

文章编号: 1007-4619(2006)04-0497-05

神经网络和分形纹理在夜间云雾分离中的应用

张顺谦, 杨秀蓉

(四川省农业气象中心, 四川 成都 610071)

摘 要: 云雾分离是浓雾遥感监测的难点, 地物光谱信息和图像纹理信息的综合利用, 分形理论和 BP 神经网络技术的应用, 使夜间云雾分离结果更为可信, 基于灰度连通域的图像纹理提取提高了云雾边界的识别能力, 灰度加权拉伸后的分数维增强了云雾的可分性, 与传统最大似然法比较, 本文所用方法对晴空地表、雾区、云区的识别精度均有提升, 特别是云区的识别精度提高了 10%, 三类地表的总体识别率提高了 7%, 达到 93% 以上, 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; 分类后处理

中图分类号: P407/TP751.1 **文献标识码:** A

The Application of Neural Network and Fractal Grain in the Nocturnal Cloud and Fog Separation

ZHANG Shun-qian, YANG Xiu-rong

(Agrometeorological center of Sichuan Province, Sichuan Chengdu 610071, China)

Abstract: The nodus of remote sensing monitoring for fog is the separation of cloud and fog. Synthetically using the ground-object spectral information and the image-textural information, together with the applications of fractal theory and BP neural network, have increased the reliability of the cloud and fog separation result. The image-textural extraction basing on gray scale connected region has improved the recognising ability of the cloud and fog boundary, while the fractional dimension weighted by gray scale has improved the separability of cloud and fog. Compared with the traditional Maximum Likelihood Classification, the identified precision of clear sky, ground, fog areas, cloud areas was increased, especially that of the cloud areas was increased by 10%, and that of the three kind objects in total was increased by 7%, so it was more than 93%. The merging of these kinds was discussed also.

Key words: BP neural network; fractal theory; cloud and fog separate; post-class processing

1 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

收稿日期: 2004-12-16; 修订日期: 2005-09-15

基金项目: 四川省计委项目“四川省农业气象决策咨询服务平台建设”资助。

作者简介: 张顺谦(1964—), 男, 高级工程师, 1984年毕业于南京气象学院大气科学系大气探测专业, 主要从事气象灾害和生态环境的卫星遥感业务应用与研究, 已发表学术论文十余篇, 1篇被 EI 收录, 出版科技专著 1 部, 有 2 项研究成果获省部级科技进步 3 等奖。E-mail: zsqhd@163.com。

外已做了大量的相关研究和试验。

雾的遥感监测的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, Eyre^[1], Tumer^[2], d'Entremont^[3], 李亚春^[4]等尝试利用地物的光谱特性以 AVHRR 三、四通道的亮温差进行阈值判别来区分低层云雾。鉴于雾和某些低云及地表通常具有较类似的光谱特征,故单纯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^[5]、王淑华^[6]等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。

对夜间雾的遥感,除存在云雾分离的困难外,还由于夜间雾与地表的热对比不明显,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,因此,在以往雾的遥感监测研究中多以白天雾作为研究对象,而关于夜间雾的遥感监测研究相对较少。而在前述这些仅有的关于夜间雾的遥感研究中,要么只注重光谱信息要么只注重纹理信息,所用方法仅是基于统计分析的阈值法,本文旨在通过综合地物光谱信息、图像纹理信息和地面观测实况,运用智能化的神经网络云雾分离技术,以期提高夜间浓雾遥感监测的准确性。

2 云雾分离方法

由于人工神经网络实现了输入与输出之间的非线性映射,能够较好地解决同物异谱与同谱异物问题,因此在遥感影像地物识别中获得了广泛应用。人工神经网络的类型多种多样,本文以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进行云雾分离研究。

2.1 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

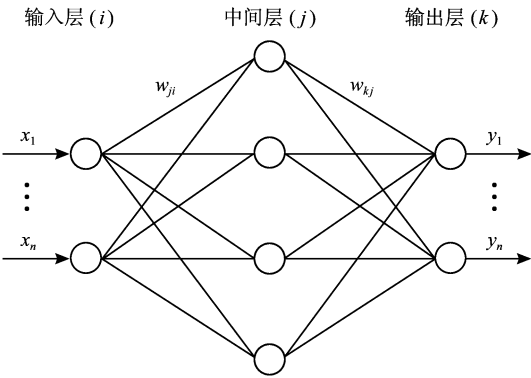


图 1 三层感知器 BP神经网络拓扑结构
Fig 1 Three-layer perceptron

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。

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],这样便完成了一个样本的迭代,当全部样本经过一次迭代后,样本总体误差 $E = 1/P \sum_p E_p$ 不合要求时则要进入下一轮迭代,直至误差满意为止。

2.2 网络拓扑结构

从减少计算量和网络稳定性考虑,本文采用 3 层结构的 BP神经网络。

2.2.1 输入层神经元

三、四通道亮温差 ($CH_3 - CH_4$): 1973 年 Hunt 经理论计算得知,不透明水云如雾或低层云在短波红外 ($4\mu m$) 通道的比辐射率要明显小于其在长波红外 ($11\mu m$) 通道的比辐射率,两者的差异会造成低层云雾在 AVHRR CH_3 ($4\mu m$) 通道上的亮温明显小于 CH_4 ($11\mu m$) 通道上的亮温,而陆地和海洋的这种差异不明显。同时对厚的中高云来说,经分析发

现其 CH_3 通道上的亮温明显高于 CH_4 通道上的亮温。因此,利用 CH_3 与 CH_4 通道的亮温差能有效地将低层云雾与地表及中高云层区别开来, $\text{CH}_3 - \text{CH}_4$ 是一个识别低层云雾的有效参数。根据试验,当输入层不选取 $\text{CH}_3 - \text{CH}_4$ 这一结点时,很容易将厚的低云和晴空地表误判为雾区。

四通道灰度图像纹理(分数维 D):云与雾在卫星云图上常表现出不同的纹理特征,云区顶部明暗变化大,纹理散乱,雾区顶部光滑,纹理均匀,利用云图上的纹理差异可以有效地区分雾区和云区。

图像纹理可通过其分数维加以度量,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。这种做法一是存在子图大小划分随意性大,二是使得云雾边界出现分段线性化,三是使得处理云雾边界处的子块时,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。本文以灰度连通域划分图像,并对连通域的分数维作灰度加权拉伸,使云雾边界更客观,云雾分离更容易,其计算过程是:

(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:

$$s = w \cdot (g - \bar{g})^2$$

式中, 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:

$$\bar{g}_{\text{new}} = (n \cdot \bar{g}_{\text{old}} + g) \div (n + 1)$$

式中, n 是已生长区域的像素点个数。

(2) 计算各灰度连通域的分形维数。将灰度连通域按一定的缩小比例 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 。

(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:

$$D = d \cdot (1 + m / L)$$

式中, d 是连通区域的原始分形维数。

王淑华^[6]等经统计发现:中高云、低云和雾区的原始分数维分别介于 2.53—2.85, 2.30—2.50, 2.24—2.43 之间,经灰度加权拉伸后的分数维分别为 3.85 以上, 3.65—3.92, 2.70—3.40, 可见,以雾区的分数维最小,低云次之,而中高云最大,同时云雾分数维经灰度加权拉伸后其可分性更好。

三、四通道亮温 (CH_3 、 CH_4):云、雾、地表在 AVHRR 三、四通道的亮温尽管有时差异不大,但多数时候仍表现出地表亮温最高、雾区次之、云区亮温最低的规律,为了增加夜间浓雾识别的信息量,将 CH_3 与 CH_4 也作为输入信息用作输入层的两个结点。

因此,网络输入层共有 4 个神经元,分别对应 $\text{CH}_4 - \text{CH}_3$, 图像纹理特征 D , 及 CH_3 和 CH_4 。

2 2 2 输出层神经元

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)。

2 2 3 中间层神经元

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 [7] 的推荐,隐层神经元个数应为输入层神经元个数的 2—3 倍,对于本文的具有 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 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 三、四通道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(误差收敛于远高于期望的值),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^[8] 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

BPNN (BP 神经网络) 模型对夜间浓雾的识别能力,分别采用 MLC 法和本文 BP 法对 2004 年 01 月 05 日和 2004 年 11 月 05、06、17 日共 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本数占样本总数的百分比表示,对比检验结果见表 1。

从表 1 可以看出, BP 分类法对三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%,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%。三类地物的总体识别精度由 85% 提高到 92%,提高了近 7 个百分点。而 Kappa 系数则由 0.757 提高到了 0.871。

表 1 MLC 法与 BP 法分类精度对比表
Table 1 Comparison of classification accuracy of MLC and BP

实际	C ₁ (地表)		C ₂ (雾区)		C ₃ (云区)		样本数	正确分类数		精度 /%	
	MLC 法	BP 法	MLC 法	BP 法	MLC 法	BP 法		MLC 法	BP 法	MLC 法	BP 法
C ₁ (地表)	42	44	9	7	3	3	54	42	44	77. 78	81. 84
C ₂ (雾区)	8	5	148	153	6	4	162	148	153	91. 35	94. 44
C ₃ (云区)	14	4	21	9	159	181	194	159	181	81. 96	93. 30
总计	64	53	178	169	168	188	410	349	378	85. 12	92. 20

3.2 类的归并

图 2(a)是 2004 年 11 月 17 日 06 时 4 通道灰度图,图像中部是大片浓雾区域,图 2(b)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,为了消除弥补这些缺陷,本文对分类结果作了类的归并处理,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 2(c)。

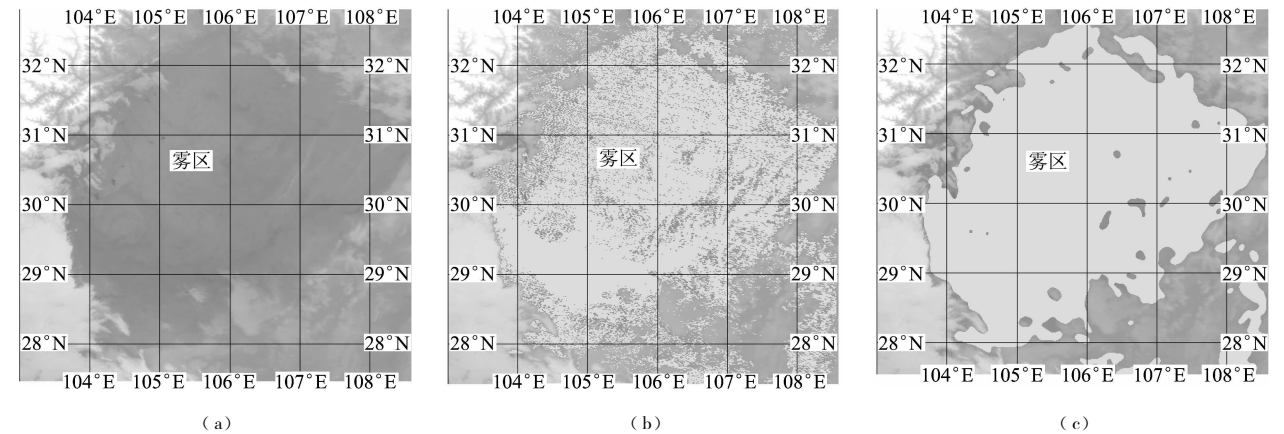


图 2 2004 年 11 月 17 日 06 时四川盆地遥感雾区监测图

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 三、四通道的亮温和亮温差以及四通道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、雾区和云区三种地物类型,中间层神经元经反复试验以 10 个为宜,输入信息的扩展和网络结构的合理大大提高了夜间浓雾的监测精度,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高,特别是云区的识别精度提高了 10%,三类地表的总体识别率提高了 7%,达到 93% 以上。

基于灰度连通域的图像纹理提取提高了云雾边界的识别能力,灰度加权拉伸后的分数维增强了云雾的可分性。

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 (References)

[1] Eyre J R, Brownscombe J L, Allan R J Detection of Fog at Night Using Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR)

Imagery[J]. Meteo Magazing, 1984, **113**: 266— 271.

[2] Turner J, Allan 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) [J]. MeteorMag, 1986, **115**: 285— 297.

[3] d'Entremont R R. Low and Mid Level Cloud Analysis Using Nighttime MultiSpectral Imagery[J]. J Clin Appl Meteor, 1986, **25**: 1853— 1869.

[4] Li Y C, Sun H, Xu M. A Study on the Application of Remote Sensing Technique to Monitoring of the Tendency of Fog Dissipation[J]. Journal of Catastrophology, 2001, **16**(1): 45— 49. [李亚春,孙涵,徐萌. 卫星遥感在大雾生消动态监测中的应用 [J]. 灾害学, 2001, **16**(1): 45— 49.]

[5] Chen W, Zhou H M, Yuan Z K, et al Recognition of Fog and Cloud in Meteorological Satellite Image Based on Fractal Texture Structure Analysis [J]. Journal of Natural Disasters, 2003, **12**(2): 133— 139. [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 [J]. 自然灾害学报, 2003, **12**(2): 133— 139.]

[6] Wang S H, Zhao Y M, Zhou X S, et al Automatic Classification of Cloud and Mist Based on Weighted Fractal Dimension [J]. Infrared and Laser Engineering, 2002, **31**(2): 18— 22. [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 [J]. 红外与激光工程, 2002, **31**(2): 18— 22.]

[7] Luo J C, Zhou C H, Yang Y. Ann Remote Sensing Classification Model and Its Integration Approach with Geo-knowledge [J]. Journal of Remote Sensing, 2001, **5**(2): 122— 129. [骆剑承,周成虎,杨艳. 神经网络遥感影像分类模型及其与知识集成方法研究 [J]. 遥感学报, 2001, **5**(2): 122— 129.]

[8] Zhou C H, Luo J C, Yan X M, et al Geography Comprehension and Analysis of Remote Sensing Image [M]. Beijing: Science Press, 2001. [周成虎,骆剑承,杨晓梅等. 遥感影像地学理解与分析 [M]. 北京:科学出版社, 2001.]