

一种识别NOAA/AVHRR数据异常高温点方法的研究*

纪平 易浩若 白黎娜 张彦忠

关键词 BP网络、KL变换、异常高温点

近年来,极轨气象卫星(NOAA)的应用范围已由气象扩展到海水温度、海冰、水涝灾害、森林火灾和草地火灾等方面的监测,植被宏观监测及城市热岛现象研究等广阔领域,应用技术正向高水平发展,其目标是:定量化应用研究的开展,如农作物估产研究等;提高宏观监测精度和准确率的各种方法的研究和应用。

针对宏观监测森林火灾提高报准率的问题,目前已有监测森林火灾的方法,主要是根据NOAA/AVHRR CH₃(3.55—3.93 μ m)数据异常,得出判断结论,这种作法的报准率低,且不同地域的适应性差,对此,作者进行了大量研究,在对我国不同地区的多轨NOAA/AVHRR 1B数据进行处理、分析、对比后,得出如下看法:①用AVHRR CH₃监测森林火灾的干扰来自卫星—地面接收站系统自身的噪声外,主要来自地表地物对太阳辐射的反射,其中有水体、无植被地区地表土壤、砂地、岩石、冰雪等的反射,也有少植被的沼泽、盐碱地的反射等等,称为非高温点干扰。②对监测森林火灾来说,草地火、工业用火、农用火等也是影响报准率的重要干扰因素,称为非林火点干扰。在研究中,为了提高报准率和具备不同地域的适应性,把监测森林火灾问题从方法上分解为两个步骤:第一,识别NOAA9/AVHRR数据的异常高温点,排除非高温点干扰。第二,识别异常高温点中的林火点,排除非林火点的干扰。在排除非高温点干扰的方法研究中,据林火等真实高温点与非高温干扰点分别对NOAA9/AVHRR各通道数据反映的差异,采用人工神经网络方法,将NOAA9/AVHRR 1, 2, 3, 4作为对异常高温点的描述,即网络的输入单元。训练好的网络在对几幅图象中异常高温点的识别上取得了较高的精度^[1],但也有极个别高温点未被识别。针对这一问题,提出了在KL变换基础上,对异常高温点进行采样、网络选择、训练、测试的方法,满意地完成了高温点与非高温点的识别工作。

1 BP网络及其算法修正

本方法中依然采用BP网络,含一个隐层, S型转换函数,现将其算法及修正叙述如下。

1.1 BP算法

BP网络的学习过程是有监督学习过程,可以分为正向和反向传播两步,在正向传播中,网络通过现有连接权将给定输入正向传播,在输出层获得各单元的实际输出;在反向传播中,网络将实际输出与期望输出产生的一般误差逆向传回输入层,以获得调整各连接权所

1993-02-10收稿。

纪平助理研究员,易浩若,白黎娜,张彦忠(中国林业科学研究院资源信息研究所 北京 100091)。

*本研究为“八五”国家科技攻关项目“西南林区等火灾监测评价”的阶段成果。

需的各单元参考误差^[2]，具体算法过程为：

①权值和节点偏移的初始化；②给定输入向量 X 和所希望的输出向量 T ；③计算实际输出向量 Y ；④梯度计算，对输出层：

$$\delta_i = (T_i - Y_i) f'(\sum_j W_{ij} Y_j + \theta_i) \tag{1}$$

对隐层： $\delta_i = f'(\sum_j W_{ij} Y_j + \theta_i) \sum_k \delta_k W_{ki}$ (2)

其中 i, j 为第 i, j 个节点， k 为第 k 个样本， f 为转换函数；⑤权值学习

$$\Delta W_{ij} = \eta \delta_i Y_j \tag{3}$$

即 $W_{ij}(k+1) = W_{ij}(k) + \eta \delta_i Y_j$ (4)

其中 η 为学习率；⑥返回②直到收敛^[5]；算法框图见图1。

1.2 算法修正

传统的BP网络学习算法，由于采用的是梯度下降法，因此(3)式中的 η （学习率）不可取得过大，但 η 太小又影响了算法的收敛速度，为改善这种情况，对(3)式作如下修改：

$$\Delta W_{ij} = \eta \delta_i Y_j + \alpha \Delta W_{ij} \tag{5}$$

其中 α 为一可选比例数，这样若 ΔW_{ij} 增强， $\alpha \Delta W_{ij}$ 将增加这种增强趋势，若 ΔW_{ij} 产生振荡， $\alpha \Delta W_{ij}$ 将抵消这种行为，使得算法可以在一个低学习率下快速收敛，试验的结果也表明 $\alpha = 0.8$ 比 $\alpha = 0.4, \alpha = 0$ 时的收敛速度要快得多。

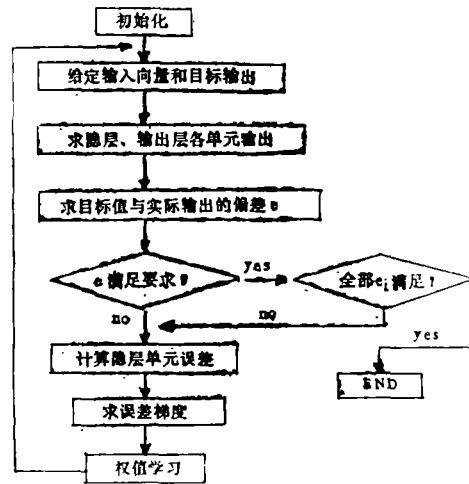


图1 BP算法框图

2 计算试验

2.1 样本点描述及试验数据选取

研究异常高温点的目的，是为了判别该点是否为林火点，对NOAA数据进行处理后的图象分析来看，仅对林火而言，AVHRR CH1主要显示了烟和云的分布，AVHRR CH2反映了植被烧毁的情况，AVHRR CH3的亮点就是异常高温点，AVHRR CH4、CH5主要表现的是大气下垫层温度，据上述分析，将其作为对异常高温点的描述^[1]。但由于该描述方式的不完整性，加上噪声等因素的影响，使个别点不能被网络正确识别。为此，作者对NOAA9/AVHRR数据进行了KL变换^[4]，变换后的特征分量对林火而言主要代表：第一主特征为植被情况；第二主特征为火点情况；第三主特征是烟；第四主特征是过火迹地；第五主特征为噪声，所以，仍然选择四个分量的矢量来描述一个异常高温点，所不同的是这四个分量为KL变换后的1~4主特征。

从几幅火灾卫星图象中选取了4幅，其中有特大林火，也有小面积林火，有草场火，也有计划火烧火，图象中是火点的象元点个数总共为437个，用其中198个火点及600个非火点作为训练数据，32个火点及100个非火点为测试数据。

2.2 网络结构 (图2)

据2.1节选择的训练、测试数据,对一个具有单隐层,四个输入单元,一个输出单元的BP网络,分别进行了不同隐结点个数的多次训练和测试,结果表明,四个隐结点的网络效果最好。

在神经网络中,要获得有关异常高温点的知识,必须使网络对其训练数据进行学习,其学习训练过程如下:将每一个样本点分别输入网络,利用上述算法,对网络的连接权进行修改,

这里的连接权实际体现了各输入单元之间的关系,直到所有样本的一般误差均满足收敛条件为止,这样网络便完成了训练过程,即完成了知识获取过程,所有从样本中提取的关于异常高温点知识,都分布在网络的连接权上,此时网络的连接权分布不仅体现了不同样本间的特征差异,且体现了相类似样本间一定精度内的共同特征^[3],由此可见,网络实际上完成的是知识自动获取,随着样本集语意的扩展,网络存储的知识会不断扩充,另一方面,这种将知识存储在网络连接权上的结构,也可以作为一种知识表示机制。因此,网络训练即完成了传统专家系统中的知识获取和知识表示工作,充分表现了具有自学习、联想记忆神经网络的优势。

从BP网络的算法来看,该网络实现的是一个正向推理机制,而这一机制的实现过程,对网络来说仅仅是对于给定模式的回忆过程。首先是计算输入层对给定模式的输出,作为隐层输入,再计算隐层输出和输出层输出,由阈值函数判定输出单元类别,完成推理过程,与传统的专家系统相比,在推理速度上网络要快得多。

2.3 测试结果

用2.1节所选的测试数据对已训练好的网络进行测试,效果非常满意,所选取的测试点(32个火点和100个非火点)全部被正确识别,由此可以得出,该网络在进行异常高温点的识别中已达到很高精度,见表1(鉴于篇幅所限,非异常高温点的测试结果不在其列)。

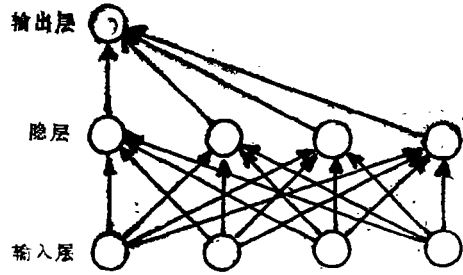


图2 网络的拓扑结构

表1 网络测试结果

期望输出	实际输出	期望输出	实际输出	期望输出	实际输出
1.000 000	0.929 094	1.000 000	0.947 356	1.000 000	0.949 572
1.000 000	0.951 243	1.000 000	0.941 707	1.000 000	0.938 673
1.000 000	0.936 986	1.000 000	0.955 725	1.000 000	0.959 484
1.000 000	0.953 629	1.000 000	0.944 876	1.000 000	0.947 318
1.000 000	0.943 407	1.000 000	0.945 748	1.000 000	0.947 336
1.000 000	0.938 177	1.000 000	0.929 049	1.000 000	0.949 572
1.000 000	0.951 243	1.000 000	0.938 673	1.000 000	0.936 986
1.000 000	0.953 846	1.000 000	0.955 725	1.000 000	0.959 484
1.000 000	0.953 629	1.000 000	0.944 876	1.000 000	0.947 318
1.000 000	0.943 407	1.000 000	0.945 748	1.000 000	0.938 177
1.000 000	0.983 485	1.000 000	0.978 673		

3 关于试验结果的讨论

由BP算法构成的网络,在理论上能以任意精度模拟任一连续函数或完成其映射,并对可微分函数进行分类。该网络对相似模式,也可分类为与其最相似类别,即便由于训练集语意的不完全,使网络未曾对所有异常高温点模式进行训练,也不影响它对类似于训练过的模式进行识别,它会将其判断为与它最近似的模式类型,这一点也可在对阈值函数阈值的设置上进行控制,据此及测试结果,可以说该网络在异常高温点的识别上具有很高的精度。

尽管所选的测试子集被网络完全正确地进行了识别,但由于工作目的不仅为正确识别异常高温点,而是要进行林火判别,因此对这32个点进行了分析,发现其中5个不是林火点,造成这种现象的原因是多样的,首先是对林火点的描述,尽管KL变换后解决了异常高温点的描述问题,但从试验结果的分析上看,这对林火点来说还是不够的。其次,未考虑各点的空间变化性。第三,未利用地理信息系统进行辅助判断,这些都有待于在今后的工作中进行再研究。

本文在以往的研究工作基础上^[1],给出了新的异常高温点样本的描述方式。重新选取了训练、测试数据,并对修改了的网络拓扑结构进行了训练和测试,测试结果表明,用这种方法识别NOAA/AVHRR数据中的异常高温点,可以得到满意的结果。

参 考 文 献

1. 纪平, 易浩若, 白黎娜. 人工神经网络识别NOAA数据异常高温点的研究. 见: 重大自然灾害遥感监测研究进展. 北京: 科学技术出版社, 1993.
2. 靳蕃, 范俊波, 谭永东. 神经网络与神经计算机原理应用. 成都: 西南交大出版社, 1991.
3. 刘健勤, 王庆元, 郑南宁. 一种用于皮革纹理分类的神经网络算法. 信息与控制, 1992, (2).
4. 许殿元, 丁树柏. 遥感图象信息处理. 北京: 宇航出版社, 1990.
5. 焦李成. 神经网络系统理论. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1991.

Method for Recognizing the Unusual High Temperature Points through NOAA/AVHRR Data

Ji Ping Yi Haoruo Bai Lina Zhang Yanzhong

Abstract In this paper, for the error differentiation of applying neural network to recognize the unusual high temperature point by using NOAA data, on the base of KL transformation, the sample description is redefined for recognizing unusual high temperature problem with data supplied by the NOAA satellite. And the old Topological structure of the network is modified. A new simulated experiment shows that the modified network is better than the old one in the recognizing precision.

Key words BP network, KL transformation, unusual high temperature

Ji Ping, Assistant Professor, Yi Haoruo, Bai Lina, Zhang Yanzhong (The Research Institute of Forest Resource Information Techniques, CAF Beijing 100091).