

用 B-P 神经网络实现多波段 遥感图像的监督分类*

TP75
TP18

李祚泳

(成都气象学院大气电子工程系, 四川, 成都, 610041)

摘要 提出了用 B-P 神经网络实现多波段遥感图像监督分类的方法, 给出了用 B-P 神经网络对 4 种农作物的 4 波段遥感图像监督分类实例, 结果表明: 与传统的分类法相比, 在特征提取相对较少情况下, 仍可获得符合实况的多波段遥感图像分类。

关键词 多波段, 遥感图像, 图像监督分类, 神经网络, B-P 算法.

引言

不同地物的遥感图像具有不同的光谱特征, 根据多光谱扫描仪(MSS)获得的不同波段遥感图像的光谱特征对地物进行分类是遥感应应用中的重要课题, 图像的监督分类是一种常用的精度较高的统计判决分类, 它是根据对已知训练样本的先验知识, 找出各类样本的分类边界, 建立判别函数, 并根据判别函数对待识别样本进行分类。

80 年代以来, 迅速发展的神经网络由于它模拟了人的大脑功能, 具有自组织、自学习、自适应和联想能力, 故通过对样本反复训练, 能辨别各类样本特征差异, 从而在图像分类中获得广泛应用^[1,2], 本文将神经网络用于遥感图像分类。

1 用于遥感图像监督分类的 B-P 神经网络

神经网络应用于遥感图像监督分类的主要思想是: 把遥感图像的提取特征作为神经网络的输入信号, 神经网络按一定规则训练后, 在输出端即可对输出信号进行分类, 用于遥感图像监督分类的神经网络宜采用分别具有一个输入层、隐层和输出层组成的 3 层 B-P 神经网络^[3], 输入层节点个数和输出层节点个数分别与遥感图像样本的提取特征数目和样本的已知类别数目相同, 隐层节点数目则可根据实际问题 and 经验确定, 每相邻两层节点之间单方向互联, 训练过程分正向和逆向传播两个过程, 样本信息在正向传播过程中, 隐层节点和输出层节点均经过激活函数

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (1)$$

* 国家自然科学基金(编号 49471048)资助项目
稿件收到日期 1997-02-18, 修改稿收到日期 1997-07-02

作用后,在两层节点处分别获得输出信息

$$H_j = f(\sum_{i=1}^M \omega_{ji} I_i + \theta_j), \quad (2)$$

$$O_k = f(\sum_{j=1}^H V_{kj} H_j + \gamma_k); \quad (3)$$

以上诸式中, I_i 为输入遥感图像样本的提取特征, ω_{ji} , V_{kj} 分别为输入节点与隐节点和隐节点与输出节点之间的联接权值, θ_j , γ_k 分别为隐节点和输出节点的阈值, 其初始权值和阈值均在(0,1)之间随机赋值. 由下式建立样本的网络输出 O_k 与其目标输出 T_k 的误差信号为

$$\delta_k = (O_k - T_k) O_k (1 - O_k), \quad (4)$$

然后 δ_k 进入逆向传播, 传播到隐节点处获得误差信号

$$\sigma_j = (\sum_k \delta_k V_{kj}) H_j (1 - H_j), \quad (5)$$

用误差 δ_k 和 σ_j 向误差函数减少方向调整权值和阈值

$$V_{kj} = V_{kj} + \alpha \delta_k H_j, \quad (6)$$

$$\gamma_k = \gamma_k + \beta \delta_k, \quad (7)$$

$$\omega_{ji} = \omega_{ji} + \alpha \delta_j I_i, \quad (8)$$

$$\theta_j = \theta_j + \beta \sigma_j, \quad (9)$$

以上诸式中的学习参数 α, β 一般在[0.2, 0.5]取值. 将需训练的遥感图像样本逐个输入 B-P 神经网络, 按上述正、逆两个过程训练, 待全部图像样本训练一遍后, 计算均方误差

$$E = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (O_k - T_k)^2, \quad (10)$$

当满足 $E \leq \lambda$ (指定精度) 时, 训练结束, 获得训练完毕后网络节点之间的联接权值 ω_{ji} , V_{kj} 和阈值 θ_j, γ_k ; 否则, 更新训练次数, 将图像样本再逐个输入网络往复训练, 直到满足精度 $E \leq \lambda$ 为止.

2 B-P 神经网络遥感图像分类的应用

用多光谱扫描仪(MSS)的4、5、6、7四个波段获得的4种农作物高粱(A_1), 大豆(A_2), 玉米(A_3)和小麦(A_4)的遥感图像以及待分类的遥感图像 A_x , 经特征提取后的象素灰度均值如表1所示.

因使用4波段遥感图像对4种农作物分类, 故选取输入节点数 $M=4$, 输出节点数 $K=4$ 和隐节点数 $H=4$ 的 B-P 神经网络进行训练. 随机赋予(0,1)之间的权值和阈值后, 将表1中的前4类遥感图像样本逐个输入上述神经网络往复训练, 选取 $\alpha=\beta=0.35$, 每类样本目标输出在表1中用 T_k 表示. 当训练了818遍之后, 由式(10)计算 $E \leq 0.005$, 停止训练, 得到如表2所示的网络训练结束后的权值和阈值. 将表2中的权值和阈值及表1中4类训练样本和1个待分类样本的灰度均值代入式(1)~(3)计算, 得到训练样本的网络拟合输出和待分类样本的网络输出值 O_k (见表1). 拟合效果为100%. 待分类的遥感图像 A_x 判别为 A_3 (玉米), 实况亦为玉米. 用 B-P 神经网络对该遥感图像分类结果与用最小距离法和模糊数学法

分类结果一致^[4], 但用最小距离法和模糊数学法分类时还必须已知每类样本的偏差 S_i , 而用 B-P 神经网络判别遥感图像时, 不必已知 S_i , 只要给出各类遥感图像样本各波段灰度均值, 即可通过神经网络训练, 分辨出各类遥感图像的特征, 从而达到分类目的。

表 1 样本的遥感图像像素灰度均值、目标输出和网络输出
Table 1 Average values of gray scale, target output and network output of remote sensing images of samples

样 本	4 个波段灰度均值				样本目标输出 T_k	样本网络输出 O_k
	\bar{G}_4	\bar{G}_5	\bar{G}_6	\bar{G}_7		
A_1	0.31	0.34	0.28	0.08	$(1, 0, 0, 0)^T$	$(0.9934, 0.0257, 0.1416, 0.0309)^T$
A_2	0.33	0.45	0.60	0.23	$(0, 1, 0, 0)^T$	$(0.0121, 0.8950, 0.1255, 0.0204)^T$
A_3	0.30	0.40	0.32	0.21	$(0, 0, 1, 0)^T$	$(0.0887, 0.1072, 0.7954, 0.0602)^T$
A_4	0.26	0.32	0.47	0.20	$(0, 0, 0, 1)^T$	$(0.0069, 0.0426, 0.0854, 0.9350)^T$
A_x	0.31	0.45	0.32	0.20		$(0.1071, 0.1829, 0.8329, 0.0195)^T$

表 2 B-P 网络训练结束后的权值和阈值
Table 2 Weight values and threshold values of B-P neural network trained

类 型	B-P 网络训练结束后的权值和阈值			
ω_n	-2.6556	-2.6372	1.1095	0.3414
	-1.0160	2.8739	1.7110	3.8874
	-0.3538	0.6738	5.2103	-0.0887
	3.0509	2.2268	-0.6308	-1.4943
V_{k1}	-0.9503	-5.0011	-2.6756	1.7252
	-2.8274	1.4611	4.5343	1.1348
	-2.2858	3.8806	-4.5286	0.0596
	3.5169	0.3858	0.0028	-4.5139
θ_j	-0.8447	-2.0374	-2.9982	-0.7396
γ_k	1.4991	-4.3935	-1.5861	-0.2796

3 结论

(1) 由于 B-P 神经网络具有自学习、自适应功能, 它能最大限度地利用已知类别的遥感图像样本集的先验知识, 自动提取“合理的”识别规则, 而且由于它具有容错性能力, 个别训练样本的分量偏差对网络输出的影响很小, 因此, 与其它图像分类法相比, 该方法不仅适用性强, 精度也较高。

(2) 由于 B-P 神经网络具有联想能力, 若训练集中的遥感图像有代表性, 那么求解这些样本的“合理”规则很可能就是求解原问题的“一般”规则, 于是, 若把不属于训练集的遥感图像输给训练完毕的这个网络, 那么从网络所获得的输出很可能就是该图像的正确分类, 因此, 该方法与其它图像分类法相比, 具有更好的联想和推广能力。

(3) 只要将 B-P 算法固化在遥感图像分类的 B-P 网络中, 该网络的学习效率会大大提高, 而且由于式(1)~(3)只是简单的加法和乘法运算, 因此一旦 B-P 网络训练完毕, 只要输入待识别遥感图像的特征, 就能立即获得输出结果, 因此该方法能实现实时处理。

(4) 本实例涉及的 4 种农作物遥感分类图像是航空图像, 该方法对航天遥感图像也是适用的, 对复杂环境, 只要其背景的特征提取值与这 4 种农作物特征提取值有差异, 就能用

该方法实现 4 种农作物分类.

(5) B-P 算法是一个非线性函数求全局最优解过程,在训练过程中,采用梯度下降算法使各梯度向量值趋于减小,但有时会停留在某一“平台”上,不再下降,即出现“局部极小”,并不是“全局最小”,训练无法进行,达不到预定的精度.若出现此种情况,可以重新设置初始权值或改变隐节点数目再训练,也可用文献[5]指出的方法克服出现的“局部极小”,使逐步收敛达到全局最优.

(6) B-P 神经网络用于遥感图像分类效果仍然要依赖于特征的提取和描述.某些情况下,特征提取和描述是图像分类十分困难的问题.建立不依赖于特征提取和描述的神经网络遥感图像分类模型,有待于进一步探索.

REFERENCES

- 1 Nielson H R. *IEEE IJCNN*, Washington D. C., 1989, 1:593~606
- 2 Widrow B, et al. *Proc. IEEE*, 1990, 78(9):1415~1443
- 3 Rumelhart D E, et al. *Parallel Distributed Processing*, Vol. 1, MIT Press, Cambridge, MA, 1986, 318~362
- 4 Liu Z K. *Physics*(刘政凯, 物理), 1987, 16(2):117~121
- 5 Sun D B, Gao C. *Information and Control*(孙德保, 高超, 信息与控制), 1995, 24(5):283~287

SUPERVISED CLASSIFICATION OF MULTISPECTRAL REMOTE SENSING IMAGE USING B-P NEURAL NETWORK *

LI Zuo-Yong

(Department of Atmospheric Electronic Engineering, Chengdu Institute of Meteorology,
Chengdu, Sichuan 610041, China)

Abstract A method of supervised classification of multispectral remote sensing image was suggested using B-P neural network. An example of supervised classification of 4 spectral remote sensing images for 4 crops was described by this method. The results show that even if the feature extractions are fewer than the traditional classification, the classification of multispectral remote sensing image tallys with the cases.

Key words multispectral, remote sensing image, supervised classification of image, neural network, B-P algorithm.

* The project supported by the National Natural Science Foundation of China
Received 1997-02-18, revised 1997-07-02