

doi: 10. 6046/gtzyyg. 2016. 02. 06

引用格式: 周亚敏,张荣群,马鸿元,等. 基于 BP 神经网络的盐湖矿物离子含量高光谱反演[J]. 国土资源遥感,2016,28(2): 34-40. (Zhou Y M,Zhang R Q,Ma H Y,et al. Retrieving of salt lake mineral ions salinity from hyper-spectral data based on BP neural network[J]. Remote Sensing for Land and Resources,2016,28(2):34-40.)

基于 BP 神经网络的盐湖矿物离子含量高光谱反演

周亚敏¹, 张荣群¹, 马鸿元¹, 张 健², 张小栓¹

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院,北京 100083; 2. 北京信息科技大学经济与管理学院,北京 100192)

摘要: 高光谱遥感数据能够提供比多光谱遥感数据更为丰富的光谱信息,从而更精确地刻画地物的光谱特征。在水体遥感原理基础上,采用自适应波段选择(adaptive band selection,ABS)方法对 HJ-1A 卫星高光谱数据的波段相关性和信息量进行分析,结合 BP 神经网络技术确定最优波段组合并构建盐湖矿物离子含量的反演模型,对柴达木盆地西台吉乃尔湖的 K^+ 、 Mg^{2+} 、 Na^+ 、 Cl^- 和 SO_4^{2-} 离子含量进行定量反演,获得盐湖矿物离子含量的空间分布情况。研究表明,BP 神经网络反演模型的盐湖矿物离子含量反演精度在 85% 以上,反演得到的矿物离子含量的分布情况与实地调查结果基本一致。因此,利用高光谱数据和 BP 神经网络可以对盐湖矿物资源进行大范围动态监测,为盐湖资源的合理开发和高效利用提供科学依据。

关键词: 矿物离子含量; 遥感反演; 高光谱数据; 自适应波段选择(ABS); BP 神经网络

中图法分类号: TP 751.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-070X(2016)02-0034-07

0 引言

近年来,国内外研究学者对盐湖矿物离子含量的监测进行了大量研究。传统方法采用实地采样和实验室分析等手段^[1-4],在精度上虽有较高的准确性,但受制于在局部点上进行,不能全面反映盐湖矿物离子含量的分布情况,且费时、费力、成本高。随着遥感技术的快速发展,应用遥感方法研究盐湖受到越来越多的关注^[5]。遥感具有宏观、动态、实时等优点。目前,对盐湖的遥感研究大多基于多光谱数据,采用统计方法,依据经验模型获得水体总含盐量和水深等信息^[6-14]。但由于盐湖卤水中盐分矿物组成之间对光谱反射相互影响,复杂成分卤水中单一离子含量的实测光谱反射特征很难在多光谱数据中找到相对应的波段;因此,利用多光谱数据对单一离子含量的定量反演存在一定难度。高光谱遥感利用许多狭窄的电磁波波段能够捕捉到盐湖复杂的光谱特征,使得本来在宽波段遥感中不可探测的物质可以被探测到^[15]。因此,采用高光谱数据能够精确地描述盐湖的光谱特征,为监测盐湖离子含量提供前提条件。因盐湖矿物离子含量与光谱反射率之间是一种复杂的非线性关系^[16],故利用传统的线性回归模型进行盐湖矿物离子含量反演的精度较

低。BP 神经网络模型由于其具备映射复杂关系的能力,非常适用于光学特征复杂的水体参数的提取^[17];因此,对盐湖矿物离子含量可采用 BP 神经网络模型进行模拟。

本文利用 HJ-1A 卫星高光谱成像仪(hyper spectral imager,HSI)数据 2 级产品(以下简称 HJ-1A 高光谱数据)对柴达木盆地西台吉乃尔湖的 K^+ 、 Mg^{2+} 、 Na^+ 、 Cl^- 和 SO_4^{2-} 离子含量做定量分析,建立盐湖矿物离子含量 BP 神经网络估测模型,实现对盐湖现有资源动态监测及探明资源分布特征,为该地区盐矿产业的可持续发展提供技术支持和科学依据。

1 研究区与数据

1.1 研究区概况

西台吉乃尔湖位于青海省柴达木盆地中部,地理位置介于 $E93^{\circ}16' \sim 93^{\circ}29'$ 、 $N37^{\circ}39' \sim 37^{\circ}47'$ 之间。北近邻 315 国道上的一里坪,南离格尔木市的乌图美仁 90 km,东距东台吉乃尔湖 35 km,西距海西州茫崖镇约 130 km。盐湖湖盆呈近似三角形,为封闭的内流盆地,固、液相并存;液相卤水资源包括湖表卤水和晶间卤水,水化学类型为硫酸镁亚型,富含 K、B、Li 等元素,有较好的开发应用前景。湖表

卤水矿化度 336.3 g/L,相对密度 1.225 5,pH 值 7.7;晶间卤水矿化度 334.6 g/L,相对密度 1.223 3,pH 值 7.9。西台吉乃尔盐湖固体盐类矿物由石盐、芒硝、石膏和自纳镁矾等组成,以石盐为主^[18]。

1.2 样本采集

2013 年 5 月 8—10 日,天气晴朗,能见度高,在西台吉乃尔湖通过 GPS 布点,采集包括湖表液体样本和盐滩固体样本。采样点共 21 个,其中盐滩固体采样点 15 个、湖表液体采样点 6 个。固体样本用自封袋封装,液体样本用塑料瓶封装,并贴上标签,记录其经纬度坐标和采样点号。在实验室采用光谱分析仪测得采样点主要矿物离子 K^+ , Mg^{2+} , Na^+ , Cl^- 和 SO_4^{2-} 的含量。采样点分布情况如图 1 所示。

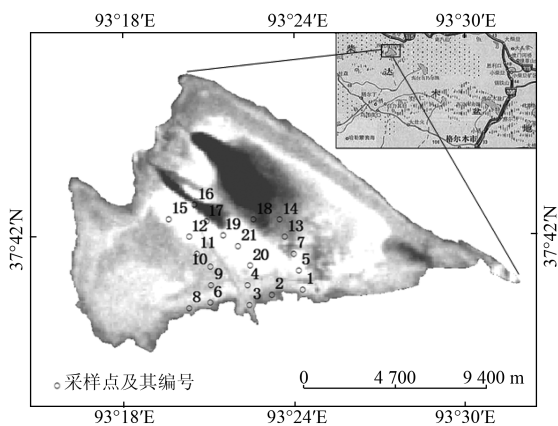


图 1 西台吉乃尔湖采样点分布图

Fig.1 Distribution map of sampling points in west Taijinar salt lake

1.3 高光谱数据获取与预处理

实验采用与样本采集同期获取的 1 景 HJ-1A 高光谱图像数据,空间分辨率为 100 m,平均光谱分辨率为 4.32 nm;共有 115 个波段,分布在可见光和近红外谱段(450~950 nm)内;图像大小为 589 像元×639 像元,覆盖了整个西台吉乃尔湖,无明显的云盖,光谱信息丰富,没有局部几何失真和变形。

HJ-1A 高光谱数据的 2 级产品采用 HDF5 格式,需格式转换为 ENVI 可读文件;经辐射校正后得到绝对辐射亮度值图像。由于部分波段的图像存在严重的条带噪声,图像质量较低,会影响高光谱图像

的应用效果;为此,本文参考高海亮等^[19]提出的基于参考波段的移动窗口条带去噪方法,有效地去除了图像的条带噪声,显著地提高了图像的清晰度,并保留了原始影像的基本信息。然后利用 FLAASH 大气校正模型对高光谱辐亮度图像进行大气校正,最终获得 115 个波段的地表反射率图像。实验采用的 HJ-1A 高光谱数据的 2 级产品已经过系统校正,为便于在图像中对采样点精确定位,使用 Landsat8 图像作为标准图像对 HJ-1A 图像进行几何精纠正。为避免光谱信息丢失,图像重采样采用最邻近点法,选择 UTM 投影,WGS84 坐标系,控制点力求均匀分布,总误差在 0.5 个像元之内。

2 研究方法

2.1 高光谱数据降维

HJ-1A 高光谱数据的光谱分辨率很高,能探测到地物光谱特性的微小差异,为地物的精确监测提供了前提条件。但因光谱维度较高,数据信息冗余大,波段相关性强,会对高光谱数据的处理带来困难;因此,实现高光谱数据的降维对数据的后续处理具有重要意义^[20]。通过数据降维,一方面能降低影像噪声的影响,另一方面能减小数据的冗余,提高图像处理的效率。本文参考刘春红等^[21]提出的自适应波段选择(adaptive band selection,ABS)方法进行波段选择。这种降维方法着重分析波段之间的空间相关性和谱间相关性,通过构造的数学模型获得每个波段的 ABS 指数,ABS 指数越大表明该波段信息量越大且与其他波段相关性越小。将 ABS 指数由大到小排列,根据实际应用需求选取排在前面的 n 个波段。ABS 方法基于以下原则:①选取的波段组合信息量丰富;②选取波段之间相关性小。

构造的数学模型为

$$I_i = \frac{\sigma_i}{(R_{i-1,i} + R_{i,i+1})/2}, \quad (1)$$

$$\sigma_i = \left\{ \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [f_i(x,y) - \bar{f}_i]^2 \right\}^{\frac{1}{2}}, \quad (2)$$

$$R_{i,j}(x,y) = \frac{E\{[f_i(x,y) - \bar{f}_i][f_j(x,y) - \bar{f}_j]\}}{\sqrt{E\{[f_i(x,y) - \bar{f}_i]^2\}} \sqrt{E\{[f_j(x,y) - \bar{f}_j]^2\}}}。 \quad (3)$$

式(1)—(3)中: I_i 为第 i 个波段的 ABS 指数; σ_i 为第 i 个波段 DN 值的标准差; $R_{i-1,i}$ 和 $R_{i,i+1}$ 分别为第 i 个波段与其前后 2 个波段的相关系数,数值越小表明 2 个波段的独立性越高; M 和 N 分别为图像的行、列像元数; $f_i(x,y)$ 为第 i 个波段中第 x 行第 y

列像元的 DN 值; $\bar{f}_i$ 为第 i 波段 DN 值的平均值; $E\{\}$ 为数学期望。

用 ABS 方法获得的指数充分考虑了每个波段的信息富集程度以及与相邻波段的相似性, I_i 越大,相应图像的信息量越大,越具代表性^[21]。

2.2 BP 神经网络模型及参数选择

BP 神经网络技术是模拟人脑的神经网络行为特征而建立的分布式并行信息处理算法的数学模型。该模型采用了反向传播(back propagation, BP)算法训练,其基本思想是:如果利用已有权重和阈值正向传播得不到期望的输出,则反向传播;反复修改(迭代)各节点的权重和阈值,逐步减小代价函数,直至达到预先设定的要求。一般以代价函数小于某一相当小的正数,或迭代不再减小而使反复振荡停止时,完成 BP 网络的训练及输入与输出之间映射关系的确定。简言之,就是不断调整权值,使网络总误差最小^[22]。

本文将降维处理后的波段组合光谱反射率作为模型的输入层;输出层为 1 个节点,对应矿物离子含量。隐含层节点数根据经验公式确定,即

$$n = \sqrt{n_i + n_o + a} \quad , \quad (4)$$

式中: n 为隐含层节点数; n_i 为输入节点数; n_o 为输出节点数; a 为 1~10 之间的常数。

通过不断训练,选取训练效果较好的传递函数和训练函数^[23]。

2.3 模型精度检验

由于样本是小样本数据,本文采用循环精度检验的方法进行精度验证。其原理是:抽取任一样本作为检验值,将剩余样本输入模型进行训练,利用训练好的模型获得抽取样本的预测值;循环以上步骤,即可得到所有样本的预测值。循环精度检验的前提是假设训练样本数据的好坏程度基本一致,使得每次检验得出的模型可以大致认为是相同的^[22]。

此外,本文还选择以下 2 个指标来评价监测模型的预测效果。

1) 决定系数(R^2)。该指标反映用预测值解释实测值变化的程度, R^2 越大,模型越稳定。其计算公式为

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i^* - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad . \quad (5)$$

式中: i 为采样点号; y_i^* 为第 i 个采样点的离子含量预测值; y_i 为第 i 个采样点的离子含量实测值; $\bar{y}$ 为采样点离子含量实测平均值^[24-25]。

2) 相对误差(RE)。该指标反映预测的可信程度,是一个无量纲的值, RE 越小,模型预测精度越高。其计算公式为

$$RE = \frac{|\hat{y} - y|}{y} \times 100\% \quad . \quad (6)$$

式中: $\hat{y}$ 为采样点离子含量预测值; y 为采样点离子

含量实测值^[24-25]。

3 结果与分析

3.1 ABS 指数求解

利用 ABS 方法求得的前 20 个指数如表 1 所示,其中,ABS 指数值由高到低排列;波段号为对应于 HJ-1A 高光谱数据 115 个波段的波段序号。

表 1 ABS 指数及对应波段号

Tab.1 ABS index and its corresponding band number

序号	波段号	ABS 指数	序号	波段号	ABS 指数
1	105	900.43	11	48	838.22
2	104	892.89	12	108	837.16
3	106	891.76	13	49	835.02
4	103	887.95	14	101	834.45
5	107	886.57	15	44	833.57
6	46	861.9	16	50	832.20
7	45	852.67	17	100	830.66
8	109	843.43	18	70	825.64
9	102	843.19	19	51	824.04
10	47	843.14	20	99	814.84

3.2 BP 神经网络模型建立

本文采用的 BP 神经网络由 Matlab 的 Neural Network Toolbox 提供,共有 3 层,即输入层、隐含层和输出层。

选取采样点对应的 ABS 指数排在前 n 个波段组合的光谱反射率作为输入层,节点数即为 n 。本文分别将 n 设为 20,15,10 和 5,用以检验何种波段组合会使得模型精度和效率最优。分别将采样点对应的 K^+ , Mg^{2+} , Na^+ , Cl^- 和 SO_4^{2-} 离子含量作为输出层,节点数为 1。隐含层节点数由经验方程得到。隐含层传递函数为 tansig(正切 S 型传递函数),能够快速收敛。输出层传递函数为 purelin(线形传递函数),可以使整个网络输出任意值。

训练函数为 trainlm(Levenberg-Marquardt BP 训练函数),对中等规模的 BP 神经网络有最快的收敛速度。网络的学习函数为 learnngdm(梯度下降动量学习函数),用于计算权值或阈值的变化率。网络的性能函数采用 mse(均方误差性能函数),是衡量“平均误差”较快捷的方法。由于输入数据与输出数据量纲不同,所以首先要用 premmmx 函数对样本数据做归一化处理,训练完毕后再用 postmmmx 函数做反归一化处理。

以预测 Na^+ 离子含量的 BP 神经网络为例,不同波段组合构建的 BP 神经网络模型的训练速度与精度如表 2 所示。

表 2 不同波段组合 BP 神经网络模型训练速度与预测精度

Tab.2 Training speed and prediction precision of BP neural networks based on different bands			
波段组合数	BP 神经网络结构	训练次数	R^2 ^⑤
5	5-4-1 ^①	721	0.89
10	10-4-1 ^②	258	0.99
15	15-5-1 ^③	71	0.99
20	20-5-1 ^④	32	0.99

①“5-4-1”表示神经网络拓扑结构为5个输入层节点、4个隐含层节点、1个输出层节点；②③④同理类推；⑤ R^2 为决定系数。

从表2可以看出,选取ABS指数排在前20,15,10的波段组合训练的BP神经网络模拟结果精度都很高,但运算效率随波段组合数的减少而降低。波段组合数为5时,模拟结果精度较低且运算效率显著下降。因此,本文选择ABS指数排在前20位的波段组合作为BP神经网络输入层,神经网络拓扑结构为20-5-1,即20个输入层节点、5个隐含层节点、1个输出层节点。

本文构建的BP神经网络模型中的各个参数和传递函数、训练函数等是经过多次试验比较而得出的较优结果。

3.3 模型精度分析

在循环精度检验中,先对所得的神经网络模型进行初始化;选出20个样本输入该神经网络模型进行训练,调整权值,用剩余的一个样本来检验该模型误差,若 $|y^*-y|/y$ 小于既定误差(y^* 是预测值, y 是实测值),则将此结果计为“1”,否则结果记为“0”;

继续选出20个样本(不能与前次重复)输入该神经网络模型进行训练,再用剩余的1个样本检验该模型误差;……;循环进行上述步骤,直至所有样本全部检验完毕。将检验结果相加、除以总样本数所得百分比就是该模型的精度。既定误差设为5%。由于训练样本数据的好坏程度大致相同,因此可以认为每次检验得到的模型大致相同。检验结果表明 Na^+ 、 Cl^- 、 K^+ 、 Mg^{2+} 和 SO_4^{2-} 离子含量反演精度分别为90.48%、85.71%、95.24%、95.24%和90.48%。

表3为与 Na^+ 、 Mg^{2+} 、 Cl^- 、 K^+ 和 SO_4^{2-} 离子含量反演对应的BP神经网络模型评价。反演的最大相对误差($RE_{\max}$)均在10%以内,最小相对误差($RE_{\min}$)接近于0,平均相对误差(RE_{mean})均在1%以内, R^2 均接近1,表明所构建的模型能够有效地定量反演对应的离子含量。

表 3 不同离子含量反演的 BP 神经网络模型评价
Tab.3 Evaluation of BP neural network models for retrieving different ions salinity

模型	R^2	$RE_{\max}/\%$	$RE_{\min}/\%$	$RE_{\text{mean}}/\%$
Na^+ 模型	0.99	6.12	0.02	0.75
Mg^{2+} 模型	0.99	6.25	0.00	0.57
Cl^- 模型	0.99	7.63	0.01	0.98
K^+ 模型	0.99	5.30	0.00	0.43
SO_4^{2-} 模型	0.99	5.08	0.01	0.77

图2为 Na^+ 、 Cl^- 、 Mg^{2+} 、 SO_4^{2-} 和 K^+ 离子含量的实测与预测结果散点图。

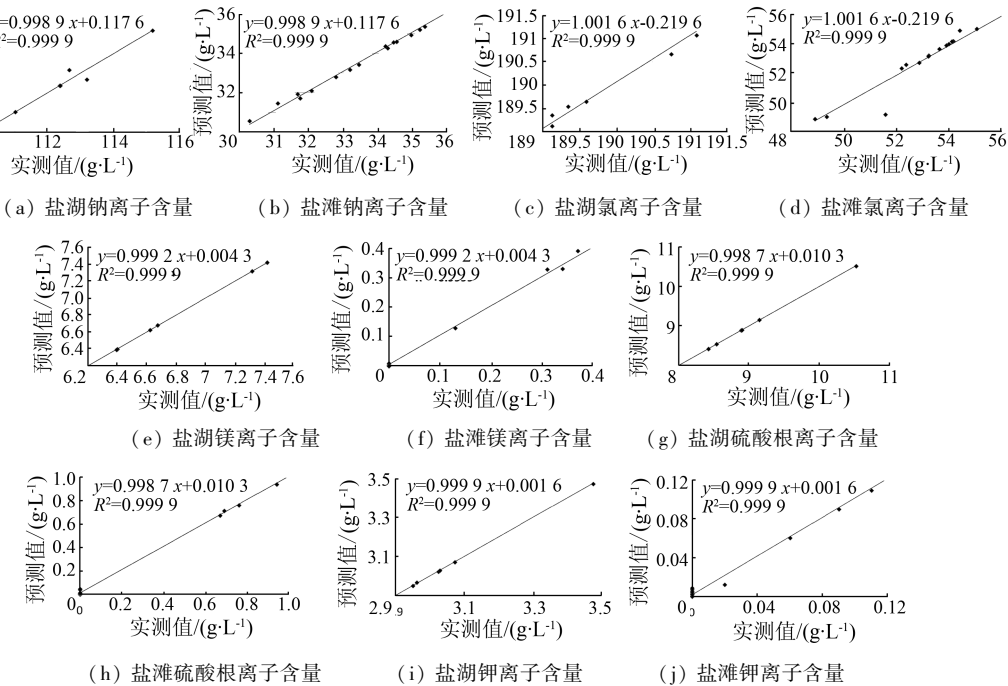


图 2 实测矿物离子含量与神经网络预测值的关系
Fig.2 Relationship between measured mineral ions salinity and neural network predicted value

由于盐湖与盐滩采样点的矿物离子含量差别很大,因此对盐湖和盐滩的样本分别展示对应矿物离

子含量实测与预测结果。从图 2 可以看出,模型的验证精度均为 0.999 9,表明 BP 神经网络可以很好地反演盐湖矿物离子含量。

3.4 盐湖区域尺度矿物离子含量预测

图 3 为盐湖矿物 Na^+ 、 Mg^{2+} 、 Cl^- 、 K^+ 和 SO_4^{2-} 离子含量分布反演结果。

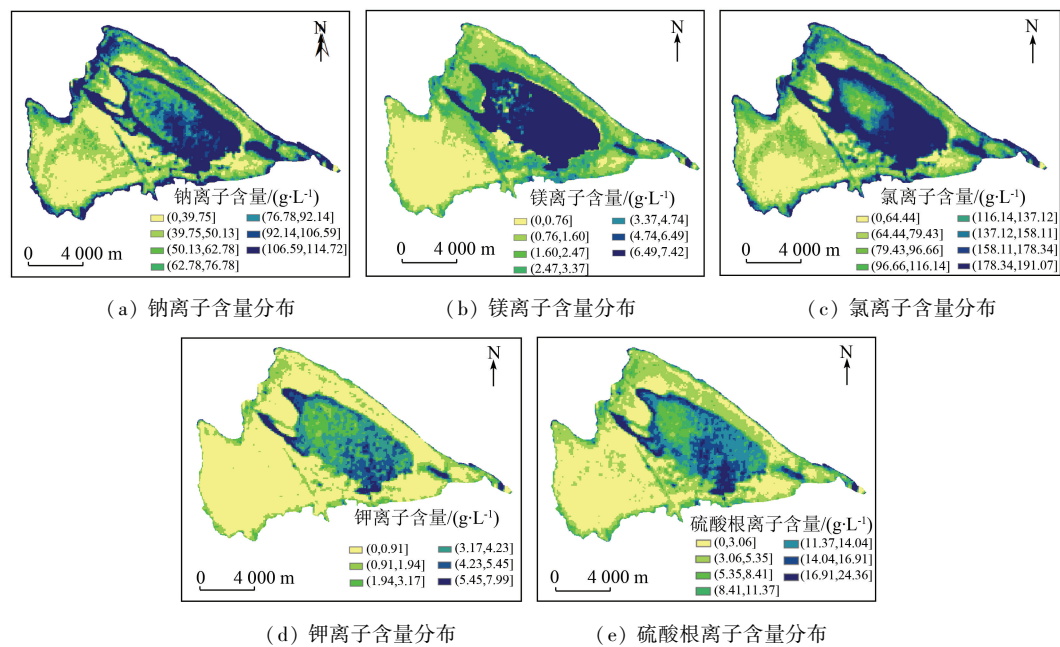


图 3 西台吉乃尔湖不同矿物离子含量分布反演结果

Fig.3 Retrieved results for spatial distribution of different mineral ions salinity in west Taijinar lake

从图 3 可以看出,高含量的 Na^+ 离子主要分布在西台吉乃尔湖南部,推测这种分布特征可能是受到南部漫流区卤水补给的影响;在盐湖边缘的 Na^+ 离子含量也较高,为长期蒸发、沉积造成的结果。 Cl^- 离子的高含量分布区域与 Na^+ 离子的相同。 Mg^{2+} 、 K^+ 和 SO_4^{2-} 离子主要分布在盐湖中,在盐滩的含量极低。与张西营等^[26] 2001 年西台吉乃尔湖分析结果对比,发现 2013 年盐湖面积和矿物离子含量分布情况发生了较大变化。除气候影响外,人工对地表径流的控制使进入湖区的水资源发生了再分配,扰乱了原本河水对于湖区的自然补给系统,使补给过程变得复杂化。研究结果显示,西台吉乃尔湖已具有明显的退化趋势,而且由于长期的卤水补给不足,势必会影响对西台吉乃尔湖的长期开采。

4 结论

- 1)传统的盐湖矿物资源监测采用已有资料研究和实地调查、实验室分析等方法不仅时效性差、费时、费力,而且不能全面反映整个盐湖矿物资源分布情况。本文采用高光谱遥感数据实现了全面、实时、准确地监测盐湖的矿物离子含量,为盐湖矿物资源监测提供了一种新方法。
- 2)HJ-1A 卫星高光谱数据比多光谱数据具有更高的光谱分辨率,能探测到地物在光谱特性上更

微小的差异,这为精确反演盐湖矿物离子含量提供了前提条件。但庞大的数据量和波段之间复杂的相关性使高光谱数据处理存在一定困难。本文采用自适应波段选择(ABS)的降维方法,并通过对比分析选择出最优波段组合构成新的高光谱图像空间,在不损失重要信息的情况下,大大降低了计算量,减少了噪声干扰,提高了矿物离子含量反演的效率。

3)水体各项水质组分与光谱之间的相互影响是一种非常复杂的非线性关系,适合用神经网络这样的黑箱模型来模拟。本文采用 BP 神经网络很好地模拟了盐湖矿物离子含量与光谱反射率之间的关系,构建的模型精度较高,且模型稳定性高,反演结果符合实地调查情况。因此,应用 BP 神经网络模型能够有效地反演盐湖矿物离子含量。

4)经研究、分析和对比,发现西台吉乃尔湖近几年盐湖面积和矿物离子含量分布情况发生了较大变化。气候变化的影响与人工对地表径流的干扰使得盐湖长期处于卤水供给不足的环境下,西台吉乃尔湖已显现明显的退化趋势。

参考文献(References):

[1] 程芳琴,张亚宁,常慧敏,等.紫外分光光度法测定盐湖卤水中钙镁离子含量[J].无机盐工业,2006,38(4):54-56.

Cheng F Q,Zhang Y N,Chang H M,et al.UV spectrophotometric determination of magnesium and calcium in brine from salt lake

[J]. Inorganic Chemicals Industry, 2006, 38(4): 54-56.

[2] 杨英桂, 黄梓平. 察尔汗盐湖晶间卤水中氯离子含量测定方法探讨[J]. 青海大学学报: 自然科学版, 2003, 21(5): 36-37.
Yang Y G, Huang Z P. Measuring on chlorine ion content in bittern of Carerhan salt lake[J]. Journal of Qinghai University, 2003, 21(5): 36-37.

[3] 王 腾, 韩凤清, 马茹莹, 等. 青海察尔汗盐湖别勒滩区段晶间卤水全氮地球化学分布特征[J]. 盐湖研究, 2014, 22(2): 33-38.
Wang T, Han F Q, Ma R Y, et al. Total nitrogen distribution geochemical characteristics of intercrystal brine in bieletan section of Qarhan salt lake[J]. Journal of Salt Lake Research, 2014, 22(2): 33-38.

[4] 张燕霞, 韩凤清, 马茹莹, 等. 内蒙古西部地区盐湖水质化学特征[J]. 盐湖研究, 2013, 21(3): 17-24.
Zhang Y X, Han F Q, Ma R Y, et al. Hydrochemical characteristics of salt lakes in western region of inner Mongolia, China[J]. Journal of Salt Lake Research, 2013, 21(3): 17-24.

[5] 张 博, 张 柏, 洪 梅, 等. 湖泊水质遥感研究进展[J]. 水科学进展, 2007, 18(2): 301-310.
Zhang B, Zhang B, Hong M, et al. Advance in remote sensing of lake water quality[J]. Advances in Water Science, 2007, 18(2): 301-310.

[6] 张大林, 田淑芳, 栾学文. 西藏扎布耶盐湖氧化硼含量空间分布遥感研究[J]. 国土资源遥感, 2007, 19(1): 32-35. doi: 10.6046/gtzyyg. 2007. 01. 06.
Zhang D L, Tian S F, Luan X W. Remote sensing research on the spatial distribution of Boric anhydride in the Zhabuye salt lake of Tibet[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2007, 19(1): 32-35. doi: 10.6046/gtzyyg. 2007. 01. 06.

[7] 田淑芳, 秦绪文, 郑绵平, 等. 西藏扎布耶盐湖总盐含量遥感定量分析[J]. 现代地质, 2005, 19(4): 596-602.
Tian S F, Qin X W, Zheng M P, et al. Quantitative analysis of remote sensing on the total salinity of Zhabuye salt lake in Tibet[J]. Geoscience, 2005, 19(4): 596-602.

[8] 杨 雪, 张廷斌, 徐志忠, 等. 现代盐湖型钾盐成矿遥感预测——以扎布耶盐湖为例[J]. 盐湖研究, 2014, 22(2): 14-19.
Yang X, Zhang Y B, Xu Z Z, et al. Potassium metallogenic prediction of modern saline lake based on remote sensing: Focus on Zabuye saline lake[J]. Journal of Salt Lake Research, 2014, 22(2): 14-19.

[9] 张 焜, 马世斌, 刘丽萍. 基于 SPOT5 数据的盐湖矿产开发及矿山环境遥感监测[J]. 国土资源遥感, 2012, 24(3): 146-153. doi: 10.6046/gtzyyg. 2012. 03. 26.
Zhang K, Ma S B, Liu L P. Remote sensing monitoring of the mineral resources exploration and mining environment of the salt lake based on SPOT5 data[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2012, 24(3): 146-153. doi: 10.6046/gtzyyg. 2012. 03. 26.

[10] 王跃峰, 白朝军. 西藏盐湖矿产资源遥感定量预测方法研究[J]. 盐湖研究, 2012, 20(2): 11-17, 43.
Wang Y F, Bai C J. Remote sensing assessment of salt lake mineral resources in Tibet, China[J]. Journal of Salt Lake Research, 2012, 20(2): 11-17, 43.

[11] Hung M C, Wu Y H. Mapping and visualizing the Great Salt Lake landscape dynamics using multi-temporal satellite images, 1972-1996[J]. International Journal of Remote Sensing, 2005, 26(9): 1815-1834.

[12] Roshier D A, Rumbachs R M. Broad-scale mapping of temporary wetlands in arid Australia[J]. Journal of Arid Environments, 2004, 56(2): 249-263.

[13] Castaneda C, Herrero J, Casterad M A. Landsat monitoring of Playa-lakes in the Spanish Monegros desert[J]. Journal of Arid Environments, 2005, 63(3): 497-516.

[14] French R H, Miller J J, Dettling C, et al. Use of remotely sensed data to estimate the flow of water to a playa lake[J]. Journal of Hydrology, 2006, 325(1/4): 67-81.

[15] 袁迎辉, 林子瑜. 高光谱遥感技术综述[J]. 中国水运, 2007, 7(8): 155-157.
Yuan Y H, Lin Z Y. High spectrum remote sensing technology summary[J]. China Water Transport, 2007, 7(8): 155-157.

[16] 周立国, 冯学智, 肖鹏峰, 等. 盐湖遥感研究的进展与展望[J]. 地球科学进展, 2009, 24(2): 141-149.
Zhou L G, Feng X Z, Xiao P F, et al. Advance and prospection of remote sensing application to salt lakes[J]. Advances in Earth Science, 2009, 24(2): 141-149.

[17] 吕 恒, 李新国, 曹 凯. 基于BP神经网络模型的太湖悬浮物浓度遥感定量提取研究[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2006, 31(8): 683-686, 735.
Lyu H, Li X G, Cao K. Quantitative retrieval of suspended solid concentration in lake Taihu based on BP neural net[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2006, 31(8): 683-686, 735.

[18] 郑喜玉, 张明刚, 徐 昶, 等. 中国盐湖志[M]. 北京: 科学出版社, 2002: 163-164.
Zheng X Y, Zhang M G, Xu C, et al. Journal of China Salt Lake[M]. Beijing: Science Press, 2002: 163-164.

[19] 高海亮, 顾行发, 余 涛, 等. 基于参考波段的去除 HJ-1A 星 HSI 图像中条带噪声的方法[J]. 红外, 2013, 34(3): 7-11.
Gao H L, Gu X F, Yu T, et al. A reference-band-based method for removing stripe noise from HJ-1A HSI images[J]. Infrared, 2013, 34(3): 7-11.

[20] 赵春晖, 陈万海, 杨 雷. 高光谱遥感图像最优波段选择方法的研究进展与分析[J]. 黑龙江大学自然科学学报, 2007, 24(5): 592-602.
Zhao C H, Chen W H, Yang L. Research advances and analysis of hyperspectral remote sensing image band selection[J]. Journal of Natural Science of Heilongjiang University, 2007, 24(5): 592-602.

[21] 刘春红, 赵春晖, 张凌雁. 一种新的高光谱遥感图像降维方法[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(2): 218-222.
Liu C H, Zhao C H, Zhang L Y. A new method of hyperspectral remote sensing image dimensional reduction[J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(2): 218-222.

[22] 樊彦国, 侯春玲, 朱 浩, 等. 基于BP神经网络的盐渍土盐分遥感反演模型研究[J]. 地理与地理信息科学, 2010, 26(6): 24-27.
Fan Y G, Hou C L, Zhu H, et al. Research on salinity inversion from remote sensing of saline soil based on BP neural network[J].

Geography and Geo – Information Science,2010,26(6):24 – 27.

[23] 朱继文,刘丹丹. 基于高光谱数据的土壤含盐量 BP 神经网络模型研究[J]. 东北农业大学学报,2009,40(10):115 – 118.

Zhu J W,Liu D D. Research on the BP neural network model of soil salt contents by using hyperspectral data[J]. Journal of North-east Agricultural University,2009,40(10):115 – 118.

[24] 张娟娟,余 华,乔红波,等. 基于高光谱特征的土壤有机质含量估测研究[J]. 中国生态农业学报,2012,20(5):566 – 572.

Zhang J J,Yu H,Qiao H B,et al. Soil organic matter content estimation based on hyperspectral properties[J]. Chinese Journal of Eco – Agriculture,2012,20(5):566 – 572.

[25] 杨 婷,张 慧,王 桥,等. 基于 HJ – 1A 卫星超光谱数据的太湖叶绿素 a 浓度及悬浮物浓度反演[J]. 环境科学,2011,32(11):3207 – 3214.

Yang T,Zhang H,Wang Q,et al. Study of retrieving for chlorophyll – a concentration and suspended substance concentration based on HJ – 1A HIS image[J]. Environmental Science,2011,32(11):3207 – 3214.

[26] 张西营,马海州,高东林,等. 柴达木盆地西台吉乃尔盐湖矿区卤水水化学特征[J]. 盐湖研究,2007,15(2):12 – 20.

Zhang X Y,Ma H Z,Gao D L,et al. Hydrochemical characteristics of brines in the mining area of west Taijinar salt lake in Qaidam basin[J]. Journal of Salt Lake Research,2007,15(2):12 – 20.

Retrieving of salt lake mineral ions salinity from hyper – spectral data based on BP neural network

ZHOU Yamin¹, ZHANG Rongqun¹, MA Hongyuan¹, ZHANG Jian², ZHANG Xiaoshuan¹

(1. College of Information & Electrical Engineering, China Agriculture University, Beijing 100083, China; 2. College of Economic and Management, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China)

Abstract: Hyper – spectral remote sensing data can provide more spectral information and describe the spectral signature of salt lake more accurately than multi – spectral remote sensing data. Based on the theory of remote sensing on water, the authors analyzed the band correlation and information of HJ – 1A satellite hyper – spectrum image by using adaptive band selection(ABS) method. Combined with BP neural network techniques, the authors determined the optimal band combination, established the retrieval models for mineral ions salinity of salt lake, quantitatively determined the salinities of K^{+} , Mg^{2+} , Na^{+} , Cl^{-} , SO_4^{2-} ions of west Taijinar Salt Lake in Qaidam Basin, and acquired the spatial distribution situation of mineral ions salinity. The results show that the forecast accuracy of BP neural network models are exclusively higher than 85%, the spatial distribution of mineral ions content of salt lake is consistent with the result of field survey. The research confirms that the correlation of BP neural network and domestic hyper – spectral remote sensing data can be used to monitor the mineral resource of salt lake dynamically, thus providing the scientific foundation for the reasonable development and efficient utilization.

Keywords: mineral ions content; remote sensing retrieval; hyper – spectral data; adaptive band selection(ABS); BP neural network

第一作者简介: 周亚敏(1989 –),女,硕士研究生,主要研究方向为地理信息技术与遥感应用。Email: 591283291@qq.com。

通信作者: 张荣群(1964 –),男,教授,主要从事地图学与 3S 技术综合应用研究。Email: zhangrq@cau.edu.cn。

(责任编辑: 刘心季)