

## 合成孔径雷达图像目标分类研究

韩春林, 雷 飞, 王建国, 向敬成

(电子科技大学电子工程学院 成都 610054)

**【摘要】**基于灰度共生矩阵技术,研究了可用于合成孔径雷达图像分类的灰度共生矩阵中差方差、差熵、对比度、能量、方差等纹理特征量,分析了其特征提取和分类特性。运用类内类间距准则,通过计算图像特征值的类内类间距,得到对合成孔径雷达图像分辨效果较好的纹理特征量,并利用三层BP神经网络进行图像分类,获得了满意的分类结果。

**关键词** 合成孔径雷达; 纹理分析; 灰度共生矩阵; 特征提取; 神经网络

中图分类号 TN957.52 文献标识码 A

## Research on Object of SAR Image Classification

Han Chunlin, Lei Fei, Wang Jianguo, Xiang Jingcheng

(School of Electronic Engineering, UEST of China Chengdu 610054)

**Abstract** This paper is based on the gray-level co-occurrence matrix method, and particularly study some texture features used for the classification of SAR images, including difference variance、difference average、difference entropy、contrast、energy、variance、sum variance、inverse difference moment and correlation etc. Furthermore we have abstracted features of SAR image and studied classification characteristic. Using criterion called distance of inside classes and between classes, we can get a few features of a SAR image which is good at image classification. At last, making use of BP neural network of three layers, we proceed image classification and get the satisfied results.

**Key words** synthetic aperture radar; texture features; gray-level co-occurrence matrix; features extraction; neural network

合成孔径雷达(SAR)是一种先进的雷达成像系统,在世界范围内得到了广泛的研究和应用。雷达遥感图像因其特殊的成像机理和图像特点而与光学遥感图像迥异,必须采用特殊的图像分类方法才能获得较好的效果。如何最有效地利用雷达遥感提供的新信息来提高图像分类精度,是一个需要深入研究的课题<sup>[1-4]</sup>。SAR图像分类处理技术的一般过程为图像预处理、图像信息提取、特征选择、设计与实现。特征提取、特征选择和分类是SAR图像处理中的关键技术,对其研究将极大地推动SAR图像处理技术的提高,故有重要的实际意义。本文采用神经网络分类算法<sup>[5]</sup>,对SAR图像的纹理特征进行了分析、研究。

### 1 纹理特征分析及特征量计算

本文采取的系统结构如图1所示,所需要分类的图像经过预处理,所以不涉及图像预处理过程。

收稿日期:2004-01-09

基金项目:信息产业部预研基金资助项目

作者简介:韩春林(1962-),男,博士,教授,主要从事雷达成像技术及目标识别方面的研究。

纹理特征描述了在图像中反复出现的局部模式和排列规则，反映宏观意义上灰度变化的规律，图像局部区域的纹理特征是识别客体的主要依据之一。

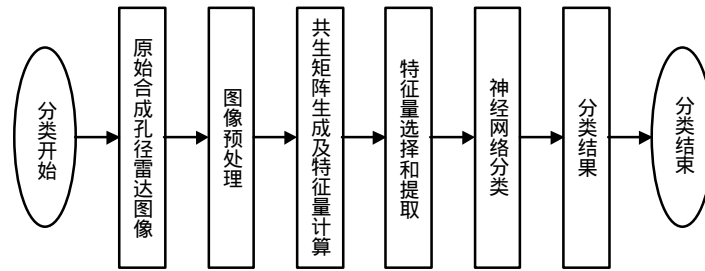


图1 系统结构图

灰度共生矩阵表示位置相距 $(\Delta x, \Delta y)$ 灰度分别为 $h$ 和 $k$ 的像素点联合出现的频率分布<sup>[6]</sup>。假设把图像指定区域的灰度分为 $N$ 级，则该区域的灰度共生矩阵 $M(\Delta x, \Delta y)$ 为一个 $N \times N$ 矩阵，其元素 $M(h, k)$ 是相距 $(\Delta x, \Delta y)$ 且灰度分别为 $h$ 档和 $k$ 档的像素点对出现的次数再除以 $M$ 中所有 $(\Delta x, \Delta y)$ 点对数之和，其中 $h, k=1, 2, \dots, N$ 。

SAR图像的灰度共生矩阵反映了图像灰度方向、相邻间隔、变化幅度的综合信息，是分析图像的局部模式和其排列规则的基础，据此可进一步提取描述图像纹理的一系列特征。常用的统计量如下<sup>[7]</sup>：

1) 角二阶矩或能量为

$$f_1 = \sum_{h=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{L-1} M^2(h, k)$$

上式是图像灰度分布均匀性的度量。

2) 对比度为

$$f_2 = \sum_{n=0}^{L-1} n^2 \left[ \sum_{\substack{h=1, k=1 \\ |h-k|=n}}^L M(h, k) \right]$$

3) 相关量为

$$f_3 = \left[ \sum_{h=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{L-1} hkM(h, k) - u_x u_y \right] / \mathbf{s}_x \mathbf{s}_y$$

式中  $u_x = \sum_h h \sum_k M(h, k)$ ,  $u_y = \sum_k k \sum_h M(h, k)$ ,  $\mathbf{s}_x^2 = \sum_h (h - u_x)^2 \sum_k M(h, k)$ ,  $\mathbf{s}_y^2 = \sum_k (k - u_y)^2 \sum_h M(h, k)$ ，相关统计量用来描述 $M(\Delta x, \Delta y)$ 矩阵中行(或列)元素之间相似程度，是灰度线性关系的度量。

4) 方差为

$$f_4 = \sum_{h=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{L-1} (h - u)^2 M(h, k)$$

式中  $u$ 为 $M(h, k)$ 的均值，方差统计量用来描述 $M(\Delta x, \Delta y)$ 矩阵的方差。

5) 逆差矩为

$$f_5 = \sum_{h=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{L-1} \frac{M(h, k)}{1 + (h - k)^2}$$

6) 和方差为

$$f_6 = \sum_{n=0}^{2L-2} \sum_{\substack{h=0, k=0 \\ h+k=n}}^{L-1, L-1} (n - f_7)^2 M(h, k)$$

7) 和平均为

$$f_7 = \sum_{n=0}^{2L-2} \sum_{\substack{h=0, k=0 \\ h+k=n}}^{L-1, L-1} nM(h, k)$$

8) 差方差为

$$f_8 = \sum_{n=0}^{L-1} (n - f_7)^2 \sum_{\substack{h=0, k=0 \\ |h-k|=n}}^{L-1, L-1} M(h, k)$$

差方差与和方差有相似性, 只是将共生矩阵中横、纵坐标值之差的绝对值为  $n$  的值之和作为密度。

9) 差熵为

$$f_9 = - \sum_{n=0}^{L-1} \sum_{h=0}^{L-1} \sum_{\substack{k=0 \\ |h-k|=n}}^{L-1} M(h, k) \lg M(h, k)$$

## 2 特征量的选择和提取

为了有效地分类, 希望同类样本之间的距离越小越好, 而不同类样本之间的距离则越大越好, 本文所使用的特征量尽可能满足取样的要求。针对SAR图像目标分类, 选用基于类内类间距准则的特征提取算法<sup>[7]</sup>。

假设有  $c$  个类型, 令  $J_w$  表示类内总平均平方距离, 即

$$J_w = \sum_{j=1}^c (P_j J_j) = \sum_{j=1}^c [P_j \text{tr}(S_j)] = \text{tr}[\sum_{j=1}^c (P_j S_j)] = \text{tr}(S_w)$$

式中  $S_w = \sum_{j=1}^c (P_j S_j)$ ,  $S_w$  为类内总散射矩阵。

再令  $J_b$  为类间平均平方距离, 则

$$J_b = \sum_{j=1}^c P_j (m_j - m)^T (m_j - m) = \text{tr}[\sum_{j=1}^c P_j (m_j - m)(m_j - m)^T] = \text{tr}(S_b)$$

式中  $m$  为所有样本的均值向量;  $S_b$  为类间总散射矩阵

$$S_b = \sum_{j=1}^c P_j (m_j - m)(m_j - m)^T$$

为了同时反映类内距离小和类间距离大的要求, 很直观地构成准则函数

$$J = \text{tr}(S_w^{-1} S_b)$$

具体方法是(两类目标)先对已知的样本计算两类目标的  $S_w$  和  $S_b$ , 再分别计算  $J = \text{tr}(S_w^{-1} S_b)$ , 看其特征量的组合而判断  $J$  的大小,  $J$  大即为所求的特征量组合。

## 3 神经网络分类

特征提取和选择完成后, 再利用分类器进行图像目标分类, 本文采用神经网络中的BP网络进行分类。在设计神经网络结构时, 要考虑网络的层数、每层的神经元数和每层的激活函数。标准BP神经网络分3层, 即输入层、隐含层和输出层。按照这种分层, 因神经网络的输入是特征选择的输出, 故从1~9中选择, 神经网络的输入层神经元数应在1~9中选择。输出层神经元个数可以为待分类的目标类别数, 也可以按照类别进行编码, 满足  $m$  类的输出, 用  $\log_2 m$  个输出单元, 即两类的输出用  $\log_2 2 = 1$  个输出单元。当输出为1时可以判定为第一类, 输出为2时为第二类。隐层单元数的选择是一个复杂的问题, 即隐层单元数与问题的要求、输入输出单元的多少都有直接的关系。对于用作分类的BP网络, 因为隐层单元的输入和输出之间是单调上升的非线性函数, 所以其隐层单元数目太少可能训练不出来, 或网络不够“强壮”, 不能识别以前没有看到的样本, 容错性差, 但隐层单元数目太多又使学习过程太长, 误差也不一定最佳, 因此存在一个最佳的隐层单元数, 下面给出求解方法

$$k < \sum_{i=0}^n C(n_1, i) \quad (1)$$

式中  $k$  为样本数;  $n_1$  为隐层单元数;  $n$  为输入单元数, 如  $i > n_1, C(n_1, i) = 0$

$$n_1 = \sqrt{n + m} + a \quad (2)$$

式中  $m$  为输出神经元数;  $n$  为输入神经元数;  $a$  为1~10之间的常数

$$n_1 = \frac{AB + \frac{1}{2}A(B^2 + B) - 1}{A + B} \quad (3)$$

式中  $A$ 为分类数； $B$ 为特征向量维数。

对于每层的激活函数，可以选为

$$f(m_j) = \frac{1}{1 + e^{-m}} = \frac{1}{1 + e^{-(\sum w_{xj} - q)}}$$

## 4 分类结果分析

图2为原始的遥感图像，通过人工判读，确定将图像中的地物分为道路、居民区和高层建筑3类，每类选取1 000个学习样本，总共3 000个学习样本，在9个特征量中选取3个，因此网络的输入层节点数为3，经计算，隐层取5个节点。

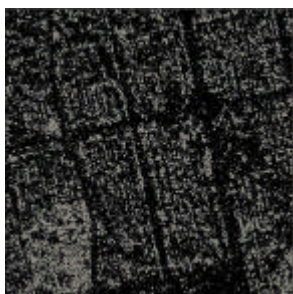


图2 原始SAR图像

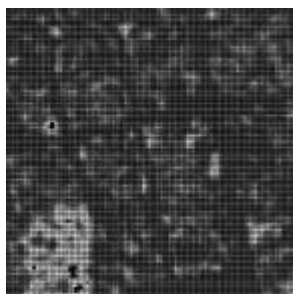


图3 最大似然法分类结果

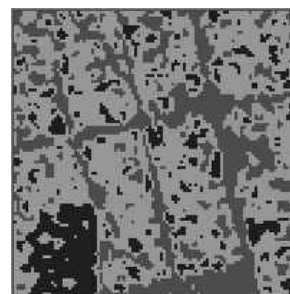


图4 神经网络分类法结果

图3为采用最大似然分类法对原始图像进行分类的结果，图4为采用神经网络分类法对原始图像进行分类的结果。

从分类结果看，采用最大似然法分类时，在河流与陆地及道路与居民区的交界处，出现了较多的错分现象。而采用神经网络分类法时，错分现象明显地减少，说明神经网络分类法的分类效果要优于最大似然法。

## 5 结束语

对SAR图像分类有许多可行的方法，针对纹理特征的共生矩阵及其特征量的方法是简便而有效的方法。一幅原始图像构成的模式空间的维数很大，需要进行特征选择和提取，而在特征选择和提取中，类内类间距准则是一个比较有效的方法。在图像分类中，神经网络的自组织和自学习功能，大大放松了传统模式识别方法所需的约束条件，最大似然法的前提是每一类的概率密度分布函数都是正态分布，但实际选择的样本数据与正态分布偏离较大，因此影响了最大似然法的分类精度。

### 参 考 文 献

- [1] 谭湘莹, 刘全. 一种大小窗口结合的SAR图像纹理特征分类方法[J]. 系统工程与电子技术, 2000, 22(4): 15-17
- [2] 肖志涛, 于明. 纹理图像分类系统的设计及实现[J]. 计算机应用, 2000, 20(9): 39-41
- [3] 黄宁, 刘小军. 遥感图像分类技术研究[J]. 华北工学院测试技术学报, 2001, 15(2): 86-92
- [4] 韩最蛟, 万世基. 纹理谱在雷达图像非监督纹理分类中的应用[J]. 遥感技术与应用, 1996, 11(2): 60-64
- [5] 阎平凡. 对多层前向神经网络研究的几点看法[J]. 自动化学报, 1997, 23(1): 129-135
- [6] Robert M H, Shanmugam K. Textural features for image classification[J]. IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics, 1973, SMC-3, (6): 610-621
- [7] 边肇琪, 张学工. 模式识别[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000