基于神经网络和分形纹理的夜间浓雾遥感监测技术*

张顺谦　杨秀蓉
(四川省农业气象中心, 成都 610071)

摘　要

利用地物光谱信息和图像纹理信息作为地物分类识别标志,将分形理论和 BP 神经网络应用于夜间浓雾的遥感监测,使夜间浓雾的监测精度明显提高。与传统最大似然法(MLC)比较,晴空地表、雾区、云区的识别精度均有提高,特别是云区的识别精度提高了 10 %,基于灰度连通域的灰度加权计盒维数图像纹理提取技术使云雾边界的提取更加合理,文章最后对类的归并作了讨论。

关键词: BP 神经网络　分形理论　云雾分离

引　言

随着经济发展和社会进步,浓雾对交通运输业和对人们生产生活造成的影响日益严重,已成为一种不可忽视的自然灾害,加强对浓雾的监测和预报,对减轻雾灾造成的损失至关重要。常规的地面观测具有客观、真实、准确的优势,但受人力物力的限制,其站点的设置密度和观测密度均难以满足宏观、快速的检测要求,而卫星遥感作为一种大尺度观测手段,因其具有宏观、快速、直观的特性,已越来越多地应用到了灾害监测方面,针对雾灾的遥感监测,国内外已做了大量的相关研究和试验。

雾的遥感监测难点在于低层云雾的区分,由于雾和层云的形成机理一致,其光谱特征也极为相似,使得雾与层云难于区分。刘健等[1]根据云雾对 4 μm 波长的散射能力因粒子半径不同而存在差异的特点,分析发现 AVHRR CH3(4 μm)反射率值小的云中大粒子区与可降水区间存在有一定的关系,而 CH3(4 μm)反射率大值区与大雾覆盖区之间具有良好对应性,因此可以利用 CH3(4 μm)反射率的大小进行白天浓雾的遥感监测。Eyre 等[2]、Turner 等[3]、d 'Entremont[4]、李亚春等[5]尝试利用地物光谱特性和以 AVHHR CH3(4 μm), CH4(11 μm)通道亮温差采用阈值判别法进行夜间低层云雾的识别。鉴于雾和某些低云及地表通常具有较类似的光谱特征,故单独采用光谱分析方法难以满足雾识别和云雾分离的要求,而在灰度图像上云和雾常表现出不同的纹理特征,雾顶一般比较光滑,起伏较小,边界清晰、整齐,而不同高度的云由于其内部粒子组成不同,云顶纹理粗糙,起伏较大,边界破碎、零乱。陈伟等[6]、王淑华等[7]利用灰度图像上云雾区不同的纹理特征以分形维数的差异进行云雾分离试验取得了较好的效果。

* 中国气象局成都高原气象研究所开放实验室基金资助。
2005-03-24 收到,2005-06-06 收到修改稿。

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

对夜间雾的遥感,除存在云雾分离的困难外,由于夜间雾与地表的温度对比不明显,在红外云图上两者常常表现为具有相似的图像特征而难以区分。同时,由于夜间只有红外信息没有可见光信息,使得夜间雾比白天雾的遥感监测更加困难。在以往雾的遥感监测研究中多以白天雾作为研究对象,关于夜间雾的遥感监测研究相对较少,而在这些有关夜间雾的研究中,要么只注重光谱信息,要么只注重纹理信息,因此其监测精度均不够理想。本文在充分考虑地物光谱信息和图像纹理信息的基础上,结合地面实况信息,将神经网络地物分类方法应用于夜间浓雾的遥感监测,以期提高其监测的准确性。

1　神经网络结构设计

人工神经网络是指由大量类似于生物神经细胞的处理单元(神经元)相互连接而成的、具有一定智能功能的网络。根据神经元在网络中的连接方式、学习方式和信息传递方向的不同而衍生出不同的网络类型。本文采用的网络类型是应用最为广泛的基于误差反向传播(BP)学习算法的人工神经网络。

1.1　BP 神经网络基本原理

BP 学习算法广泛应用于多层感知器(MLP)神经网络中。图 1 是一个具有三层感知器结构的神经网络,网络第一层称为输入层,最末一层为输出层,中间各层称为隐含层。同层神经元节点间没有任何耦合,上层神经元与下层神经元之间通过一定的连接权值而互连,初始权值是一些较小的随机数,在网络学习过程中,利用大量样本对网络进行反复训练,其间通过权值的调整使样本总体误差下降达到收敛。

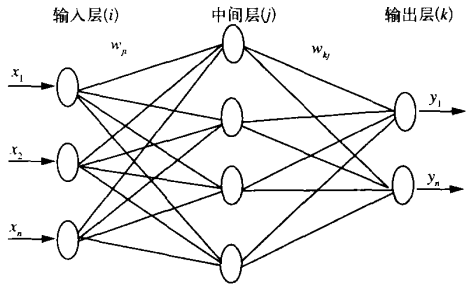

图 1　三层感知器 BP 神经网络拓扑结构

BP 学习算法包括输入信息正向传播和误差反向传播两个过程。在正向传播过程中,样本输入信息从输入层依次向输出层传递,每一层的输出只影响下一层的输入,下层神经元的输入是上层各神经元输出值的加权和,而其输出通常用 Sigmoid 型非线性函数 $f(x)=\frac{1}{1+e^{-x}}$ 的函数值表示,在输出层通过计算每个样本 p 的期望输出 t_{pk} 与实际输出 o_{pk} 之间的误差 $E_p=\frac{1}{2}\sum_k(t_{pk}-o_{pk})$,然后将此误差沿逆向通路往输入层传播,并根据误差的大小调整各层神经元之间的连接权值[7],这样便完成一个样本的迭代。当全部样本经过一次迭代后样本总体误差 $E=1/P\sum_p E_p$ 不合要求时则进入下一轮迭代,直至误差满意为止,P 为总样本量。

1.2　BP 神经网络拓扑结构

从减少计算量和网络稳定性考虑,本文采用三层结构的 BP 神经网络。

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

输入层神经元结构　根据以往的研究,雾滴在 3.75 μm 波长处的卫星测值明显低于 11 μm 波长处的测值,利用这两个波长处的 AVHRR CH3 和 CH4 亮温差进行低层云雾的识别是可行的;另外,云雾在卫星云图上常表现出不同的纹理特征,云顶明暗差异较大,纹理散乱,雾顶光滑,纹理均匀,利用云图上的纹理差异可以有效地区分云雾;为了增加云雾识别的信息量,本文还分别将 CH3 和 CH4 的亮温作为输入信息。因此,网络输入层共有 4 个神经元,分别对应 CH4 与 CH3 亮温差、图像纹理特征 D、以及 CH3(4 μm)亮温和 CH4(11 μm)亮温。

输出层神经元结构　对于雾的遥感识别来说,必须将雾区、云区和晴空地表区别开来,因此输出层有 3 个神经元,分别对应晴空地表(C_1),浓雾区(C_2)和云区(C_3)。

中间层神经元结构　隐层数目和隐层神经元个数是决定 BP 神经网络的速度和效率的关键因素,但它的确定有些困难,没有固定的标准,只能依靠经验并通过反复试验加以确定,神经元个数太少满足不了精度要求,而增加神经元个数则需要增加训练样本的数量,否则将造成网络的不稳定,但要获得足够多的训练样本通常很困难,同时神经元和训练样本的增加将造成网络收敛速度的显著降低,根据文献[8]的推荐,隐层神经元个数应为输入层神经元个数的 2 至 3 倍,对于我们这个具有 4 个输入神经元和 3 个输出神经元的三层 BP 网络来说,通过取 5,8,10,15 不同的中间层神经元个数反复试验,发现当中间层神经元个数取 10 时效果较好,既有较高的分类精度,也有较快的收敛速度。

学习率 η 和动量常数 α 也是影响 BP 神经网络收敛速度的重要因素,根据试验,以取 0.5 为宜。

2　分形理论与纹理提取

2.1　分形理论

分形理论创立于 20 世纪 70 年代,它被广泛应用于图像压缩、图像分割等领域。分形的复杂程度以分形的维数进行度量,对二维平面图像,其分形维数为 2,三维立体图像,其分形维数是 3,而灰度图像的分形维数是一个介于 2 与 3 之间的分数维,计算灰度图像分数维的方法很多,最常用的是差分计盒维数法,该方法的计算原理是:

把大小为 $M \times M$ 的灰度图像看成一个 (x, y, z) 的三维空间,将 (x, y) 空间按一定的缩小比例 r 将其划分成 $s \times s$ 大小的一些小区域,在每个小区域上堆叠一系列底为 $s \times s$,高为 h 的盒子(盒子高度 h 等于图像最大灰度值与最小灰度值之差与缩小比例 r 的比值),而其最大灰度与最小灰度所在的盒子之差即为覆盖该小区域所需的盒子数,每个小区域的盒子数之和即为缩小比例 r 时所需的盒子数,对于不同的缩小比例 r 可计算出的不同的盒子数 N_r,对 r 和 N_r 分别取对数作线性回归,其回归系数即为所求的分数维 d。

陈伟等[6]、王淑华等[7]利用灰度图上云雾分数维的差异进行云雾分离试验已获得成功,灰度图像分数维将作为一个输入神经元参与本文的遥感图像分类和云雾分离研究。

2.2　纹理提取

传统上,人们以方块子图划分图像,并通过计算各个子图的分数维来判断子图的云雾属性。这种做法存在的问题有:一是子图大小划分随意性大;二是使得云雾边界出现分段

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

线性化;三是使得处理于云雾边界处的子块,由于其既含有雾又包含云,其计算出的分维数必定很大,往往被判识为云,从而使雾区明显缩小。为了增强雾区边界的识别精度,本文采用基于灰度连通域的灰度加权计盒维数法提取图像纹理,其计算方法是:

①使用灰度相似性判决对灰度图像进行较小灰度邻域范围内灰度连通域的划分。设已分割区域 R 的灰度均值为 $\bar{g}$,待测像素点灰度为 g,则待测像素点与已分割区域相似性 S 表示为:

$$S = w \cdot (g - \bar{g})^2 \tag{1}$$

式(1)中,w 为非负权值。如果 S 足够小,可认为待测像素与已分割区域相似,并入已分割的目标中,构成连通区域,否则,不进行合并。合并后新的连通区域灰度均值为:

$$\bar{g}_{\text{new}} = (n \times \bar{g}_{\text{old}} + g)/(n + 1) \tag{2}$$

式(2)中,n 是已生长区域的像素点个数。

②用 2.1 介绍的方法计算各个灰度连通域的分形维数。

③为了拉大云雾在分形维数上的差异,对连通区域的分形维数进行灰度加权修正。用一定的灰度间隔将图像的灰度划分为不同的等级,图像所分的总的灰级数为 L,以连通区域的平均灰度所对应的灰度等级 m 与 L 的比值作为修正权值,修正后的连通区域分形维数 D 为:

$$D = d \times (1 + m/L) \tag{3}$$

式(3)中,d 是连通区域的原始分形维数。

基于分数维的分形纹理提取技术已广泛应用于遥感图像的地物分类和识别研究,并成功应用于云雾的分离试验。本文根据前述 BP 网络原理和图像纹理提取技术,利用 Delphi 开发工具,成功开发了基于动态连接库的图像纹理提取计算软件和 BP 神经网络分类器。

2.3　训练样本的获取

以地面气象站网观测实况为基础,结合卫星云图排除云下雾区后作为训练样本的输出类别。由于 AVHRR 数据空间分辨率低,在 1 个像元误差的定位精度下,采用单像元抽样将存在较大误差,因此训练样本的 AVHRR CH3 和 CH4 亮温及亮温差以气象站点周围 3 ×3 共 9 个像元的平均值代替,而样本的纹理信息以包含样本点的连通区域分形维数表示。为了避免在网络学习过程中出现过饱和现象(误差收敛远高于期望的值),对样本向量和分类目标数据都作了归一化的预处理。

3　试验与结果分析

3.1　试验结果

最大似然分类(MLC)法[9]具有坚实的数理统计理论基础,是一种普遍使用的监督分类器,在遥感图像分类中有着广泛的应用,为了检验本文建立的 BP 神经网格模型对夜间浓雾的识别能力,分别采用 MLC 法和 BP 法对 2004 年 1 月 5 日 06:19(北京时,下同)和 2004 年 11 月 5 日 06:29,6 日 06:05,17 日 06:34 共 4 个时次的遥感图像进行了夜间云雾分离的对比试验,并以地面观测实况作为分类精度的检验标准,其分类精度以正确分类样

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

本数占样本总数的百分比表示,对比检验结果见表 1。

表 1 MLC 与 BP 分类法精度对比表

类 型	实际样本数	正确分类数		精度/ %	
		MLC 法	BP 法	MLC 法	BP 法
C_1(晴空地表)	54	42	44	77.78	81.84
C_2(雾区)	162	148	153	91.35	94.44
C_3(云区)	194	159	181	81.96	93.30

从表 1 可以看出,BP 分类法对 3 类地物的分类精度较传统 MLC 分类法均有提高,特别是云的识别精度有较大幅度提高,由 82 %上升到 93 %。另外,分析结果还表明,BP 分类法将中低云层误判为雾区的几率(误判数与云区样本总数的比率)由 10.8 %下降到 4.6 %,误判为晴空地表的几率由7.2 %下降到 2.1 %。Kappa 系数则由0.757提高到 0.871。

3.2 类的归并

图 2a 是 2004 年 11 月 17 日 06:00 CH4 灰度图,图像中部是大片浓雾区域。图 2b 是用上述方法得到的分类结果图,图像存在斑块较为零碎、有一些孤立点、断点、孔穴、毛刺等缺陷。为了消除这些缺陷,我们对分类结果作类的归并处理,将连通域内所有像元点强制归并到域内最多的那种类型,其结果如图 2c。

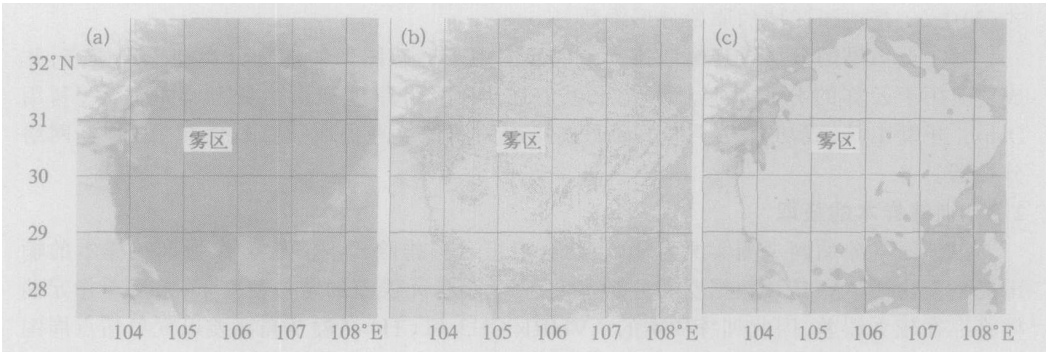

图 2 2004 年 11 月 17 日 06:00 四川盆地雾区遥感监测图
(a) 灰度图, (b) BP 分类法雾区监测图, (c) 类归并后的雾区图

4 结论与展望

本文综合利用地物光谱信息和图像纹理信息作为夜间云雾分离的依据,将分形理论和 BP 神经网络应用于夜间浓雾的遥感监测。具有三层感知器的 BP 神经网络模型以 AVHRR CH3 和 CH4 的亮温和亮温差以及 CH4 灰度图像的纹理信息作为网络输入层 4 个神经元的输入;网络输出层具有 3 个神经元,分别代表晴空地表、雾区和云区 3 种地物类型;中间层神经元经反复试验以 10 个为宜。扩展的输入信息和合理的网络结构大大提高了夜间雾的监测精度,与传统最大似然法比较,晴空地表、雾区、云区的识别精度均有提

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

高,特别是云区的识别精度提高了 10 %,3 类地表的总体识别率提高了 7 %,达到 93 %以上。基于灰度连通域的灰度加权计盒维数图像纹理提取技术提高了云雾边界的识别能力。

关于分类后类的归并处理,目前只是简单地将连通域内所有像元点强制归并到域内最多的那种类型,这种方法过于简单和粗放,考虑影像的空间约束关系,采用基于数学形态学的膨胀腐蚀方法进行类的归并是今后要做的工作。

参 考 文 献

1 刘健,许健民,方宗义. 利用 NOAA 卫星的 AVHRR 资料试分析云和雾顶部粒子的尺度特征. 应用气象学报, 1999,**10**(1): 28～33.

2 Eyre J R,Brownscombe J L,Allam R J. Detection of fog at night using Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR) imagery. *Meteor Mag*,1984,**113**:266～271.

3 Turner J,Allam R J,Maine D R. A case study of the detection of fog at night using channels 3 and 4 on the Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR). *Meteor Mag*, 1986,**115**:285～97.

4 d'Entremont R R. Low and mid level cloud analysis using nighttime multispectral imagery. *J Clim Appl Meteor*,1986, **25**:1853～1869.

5 李亚春,孙涵,徐萌. 卫星遥感在大雾生消动态监测中的应用. 灾害学,2001,**16**(1):45～49.

6 陈伟,周红妹,袁志康,等. 基于气象卫星分形纹理的云雾分离研究. 自然灾害学报,2003, **12**(2):133～139.

7 王淑华,赵宇明,周小四,等. 基于灰度连通域加权分数维的云雾自动分离算法. 红外与激光工程, 2002,**31**(2):18～22.

8 骆剑承,周成虎, 杨艳. 人工神经网络遥感影像分类模型及其与知识集成方法研究. 遥感学报,2001,**5**(2):122～129.

9 周成虎,骆剑承,杨晓梅,等. 遥感影像地学理解与分析. 北京:科学出版社,2001. 23～24.

REMOTE SENSING MONITORING TECHNOLOGY OF THICK FOG AT NIGHT BASED ON NEURAL NETWORKS AND FRACTAL GRAIN

Zhang Shunqian　Yang Xiurong

(Sichuan Provincial Agrometeorological Center, Chengdu 610071*)*

Abstract

In terms of the ground-object spectrum information and the image-grain information as symbols to distinguish the ground-objects, fractal theory and BP neural networks are used to monitor thick fog at night, which increases the monitoring precision of thick fog obviously. Compared with the traditional Maximum Likelihood Classifying (MLC), the identified precision of clear sky ground, fog areas, cloud areas is increased, especially that of the cloud areas is increased by 10 %. The image-grain extraction technology of grey-power box-counting dimension basing on grey degree connected region made extracting the borderline of cloud and

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

fog more reasonable. Also, the merger of kinds is discussed.

Key words: BP neural networks Fractal theory Cloud and fog separate

“首都北京及周边地区大气、水、土环境污染机理与调控原理”通过验收

中国科技部 973 项目《首都北京及周边地区大气、水、土环境污染机理与调控原理》自 1999 年 12 月～2005 年 9 月实施,项目大气部分首席科学家为徐祥德研究员,项目科学顾问为周秀骥院士,李泽椿院士为国家科技部特聘 973 城市环境项目咨询专家。2005 年 9 月 20～22 日,对所属 11 个课题进行了验收评审,课题全部以优级顺利通过验收。在课题验收基础上,经批准本项目成果已正式选入国家科技部周光召院士主持的“973 丛书”首批编写书目。

专家组指出该项目各课题研究中的科学目标与国家需求明确,在研究中体现了多学科相互交叉研究思路,项目研究队伍精干整齐,团结协作,项目实施过程中培养了大批青年人才。研究工作以大量现场科学试验、野外调查和室内模拟试验科学数据为基础,从地球科学系统多圈层角度出发,把大气、水、土壤作为相互关联的整体进行研究。通过研究大气、水、土环境变化过程中的物质交换与循环机理,探索污染物的扩散、输送、迁移途径及其污染物聚集释放机理;揭示主要污染物在大气、水、土等界面内及界面间物理、化学和生物作用过程。建立了区域大气、水、土环境污染预警模式及其预测业务系统相关模式,并提出大气、水、土环境污染治理与调控措施。各课题组的研究工作既注重基础理论研究,在应用研究中又有所创新,研究成果为北京地区大气、水、土环境污染预警、预测、评估决策系统提供了重要的理论基础。对北京绿色奥运以及大气、水、土环境污染的综合防治对策提出了科学依据。世界气象组织(WMO)1999 年将该项目评价为城市环境领域全球仅有的两个先导性示范项目(PILOT PROJECT)之一,并于 2003 年再次给予确认,从 2003 年起在世界气象组织网页上作为先导性示范项目设专栏长期报道。世界气象组织城市气象和环境研究计划科学委员会主席、大气和环境研究项目科学计划高级官员高度评价此项目研究成果,已计划向 WMO 成员国推广此示范项目研究成果,并强烈支持项目继续研究下去,为 2008 年奥运会做出新贡献。专家组非常重视 WMO 给予项目的高度评价。

专家组指出,研究中还存在一些值得加强的方面,例如从首都经济圈的角度来认识大气、水、土污染成因机理等方面研究有待进一步加强;虽然项目研究成果已涉及到一些基础性理论问题,并已形成较系统的研究思路,但有待于展开更深层次研究。

该项目可在世界气象组织(WMO)网页查询:http://www.wmo.ch/web/arep/gaw/urban.htm。

(于淑秋 丁国安)

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net