

文章编号:1671-8860(2009)03-0297-04

文献标志码:A

基于模糊 ARTMAP 神经网络模型的遥感影像亚像元定位

吴 柯¹ 牛瑞卿¹ 李平湘² 张良培²

(1 中国地质大学(武汉),武汉市鲁磨路388号,430074)

(2 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室,武汉市珞喻路129号,430079)

摘要:结合亚像元的相关理论,提出了基于模糊 ARTMAP 神经网络模型的遥感影像亚像元定位方法,利用该方法对模拟的武汉地区的 TM 影像进行了实验,并将实验结果与 BP 神经网络模型进行了比较。结果证明,利用本文方法能够更有效地解决亚像元定位的问题。

关键词:遥感分类;混合像元;亚像元定位;模糊 ARTMAP

中图法分类号:P237.3

遥感影像的像元很少是由单一均匀的地表覆盖类组成的,一般都是几种地物的混合,它们的值实际上是一个瞬时视场内多种地物类型混合的反射光谱的反映,即混合像元,这就给遥感解译造成困扰^[1]。传统的分类方法是把影像上的每一个像元认为是地物的一个类别,这显然是不准确的。如果混合像元能够被分解,而且能够求得它的端元组分的丰度,分类将更精确,这一处理过程称为混合像元分解^[2]。1997年,Atkinson 提出了亚像元定位的概念^[3]。目前,国外已经开展了许多相关的研究工作,其中的智能化计算是发展得比较快的一个分支^[4-6]。事实证明,前馈型神经网络(BP)模型用来求解遥感影像中亚像元的定位具有一定的优势,它拥有较好的容错率、对噪声不敏感以及不用考虑网络本身对输入端和输出端的关系等^[7],但同时也存在一些缺陷,如传统 BP 神经网络模型算法本质上为梯度下降法,所要优化的目标函数又非常复杂,因此,结果中必然会出现“锯齿形现象”。与其相比,模糊 ARTMAP (adaptive resonance theory map) 神经网络模型具有结构简单、计算量小以及适应性强的特点。本文提出了一种基于模糊 ARTMAP 神经网络模型来处理亚像元定位的方法。

1 理论模型和方法

1.1 理论基础

进行亚像元定位的前提是,通过混合像元分解得到了不同端元组分在混合像元中所占的百分比含量,逐个获得原始混合像元中不同端元组分的空间分布情况。亚像元定位的理论基础是地面物体的空间分布相关性,即图像的混合像元或者是不同的像元之间、距离较近的亚像元和距离较远的亚像元相比,更加属于同一类型^[3]。像元被分割成亚像元时,每个像元被分割成 s^2 个亚像元, s 代表行和列方向上的尺度因子。实际研究中,采用合成图像来模拟混合像元分解后的丰度图。所谓合成图像是指将较高分辨率影像中各类型的硬分类结果用中值滤波器重采样至低分辨率的丰度图,从而避免了低分辨率与高分辨率影像之间的配准而带来的误差,以及利用一般混合像元分解的干扰。实验所关注的对象仅仅是亚像元定位模型,同时,高分辨率的硬分类结果可作为精度验证的标准,将得到的丰度影像作为亚像元定位模型的输入以及神经网络进行训练的数据。

1.2 模糊 ARTMAP 神经网络的应用

近年来,模糊 ARTMAP 神经网络得到了广

泛的应用^[8]。对于包含复杂地学属性的遥感影像分类或信息提取问题的应用研究,ARTMAP方法更能发挥其优势^[9]。

模糊 ARTMAP 可以分为 ART_a 和 ART_b 两个模块,每个模块分别由输入层 F_0 、比较层 F_1 以及识别层 F_2 组成。首先将网络初始化,设定初始权值范围为 $[0,1]$,分别对两个 ART 模块输入样本对进行训练,其中, ART_a 模块中的 F_0 层作为数据输入层,设其所对应的空间尺度为 s_0 ,该层中的各个神经元分别对应于亚像元级别下的中心像元本身以及 8 个相邻像元,它们决定了每个模拟单元在 $s(s>1)$ 尺度上目标类型的空间分布状况。输入各像元中目标类型所占的比例值,它们可表达为:

$$X(k, s_0) = [x_1(k, s_0), x_2(k, s_0), \dots, x(k, s_0), \\ \dots, x_8(k, s_0)]^T$$

式中, $x_i(k, s_0)$ ($i=1, 2, \dots, 8$) 为像元 k 在原 s_0 尺度上第 i 个邻域内目标类型的丰度值; $x(k, s_0)$ 为像元 k 在 s_0 尺度上目标类型的丰度值; ART_a 模块中的 F_2^a 层的判定函数为 $T_j(x) = |X \wedge w_j| / (\alpha + |w_j|)$ ($\alpha > 0$ 为选择参数,由自己定义; w_j 是对应的权值向量; X 是输入向量)。利用此函数选择竞争获胜的节点 J ,从而对应获胜节点的层被激发;类似地,在 ART_b 模块中的输入层 F_0^b 依次输入每个亚像元 k_j ($j=1, \dots, s^2$) 确定为目标类型的概率 $p_j(k, s)$ ($j=1, \dots, s^2$),通过学习 F_2^b 层的目标类别向量集而获得 F_2^b 层的原型类别向量,并以此确定获胜节点 K 。中间映射层 F^{ab} 通过匹配规则检验匹配度,如果两个节点数能够确定一一对应的映射关系,则 $K(J)=K$,那么修改权值 W ,并反向训练 ART_a ;否则,增加 ART_a 的警戒系数 ρ_a ,以增加 F_2^a 层的神经元,直到满足中间映射域匹配规则。

训练完毕后,可以得到两个模块不同的权重。有了这两组权重,便能进行研究区的模拟了。在模拟过程中,输入层的信号来自研究区的合成图像,经过计算,得出对应于 ART_b 模块的目标输出为 $p_j(k, s) = w_{jk} / \sum w_k$ ($j=1, \dots, s^2$)。该输出结果表示为原 s_0 尺度上第 k 个像元在 s 尺度上其中第 j 个亚像元被确定为目标类型的概率。

最后,对每个亚像元类型进行确定,由于原始图像的一个混合像元 k 中某一类所占的比例是一定的,因此,对每一类来说,需要对一个像元中的各亚像元的概率值从大到小进行排序,依次确定为目标类型,直到满足该类总数。一般来说,最普遍的方法是对于某一个亚像元,分别比较它对应

于不同类别的概率,从而确定其类别归属。这样做会导致某一部分概率较小的亚像元被忽略掉,因此,这里采用确定亚像元归属的方法是对 s 尺度下每一种类别的 s^2 个亚像元进行归一化处理,处理的方法是在满足条件 $N_i = x_i s^2$ 和 $\sum_{i=1}^N N_i = s^2$ 下求解每一个亚像元的值 $n_i = X_i / \sum_{j=1}^{s^2} X_j$,其中, x_i 是初始输入的第 i 类地物的丰度值; N_i 是属于第 i 类亚像素的个数; n_i 是归一化后的结果。这样,就在一定程度上减少了误判的可能性,亚像元的最终类型及在像元内部的空间分布都得到了确定。

2 实验及其比较

2.1 实验数据

利用该模型对武汉地区一幅 6 个波段的真实 TM 影像(图 1(a))进行实验,该影像分辨率为 30 m,包含长江、湖泊、植被和居民区 4 个不同类别。对原始影像利用 MLC 分类器进行分类,以其作为参考影像,如图 1(b)所示。为了获取网络模型所需要的参数,首先利用训练区数据对模型进行训练。由于模型所依据的空间依赖假设强调的是空间结构意义上的地理相关性,可以认为它与图像的分辨率、获取时间、像元内部所包含的土地覆盖类型等因素没有太大关系^[10],模型演化的规则也就可以利用非研究区可获得的类似图像经过神经网络训练来得到,得到的规则也应完全能适于在实验区当前的图像数据中进行模拟。这样做与在缺乏研究区高分辨率图像信息支持的情况下进行亚像元空间分配研究的现实是一致的。为了得到更好的模拟结果,根据长江边上武汉地区城市空间分布的特点,训练区中同样包含了与测试地区类似的高密度城区。

为了避免由于混合像元分解带来的额外误差,可直接利用原始图像分类结果来获取在混合像元中各端元组分的丰度作为几种不同的分解子图像。子图像的个数等于影像中地物的类别数,像素值只含有 1(属于该类)或者 0(不属于该类),利用均值滤波器对每个子图像进行模糊处理,模糊化的尺度因子 $s=4$,模糊后的分辨率为 $120 \text{ m} \times 120 \text{ m}$,即每一个像元都含有原始影像的 4×4 个像元。如果利用传统的 MLC 方法对退化影像进行分类,得到的结果如图 1(c)所示。以参考影像图 1(b)为标准,从目视效果上来看,某些区域的形状特征几乎完全消失,而利用 BP 和模糊 ARTMAP 两种神经网络模型进行求解的过程

如下:训练获取的模型参数在每次循环过程中,输出层的神经元自动计算出对应像元中各亚像元被确定为目标类别的概率,再利用归一化的方法逐一进行恢复,其分类结果如图 1(d)、1(e)所示。在 BP 模型处理的结果中,地物类别混杂的区域存在着不连续的情况,如在湖泊的边界位置,误判的情况比较明显。而利用模糊 ARTMAP 模型处

理的结果中,尽管也存在误判的情况,但对于一些空间自相关较弱的零散破碎的目标区域以及某些地类边缘,定位效果比较好,整体分类保证了图像的连续性和细节。对选择的 1 000 个样本训练 800 次,BP 神经网络模型所花费的时间是 10 min 左右,而对于相同的输入,模糊 ARTMAP 神经网络模型只需要 5 min,因此后者更加高效。

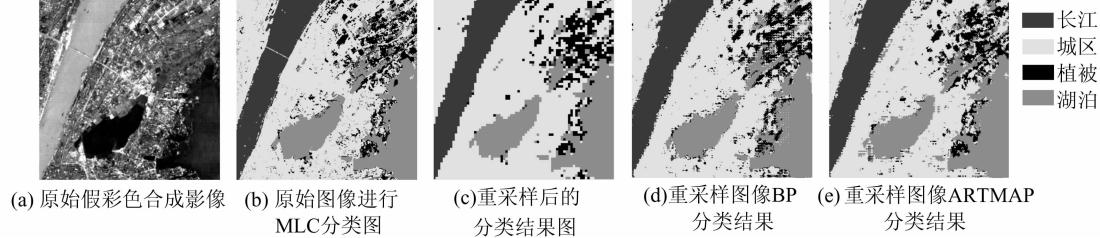


图 1 真实影像的分类结果

Fig. 1 Real Image and Classification Results

2.2 结果定量比较分析

为了进一步验证该模型的有效性,下面给出利用模糊 ARTMAP 神经网络模型、BP 神经网络模型和 MLC 分类法对上述真实影像进行分类的定量分析结果。主要的精度评价指标采用混淆矩阵、分类正确率的百分比 (PCC) 和 Kappa 系数,其结果如表 1 所示。

表 1 三种方法的分类结果精度统计表

Tab. 1 Classification Results of Three Algorithms

	MLC	BP	ARTMAP
PCC	0.749	0.889	0.921
Kappa 系数	0.702	0.801	0.816

从表 1 可以看出,利用模糊 ARTMAP 神经网络方法对原始像元信息的估计比较准确,与 MLC 和 BP 神经网络的方法相比较,影像的分类精度分别提高了 1%、3% 左右。对于真实影像中的 4 种地物类别,分别选取 100 个点作为混淆矩阵的训练样本,表 2 给出了利用 MLC 方法以及 BP 和模糊 ARTMAP 两种神经网络模型对退化的 TM 影像进行分类所得到的混淆矩阵。这里以 MLC 对原始影像进行分类得到的结果为标准,由于在退化的影像中包含有大量的混合信息,因此,MLC 方法难以得到精确的分类结果。可以看出,两种神经网络方法对四种地物的分类精度都有所提高,其中对植被的分类精度提高得最多,由 66% 分别提高到 79% 和 85%。在 4 种地物里面,植被是图像中含混合成分最多的地物,特别是在植被与城区和湖泊的交界位置,正是地物比较复杂的区域,BP 模型和模糊 ARTMAP 模型的差

别比较明显,主要是由于 BP 模型定位时将湖泊的边界错误地归为植被,导致分类精度下降。

表 2 三种分类结果混淆矩阵的比较

Tab. 2 Comparison of Confusion Matrix of Three Algorithms

方法	长江	湖泊	植被	城区
MLC	长江	89	9	7
	湖泊	8	86	8
	植被	3	4	66
	城区	0	1	71
BP	长江	92	3	1
	湖泊	3	94	9
	植被	2	2	79
	城区	3	1	79
ARTMAP	长江	93	3	0
	湖泊	2	91	6
	植被	4	4	85
	城区	1	2	81

3 结语

本文提出了一种基于模糊 ARTMAP 的神经网络模型求解方法,经过模拟数据和真实数据的实验证明,该方法恢复后的分类结果无论在视觉上,还是实际精度上,都有较大的提高;与 BP 神经网络的定位分类方法相比,它在训练的收敛性、系统的自适应性和自归一能力等方面都具有较大的优越性,尤其是对于地物类别情况比较复杂的区域,进行亚像元的分析是提高分类精度和效率的保证。

虽然该方法取得了一定的进展,但仍然存在

着两个不足。就真实影像而言,由于混合像元分解是对亚像元定位的前提,分解结果的好坏直接影响到亚像元定位的精度,因此,提高混合像元的分解精度是个非常重要的问题。同时,模糊尺度 s 选择得越大,像元空间关系就越复杂,利用ARTMAP模型来估计亚像元的位置,误差也会相应地增大。如何更精确地获取亚像元的空间分布,仍需要进一步的研究。

参 考 文 献

- [1] 陈述彭,童庆禧,郭华东.遥感信息机理研究[M].北京:科学出版社,1998
- [2] 张良培,张立福.高光谱遥感[M].武汉:武汉大学出版社,2005
- [3] Atkinson P M, Cutler M, Lewis H G. Mapping Sub-pixel Proportional Land Cover with AVHRR Imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 1997, 18(4): 917-935
- [4] Tatem A J, Lewis H G, Atkinson P M, et al. Land Cover Mapping at the Sub-pixel Scale Using a Hopfield Neural Network[C]. The 28th International Symposium on Remote Sensing of Environment, Cape Town, Africa, 2000
- [5] Tatem A J, Lewis H G, Atkinson P M, et al. Super-resolution Land Cover Pattern Prediction Using a Hopfield Neural Network[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 79: 1-14
- [6] Mertens K C, Verbeke L P C, Ducheyne E I, et al. Using Genetic Algorithms in Sub-pixel Mapping [J]. International Journal of Remote Sensing, 2003, 24(21): 241-247
- [7] Baraldi A, Binaghi E. Comparison of the Multi-layer Perception with Neuro-fuzzy Techniques in the Estimation of Cover Class Mixture in Remotely Sensed Data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote sensing, 2001, 39(5): 994-1 005
- [8] Gallant S. Network Learning and Expert Systems [M]. New York: The MIT Press, 1992
- [9] Gopal S, Fischer M M. Fuzzy ARTMAP—A Neural Classifier for Multi-spectral Image Classification [M]. Berlin: Springer-Verlag, 1997
- [10] Mertens K C, Verbeke L P C, Toon W, et al. Sub-pixel Mapping and Sub-pixel Sharpening Using Neural Network Predicted Wavelet Coefficients[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 91: 225-236

第一作者简介:吴柯,博士。研究方向为神经网络、遥感图像处理。

E-mail:tingke2000@126.com

Sub-pixel Mapping of Remote Sensing Images Based on Fuzzy ARTMAP Neural Network Model

WU Ke¹ NIU Ruiqing¹ LI Pingxiang² ZHANG Liangpei²

(1 China University of Geosciences, 388 Lumo Road, Wuhan 430074, China)

(2 State Key Laboratory for Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing,

Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

Abstract: A fuzzy ARTMAP model is proposed to solve the problem of sub-pixel mapping with the assumption of spatial dependence, based on the assumption of spatial dependence and the application of the soft classification result. The model was tested on synthetic TM image in Wuhan area. The result is compared with the result from BP, which shows that this method can efficiently resolve the problem of sub-pixel mapping.

Key words: remote sensed classification; mixed pixel; sub-pixel mapping; fuzzy ARTMAP