

基于统计和纹理特征的 SAS 图像 SVM 分割研究*

陈 强, 田 杰, 黄海宁, 张春华
(中国科学院声学所 北京 100190)

摘 要: 合成孔径声呐图像可以有效反映海底的地形、地貌和底质等情况,但是单幅 SAS 图像通常对应一片较大的区域,需要按照某种性质将不同性质的区域分割开来,以有利于下一步的图像分析以及目标检测和识别。研究发现,不同底质区域的 SAS 图像具有不同的统计和纹理特征,选取灰度直方图的均值、标准差、峰度等统计特性和灰度共生矩阵的能量、相关性、对比度、熵值等纹理特性用以描述 SAS 图像的不同区域。将选取的特征作为 SVM 的训练特征,进而得到 SVM 分类器,用于 SAS 图像分割。实验结果表明, SVM 算法可以很好地对 SAS 图像进行区域分割。

关键词: 合成孔径声呐; 统计特征; 纹理特征; 图像分割

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Study on SAS image segmentation using SVM based on statistical and texture features

Chen Qiang, Tian Jie, Huang Haining, Zhang Chunhua
(Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: Synthetic aperture sonar (SAS) images can effectively describe the topography, geomorphology and substrate of seabed; however, one single SAS image usually corresponds to a larger area; so it is necessary to segment the SAS image into different regions according to certain property, which benefits further analyzing the image and detecting and identifying the target. Study found that SAS images of different substrates have different statistical and texture features; in this paper, the statistical properties such as the mean, standard deviation and kurtosis of the grey level histogram as well as the texture features such as the energy, correlation, contrast and entropy of the grey level co-occurrence matrix are selected and used to describe different regions of the SAS image. These selected features are used as the support vector machine (SVM) training characteristics and the classifier is obtained for the SAS image segmentation. The experiment results show that the proposed SVM algorithm is a good segmentation method for the region segmentation of SAS image.

Keywords: synthetic aperture sonar (SAS); statistical feature; texture feature; image segmentation

1 引 言

合成孔径声呐(synthetic aperture sonar, SAS)是一种高分辨率的水下成像声呐,可以获得高质量的海底图像数据^[1]。其中,合成孔径是一种不需要长接收阵就可以显著提高方位分辨率的技术, SAS 即通过合成孔径技术得到在方位向分辨率和距离向分辨率上都很高的水下图

像。由于其高分辨特性, SAS 在水下研究领域具有很高的研究和应用价值。与普通声呐相比, SAS 利用基阵的线性运动以提高阵列孔径,从原理上说, SAS 图像的分辨率与工作频率无关,同时与作用距离也无关。因此,可以用较短的声呐基阵和较低的工作频率同时满足高分辨和远距离探测的需要^[2-3]。

单幅 SAS 图像通常对于一片性质相异区域,故需要进行图像分割。图像分割是将图像分成为物理上有意义

收稿日期: 2012-12 Received Date: 2012-12

* 基金项目: 国家自然科学基金(11174313)资助项目

的各具特性的区域,即同一区域内部具有相同或者相似的属性,而不同区域则具有不同或者相异的属性^[4]。图像分割是图像处理和计算机视觉的重要研究课题,是图像分析、理解和目标识别等的关键技术,具有重要的研究意义和应用价值。在研究图像分割算法的过程中,必须结合所处理图像的特点及图像处理的目标。SAS 图像分割的目的是分离出感兴趣的区域或者目标,通常是 SAS 图像目标检测和识别等后续应用的重要基础。但由于受到相干斑噪声(speckle)的影响,图像分割一直是 SAS 图像处理与分析中的难点问题。

建立 SAS 图像统计模型有利于对相干斑噪声、不同类型的海底底质特征、不同的纹理特征等图像信息进行有效描述,从而有利于进行 SAS 图像的处理、分析和理解。基于统计模型的 SAS 图像处理的关键就是统计模型的建立,其在判定处理方法的最终性能时起决定性作用。由于 SAS 图像本身成像机理复杂,因此准确地建模 SAS 图像是一项极富挑战性的任务,同时是一项具有实际意义的研究工作。

纹理是一种物体表面所具有的内在特征,目前为止,还没有可以对其进行全面描述的合适模型^[5-8]。但是作为一种重要的人类视觉特征,图像纹理特征受到广泛的关注和研究。通常认为,纹理特征就是纹理单元有规律的排列组合,其中图像中具有重复性、简单形状、强度一致性的区域称为纹理元素。通过对上述局部模式及其之间排列规则的研究,可以进行图像纹理分析^[9-10]。研究发现^[11],不同的底质呈现在声呐图像中的纹理特征各不相同,而纹理是海底表面结构粗糙程度的直接反应,故可以利用其进行底质分类。对于岩石、沙和泥等纹理差别比较明显的声呐图像,用肉眼就可以明显地分辨出来;对于淤泥和黏土等纹理差别较小的声呐图像则无法通过肉眼直接分辨。

支持向量机(support vector machine, SVM)是新发展起来的一种新的模式识别技术^[12],其建立在统计学习的 VC 维理论和结构风险最小原理基础上,适用于训练样本较少情况下的分类问题,具有结构简单、全局最优、泛化能力好、计算复杂度低等特点,而且具有较强的高维样本处理能力。由于 SVM 出色的学习性能,该技术已经成为机器学习界的研究热点,将其与 SAS 图形处理方面的研究相结合,具有良好的研究和应用前景^[13]。

SAS 图像不同底质区域具有不同的统计特性和纹理特性,综合利用统计特性和纹理特性要比单独使用统计特性或者纹理特性更符合 SAS 图像不同区域的分类特点。将 SAS 图像的统计特性和纹理特性结合起来,共同组成 SVM 分类器的训练数据的特性,能够获得良好的分类性能。本文即选取均值、标准差、峰度等统计特性和灰度共生矩阵的能量、相关性、对比度、熵值等纹理特性作为 SAS 图像 SVM 分割的基础。实验结果表明,基于统计和纹理特征的 SAS 图像 SVM 分割方法具有良好的分割

效果,可以准确地将 SAS 图像不同区域分割出来。

2 SAS 图像统计模型

SAS 图像中的相干斑噪声是一种乘性噪声,其与普通光学图像中的高斯噪声具有显著差别,故 SAS 图像不能像普通光学图像一样建模为高斯统计模型,而需要建立适应相干斑噪声的统计模型^[14]。相干斑噪声在降低图像质量的同时,还会增加 SAS 图像边缘检测、图像分割和目标识别等处理的难度。

对于相干斑噪声模型的研究具有重要作用,其可以为 SAS 图像统计模型的建立提供理论指导和效果分析^[15]。图 1 为 SAS 图像中不同区域的灰度直方图,从中可以看出不同区域的统计特性具有显著差别,可以用来进行图像分割。

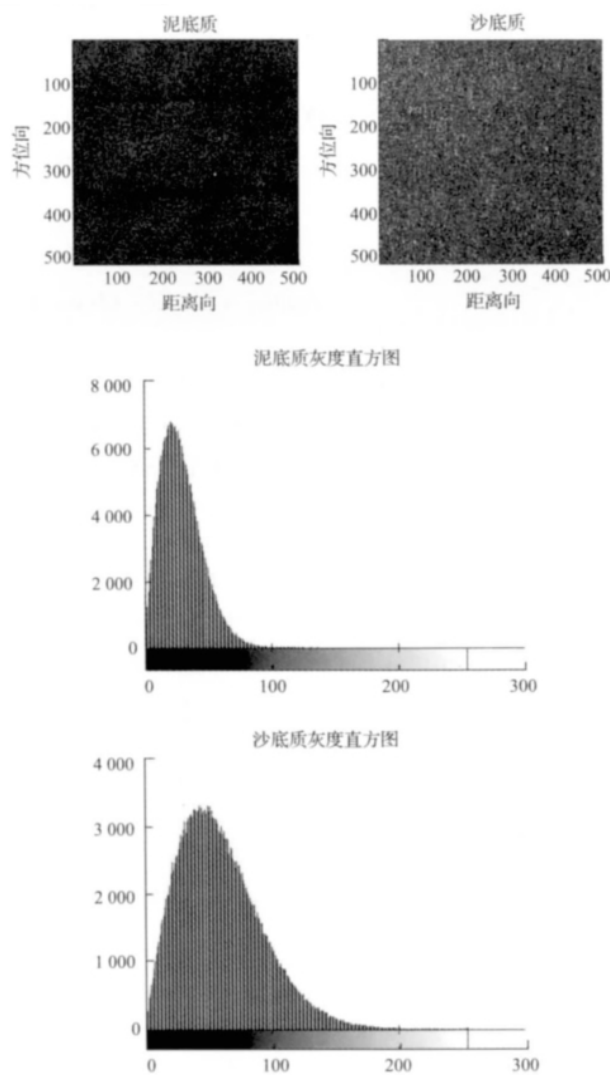


图 1 SAS 图像统计特性分析

Fig. 1 Statistical feature analysis of SAS image

3 图像纹理分析

纹理特征的表示和分析通常有统计法、结构法和模型法,而基于灰度共生矩阵(grey level co-occurrence matrix, GLCM)提取纹理特征的方法是一种典型的统计分析方法,本文即采用GLCM进行合成孔径声呐图像的表示和分析。GLCM纹理提取方法具有较强的适应能力和稳健性,近年来已越来越多地用于图像的检测和分类研究^[16]。

Haralick^[17]于1973年首次提出灰度共生矩阵。研究表明,GLCM优于灰度游程长度法和光谱方法,是一种广泛应用的纹理统计方法和纹理测量技术。P. P. Ohanian^[18]于1992年比较了几种纹理测量技术的效果,实验结果表明:在用于纹理分类的四种特征中,基于GLCM的统计特征比马尔科夫模型、分形维和Gabor滤波器模型更适合纹理描述。

3.1 灰度共生矩阵的生成

对图像中所有灰度值的像素数进行统计可以得到灰度直方图,而对图像中保持特定距离的2个像素分别具有的灰度进行统计可以得到灰度共生矩阵。假设 (x, y) 为图像 $(N \times N)$ 中任意一像素点, $(x+a, y+b)$ 表示图像中的另一像素点,设该像素点对的灰度值为 (g_1, g_2) 。令 (x, y) 遍历整幅图像,则可以得到所有 (g_1, g_2) 值。假设图像的灰度级数为 k ,则 (g_1, g_2) 的共有 k^2 种组合方式。对于整幅图像来说,统计得到 (g_1, g_2) 出现的次数,进而排列成一个方阵,再利用 (g_1, g_2) 的总次数将方阵归一化为出现的概率 $P(g_1, g_2)$,这样就可以得到图像的灰度共生矩阵。如果距离差分 (a, b) 取不同的组合,那么便得到不同条件下的灰度共生矩阵。

当 $a=1, b=0$ 时,像素对是水平的,即对应SAS图像距离向的纹理特征;当 $a=0, b=1$ 时,像素对是垂直的,即对应SAS图像方位向的纹理特征;当 $a=1, b=1$ 时,像素对是沿右对角的,即对应SAS图像右对角方向的纹理特征;当 $a=1, b=-1$ 时,像素对是左对角的,即对应SAS图像左对角方向的纹理特征。

3.2 灰度共生矩阵的特征

利用GLCM可以得到图像灰度关于方向、变化幅度、相邻间隔等方面的相关信息,用于分析研究图像的排列规则和局部模式等。为了更加直观方便地用GLCM描述纹理特征,通常不直接使用GLCM,而是在GLCM的基础上计算其二次统计量。Haralick等人根据GLCM定义了14个可以用于纹理分析的特征参数,而Ulaby等人^[19]的研究则发现,在基于GLCM的14个纹理特征中,其中仅有4个特征量是互不相关的。这4个特征量既便于计算,又能给出较高的分类精度,下面分别介绍这4个用于

纹理分析的特征参数:

1) 角二阶矩/能量(ASM)

$$ASM = \sum_i \sum_j P(i, j)^2 \quad (1)$$

角二阶矩(能量)是GLCM所有元素的平方和,其可以用来描述图像灰度分布的均匀程度和纹理的粗细程度。如果GLCM的所有值都非常接近,则ASM值较小;如果矩阵元素取值差别较大,则ASM值较大。当ASM值较大时,纹理粗,能量大;反之,当ASM值小时,纹理细,能量小。

2) 相关性(COR)

$$COR = \frac{\sum_i \sum_j ijP(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2)$$

式中: $\mu_x = \sum_i i \sum_j P(i, j)$, $\mu_y = \sum_j j \sum_i P(i, j)$, $\sigma_x^2 = \sum_i (i - \mu_x)^2 \sum_j P(i, j)$, $\sigma_y^2 = \sum_j (j - \mu_y)^2 \sum_i P(i, j)$ 。

相关性度量的是GLCM元素在行方向或者列方向上的相似程度,其大小可以反映图像的局部相关性。当矩阵元素值相差较小时,COR较大;相反,当矩阵像素值相差较大时,COR较小。如果图像具有某个方向的纹理,则该方向上的灰度共生矩阵的COR值较大。

3) 对比度(CON)

$$CON = \sum_i \sum_j (i - j)^2 P(i, j) \quad (3)$$

对比度是GLCM主对角线附近的惯性矩,可以用来描述矩阵中元素值的分布情况和图像的局部变化情况,是图像清晰程度和纹理沟纹深浅程度的反映。如果纹理沟纹较深,则CON较大,图像较清晰;反之,如果纹理沟纹较浅,则CON较小,图像较模糊。灰度差较大的像素对越多,则CON越大,即GLCM中远离对角线的元素值越大,CON越大。

4) 熵(ENT)

$$ENT = - \sum_i \sum_j P(i, j) \log P(i, j) \quad (4)$$

熵值是一种用来描述图像信息量的特征值,而纹理也属于图像信息。当GLCM中的元素具有最大的随机性时,GLCM中的所有值几乎相等。当GLCM中元素分散分布时,熵值较大。图像中纹理的非均匀程度或者复杂程度可以用熵值表示,如果图像中没有任何纹理,则熵值较小;如果图像中纹理复杂,则熵值较大。

4 SAS图像海底底质分析

SAS图像含有丰富的纹理特征,而灰度共生矩阵具有丰富的特征参数,可以从不同的角度对纹理进行细致刻画。下面利用灰度共生矩阵的特征量,分别对泥底质区域和沙底质区域的纹理特性进行比较分析。

SAS图像在距离向采用脉冲压缩原理成像,而在方位向则采用合成孔径原理成像,因此,SAS图像的灰度共生矩阵

在距离向和方位向具有不同的特性,即SAS图像的纹理在方位向和距离向具有不同的特征。本文截取的泥底质区域和沙底质区域的大小均为 512×512 像素,灰度共生矩阵的偏移取值范围是 $[1, 80]$,分别计算在各种偏移情况下的能量(ASM)、相关性(COR)、对比度(CON)和熵(ENT)。

图2即为灰度共生矩阵的特征量随距离向偏移而变化的情况。泥底质区域的能量要显著大于沙底质区域的能量,并且两种底质区域的能量并不随距离向偏移的增大而变化。这说明泥底质区域的纹理较粗,能量大;而沙底质区域的纹理较细,能量小。

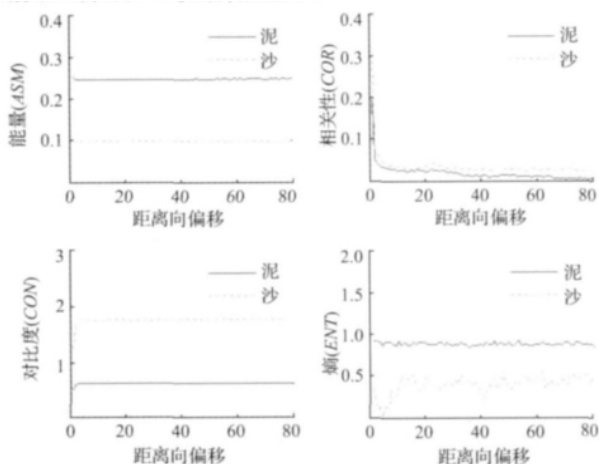


图2 灰度共生矩阵的特征(距离向)

Fig. 2 The features of GLCM (range direction)

在相关性方面,泥底质和沙底质的变化趋势一致,并且泥底质区域的相关性小于沙底质区域。泥底质和沙底质都是在距离向偏移较小时,相关性较高,然后随着距离向偏移的增大而迅速下降到零附近。相关性度量的是灰度共生矩阵元素行或列的相似程度,可以反映图像的局部相似性。这说明泥底质和沙底质的纹理结构单元都较小,随着距离向偏移的增大,相关性迅速减小,纹理特性也随之消失。

泥底质和沙底质的对比度特征正好与能量特征相反,沙底质区域的对比度显著大于泥底质区域的对比度,并且两种底质区域的对比度并不随距离向偏移的增大而变化。对比度是灰度共生矩阵主对角线附近的惯性矩,度量矩阵中值的分布情况和图像的局部变化情况,反映图像的清晰程度和纹理沟纹的深浅程度。也就是说沙底质区域的纹理沟纹较深,效果清晰;而泥底质区域的纹理沟纹较浅,效果模糊。

对于熵值的情况,泥底质区域的熵值较为稳定,几乎不随距离向偏移的增大而变化,并且始终保持在0.9附近;而沙底质区域的熵值则变动比较剧烈,并保持在0.5附近。熵值可以表示图像中纹理的非均匀程度或者复杂

程度,故泥底质区域的随机性要比沙底质大,显示出显著的统计纹理特征。

作为和距离向偏移的比较,我们分析方位向偏移灰度共生矩阵的各个特征量,图3即为灰度共生矩阵的特征量随方位向偏移而变化的情况。对于灰度共生矩阵的能量、相关性、对比度和熵值,泥底质区域和沙底质区域在距离向偏移和方位向偏移两种情况下几乎没有差别,这也说明SAS图像的距离向和方位向的灰度共生矩阵没有区别,在选择区分不同区域的特征量时,仅取一个方向即可,或者取两个方向的平均值。

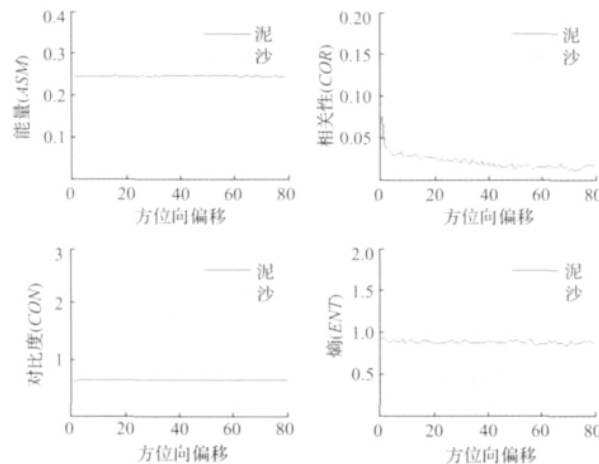


图3 灰度共生矩阵的特征(方位向)

Fig. 3 The features of GLCM (azimuth direction)

5 SVM 基本原理

SVM是从线性可分情况下的最优分类超平面发展而来的^[20],基本思想可以用图4描述^[21-22]。图中圆圈和叉号分别代表2类样本, H 表示分类超平面, H_0 和 H_1 则分别表示通过各类距离 H 最近的样本,且平行于 H 的超平面。 H_0 和 H_1 到 H 的距离相等,它们之间的距离称为分类间隔,所谓最优分类超平面就是以最大间隔将2类样本正确分开的超平面^[23]。

设线性可分样本集为 $(x_i, y_i) \quad i = 1, \dots, n, x \in \mathbf{R}^d, y \in [-1, 1]$ 是类别标号, d 表示空间维数^[24]。 d 维空间线性判别函数的一般形式为 $g(x) = w \cdot x + b$,分类超平面方程为:

$$w \cdot x + b = 0 \quad (5)$$

将判别函数归一化,使2个类别的样本同时满足下式:

$$y_i [(w \cdot x_i) + b] - 1 \geq 0 \quad (6)$$

此时的分类间隔为 $2 / \|w\|$,因此,间隔最大等价于 $\|w\|^2$ 最小。在2类样本中,离分类超平面最近的点使式(6)中的等号成立,因为它们支撑了最优分类超平面,如图4中与 H_0 和 H_1 相交的样本点,这就是支持向量。

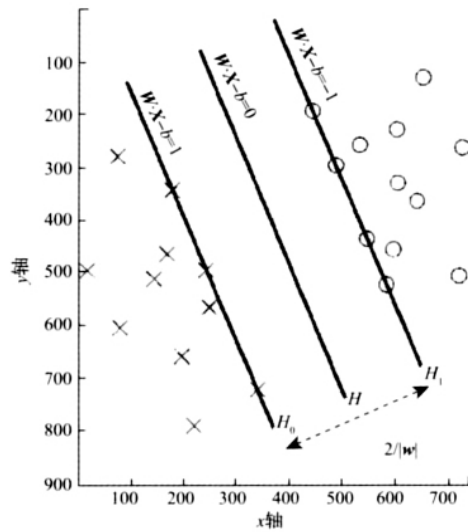


图4 SVM分类示意图

Fig.4 Schematic diagram of SVM classification

要找到最优超平面,需要最优化如下目标函数:

$$\min \phi(w) = \frac{1}{2}(w \cdot w) \quad (7)$$

式中:约束条件如式(16)所示。利用Lagrange乘子法可得到如下目标函数:

$$\min L(w, b, a) = \frac{1}{2}(w \cdot w) - \sum_{i=1}^n a_i \{y_i [(w \cdot x_i) + b] - 1\} \quad (8)$$

式中: a_i 表示每个样本对应的Lagrange乘子。对上式中的 w 和 b 求偏导数,并令其等于零,可将原问题转化为如下对偶问题:

$$\begin{cases} \max Q(a) = \sum_{i=1}^n a_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n a_i a_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \\ y^T a = 0 \\ a_i \geq 0, i = 1, \dots, n \end{cases} \quad (9)$$

式(19)即为线性不等式约束条件下的二次规划问题,假设最优解为 a^* ,则最优分类函数为:

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n a_i^* y_i (x_i \cdot x) + b^* \right\} \quad (10)$$

式中: $\text{sgn}(\cdot)$ 为符号函数;支持向量的 a_i^* 取值不为0,非支持向量的 a_i^* 取值为0; b^* 是分类阈值。

在线性不可分的情况下,某些训练样本无法满足式(16)的条件,因此需要在条件中增加一个松弛项 $\xi_i \geq 0$,则式(16)变为:

$$y_i [(w \cdot x_i) + b] - 1 + \xi_i \geq 0 \quad (11)$$

目标函数变为:

$$\min \phi(w, \xi) = \frac{1}{2}(w \cdot w) + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (12)$$

式中: C 表示惩罚因子,可以控制对错分样本的惩罚程度,其对偶问题变为:

$$\begin{cases} \max Q(a) = \sum_{i=1}^n a_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n a_i a_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \\ y^T a = 0 \\ 0 \leq a_i \leq C, i = 1, \dots, n \end{cases} \quad (13)$$

SVM在求解上述最优化问题时,通过采用核函数 $K(x_i, x_j)$ 代替训练样本的内积运算 (x_i, x_j) ,即:

$$Q(a) = \sum_{i=1}^n a_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n a_i a_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (14)$$

上述处理过程相当于将原输入空间变换到一个新的特征空间,并在新空间中求解最优线性分类平面。相应的判别函数为:

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n a_i^* y_i K(x_i \cdot x) + b^* \right\} \quad (15)$$

其中,核函数的主要形式有如下4种:线性核函数、多项式核函数、径向核函数和Sigmoid核函数,本文采用的是6阶的多项式核函数^[16]。SVM训练数据形成的分类函数具有下面性质:SVM是一组以支持向量为参数的非线性函数的线性组合,因此分类函数的表达式仅与支持向量的数量有关,而独立于空间的维度^[25]。在处理高维输入空间的分类时,SVM尤为有效。

6 实验结果分析

本文采用某湖试得到的合成孔径声呐图像进行算法验证,SAS图像SVM分割流程如图5所示。首先选取训练图像,如图6所示,水底区域由淹没的农田与河道组成。该幅训练SAS图像上部为淹没的梯田,底质类型为泥,而下部为河道,底质类型为沙。由于SVM属于有监督机器学习方法,故需要人工提取图像特征,作为SVM训练数据。

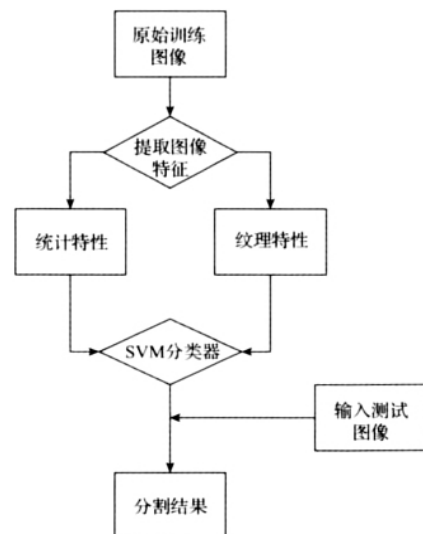


图5 SAS图像分割算法流程图

Fig.5 Flow chart of the SAS image segmentation algorithm

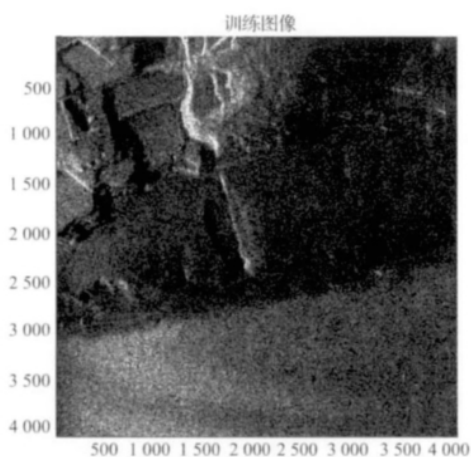


图 6 训练图像
Fig. 6 Training image

如图 7 所示,深色和浅色分别代表人工分割的 2 个区域。深色表示上部的农田区域,主要由泥底质组成,且地形变化剧烈。浅色表示下部的河道区域,主要由沙底质区域组成,且地形较为平缓。

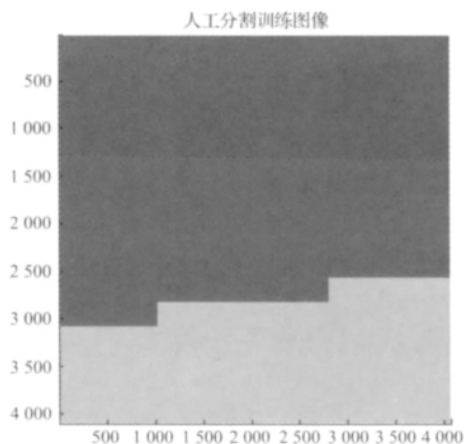


图 7 人工分割训练图像
Fig. 7 The training image using artificial segmentation

在输入训练图像后,需要提取图像的统计特征和纹理特征,以作为 SVM 分类器的输入训练数据。根据以上分析,为描述 SAS 图像不同底质类型的特征,充分利用统计特性中的均值、标准差、峰度和灰度共生矩阵中的能量、相关性、对比度、熵值等特征,构造如下特征向量:

$$v = \{MEAN, STD, KUR, ASM, COR, CON, ENT\} \quad (16)$$

式中: $MEAN$ 、 STD 、 KUR 分别为图像灰度直方图的均值、标准差和峰度, ASM 、 COR 、 CON 、 ENT 分别为灰度共生矩阵的能量、相关性、对比度和熵值。通过对特征向量进行训练,得到 SVM 分类器,然后即可以用于 SAS 图像分割。

在通过训练数据得到 SVM 分类器后,输入如图 8 所示的测试图像验证 SVM 分类器的效果。SVM 得到的初步分割结果有一些空洞和孤立点,如图 9 所示,表明上部农田存在部分与下面相同特性的区域。可以看出 SVM 分类器较好地对测试图像进行了分割,准确地把上部的农田区与下部的河道区分隔开。

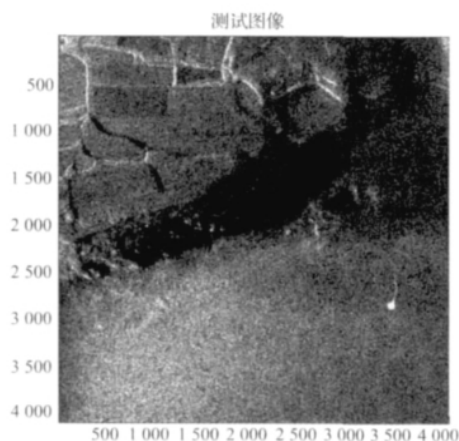


图 8 测试图像
Fig. 8 Test image

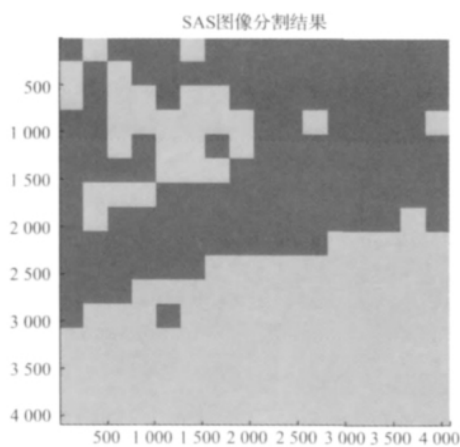


图 9 SVM 初步分割结果
Fig. 9 Preliminary segmentation result with SVM classifier

7 结 论

SAS 图像含有丰富的统计信息和纹理信息,通过分析 SAS 图像统计特征和纹理特征的,可以用于 SAS 图像分割。支持向量机方法是基于统计学习理论的一种新的机器学习方法,其通过有限训练样本得到小误差分类器,对测试样本的测试误差较小,是一种具有最优泛化性能的学习机器。本文通过提取灰度直方图的均值、标准差、峰度等统计特性和灰度共生矩阵的能量、相关性、对比度、熵值等纹理特性,作为 SVM 训练特征,得到 SVM 分类器。通过对测试图像的处理,可以看到 SVM 方法能够

较好地SAS图像进行分割。

参考文献

- [1] 张春华, 刘纪元. 合成孔径声呐成像及其进展[J]. 物理, 2006, 35(5): 107-123.
ZHANG CH H, LIU J Y. Synthetic aperture sonar imaging and its developments [J]. Physics, 2006, 35(5): 107-123.
- [2] HAYES M P, GOUGH P T. Synthetic aperture sonar: A review of current status[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2009, 34(3): 207-224.
- [3] MYERS V, WILLIAMS D P. Adaptive multiview target classification in synthetic aperture sonar images using a partially observable Markov decision process[J]. IEEE Journal Oceanic Engineering, 2012, 37(1): 45-55.
- [4] 章毓晋. 图像工程(中册) 图像分析[M]. 2版. 北京: 清华大学出版社, 2005: 74-75.
ZHANG Y J. Image engineering (volume II) Image analysis[M]. 2nd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2005: 74-75.
- [5] 刘金平, 桂卫华, 牟学民, 等. 基于Gabor小波的浮选泡沫图像纹理特征提取[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(8): 1169-1177.
LIU J P, GUI W H, MU X M, et al. Flotation froth image texture feature extraction based on Gabor wavelets[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(8): 1169-1177.
- [6] 阳春华, 任会峰, 桂卫华, 等. 基于泡沫纹理信度分配SVM的矿物浮选工况识别[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(10): 2205-2210.
YANG CH H, REN H F, GUI W H, et al. Performance recognition using texture credit distributed SVM for froth flotation process[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(10): 2205-2210.
- [7] 周平, 李传富, 符志鹏. 基于小波分解的脑CT图像纹理特征提取[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(3): 644-650.
ZHOU P, LI CH F, FU ZH P. Texture feature extraction of brain CT image based on wavelet decomposition[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(3): 644-650.
- [8] 黄战华, 刘正, 李金晶, 等. 一种基于多通道Gabor滤波的纹理提取方法[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(4): 694-699.
HUANG ZH H, LIU ZH, LI J J, et al. Texture extracting approach based on multichannel Gabor filters[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(4): 694-699.
- [9] PACE N G, GAO H. Swathe seabed classification[J]. IEEE Journal Oceanic Engineering, 1988, 13(2): 83-90.
- [10] XUE X R, WANG X J, XIANG F, et al. A new method of SAR image segmentation based on the gray level co-occurrence matrix and fuzzy neural network[C]. 2010 6th International Conference on Wireless Communications Networking and Mobile Computing (WiCOM) 2010: 1-4.
- [11] KARPOVICH D. Development of module for an oceanographic knowledge discovery system[D]. Mississippi: Mississippi State University, 1999.
- [12] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer-Berlag, 1995.
- [13] LV W T, YU Q Z, YU W X. Water extraction in SAR images using GLCM and support vector machine[C]. 2010 IEEE 10th International Conference on Signal Processing (ICSP) 2010: 740-743.
- [14] LI H CH, HONG W, WU Y R, et al. An efficient and flexible statistical model based on generalized gamma distribution for amplitude SAR images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(6): 2711-2722.
- [15] AMIRMAZLAGHANI M, AMINDAVAR H. Two novel Bayesian multiscale approaches for speckle suppression in SAR images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(7): 2980-2993.
- [16] CAMPS-VALLS G, MOOIJ J, SCHOLKOPF B. Remote sensing feature selection by kernel dependence measures[J]. IEEE Letters on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 7(3): 587-591.
- [17] HARALICK R M, SHANMUGAM K. Texture features for image classification[J]. IEEE Trans on Sys, Man, and Cyb, 1973, SMC-3(6): 610-621.
- [18] OHANIAN P P, DUBES R C. Performance evaluation for four class of texture feature[J]. Pattern Recognition, 1992.
- [19] ULABY F T, KOUYATE F, BRISCO B, et al. Textural information in SAR Images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1986, 24(2): 235-245.
- [20] VAPNIK V. Estimation of dependencies based on empirical data[M]. 2nd ed. Springer-Verlag, 2006.
- [21] 刘国海, 周大为, 徐海霞, 等. 基于SVM的微生物发酵过程软测量建模研究[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(6): 1228-1234.
LIU G H, ZHOU D W, XU H X, et al. Soft sensor modeling using SVM in fermentation process[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(6): 1228-1234.
- [22] 吴建斌, 田茂. 基于支持向量机的地雷识别研究[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(7): 1487-1493.
WU J B, TIAN M. Soft sensor modeling using SVM in fer-

mentation process [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument 2009 30(7): 1487-1493.

- [23] 许文海, 续元君, 董丽丽, 等. 基于水平集和支持向量机的图像声呐目标识别[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(1): 49-57.

XU W H, XU Y J, DONG L L, et al. Level-set and SVM based target recognition of image sonar [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument 2012 33(1): 49-57.

- [24] 石欣, 雷璐宁, 熊庆宇. 基于二次特征提取与 SVM 的异常步态识别[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(3): 693-699.

SHI X, LEI L N, XIONG Q Y. Abnormal gait recognition based on quadratic feature extraction and support vector machine [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011 32(3): 693-699.

- [25] 王艳景, 乔晓燕, 李鹏, 等. 基于小波包熵和支持向量机的运动想象任务分类研究[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(12): 2729-2737.

WANG Y J, QIAO X Y, LI P, et al. Classification of motor imagery task based on wavelet packet entropy and support vector machines [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument 2010 31(12): 2729-2737.

作者简介



陈强 2008 于中国科学技术大学获得学士学位, 现为中国科学院声学研究所博士研究生, 主要研究方向为水声通信技术。

E-mail: qchen04@163.com

Chen Qiang received bachelor degree from University of Science and Technology of China (USTC) in 2008. He is a Ph. D. candidate in Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences. His main research interest is underwater acoustic communication technique.



黄海宁, 1991、1996 和 1999 年于西北工业大学分别获得学士、硕士和博士学位, 现为中国科学院声学研究所研究员、博士生导师, 主要研究方向为阵列信号处理、水下无线传感器网络和合成孔径声呐等。

E-mail: hhn@mail.ioa.ac.cn

Huang Haining received B. Sc., M. Sc. and Ph. D. all from Northwestern Polytechnical University in 1991, 1996 and 1999, respectively. He is now a research fellow and Ph. D. student supervisor in Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences. His main research direction is array signal processing, underwater wireless sensor network and synthetic aperture sonar.