

文章编号: 1001-1498(2001)05-0479-05

应用遥感数据识别意大利沿海松林灾害级别

白黎娜¹, 李增元¹, Fabio Maselli²,

Lorenzo Bottai³, Alberto Ortolani³, Stefano Romanelli³

(1. 中国林业科学研究院 资源信息研究所, 北京 100091;

2. IATA-CN R, P.le delle Cascine 18, 50144 Firenze, Italy;

3. LaMM A Regione Toscana, Via Einstein 35/B, 50013 Campi Bisenzio(FI), Italy)

摘要: 分析了 Landsat TM 和 ERS-1 SAR 数据用于识别意大利沿海松林污染灾害级别的潜在能力。结果显示出夏季获取的 TM 数据在森林灾害制图上远比冬季获取的 TM 数据和 SAR 影像有效,但 SAR 影像的贡献也是不可忽略的。文中给出了应用人工神经网络 B-P 模型得到的对意大利沿海松林污染灾害级别划分的结果和应用 FINDKAPP 程序得到的精度评价结果。

关键词: ERS-1 SAR; TM; 森林灾害分类; 神经网络; B-P 模型

中图分类号: S771.8

文献标识码: A

进入 90 年代以来,随着遥感技术的发展,遥感应用技术的发展越来越受到特别关注,应用的范围也在不断扩大。在自然灾害防治方面,我国建立的重大自然灾害监测与评估系统、航空遥感实时传输系统和国家灾情遥感信息服务系统,在 1998 年发生的特大洪涝灾害的灾情监测方面发挥了积极的作用。1999 年的自然灾害监测,已经从单一的洪涝灾害监测,拓展到了洪水、森林和草原火灾、雪灾、地震、旱灾和赤潮等 7 种灾害^[1]。在国外,科学家们在利用遥感应用技术对自然灾害进行动态监测与评估的同时,也开始了应用遥感数据对于污染灾害进行评价的研究。俄罗斯学者利用 Landsat-MSS 数据,对俄罗斯 Kola 半岛 Monchegorsk(67°55'N, 32°50'E)地区北部森林和高山苔原植被,受由于镍熔炼而产生的二氧化硫(SO₂)污染灾害的级别进行了分类研究,并得到包括植被灾害级别特征描述在内的 56 种地表类型的分类结果^[2];印度学者也利用多频带地面真实辐射计(MGTR)对位于印度 Kanpur 市,由于制革厂引起的河流污染进行了监测^[3]。但是在利用 ERS SAR 数据进行森林污染灾害级别的划分方面未见报道。作者于 1998 年 12 月 2 日至 1999 年 2 月 26 日在意大利国家研究委员会农业气象和环境分析研究所(Institute of Agrometeorology and Environmental Analysis for Agriculture, Italy, IATA)进行了项目合作研究。利用 ERS SAR 和 Landsat TM 数据对意大利沿海森林污染灾害级别进行划分。

1 试验区概况

意大利托斯卡那地区中北部沿海地带,北起 Viareggio,南到 Livorno 两城市之间有一个由 Migliarino、San Rossore 和 Massaciuccoli 三地组成的自然公园,占地约 23 000 hm²。试验区

收稿日期: 2000-04-17

基金项目: 中意合作项目“森林类型分类、生物量估测和森林砍伐监测的遥感研究”的部分内容

作者简介: 白黎娜(1956-),女,北京人,副研究员。

——San Rossore 庄园就镶嵌在这座美丽的托斯卡那地方自然公园内, 它的面积超过 5 000 hm^2 , 分布在约 1 km 宽、10 km 长的海岸线上。试验区北起 Serchio 河, 南到 Arno 河入海口。San Rossore 是托斯卡那地区的重要的自然景观之一, 以它的森林状况, 植物学重要性, 动物群和大气层的完整性而著名。但目前正在受到多种起因的污染, 特别是来自海上浮尘的污染, 致使沿海石松(*Pinus pinea* L.) 林随受灾害程度的不同, 而呈现不同程度的落叶现象。

2 研究内容

本项目的主要研究内容是应用人工神经网络的 BP 模型, 利用 ERS-1 SAR 和 TM 遥感数据识别意大利沿海松林污染灾害的级别; 比较不同遥感数据源在此项研究中的作用。

2.1 数据源

研究工作中使用的遥感数据是由合作对方提供的。(1) ERS-1 SAR 数据的 PRI 产品, 其获取时间为 1992 年 11 月 4 日, 轨道号为 06823-2727, 像元大小为 12.5 m; (2) 1992 年 8 月 25 日和 1993 年 2 月 17 日分别获取的两个时相的同轨道 TM 数据; (3) 作为几何校正参照系使用的一幅 1997 年获取的 TM 影像(已经与地形图配准)。训练网络使用的样本数据和评价结果精度使用的检测数据是从 1997 年获取的该地区航片中提取的。

2.2 数据处理

首先对影像进行镜面反转、拉伸和数据的双字节换位、重采样等处理。而后分别对不同相的两幅 TM 影像(1992 年 8 月 25 日, 1993 年 2 月 17 日)及一幅 SAR 影像(1992 年 11 月 4 日)和已经与地形图配准过的另一幅 TM 影像进行影像间配准。最终从 3 种数据源中选取 11 个波段的数据, 构成了 14 种不同的数据组合(详见表 1)。

表 1 中前 9 种数据组合(1~9)是由所选波段 3×3 窗口数据的均值构成; 后 5 种数据组合(10~14)是由所选波段的 3×3 窗口数据构成。

表 1 数据组合种类

序 号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
(1992-11-04) SAR	*		*		*		*	*		*		*	*	*
(1992-08-25) TM1	*	*	*	*										
TM3	*	*	*	*			*	*	*	*	*			
TM4	*	*	*	*			*	*	*	*	*	*		
TM5	*	*	*	*			*	*	*	*	*		*	
TM7	*	*	*	*										
(1993-02-17) TM1	*	*			*	*								
TM3	*	*			*	*	*							
TM4	*	*			*	*	*						*	
TM5	*	*			*	*	*					*		
TM7	*	*			*	*								
输入节点个数	11	10	6	5	6	5	7	4	3	36	27	27	27	9

注: * 表示选择该数据。

2.3 分类算法简介^[4]

B-P 算法是 Back-propagation(反向传播)算法的简称, 由美国加利福尼亚大学的 Rumelhart 和 Mc Clelland 于 1985 年提出。现已成为神经网络的重要模型之一^[5]。

B-P 算法的学习过程由正向传播和反向传播两个过程组成。在正向传播过程中, 输入信息

从输入层经隐含层逐层处理, 并传向输出层, 每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态。如果在输出层不能得到期望的输出, 则转入反向传播, 将误差信号沿原来的接通连路返回, 通过修改各层神经元的权值, 使得误差信号最小。具体算法如下:

(1) 初始化权值 W 和阈值 Q , 即把所有权值和阈值都设置成较小的随机数。

(2) 提供样本对(输入和预期输出值), 即给出顺序赋值的训练集, 包括输入向量 x_0, x_1, \dots, x_{n+1} 和要求的预期输出训练集 d_0, d_1, \dots, d_{m+1} 。

(3) 用 S 型函数和下列公式计算各个隐层的输出 X_j 和输出层的值 Y_k 。假设隐含层有 n_1 个单元, 输出层有 m 单元, 输入层有 n 个单元, 则

$$X_j = f \left[\sum_{i=0}^{n-1} W_{ij} X_i - Q_j \right] \quad 0 \leq j \leq n_1 - 1$$

$$Y_k = f \left[\sum_{j=0}^{n_1-1} W_{jk} X_j - Q_k \right] \quad 0 \leq k \leq m - 1$$

(4) 调整权值。假设只含一个隐含层, 使用递归算法从输出层开始逆向传播误差。

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \eta \delta_j X_i$$

其中 $W_{ij}(t)$ 是在时间 t 时由隐含(或输入)节点 i 到节点 j 的权值。 X_j 是节点的输出, 或是一个输入, η 是学习率, δ_j 是节点 j 的误差项。若节点 j 是一个输出节点, 则

$$\delta_j = y_j(1 - y_j)(d_j - y_j)$$

其中 d_j 是节点 j 的预期(目标)输出, y_j 是实际计算所得到的输出值。若 j 是一个隐节点, 则

$$\delta_j = X_j(1 - X_j) \sum_k \delta_k W_{jk}$$

其中 k 是遍取节点 j 前层中的节点。若加上一个动量项 a , 并按下式使权的变化变缓的话, 过程收敛可能会更快些, 即

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \eta \delta_j X_i + \alpha [W_{ij}(t) - W_{ij}(t-1)]$$

其中 $0 < \alpha < 1$ 。

(5) 转步骤(2)。

训练过程一直进行到权值稳定(不变或变化量小于规定值)为止^[6]。

2.4 研究结果

在工作过程中, 根据地面数据资料中在 0 到 1 区间内对森林灾害级别指数的分布, 我们把灾害级别分别划分为 3、4 或 8 类, 将其它地物分成 2 或 6 类, 如水体、建筑物、其它植被等。按照不同灾害级别和对其它地物类别的划分, 对表 2 所示的 7 种类别划分方案进行了分类研究。

表 2 类别划分方案

类别	总数	3	4	5	6	8	9	10
其中: 森林灾害类别数		3	4	3	4	8	3	4
其它类别数				2	2		6	6

研究表明, 除表 1 所示 14 种数据组合中有 2 种未能产生结果外(一种是 SAR 与 1993 年 2 月 TM 的 5 个波段的窗口均值组合, 另一种是只有 1993 年 2 月 TM 的 5 个波段的窗口均值组合), 其它 12 种不同的数据组合分别对 7 种类别划分方案产生了共 41 个分类结果

(详见表3)。

表3 不同数据组合和不同类别划分下的分类结果数

类别	数 据 组 合														合计
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	
3	2	2	2	2											8
4	1	1	1												3
5	1	1	1	1			1	1	1	1		1		1	10
6	1	1	1	1						1	1	1			7
8	2	1	1										1		5
9	1		1	1											3
10	1	1	1	1									1		5
合计	9	7	8	6			1	1	1	2	1	2	2	1	41

3 分析与讨论

3.1 精度评价

应用 Mr. Lorenzo Costantini 提供的精度分析程序 FINDKAPP, 将分类结果与从 1997 年获取的该地区航片中提取的地面真实数据进行比较, 其中 3 个分类结果的评价精度较高, 达 80% 以上。利用 1992 年 8 月 25 日获取的 TM 影像的 1、3、4、5 和 7 波段数据与 1992 年 11 月 4 日获取的 ERS-1 SAR 影像的数据组合, 将灾害级别分成 3 类(灾害一级、灾害二级和灾害三级), 其它地物只识别 2 类(水体和建筑物)的类别划分, 得到的分类结果图(略)。

3.2 数据分析

表 3 中给出的是针对 14 种数据组合和 7 种类别划分而得到的 41 种分类结果。从中可以看到, 第 5 种(SAR(1992-11-04) 和 TM(1993-02-17) 构成) 和第 6 种(TM(1993-02-17) 构成) 数据组合没有得到任何分类结果。第 7、8(TM 3、4、5 波段及 SAR 构成)、9、11(TM 3、4、5 波段构成) 和 14(SAR(1992-11-04) 构成) 等 5 种数据组合也分别只得到 1 个结果。这说明在这 7 种类别划分的情况下: (1) 单独使用 1992 年 11 月 4 日获取的 ERS-1 SAR 数据(数据组合 14) 只能对该地区松林污染灾害得到一种识别结果; (2) 仅用 1993 年 2 月 17 日获取的 TM 数据(数据组合 6) 不能对该地区松林污染灾害进行识别; (3) 以上两种数据复合后(数据组合 5) 也不能得到识别结果; (4) 仅用 TM 3、4、5 波段的数据(数据组合 9、11) 或用其与 SAR 的复合数据(数据组合 8) 也是只能得到一种结果; (5) 比较第 1、2、3、4 种与第 7、8、9、10、11 种数据组合得到的结果个数不难看出, TM 1、7 波段数据对于识别该地区松林污染灾害类别的贡献是不可忽视的; (6) 比较 1 与 2、3 与 4 数据组合得到的结果个数可以看出, SAR 数据在对该地区松林污染灾害类别的识别中是有贡献的; (7) 从各种类别划分得到的结果个数中不难看出将灾害级别分为 3 类的方式优于其它, 且 FINDKAPP 精度分析程序报告的最高分类精度也产生于此种类别划分方式。

参考文献:

- [1] 李加洪. 在联合国外空委第 37 届科技小组委员会会议上的发言[EB/OL]. <http://www.nrsc.gov>, 2000-02-06.
- [2] Rees W G, Williams M. Monitoring changes in land cover induced by atmospheric pollution in the Kola Peninsula, Russia, using Landsat-MSS data [J]. International Journal of Remote Sensing, 1997, 18(8): 1703 ~ 1723.
- [3] Tripathi N K, Venkobachar C, Singh R K, et al. Monitoring the pollution of river Ganga by tanneries using the multi-band ground truth radiometer[J]. Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 1998, 53(4): 204 ~ 216.
- [4] 白黎娜, 车学俭, 谭炳香, 等. 基于神经网络对遥感图像作类型分类方法的研究[A]. 见: 郭华东, 徐冠华. 星载雷达应用研究[M]. 北京: 中国科学技术出版社, 1996. 98 ~ 103.
- [5] 焦李成. 神经网络系统理论[M], 西安: 西安电子科技大学出版社, 1990.
- [6] 曹焕光. 人工神经元网络原理[M]. 北京: 气象出版社, 1992.

Classification of Damage Level for Italian Coast Forestry Using Remote Sensing Data

*BAI Li-na*¹, *LI Zeng-yuan*¹, *Fabio Maselli*²,
*Lorenzo Bottai*³, *Alberto Ortolani*³, *Stefano Romanelli*³

(1. Research Institute of Forest Resource Information Techniques, CAF, Beijing 100091, China;

2. IATA-CNR, P.le delle Cascine 18, 50144 Firenze, Italy;

3. LaMMA Regione Toscana, Via Einstein 35/B, 50013 Campi Bisenzio (FI), Italy)

Abstract: The potential of applying Landsat TM and ERS-1 SAR data to classify the damage levels of Italian coast forestry was analyzed. The result indicates that TM data acquired in summer is more effective than that obtained in winter and ERS-1 SAR data on forestry damage mapping. But the contribution of ERS-1 SAR data for this study is not neglected. The B-P (Back-propagation) model of artificial neural network was applied to identify different levels of forestry damage. The evaluation for the classified precision with FINDKAPPA program is provided and the map of forestry damage levels for study area is also provided.

Key words: ERS-1 SAR; TM; forestry damage; classification; neural network; B-P model