

基于ANN技术和高光谱遥感的盐渍土盐分预测

王 静^{1,2}, 刘湘南³, 黄 方^{1,2}, 唐吉龙⁴, 赵冷冰⁵

(1. 东北师范大学草地研究所植被生态教育部重点实验室, 长春 130024; 2. 东北师范大学国家环境保护湿地生态与植被恢复重点实验室, 长春 130024; 3. 中国地质大学(北京)信息工程学院, 北京 100083; 4. 长春理工大学光电工程学院, 长春 130022; 5. 吉林省林业调查规划院, 长春 130022)

摘 要: 土壤盐渍化是干旱、半干旱农业区主要的土地退化问题, 及时、精准、动态地监测盐渍土盐分, 对于治理、防治盐渍土和进行农业可持续发展至关重要。以松嫩平原西部长岭县为例, 利用盐渍土高光谱数据构建盐渍土盐分遥感预测模型。电导法测得土壤盐量, 用 ASD 高光谱仪野外采集高光谱数据, 利用光谱导数变换选择能够表征盐渍土盐分信息的最佳波段, 即 550、720、760、820 和 940 nm。通过比较 3 层和 4 层 72 种不同神经网络结构, 最终选择 5-6-1 结构的 3 层神经网络预测盐渍土盐分 ($R^2 = 0.895$, $RMSE = 0.089$)。与传统回归相比 ($R^2 = 0.81$, $RMSE = 0.25$), 运用高光谱数据与人工神经网络方法相结合, 能够提高盐渍土的预测精度, 说明人工神经网络在构建光谱反射率与土壤参数关系研究中具有突出优势。

关键词: 神经网络, 遥感, 预测, 盐渍化, 高光谱

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2009.12.029

中图分类号: S157, TP18

文献标识码: A

文章编号: 1002-6819(2009)-12-0161-06

王 静, 刘湘南, 黄 方, 等. 基于ANN技术和高光谱遥感的盐渍土盐分预测[J]. 农业工程学报, 2009, 25(12): 161-166.
Wang Jing, Liu Xiangnan, Huang Fang, et al. Salinity forecasting of saline soil based on ANN and hyperspectral remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(12): 161-166. (in Chinese with English abstract)

0 引 言

土壤盐渍化是干旱、半干旱农业区主要的土地退化问题, 及时、精准、动态地获取盐渍土盐分信息, 对于治理盐渍土、防止其进一步退化和进行农业可持续发展至关重要^[1]。目前, 盐渍土区占地球陆地表面的7%^[2], 随着人口压力的增长, 更多的旱地用作农业生产, 会进一步扩大土壤盐渍化^[3]。传统土壤盐渍化监测采用野外土壤定点调查方式, 不仅费时、费力, 而且破坏性强, 测点少, 代表性差^[4-5], 甚至经常产生大量环境废物^[6]。遥感技术可以克服传统方法的缺点, 重复获取多波段、多时相的信息, 为大面积实时动态监测盐渍土状况提供可能^[7-10]。

构建盐渍土盐分的光谱预测模型是实现盐渍土遥感制图的关键。通常情况下, 利用光谱和影像对土壤盐分进行定量监测是困难的且极具挑战性的任务^[11], 有学者探讨了光谱响应与土壤盐碱指示剂间的关系^[12-14]; Ben-Dor等^[15]几位研究者利用DAIS-7915传感器的高光谱数据定量反演了土壤湿度信息, 通过土壤湿度参数间接反演土壤盐分; Valeriano等^[16]在实验室条件下研究不同类土壤间光谱差异。然而, 对于盐渍化土壤盐度与高光谱间的直接关系尚未见报道。由于光谱反射率和土壤参数间的转换函数是非线性的, 因此人工神经网络(artificial

neural network, ANN) 已被广泛用于获取土壤参数^[17-18]。目前利用神经网络的研究多集中于对土壤质地的土壤特性研究^[19-20], 应用高光谱数据对盐渍土的盐分参数预测研究也鲜有报道。

本文旨在利用野外高光谱仪获取的高光谱数据反演盐渍土盐分, 构建基于BP神经网络的盐渍土盐分遥感预测模型, 为利用卫星遥感数据大面积获取盐渍土盐分提供科学基础。

1 研究区概况

以吉林省西部的长岭县为研究区, 该研究区是松嫩平原土壤盐渍化的重要区域, 位于 123°06'~124°45'E, 43°59'~44°42'N 之间(图 1)。长岭县干旱少雨, 多年平均降雨量为 462.75 mm, 由东南向西北递减 70~80 mm。全年降雨集中在 6-8 月份, 占全年降雨量的 69%, 多年平均蒸发量为 1 614.52 mm, 是降水量的 3.5 倍。年均相对湿度为 61%。研究区盐渍土多为原生苏打盐土, 盐分多累积于土壤表层, 盐分深度 1.0~2.0 m, 最大 2.5 m。

长岭县盐渍土集中分布于本县西部地区, 多数位于呈条带状分布的新月形沙垄间。长岭县盐渍土的形成与当地的气候、地形、地质、水文地质因素密切相关。以地下水浅埋径流不畅为内在因素, 加之干旱气候, 蒸发强烈的外因, 易形成盐渍土^[21]。长岭县盐渍土的另一特点是以草原盐渍土为主, 约占整个盐碱化土地的 60%, 草地盐碱化是本区域的主要盐渍化类型。长岭县西部地区的土地盐渍化已经对该区的生态环境与经济发展构成严重威胁, 近年气候异常造成的严重洪涝和干旱以及人类活动的影响, 使长岭县盐渍化土地有不断扩大的趋势。

收稿日期: 2009-08-28 修订日期: 2009-11-25

基金项目: 国家“973”计划(2009CB426305)

作者简介: 王 静(1979-), 女, 博士研究生, 主要从事土地退化遥感研究。长春 东北师范大学城市与环境科学学院, 130024。

Email: jingwang9966@126.com

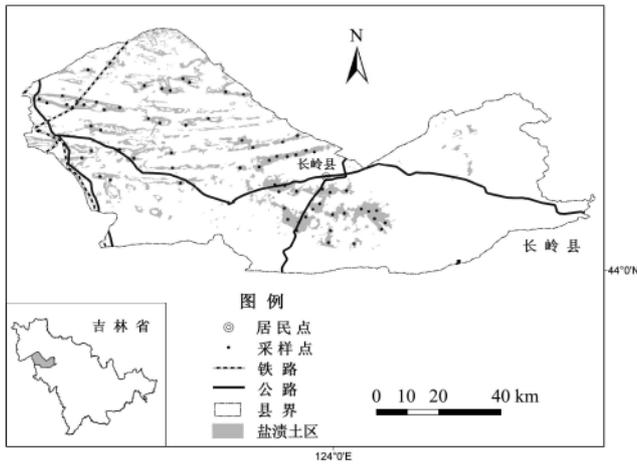


图1 研究区位置和采样点分布图

Fig.1 Location of study area and distribution of sampling sites

2 盐渍土光谱数据采集与分析

2.1 土壤样本的采集与盐分测定

考虑到盐渍土空间分布的不均匀性,在野外采样前先对2004年10月的长岭县TM影像进行解译,结合长岭县盐渍土统计资料确定研究区有代表性的盐渍土壤小区,制成野外采样路线图,采样点分布如图1所示。在长岭县西部大片裸露盐渍土分布区取5 cm土样70个,并测量采样点的经纬度与高程,把每个土壤样本编号入袋,风干后适当研磨,过2 mm孔径筛。取样本100 g,加入500 mL蒸馏水。用高速离心机(8 000 r/min, TGL-16H)分离土壤后,用电导仪DDB-303A获取土壤样本电导率。本研究所采样土壤均为苏打盐土,故选用苏打盐土盐分质量分数与电导率关系函数

$$y = 3.404x + 0.015 \quad (1)$$

式中: y ——电导率, $\mu\text{S}/\text{cm}$; x ——盐分质量分数, %。

2.2 光谱数据的采集与处理

用美国分析光谱仪器公司(A analytical Spectral Devices, ASD)生产的可见光-近红外野外光谱仪(VNIR ASDFieldSpec)测定盐渍土反射光谱特征。测量波长范围350~1 050 nm,光谱分辨率3 nm,光谱采样间隔1.4 nm。光谱仪波段数512。用白色BaSO₄作为光谱绝对参考标准值,每隔15 min定标1次。测量时探头保持垂直向下。对每个目标测量10次以使测量误差最小化。

将每个采样点多个光谱反射率数据进行平均,以平均值作为样本点的光谱。除去低于355 nm与高于1 050 nm的波长,均方根误差(RMSE)小于0.003,表明数据离散程度低,使测定结果更具有自然代表性和可信性,同时信噪比也得到加强。

2.3 光谱反射率导数变换

利用导数变换对光谱反射率进行数学模拟,目的是确定光谱曲线拐点,同时减弱大气散射和吸收对目标光谱特征的影响,去除部分线性或接近线性的背景值干扰。导数变换公式

$$\rho'(\lambda_i) = [\rho(\lambda_{i+1}) - \rho(\lambda_{i-1})] / 2\Delta\lambda \quad (2)$$

式中: λ_i ——波段 i 的波长, nm; $\rho(\lambda_i)$ ——波长 λ_i 的光谱反射率, %; $\rho'(\lambda_i)$ ——波长 λ_i 光谱反射率的导数, %; $\Delta\lambda$ ——采样间隔, nm。

图2(纵坐标导数)变换后的曲线能够突显细微信息差异的变化,曲线频谱抖动性突现,更易于找出曲线拐点位置。根据光谱反射率的导数曲线,选择550、720、760、820和940 nm的光谱反射率作为盐渍土盐分的预测变量。另外,由于940 nm周围存在1个水汽吸收带,我们比较包含940 nm和剔除940 nm处光谱反射率对于盐渍土盐分的预测性能。

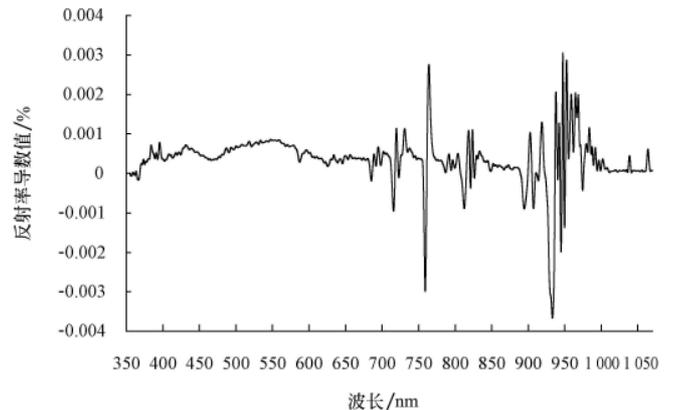


图2 盐渍土反射率导数变换曲线

Fig.2 Spectral curve on derivative transformation

3 多元线性回归模型

将550、720、760、820和940 nm处光谱反射率作为自变量,盐分作为因变量进行多元线性回归分析。用F检验对整个回归过程进行显著性检验($F=2.842$, $p=0.043$)。多元线性回归式为

$$y' = -0.214 + 16.568x_{550} - 20.273x_{720} + 0.405x_{760} + 5.687x_{820} + 3.095x_{940} \quad (3)$$

式中: y' ——盐分, %; x_{550} ——550 nm处光谱反射率, %; x_{720} ——720 nm处光谱反射率, %; x_{760} ——760 nm处光谱反射率, %; x_{820} ——820 nm处光谱反射率, %; x_{940} ——940 nm处光谱反射率, %。

4 BP神经网络盐渍土盐分预测模型

4.1 BP神经网络模型

常用的BP神经网络模型由输入层、输出层和隐含层(一层或多层)组成;相邻层间的神经元由权重系数相互连接;同一层内的神经元间是平行的、无连接关系^[22]。神经网络的这种拓扑结构决定了各处理单元、各层间信息传递方向和途径。BP算法的中心思想是调整权值使网络总误差最小,通过把学习的结果反馈到中间层次的隐含层单元,改变它们的权系数矩阵^[23],从而达到预期的学习目的。

BP网络中隐含层节点可根据需要自由设定,通过调整BP神经网络中的连接权值、网络的规模(包括 n 、 m 和隐含层节点数),就可以实现以任意精度逼近任何非线性

函数^[24]。BP 神经网络的输入与输出关系是一个高度非线性映射关系，如果输入节点数为 n ，输出节点数为 m ，则网络是从 n 维欧氏空间到 m 维欧氏空间的映射。

4.2 BP神经网络反演盐分模型

把总数据集（70 样本）随机分成两部分。一部分数据子集（40 样本）用来训练神经网络。另一部分数据子集（30 样本）被用来测试神经网络。训练函数选择 trainlm 函数，trainlm 函数利用 Levenberg-Marquardt 规则训练前向网络，Levenberg-Marquardt 算法比 trainbp 和 trainbpx 函数使用的梯度下降法训练速度要快得多，但它需要更多的内存。当对该网络进行训练时，有 40 组训练样本，其中的每个样本由输入和理想输出组成。当网络的所有实际输出与理想输入一致时，训练结束。否则，通过修改权重，使网络的实际输出与理想输出一致。初始连接权重在训练前随机产生。BP 网络中隐含层传递函数选择 log-sigmoid 型函数 logsig，BP 网络输出层选择 pureline 型线性神经元，使整个网络的输出可以取任意值。本模型最大迭代次数 50 000 次，允许误差 0.001。

输入层有 5 个结点，它们分别对应盐渍土在 550、720、760、820 和 940 nm 处光谱反射率，输出层 1 个节点对应于盐渍土盐分。目的是要实现 550、720、760、820 和 940 nm 的光谱反射率 5 维变量到 1 维变量——盐分的映射（图 3）。为了选择最有效的神经网络结构，分别测试了 3 层神经网络和 4 层神经网络，每层的隐结点数量从 2 至 9 变化。共测试了 72 种不同的神经网络结构。3 层和 4 层神经网络不同结构的性能如图 4 和表 1、表 2 所示。对于 3 层神经网络，最佳性能为 5-6-1 结构（ $r^2 = 0.895$ ， $RMSE = 0.089$ ，图 4）；对于 4 层神经网络，最佳性能为 5-3-2-1 结构（ $r^2 = 0.902$ ， $RMSE = 0.085$ ，表 1 和表 2）。

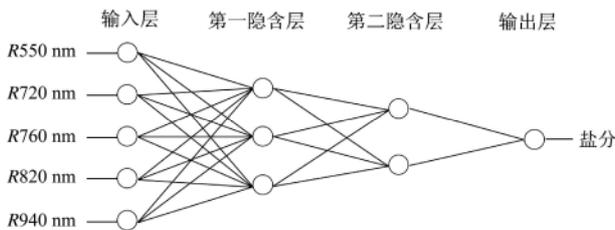


图 3 BP 神经网络模型结构图

Fig.3 Configuration of BP neural network model

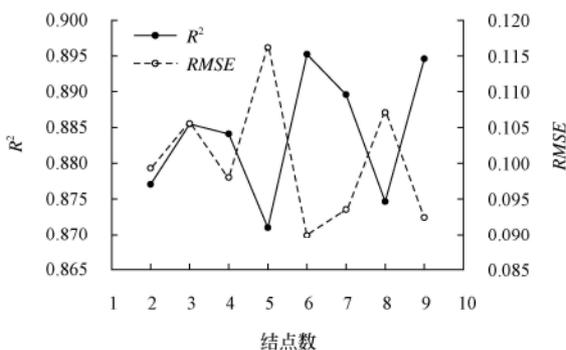


图 4 3 层 BP 神经网络模型预测性能随结点数变化

Fig.4 Performance of three-layer BP neural network with the number of nodes varying from two to nine

表 1 4 层 BP 神经网络模型 R^2 值随隐结点数变化的变化
Table 1 R^2 value of four-layer BP neural network with the number of nodes varying from two to nine

结点数	2	3	4	5	6	7	8	9
2	0.853	0.874	0.899	0.899	0.901	0.893	0.895	0.892
3	0.902	0.884	0.896	0.900	0.891	0.891	0.900	0.899
4	0.898	0.902	0.900	0.891	0.899	0.895	0.901	0.900
5	0.879	0.862	0.899	0.900	0.901	0.895	0.892	0.900
6	0.883	0.895	0.900	0.901	0.899	0.895	0.902	0.901
7	0.894	0.897	0.900	0.899	0.902	0.899	0.901	0.898
8	0.846	0.899	0.899	0.893	0.895	0.888	0.901	0.901
9	0.888	0.894	0.897	0.894	0.901	0.897	0.902	0.902

注：第 1 列的 2 至 9 代表第一隐含层；第 1 行的 2 至 9 代表第二隐含层。

表 2 4 层 BP 神经网络模型 RMSE 值随隐结点数变化的变化
Table 2 RMSE value of four-layer BP neural network with the number of nodes varying from two to nine

结点数	2	3	4	5	6	7	8	9
2	0.189	0.104	0.089	0.088	0.087	0.094	0.090	0.093
3	0.085	0.103	0.093	0.088	0.089	0.092	0.088	0.089
4	0.086	0.085	0.089	0.097	0.087	0.091	0.087	0.090
5	0.100	0.120	0.089	0.088	0.086	0.090	0.093	0.092
6	0.095	0.088	0.089	0.085	0.086	0.098	0.086	0.088
7	0.089	0.088	0.088	0.089	0.086	0.088	0.088	0.089
8	0.167	0.086	0.089	0.094	0.090	0.094	0.086	0.088
9	0.094	0.089	0.091	0.091	0.088	0.094	0.088	0.088

注：第 1 列的 2 至 9 代表第一隐含层；第 1 行的 2 至 9 代表第二隐含层。

结点过多会增加训练时间，可能导致过拟合（overfitting）^[25]，网络结构应尽量保持简单。而且结点越多，需要更多的权系数（weight），增加自由度，这样 4 层神经网络 5-3-2-1 比 3 层神经网络 5-6-1 具有更高的自由度。Dreyer^[26]分别试验了 3 层和 4 层神经网络，发现 3 层神经网络并不能获得像 4 层神经网络高的模型精度，与我们的研究相一致。Dreyer 认为，隐含层的大小在网络的泛化能力和训练最小误差的能力间权衡，解决办法就是使网络尽量简化，删除不显著的隐含层结点。因此，根据以上原理，尽管在本研究中 4 层神经网络的预测性能比 3 层神经网络稍好，然而我们仍选择 3 层神经网络 5-6-1 反演盐渍土盐分。

本模型运算均在 Pentium IV 机上进行，在 Matlab 6.5 中编程实现，运行时间 156 s。

5 模型比较

用实测盐分与预测盐分间的预测系数（ R ）和均方根误差（ $RMSE$ ）作为模型预测性能的判断指标。

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (S_{pi} - \bar{S}_p)(S_{mi} - \bar{S}_m)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (S_{pi} - \bar{S}_p)^2 \sum_{i=1}^n (S_{mi} - \bar{S}_m)^2}} \quad (4)$$

式中： S_{pi} ——第 i 个土壤样本预测的土壤盐分，%； S_{mi} ——第 i 个土壤样本测量的土壤盐分，%； n ——样本数量； \bar{S}_p —— n 个土壤样本预测土壤盐分的平均值，%；

\bar{S}_m —— n 个土壤样本测量土壤盐分的平均值, %。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (S_{pi} - S_{mi})^2}{n}} \quad (5)$$

把总数据集(70 样本)分成两部分,一部分数据子集(40 样本)用来构建多元线性回归模型,另一部分数据子集(30 样本)用来测试多元线性回归模型性能。结果表明,多元线性回归模型的性能: $R^2=0.81$, $RMSE=0.25$, $T=13$ s; BP 神经网络模型的性能: $R^2=0.895$, $RMSE=0.089$, $T=156$ s。结果表明在预测盐渍土盐分方面,ANN 模型比传统回归模型性能更好(图 5),但由于神经网络需要较多的时间进行网络训练与迭代运算,因此需要的运算时间比线性回归模型的运算时间长。

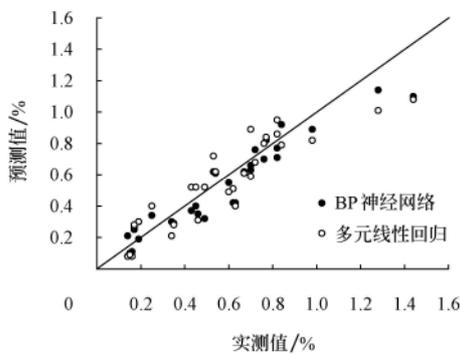


图 5 BP 神经网络模型与线性回归预测结果比较

Fig.5 Comparison of BP neural network and regression model

剔除 940 nm 处(水汽吸收)光谱反射率,仅用 820、760、720 和 550 nm 处光谱反射率 4 个结点输入 5-6-1 神经网络模型,获得了比原来稍好的性能 $R^2=0.905$, $RMSE=0.079$,表明水汽吸收对于土壤盐分的预测略有影响,但是由于预测性能相差不大,因此我们认为地面实测光谱微弱的水汽吸收对于土壤参数预测影响不大。

利用 BP 神经网络反演盐分信息时,既借鉴了先验知识(训练样本),又充分考虑到不同目标信息在遥感数据中的特征,其结果的表达也更为合理与准确。虽然不同盐分盐渍土在宏观上的区别不是很明显,但 BP 神经网络已能够识别和区分它们之间的细微差异。

本研究采样点仅分布于长岭县,当把基于不同质地条件下获得的盐渍土盐分反演模型应用到土壤质地类似或不同的条件下,其反演精度不如基于类似土壤质地所建立的反演精度高。由于 BP 神经网络盐渍土盐分反演模型是建立在已有的先验数据基础上的,在网络的学习和构造过程中已认知并记忆了光谱反射率与盐分间的关系特征,因此该方法反演盐渍土盐分实际上是通过模式匹配的方式实现的。在这种运算过程中,基本上不需要人为干预,具有较好的容错性和鲁棒性。盐分提取精度也能得到保证。虽然 BP 模型神经网络具有学习记忆和归纳的功能,但还不具备发现新知识的能力,难以发现和提取新环境条件下的盐分信息。要使神经网络模型具备广泛的应用范围,需要建立一定数量的典型区域盐渍土盐

分数据来训练和构造神经网络。

根据本研究构建的神经网络模型进行盐渍土盐分预测,不需要采集盐渍土壤样本,利用高光谱数据直接可以预测盐渍土盐分,省时、省力且对土壤无破坏性,也不会产生环境废物,具有较强的可操作性,对于土壤盐渍化程度的监测具有重要的实际意义。

5 结 论

1) 本研究探讨了利用高光谱遥感数据构建 BP 神经网络盐渍土盐分预测模型,结果表明, BP 神经网络预测盐渍土盐分的性能比传统回归方法更精确,因此,应用人工神经网络方法反演盐渍土盐分是可行的。

2) 3 层和 4 层 BP 神经网络在反演盐渍土盐分时性能相差不大,尽管 4 层神经网络比 3 层神经网络性能稍好,但根据最简化网络原理,最终选择 3 层神经网络的 5-6-1 结构反演盐渍土盐分。

3) 研究表明,在地面实测光谱中,940 nm 处的水汽吸收对于盐渍土盐分预测影响不大。

鉴于现有的研究基础,盐渍土盐分遥感预测模型应进一步结合中高分辨率卫星影像数据,并可以移植应用于其它传感器数据进行盐渍土盐分信息提取,以实现大区域盐渍土盐分的精确反演,为盐渍土壤研究的决策分析提供精准的数据来源和空间分布规律。

[参 考 文 献]

- [1] 谭军利,康跃虎,焦艳平,等.不同种植年限覆膜滴灌盐碱地土壤盐分离子分布特征[J].农业工程学报,2008,24(6):59-63.
Tan Junli, Kang Yuehu, Jiao Yanping, et al. Characteristics of soil salinity and salt ions distribution in salt-affected field under mulch-drip irrigation in different planting years[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2008, 24(6): 59-63. (in Chinese with English abstract)
- [2] Metternicht G I, Zinck J A. Remote sensing of soil salinity: potentials and constraints[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 85(1): 1-20.
- [3] Farifteh J, Farshad A, George R J. Assessing salt-affected soils using remote sensing, solute modelling, and geophysics[J]. Geoderma, 2006, 130(3/4): 191-206.
- [4] Chang C W, Laird D A. Near-infrared reflectance spectroscopic analysis of soil C and N[J]. Soil Science, 2002, 167(2): 110.
- [5] Shepherd K D, Walsh M G. Development of reflectance spectral libraries for characterization of soil properties[J]. Soil Science Society of America Journal, 2002, 66(3): 988-998.
- [6] Nanni M R, Dematte J A M. Spectral reflectance methodology in comparison to traditional soil analysis[J]. Soil Science Society of America Journal, 2006, 70(2): 393-407.
- [7] Lobell D B, Ortiz-Monasterio J I, Gurrola F C, et al. Identification of saline soils with multiyear remote sensing of crop yields[J]. Soil Science Society of America, 2007, 71(3): 777-783.
- [8] Fernández-Buces N, Siebe C, Cram S, et al. Mapping soil

- salinity using a combined spectral response index for bare soil and vegetation: A case study in the former lake Texcoco, Mexico. *Journal of Arid Environments*, 2006, 65(4): 644—667.
- [9] Farifteh J, Farshad A, George R J. Assessing salt-affected soils using remote sensing, solute modelling, and geophysics[J]. *Geoderma*, 2005, 130(3/4): 191—206.
- [10] Brunner P, Li H T, Kinzelbach W, et al. Generating soil electrical conductivity maps at regional level by integrating measurements on the ground and remote sensing data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2007, 28(15): 3341—3361.
- [11] Metternicht G, Zinck J A. Spatial discrimination of salt-and sodium-affected soil surfaces[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1997, 18(12): 2571—2586.
- [12] Weng Y, Gong P, Zhu Z. Soil salt content estimation in the Yellow River delta with satellite hyperspectral data[J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2008, 34(3): 259—270.
- [13] Rao B R M, Sankar T R, Dwivedi R S, et al. Spectral behaviour of salt-affected soils[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1995, 16(12): 2125—2136.
- [14] Coleman T L, Agbu P A, Montgomery O L. Spectral band selection for quantifying selected properties in highly weathered soils[J]. *Soil Science*, 1991, 151(1): 355—361.
- [15] Ben-Dor E, Patkin K, Banin A, et al. Mapping of several soil properties using DAIS-7915 hyperspectral scanner data. A case study over soils in Israel[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2002, 23(1): 1043—1062.
- [16] Valeriano M M, Epiphanyo J C N, Formaggio A R, et al. Bi-directional reflectance factor of 14 soil classes from Brazil[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1995, 16(1): 113—128.
- [17] Schaap M G, Leij F J. Using neural networks to predict soil water retention and soil hydraulic conductivity[J]. *Soil & Tillage Research*, 1998, 47(1/2): 37—42.
- [18] Walthall C, Dulaney W, Anderson M, et al. A comparison of empirical and neural network approaches for estimating corn and soybean leaf area index from Landsat ETM+ imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 92(4): 465—474.
- [19] Tadjudin S, Landgrebe D A. Covariance estimation with limited training samples[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37(4): 2113—2118.
- [20] Behrens T, Forster H, Scholten T, et al. Digital soil mapping using artificial neural networks[J]. *Journal of Plant Nutrition and Soil Science*, 2005, 168(1): 55—62.
- [21] 李秀军, 李曲生, 王志春, 等. 松嫩平原西部盐碱地特点及合理利用研究[J]. *农业现代化研究*, 2002, 9(2): 361—364.
- Li Xiujun, Li Qusheng, Wang Zhichun, et al. A research on characteristics and rational exploitation of soda saline land in the western Songnen Plain[J]. *Research of Agricultural Modernization*, 2002, 9(2): 361—364. (in Chinese with English abstract)
- [22] Zeng J, Guo H, Hu Y. Artificial neural network model for identifying taxi gross emitter from remote sensing data of vehicle emission[J]. *Journal of Environmental Science*, 2007, 7(4): 427—431.
- [23] 楼琇林, 黄韦良. 基于人工神经网络的赤潮卫星遥感方法研究[J]. *遥感学报*, 2003, 3(2): 125—129.
- Lou Xiulin, Huang Weigen. An artificial neural network method for detecting red tides with NOAA AVHRR imagery[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2003, 3(2): 125—129. (in Chinese with English abstract)
- [24] 张亭禄, 贺明霞. 基于神经网络的一类水域叶绿素-a 浓度反演方法[J]. *遥感学报*, 2002, 6(1): 40—44.
- Zhang Tinglu, He Mingxia. A method to retrieve the oceanic chlorophyll-a concentrations in case I water based on artificial neural network[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2002, 6(1): 40—44. (in Chinese with English abstract)
- [25] Zhang Y Z, Pullianinen J, Koponen, S, Hallikainen, M. Application of an empirical neural network to surface water quality estimation in the Gulf of Finland using combined optical data and microwave data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 81(2/3): 327—336.
- [26] Dreyer, P. Classification of land cover using optimized neural nets on SPOT data[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 1993, 59(5): 617—621.

Salinity forecasting of saline soil based on ANN and hyperspectral remote sensing

Wang Jing^{1,2}, Liu Xiangnan³, Huang Fang^{1,2}, Tang Jilong⁴, Zhao Lengbing⁵

(1. Key Laboratory of Vegetation Ecology of Education Ministry, Institute of Grassland Science, Northeast Normal University, Jilin 130024, China; 2. Key Laboratory for Wetland Ecology and Vegetation Restoration of National Environmental Protection, Northeast Normal University, Jilin 130024, China; 3. Information Engineering College, China University of Geosciences(Beijing), Beijing 100083, China; 4. College of Opto-electronic Engineering, Changchun University of Science and Technology, Jilin 130022, China; 5. Academy of Forestry Inventory and Planning of Jilin, Jilin 130022, China)

Abstract: Soil salinization is a major problem of land degradation in arid and semi-arid agricultural area. It is crucial to

detect the salinity of saline soils accurately and dynamicly in time in order to prevent soil salinization and achieve sustainable development in agriculture. Taking Changling County western Songnen Plain, as the example, this paper constructed remote sensing predictive model of saline soils using hyperspectral data. The salinity was measured by electric conduction method, and hyperspectral data was collected using ASD spectrometer. Derivative transformation of spectral reflectance was used to select best spectral bands which can represent the salinity of saline soils, e.g. 550, 720, 760, 820 and 940 nm. The best performance was achieved in the 5-6-1 architecture ($R^2 = 0.895$, $RMSE = 0.089$) in 72 different architectures in the three- and four-layer networks. Compared with traditional regression model ($R^2 = 0.81$, $RMSE = 0.25$), the method combining hyperspectral data with artificial neural network can improve the predictive accuracy of saline soil, showing that artificial neural network is prominently advanced in establishing the relationships between spectral reflectance and soil parameters.

Key words: neural network, remote sensing, forecasting, salination, hyperspectral

《排灌机械》更名为《排灌机械工程学报》的启事

经中华人民共和国新闻出版总署批准,《排灌机械》杂志从 2010 年第 28 卷第 1 期起更名为《排灌机械工程学报》(Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering),国内统一刊号 CN 32-1814/TH,国际标准刊号 ISSN 1005-6254,刊期为双月刊。

作为排灌机械理论及工程技术科研成果的展示平台和学术交流窗口,经过多年不懈努力,《排灌机械》杂志得到长足发展。1992 年、1996 年连续两届被评为“全国中文核心期刊”;2002 年,经科技部中国科技信息研究所评定,入选中国科技论文统计源期刊;2007 年在江苏省期刊质量评比中被评为“江苏省一级期刊”;2009 年《排灌机械》杂志被美国《工程索引》(Ei Compendex)收录。

《排灌机械》杂志更名为《排灌机械工程学报》,是为了适应当前排灌机械行业在泵站工程、流体工程、节水灌溉工程和节能环保工程等领域的先进研究成果和应用技术飞跃发展的需要,特别是在各类泵的设计和开发、泵计算机辅助水力设计、新型节水灌溉技术及装备、泵内流动数值模拟及试验、泵站自动控制技术等方面所取得的令人瞩目的成就,这些先进理论和技术成果都迫切需要一个更高层次的平台来报道和推广,以便更快更好

地转化为生产力。因此,在符合现有学科发展的时代背景下,为突出排灌机械行业特点,促进刊物的可持续发展,将该刊打造为一个精品学术交流的平台。

更名后的《排灌机械工程学报》主要刊登泵理论与技术、节水灌溉工程、泵站工程与给排水、检测技术与自动化、流体工程、环境工程等方面的研究论文。读者面向国内外农业工程领域的专家、科研院所研究人员、企业技术人员及高级管理人员、博士研究生等。敬请各位专家学者、科研人员一如既往地支持本刊的工作,我们将以最真诚的服务回报大家的厚爱。欢迎广大读者、作者踊跃订阅、投稿!

地 址:江苏镇江梦溪园巷 30 号江苏大学杂志社

邮 编:212003

联 系 人:《排灌机械工程学报》编辑部

电子邮箱:pgjx@chinajournal.net.cn

联系电话:0511-84493098

传 真:0511-84446662

《排灌机械工程学报》编辑部