

多光谱遥感图像 BP 网分类器 学习样本选取法的研究*

于秀兰 钱国惠 周建林 贾晓光

(哈尔滨工业大学航天电子与光电工程系, 黑龙江, 哈尔滨, 150001)

TP 75

摘要 通过分析多光谱遥感图像学习样本在光谱空间不同位置对 BP 神经网络分类器分类精度的影响, 提出基于 χ^2 分布的学习样本选取方法, 并应用于 TM 图像分类. 对 6 种地物应用不同样本选取法训练的 BP 网分类器和 Bayes 分类器的分类结果比较表明: 本方法分类精度明显高于 Bayes 分类器和其它样本选取法得到的 BP 网分类器, 并具有学习样本数量少等特点.

关键词 学习样本选取, χ^2 分布, BP 神经网络, 多光谱遥感图像.

引言

多光谱遥感图像反映了地物不同的光谱特征, 其分类是环境与灾害监测, 农、林、土地资源利用等应用的基础. 监督分类是多光谱遥感图像常用的分类方法, 具有代表性的监督分类方法是 Bayes 最小错误概率分类器, 这类方法是需要建立条件概率密度函数模型及估计先验概率. 基于神经网络模型分类器由于无须建模, 近年来在包括多光谱遥感图像等的分类应用中引起很多学者的兴趣, 尤其是 BP 网分类器的研究.

BP 网分类器需要通过样本学习来确定网络工作参数, 因此所选取的学习样本对网络学习时间和分类精度都有影响. 目前在遥感图像 BP 网分类器学习样本选取方法中, 一是 Hara^[1]等人使用的根据特定背景知识选取图像中某种地物的区域组成学习样本集; 二是 Salu^[2]等人的方法: 在上述区域中随机选取一定数量样本作为学习样本. 这两种选取法由于学习样本数量多, 网络收敛速度慢; 甚至由于学习样本不可分, 网络根本不收敛. Bishof^[3]等人注意到这个问题, 他们在应用 BP 网对多光谱图像分类时指出: 应该选择位于不同类别决策边界的样本作为学习样本, 但他们没有分析原因, 且在应用中仍然使用 Hara 方法选取学习样本. 我国的李祚泳^[4]还提出了应用类均值来训练 BP 网的方法, 该方法的待分类数就是网络学习样本个数. 在应用 BP 网分类时, 我们既希望只选取少量的学习样本以减少网络训练时间, 又希望学习样本具有代表性以保证分类精度. 基于这个原则, 本文在分析了学习样本在光谱空间的不同位置对 BP 网分类精度影响的基础上, 提出一种基于 χ^2 分布的学习样本选取方法; 实验中比较了 Landsat 的 TM 多光谱图像的 6 种地物应用各种样本选取法得到的 BP 网分类器与 Bayes 分类器的分类精度.

* 国防基金(编号 Y96-01)资助项目
稿件收到日期 1998-10-23, 修改稿收到日期 1999-04-28

1 学习样本在光谱空间的不同位置对BP网分类器分类精度的影响

多光谱遥感图像的特征空间为光谱空间,光谱特征分布近似为多变量正态分布,即

$$p(X/\omega) = \frac{1}{(2 \cdot \pi)^{n/2} \cdot |\Sigma|^{1/2}} \cdot \exp(-\frac{1}{2} \cdot d^2), \tag{1}$$

$$d^2 = (X - M)' \Sigma^{-1} (X - M), \tag{2}$$

式中 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为地物光谱特征矢量, $M = (m_1, m_2, \dots, m_n)$ 为正态分布的期望矢量, Σ 为协方差矩阵, n 为光谱空间的维数, 光谱随机矢量在光谱空间的分布为一椭圆面(二维矢量), 或椭球体(三维矢量), 或超椭球体(高维矢量)^[1]. 超椭球体中心由类均值的数学期望决定, 轴长分别为协方差矩阵各特征值的平方根. 以二维光谱空间为例, 对于样本在光谱空间不同位置的两类问题考虑以下两种情况:

(1) 两类在光谱空间完全可分(见图1): 这时分类问题就是在光谱空间找到两椭圆分类决策线, 应用类均值作学习样本等效于最小距离分类器, 对多光谱图像分类, 它的精度较低; Salu 方法满足大样本时才能得到两椭圆的统计特性, BP 网分类器才能实现较高的分类精度, 但有样本多且带来训练速度慢的缺点; 如果利用位于边界的样本学习(图1中点表示的样本), 则无须考虑样本分布, 只需少量样本就可以得到决策线, 且精度高于上述分类器.

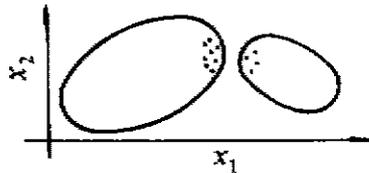


图1 光谱空间完全可分的两类
Fig. 1 Completely separable two classes in spectral space

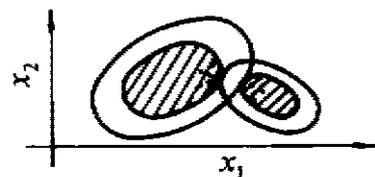


图2 光谱空间具有一定的重叠的两类
Fig. 2 Non-completely separable two classes in spectral space

(2) 两类在光谱空间具有一定的重叠(见图2): 这时均值样本选取法依然存在与(1)相同的问题; 用类边界样本来学习, 当样本选择在重叠区时, 由于样本不可分, BP 网分类器的收敛速度很慢, 甚至完全不收敛; Salu 方法也无法回避这个问题; 这种情况可以通过选择图2中点表示的样本, 既能保证收敛速度, 也有较高的分类精度.

对于多类问题, 综合考虑上述情况, 我们提出一种新的学习样本选取方法: 由于多类地物的光谱空间维数高, 我们很难知道各类间的超椭球体是否有重叠区, 对于任意类别的地物, 选择位于图3阴影区域的样本用于BP网学习, 通过结合类边界区域和类中心区域的学习样本训练BP网, 来分别提高在光谱空间可分类别和具有重叠区类别的分类精度. 网络训练过程中使用均方根误差和单项输出误差相结合的准

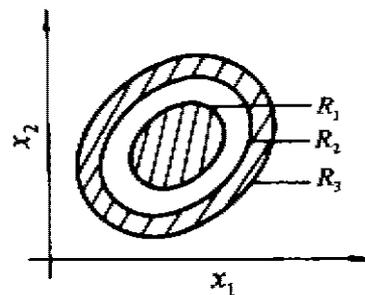


图3 学习样本在光谱空间的位置
Fig. 3 Position of learning sample in spectral space

则,即当迭代次数足够多时均方根误差不能收敛到指定的范围,但是有充分多的样本单项输出误差满足要求,即为网络收敛,这时的网络结构可作为分类决策超平面.

2 学习样本所在区域的确定

对式(1)中 Σ 作如下变换:

$$\Sigma = \varphi \cdot \Lambda \cdot \varphi^t, \tag{3}$$

其中 Λ 表示 Σ 的 n 个特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 组成的对角阵, φ 表示特征值对应的特征矢量组成的特征矩阵,对多变量正态分布, $\varphi^t = \varphi^{-1}$, 则

$$d^2 = (X - M)^t \varphi \Lambda^{-1} \varphi^{-1} (X - M), \tag{4}$$

令 $Y = \Lambda^{-1/2} \varphi^{-1} (X - M)$, Y 服从多变量标准正态分布, 则 $d^2 = Y^t Y$. 该变换称白化变换. 由 χ^2 分布的定义可得到

$$\chi^2 = Y^t Y = (X - M)^t \Sigma^{-1} (X - M), \tag{5}$$

即 d^2 为一随机变量, 服从自由度为 n 的 χ^2 分布, 该分布的概率密度函数为

$$p(d^2) = \frac{1}{2^{n/2} \Gamma(n/2)} \cdot (d^2)^{n/2 - 1} \cdot e^{-d^2/2}, \tag{6}$$

其中, Γ 表示 Gamma 函数, χ^2 分布的概率对应光谱空间的光谱特征矢量 X 的分布中的同心超椭球体, 在概率密度函数曲线上确定类中心样本与类边界样本区域(见图 4)

通过对概率密度函数积分可求得同心超椭球体的边界, 即样本选取法在光谱空间中的边界条件, 如 $p(x < R) = P$, 则边界条件为

$$(X - M)^t \Sigma^{-1} (X - M) < R, \tag{7}$$

则对设定的 p_1, p_2 和 p_3 , 可求得 R_1, R_2 和 R_3 .

p_1, p_2 值选择时应遵循 p_1 不宜太大, 以免进入重叠区, p_2 不宜过大, 以免 R_1, R_2 间样本过少, p_3 一般选择为 0.95.

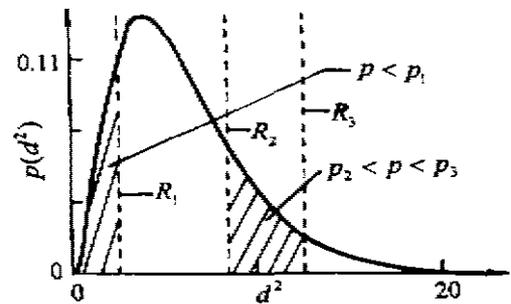


图 4 区域边界的计算
Fig. 4 Calculation of regional boundaries

3 实验结果及分析

实验选取的图像为 1997 年 6 月 14 日获取的哈尔滨附近松花江流域 512 · 512 大小的 Landsat 卫星的 TM7 个波段的多光谱图像, 其中 TM6 由于分辨率原因没有使用, 地面情况通过土地利用图获得. 图像像素包含沙滩、水域、林地、旱田、盐碱地和居民点 6 种地物. 实验中采用两类分类器: Bayes 分类器和 BP 神经网络分类器. 学习样本数和检验样本数见表 1.

3.1 Bayes 分类器分类结果

采用各类先验概率相等的 Gauss 模型, 拒绝门限为 12.6(即置信系数 $\gamma = 0.95$). 分类情况如表 2 所示. 该分类器对检验样本的整体分类精度为 89%. 从表 2 中可见, 沙滩、水域、林

地和旱田与其它类之间完全可分;盐碱地和居民点两类在光谱空间具有重叠区,通过实地考察发现原因是该地区的居民用盐碱土抹房顶。

表 1 Bayes 分类器学习样本数及各种分类器检验样本数

Table 1 The number of learning samples of Bayes classifier and the test samples of all classifiers

类别	沙滩	水域	林地	旱田	盐碱地	居民点
学习样本数	621	636	707	716	505	460
检验样本数	2587	5053	1335	1916	2141	2856

表 2 Bayes 分类器/均值样本选取法 BP 网分类器分类(检验样本分类)结果

Table 2 Classified results of Bayes classifier / BP neural networks with mean learning samples

类别	沙滩	水域	林地	旱田	盐碱地	居民点	拒绝类	该类正确率(%)
沙滩	2207/2421	1/24	0/0	0/11	11/28	5/32	380/411	85.3/95.9
水域	0/0	523/5043	0/0	0/0	0/0	0/1	530/2	89.5/99.8
林地	0/0	0/535	2802/1314	0/6	0/8	0/17	733/897	84.0/55.3
旱田	0/0	0/0	0/0	1724/1679	0/0	0/0	592/257	92.0/94.8
盐碱地	0/780	0/0	0/0	0/19	1975/591	74/526	92/219	92.2/27.6
居民点	0/135	0/1	0/0	0/9	77/570	2568/1706	211/136	89.9/59.7

3.2 BP 网分类结果

实验中采用具有两个隐层的 BP 网,每个隐层有 3 个神经元,学习速度为 0.1,动量因子为 0.075.输入层为归一化的 6 个光谱特征,输出为 6 维矢量 Z ,网络训练中当类 i 激活时,有 $z_i=1$,且 $z_j=0(j \neq i)$.分类输出的拒绝门限为 0.9.比较了均值学习样本、类中心区域学习样本、类边界学习样本和中心加边界学习样本的 BP 网分类精度。

(1) 均值样本选取法 BP 网分类器分类结果

应用 Bayes 分类器的学习样本得到的类均值作为 BP 网的学习样本,由于每类只有一个学习样本,分类器很快收敛.对检验样本分类结果见表 2.该方法对检验样本的整体分类精度为 78.2%.分类精度明显低于 Bayes 分类器,其中林地和水域本来在光谱空间完全可分,而在这里对林地分类时却严重混淆.通过对 Bayes 分类器学习得到的协方差矩阵的特征值分析证明了林地的超椭球体体积大,而水域超椭球体体积小,所以均值样本选取法的 BP 网对林地分类精度低,而对水域分类精度高;沙滩和盐碱地,沙滩和居民点之间的关系与此类似;盐碱地和居民点之间分类精度低的原因也是各超椭球体体积和中心关系带来的。

(2) 类中心区域样本选取法和类边界区域样本选取法的 BP 网分类器分类结果

类中心区域样本选取法参数为: $p_1=0.368$ ($R_1=4.3308$);类边界区域样本选取法参数为: $p_2=0.8$ ($R_2=8.558$); $p_3=0.95$ ($R_3=12.5915$).在对应光谱空间区域从 Bayes 分类器的学习样本中每类选取 50 个样本,两种样本选取法的 BP 网分类结果见表 3。

其中类中心区域样本选取法对检验样本整体分类精度为 90.8%,类边界区域样本选取法对检验样本的整体分类精度为 91%,都略高于 Bayes 分类器.应用类中心区域样本学习时在一定程度上考虑了超椭球体的体积问题,因而比均值样本选取法分类精度有很大提高.应用类边界区域的样本学习时,沙滩、水域、林地和旱田的分类精度都比中心区域样本选取

法有较大提高,但盐碱地和居民点的整体分类精度下降,这与图1和图2模型一致。

(3) 中心边界样本选取法BP网分类器分类结果

该分类器参数为: $p_1 = 0.15 (R_1 = 2.661)$; $p_2 = 0.8 (R_2 = 8.558)$; $p_3 = 0.95 (R_3 = 12.5915)$ 。在对应光谱空间区域从Bayes分类器的学习样本中每类选取中心区域25个样本和边界区域25个样本,用于BP网分类器的学习,分类结果见表5。

分类器对检验样本的整体分类的精度为93.2%,高于上述各种方法选取的样本设计的分类器,也高于Bayes分类器,而且各类的分类精度也比较均匀。

表3 类中心/类边界/中心加边界区域样本选取法BP网分类器分类结果

Table 3 Classified results of BP neural networks with kernel/boundary/both kernel and boundary learning samples

类别	沙滩	水域	林地	旱田	盐碱地	居民点	拒绝类	该类正确率(%)
沙滩	2138/2252	11/6	0/0	28/11	25/28	79/46	26/44	94.2/91.8
	2227/0	0/8	0/5	0/2	0/4	0/4	0/13	787.3
水域	0/3	884/5025	43/0	116/1	4/3	0/1	8/16	96.6/90.6
	0/0	5025/0	0/7	0/8	0/1	0/0	0/2	799.4
林地	0/0	0/18	2048/3189	0/0	1-3/32	4/1	265/92	88.4/95.6
	0/0	0/0	3204/0	0/0	0/8	0/0	0/5	798.7
旱田	0/0	0/0	0/0	1717/1805	0/0	7/0	194/111	95.9/97.7
	0/0	0/0	0/0	1805/0	0/0	0/0	0/4	799.5
盐碱地	0/0	0/0	0/0	0/0	1884/1156	92/700	160/275	86.2/84.5
	0/0	0/0	0/0	0/0	1160/0	700/0	275/0	775.0
居民点	39/130	0/0	0/1	0/0	316/79	3098/2374	403/272	78.4/83.1
	0/0	0/0	0/0	0/0	79/119	2374/2306	272/303	783.9

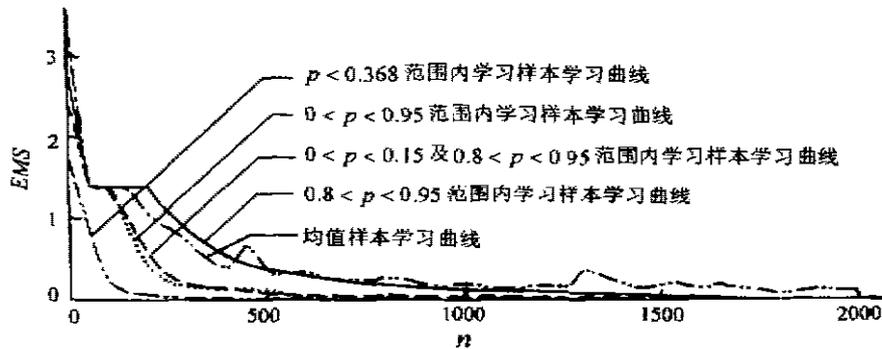


图5 学习曲线

Fig. 5 Learning curves

此外,我们还对每类在概率为0—0.5和0.5—0.95的两个区域各选取25个样本学习,得到的分类器对检验样本分类正确率为90.7%,因而判定在整个区域内随机抽取样本用于BP网学习不是最优的,以上各实验的最小均方误差收敛曲线见图5。

4 结语

针对多光谱遥感图像的BP网分类器现有的学习样本选取法的样本数量多、收敛速度慢、分类精度低的缺点,本文在分析了学习样本在光谱空间的不同位置对BP网分类器分类精度影响的基础上,提出了一种基于 χ^2 分布的BP网分类器学习样本的选取方法,通过结

合类边界和中心区域的学习样本训练 BP 网来分别提高在光谱空间可分类别和具有重叠区类别的分类精度. 与 BP 网分类器的其它样本选取法相比, 该方法选取的样本对分类问题具有代表性且只需少量样本, 从而大大减少了 BP 网的学习时间(文中试验样本数每类 50 个, 在 166PC 机上训练时间约需 2 个小时), 并且提高了分类精度: 与 Bayes 分类器相比, 应用本文方法得到的 BP 网分类器对多光谱遥感图像的分类精度也有比较明显的提高.

REFERENCES

- 1 Hara Y, *et al.* Application of neural networks to radar image classification, *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1994, **32**(1): 100~109
- 2 Salu Y, Tilton J. Classification of multi-spectral image data by the binary diamond neural network and by nonparametric, pixel-by-pixel methods, *IEEE Trans. on GeARS*, 1993, **31**(3): 606~617
- 3 Bischof H, Schneider W, Pinz A J. Multispectral classification of Landsat-images using neural networks, *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1992, **30**(1): 182~190
- 4 李作勇. Supervised classification of multispectral remote sensing image using B-P neural networks, *J. Infrared Millim. Waves*, (李作勇, 用 B-P 神经网络实现多波段遥感图像的 supervised 分类, *红外与毫米波学报*), 1998, **17**(2): 155~156
- 5 Ediriwickrema J, *et al.* Hierchaeal maximum-likelihood classification for improved accuracies, *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1997, **35**(11): 810~816

LEARNING SAMPLE SELECTION IN MULTI-SPECTRAL REMOTE SENSING IMAGE CLASSIFICATION USING BP NEURAL NETWORK

YU Xiu-Lan QIAN Guo-Hui ZHOU Jian-Lin JIA Xiao-Guang

(Department of Astronautic Electronics & Opto-Electronic Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China)

Abstract Through analyzing the influence of the learning samples' location in the spectral space on the accuracy of multi-spectral remote sensing image classification using BP neural network, a method for learning samples selection based on χ^2 distribution was presented and used in TM image classification. The classified results of the 6 ground objects with BP classifier using different learning samples selecting methods and the Bayes classifier show that the BP classifier with the presented learning samples selection method can not only reduce the number of learning samples greatly which leads to shorter learning time, but also improve the classification accuracy compared with the existing methods.

Key words learning samples selection, χ^2 distribution, BP neural network, multispectral remote sensing image.

* The project supported by the Fund of National Defense
Received 1998-10-23, revised 1999-04-28