

基于深度学习和共生矩阵的 SAR 图像纹理特征检索方法

彭金喜^{1,3} 苏远歧¹ 薛笑荣²

(西安交通大学计算机科学与技术系 西安 710049)¹

(安阳师范学院计算机与信息工程学院 河南 安阳 455000)²

(广州大学华软软件学院软件工程系 广州 510990)³

摘 要 由于合成孔径雷达图像(SAR)存在相干斑噪声,采用传统的 SAR 图像解译工作相当复杂,且传统 SAR 图像检索方法获得的图像纹理精度和视觉效果不佳。由于 SAR 图像包含的信号和噪声分布以及纹理信息非常丰富,为了提高 SAR 图像的检索效率,根据图像的视觉特征提出一种图像检索方法,以改善图像的视觉效果,方便人工直觉观察纹理特征信息;由此,采用深度学习方法,结合模糊理论和神经网络的优点来改善图像处理的性能。首先,根据图像像素单元的统计特征和模糊神经网络语义,提出了一种高效的基于图像纹理特征和深度语义分析的方法,对图像纹理风格优势进行数据语义匹配归类;然后,根据语义特征的特性提出一种检索方法。首先,利用深度数据语义聚类提取 SAR 图像的纹理特征,然后根据共生矩阵方法对 SAR 图像进行特征分析;最后,利用深度方法对 SAR 图像的纹理特征和滤波后的灰度组成的矢量进行检索,进而对图像单元归类。实验结果表明,该方法在 SAR 图像检索方面能取得较好的效果,且视觉效果和分析效率得到较好的提高,便于分析和应用;而且该方法能抑制相干斑噪声,同时提高 SAR 图像纹理特征的视觉效果。

关键词 合成孔径雷达,图像检索,纹理特征,深度神经网络,共生矩阵,数据语义

中图分类号 TP391 文献标识码 A

SAR Image Feature Retrieval Method Based on Deep Learning and Synchronic Matrix

PENG Jin-xi^{1,3} SU Yuan-qi¹ XUE Xiao-rong²

(Department of Computer Science and Technology, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)¹

(School of Computer and Information Engineering, Anyang Normal University, Anyang, Henan 455000, China)²

(Department of Software Engineering, South China Institute of Software Engineering, Guangzhou University, Guangzhou 510990, China)³

Abstract For the existence of speckle noise in Synthetic Aperture Radar (SAR) image, however, the traditional SAR image interpretation work is quite complicated. However, the image which is quality and visual effect obtained by the traditional SAR image retrieval method are not ideal of conception of it what is perfect most suitable. Therefore, the signal which is contained in the SAR image is not suitable. And the speckle distribution and texture-information are abundant in themselves. In order to improve the retrieval efficiency of SAR images, an image retrieval method is proposed that according to the visual features of the images, thereby improving the visual effect of the images and facilitating the artificial intuition to observe the images' texture (cells) information; thus, using deep learning to take the advantages of fuzzy theory and neural network and to improve the performance of image processing. Firstly, according to the statistical characteristics of image pixel cells, according to the semantics of fuzzy neural network, an efficient image texture feature and Deep Learning semantic analysis method are proposed to classify and match the image texture style advantage. Secondly, according to the semantic feature. The feature is shown that methods propose a retrieval of it. Firstly, the texture features of SAR images are extracted by Deep Learning Data demantic clustering, and then the SAR images are characterized according to the Synchronic Matrix method. Finally, the texture features of SAR images and the vector of filtered Gray-components are retrieved by Deep Learning method to perform Image Cells' classification. The experimental results show that the proposed method achieves preciser-results in SAR image retrieval, and the visual effects and analysis efficiency are better improved for analysis and application. Moreover, the method is effective in suppressing speckle noise and visual effects on SAR image texture features. It's an increasing strategy with the effects of SAR image analysis.

本文受河南省科技攻关重点项目(192102210119),广州大学华软软件学院校级课题(ky201717),国家自然科学基金项目(U1204402),新纪航空科技有限公司支持基金会项目(21-2016-13),河南省自然科学基金项目和河南省教育部资助项目(18A520001),广东特色创新类项目(自然科学类)(2015KTSCX176)资助。

彭金喜 男,硕士,主要研究方向为图像处理、云计算与大数据、并行计算、机器学习、深度学习等, E-mail: pengjinxi@sohu.com; **苏远歧** 博士,讲师,主要研究方向为图像处理、机器学习与数据挖掘; **薛笑荣** 博士后,教授,主要研究方向为图像处理与模式识别、高性能计算,并行计算等, E-mail: flyxxr@ina.com(通信作者)。

Keywords Synthetic aperture radar, Image segmentation, Texture feature, Deep learning neural network, Synchronic matrix, Data semantics

SAR图像能够穿透云层和大气层,且具有全天时、全天候的成像能力,对于高分辨率图像在国民经济建设和国防建设中的应用发挥着重要作用。图像检索是目标自动识别的关键步骤,然而,由于SAR图像中存在相干斑噪声,导致传统的图像检索方法很难获得良好的检索效果,因此发现一种高效检索方法对SAR图像进行快速检索是当务之急^[1-3],国内外许多专家都进行了深入的研究。语义检索是根据隐含信息进行特征(图像的纹理特征元)匹配归类,然后利用数学统计学方法建立概率模型,所计算匹配特征值分布特征为分布函数,把信息元数据作为自变量,根据数据元之间的内在结构和语义逻辑关联特征和允许复杂的查询后计算最终的检索结果,将其模型进行优化。此方法对图像语义特征提取进行模糊神经网络处理,同时计算同生矩阵。最后利用深度语义方法探索更统计高效精确的图像纹理信息元模型分割归类之后进行检索算法^[4-5]成为研究的难点和热点。

在军事科技研究和应用领域、土地利用和滥用污染检测等领域有着更多的智能识别和应用分析。SAR图像检索的特点包括灰度值和纹理特征值,如果不同的地面物体有相同或相似的反向散射系数,它们会表现出相同或相似的灰度值,从而容易产生混淆。此外,噪声的存在进一步加剧了图像紊乱问题。因此,在实际应用中,只有灰度值的检索结果是不能接受的。在原始SAR图像中,由于雷达图像噪音数据的干扰,灰度分布较差,但是纹理信息非常丰富,同生矩阵结合纹理特征的优点和过滤的灰度值来检索SAR图像,分割分类预处理,获取图像特征后,通常采用小波域图像处理方法,然后采用深度语义聚类方法对SAR图像进行检索,最后综合模糊神经网络的优点,结合深度学习语义分析在处理具体问题上的优势,具有较好的检索和聚类性能达到最佳检索效果。

1 深度模糊神经网络

人工神经网络(ANN)是一种以人工方式构建的具有大量加工成分的自适应非线性动态系统,用于模拟人脑神经元的网络结构和功能。它建立在生物神经网络研究的基础上,可以在一定程度上模拟生物神经系统的智慧和功能。神经网络是近年来信息科学、脑科学、神经心理学等学科的研究热点^[6-9]。由于神经网络有较好的抽象适应性分析,其特征向量呈分布函数形式,因此它成为了解决图像处理 and 模式识别问题的有效工具之一。

1.1 模糊神经网络结构

模糊神经网络的检索器是一个三层的前馈网络,如图1所示。第一层是输入层,假设输入样本是一个 n 维特征向量 x ,然后输入层有 n 个神经元。在输入层中,关于神经元 i 的计算公式如下:

$$y_i^1 = x_i^1, i=1, \dots, n \quad (1)$$

模糊神经网络检索器的第二层是隐式层,用来计算相对于模糊类的输入层的隶属度值。本文将高斯隶属度函数作为模糊类的隶属度函数,得到了具有这种隶属度函数的模糊控制应用的良好结果。假设给定类中有 M 类,隐含层有 M 个神经元,则隐含层中神经元 j 的计算公式如下:

$$x_j^2 = y_i^1, i=1, \dots, n \quad (2)$$

$$y_j^2 = \exp\left(-\sum_{i=1}^n \frac{(x_i^1 - c_j^1)^2}{2\sigma^2}\right), j=1, \dots, M \quad (3)$$

第三层模糊神经网络检索器是输出层,由相互竞争的检索神经元组成,用于输出最终的检索结果。当神经元关于输入特征向量的值相对于某个类大于一个阈值 θ 时,指定输入特征向量属于给定的类,它属于的类成员的值输入特征向量是相对于最大值。当会员输入特征向量的值相对于任何给定的类小于一个阈值 θ ,则指出输入特征向量属于不确定类,输出结果是0。输出层只有一个神经元,其算法如下:

$$x_j^3 = y_j^2, j=1, \dots, M \quad (4)$$

$$y_j^3 = j_0 \operatorname{sgn}(\max_{j=1}^M(x_j^3) - \theta) \quad (5)$$

此时, j_0 满足 $x_{j_0}^3 = \max_{j=1}^M(x_j^3)$ 。

关键模糊隶属度函数有不同的特性参数, x_j^i 为每个向量的维度,其特征参数用于调节其对隶属度函数取值,使而各维度特征具有相同的取值,从而得到更好的检索结果。为了获得最佳的检索效果,利用神经网络对隶属度函数进行训练和调节控制,如图1所示。

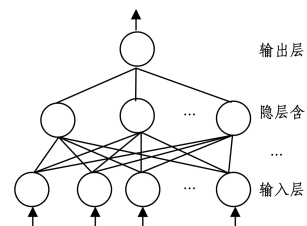


图1 模糊神经网络的结构

1.2 深度学习语义分析

预先对大量种子图片做语义分析,然后利用相似图片进行搜索,并根据相似种子图片的语义推导出新图片的语义,利用神经网络隐含层的底层特征语义对图像中的聚类样本、边缘信息、识别目标、深度学习方法进行目标检索。

图片分类对图片语义进行的是粗粒度计算^[10],那么我们是否可以将图像元直接转化为一堆词语或者一段文本语义(texture)来描述。转化成文本后,我们积累相对深层次的文本语义信息处理技术,即深度学习中的样本监督训练(强化学习)。首先利用深度卷积神经网络和深度自动编码器提取图片的多层特征,并据此提取图片的隐含语义,建立索引图片,产生一种有效而准确的图片搜索方法;再充分利用大量的互联网资源,预先对大量种子图片做语义分析;然后利用相似图片搜索,根据相似种子图片的语义推导出新图片的语义,利用神经网络隐含层的底层特征语义对图像中的聚类样本、边缘信息、识别目标、深度学习方法进行目标分类,然后进行检索。

深度学习的主要优势在于它可自主学习特征^[11] PWW。假设设计一个图像数据、特征提取的系统 S ,并将它表示为神经网络输入向量单元 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_i, \dots, S_n\}$,其中 S_i 表示 S 的第 i 层,如图2所示。设输入为 I ,经过系统 S 每层的处理后,输出 O 。通过不断地调整系统各层中的参数,使 O 与 I 保持一致,则该系统就能自动获得输入图像 I 的特征。假设为基础,意味着 I 经过 S_1, \dots, S_n 的各层系列变换过程,图像信息元在每一层的误差极限值为0(即损失函数误差达到最小值为止),通过深度语义训练,使每个领域分类目标

图像达到最优值。 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_i, \dots, S_n\}$ 中每一层所获得的特征向量都是对原始图像 I 的另外一种表示,如图 2 所示。

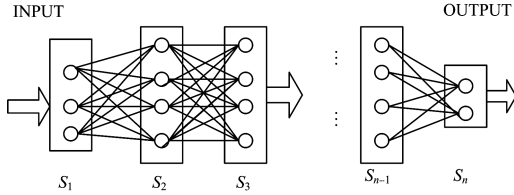


图 2 深度语义 S 模型

1.3 选择模糊神经网络的初始化语义参数

假设每个模糊类的特征空间中任意维度的特征呈多元正态分布,它相对于该聚类的中心对称分布,而不同特征维度之间的特征向量是相互独立的。模糊神经网络需要调节的参数:

$$c^j = [c_1^j, c_2^j, \dots, c_n^j]^T \quad (6)$$

表示模糊神经样本成员的分布范围。对于假设样本,将其分解成 M 个成员,每个

$$\sigma^j = [\sigma_1^j, \sigma_2^j, \dots, \sigma_n^j]^T \quad (7)$$

表示模糊向量中训练样本的每个分量的样。 $x_k^j (k=1, \dots, N_j, j=1, \dots, M)$, $N_j (j=1, \dots, M)$ 分成 M 个聚类样本,可以使神经网络快速收敛。选择满足检索的最佳的均值条件。

1.4 神经网络参数训练方法

将训练样本 $x_k^j (k=1, \dots, N; j=1, \dots, M)$, 分解为 M 个成员,每个成员拥有大样本 $N_j (j=1, \dots, M)$, 对于每个样本,其特征函数的隶属度函数为广义多元高斯分布函数。对于任意样本分量 $x, x = [x_1, x_2, \dots, x_m]$, 其样本成员与模糊样本成员分量 j 之间的相关分析模型如下:

$$mf_j(x) = \exp\left(-\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - c_i^j)^2}{2\sigma_i^{j2}}\right) = \prod_{i=1}^n \exp\left(-\frac{(x_i - c_i^j)^2}{2\sigma_i^{j2}}\right) \quad (8)$$

$c^j = [c_1^j, c_2^j, \dots, c_n^j]^T$ 表示模糊图像样本成员的中心样本图案分量 j , 对于此向量, $\sigma^j = [\sigma_1^j, \sigma_2^j, \dots, \sigma_n^j]^T$ 表示模糊向量 j 的分布范围,因为它们的数值和散射度不同,模糊聚类的维度特征也不同。为了减小误差,需要对不同的参数进行适度调节。模糊神经网络的第二层代表了相对于每个模糊类的输入向量的样本的隶属度,计算公式如下:

$$f(x) = \sum_{j=1}^M y_j mf_j(x) = [mf_1(x), \dots, mf_n(x)]^T \quad (9)$$

此处, $y = [0, \dots, 1, \dots, 0]^T$, 其相应的分量为 I (单位向量)。仅仅对反向传播网络进行训练,然后对 i_0 和 j_0 获得局部

部 $\sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^{N_j} |f(x_k^j) - y_j|^2$ 进行迭代最小值为止,其中:

$$\frac{\partial J}{\partial c_{i_0}^{j_0}} = 2 \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^{N_j} \exp\left(-\sum_{i=1}^n \frac{(x_{k_i}^j - c_{i_0}^{j_0})^2}{\sigma_i^{j_02}}\right) \frac{(x_{k_i}^j - c_{i_0}^{j_0})}{\sigma_i^{j_02}} - 2 \sum_{k=1}^{N_{j_0}} \exp\left(\sum_{i=1}^n \frac{(x_{k_i}^j - c_{i_0}^{j_0})^2}{\sigma_i^{j_02}}\right) \frac{(x_{k_i}^j - c_{i_0}^{j_0})}{\sigma_i^{j_02}}$$

同理:

$$\frac{\partial J}{\partial \sigma_{i_0}^{j_0}} = 2 \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^{N_j} \exp\left(-\sum_{i=1}^n \frac{(x_{k_i}^j - c_{i_0}^{j_0})^2}{\sigma_i^{j_02}}\right) \frac{(x_{k_i}^j - c_{i_0}^{j_0})}{\sigma_i^{j_02}} - 2 \sum_{k=1}^{N_{j_0}} \exp\left(\sum_{i=1}^n \frac{(x_{k_i}^j - c_{i_0}^{j_0})^2}{\sigma_i^{j_02}}\right) \frac{(x_{k_i}^j - c_{i_0}^{j_0})}{\sigma_i^{j_02}} \quad (11)$$

调整其参数为 $c^j = [c_1^j, c_2^j, \dots, c_n^j]^T$, 且 $\sigma^j = [\sigma_1^j, \sigma_2^j, \dots, \sigma_n^j]^T$ 表示:

$$c_{i_0}^{j_0}(l+1) = c_{i_0}^{j_0}(l) - \eta \frac{\partial J}{\partial c_{i_0}^{j_0}(l)} \quad (12)$$

$$\sigma_{i_0}^{j_0}(l+1) = \sigma_{i_0}^{j_0}(l) - \eta \frac{\partial J}{\partial \sigma_{i_0}^{j_0}(l)} \quad (13)$$

1.5 神经网络函数训练总结

在本文的深度学习训练模型中,对象函数 $J=0$ 表示每个类的样本都具有严格的等幂性质,而不同类之间的距离是无限期待的理想状态。一般来说,目标函数 J 不可能收敛为 0,因此采用逼近和函数降维,迭代进行梯度下降分析。

2 小波滤波

在空间滤波中,噪声的静态假设有时与信号的实际情况不匹配,因此在这种滤波器中,有时滤波图像的处理效果不好。事实上,图像分析不仅可以在空间域进行处理,也可以在频率域中进行处理。小波变换不仅具有多分辨率分析的特点,在奇异特征提取方面也非常灵活,可以进行时变滤波等。而传统的方法不具备该特点。在低信噪比中,其可以有效地消除和检测信号的波形特征。但是,在高信噪比噪声中,在小波变换和多分辨率分析的基础上发展相干斑抑制方法是一个非常意义的研究方向。SAR 图像相干斑分布的随机特性是一种乘法噪声特征^[12],其模型如下:

$$Z = X \cdot V \quad (14)$$

其中, Z 是 SAR 图像噪声的强度, X 为地面目标雷达散射的随机特性, V 为相干斑噪声的随机过程。随着图像对数的变换,乘法噪声被转化为加性噪声计算:

$$\log Z = \log X + \log V \quad (15)$$

将小波变换处理应用于变上限函数方程:

$$c_{a,b} = \int \log X \cdot \psi_{a,b}(x) dx + \int \log V \cdot \psi_{a,b}(x) dx \quad (16)$$

此处, $\psi_{a,b}(x)$ 是小波函数。根据该方程,相干斑噪声小波变换系数由第二部分数值决定,在小波域中,对相干斑噪声进行抑制,可以相对容易地去除噪声,而且比第一部分数值有所减少。当 SAR 图像数据以对数形式变换时,相干斑噪声近似为独立的加性高斯白噪声^[1]。通过傅里叶谱分析方法对 SAR 图像进行分析,结果也说明了这一点。从小波变换能量的角度出发,高斯噪声的小波变换仍然是高斯分布,它在相空间的每个部分都是均匀分布的,由于信号是有界函数,小波变换系数只集中在相空间的一小部分区域。在小波域,所有的小波系数对噪声都有抑制作用,这意味着噪声的能量分配在所有小波系数中,只有一小部分的小波系数对信号能量有贡献,所以我们将小波系数划分为两类:1)小波系数是通过噪声变换,这类小波的振幅系数很小,但数量更多;2)小波系数是通过信号变换得到的,同时包含了噪声变换的结果,这种小波系数的幅值很大,但数量较少。据此,通过小波系数的振幅差异,构造出一种降噪方法。对信号的小波系数设置一个阈值(通过先验知识或自适应方法获得图像语义特征),大于阈值的小波系数属于第二种类型的系数,可以保留;小波系数小于阈值则被认为是第一类的小波系数,同时对相干斑噪声进行抑制。通过这种方式,可以减少噪声,但也损失了重要的纹理图像细节,对具有丰富纹理特征图像的检索精度降低。兼顾小波分析和滤波方法,可以更好地保存图像的纹理细节^[9-10]。

在本文中,小波滤波算法的主要步骤如下:

- (1)通过对主 SAR 图像进行对数变换,得到对数图像。
- (2)用小波变换将对数图像分解为 2 层,得到小波系数的绝对值。
 - 1)详细说明子图像的分解过程。
 - 2)将细节子图像分成能量强弱部分,如果细节子图像的绝对值大于 T ,则将其视为强部分,否则视为弱部分, T 为阈值。
 - 3)与 α 百分比乘以稀疏区域强分量部分的图像像素构成一个 3×3 窗口,3 个细节图像的窗口定义不同。

①如果窗口中有多个强图像像素,则窗口的中心图像像素保持原值。

②如果不存在一个强分量的图像像素的可视化像素窗口,则将窗口的中心像素图像乘以 β 百分比。

- (3)对处理后的子图像进行小波变换。
- (4)对小波变换的图像进行指数变换,得到滤波后的图像。

3 共生矩阵

许多数学方法可以精细纹理特征值^[13],其中一种有效的方法是灰度共生矩阵法。对于中等质地的测量,纹理频段较好。灰度共生矩阵可定义为:按像素矩阵主副对角线提取样本中心距离 $d=1, \theta=0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4$, 其中 d 为到像素中心距离, θ 为灰度矩阵方向角值。假定多区域图像有 N 个灰度分量值,其每一个区域函数具有一致性,其中: $(i, j) (i=1, \dots, N; j=1, \dots, N)$ 是每个样本区域灰度像素分量的信息熵的概率密度, (DX, DY) 为其方差,像素分量的坐标 (i, j) 为位移量。在实际应用中,纹理分类是利用上灰度共生矩阵计算的一些统计数据。Haralick 提出了用灰度共生矩阵计算的 14 个纹理特征值(Haralick R M, 1975)。通过反复实验,Baraldi 认为以下统计数据对 SAR 图像是最好的评价^[10-13]。

二阶矩:

$$ASM = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M P_{\theta}(i, j)^2 \quad (17)$$

信息熵:

$$ENT = - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M P_{\theta}(i, j) \cdot \log P_{\theta}(i, j) \quad (18)$$

均匀一致性:

$$HOM = - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M P_{\theta}(i, j) / [1 + (i-j)^2] \quad (19)$$

非相似度:

$$DIS = - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M |i-j| \cdot P_{\theta}(i-j) \quad (20)$$

相关系数(相似度):

$$COR = \sum_{i,j} (i-\mu_x)(j-\mu_y)P((i,j)/(d,\theta)) / (\theta_x \theta_y) \quad (21)$$

COR 越大,延伸度越强。

对比度(清晰度):

$$CON = \sum (i-j)^2 P(i, j/d, \theta) \quad (22)$$

灰度共生矩阵的元素 $H(x, y)$ 在归一化的 $F(i, j)$ 的灰度图像的梯度图像 $G(i, j)$ 的像素值: x 为梯度, y 为像素,归一化后:

$$\hat{H}(x, y) = \frac{H(x, y)}{\sum_{x=0}^{L_x-1} \sum_{y=0}^{L_y-1} H(x, y)} \quad (23)$$

能量值 $\sum_{x=0}^{L_x-1} \sum_{y=0}^{L_y-1} H(x, y) = N \times N = N^2$, 显然:

$$\hat{H}(x, y) = \frac{H(x, y)}{N^2} \quad (24)$$

惯性矩:

$$INE = \sum_{x=0}^{L_x-1} \sum_{y=0}^{L_y-1} (x-y)^2 \hat{H}(x, y) \quad (25)$$

建立共生矩阵图像检索的计算如下:

$$\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & (a, b) & (c, d) \\ a_{21} & a_{22} & (e, f) & (g, h) \\ (b, a) & (f, e) & \dots & \dots \\ (d, c) & (h, g) & \dots & \dots \end{pmatrix} \quad (26)$$

4 实验及结果

图 3 给出初始化 SAR 图像。为了验证新方法的效果,本文还采用了一些传统的检索方法对 SAR 图像进行分割,然后进行共生矩阵检索,针对丰富的纹理特征值采用。图 7 显示了比图 4、图 5、图 6 所示的 3 种方法更加精确的分割结果。仅深度学习的粗糙性计算如图 8 所示,最后利用高斯多元分布函数概率分布特征,根据边缘分布灰度特征、分量的梯度性质对图像进行深度语义特征分析,构造共生矩阵,计算图像的特征精度值,提取图像的纹理特征,再结合图像纹理特征共生矩阵和深度神经网络计算,神经网络深度语义分类检索结果如图 9 所示。显然,图 9 的纹理粗糙性检索精度和视觉效果显著提高,而且利用图像纹理粗糙性、能量值、惯性矩、对比度和相关系数等计算得出结果,最后结合纹理(texture)特征语义神经数据元模型分析,得到更清晰的纹理特征显示效果图。因此,该 SAR 图像有利于视觉观察、判断和分析,是图像元(cells)数据语义形式化模的一种轻量级语义检索方法的应用改进结果。

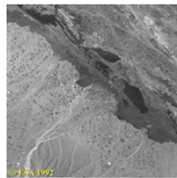


图 3 SAR 源图像

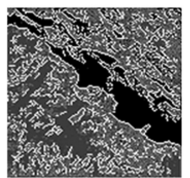


图 4 根据阈值基于瑞利分布特征的分割图像

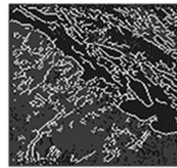


图 5 边缘检测带分割图像

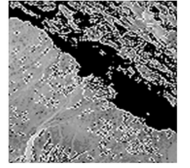


图 6 模糊 C-means 分割集群图像



图 7 改进后的分割图像

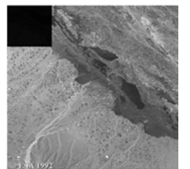


图 8 深度学习灰度共生矩阵检索图像

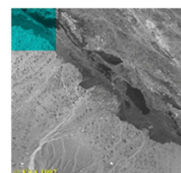


图 9 共生矩阵+深度学习灰度共生矩阵纹理检索图像