

模糊神经网络在台风云系图象识别中的应用¹⁾

于波 冯民学 陈必云

(江苏省气象台,南京 210008)

提 要

利用数学形态学方法对台风云系进行区域分割,计算并统计出了台风云系纹理特征的概率密度,然后结合模糊判别技术,利用多层神经网络对GMS云图的台风云系进行图象识别,结果表明,该方案是成功的。

关键词: 台风云系 概率密度 模糊判别 模糊神经网络

引 言

图象识别的研究至今已有四十多年的历史了,近年来,随着其基础理论的逐渐充实,新的设备和算法的不断涌现,应用领域已向深度和广度扩展,其中,将图象处理技术和计算机技术应用于遥感图象处理是其应用的一个重要方面。目前,气象科研人员正将有关技术应用于台风云图的分析 and 识别^{[1][2]},并取得了一些成果。

随着神经网络技术和模糊集理论应用的发展,很多人尝试将这两项新技术引入图象识别工作中。如J. Lee^[3]研究了多层神经网络在地物识别中的应用,对比判决方法,J. Lee 获得了训练样本数的减少和总平均准确率的提高,显示了神经网络的非线性在一定程度上的优越性。李俊^[4]将模糊聚类方法用于台风云图的自动识别。F. Wang^[5]将隶属度引入地物识别工作中,其性能比最大似然方法有5个百分点的提高。神经网络和模糊集理论的引入,使得久久困扰于传统方法局限性的云图图象研究带来了一线光明。

1 方法及技术原理简介

图象分割的工作原理很简单,但处理技术却多种多样,目前尚未形成一种性能良好的通用算法。与以往的图象分割的目的不同,台风识别工作并不特别关心云系的真实边界,通常只要求划分云系所在的区域,因为过

于强调云系可能导致计算复杂性增加。出于这种考虑,我们采用了一种运用数学形态学方法的云系区域分割算法。

1.1 数学形态学简介

数学形态学是近几年才发展起来的一门新兴学科,是一种用于数学图象分析和识别的新理论和新方法,数学形态学的主要内容是设计一整套变换(运算)、概念和算法,用以描述图象的基本特征。

1.1.1 膨胀运算

设 A 为被处理的二值图象, B 是另一称为结构元一图象, A 被 B 膨胀的结果,记作 $A \oplus B$,则有:

$$A \oplus B = \bigcup_{b_i \in B} A_{b_i} = \bigcup_{a_i \in A} B_{a_i}$$

式中, A_{b_i} 是描述图象 A 平移到 b_i 处获得的图象(集合),对膨胀的直观解释是 A 的每一个非 0 元素被 B 所替代。图 1 给出了一个膨胀运算的例子。

1.1.2 腐蚀运算

设 A 为待腐蚀图象, B 为结构元,则 A 被 B 腐蚀的结果为:

$$A \ominus B = (A^c \oplus \bar{B})^c$$

式中, A^c 表示 A 的余集, \bar{B} 表示 B 的反射集。对腐蚀的直观解释是: A 中包含的 B 均由一点表示。

1.2 特征提取

1) 本文为中国气象局科教司青年基金资助项目

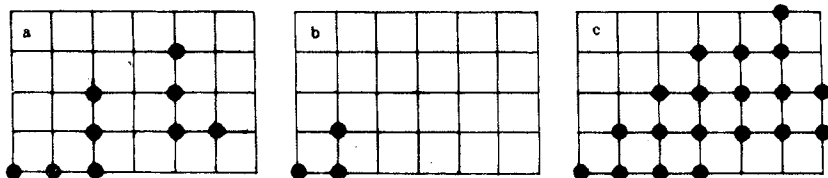


图1 膨胀运算举例

a 为图象 A, b 为结构元 B, c 为 $A \oplus B$

台风云系特征提取是图象识别的关键,其特征因子的好坏直接影响着模式识别的成败。许多研究表明^{[3][6]},纹理信息是区分各类云系较为成功的特征。为此,我们提出了一种以纹理特征为主的特征提取方案,并在65个云系图象的基础上,得出了云系纹理特征的概率分布图。

1.3 多层神经网络模型

人工神经网络是借鉴人的大脑和神经系统贮存、处理信息的某些特性而抽象出来的一种数学模型,其基本特征,也即它与传统方法的重要差别在于:(a)能够识别带有噪声或变形的输入模式,具有良好的容错性和鲁棒性,这也正是传统方法中的“瓶颈”问题;(b)具有很强的自适应学习能力,通过对样本的学习,掌握模式变换的内在规律;(c)大规模并行处理时,识别速度极快;(d)能把识别处理与若干预处理融合在一起进行。

1.3.1 多层感知机

多层感知机有一个输入层、一个输出层及至少一个隐层,图2给出了本文所用的四层前馈感知机的结构示意图。

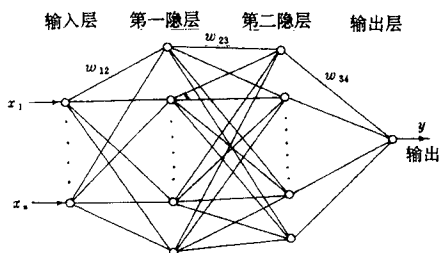


图2 4层前馈感知机结构示意图

理论上可证明,该四层前馈网络原则上可实现任何非线性映射,其中隐层和输出层的节点输出可表示为:

$$net_j^M = \sum W_{ij}^M y_i^{M-1} - \theta_j^M$$

$$y_j^M = f(net_j^M)$$

式中, y_i 为前一层节点的输出, W_{ij} 为连接前

一层节点 i 与本层节点 j 的权值, θ_j 为阈值, y_j 为本层节点 j 的输出,上标 M 为层次。本文选取 f 为:

$$f = (1 - e^{-x}) / (1 + e^{-x})$$

1.3.2 BP 算法

BP (Backpropagation) 算法是一种多层前馈网络所用的监控式学习算法,其根本思路在于沿着误差下降最速的方向调整权值,但每次调整的步长是相等的。BP 算法是目前应用较广泛的算法,但在实际应用中却发现不少问题,主要有:学习似乎很好,但推广性(即对未训练的检测集的检验正确率)差,长时间逗留于局域极小,学习难以进展,效率低,稍大的实际问题往往需要几个小时甚至几天的计算。为此,我们采用了最速下降的BP 算法,详细的推导及公式表述请参阅文献[7]。应用结果表明,具有最优下降因子的BP 算法的训练时间可以降为原BP 算法时间的二十分之一及以下。

1.4 模糊识别

模糊识别是由美国控制论专家 L. A. Zadeh 教授于1965年创立的,目前,其应用已扩展到科技领域,并取得了许多研究成果。在模式识别方面,李俊^[4]将模糊聚类方法应用于台风云图的自动识别。

1.4.1 隶属度和隶属函数

对于论域 U 上的一个模糊子集 A , 则对任意 $u \in U$, 都确定一个 $\mu_{\tilde{A}}(u)$, $0 \leq \mu_{\tilde{A}}(u) \leq 1$; $\mu_{\tilde{A}}(u)$ 表示 u 对 \tilde{A} 的隶属度, $\mu_{\tilde{A}}$ 叫做 \tilde{A} 的隶属函数。

简单而言,隶属度就是具有某一特征的程度,隶属函数是描述隶属度的函数。

1.4.2 分解定理和扩张原则

从方法论角度说,任何模糊数学问题可以通过分解定理化为普通集合的问题来处理,而扩张原则又把普通集合论的方法扩展到模糊数学中去。

扩张原则可表述为:

设给定映射 $f:U \rightarrow V$

则可扩张为 $\tilde{f}: \underline{\underline{A}} \rightarrow \tilde{f}(\underline{\underline{A}})$, 此处 \tilde{f} 称为“ f 的扩张”。

扩张原则可解释为: $\underline{\underline{A}}$ 经过映射 f 后, 映成 $\tilde{f}(\underline{\underline{A}})$ 时, 其隶属函数可以无保留地传递过去, 亦即经过映射后, 模糊子集 $\underline{\underline{A}}$ 和 $\tilde{f}(\underline{\underline{A}})$ 论域中的相应元素的隶属度保持不变。

2 模糊神经网络识别步骤

台风云系的图象识别共有二值化处理、云系分割、特征提取、云系识别 4 个步骤组成, 其识别过程框图见图 3。

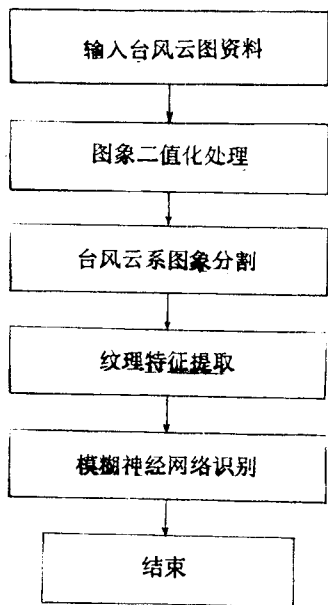


图3 台风云系的图象识别过程框图

2.1 二值化处理

二值化处理就是将灰度图象转为二值图象, 其关键在于选取合适的门限, 本方案中可根据图象的灰度分布自动选取。

2.2 云系分割

云系分割由去噪处理和区域检测两部分所组成。

2.2.1 去噪处理

由数学形态学原理可知, 膨胀运算可以去除图象中的黑色噪声(空洞等); 而腐蚀运算可以去除白噪声(毛刺、小散云等), 两者综

合运用则对黑白噪声均有抑制效果, 本方法中分第一次膨胀、腐蚀、第二次膨胀 3 个步骤完成去噪处理。

2.2.2 区域检测

区域检测算法分 3 个步骤, 首先提取图象轮廓, 检测图象边缘, 确定初步的区域; 然后对一些不合理的区域进行选择与合并操作; 最后适度放大区域, 获得云系的区域。

2.3 纹理特征提取

研究中以灰度差概率密度计算出 8 个纹理特征, 它们是均值、标准差、反差、能量、熵、一致性、峰度和偏度, 同时还对 65 个云系的纹理特征值进行统计, 拟合、求导得出台风和非台风云系纹理特征值的概率密度分布曲线(图略)。

2.4 多层神经网络应用

本方案中, 感知机结构为 4 层, 各层的节点数分别为 8、25、15、1, 学习算法采用最速下降的 BP 算法。

在引入模糊机制时, 采用输入、输出全模糊化方式, 根据模糊数学的扩张原则, 我们将模糊神经网络看成一种映射机制, 通过纹理特征对台风的隶属度映射出云系对台风的隶属度。

(a) 模糊化输入

模糊化输入因子取 8 个纹理特征对台风的隶属度, 该隶属度由统计计算而得, 设 X_i 为云系的第 i 个纹理特征值, $P_{1i}(X_i)$ 和 $P_{2i}(X_i)$ 分别为台风和非台风的第 i 个纹理特征的概率密度函数在 X_i 处的取值, 则纹理特征对台风的隶属度为 $\mu_i(X_i) = P_{1i}(X_i) / [P_{1i}(X_i) + P_{2i}(X_i)]$ 。

(b) 模糊识别方法

模糊识别方法大致分为两种: 一是基于最大隶属原则的直接方法, 即对某一元素 u_0 , 若 u_0 对 $\underline{\underline{A}}_i$ 的隶属度最大, 则 u_0 相对隶属于模糊子集 $\underline{\underline{A}}_i$ 。本文所用的就是这种直接方法, 其难点在于建立好的隶属函数。二是基于择近原则的间接方法, 即模糊子集 $\underline{\underline{B}}$ 若与模糊子集 $\underline{\underline{A}}_i$ 最贴近, 则 $\underline{\underline{B}}$ 相对隶属于 $\underline{\underline{A}}_i$ 。李俊^[1]所用方法就是一种间接方法。

(c) 模糊化输出

本方案中, 通过人工评分的方式来实现期望输出的模糊化, 鉴于所用神经网络的输出在 $[-1, 1]$ 之间, 我们将明显的台风云系的

期望输出规定为[0.5,1]区间中的某一正值;明显的非台风云系的期望输出规定为[-1,-0.5]区间中的某一负值;扰动云团则视其扰动程度将期望输出规定为[-0.5,0.5]之间的数值,这样,任一云系对台风的隶属度可表示为:

$$\mu = (\mu_1 + 1)/2$$

式中, μ_1 为期望输出,在[-1,1]之间。

3 应用结果与讨论

附表 模糊神经网络的识别结果

分组比例	节点数	分组识别结果			总平均正确率/%	最差正确率/%	方差
		台风云系	非台风云系	正确率/%			
30	(输入)	0/23	0/23	100	96.5	93.5	4.91
	8	0/24	3/22	93.5			
	25	2/24	0/22	95.7			
	15	0/25	2/21	95.7			
	1	0/25	2/21	95.7			
	(输出)	0/21	1/25	97.8			

注:“/”左方为错误样本数,右方为台风或非台风云系检验样本总数;全模糊是指输入和输出均模糊化。

由此我们可以看出:

3.1 利用模糊神经网络对GMS云图的台风云系进行图象识别试验是成功的,具有一定的应用能力。

3.2 由于方案采用了最速下降的BP算法,从而使云系的识别速度有了较大的提高,在普通486微机和标准VGA显示卡上,整个方案运行只需几分钟,基本满足了业务应用的实时性要求。

3.3 普通神经网络的识别输出结果要么是台风,要么是非台风,而对那些介于台风与非台风之间的扰动云系(或变性减弱的台风云系)的识别显得力不从心。由于模糊机制的引入,从而使其输出结果有着许多云系分类的信息,较好地解决了扰动云系(或变性减弱的台风云系)的识别分类问题,有利于进一步对台风的分析研究。

本文对1990—1992年65例台风和非台风云系进行了模糊神经网络识别试验,为了检验识别结果的优劣,我们将所有样本按30%的比例分组,即30%用于训练,70%用于检验,为避免分组的特异性,随机抽取5对按30%比例分组的训练集和检验集。取这5对结果的平均值作为该比例分组的识别结果,附表给出了65例云系按30%比例分组的识别结果。

参考文献

- 1 周凤仙等. GMS云图的自动分类及其在暴雨监测中的应用. 气象, 1992, 18(5).
- 2 王耀生等. 卫星云图的计算机分析识别. 气象, 1994, 20(6).
- 3 Jonathan Lee, Ronald C. Weger and Sailes K. Sengupta. A neural network approach to cloud classification. IEEE Trans. on Geo. and Remote Sensing, 1990, 28(5).
- 4 李俊等. 气象卫星台风云图的自动识别方法及其应用. 应用气象学报, 1992, 3(4).
- 5 Fangju Wang, Fuzzy supervised classification of remote sensing images. IEEE Trans. on Geo. and Remote sensing, 1990, 28(2).
- 6 Michael Unser. Sum and difference histograms for texture classification. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, PAMI-8(1).
- 7 X. H. Yu and S. X. Cheng. Training algorithms for backpropagation neural network with optimal descent factor. Electronics Letters, 27th, 1990, 26(20).

The Application of Fuzzily Neural Network to Picture Recognition of Typhoon Clouds

Yu Bo Feng Mingxue Chen Biyun

(Meteorological Observatory of Jiangsu Province, Nanjing 210008)

Abstract

Using the method of maths morphology, the area-splitting of typhoon clouds is conducted, and the possibility density of grain features of typhoon clouds is statistically analysed. Combined with the method of fuzzily discriminant and multi-level neural network, the typhoon clouds' picture recognition of GMS satellite image is studied. The result suggests that the method is successful.

Key Words: typhoon clouds picture recognition fuzzily neural network