

文章编号: 0254-5357(2007)01-0033-03

径向基人工神经网络法在土壤盐渍化调查中的应用

曹晓娟¹, 陈明¹, 冯鑫², 李炳华³

(1. 国家地质实验测试中心, 北京 100037; 2. 天津市地质调查研究院, 天津 300191; 3. 中国地质大学, 北京 100083)

摘要: 土壤盐渍化是一个世界性的生态问题, 同时也是资源开发和利用问题。对于盐渍化土壤的调查是合理利用土壤的前提条件。文章应用径向基(RBF)人工神经网络, 结合多源遥感影像对北方某地区耕地土壤盐渍化状况进行调查, 取得了满意的效果。

关键词: 土壤盐渍化; 遥感; 径向基人工神经网络

中图分类号: S159 **文献标识码:** A

Application of Radial Base Function Artificial Neural Network in Investigation of Soil Salinization

CAO Xiao-juan¹, CHEN Ming¹, FENG Xin², LI Bing-hua³

(1. National Research Center for Geoanalysis, Beijing 100037, China; 2. Tianjin Geological Survey, Tianjin 300191, China; 3. China University of Geosciences, Beijing 100083, China)

Abstract: Soil salinization is not only an ecological problem but also a matter concerning resource development and utilization. The investigation of soil salinization is the precondition to make good use of soil. Using radial base function (RBF) artificial neural network and multi-source remote sensing imagery, the status of soil salinization in an area of north china is studied with satisfactory results.

Key words: soil salinization; remote sensing; radial base function artificial neural network

土壤盐渍化是指土壤中发生盐化和碱化作用形成盐土、碱土和各种盐化土和碱化土的过程。传统的区域土壤盐渍化的调查多是通过野外土壤取样分析, 不仅费时费力, 且测点少, 代表性差; 而遥感图像能大面积、重复获取区域多波段、多时相的数据。

上世纪70年代, 国外开始利用卫星遥感进行土壤盐渍化监测, 我国在这方面的工作开展相对较晚。1989年彭望录等^[1]结合TM影像数据, 使用Kauth-Thomas变换研究了阳高盆地的盐碱土的分布情况。2000年庞志国等^[2]进行了遥感技术、地理信息系统和全球定位系统(统称3S)技术支持下的盐渍化土地现状评价与发展对策研究。另外也有一些学者对土壤盐渍化的动态变化规律进行了研究。1988年

谢经荣等^[3]收集了1954年至1982年山东莱州湾平原部分区域的6个年份的航片, 具体研究了寿光县北部170平方公里内各种盐渍化土壤的变化规律。2003年关元秀等^[4]对黄河三角洲盐碱地动态变化进行了遥感监测。在这些研究过程中, 研究者们都注重土壤盐渍化与相关地理之间的关系。如: 1994年吴志芬等^[5]研究了黄河三角洲盐生植被与土壤盐分的相关性; 2001年骆玉霞等^[6]利用遥感图像提取盐碱土的光谱特征和纹理特征, 进行特征选择, 对角度分类器与距离分类器和遥感信息单要素分类与遥感信息综合分类进行比较研究; 另外, 张恒云等^[7]曾用气象卫星NOAAVHRR数据, 建立了盐渍土与土壤含水量、日最低气温与日最高气温之间

收稿日期: 2006-04-26; 修订日期: 2006-06-05

基金项目: 国际科技合作重点基金资助项目(2005DFA91140)

作者简介: 曹晓娟(1981-), 山西永济人, 主要从事环境地球化学和环境质量评价研究。E-mail: cao-q90@163.com。

的回归模型,间接分析研究滨海盐渍土。

随着3S技术的发展,土壤盐渍化的遥感监测也经历了从目视解译到基于数字图像影像处理的计算机自动分类等阶段。目前对于土壤盐渍化的遥感监测主要是基于地理信息系统(GIS)技术的多源数据融合与集成^[8]。

遥感图像影像处理常见的困难有数据量大、包含信息丰富;处理过程本身是非线性的,用线性方法逼近存在一定的难度;同谱异物现象的存在降低了识别的精度和速度。人工神经网络技术具有自组织、自学习、自适应、并行分布处理和对输入数据具有高度容错性的功能,能够很好地拟合一个非线性过程,恰好能有效地解决遥感图像影像处理中常见的困难,两者之间存在互补性。因此人工神经网络技术很快在遥感图像分析与处理领域获得了广泛的应用,为遥感图像分析与处理提供了一种新的手段。基于以上的考虑,本文将结合多光谱遥感图像,使用径向基(RBF)人工神经网络技术来对北方某城市土壤的盐渍化程度进行识别。

1 径向基人工神经网络简介

径向基(RBF)人工神经网络是Powell等于上世纪80年代首先提出的,是以函数逼近理论构造的一类前向神经网络,它的学习等价于在多维空间中寻找训练数据的最佳拟合曲面^[9],是在借鉴生物神经的局部调节功能和动物大脑中存在的交叠接受知识区域的基础上提出的,是一种采用局部感知场来实现函数映射的人工神经网络^[10]。RBF人工神经网络不但可调节RBF函数获得复杂的映射关系,而且具有结构简单、学习速度快和可融合知识等优势^[11]。RBF人工神经网络特别适用于地学曲面重建、缺失数据的补齐、函数拟合和模式识别等^[12]。网络由三层神经元组成,第一层是输入层;第二层是非线性径向基函数层(RBF层);第三层是线性输出层。径向基层的传输函数为径向基函数;而输出层的传输函数为纯线性函数。具体算法参见文献[10]。

2 实例研究

本次研究采用环渤海某地区2001年4月的Landsat TM和Spot图像影像,此图像影像拍摄时间正好处于研究区土壤返盐期内。为提高图像影像的分辨率,在ERDAS软件上将Spot图像影像和TM图像影像进行融合处理,处理后图像影像(简

称ST图像影像)的分辨率达到10 m(图1)。提取出ST图像影像第1、2、3、4、5、7波段的灰度值。以ST1(ST图像的第一波段)为横坐标、ST2(ST图像的第二波段)为纵坐标,以土壤含盐量为测量值,绘制的等值线图显示:含盐量并没有随ST波段灰度值的变化而呈现有规律的变化,相反呈现某种“既有规律、又显零乱”的现象,它们之间的关系非简单的数学方程式所能表达,为此选用人工神经网络技术对研究区土壤含盐量进行识别。在识别过程中,将提取出的影像波段灰度值作为模型的输入单元,地面土壤含盐量为模型的输出单元。



图1 ST影像图

Fig. 1 ST remote sensing image

2.1 模型样本的构建

ST影像的空间分辨率为10 m,而地面土壤含盐量数据为采样密度1个点/km²。考虑到土壤样品一般是由采样点附近一定范围内的若干子样组合而成;因此,在将采样点附近一定数量像元灰度值的稳健平均值作为该采样点的特征像元灰度值,在构建人工神经网络模型时,利用特征像元灰度值和实测土壤含盐量来对神经网络进行训练学习。

选取特征像元灰度值的具体步骤如下。

(1) 对实测含盐量进行排序。

(2) 将具有相同含盐量和相同土地利用方式的土壤样品合并成一个组。

(3) 对于每个组,提取各采样点坐标附近 r 为 $1 \times 10, 2 \times 10, \dots, n \times 10$ m(经验证, $n=3$ 时,不同强度的盐渍化所对应的各波段灰度值取值范围趋近于一个稳定值)范围内ST影像的所有像元灰度值,提取的波段有ST1、ST2、ST3、ST4、ST5和ST7。

(4) 分别计算每个特征组采样点的每个波段的稳健平均值,并把它们作为特征像元灰度值。

将特征像元灰度值和土壤含盐量作为模型样本,建立RBF人工神经网络模型。最后利用构建好的人工神经网络模型对研究区内所有影像灰度值进行模式识别,获得每个像元内的平均土壤含盐量。

2.2 识别结果

图2为某地区耕地盐渍化模式识别结果图,图中红色代表含盐量大于0.6%的耕地;蓝粉代表含盐量为0.4%~0.6%的耕地;绿色为含盐量低于0.4%的耕地。为了便于比较,对研究区的土壤含盐量采用Kring插值,并绘制了等值线图。图3即为研究区耕地土壤含盐量等值线图。对比图2和图3可以看出,不同含盐量的土壤在空间上的分布范围和趋势大体一致。含盐量较低的土壤位于研究区北部;而含盐量较高的土壤位于研究区的西南部。研究区东南部也有部分土壤含盐量较高;但是在局部区域,土壤的含盐量分布是有差别的。图2中在研究区的不同地块上都有含盐量大于0.4%的土壤,在部分区域土壤含盐量几乎是整个地块都大于0.4%;而图3中的土壤含盐量的分布相对简单,这主要是因为图2中土壤含盐量精度为 100 m^2 ,而图3远低于此。

图2中含盐量大于0.6%的土壤面积为 3.56 km^2 ;而图3中含盐量大于0.4%的土壤仅为 4.28 km^2 ,这主要是因为图2的识别结果精度较高,划分较为细致。



图2 某地区耕地盐渍化模式识别结果图

Fig. 2 The pattern recognition map of soil salinization in certain place

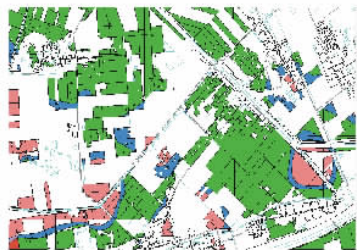


图3 某地区耕地土壤含盐量等值线图

Fig. 3 The isoline map of soil salinization in certain place

3 野外验证及建议

为了证明模式识别的可靠性,对两幅图像中识别结果不一致的地方,进行了定点实地野外验证。由于研究区较小,仅采集了5个点进行验证,结果如表1。从表中可以看出,样品分析与模式识别结果

较一致。另外,实地分析采用人工目视验证,结果与模式识别的结果也较为一致。在验证过程中发现,有部分区域已经发生碱化,因此在神经网络建模初期加入土壤的碱化指标,结果会更理想。

表1 样品分析与模式识别结果

Table 1 The results of sample analysis and pattern recognition

序列号	含盐量/%		序列号	含盐量/%	
	样品分析	模式识别		样品分析	模式识别
1	0.166	0.146	4	0.455	0.547
2	0.096	0.109	5	0.102	0.085
3	0.033	0.031			

根据滨海土壤盐渍土的划分标准,对于研究区含盐量大于0.6%的土壤为重度盐渍化土壤,此类土壤已经不能作为耕地使用,规划部门在开发利用土地资源的时候可以首先对盐碱化较严重的区域进行开发利用。

4 参考文献

- [1] 彭望录,李天杰. TM数据的Kauth-Thomas变换在盐碱土分析中的作用——以阳高盆地为例[J]. 环境遥感,1989,4(3):183-190.
- [2] 庞志国,吕宪国,李取生. 3S技术支持下的盐碱化土地现状评价与发展对策研究[J]. 国土与自然资源研究,2000(4):42-45.
- [3] 谢经荣,石元春. 盐渍化土壤变化规律的遥感监测[J]. 土壤通报,1988,19(5):197-199.
- [4] 关元秀,刘高焕. 黄河三角洲盐碱地动态变化遥感监测[J]. 国土资源遥感,2003,56(2):19-22.
- [5] 吴志芬,赵善伦,张学雷. 黄河三角洲盐生植被与土壤盐分的相关性研究[J]. 植物生态学报,1994,18(2):184-193.
- [6] 骆玉霞,陈焕伟. GIS支持下的TM影像土壤盐渍化分级[J]. 遥感信息,2001(4):12-15.
- [7] 张恒云,尚淑招. NOAAAVNRR资料在监测土壤盐渍化程度中的应用[J]. 遥感信息,1992(1):24-26.
- [8] 亢庆,于嵘,张增祥,等. 基于多源数据的土地盐碱化遥感快速监测[J]. 遥感信息,2005(6):42-45.
- [9] 刘建生,杨荣华. 人工神经网络在灌芯砌体抗压性能中的应用[J]. 工程建设与设计,2005(2):35-36.
- [10] 陈明,何凯涛,王全明. 地学自由曲面径向基函数网络重建的详细算法[J]. 物探化探计算技术,2005,27(1):75-78.
- [11] 骆剑承,周成虎,杨艳. 基于径向基函数(RBF)映射理论的遥感影像分类模型研究[J]. 中国图像图形学报,2000,5(2):94-99.
- [12] 何凯涛,陈明,张治国,等. 用人工神经网络进行空间不完备数据的插补[J]. 地质通报,2005,24(5):476-479.