

基于波段组合的植被叶片盐离子估算研究

李 哲^{1,2}, 张 飞^{1,2,3}, 冯海宽⁴, 陈丽华⁵, 朱小强^{1,2}

¹新疆大学资源与环境科学学院, 新疆 乌鲁木齐 830046;

²新疆大学绿洲生态教育部重点实验室, 新疆 乌鲁木齐 830046;

³新疆大学智慧城市与环境建模普通高校重点实验室, 新疆 乌鲁木齐 830046;

⁴北京农业信息技术研究中心, 北京 100097;

⁵新疆艾比湖湿地国家级自然保护区管理局, 新疆 博乐 833400

摘要 盐生植物中的盐离子是评价植物营养状况的重要指标,反映植物对盐胁迫的适应策略。以艾比湖湿地自然保护区盐生植被为研究对象,利用 2016 年 10 月 7 种盐生植被的叶片盐离子含量数据和对应的叶片光谱反射率数据,分析了盐离子 Ca^{2+} 、 K^+ 、 Mg^{2+} 和 Na^+ 与比值植被指数(RVI)、差值植被指数(DVI)和归一化植被指数(NDSI)之间的相关关系,选出最佳波段组合,建立了 12 种叶片盐离子与光谱反射率的估算模型,并进行精度验证,从中选出最佳拟合模型。结果表明盐生植被的叶片盐离子含量与原始光谱反射率的相关性较低,且与各波段反射率呈显著负相关的主要是 Na^+ 含量。 Na^+ 含量与 DVI、NDSI 和 RVI 构建的植被指数相关性最高,相关性均达到 0.5 以上,波段主要位于近红外与中红外区域。以 $V_{\text{DVI}(R_{1750}, R_{1480})}$ 、 $V_{\text{DVI}(R_{178}, R_{440})}$ 、 $V_{\text{NDSI}(R_{450}, R_{375})}$ 和 $V_{\text{RVI}(R_{405}, R_{375})}$ 为自变量构建的三次多项式分别是 Na^+ 、 Ca^{2+} 、 Mg^{2+} 和 K^+ 的最佳估算模型。以 $V_{\text{RVI}(R_{1100}, R_{1125})}$ 为自变量构建的 Na^+ 三次多项式的模型相关系数最大($R=0.806$),说明该模型的拟合度较高,预测效果较好,可用于实时监测盐生植被叶片的盐分状况,为盐生植被叶片含盐量的精确诊断提供了技术途径。

关键词 传感器; 植被指数; 估算模型; 盐生植被

中图分类号 O433.4 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201737.1128002

Research on the Estimation of Salt Ions of Vegetation Leaves Based on Band Combination

Li Zhe^{1,2}, Zhang Fei^{1,2,3}, Feng Haikuan⁴, Chen Lihua⁵, Zhu Xiaoqiang^{1,2}

¹College of Resource and Environment Sciences, Xinjiang University, Urumqi, Xinjiang 830046, China;

²Key Laboratory of Oasis Ecology, Ministry of Education, Xinjiang University, Urumqi, Xinjiang 830046, China;

³General Institutes of Higher Learning Key Laboratory of Smart City and Environmental Modeling,
Xinjiang University, Urumqi, Xinjiang 830046, China;

⁴Beijing Research Center for Information in Agriculture, Beijing 100097, China;

⁵Area Management Bureau of Ebinur Lake Wetland Natural Reserve, Bole, Xinjiang 833400, China

Abstract The salt ion in halophytes is an important index to evaluate the nutritional status of plants, which reflects the adaptive strategies of vegetation to salt stress. In this study, the halophytes of the Ebinur Lake Wetland Nature Reserve are taken as the target area. The salt ion content data and the leaf spectral reflectivity data of seven types of halophytes in October 2016 are used to analyze the correlativity between salt ion Ca^{2+} , K^+ , Mg^{2+} , Na^+ and ratio vegetation index (RVI), difference vegetation index (DVI) and normalized difference vegetation index (NDSI). The best band combination is selected. The estimation models of 12 salt ions of leaf and spectral reflectivity are built.

收稿日期: 2017-05-08; **收到修改稿日期:** 2017-06-29

基金项目: 国家自然科学基金-新疆本地优秀青年培养专项(U1503302)、国家自然科学基金(41361045)

作者简介: 李 哲(1993—),女,硕士研究生,主要从事干旱区生态环境遥感应用方面的研究。

E-mail: 13999940867@163.com

导师简介: 张 飞(1980—),男,博士,副教授,主要从事干旱区生态环境遥感应用方面的研究。

E-mail: zhangfei3s@163.com(通信联系人)

The best fitting model is selected from accuracy test. The results show that the correlativity between the salt ion content of leaf and the original spectral reflectivity is low. And the significant negative correlation with reflectivity of each band is mainly Na^+ content. The correlation between Na^+ content and the vegetation indices of RVI, NDSI and DVI is the best. The correlation is above 0.5, and the band is mainly locating in the region of near infrared and middle infrared. The best estimation models for Na^+ , Ca^{2+} , Mg^{2+} and K^+ are $V_{\text{DVI}(R_{1750}, R_{1480})}$, $V_{\text{DVI}(R_{478}, R_{440})}$, $V_{\text{NDSI}(R_{450}, R_{375})}$ and $V_{\text{RVI}(R_{405}, R_{375})}$, which use the independent variables to build the cubic polynomials, respectively. The maximum correction index of the mode is the biggest ($R=0.806$), and the mode uses $V_{\text{RVI}(R_{1100}, R_{1125})}$ as independent variable to build the cubic polynomial. It shows that the model has high fitting degree and good prediction effect. It can be used to monitor the salt status of halophytic vegetation leaf in real-time and provide a technical approach for the accurate diagnosis of salt content of halophytic vegetation leaf.

Key words sensors; vegetation index; estimation model; halophytes

OCIS codes 280.1415; 300.6170; 010.0280

1 引 言

由于自然和人为的双重影响,土壤盐渍化问题日趋严重^[1],全球大约有 $8.31 \times 10^6 \text{ km}^2$ 土壤受到盐渍化的威胁^[2]。新疆是我国盐碱地面积最多、分布范围最广的地区,盐渍土面积高达 $11 \times 10^4 \text{ km}^2$,占全区土地面积的 7%^[3]。土壤盐渍化问题正严重制约着土地生产力,并使生态环境质量日趋下降,如何及时有效地解决这一问题已成为全世界关注的焦点。2008 年,Rozema 等^[4]在《科学》上发表全球土地盐渍化的研究报告,呼吁通过研究来获得能够中和盐碱地的植物。因此,盐生植物以其具有生态和经济双重价值的特点而备受关注。新疆盐生植物种类丰富,计 36 科、129 属、291 种、4 亚种、11 变种,科、种、属分别占全国盐生植物的 50% 以上。新疆盐生群落主要分布于天山南麓的山间盆地、塔里木盆地和准噶尔盆地以南、塔城、乌伦河下游等地周围^[5]。盐生植物具有较强的防风固沙能力,相对于其他植物来说更能适应干旱荒漠化的环境。植物中的多种微量元素,如 Ca、Mg、K、Na 等是评价植物营养状况的参考指标,也是影响植物生长发育的重要因素之一^[6]。盐离子是旱生植物和盐生植物主要的细胞渗透调节溶质^[7],因此研究盐生植物盐离子含量对盐渍土的改良利用、遏制土地荒漠化及维持西北干旱区的生态平衡有着极其重要的意义。

近年来,国内外学者在利用高光谱技术估测植物化学成分方面进行了较为深入的研究。大多数学者发现利用近红外光谱反射率能够较好地估算植物的矿物质水平^[8],Cozzolino 等^[9]利用近红外光谱监测豆类叶片的多种矿物质含量,包括 Cu、Zn、S 和 Fe 等微量元素;Lee 等^[10]利用近红外光谱估算大豆种子中蛋白质的含量;Yang 等^[11]选取近红外波段范围快速估算了竹子的化学成分,并采用偏最小二乘法-判别分析(PLS-DA)方法对幼竹和成熟的竹子进行分类;Wang 等^[12]研究发现近红外波段可以有效监测枸杞多糖的含量;潘蓓等^[13]研究发现春梢期苹果树冠层磷素的敏感波段处于近红外波段范围,808,912,1195,1272 nm 与冠层磷素相关性很高。肖汉等^[14]建立红边区域(REP)与草地叶绿素含量之间的相关关系,构建了一种新的草地叶绿素含量(GCI)。

纵观国内外研究,在建立近红外光谱反射率与植物矿物质含量的回归方程中主要采用主成分分析法、偏最小二乘法和修正偏最小二乘法^[15-16]。但无论基于哪种方法,由于其敏感波段随着植物类型、实验条件等的变化而存在差异,模型精度有待提高,难以进行实际应用^[17]。因此,本文系统地构建 350~2500 nm 范围内所有可能波段形成的新型归一化光谱指数(NDSI)、差值植被指数(DVI)和比值植被指数(RVI),综合分析盐生植被叶片含盐量与所构建植被指数的定量关系,选取估算叶片含盐量的最佳特征波段,构造新型高光谱植被指数来建立可靠的监测模型,为遥感技术在荒漠盐生植被叶片含盐量的监测中提供理论基础和技术支持。

2 材料与方法

2.1 研究区概况

艾比湖湿地自然保护区位于新疆博尔塔拉蒙古自治州境内($44^{\circ}30' \sim 45^{\circ}09' \text{ N}$, $82^{\circ}36' \sim 83^{\circ}50' \text{ E}$),在行政区划上地跨博尔塔拉蒙古自治州精河县、博乐市和阿拉山口口岸。总面积 2670.85 km^2 ,其中水域面积为 $500 \sim 600 \text{ km}^2$ 。保护区年日照时数约 2800 h,年均温 $6 \sim 8^{\circ} \text{ C}$,年均降水 $100 \sim 200 \text{ mm}$,蒸发量 $1000 \sim 2000 \text{ mm}$,是典型的温带大陆性干旱气候^[18]。由于正处在阿拉山口大风通道上,艾比湖土壤盐渍化严重。

保护区内有各类盐生植物 385 种,占全国盐生植物种类的 64%,物种多样性低,优势种主要为耐盐碱性的梭梭、怪柳、盐穗木、盐节木、花花柴、芦苇等。

2.2 叶片光谱测定

2016 年 10 月,本课题组对艾比湖湿地国家自然保护区进行综合调查。如图 1 所示,整个流域共设有 35 个样点,其中每个样点采集两种植被。对采集回来的植被叶片立即用冰块保鲜并放入密封的塑料袋中,确保植被样本不被杂物损坏。使用便携式地物光谱仪(Field Spec HiRes,ASD,美国),利用人工光源采集每个植物光谱曲线,该仪器光谱范围为 350~2500 nm,光谱分辨率为 3 nm。测量前用白板定标,仪器距样点上方 5 cm,每个点位进行 5 次反射光谱测量,最后取其平均值作为该点的原始光谱反射率。然后利用光谱仪的后处理软件 ASD View Spec Pro 对采集的光谱曲线进行分析,将每个点号的 5 条光谱数据置于 Process 下 Statistics 内的 Mean 命令进行平均值的计算,然后在 Origin8.0 软件中进行微分变换与多元统计分析。

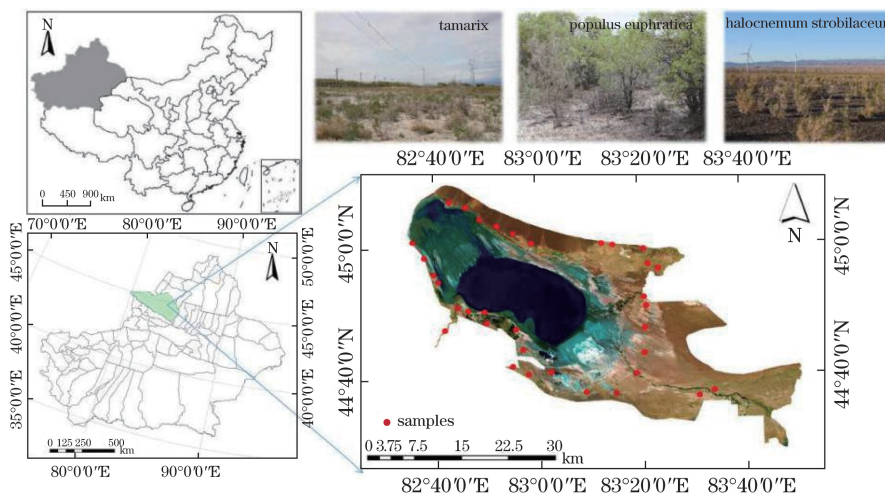


图 1 研究区示意图及采样点分布图

Fig. 1 Map of study area and distribution of sampling points

2.3 叶片含盐量测定

单叶光谱测定之后,立即将叶片取下带回室内,105 °C 杀青 30 min 后,70 °C 烘至恒量。然后进行干灰化法测定植物粗灰分含量,将盛样坩埚放在调温电炉上进行加热,待样品冒烟后,再烧 15 min 左右。把坩埚移入高温电炉中半开坩埚盖,由室温升至 400 °C,保持 30 min,再升至 550 °C^[19],保持 6 h,与称空坩埚同步称量。再于 550 °C 灼烧 2 h,称至恒重。取一定量的灰分经粉碎过筛后用 HNO₃-HClO₄ 溶解定容后,用 TAS-986 型原子吸收分光光度计测定 K⁺、Na⁺、Ca²⁺ 和 Mg²⁺ 的含量^[20]。

2.4 植被指数的构建

植物光谱研究中,运用导数、三边参数等方法构建植被指数能够快速有效地提取目标对象的特征信息^[21],以提高光谱信息的利用率,消除背景噪声及监测模型的准确性。但运用这些方法构造光谱参数较复杂,计算冗繁,难以方便地运用到农业遥感实践中,而 NDSI、DVI 和 RVI 构造简单,计算方便且能够有效降低环境中土壤的噪声,目前已被广泛应用于植被的光谱研究中^[22-23]。

参照植被光谱研究中描述植被特征的植被指数,利用叶片光谱反射率,构建了 NDSI、DVI 和 RVI,具体计算公式为^[24]

$$V_{\text{NDSI}}(\lambda_1, \lambda_2) = \frac{R_{\lambda_1} - R_{\lambda_2}}{R_{\lambda_1} + R_{\lambda_2}}, \quad (1)$$

$$V_{\text{DVI}}(\lambda_1, \lambda_2) = R_{\lambda_1} - R_{\lambda_2}, \quad (2)$$

$$V_{\text{RSI}}(\lambda_1, \lambda_2) = \frac{R_{\lambda_1}}{R_{\lambda_2}}, \quad (3)$$

式中 λ_1 为波长 1,单位为 nm; λ_2 为波长 2,单位为 nm; R_{λ_1} 为波长 1 的荒漠植被的叶片反射率,无量纲; R_{λ_2} 为波长 2 的荒漠植被的叶片反射率,无量纲。

2.5 精度评价方法

采用通用的相关性系数 R 、检验统计量 F 、均方根误差 (RMSE) 指标来检验模型的精度, 其中:

1) 相关系数 R 可以表示为

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}}, \quad (4)$$

式中 X_i 为实测值, Y_i 为预测值, \bar{X} 为实测值的平均值, \bar{Y} 为预测值的平均值, n 为样本总数。

2) 均方根误差 V_{RMSE}

均方根误差能够很好地反映出测量的精密度。均方根误差, 当对某一量进行多次测量, 取这一测量列真误差的均方根差, 称为标准偏差, 均方根误差反映了测量数据偏离真实值的程度, 其值越小, 表示测量精度越高, 因此可用均方根误差作为评定这一测量过程精度的标准, 可以表示为

$$V_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{\sum (y_i^{\circ} - y_i^{\ast})^2}{n}}, \quad (5)$$

式中 y_i° 和 y_i^{\ast} 分别为第 i 个采样点的观测值和模拟值^[25]。

3) F 检验

F 检验又叫方差齐性检验, 是从研究总体中随机抽取样本, 通过比较两组数据的方差以确定它们的精密度是否具有显著性^[26], 可以表示为

$$V_{\text{SST}} = V_{\text{SSA}} + V_{\text{SSE}}, \quad (6)$$

式中 V_{SST} 为总的变异平方和, 可以分解为两个部分: 一部分是由控制变量引起的离差, 记为 V_{SSA} (组间离差平方和); 另一部分是随机变量引起的 V_{SSE} (组内离差平方和)。组间离差平方和可以表示为

$$V_{\text{SSA}} = \sum_{i=1}^k n_i (\bar{x}_i - \bar{x})^2, \quad (7)$$

式中 k 为水平数, n_i 为第 i 个水平下的样本容量。组间样本离差平方和是各水平组均值和总体均值离差的平方和, 反映了控制变量的影响。组内离差平方和可以表示为

$$V_{\text{SSE}} = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (x_{ij} - \bar{x}_i)^2, \quad (8)$$

式中 V_{SSE} 是每个数据与本水平组的平均值离差的平方和, 反映了数据抽样误差的大小程度。 F 统计量是平均组间平方和与平均组内平方和的比, 可以表示为

$$F = \frac{V_{\text{SSA}} / (k - 1)}{V_{\text{SSE}} / (n - k)}, \quad (9)$$

从上式可以看出, 如果控制变量的不同水平对观察变量有显著影响, 那么观察变量的组间离差平方和必然大, F 值也比较大。相反地, 如果控制变量的不同水平没有对观察变量造成显著影响, 那么组内离差平方和影响就比较大, F 值就比较小。

3 结果与分析

3.1 叶片盐离子含量空间分布特征分析

研究艾比湖自然保护区周边盐生植物叶片盐离子含量, 对于干旱区生态治理具有现实意义。从整体上看 (图 2), 叶片盐离子浓度低的区域靠近精河入河口和博尔塔拉河入河口以及奎屯河上游地区, 叶片盐离子含量高的地区在艾比湖西北及东南大部分区域。这主要与环境因素有关, 艾比湖盐生植被叶片盐离子含量的分布与土壤水溶性盐分和淡水有关。而盐离子含量受淡水影响的区域在精河、博尔塔拉河入河口及奎屯河两侧, 该区域水质较好。而盐离子含量高的区域主要受土壤水溶性盐分的影响, 奎屯河南岸与盐沼地相接的地方分布盐节木、盐爪爪等植被组成的多汁盐柴类荒漠, 土壤盐渍化严重, 因此盐离子含量也较高。

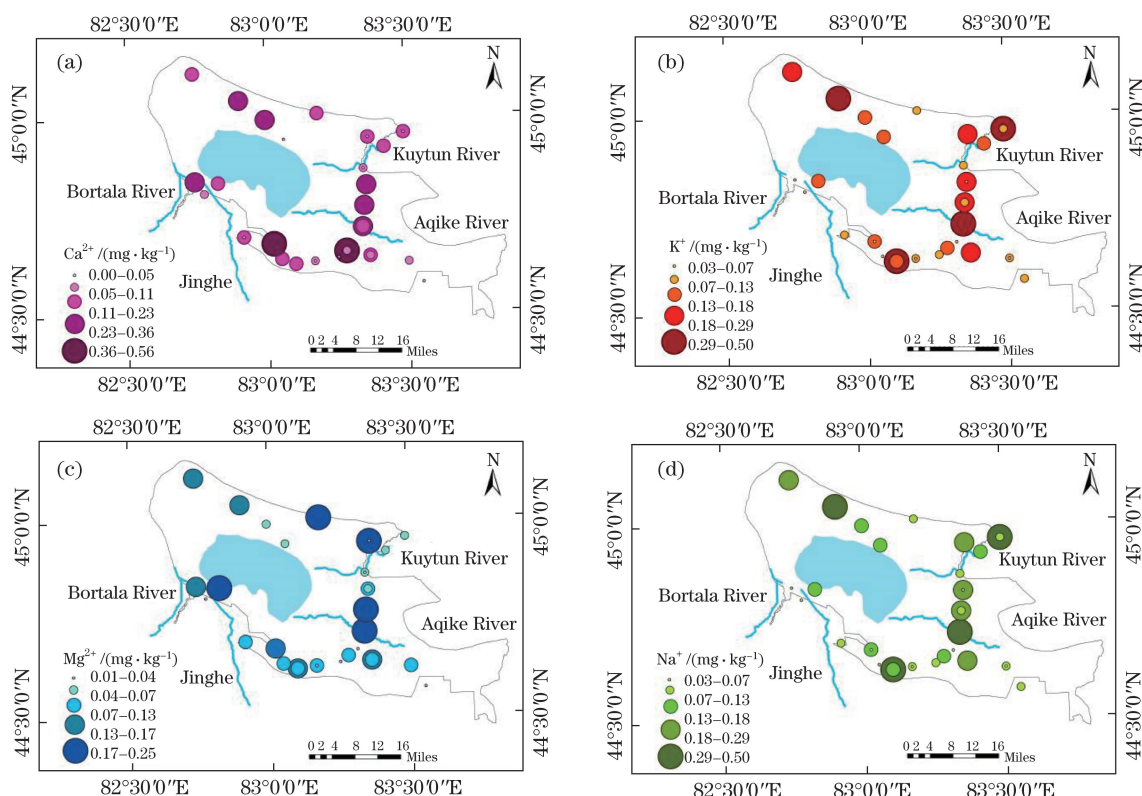


图 2 不同盐离子含量的盐生植物空间分布图。(a) Ca^{2+} ; (b) K^+ ; (c) Mg^{2+} ; (d) Na^+

Fig. 2 Spatial distribution of halophytes with different salt ion contents. (a) Ca^{2+} ; (b) K^+ ; (c) Mg^{2+} ; (d) Na^+

3.2 叶片盐离子含量与光谱反射率相关性分析

利用 2016 年 10 月 ($n=41$) 7 种盐生植被 (梭梭、花花柴、盐节木、胡杨、白刺、怪柳、芦苇) 的叶片含盐量和实测的叶片光谱反射率, 分析盐生植被叶片含盐量与光谱反射率之间的关系, 如图 3 所示。

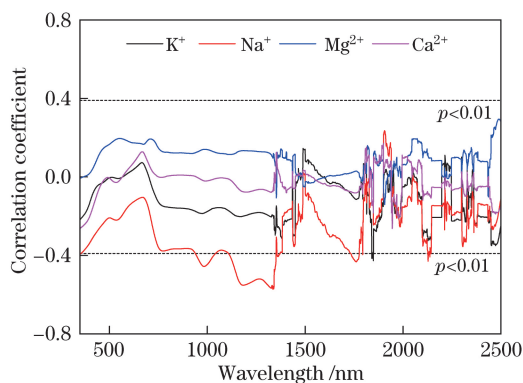


图 3 叶片盐离子含量与原始光谱反射率的相关系数

Fig. 3 Correlation coefficient between salt ion content of leaves and original spectral reflectivity

从图 3 可以看出, 盐生植被的叶片盐离子含量与原始光谱反射率的相关性曲线变化趋势大体一致, 在 1358 nm 之前, 相关性曲线较为平缓, 且仅有 Ca^{2+} 含量与光谱反射率始终呈正相关, 1358 nm 之后相关性曲线波动剧烈。在 930~1380 nm、1723~1780 nm、2126~2145 nm 叶片 Na^+ 含量与各波段反射率呈显著负相关 ($p < 0.01$), 在 1838~1850 nm 叶片 K^+ 含量与波段反射率呈显著负相关 ($p < 0.01$), Ca^{2+} 和 Mg^{2+} 含量与波段反射率相关性不显著。从整体上看, 叶片盐离子与原始光谱反射率的相关性较低, 这可能与盐生植物本身的生理特性、样品盐离子含量测试手段、实验环境与光谱仪本身的噪声、季节变化等原因有关。

3.3 叶片盐离子含量与 NDSI、DVI 和 RVI 之间最优敏感波段组合筛选

为了进一步明确表征盐生植物叶片含盐量的敏感波段, 采用 2016 年 10 月盐生植物叶片 4 种盐离子

Ca^{2+} 、 K^{+} 、 Mg^{2+} 和 Na^{+} 及其实测的光谱反射率,运用 Matlab R2012a 软件分别建立了 DVI、NDSI 和 RVI 和叶片盐离子含量决定系数的等值线图,如图 4~6 所示,根据等值线图颜色的不同分别提取对盐生植物叶片含盐量的敏感波段组合。

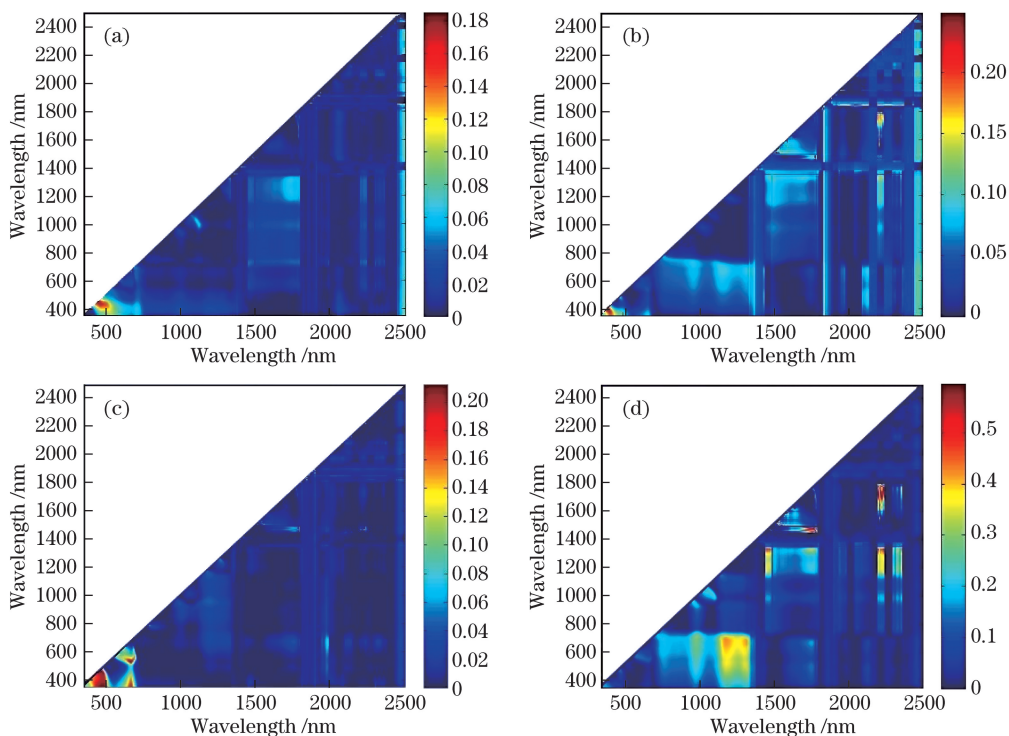


图 4 叶片盐离子含量与 DVI 的决定系数图。(a) Ca^{2+} ; (b) K^{+} ; (c) Mg^{2+} ; (d) Na^{+}

Fig. 4 Coefficient of determination between salt ion content of leaves and DVI. (a) Ca^{2+} ; (b) K^{+} ; (c) Mg^{2+} ; (d) Na^{+}

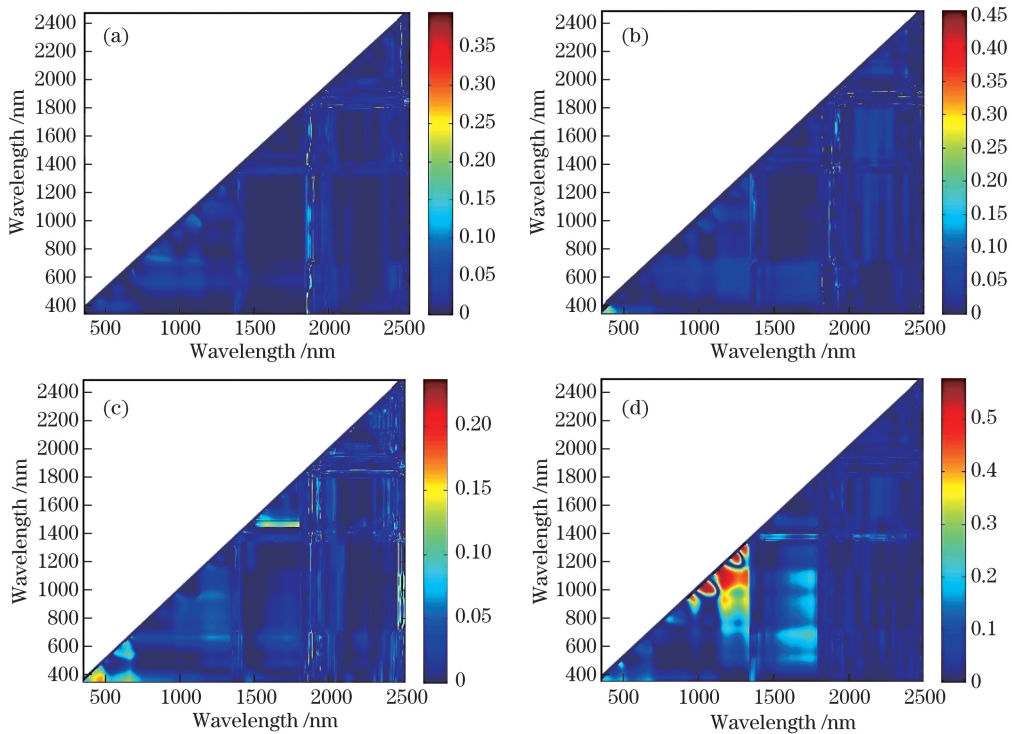


图 5 叶片盐离子含量与 NDSI 的决定系数图。(a) Ca^{2+} ; (b) K^{+} ; (c) Mg^{2+} ; (d) Na^{+}

Fig. 5 Coefficient of determination between salt ion content of leaves and NDSI.

(a) Ca^{2+} ; (b) K^{+} ; (c) Mg^{2+} ; (d) Na^{+}

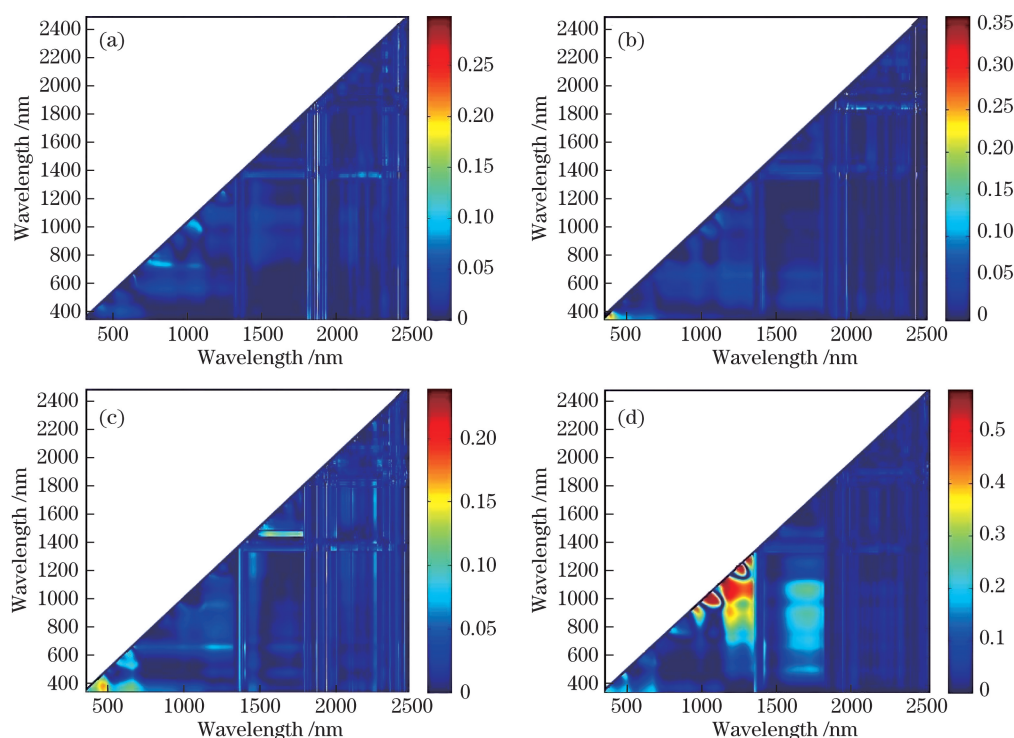


图 6 叶片盐离子含量与 RVI 的决定系数图。(a) Ca^{2+} ; (b) K^{+} ; (c) Mg^{2+} ; (d) Na^{+}

Fig. 6 Coefficient of determination between salt ion content of leaves and RVI. (a) Ca^{2+} ; (b) K^{+} ; (c) Mg^{2+} ; (d) Na^{+}

由图 4 可知,盐生植物叶片盐离子含量与 DVI 相关性较小,其中 Ca^{2+} 与 DVI 确定的敏感波段范围主要位于可见光区域,区域范围为: $X: 425 \sim 530 \text{ nm}$, $Y: 400 \sim 480 \text{ nm}$,在此区间决定系数最高在 0.16 附近,相关性弱。 K^{+} 与 DVI 确定的敏感波段范围与 Ca^{2+} 相似,大部分位于可见光区域,区域范围为: $X: 380 \sim 450 \text{ nm}$, $Y: 350 \sim 410 \text{ nm}$,其决定系数比 Ca^{2+} 略高,最高达到 0.2 以上。 Mg^{2+} 与 DVI 确定的敏感波段范围主要位于可见光区域,区域范围为: $X: 380 \sim 500 \text{ nm}$, $Y: 350 \sim 500 \text{ nm}$; $X: 620 \sim 650 \text{ nm}$, $Y: 350 \sim 550 \text{ nm}$ 。在此区间决定系数最高在 0.12 附近。 Na^{+} 与 DVI 确定的敏感波段范围主要位于近红外和中红外区域,区域范围为: $X: 1440 \sim 1500 \text{ nm}$, $Y: 1300 \sim 1350 \text{ nm}$; $X: 1700 \sim 1800 \text{ nm}$, $Y: 1460 \sim 1500 \text{ nm}$; $X: 2150 \sim 2200 \text{ nm}$, $Y: 1700 \sim 1800 \text{ nm}$ 。这三个区域 DVI 与叶片 Na^{+} 含量的决定系数均达到了 0.5 以上,表明在 Ca^{2+} 、 K^{+} 、 Mg^{2+} 和 Na^{+} 4 种盐离子中,仅有 Na^{+} 含量与 DVI 相关性最好。

由图 5 可知,除 Na^{+} 之外,其余盐生植物叶片盐离子含量与 NDSI 相关性均很小,其决定系数大部分在 0.1 附近。其中 Ca^{2+} 与 NDSI 确定的敏感波段范围主要位于近红外和中红外区域,区域范围为: $X: 1800 \sim 1850 \text{ nm}$, $Y: 750 \sim 1150 \text{ nm}$,在此区间决定系数最高在 0.1 左右,相关性弱。 K^{+} 与 DVI 确定的敏感波段范围位于可见光区域,区域范围为: $X: 400 \sim 425 \text{ nm}$, $Y: 350 \sim 400 \text{ nm}$,其决定系数比 Ca^{2+} 略高,最高达到 0.25 以上。 Mg^{2+} 与 DVI 确定的敏感波段范围主要位于可见光和近红外区域,区域范围为: $X: 400 \sim 500 \text{ nm}$, $Y: 350 \sim 400 \text{ nm}$; $X: 1600 \sim 1800 \text{ nm}$, $Y: 1450 \sim 1500 \text{ nm}$ 。在这两个区间决定系数最高在 0.15 附近,决定系数比 Ca^{2+} 略高,但低于 K^{+} 。 Na^{+} 与 DVI 确定的敏感波段范围主要位于近红外区域,区域范围为: $X: 930 \sim 1360 \text{ nm}$, $Y: 900 \sim 1350 \text{ nm}$ 。此区域 DVI 与叶片 Na^{+} 含量的决定系数均达到了 0.5 以上,表明在 Ca^{2+} 、 K^{+} 、 Mg^{2+} 和 Na^{+} 4 种盐离子中,仅有 Na^{+} 含量与 NDSI 相关性最好。

由图 6 可知,与 DVI、NDSI 决定系数图规律相似,除 Na^{+} 之外,其余盐生植物叶片盐离子含量与 RVI 相关性均很小,其决定系数大部分在 0.1 附近。其中 Ca^{2+} 与 RVI 确定的敏感波段范围主要位于近红外区域,区域范围为: $X: 800 \sim 900 \text{ nm}$, $Y: 725 \sim 760 \text{ nm}$, $X: 1050 \sim 1125 \text{ nm}$, $Y: 960 \sim 1060 \text{ nm}$ 。在此区间决定系数最高在 0.1 左右,相关性弱。 K^{+} 与 RVI 确定的敏感波段范围位于可见光区域,区域范围为: $X: 380 \sim 430 \text{ nm}$, $Y: 350 \sim 400 \text{ nm}$,其决定系数比 Ca^{2+} 略高,最高达到 0.25 以上。 Mg^{2+} 与 RVI 确定的敏感波段范围

主要位于可见光和近红外区域,区域范围为: $X: 430 \sim 500 \text{ nm}, Y: 1550 \sim 1800 \text{ nm}; X: 350 \sim 450 \text{ nm}, Y: 1450 \sim 1500 \text{ nm}$ 。在这两个区间决定系数最高在 0.15 以上,决定系数比 Ca^{2+} 略高,但低于 K^+ 。 Na^+ 与 RVI 确定的敏感波段范围主要位于近红外区域,区域范围为: $X: 900 \sim 1300 \text{ nm}, Y: 925 \sim 1325 \text{ nm}$ 。此区域 RVI 与叶片 Na^+ 含量的决定系数均达到了 0.5 以上,表明在 Ca^{2+} 、 K^+ 、 Mg^{2+} 和 Na^+ 4 种盐离子中,仅有 Na^+ 含量与 RVI 相关性最好。

整体上看,在 4 种盐离子中, Na^+ 含量与 DVI、NDSI 与 DVI 构建的植被指数相关性均达到 0.5 以上,相关性最好。这主要是由于在盐生植被的盐离子含量中, Na^+ 含量相对较高。与图 4 相比,叶片盐离子含量与 DVI、NDSI 和 RVI 最大的决定系数均高于单波段决定系数值,这是由于 DVI 和 RVI 相对于单一波段,包含了两个波段的信息,可增强植被与土壤背景的辐射差异^[27],NDSI 的归一化有利于消除反射光谱的比例变化,增强对被观测目标的光谱响应,降低仪器本身和其他干扰源的影响^[28-29]。

3.4 盐生植被叶片盐离子含量估算模型建立

利用 2016 年 10 月的 7 种盐生植被的数据($n=41$)用于建模,随机选取 20 个实测数据进行模型验证,构建了 DVI、NDSI 和 RVI 植被指数与叶片盐离子含量的决定系数等值线图,筛选出分别适用于 K^+ 、 Na^+ 、 Ca^{2+} 和 Mg^{2+} 的 12 种植被指数,分别为 $V_{\text{DVI}(R_{415}, R_{380})}$ 、 $V_{\text{DVI}(R_{1750}, R_{1480})}$ 、 $V_{\text{DVI}(R_{478}, R_{440})}$ 、 $V_{\text{DVI}(R_{478}, R_{440})}$ 、 $V_{\text{NDSI}(R_{412}, R_{375})}$ 、 $V_{\text{NDSI}(R_{1145}, R_{1125})}$ 、 $V_{\text{NDSI}(R_{1825}, R_{950})}$ 、 $V_{\text{NDSI}(R_{450}, R_{375})}$ 、 $V_{\text{RVI}(R_{405}, R_{375})}$ 、 $V_{\text{RVI}(R_{1100}, R_{1125})}$ 、 $V_{\text{RVI}(R_{1825}, R_{1125})}$ 和 $V_{\text{RVI}(R_{1675}, R_{1475})}$ 。以这 12 个变量作为叶片盐离子含量估算模型的自变量,采用统计回归的方法拟合模型有线性和非线性两种,非线性模型主要有:对数、倒数、二次、三次、幂、复合、指数、增长和 S-曲线,分别建立叶片含盐量的估算模型,如表 1~3 所示。

表 1 叶片盐离子含量与最佳 DVI 的定量关系

Table 1 Quantitative relationships between salt ion content of leaves and optimum DVI

Salinity content	Spectrum parameter	Regression equation	R	V_{RMSE}	F-test
K^+	$V_{\text{DVI}(R_{415}, R_{380})}$	$y = 4.288x + 0.119$	0.466	0.101	10.834
		$y = 94.495x^2 + 2.450x + 0.114$	0.489	0.100	6.252
		$y = -1458.3x^3 + 140.958x^2 + 2.601x + 0.110$	0.499	0.101	4.092
Na^+	$V_{\text{DVI}(R_{1750}, R_{1480})}$	$y = -0.387 \ln x - 0.576$	0.745	0.198	48.685
		$y = 29.573x^2 - 10.682x + 1.0726$	0.759	0.196	25.741
		$y = -5.142x^3 + 31.108x^2 - 10.813x + 1.076$	0.760	0.198	16.709
Ca^{2+}	$V_{\text{DVI}(R_{478}, R_{440})}$	$y = 5.129x + 0.106$	0.382	0.124	6.661
		$y = 18.973x^2 + 4.652x + 0.107$	0.382	0.126	3.252
		$y = -7417.186x^3 + 246.728x^2 + 4.248x + 0.097$	0.392	0.127	2.234
Mg^{2+}	$V_{\text{DVI}(R_{478}, R_{440})}$	$y = 0.043 \ln x + 0.308$	0.436	0.059	9.166
		$y = 1.259x^{0.577}$	0.448	0.770	9.782
		$y = -42643.662x^3 - 1775.032x^2 + 25.233x - 0.004$	0.452	0.060	3.170

从表 1 可以看出,从非线性模型中优选了线性、二次多项式、三次多项式、对数、幂函数 5 种回归模型,通过对比分析选出最佳回归方程,发现以 $V_{\text{DVI}(R_{415}, R_{380})}$ 、 $V_{\text{DVI}(R_{1750}, R_{1480})}$ 、 $V_{\text{DVI}(R_{478}, R_{440})}$ 和 $V_{\text{DVI}(R_{478}, R_{440})}$ 为自变量构建的 K^+ 、 Na^+ 、 Ca^{2+} 和 Mg^{2+} 三次多项式函数的相关系数最大,分别为 0.499、0.760、0.392 和 0.452;均方根误差较小,分别为 0.101、0.198、0.127 和 0.060。而较好的模型应具有较高的相关系数和较小的误差,综合考虑表中三个评价指标可以得出,利用上述 4 种差值植被指数构建的三次多项式叶片盐离子估算模型具有较强的相关性。

从表 2 可以看出,优选了线性、二次多项式、三次多项式、指数函数 4 种回归模型,通过对比分析选出最佳回归方程,发现以 $V_{\text{NDSI}(R_{412}, R_{375})}$ 、 $V_{\text{NDSI}(R_{1145}, R_{1125})}$ 、 $V_{\text{NDSI}(R_{1825}, R_{950})}$ 、 $V_{\text{NDSI}(R_{450}, R_{375})}$ 为自变量构建的 K^+ 、 Na^+ 、 Ca^{2+} 和 Mg^{2+} 三次多项式函数的相关系数最大,分别为 0.503、0.745、0.335 和 0.610;均方根误差较小,分别为 0.101、0.203、0.130 和 0.053。结合相关系数越大,均方根误差越小,模型越好的原则可以得出,利用上述 4 种归一化光谱指数构建的三次多项式叶片盐离子估算模型相关性显著。

表 2 叶片盐离子含量与最佳 NDSI 的定量关系

Table 2 Quantitative relationships between salt ion content of leaves and optimum NDSI

Salinity content	Spectrum parameter	Regression equation	R	V_{RMSE}	F-test
K^+	$V_{NDSI(R_{412}, R_{375})}$	$y = 0.835x + 0.119$	0.482	0.099	11.834
		$y = 3.326x^2 + 0.520x + 0.112$	0.500	0.100	6.346
		$y = 19.853x^3 + 0.599x^2 + 0.466x + 0.117$	0.503	0.101	4.170
Na^+	$V_{NDSI(R_{1145}, R_{1125})}$	$y = -9.619x - 0.022$	0.744	0.198	48.450
		$y = -7.9612x^2 - 10.469x - 0.04$	0.744	0.200	23.625
Ca^{2+}	$V_{NDSI(R_{1825}, R_{950})}$	$y = -216.53x^3 - 43.902x^2 - 12.214x - 0.0636$	0.745	0.203	15.342
		$y = -0.038x + 0.145$	0.329	0.085	4.721
		$y = 0.0002x^2 - 0.038x + 0.145$	0.329	0.129	2.300
Mg^{2+}	$V_{NDSI(R_{450}, R_{375})}$	$y = 0.002x^3 + 0.004x^2 - 0.047x + 0.138$	0.335	0.130	1.557
		$y = 0.230x + 0.066$	0.403	0.060	7.571
Mg^{2+}	$V_{NDSI(R_{450}, R_{375})}$	$y = 0.047\exp(3.232x)$	0.429	0.778	8.804
		$y = -13.866x^3 + 7.978x^2 - 0.817x + 0.076$	0.610	0.053	7.304

表 3 叶片盐离子含量与最佳 RVI 的定量关系

Table 3 Quantitative relationships between salt ion content of leaves and optimum RVI

Salinity content	Spectrum parameter	Regression equation	R	V_{RMSE}	F-test
K^+	$V_{RVI(R_{405}, R_{375})}$	$y = 0.538x - 0.411$	0.520	0.097	14.430
		$y = 1.551x^2 - 2.781x + 1.345$	0.549	0.096	8.179
		$y = 9.750x^3 - 29.747x^2 + 30.455x - 10.332$	0.561	0.096	8.268
Na^+	$V_{RVI(R_{1100}, R_{1125})}$	$y = 4.790x - 4.789$	0.634	0.229	26.274
		$y = 36.317x^2 - 74.407x + 38.335$	0.675	0.222	15.889
Ca^{2+}	$V_{RVI(R_{1825}, R_{1125})}$	$y = -620.76x^3 + 2078.8x^2 - 2314.3x + 855.810$	0.698	0.095	16.416
		$y = -0.460x + 0.722$	0.324	0.125	4.588
		$y = -0.693x^2 + 1.272x - 0.354$	0.329	0.127	2.308
Mg^{2+}	$V_{RVI(R_{1675}, R_{1475})}$	$y = 8.619x^3 - 33.457x^2 + 42.588x - 17.638$	0.340	0.125	2.301
		$y = -0.044x + 0.189$	0.344	0.061	5.245
Mg^{2+}	$V_{RVI(R_{1675}, R_{1475})}$	$y = -0.010x^2 + 0.003x + 0.137$	0.348	0.062	2.613
		$y = 0.009x^3 - 0.079x^2 + 0.170x + 0.007$	0.349	0.063	1.712

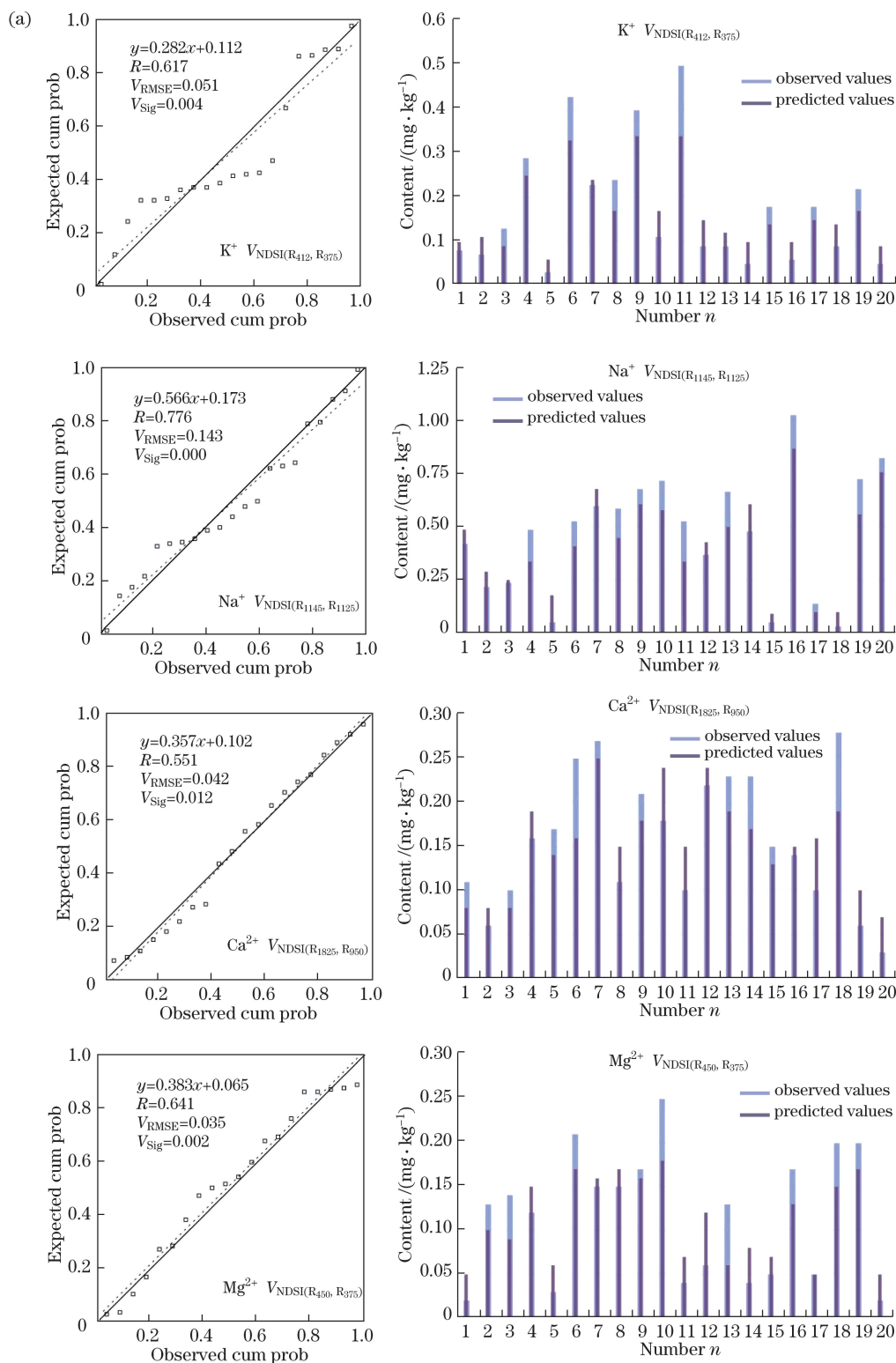
从表 3 可以看出,优选了线性、二次多项式、三次多项式函数三种回归模型,通过对比分析选出最佳回归方程,发现以 $V_{RVI(R_{405}, R_{375})}$ 、 $V_{RVI(R_{1100}, R_{1125})}$ 、 $V_{RVI(R_{1825}, R_{1125})}$ 和 $V_{RVI(R_{1675}, R_{1475})}$ 为自变量构建的 K^+ 、 Na^+ 、 Ca^{2+} 和 Mg^{2+} 三次多项式函数的相关系数最大,分别为 0.561、0.698、0.340 和 0.349。均方根误差较小,分别为 0.096、0.095、0.125 和 0.063,该结果与差值植被指数和归一化光谱指数构建的模型一致,上述 4 种回归模型的相关性最好。

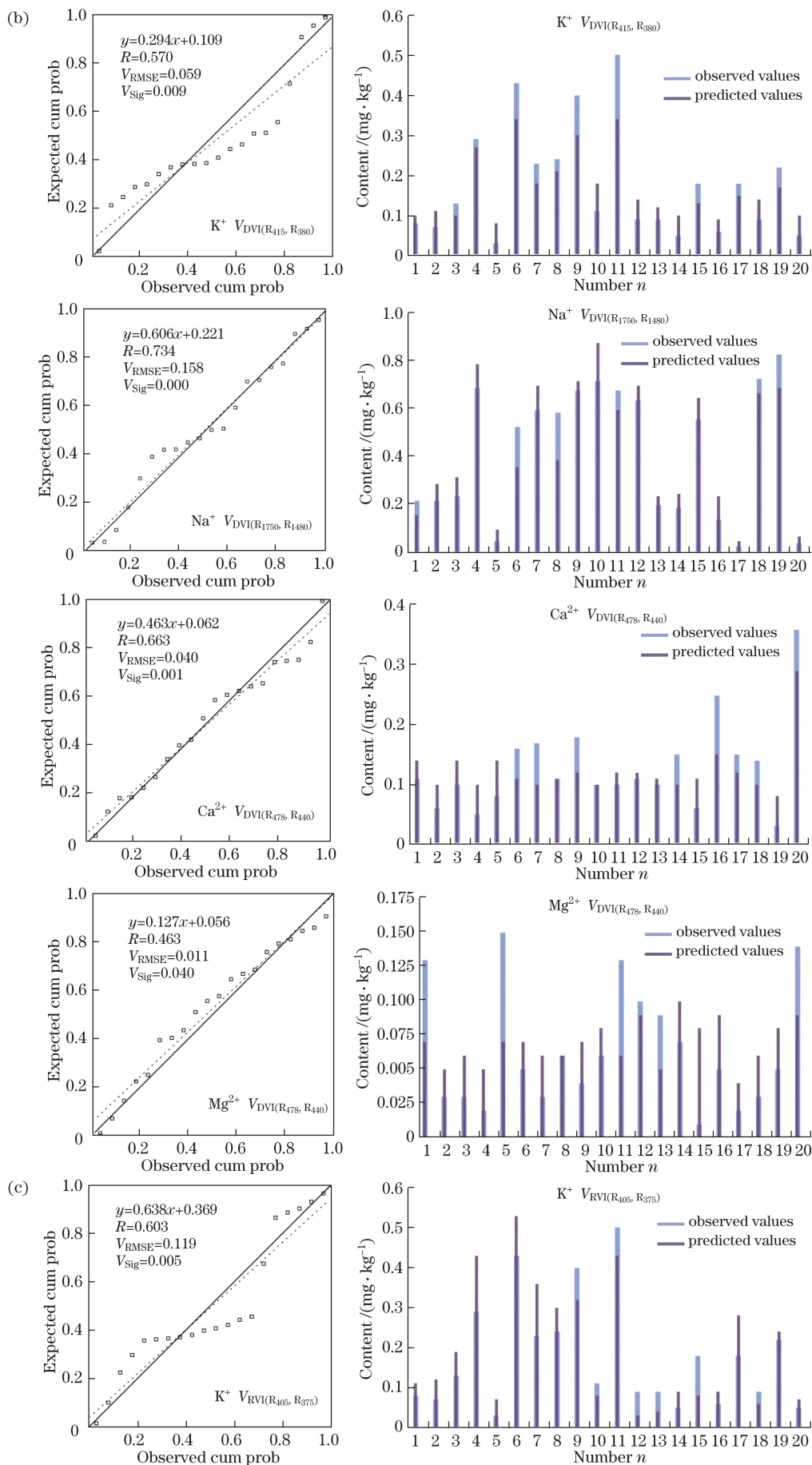
综上所述,可以发现以 $V_{DVI(R_{1750}, R_{1480})}$ 、 $V_{DVI(R_{478}, R_{440})}$ 、 $V_{NDSI(R_{450}, R_{375})}$ 和 $V_{RVI(R_{405}, R_{375})}$ 为自变量构建的三次多项式分别是 Na^+ 、 Ca^{2+} 、 Mg^{2+} 和 K^+ 的最佳估算模型。由此可以得出,DVI 植被指数相对于 NDSI 和 RVI 能够较好地估算盐生植被叶片盐离子含量。

3.5 模型验证

利用 2016 年 10 月的实测数据对构建的盐生植被的叶片含盐量的最佳 NDSI、DVI 和 RVI 的模型进行检验,运用 SPSS19.0 软件以预测值和实测值之间的相关系数(R)、均方根误差(V_{RMSE})和显著性检验(V_{Sig})三个指标来检验模型的精度,如图 7 所示。

从图 7 可以看出,以 $V_{\text{RVI}(R_{1100}, R_{1125})}$ 为自变量构建的 Na^+ 三次多项式方程的模型相关系数最大($R = 0.806$),其次为以 $V_{\text{NDSI}(R_{1145}, R_{1125})}$ 、 $V_{\text{DVI}(R_{1750}, R_{1480})}$ 为自变量构建的 Na^+ 三次多项式方程的模型相关系数和以 $V_{\text{RVI}(R_{1825}, R_{1125})}$ 为自变量构建的 Ca^{2+} 三次多项式方程的模型相关系数,都在 0.7 以上,分别是 0.776、0.734 和 0.704。综合预测值与实测值的正态概率 P-P 图及柱状图(图 7)以及均方根误差和显著性检验越小精度越高的原则,可以发现上述模型的预测值和实测值之间的拟合度较高。而以 $V_{\text{DVI}(R_{478}, R_{440})}$ 为自变量构建的 Mg^{2+} 三次多项式方程的模型相关系数最小($R = 0.463$),其余模型的相关系数均大于 0.5。





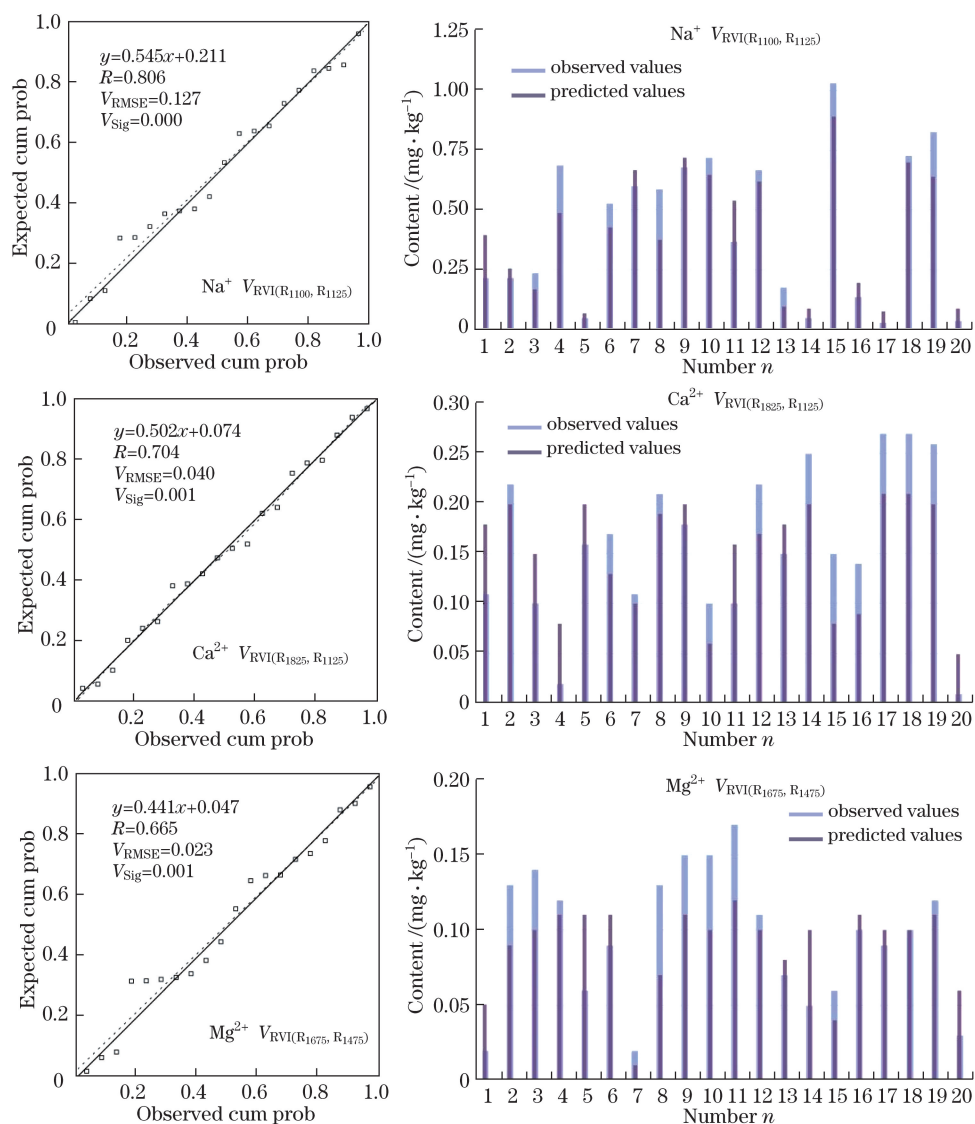


图 7 不同植被指数的预测值与实测值的 P-P 图及柱状图。(a) NDSI; (b) DVI; (c) RVI

Fig. 7 P-P plot and histogram of observed values and predicted values with different vegetation indices.

(a) NDSI; (b) DVI; (c) RVI

总而言之,从叶片盐离子的角度分析,Na⁺模型的预测精度高于其他离子模型的预测精度。从植被指数的角度分析,以 V_{RVI} 为自变量构建的预测精度高于其他植被指数模型的预测精度。

4 讨 论

植物遥感监测技术涉及包括矿物质在内的化学成分的估测,为评价生理参数特征提供理论基础和技术支撑。已有学者对其做了相关研究,研究发现,盐分既影响可见光波段的光谱反射率,又影响近红外波段的光谱反射率。Shenk等^[30-31]利用近红外区域光谱对叶片矿物质进行分析,Hallett等^[32]发现近红外波段可以较准确地监测白松等叶片中的Ca、Fe、Mn、Al等矿物质元素。本研究发现,基于DVI、NDSI和DVI构建的植被指数大多数范围位于可见光和近红外区域,部分位于中红外区域,这与前人的研究具有一定的一致性。

关于作物叶片矿物质状况的研究,前人已发现大量敏感波段,由于不同植物组织结构,生理特征具有差异性,其特征波段也随之变化。因此,需要更加深入地探讨研究适宜的光谱参数,从而建立准确可靠的估算模型。本研究一个新的尝试是通过构造双波段组合的新型高光谱植被指数,建立适用于干旱区盐生植被的高光谱诊断模型,克服了单波段植被指数的局限性。

本研究仍有许多不足之处:1)样本数量的多少在一定程度上影响模型的预测精度和拟合精度,受时间和自然条件的限制,采集的样本数量较少,在进一步的研究中,需要适当增加样本数量;2)本研究利用高光谱植被指数反演秋季的盐生植被盐离子含量是可行的,但对于不同季度的植被盐离子含量反演仍需要进一步的研究探讨;3)本研究采用多元逐步回归的方法构建叶片盐离子含量的反演模型,方法较为单一,在今后的工作中可以加入多种方法,如反向传播神经网络(BPNN)和支持向量机(SVM)等,进行模型的对比和优选,提高模型的精确性和实用性。

5 结 论

本研究采用艾比湖湿地自然保护区盐生植被叶片野外实测光谱及其叶片 Ca^{2+} 、 K^{+} 、 Mg^{2+} 和 Na^{+} 等盐离子含量数据,综合分析三种植被指数和叶片含盐量的定量关系,确定敏感波段来构建基于 DVI、NDSI 和 RVI 的新型高光谱植被指数,以此建立了简单可靠的盐生植被叶片含盐量监测模型,并对模型进行了检验和预测,结论如下:

1) 由叶片盐离子含量与光谱反射率相关性分析可知, Ca^{2+} 含量与光谱反射率整体呈正相关,其余盐离子与光谱反射率呈负相关。从整体上看,叶片盐离子与原始光谱反射率的相关性较低。

2) Na^{+} 含量与 DVI、NDSI 和 DVI 构建的植被指数相关性最好,相关性均达到 0.5 以上,波段主要位于近红外与中红外区域。 K^{+} 含量与 DVI、NDSI 与 DVI 构建的植被指数相关性次之,相关性在 0.2 附近,波段主要位于可见光区域。 Mg^{2+} 含量与 DVI、NDSI 与 DVI 构建的植被指数相关性在 0.15 附近,波段主要位于可见光和近红外区域。

3) 基于上述敏感波段,筛选出分别适用于 K^{+} 、 Na^{+} 、 Ca^{2+} 和 Mg^{2+} 的 12 种植被指数,通过建立线性和非线性多元回归方程,发现以 $V_{\text{DVI}(R_{1750}, R_{1480})}$ 、 $V_{\text{DVI}(R_{478}, R_{440})}$ 、 $V_{\text{NDSI}(R_{450}, R_{375})}$ 和 $V_{\text{RVI}(R_{405}, R_{375})}$ 为自变量构建的三次多项式分别是 Na^{+} 、 Ca^{2+} 、 Mg^{2+} 和 K^{+} 的最佳估算模型。

4) 以 $V_{\text{RVI}(R_{1100}, R_{1125})}$ 为自变量构建的 Na^{+} 三次多项式方程的模型相关系数最大($R=0.806$),其次是以 $V_{\text{NDSI}(R_{1145}, R_{1125})}$ 、 $V_{\text{DVI}(R_{1750}, R_{1480})}$ 为自变量构建的 Na^{+} 三次多项式方程的模型相关系数和以 $V_{\text{RVI}(R_{1825}, R_{1125})}$ 为自变量构建的 Ca^{2+} 三次多项式方程的模型相关系数,都在 0.7 以上,分别是 0.776、0.734 和 0.704。研究表明这些模型的拟合度较高,预测效果较好,可用来实时监测盐生植被叶片的盐分状况。

参 考 文 献

- [1] Yan Daoliang, Yu Ting, Xu Jufang, *et al.* Effect of salt stress on the growth and accumulation of Na^{+} , K^{+} in seedlings of *kosteletzkyia virginica*[J]. Ecology and Environment Sciences, 2013, 22(1): 105-109.
闫道良, 余婷, 徐菊芳, 等. 盐胁迫对海滨锦葵生长及 Na^{+} 、 K^{+} 离子积累的影响[J]. 生态环境学报, 2013, 22(1): 105-109.
- [2] Gong Xuewei, Lü Guanghui, Ma Yu, *et al.* Ecological stoichiometry characteristics in the soil under crown and leaves of two desert halophytes with soil salinity gradients in Ebinur Lake basin[J]. Scientia Silvae Sinicae, 2017, 53(4): 28-36.
龚雪伟, 吕光辉, 马玉, 等. 艾比湖流域 2 种典型荒漠盐生植物冠下土与叶片的生态化学计量特征[J]. 林业科学, 2017, 53(4): 28-36.
- [3] Xi Jinbiao, Zhang Fusuo, Mao Daru, *et al.* Species diversity and distribution of halophytic vegetation in Xinjiang[J]. Scientia Silvae Sinicae, 2006, 42(10): 6-12.
郝金标, 张福锁, 毛达如, 等. 新疆盐生植物群落物种多样性及其分布规律的初步研究[J]. 林业科学, 2006, 42(10): 6-12.
- [4] Rozema J, Flowers T. Crops for a salinized world[J]. Science, 2008, 322(5907): 1478-1480.
- [5] Yin Chuanhua, Tian Changyan, Zhang Fusuo, *et al.* Comparison between the characteristics of the content of mineral elements in three species of halophytes in Xinjiang[J]. Arid Zone Research, 2002, 19(4): 42-44.
尹传华, 田长彦, 张福锁, 等. 新疆三种类型盐生植物矿质元素含量的特点比较[J]. 干旱区研究, 2002, 19(4): 42-44.
- [6] Wu Min, Xue Li, Li Yan. Review of adaptation mechanism of plants to salt stress[J]. Scientia Silvae Sinicae, 2007, 43(8): 111-117.

- 吴敏, 薛立, 李燕. 植物盐胁迫适应机制研究进展[J]. 林业科学, 2007, 43(8): 111-117.
- [7] Zhou Bin, Li Hong, Li Xiaoming. Comparison of analyse methods on salt contents of plant[J]. Arid Zone Research, 2000, 17(3): 35-39.
周斌, 栗红, 李小明. 植物样品中盐分离子的几种分析方法比较[J]. 干旱区研究, 2000, 17(3): 35-39.
- [8] Clark D H, Cary E E, Mayland H F. Analysis of trace elements in forages by near infrared reflectance spectroscopy[J]. Agronomy Journal, 1989, 81(1): 91-95.
- [9] Cozzolino D, Moron A. Exploring the use of near infrared reflectance spectroscopy (NIRS) to predict trace minerals in legumes[J]. Animal Feed Science and Technology, 2004, 111(1): 161-173.
- [10] Lee J D, Shannon J G, Choung M G. Selection for protein content in soybean from single F₂ seed by near infrared reflectance spectroscopy[J]. Euphytica, 2009, 172(1): 117-123.
- [11] Yang Z, Li K, Zhang M, *et al.* Rapid determination of chemical composition and classification of bamboo fractions using visible-near infrared spectroscopy coupled with multivariate data analysis[J]. Biotechnology for Biofuels, 2016, 9(1): 35-52.
- [12] Wang Y, Gao Y, Yu X, *et al.* Rapid determination of lycium barbarum polysaccharide with effective wavelength selection using near-infrared diffuse reflectance spectroscopy[J]. Food Analytical Methods, 2015, 9(1): 131-138.
- [13] Pan Bei, Zhao Gengxing, Zhu Xicun, *et al.* Estimation of phosphorus content in apple tree canopy based on hyperspectrum[J]. Infrared, 2012, 33(6): 27-31.
潘蓓, 赵庚星, 朱西存, 等. 基于高光谱的苹果树冠层磷素状况估测模型研究[J]. 红外, 2012, 33(6): 27-31.
- [14] Xiao Han, Chen Xiuwan, Yang Zhenyu, *et al.* Vegetation index estimation by chlorophyll content of grassland based on spectral analysis[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(11): 3075-3078.
肖汉, 陈秀万, 杨振宇, 等. 基于光谱分析的草地叶绿素含量估测植被指数[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(11): 3075-3078.
- [15] Huang C, Han L, Yang Z, *et al.* Exploring the use of near infrared reflectance spectroscopy to predict minerals in straw[J]. Fuel, 2009, 88(1): 163-168.
- [16] Moron A, Cozzolino D. Determination of macro elements in alfalfa and white clover by near-infrared reflectance spectroscopy[J]. Journal of Agricultural Science, 2002, 139(4): 413-423.
- [17] Wu Huabing, Zhu Yan, Tian Yongchao, *et al.* Relationship between canopy hyperspectral index and leaf nitrogen accumulation in cotton[J]. Acta Agronomica Sinica, 2007, 33(3): 518-522.
吴华兵, 朱艳, 田永超, 等. 棉花冠层高光谱指数与叶片氮积累量的定量关系[J]. 作物学报, 2007, 33(3): 518-522.
- [18] Zhang Dong, Tashpolat·Tiyip, Zhang Fei, *et al.* Effect of fractional differential algorithm on hyperspectral data of saline soil[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(3): 0330002.
张东, 塔西甫拉提·特依拜, 张飞, 等. 分数阶微分算法对盐渍土高光谱数据的影响研究[J]. 光学学报, 2016, 36(3): 0330002.
- [19] 张韪. 土壤·水·植物理化分析教程[M]. 北京:中国林业出版社, 2011.
- [20] Zheng Y, Wang Z, Sun X, *et al.* Higher salinity tolerance cultivars of winter wheat relieved senescence at reproductive stage[J]. Environmental and Experimental Botany, 2008, 62(2): 129-138.
- [21] Gitelson A A, Kaufman Y J, Stark R, *et al.* Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 80(1): 76-87.
- [22] Miller J R, Hare E W, Wu J. Quantitative characterization of the vegetation red edge reflectance: an inverted-Gaussian reflectance model[J]. International Journal of Remote Sensing, 1990, 11(10): 1755-1773.
- [23] Lyon J G, Yuan D, Lunetta R S, *et al.* A change detection experiment using vegetation indices[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1998, 64(2): 143-150.
- [24] Shi T Z, Liu H Z, Chen Y Y, *et al.* Estimation of arsenic in agricultural soils using hyperspectral vegetation indices of rice[J]. Journal of Hazardous Materials, 2016, 308: 243-252.
- [25] Wen Yi, Huang Chunlin, Lu Ling, *et al.* The retrieval of vegetation water content based on ASTER images in middle of Heihe river basin[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2015, 30(5): 876-883.
闻熠, 黄春林, 卢玲, 等. 基于 ASTER 数据黑河中游植被含水量反演研究[J]. 遥感技术与应用, 2015, 30(5): 876-883.
- [26] Gao Wenyi, Lin Mo, Deng Yunlong, *et al.* Application of *F*-test in the annual precipitation calculation[J]. Water Resources & Hydropower of Northeast China, 2008, 26(4): 33-34.
高文义, 林沫, 邓云龙, 等. *F* 检验法在年降水量分析计算中的应用[J]. 东北水利水电, 2008, 26(4): 33-34.

-
- [27] 赵英时. 遥感应用分析原理与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2013.
- [28] Qi J, Chehbouni A, Huete A R, *et al.* A modified soil adjusted vegetation index[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1994, 48(2): 119-126.
- [29] Stagakis S, Markos N, Sykioti O, *et al.* Monitoring canopy biophysical and biochemical parameters in ecosystem scale using satellite hyperspectral imagery: an application on a phlomis fruticosa mediterranean ecosystem using multiangular CHRIS/PROBA observations[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(5): 977-994.
- [30] Shenk J S, Westerhaus M O, Hoover M R. Analysis of forages by infrared reflectance[J]. *Journal of Dairy Science*, 1979, 62(5): 807-812.
- [31] Shenk J S, Landa I, Hoover M R, *et al.* Description and evaluation of a near infrared reflectance spectro-computer for forage and grain analysis[J]. *Crop Science*, 1981, 21(3): 355-358.
- [32] Hallett R, Hornbeck J, Martin M. Predicting elements in white pine and red oak foliage with visible-near infrared reflectance spectroscopy[J]. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 1997, 5(1): 77-82.