

用模糊神经网络自动识别云的技术研究

陈刚毅 丁旭羲 赵丽妍

成都信息工程学院, 成都 610041

摘 要 采用模糊逻辑理论与神经网络技术方法, 构建一种新的分类识别方法——模糊神经网络 (FNN), 运用 $10.5 \sim 12.5 \mu\text{m}$ 通道的红外卫星云图资料, 对 ($70^\circ\text{N} \sim 70^\circ\text{S}$, $70^\circ\text{E} \sim 150^\circ\text{W}$) 范围不同的云类进行定量自动模式识别高云、中云、低云区和无云区以及相关的云量, 并结合数字图像处理的相关知识和技术, 将分类结果用直观的图像输出。

关键词 模糊神经网络 隶属度函数 卫星云图

文章编号 1006-9895(2005)05-0837-08

中图分类号 P405

文献标识码 A

An Automatic Pattern Recognition Techniques of Cloud Based on Fuzzy Neural Network

CHEN Gang-Yi, DING Xu-Xi, and ZHAO Li-Yan

Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610041

Abstract A new technical method of Fuzzy Neural Network (FNN) based on fuzzy logic and neural network is designed, which is used to construct a classified recognition of automatic pattern in cloud cover and height, using HIRS (High Resolution Infrared Radiation Sounder) data from $10.5 \sim 12.5 \mu\text{m}$ in the area ($70^\circ\text{N} - 70^\circ\text{S}$, $70^\circ\text{E} - 150^\circ\text{W}$). It automatically recognizes the interrelated cloud cover and sort in high-level cloud, mid-level cloud, low-level cloud and no cloud areas. The distribution characteristics of membership function and the influence of geographical distribution on cloud are discussed, and it is pointed out that: the height of clouds is influenced by the geographical distribution, at the same time there are different influence degrees of underlying surface such as the plateau, ocean, land, forest, desert, etc. which cause incompletely same standard height of the same kind of cloud in different geographical regions. On the other hand, it should be a fuzzy areas in the compartition of height between cloud layers, but it is almost divided with the measure of threshold in the past research [it includes ISCCP (International Satellite Cloud Climate Project)] and will bring the error margin on the method, and thus influences the application of quantificational identifying classes of cloud in the weather forecast. Therefore, according to the weather tradition, it is divided into four kinds of cloud, i. e., the clear sky or no cloud, low-level cloud, mid-level cloud and high-level cloud, and directly using HIRS data and making sure respectively each parameter of membership function $[a_i, b_i, c_i]$, $i = 1, 2, 3, \dots, N_0$, the distributive curve of membership function is obtained. But the classification of cloud height is still influenced by the geographical distribution and the change of latitude. In order to correct the influence, it is assumed that:

(1) The distribution of membership function is influenced by the change of geography from south to north (here the change in longitude is neglected), and its parameter value is written as: $a(y)$, $b(y)$, $c(y)$, where y expresses the change of latitude and corrects the influence of the variation of geographical areas in the low-level cloud, mid-level cloud and high-level cloud, so the result matches perfectly with observation. In order to operate conven-

iently, $a(y) = \lambda(y) \times a$ is taken, where $\lambda(y)$ is called the geographical influence factor of membership function, correcting the parameter value of fuzzy areas in the transition zone in the calculation. In the same way, $b(y) = \lambda(y) \times b$ and $c(y) = \lambda(y) \times c$.

(2) The demarcation between cloud layers is not actually one dot, but is a zonal area. The parameters of different cloud patterns in “no cloud or clear sky”, “low-level cloud”, “mid-level cloud”, “high-level cloud” are taken as $[0, 52, 80]$, $[64, 112, 156]$, $[136, 176, 208]$, and $[186, 224, 256]$. Among them, $[64, 80]$, $[136, 156]$, and $[186, 208]$ are fuzzy areas in the transition zone between cloud layers.

The different influence of each cloud pattern is corrected using the geographical influence factor λ in the geographical distribution, then the FNN is built with the geographical influence factor λ , and its results and methods are analyzed and contrasted with ISCCP. A classified result of visual display image is inputted with digital image techniques. As a result, it makes known that the technical method has high intelligent discernment, good effect and calculative speed, it overcomes the influence of the artificial factor about the method of ISCCP.

Key words fuzzy neural network, satellite images, membership function

1 引言

云是大气系统中的重要成员,它参与了大气系统中的两个重要物理过程:能量交换过程和水循环过程。因此,了解云的天气、气候学特征,对于深入研究天气变化问题有重要意义,而良好的资料质量是其前提和保障。通过卫星观测所获得的云分布资料具有较好的空间覆盖性、信息量大、重复频率高、客观真实性强、信息源可靠等诸多优势,适于反映大范围的云的气象学特征,卫星的高分辨率特点有其良好优越性。

国际卫星云气候计划(International Satellite Cloud Climate Project, 简称 ISCCP)自 20 世纪 80 年代开始实施以来,收集并处理了(1983 年 7 月~1990 年 12 月空间分辨率为 280 km,1990 年以后为 30 km)时间间隔为 3 h 的全球云气候资料。ISCCP 根据云顶气压可分为高中低 3 种云:云顶气压高于 680 hPa 的为低云,680~440 hPa 之间的为中云,低于 440 hPa 的为高云。国外著名学者(Rossow 等^[1]、Mokhov 等^[2]和 Kondragunta 等^[3])对其气候特征进行了分析;国内专家(周允华等^[4]、魏丽等^[5]、翁笃铭等^[6]和王可丽等^[7])也对我 国云气候特征进行了研究,极大地推动了云气候的研究和发展。方宗义等^[8]还利用红外卫星反演的亮温资料,并考虑海洋和陆地的影响,建立了阈值法和统计法的参数的总云量计算和分析。提高了区域性云的气候识别能力。

云变化莫测,具有气象万千之称,特别是云的天气特征受到下垫面环境条件的影响,如冰、雪、

干旱、沙漠、海洋、陆地、森林,以及地理区域的纬度变化等因素的影响。因此,云的天气学特征吸引了更多的学者去探索,利用卫星红外云图资料展开对云的天气特征和模式识别研究。近年来,许多学者展开了一些新的方法研究,如数学形态学^[9]、神经网络(PNN)^[10,11]、模糊逻辑、小波分析和分形方法^[12]等,由于云是非常复杂的,尽管在对小块云的分类^[13]取得了一些成就,但反映天气学特征还不理想。由于数学形态学描述云图特征较复杂,不便于描述云的类型特性;模糊推理本身不具备自学习功能,其应用受到了很大限制,而人工神经网络又不能表达模糊语言,是一个黑箱,缺乏透明度,所以不能很好地表达人脑的推理功能。小波分析能够更精细地分析,但容易受人的主观性因素影响,造成“维数灾难”。而模糊神经网络(FNN)则可将模糊推理和神经网络二者有机地结合起来,具有智能识别能力,既能发挥二者的优点,又可弥补各自的不足,特别是各云类高度间的划分不是一个点,应是一个模糊区间。本文试图建立一种对云高、云量等气象特征自动分类定量识别的新技术方法。

2 模糊神经网络设计的理论方法

2.1 网络结构

神经网络是由大量简单神经元相互连接构成的复杂网络,我们设计为 5 层网络结构模型(图 1 所示)。

第一层:该层每个节点 i 是以节点函数表示的方形节点(该层参数是可变的):

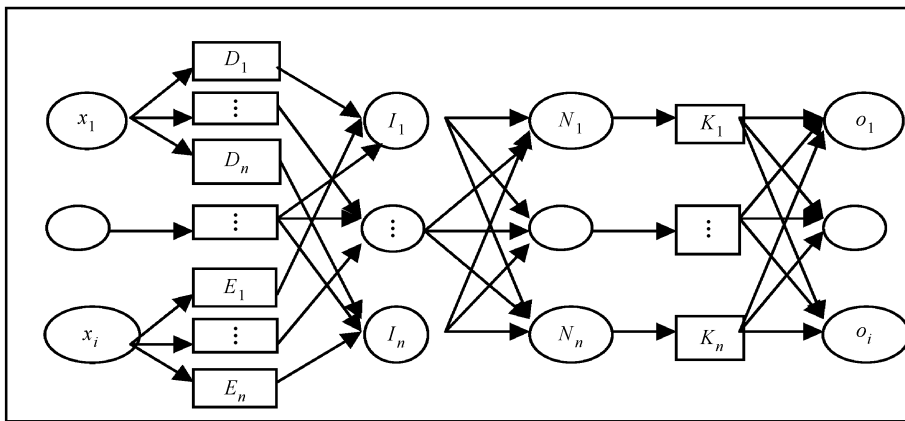


图1 网络结构模型

Fig. 1 Network structure model

$$o_{1,i} = \mu(X_i), \quad i = 1, 2, \dots, k_0, \quad (1)$$

其中, $o_{1,i}$ 是模糊集 A 的隶属度函数, $X_i = [x_1, x_2, \dots, x_n]_i$ 为节点输入。

第二层: 该层的节点在图1中用 I 表示, 将输入信号相乘, 而将其乘积输出为

$$o_{2,i} = w_i = \mu(X_i)\mu(X_j), \quad i, j = 1, \dots, n, i \neq j. \quad (2)$$

第三层: 该层节点在图1中用 N 表示, 第 i 个节点计算第 i 条规则的 w_i 与全部规则 w 之和的比值为

$$o_{3,i} = w_i f_i = w_i / (w_1 + \dots + w_i), \quad i = 1, \dots, k_0. \quad (3)$$

第四层: 该层节点在图1中用 K 表示, 每个节点 i 为自适应节点, 其输出为

$$o_{4,i} = w_i f_i = w_i (p_{1i} x_1 + p_{2i} x_2 + \dots + p_{ni} x_n + r_i), \quad i = 1, \dots, k_0. \quad (4)$$

第五层: 该层的输出为

$$o_{5,i} = \sum_i w_i f_i. \quad (5)$$

2.2 模糊划分

设 $\mathbf{R}$ 为实数集, 而 $\mathbf{R}_+$ 是非负实数集, 为了用自然语言来刻画图像以及图像灰度水平, 先对一个给定的区间 $[a, b]$ 进行模糊划分, 设模糊数 $A_1, \dots, A_q$, 若存在 $c \in \mathbf{R}_+$, 使得 $\forall (x) \in [a, b]$, $\sum_{i=1}^q A_i(x) \leq c$, 则称 $\{A_1, \dots, A_q\}$ 为 $[a, b]$ 的一个准模糊划分, 若 $\forall (x) \in [a, b]$, $\sum_{i=1}^q A_i(x) = 1$ 成立, 那么称 $\{A_1, \dots, A_q\}$ 是 $[a, b]$ 的一个模糊划分。

设使用的 $10.5 \sim 12.5 \mu\text{m}$ 通道的红外卫星云图亮温资料 $F = \{F(x_1, x_2), 0 \leq x_1, x_2 \leq m\}$ 的灰度水平取值范围为 $[0, 255]$, 即 $\forall (x_1, x_2) \in [0, m]^2, F(x_1, x_2) \in [0, 255]$ 。为了用模糊集来刻画图像的灰度水平, 将区间 $[0, 255]$ 进行模糊划分。这样, 卫星云图可以用自然语言, 如: “无云区”、“低云”、“中云”、“高云”来描述。

2.3 隶属度函数

模糊集合是用隶属度函数描述的。隶属度函数在模糊集合论中占有极其重要的地位。在经典集合中, 特征函数只能取 0 和 1 两值, 而在模糊集合中, 其特征函数的取值范围从两个元素的集合扩展到 $[0, 1]$ 区间连续取值。为了把两者区分开来, 就把模糊集合特征函数称作隶属度函数。隶属度函数就是模糊集合论的基础, 因而确定隶属度函数就是一个关键性问题。

由于卫星云图分类识别的复杂性, 故不能使用单一的隶属度函数。根据多次实验及前人的经验^[14,15], 本文采用 S 函数和 Π 函数合成的隶属度函数。

$$S = \begin{cases} 0, & x < a, \\ \frac{1}{2} \left(\frac{x-a}{b-a} \right)^2, & a \leq x < b, \\ 1 - \frac{1}{2} \left(\frac{x-c}{c-b} \right)^2, & b \leq x < c, \\ 1, & x \geq c, \end{cases} \quad (6)$$

$$\Pi = \begin{cases} S\left(x, c-b, c-\frac{b}{2}, c\right), & x < c, \\ 1 - S\left(x, c, c+\frac{b}{2}, c+b\right), & x \geq c, \end{cases} \quad (7)$$

式中, a 、 b 、 c 为隶属函数分布参数值, 且有 $a < b < c$ 。

3 模糊神经网络(FNN)网络设计

3.1 FNN 网络设计

模糊逻辑与神经网络的结合是近年来计算智能学科的一个重要研究方向。两者结合形成的模糊神经网络, 同时具有模糊逻辑易于表达人类知识和神经网络并行处理以及学习能力的优点, 为复杂系统的建模提供了有效的工具。

由于卫星云图是二维的, 故设计网络为 2 个输入节点($k_0=2$), 在图 2 中, $j=(2n+1)^2$, 且三个隐层为:

第一隐层中的两种节点, 一种的转移函数为 $A_{1(0)}(x_1), \dots, A_{1(n)}(x_1)$; 另一种为 $A_{2(0)}(x_2), \dots, A_{2(n)}(x_2)$ 。

在第二隐层中, 神经元与第一隐层中第 j_1 个第一种节点, 第 j_2 个第二种节点相连接, 两个输入分别为: $A_{1j_1}(x_1)$ 、 $A_{2j_2}(x_2)$, 对应的输出是 $w_{j_1j_2} \cdot T(x_1, x_2)$ 。

第三隐层的神经元 k 通过第二隐层的神经元间的连接权为 $G_k(x_1, x_2)$, 而神经元 k 的输出为:

$$Y_k(x_1, x_2) = \frac{\sum_{j_1, j_2=0}^n y_{j_1} y_{j_2} G_k(y_{j_1} y_{j_2}) T(x_1, x_2)}{\sum_{j_1, j_2=0}^n G_k(y_{j_1} y_{j_2}) T(x_1, x_2)}, \quad (8)$$

$Y_k(x_1, x_2)$ 即为输出神经元第 k 个输出。 $G_k(y_{j_1} y_{j_2})$ 为图像经过隶属度函数后的输出, $T(x_1, x_2)$ 为图像各点的模。最终输出为 M_C , C 为云图的类别。

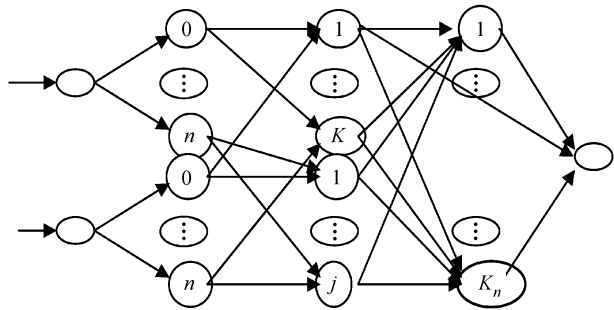


图 2 网络结点

Fig. 2 Network node

3.2 云高分类隶属度函数

云对大气影响在于它吸收和辐射能量以及利用

水循环过程来影响天气和气候变化。不同云类和云的高度, 通过白天和夜间在太阳、地面和云的辐射、吸收相互作用以及潜热释放下, 对大气变化产生影响。如低云, 它能反射大量的太阳辐射, 而且由于它们的云顶温度相对于下界面, 相差不多, 温度较高, 对发射的长波辐射影响很小, 其净效应是对其下的地表和大气起冷却作用。而高云包括卷云、卷层云和深对流云, 但它们对其下的地表和大气的净辐射效果是不同的, 如薄的卷云对地表和大气起加热作用。因此, 云高的划分和识别极其重要。

云高受到地理区域的影响, 同时下垫面如高原、海洋、陆地、森林、沙漠等影响程度不同, 因此同类云的标准高度不完全相同。另一方面, 云在高度层次划分方面, 如低云和中云在划分过渡带上, 应该是一个模糊划分区间带, 而在过去的研究中几乎都是以某一阈值方式(包括 ISCCP)来划分, 这样会带来方法上的误差, 影响了云定量识别在天气预报中的应用。而隶属函数提供了该问题的一种解决方法。

我们可将云类分为 N_0 层, 直接利用红外卫星云图资料, 分别确定各自参数 $[a_i, b_i, c_i]$, $i=1, 2, 3, \dots, N_0$, 得到通常情况下的隶属函数分布曲线。本文按气象惯例, 分为晴空无云、低、中、高云四类, 并按(6)和(7)式, 得到晴空无云、低、中、高云通常情况下的隶属函数分布曲线。但云的高度分类还受到地理环境和纬度变化的影响, 为了修正其影响, 设:

(1) 隶属函数的分布受到南北方向地理环境的影响(径向上影响暂不考虑), 其参数值写为: $a(y)$ 、 $b(y)$ 、 $c(y)$, 其中 y 表示纬度的变化, 修正地理位置和下垫子面对高、中、低云在高度上的差异性影响。这样就能定义高、中、低云的高度在不同纬度上的差异性, 使计算结果与实际更相符合。为了处理方便, 令 $a(y) = \lambda(y) \times a$; 其中, $\lambda(y)$ 称隶属函数的地理影响因子(或下垫面影响因子), 在计算中修正其模糊区间带的参数值。同样的方法有: $b(y) = \lambda(y) \times b$; $c(y) = \lambda(y) \times c$ 。

(2) 云层间的划分实际上不是一个点, 而是一个模糊区间带。我们由大量的云图资料计算分析和卫星云图应用预报经验, 取云在“无云或晴空”、“低云”、“中云”、“高云”时各组的参数值分别为:

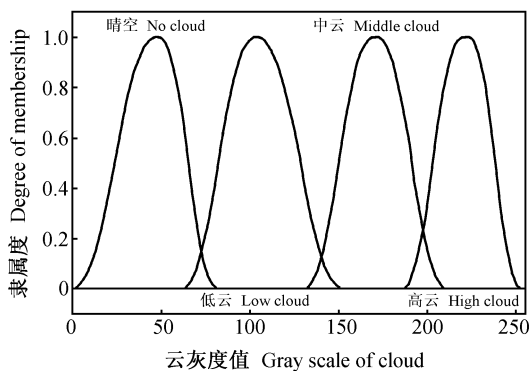


图 3 隶属度函数分布
Fig. 3 Distribution of membership function

[0, 52, 80]、[64, 112, 156]、[136, 176, 208]、[186, 224, 256]。其中，[64, 80]、[136, 156]、[186, 208]为各层间的模糊区间带。

通过地理影响因子 λ 来修正地理或下垫面对各类云划分的差异性。可得到在“无云或晴空”、“低云”、“中云”、“高云”时各组的具体参数值：

- 晴空： $[a_0, b_0, c_0]=[0, 52\lambda(y), 80\lambda(y)]$ ；
- 低云： $[a_1, b_1, c_1]=[64\lambda(y), 112\lambda(y), 156\lambda(y)]$ ；
- 中云： $[a_2, b_2, c_2]=[136\lambda(y), 176\lambda(y), 208\lambda(y)]$ ；
- 高云： $[a_3, b_3, c_3]=[186\lambda(y), 224\lambda(y), 255]$ 。

本文为了便于分析，取 y 在 $15^{\circ}\text{S}\sim 15^{\circ}\text{N}$ 范围时， $\lambda(y)=1$ ；当 y 不在 $15^{\circ}\text{S}\sim 15^{\circ}\text{N}$ 范围内时，取 $\lambda(y)=0.95$ 。图 3 给出了卫星云图“无云或晴空”、“低云”、“中云”、“高云”隶属度函数分布曲线图。

3.3 云类区域及云量

通过模糊神经网络自动识别高、中、低各种云类，并记忆其各种云类区域，再通过计算机图形处理技术，分类输出直观图形。同时，我们可计算出各种云类的像素数值（使用的资料经纬度点阵为 0.25×0.25 ，即每个像素面积约为 630 km^2 ），并将转化为面积可得到云量，解决云高、云量的定量化识别，还可为数值天气预报提供云的时时云参数值。

4 卫星云图模糊神经网络实例分析

对整张 GMS5 卫星云图[560×560 像素，即 $(70^{\circ}\text{N}\sim 70^{\circ}\text{S}, 70^{\circ}\text{E}\sim 150^{\circ}\text{W})$]进行近 100 张云图分类处理，并选取了两张有代表性云图(冬季和夏季)来描述模糊神经网络识别技术方法和识别得

到云的空间分布特征。由于数据量极大，因此输出结果结合相应的数字图像处理，采用直观的图像分类输出，而不使用数据直接输出。我们给出了实例计算的原始图和云图的模糊神经网络智能识别的“晴空”、“低云”、“中云”、“高云”的云类分布及云量。

图 4a 是 1996 年 1 月 4 日早上 6 时(北京时间，下同)的红外原始卫星云图，该图是北半球的冬季，而南半球是夏天。图上云层分布十分复杂，而且云图覆盖的区域十分大，包括太平洋大部分区域，以及东亚的一部分。在 $5^{\circ}\text{S}\sim 15^{\circ}\text{S}$ 为一较强的辐合云带，是赤道辐合带，位置偏南； $5^{\circ}\text{N}\sim 15^{\circ}\text{N}$ 为副热带高压带；南半球云比北半球云多，并且强度强，中、高云比北半球多；而冬季的北半球是低云比南半球多。我们还可看到在南半球中部还有一大片无区的存在。经过模糊神经网络推理识别和计算机处理后，无云区从云图(图 4b)中被明显地自动识别出来，云量为 10913 像素。图 4c 表示了一月份的低云，云量为 156863 像素，明显看到冬季的北半球低云量比南半球多，并主要集中在 $0^{\circ}\sim 35^{\circ}\text{N}$ 一带。图 4d 表示出中云的分布情况，云量为 110105 像素，中云区主要在南北半球的中纬度地区，以温带大陆性气候和温带海洋性气候为主。图 4e 表示高云的分布情况，云量为 35719 像素，高云区主要集中在南半球的赤道辐合带上，该区域天气复杂多变，对流强烈。

云对太阳辐射的收支影响极大，对天气和气候变化起到了重要的作用。特别是不同的云类高度，在大气辐射收支的影响不相同。

图 5a 是 1996 年 7 月 5 日早上 08 时的红外原始卫星云图，北半球是夏季，南半球是冬季，图上在北半球区域天气系统分布十分复杂，而且云图覆盖的区域十分大。赤道辐合带位置偏北；热带气旋和对流天气较强；南半球云较少，显示出冬季天气特征。由于 7 月的澳大利亚处于冬季，温度较低，因此有低云覆盖。图 5b~e 分别表示 7 月 5 日 08 时的无云区(云量为 2916 像素)、低云区(云量为 163291 像素)、中云区(云量为 113304 像素)和高云区(云量为 34089 像素)的分布图。它们分别代表了各自区域天气系统和云对大气辐射收支的影响。

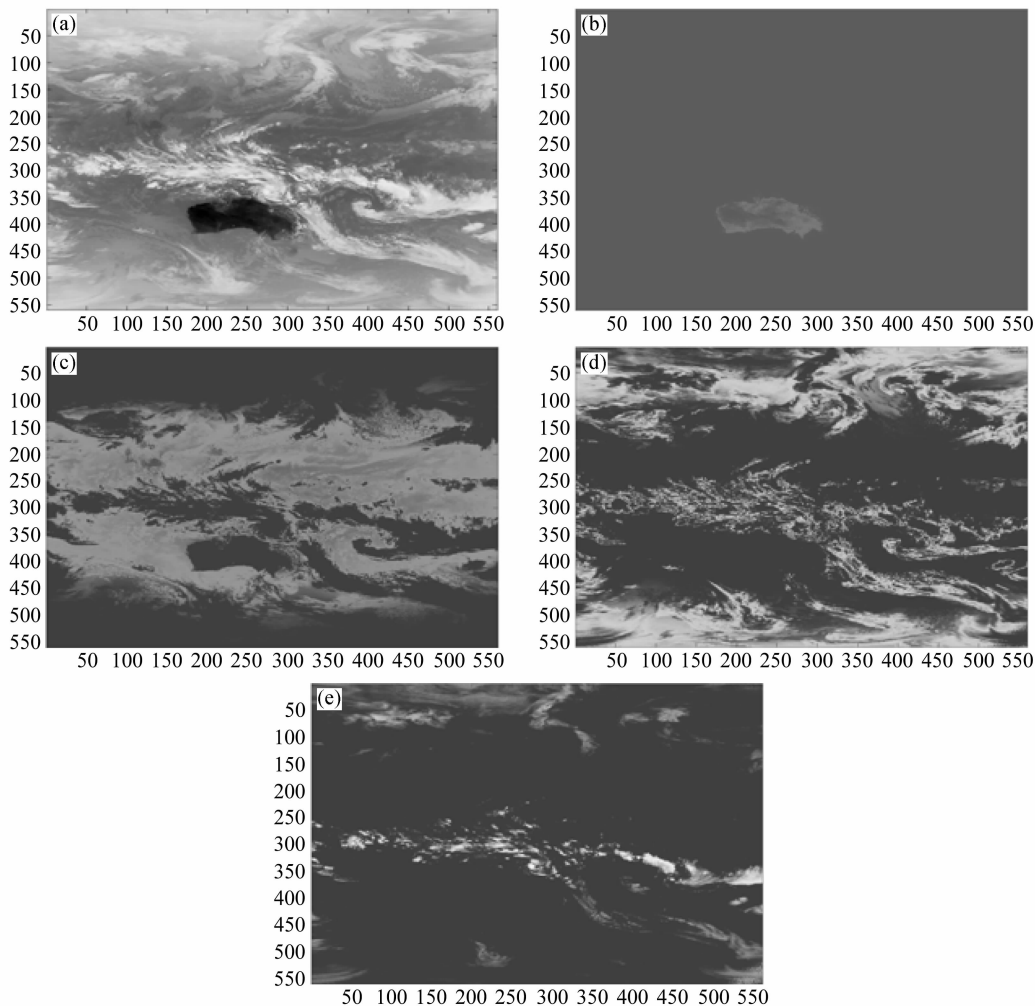


图4 1996年1月4日06时卫星云图: (a) 原始卫星图像; (b) 晴空分布; (c) 低云分布; (d) 中云分布; (e) 高云分布。横坐标为经度 ($70^{\circ}\text{E}\sim 150^{\circ}\text{W}$) 格点值, 格距: 0.25° ; 纵坐标为 $70^{\circ}\text{N}\sim 70^{\circ}\text{S}$ 的纬度格点值, 格距: 0.25°

Fig. 4 Satellite image at 0600 BT (Beijing Time) 4 Jan 1996; (a) Original satellite image; (b) clear sky; (c) low-level cloud; (d) mid-level cloud; (e) high-level cloud. x -axis is the grid number with a 0.2° grid length from 70°E to 150°W ; y -axis is the grid number with a 0.25° grid length from 70°N to 70°S

5 对比分析讨论

5.1 FNN 识别结果对比分析

模糊神经网络应用在自动识别云类各层次高度及其云量量化中, 从上述图4分析可看到云量有两个高值区带: 35°N 附近的西风带锋面云系和位于 10°S 和 5°N 之间赤道辐合带云系, 特别是在中高云类中反映更为突出。从图5的分析可看到西风带锋面云系明显减弱, 赤道辐合带云系加强, 中心达到 10°N 附近。这与 ISCCP 分析的1月和7月云的气候特征分析基本一致^[16]。

5.2 FNN 模式识别与 ISCCP 对比分析

模糊神经网络系统具有很强的局部刻画能

力, 在解决卫星云图模式识别方面, 表现为模糊推理能力、识别分类能力。对于不同的细划分类, 选取适合的隶属度函数便可实现模糊智能识别。在分辨率方面, 由于我们实现了快速的分类操作 (在 Pentium 4 个人计算机上 5 分钟内可完成计算处理), 因此, 它能用于更高分辨率 ($1\text{ km}\times 1\text{ km}$) 识别, 并可应用于时时天气预报对云类的识别方法之一。

ISCCP 是根据卫星观测数据反演为云参数资料, 采用阈值法, 按云顶气压把云分为高、中、低三类, 时间间隔为三小时。因此, ISCCP 更适合于揭示大范围的云气候特征^[16]。但下垫子面对云

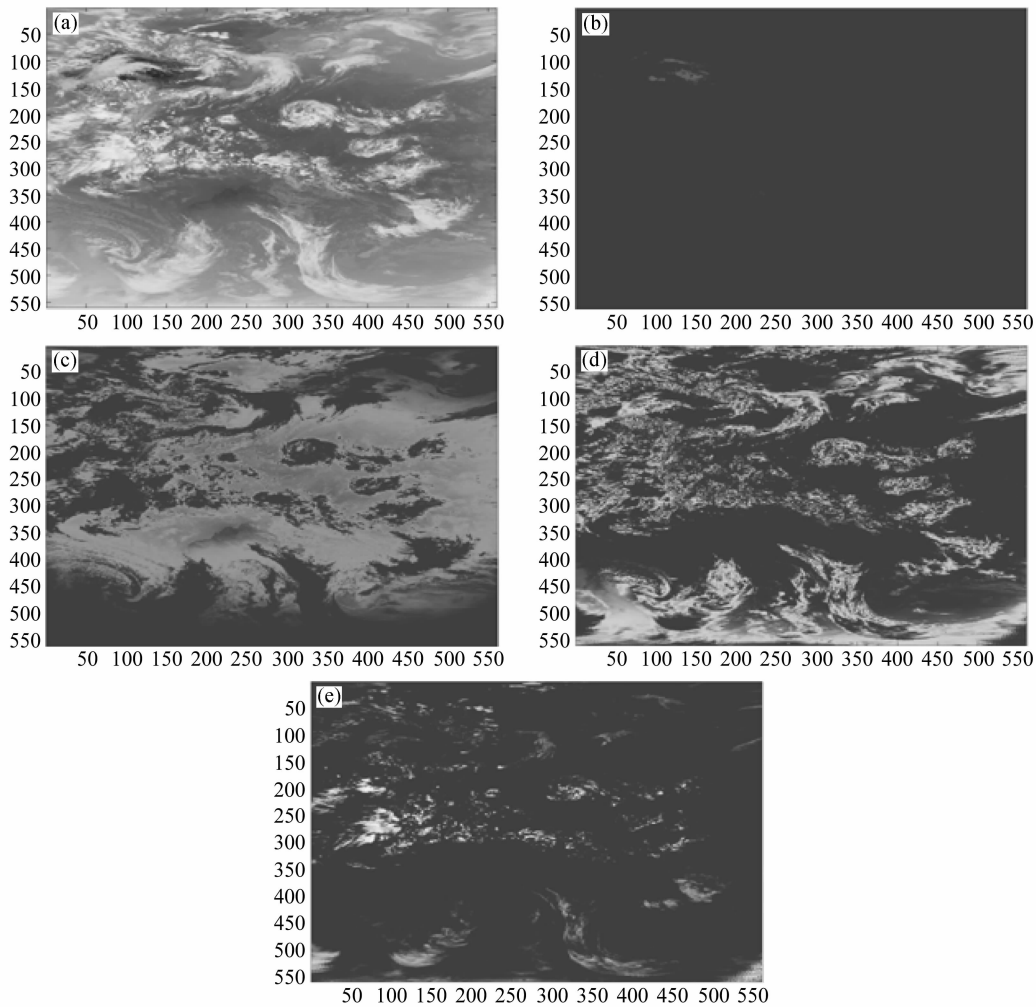


图 5 同图 4，但为 1996 年 7 月 5 日 08 时卫星云图
Fig. 5 Same as Fig. 4, but at 0800 BT 5 Jul 1996

的影响问题 ISCCP 考虑还不够，特别是高原、沙漠、海洋和陆地等的影响。

5.3 对地理影响因子的讨论

区域环境对云特征有一定的影响，文献[8]分析了海洋和大陆的影响，用 $T-\Delta T$ (海洋 $\Delta T=5.5\text{ K}$ ，陆地 $\Delta T=6\text{ K}$) 修正阈值来考虑下垫面的影响。文献[7]还分析了高原对云特征的影响。实际上是地理区域差异性和下垫面相互作用对云特征的影响，我们用 λ 来表示，通过 λ 修正隶属函数体现了地理环境对云分类的影响。当 λ 在 x 方向不受影响时，即为 $\lambda(y)$ ，本文实例计算所采用的参数方法。实际上，下垫面如冰、雪、干旱、沙漠、海洋、陆地、森林等地理影响因子的作用是不同， λ 是 (x,y) 的函数，即 $\lambda(x,y)$ ，可用二维矩阵表示其参数。如果地理影响因子在垂直方向的

影响也是不均匀的，即 λ 为 $\lambda(x,y,z)$ ，可用三维矩阵表示影响因子的参数值。分别可计算出二维和三维地理影响因子的值（限于文章篇幅，二维和三维的地理影响因子将在另文中讨论）。

参考文献 (References)

[1] Rossow W B, Schiffer R A. ISCCP cloud data products. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 1991, **72**: 2~20
[2] Mokhov I I, Schlesinger M E. Analysis of global cloudiness. 2. Comparison of ISCCP, Meteor and Nimbus 7 satellite data. *J. Geophys. Res.*, 1994, **99**: 17045~17065.
[3] Kondragunta C R, Gruber A. Diurnal variations of the ISCCP cloudiness. *Geophys. Res. Lett.*, 1994, **21**: 2015~2018
[4] 周允华, 叶芳德, 周树秀, 等. 利用 TIROS-N 卫星云图对 1979 年夏季青藏高原云量分布的研究, *高原气象*, 1983, **2**(1): 39~51

- Zhou Yunhua, Ye Fangde, Zhou Shuxiu, et al. The research of cloudy distribute make use of the satellite image of TIROS-N in the Qinghai-Xizang Plateau on the summer in 1979. *Plateau Meteorology* (in Chinese), 1983, **2**(1): 39~51
- [5] 魏丽, 钟强, 侯萍. 中国大陆卫星反演云参数的评估. 高原气象, 1996, **15**(2): 147~156
- Wei Li, Zhong Qiang, Hou Ping. Evaluation on cloud variables from ISCCP data over Chinese continent. *Plateau Meteorology* (in Chinese), 1996, **15**(2): 147~156
- [6] 翁笃铭, 韩爱梅. 我国卫星总云量与地面总云量分布的对比分析. 应用气象学报, 1998, **9**(1): 32~37
- Weng Duming, Han Aimei. Comparison between total cloudiness from satellite cloud pictures and ground observations over China. *Journal of Application Meteorology* (in Chinese), 1998, **9**(1): 32~37
- [7] 王可丽, 江灏, 陈世强. 青藏高原高原地区总云量——地面观测、卫星反演和同化资料的对比分析, 高原气象, 2001, **20**(3): 252~257
- Wang Keli, Jiang Hao, Chen Shiqiang. Cloud Cover over Qinghai-Xizang Plateau: Comparison among Meteorological Station Observations, ISCCP-C2, and NCEP Reanalysis Data. *Plateau Meteorology* (in Chinese), 2001, **20**(3): 252~257
- [8] 方宗义, 刘玉洁, 朱小祥. 卫星云参数处理方法和1991年云气候特征分析. 应用气象学报, 1994, **5**(2): 135~142.
- Fang Zongyi, Liu Yujie, Zhu Xiaoxiang. A cloud parameters retrieval algorithm and cloud characteristic analysis over East Asia in 1991. *Quarterly Journal of Application Meteorology* (in Chinese), 1994, **5**(2): 135~142
- [9] 刘慧敏, 舒宁, 林卉. 图像边缘信息分析中的数学形态学的应用方法. 武汉大学学报(信息科学版), 2001, **26**(4): 325~330
- Lui Huimin, Shu Ning, Lin Hui. The edge information analysis by mathematical geomorphology of image. *Geomatics and Information Science of Wuhan University* (in Chinese), 2001 **26**(4): 325~330
- [10] 白慧卿, 方宗义, 吴蓉漳. 基于人工神经网络的GMS云图四类云系的识别. 应用气象学报, 1998, **9**(4): 11~15
- Bai Huiqing, Fang Zongyi, Wu Rongzhang. Identification about four kinds of cloud system on GMS images based on nerve network. *Quarterly Journal of Application Meteorology* (in Chinese), 1998, **9**(4): 11~15
- [11] Baum B A, Tovinkere V, Titlow J, et al. Automated cloud classification of global AVHRR data using a fuzzy logic approach. *J. Appl. Meteor.*, 1997, **36**: 1519~1540
- [12] 陈刚毅, 许丽生, 丁继烈. 卫星云图模式识别小波分形的特征量分析. 四川气象, 2003, **23**(1): 48~51
- Chen Gangyi, Xu Lisheng, Ding Jilie. The satellite image mode identifies characteristic quantity with analysis of wavelet and fraction. *Journal of Sichuan Meteorology* (in Chinese), 2003, **23**(1): 48~51
- [13] Pankiewicz G S. Pattern recognition techniques for the identification of cloud and cloud systems. *Meteorol. Application*, 1995, **2**: 257~271
- [14] 毛建旭, 王耀南. 基于模糊高斯基函数神经网络的遥感图像分类. 遥感技术与应用. 2001, **16**(1): 62~65
- Mao Jianxu, Wang Yaonan. Remote sensing image classification based on fuzzy Gauss function nerve network. *Remote Sensing Technology and Application* (in Chinese), 2001, **16**(1): 62~65
- [15] 刘普寅, 李洪兴. 基于模糊神经网络的图像回复技术. 中国科学, E辑, 2002, **32**(4): 541~552
- Liu P Y, Li H X. The picture reply technique is based upon fuzzy nerve network. *Science in China (Series E)* (in Chinese), 2002, **32**(4): 541~552
- [16] Ding Shouguo, Shi Guangyu, Zhao Chunsheng. Analyzing global trends of different cloud types and their potential impacts on climate by using the ISCCP D2 dataset. *Chinese Science Bulletin*, 2004, **49**(12): 1301~1306