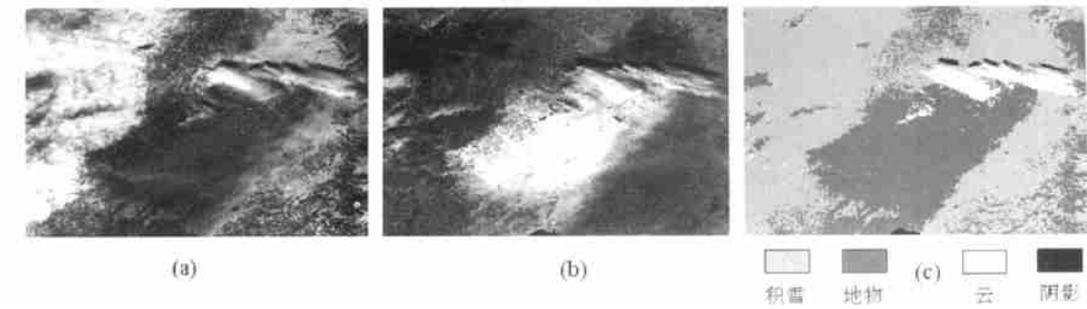


图 2 (a) 可见光通道 1, (b) 红外通道 3a, (c) 积雪识别图

Fig. 2 (a) Visible channel 1, (b) Infrared channel 3a, (c) Map of snow detection

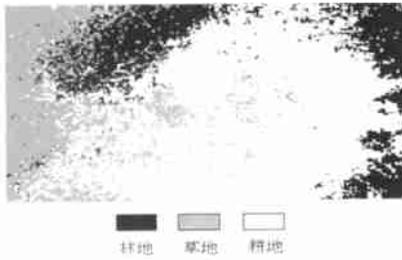


图 3 土地覆盖类型背景图

Fig. 3 Land cover map in study region

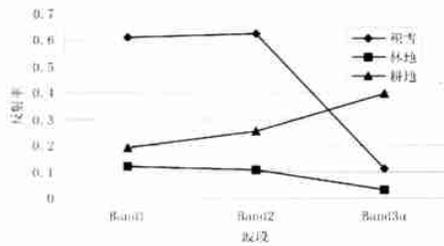


图 5 三个终元的特征光谱

Fig. 5 Spectral feature of three endmembers

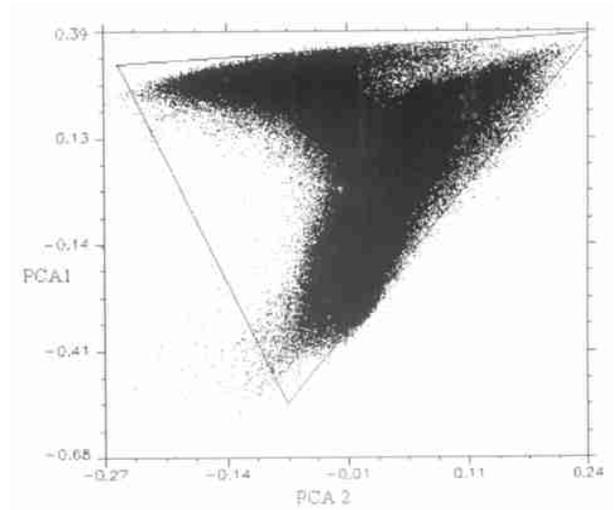


图 4 前两个主分量(PCA1 和 PCA2) 的散点图

Fig. 4 Scatter plots of PCA1 and PCA2

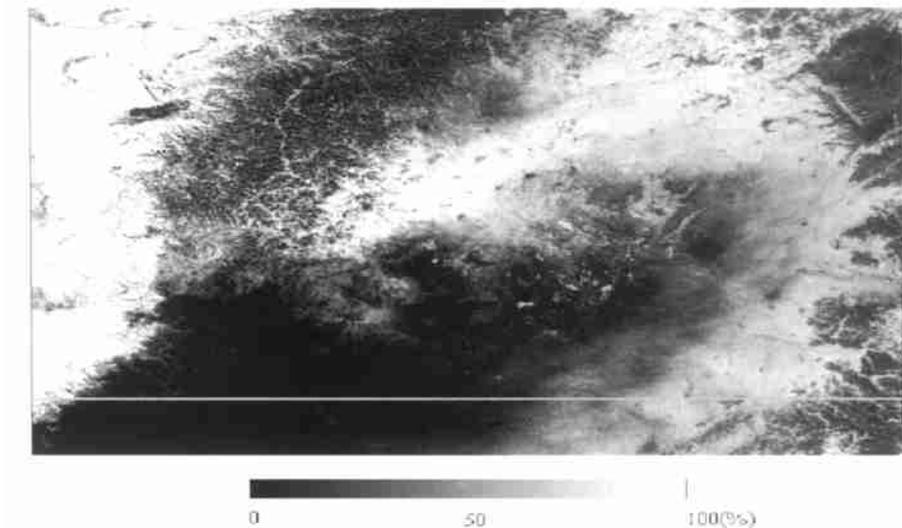


图 6 积雪盖度(%)

Fig. 6 Snow cover (%)

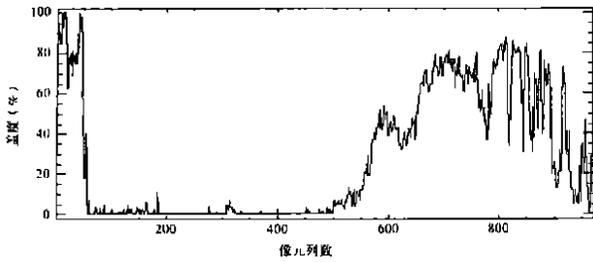


图 7 积雪盖度剖面图(%)

Fig. 7 Profile of snow cover (%)

5.3 分析

比较两种方法提取的积雪边界线,发现最大似然分类法得到的积雪边界线与像元分解法提取的50%盖度积雪边界线一致。进一步,又选择另外一批训练样区(终元)进行上述工作,发现像元分解法提取的盖度积雪边界线变化较小,而最大似然分类法得到的积雪边界线变化较大,移至10%盖度积雪边界线附近(图10)。以上结果显示,混合像元分解法提取的积雪边界线比较稳定,各级盖度积雪边界线变化较小,对终元的选择不敏感,而最大似然分类法对训练样区的选择很敏感,提取的积雪边界线变化较大。

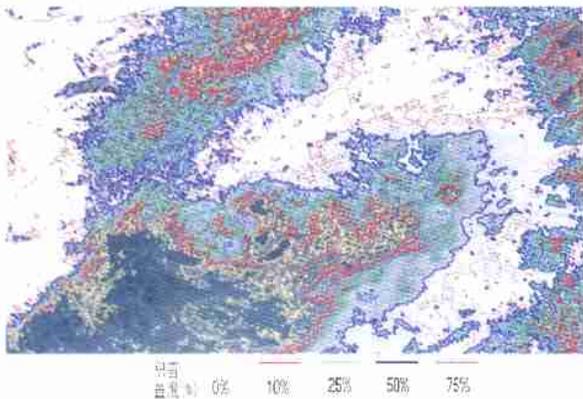


图 8 盖度积雪边界线图

Fig. 8 Snow boundary derived from snow cover

从概念上讲,混合像元中积雪面积超过50%,该像元为积雪覆盖类型; < 50%,该像元为其它覆盖类型(如耕地或林地)。这样就可以得到应用混合像元分解法提取的,以50%盖度定义的物理意义明确的积雪边界线。而一般认为,最大似然分类得到的像元为单一土地覆盖类型,或该类型所占比重超过50%,由此,不同地类的分类边界线应该与50%盖

度的分界线相一致,如积雪和耕地的分类分界线应与50%积雪盖度线相一致。

6 结论

在积雪研究方面,高精度地区分云雪是所有工作的基础。光谱分析和NOAA16卫星数据实验都显示出1.6 μm红外通道可以有效识别积雪。



图 9 最大似然分类法提取的积雪边界线1(黄色线为积雪边界线)

Fig. 9 Snow boundary 1(yellow line) derived from maximum likelihood classification

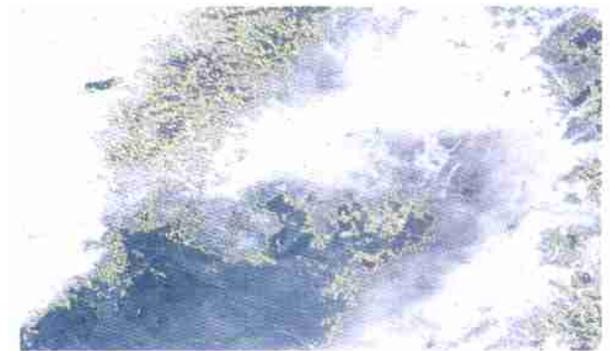


图 10 最大似然分类法提取的积雪边界线2(黄色线为积雪边界线)

Fig. 10 Snow boundary 1(yellow line) derived from maximum likelihood classification

使用光谱线性混合模型从NOAA-AVHRR数据计算积雪盖度,提取积雪边界线,发现像元分解法提取的盖度积雪边界线比较稳定。而采用不同的训练区进行最大似然分类,发现提取的积雪边界线变化较大,主要原因是分类法提取的积雪边界线对训练区的选择比较敏感,物理意义不明确。

参考文献(References):

- [1] Fisher, P. The pixel: a snare and a delusion[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1997, **18**(3), 679~ 685.
- [2] Atkinson, P. M., Cutler, M. E. J. and Lewis, H. G.. Mapping sub-pixel proportional land cover with AVHRR imagery[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1997, **18**(4): 917~ 935.
- [3] Quarmby, N. A., Milnes, M., Hindle, T. L. et al. The use of multi-temporal NDVI measurements from AVHRR data for crop yield estimation and prediction[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1993, **14**(2), 199~ 210.
- [4] Casals-Carrasco, P., Kubo, S., Babu, M. B. Application of spectral mixture analysis for terrain evaluation studies[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2000, **21**(16): 3039~ 3055
- [5] Shi Peijun, Chen Jin. Study on monitoring snow disaster in large areas supported by GIS and RS[J]. *Acta Geographica Sinica*, 1996, **51**(4): 296~ 305. [史培军, 陈晋. RS 与 GIS 支持下的草地雪灾监测试验研究[J]. *地理学报*, 1996, **51**(4): 296~ 305.]
- [6] Zhou Yongmei, Jia Shenghai, Liu Ping. The method of snowcover parameters estimation using NOAA-AVHRR data[J]. *Scientia Meteorologica Sinica*, 2001, **21**(1): 117~ 121. [周咏梅, 贾生海, 刘萍. 利用 NOAA-AVHRR 资料估算积雪参量[J]. *气象科学*, 2001, **21**(1): 117~ 121.]
- [7] Yan Hao, Wang Changyao, Niu Zheng, et al.. Application of principal component analysis by using different vegetation index derived from multitemporal AVHRR data [J]. *Journal of remote sensing China*, 2002, **6**(1): 30~ 33. [延昊, 王长耀, 牛铮, 等. 遥感植被指数对多时相 AVHRR 数据主成分分析的影响[J]. *遥感学报*, 2002, **6**(1): 30~ 33.]

Unmixing Method Applied to Snow Boundary Estimation

YAN Hao, ZHANG Guoping

(National Meteorological Center, China Meteorological Administration, Beijing 100081)

Abstract: Snow boundary is an important boundary of landscape and its change indicates temperature and climate change. Snow boundary is a key issue in mountain and glacier study. This paper compares the spectral difference of snow, water, tree, grass, soil and cloud, and finds that 1.6 μm Channel of NOAA-16 AVHRR is effective to discriminate snow and cloud with an experiment of a snow image. Over heterogeneous areas, multi-spectral measurements from a coarse resolution satellite comprise a mixture of spectral values from different land cover classes present within each pixel. Spectral linear mixture modelling is used to extract the area ratio of land cover classes. In addition, both unmixing method and maximum likelihood classification (MLC) method is used to extract the snow cover and snow boundary. Spatial compare of these snow boundaries is carried out and the result indicates that the two kinds of snow boundary have big difference. When the training sites change, the snow boundary of MLC changes a lot, while the snow boundary of unmixing method is stable when the endmembers change. The main reason is that snow boundary based on MLC method has no physical meaning. And the snow boundary of MLC method is sensitive to the selection of training sites, meanwhile, the snow boundary of unmixing method is stable and insensitive to the selection of endmember. Unmixing method is effective to extract snow boundary.

Key words: NOAA-AVHRR; cloud and snow detection; spectral linear mixing model; snow boundary