

基于 AdaBoost 的 SAR 图像自动分类

倪心强, 陈琦, 张平

(中国科学院电子学研究所, 北京 100080)

摘要: 受相干斑噪声的影响, 传统的 SAR 图像分类方法很难得到较好的分类效果。文中提出一种 SAR 图像自动分类算法, 该算法基于灰度共生矩阵提取特征, 结合了 AdaBoost 和纠错编码设计分类器。实验结果表明, 该算法可以得到较好的分类结果。与传统的最大似然法相比, 分类精度得到了显著的提高。

关键词: 纠错输出码; 灰度共生矩阵; 合成孔径雷达; 分类

Automatic SAR Image Classification Based on AdaBoost

NI Xin-qiang, CHEN Qi, ZHANG Ping

(Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

【Abstract】 Affected by speckles, SAR image can not be classified well by using the traditional methods. This paper proposes an automatic SAR image classification algorithm, which extracts the feature based on the gray level co-occurrence matrix, and designs classifier with AdaBoost and error correcting code. Experimental results show that the algorithm is effective for SAR image classification. Compared with maximum likelihood method, the classification accuracy is improved significantly.

【Key words】 error correcting codes; gray level co-occurrence matrix; synthetic aperture radar; classification

合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)^[1]具有高分辨率、全天时、全天候、强透射等特点, 已经广泛地应用于地理遥感、灾情预测、海洋研究和军事侦察等领域。SAR图像的分类研究已经成为该领域的研究热点。由于SAR是一种相干成像系统, 因此SAR图像受其固有的相干斑噪声的影响。这种噪声的存在降低了SAR图像的质量, 使传统的分类方法, 如阈值分割法和最大似然分类法^[2]等变得更加困难。纹理是图像分析中一个非常重要的特征, 对纹理全面的认知将极大地提高对图像的理解。灰度共生矩阵是通过研究灰度的空间相关性来描述纹理的一种常用的方法。本文提出了一种基于AdaBoost.ECC和灰度共生矩阵的算法来实现SAR图像的自动分类, 实验结果证明了该算法的可行性和有效性。

1 AdaBoost 算法

Boosting 算法是由 Freund 和 Schapire 提出的提高预测学习系统预测能力的有效工具。AdaBoost(Adaptive Boosting)算法是对 Boosting 算法的修改和完善, 这种算法不需要任何关于弱分类器的先验知识, 可以非常容易地应用到实际问题中。在机器学习领域中, AdaBoost 算法得到极大的重视。实验结果显示, AdaBoost 能显著提高学习精度和泛化能力, 已经成为 Boosting 系列中的代表算法。

AdaBoost 算法的主要思想是给定一个训练集, 即

$$S = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}$$

其中, x_i 属于某个域或者实例空间 X ; y_i 是类别标志。初始化时对每个训练样本赋相等的 $1/m$ 权重, 然后用弱学习算法对训练集进行训练。每次训练后, 根据训练结果更新训练样本的权重, 并按照新的权重分布进行训练。反复迭代 T 轮, 最终得到一个预测函数序列 h_1, \dots, h_T , 每个预测函数都具有一定的权重, 预测效果好的预测函数权重较大, 反之较小。最终的

估计 H 是采用有权重的投票方式获得。AdaBoost 算法的伪代码如下:

输入 训练集为

$$S = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}$$

其中, $x_i \in X, y_i \in \{-1, +1\}$ 。

初始化 训练样本的权重分布为

$$D_1(i) = 1/m, i = 1, 2, \dots, m$$

执行 $t = 1, 2, \dots, T$ 。

有权重分布的训练集学习, 得到一个弱分类器, 即

$$h_t : x \rightarrow \{-1, +1\}$$

计算 h_t 训练误差 $\varepsilon_t = \Pr_{x \sim D_t}[h_t(x) \neq y_t]$, 如果 $\varepsilon_t = 0$ 或者 $\varepsilon_t > 1/2$, 令 $T = t - 1$ 并跳出循环。

令 $\alpha_t = 0.5 \times \ln[(1 - \varepsilon_t) / \varepsilon_t]$, 更新权重 $D_{t+1}(i) = D_t(i) \exp[-\alpha_t y_i h_t(x_i) / Z_t]$, 其中, Z_t 是归一化因子。

输出 $H(x) = \text{sign}(\sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x))$ 。

上面给出的算法是针对“两类问题”的, 多类问题是两类问题的扩展。最直接的方法是 Freund 和 Schapire 在文献[3]中提出的 AdaBoost.M1 算法, 但是这种方法常常会因为弱学习器不能达到 50% 的精度而失败。文献[3-4]提出的 AdaBoost.M2 和 AdaBoost.MH 算法可以将一个多类问题转化为一系列的“两类问题”, 即对每个样本 x_i 都判断它是否属于某个类别 y 。本文提出的 AdaBoost.ECC 借助纠错编码的方法

作者简介: 倪心强(1979-), 男, 博士研究生, 主研方向: SAR 图像处理, SAR 系统测控技术; 陈琦, 博士研究生; 张平, 研究员、博士生导师

收稿日期: 2007-02-15 **E-mail:** nixqmail@gmail.com

解决多类分类问题，能达到与AdaBoost.MH相同的效果，但是弱学习算法更简单，训练速度更快。

2 算法分析

以灰度共生矩阵的统计量为特征值，采用 AdaBoost，借助纠错编码和最大后验概率的方法对 SAR 图像进行分类。

2.1 基于灰度共生矩阵的特征提取

灰度共生矩阵法^[5]是由Haralick于 1979 年提出的纹理描述方法，从多个测度描述了图像的纹理特征。假定待分析的纹理图像为一水平与垂直方向上各有 x 和 y 个像素的矩形图像，图像的灰度级数为 N 。灰度共生矩阵是描述在 θ 方向上，相隔 d 像素距离的一对像素，分别具有灰度层 i, j 的出现概率，可记为 $P(i, j | \theta, d)$ ，当中 θ, d 被选定时，可简记为 $P_{i, j}$ ，显然灰度共生矩阵是一个对称矩阵，其阶数由图像中的灰度级数决定。Haralick曾提出 14 种灰度共生矩阵的统计量，但大量的实验认为用下述 4 个统计量进行纹理分析效果最好：

二阶矩或能量为

$$f_1(\theta, d) = \sum_i \sum_j [P(i, j | \theta, d)]^2$$

对比度为

$$f_2(\theta, d) = \sum_i \sum_j (i - j)^2 P(i, j | \theta, d)$$

相关性为

$$f_3(\theta, d) = \frac{\sum_i \sum_j ij P(i, j | \theta, d) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$$

其中， $\mu_x = \sum_i i \sum_j P(i, j | \theta, d)$ ； $\mu_y = \sum_j j \sum_i P(i, j | \theta, d)$ ； $\sigma_x = \sqrt{(\sum_i (i - \mu_x)^2 \sum_j P(i, j | \theta, d))}$ ； $\sigma_y = \sqrt{(\sum_j (j - \mu_y)^2 \sum_i P(i, j | \theta, d))}$ 。

熵为

$$f_4(\theta, d) = \sum_i \sum_j P(i, j | \theta, d) \log(P(i, j | \theta, d))$$

一般 θ 选取 4 个方向： 0° 方向角， 45° 方向角， 90° 方向角和 135° 方向角。 d 选取：有 1 个像素距离，2 个像素距离等，本文实验选择的都是 1 个像素距离。

2.2 AdaBoost.ECC

纠错码(error correcting code)是在传输过程中发生错误后能在接收端自行发现或纠正的码。纠错码能够检错或纠错，主要是靠码字之间有较大的差别，这可用汉明(Hamming)距离 $d(x, y)$ 来衡量，即码字 x 与 y 之间的对应位置取不同值的码元个数，例如： $x=10101, y=01111, d(x, y)=3$ 。

AdaBoost 借助纠错编码的方法可以有效快捷地解决多类分类问题——AdaBoost.ECC：(1)给每个类别分配一个码长为 n 的码字，码字选择的原则是使两两码字之间的汉明距离尽可能得大；(2)利用 AdaBoost 训练 n 个两类分类器，每个分类器对应码字的一个比特。识别一个新的样本 x 时，用训练出的 n 个分类器作用在 x 上产生一个 n 比特的码，并将其与所有的码字进行比较， x 的类别就判为与之汉明距离最小的那个码字对应的类。

纠错编码方法没有充分地利用 AdaBoost 分类器输出中包含的信息。AdaBoost 的输出是一个实数，它反映了类别判断的概率。这里采用输出值的 logistic 函数作为这个概率的一个估计，即

$$\Pr[y | x] = \prod_{i=1}^n \frac{\exp(y \cdot f_i(x))}{\exp(f_i(x)) + \exp(-f_i(x))}$$

给定一个样本 x ，一个码字 $C = (c_1, c_2, \dots, c_n)$ ($c_i \in \{-1, +1\}$)， n 个 AdaBoost 训练的分类函数 f_1, f_2, \dots, f_n ，就可以计算码字的

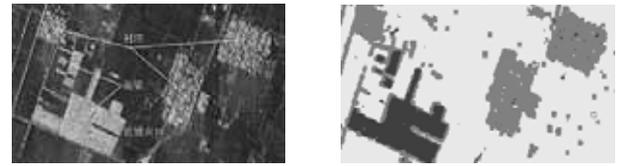
后验概率，即

$$\Pr[c | x] = \prod_{i=1}^n \Pr[c_i | x] = \prod_{i=1}^n \frac{\exp(c_i \cdot f_i(x))}{\exp(f_i(x)) + \exp(-f_i(x))}$$

本文采用最大后验概率(MAP)作为解码规则来判断最终的类别。实验结果表明，最大后验概率的解码方法大大提高了分类的精度。

3 实验与结果分析

本文选取中国科学院电子学研究所的机载 SAR 图像，如图 1 所示，选取村庄、低矮农田及高粱地 3 种地物类型，训练集和测试集的样本数如表 1 所示。



(a)原始 SAR 图像

(b)分类结果

图 1 SAR 图像分类结果

表 1 训练集和测试集的样本数

类别	村庄	低矮农田	高粱地
训练集样本数	483	530	746
测试集样本数	2 563	2 820	4 595

灰度共生矩阵的参数选取：步长为 1，方向为 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ ，窗口大小为 16×16 ，灰度级数为 16，统计量为二阶矩、对比度、相关性、熵。AdaBoost 的弱分类器选用二叉树，用哈达码变换构造纠错编码，迭代轮数设定为 1 000。

为了比较 AdaBoost.ECC 算法和传统的最大似然法的优劣，以及选取最大后验概率作为 ECC 解码规则的影响，可以采用以下 3 种分类方法：最大似然法，AdaBoost.ECC，AdaBoost.ECC + MAP。各地物的分类精度如图 2 所示。

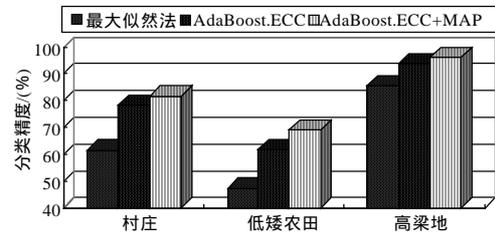


图 2 3 种分类方法结果比较

从分类结果可以看出，AdaBoost.ECC 的分类性能比最大似然法优越得多，村庄和低矮农田的分类精度分别提高了近 20%，高粱地的分类精度也有一定程度的提高。而采用最大后验概率作为解码规则后，村庄、低矮农田、高粱的分类精度分别为 81.7%，69.1%，96%，分别比 AdaBoost.ECC 提高了 3.3%，7.4%，2.1%。

原始 SAR 图像和 AdaBoost.ECC 的分类结果如图 1 所示，可以看出，本文的分类结果可以较好地区分村庄、低矮农田和高粱地 3 种地物类型。由此可见，基于 AdaBoost.ECC 和灰度共生矩阵的算法是一种有效的 SAR 图像分类算法。

4 结束语

本文提出了一种基于 AdaBoost.ECC 和灰度共生矩阵的 SAR 图像自动分类算法。AdaBoost.ECC 在 AdaBoost 算法的基础上，借助纠错编码的方法可以有效、快捷地解决多类分类问题，而灰度共生矩阵充分反映了 SAR 图像的纹理特征。实验结果表明了该方法的有效性。 (下转第 194 页)