

基于形态学和盲源分离合成孔径雷达水体提取

王 栋¹, 陈映鹰^{1,2}, 秦 平³

(1. 同济大学 测量与国土信息工程系, 上海 200092; 2. 同济大学 遥感空间信息技术研究中心, 上海 200092;

3. 国家海洋局东海预报中心, 上海 200082)

摘要: 采用一种新的基于独立分量分析(independent component analysis, ICA)盲源分离(blind source separation, BSS)和形态学开重构(open reconstruction)的方法实现多极化合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)影像相干斑噪声抑制和水体目标快速提取. SAR 影像具有强烈乘性相干斑噪声, 影像数据为非高斯分布, 具体分布形式未知. 利用独立分量分析方法, 不需要知道 SAR 影像的具体分布, 通过对数量化将相干斑噪声转化为与图像数据相互独立的加性噪声, 从多极化 SAR 影像中自动分离出图像数据与相干斑噪声, 并自动选择相干斑指数最小的分量为图像分量. 针对 SAR 影像水体目标的亮度及形状分布特征, 进一步采用形态学开重构运算, 从分离出的图像分量中提取出水体目标. 利用 ENVISAT ASAR 多极化影像进行了实验, 结果表明该方法可以快速准确地提取多极化 SAR 影像中的水体目标.

关键词: 合成孔径雷达; 水体目标; 自动识别; 盲源分离; 独立分量分析; 数学形态学; 开重构

中图分类号: TP 751.1

文献标识码: A

speckle noise is non-Gaussian and its parameters are unknown. Logarithmic Quantification is utilized to transform multiplicative speckle noise to independent additive noise. Speckle noise and image data are separated from multipolarimetric imagery, and the components with the least speckle index are chosen as the object component automatically by means of ICA while the specific distribution of SAR imagery is unnecessary. Water objects are extracted from the separated component imagery based on Morphology Open Reconstruction according to their lightness and region shape features. Experimental results for ENVISAT ASAR show that the method can extract water objects from the multipolarimetric imagery with high accuracy and fast speed.

Key words: synthetic aperture radar; water target; automatic recognition; blind source separation; independent component analysis; mathematical morphology; open reconstruction

Method for Water Object Extraction in SAR Imagery Based on Morphology and Blind Source Separation

WANG Dong¹, CHEN Yingying^{1,2}, QIN Ping³

(1. Department of Surveying and Geo-informatics, Tongji University, Shanghai 200092, China; 2. Research Center for Remote Sensing and Spatial Information, Tongji University, Shanghai 200092, China; 3. East China Sea Marine Prediction Center, State Bureau of Oceanic Administration, Shanghai 200082, China)

Abstract: A new method is proposed for speckle noise suppression and water objects extracting from synthetic aperture radar (SAR) imagery based on morphology and independent component analysis(ICA) blind source separation (BSS). The distribution of SAR image data with multiplicative

合成孔径雷达(independent component analysis, SAR)不受天气和气候的影响,能够有效揭示地貌结构和地面伪装,已经在国民经济和军事领域得到广泛应用.在导弹制导等军事应用中,为了实现参考图与实时图的匹配,需要提取 SAR 影像中机场、水体、道路等典型目标以生成匹配参考图.

SAR 影像由于其固有的相干成像特性,具有强烈的相干斑噪声,严重影响了后续目标检测、分类和识别.国内外研究者对雷达图像斑点噪声的抑制方法作了大量研究工作.传统 SAR 图像相干斑噪声的处理方法主要分为多视处理和成像后进行滤波 2 大类.多视处理技术以牺牲空间分辨率为代价来获取对斑点的抑制,不能满足高分辨率的要求.经典的滤波器处理后,图像上会存在严重的边缘模糊现象;统

收稿日期: 2008-12-30

基金项目: “十一五”国家科技支撑计划资助项目(2006BAJ09B01)

作者简介: 王 栋(1975—),男,博士生,主要研究方向为摄影测量与遥感、SAR 影像信息提取与识别等. E-mail: ridgewang@gmail.com

陈映鹰(1941—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为摄影测量与遥感、计算机视觉和模式识别等

E-mail: chenying@tongji.edu.cn

计特性的滤波器在一定程度上改善了图像的噪声影响,但需要估计 SAR 斑点噪声模型的分布参数^[1].随着小波技术的发展,许多研究者提出了基于多分辨率分析思想的相干斑抑制方法^[2-3]. SAR 影像中水体区域整体亮度低,具有一定面积连续分布,且边缘形状不确定的特点.针对 SAR 影像水体目标,学者们提出了很多提取方法.朱俊杰等采用小波纹理分析方法提取高分辨率 SAR 影像水体^[4].杨存建等结合数字高程模型(digital elevation model, DEM)等地形辅助信息,通过影像与地形信息的匹配,实现 SAR 影像洪水目标提取^[5].胡德勇等针对单波段单极化 SAR 影像,基于纹理分析方法提取水体及居民地目标,并利用支持向量机进行分类^[6].

独立分量分析(independent component analysis, ICA)方法具有良好的信号分离性能,并且对源信号所需要的先验知识极少,只要求源信号为非高斯分布即可,而无需估计其具体分布形式及参数.针对客观实际中信号多为非高斯分布且具体分布一般难以获取的情况,ICA 更加有利于解决实际问题.近年来,ICA 方法在遥感信息处理领域得到了广泛的应用^[7-10].数学形态学作为一种新兴的数字图像处理分析技术,着重于研究图像的几何结构及相互关系,可以有效改善噪声抑制和边缘检测精度的矛盾,在图像滤波、分割、纹理分析、模式识别等方面已得到了广泛的应用^[11-13].本文提出一种基于独立分量分析(ICA)进行斑点噪声与目标信号盲分离实现斑点降噪,并进一步采用数学形态学快速提取 SAR 影像中水体目标的方法,作为快速生成匹配参考图的有效数据源.

1 独立分量分析原理

独立分量分析(ICA)最初是用来解决盲源分离(blind source separation, BSS)问题,即在对多传递信道未知的情况下实现多个信号源的分离.其算法模型可以表述为^[14]

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{s}, \mathbf{y} = \mathbf{W}\mathbf{x} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_N]^T$ 为 N 个相互独立的源信号; $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_M]^T$ 为 \mathbf{s} 经混合矩阵 \mathbf{A} 线性混合后 M 个观测信号; $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_N]^T$ 为经分离矩阵 \mathbf{W} 分离后的 N 个相互独立的对源信号 \mathbf{s} 的估计.

ICA 的基本思想是将多维观测信号按照统计独立的原则建立目标函数,通过优化算法将观测信号分解为多个独立分量.ICA 的目标函数为输出向量间统计独立性的度量.可基于非高斯性最大化原理

设计目标函数,并以负熵(Negentropy) $J(x)$ 作为非高斯性的测度

$$J(x) = \int p(x) \lg \frac{p(x)}{p_G(x)} dx = H(x_G) - H(x) \geq 0 \quad (2)$$

式中: x_G 是与 x 具有相同协方差的高斯随机变量; $p_G(x)$ 是与 x 具有相同均值和方差的高斯概率密度函数; $H(\cdot)$ 为随机变量的熵.负熵总为非负值,仅在 x 为高斯分布时负熵为零.

上述模型需要设定以下约束条件和假定:① 独立源各分量之间统计独立;② 至多有 1 个独立分量服从高斯分布;③ 观测到的信号个数不少于独立源的个数,即 $M \geq N$.在满足以上条件的前提下,Cao 等证明了盲信号的可分离性^[15].

ICA 方法对源信号所需要的先验知识极少以及良好的信号分离性能,使其具有巨大的应用潜力.随着 ICA 算法性能、速度的改进,尤其是 FastICA 快速算法提出后,ICA 算法的效率有了很大提升. FastICA 为了减少 ICA 算法需要估计的参数个数,简化计算,需要对数据进行预处理,去掉均值并进行白化处理,即将观测信号预处理为零均值、单位方差的观测数据.由于负熵的计算中涉及对随机变量概率密度函数的估计,且计算量较大. FastICA 方法采用基于最大熵原理的负熵近似来表征非高斯性^[16]

$$J(x) \propto [E\{G(x)\} - E\{G(v)\}]^2 \quad (3)$$

式中: v 为零均值、单位方差的高斯随机变量; $E(\cdot)$ 表示求期望; $G(\cdot)$ 为非二次函数,可选择 $G(u) = u^4/4$.

根据 Kuhn-Tucker 条件,可得到分离矩阵 \mathbf{W} 的迭代公式

$$\mathbf{W}_{k+1} = E\{zg(\mathbf{W}_k^T \mathbf{z})\} - E\{g'(\mathbf{W}_k^T \mathbf{z})\}\mathbf{W}_k \quad (4)$$

式中: \mathbf{z} 为去均值和白化处理后的观测向量; $g(\cdot)$ 为 $G(\cdot)$ 的导函数,即 $g(u) = u^3, g'(u) = 3u^2$.

FastICA 快速算法的实现步骤如下:

- (1) 中心化观测信号,使其均值为零, $\mathbf{x} \leftarrow \mathbf{x} - \mathbf{m}$, \mathbf{m} 为 \mathbf{x} 的均值;
- (2) 白化, $\mathbf{z} = \mathbf{V}\mathbf{x} = \mathbf{E}\mathbf{D}^{-1/2}\mathbf{E}^T\mathbf{x}$, \mathbf{x} 为去均值后的观测矢量;
- (3) 初始化 \mathbf{W} 为一随机阵,并使其模为 1, 维数为 \mathbf{z} 的行向量个数;
- (4) 利用迭代公式(4)学习 \mathbf{W} ;
- (5) 用对称正交法正交化 \mathbf{W} : $\mathbf{W} \leftarrow (\mathbf{W}\mathbf{W}^T)^{-1/2}\mathbf{W}$;
- (6) 归一化 \mathbf{W} : $\mathbf{W} \leftarrow \mathbf{W}/\|\mathbf{W}\|$;
- (7) 判断 \mathbf{W} 是否收敛:若 $1 - \min(|\text{diag}(\mathbf{W}(k+1)^T\mathbf{W}(k))|)$ 的值小于收敛条件(人为设定阈值,如

10^{-6}), 则分离矩阵 \mathbf{W} 已求得; 否则, 返回步骤(4).

2 基于 ICA 的多极化 SAR 影像相干斑抑制方法

SAR 由于其相干成像特性, 固有的相干斑噪声严重影响了 SAR 影像的应用. SAR 影像及相干斑噪声分布比较复杂, 一般均为非高斯分布. SAR 影像相干斑噪声是一种“乘性噪声”, 可用如下模型表示^[17]:

$$\mathbf{I} = \mathbf{x}\mathbf{v} \quad (5)$$

式中: \mathbf{I} 是在 SAR 影像中的像素点的强度; \mathbf{x} 是相应的真实反射强度; \mathbf{v} 是相应的相干斑噪声强度. \mathbf{x}, \mathbf{v} 相互独立. 由于本文所用 ICA 方法是针对线性混合的信号源进行信号分离, 对 SAR 影像进行对数变换, 由式(5)可得 $\mathbf{I}' = \lg \mathbf{I} = \lg \mathbf{x} + \lg \mathbf{v} = \mathbf{x}' + \mathbf{v}'$, 即可将乘性模型的相干斑噪声转化为加性噪声. 为了便于数值计算和分离结果图像显示, 这里采用式(6)进行归一化对数转换, 将结果转换到 0~1 范围.

$$\mathbf{I}' = \log'_{\min} \left(\frac{\mathbf{I}}{\mathbf{I}_{\min}} \right) = \frac{\lg \mathbf{I} - \lg \mathbf{I}_{\min}}{\lg \mathbf{I}_{\max} - \lg \mathbf{I}_{\min}} \quad (6)$$

式中: \mathbf{I}, \mathbf{I}' 为 SAR 影像像素原有强度(非负实数)和对数量化后强度, $\mathbf{I}_{\max}, \mathbf{I}_{\min}$ 为其原有强度的最大值和非零的最小值. 对 SAR 影像中 \mathbf{I} 为零的像素, 则对应的 \mathbf{I}' 也设为零.

多极化 SAR 对同一场景提供一组极化图像数据, 目标特征就分散在这些被相干斑污染的图像中. 图像数据和相干斑噪声一般均为非高斯分布, 且与相干斑噪声相互独立. 将目标信号与相干斑噪声看作互相独立的信号源, 在对数量化的基础上, 极化 SAR 图像可以看作目标信号与相干斑噪声的线性混合. 如此, 则可以采用 ICA 方法, 以多极化 SAR 影像数据作为多通道观测数据, 通过 ICA 分解, 分离出相互独立的 SAR 图像数据信号和噪声, 实现相干斑噪声的抑制, 并以分离出的多个独立分量中的某一个作为相干斑降噪后的图像. 采用相干斑噪声指数 β 表征相干斑的强烈程度

$$\beta = \frac{\sqrt{\text{Var}(I)}}{E(I)} \quad (7)$$

式中: $\text{Var}(\cdot)$ 表示求随机变量的方差; $E(\cdot)$ 表示求随机变量的均值. 可以计算分离出的各个独立分量的相干斑噪声指数 β , β 值大的独立分量可认为是噪声, β 最小的一个独立分量即是目标影像.

利用 ICA 降低极化 SAR 图像相干斑噪声的处

理步骤如下: ① 将多极化 SAR 影像根据式(6)进行对数量化; ② 用 FastICA 算法迭代求解分离矩阵, 得到分离后的各个独立分量; ③ 根据式(7)计算各个独立分量的相干斑指数; ④ 判断噪声分量和目标影像分量, 相干斑指数最小的分量即是目标分量.

3 基于数学形态学的水体目标提取方法

SAR 影像经过 ICA 分离后可得到具有最小斑点噪声的目标影像. 水体目标在 SAR 影像中表现为整体亮度低且呈面状连续分布的像素区域. 根据水体的形状及亮度特征, 采用形态学运算对 ICA 降噪后的目标影像进行处理, 可以快速提取出 SAR 影像中的水体目标.

形态学运算是一种非线性变换, 有利于保留陡变边缘, 可以有选择地去除图像中的结构或目标而保留其他部分. 形态学基本变换包括腐蚀、膨胀等运算, 是采用特定结构元素对输入图像进行处理; 形态学测地变换则涉及标记图像和掩模图像 2 幅图像. 测地膨胀(测地腐蚀)首先对标记图像进行基本形态学膨胀(腐蚀)运算, 然后将结果图像限制在掩模图像之下(之上). 有界图像的测地变换, 经过一定次数的循环总会收敛(标记图像的扩张或收缩完全被掩模图像阻止), 从标记图像中对掩模图像进行形态学重构正是基于这种原理^[18]. 定义图像 f 在尺度为 n 时的形态学开重构运算 $\gamma_R^{(n)}(f)$ 为

$$\gamma_R^{(n)}(f) = R_{\delta, f}(\epsilon^{(n)}(f)) = \delta_f^{(i)}(\epsilon^{(n)}(f)) \quad (8)$$

式中: 输入图像 f 为掩模图像; $\epsilon^{(n)}(f)$ 为 f 尺度为 n 的腐蚀图像, 作为标记图像, 记为 $f' = \epsilon^{(n)}(f)$; $R_{\delta, f}(f')$ 表示从标记图像 f' 中对掩模图像 f 进行膨胀重构, 即 f' 相对于 f 的测地膨胀 $\delta_f^{(i)}(f')$ 循环直至收敛于掩模图像 f , i 为 $\delta_f^{(i)}(f') = \delta_f^{(i+1)}(f')$ 时的循环次数.

开重构是一种代数开运算, 相比形态学开运算, 开重构能保持图像中没有被腐蚀去除的成分形状, 即所有无法容纳结构元素的图像目标将被去除, 其余保留下来的目标则保持不变. 本文采用形态学开重构运算提取低亮度面状分布的水体目标, 提取的目标与输入图像完全相同, 保证了目标提取的准确性和边缘精度.

4 实验和结果分析

本文采用 ENVISAT ASAR 的交替极化(alternating

polarization, AP)数据进行了实验. 实验数据包含垂直极化(VV)和交叉极化(VH)2个极化通道. 图1为2个512×512大小原始极化影像区域. 图2为经ICA分离得到的2个独立分量(independent component, IC)影像.

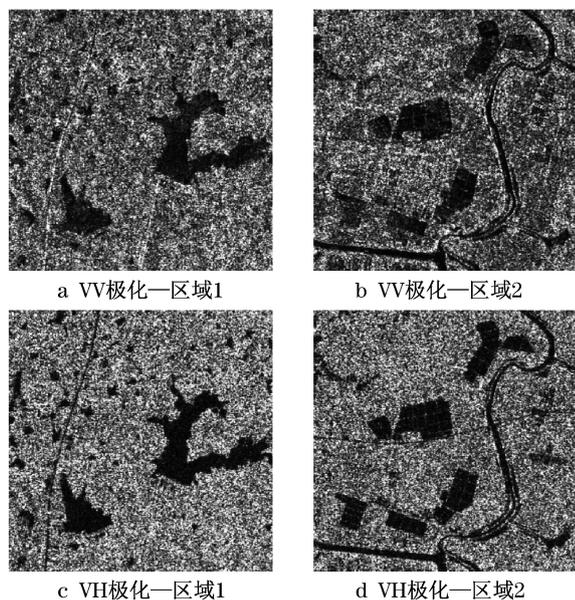


图1 ENVISAT ASAR 原始极化影像

Fig.1 ENVISAT ASAR polarimetric imagery

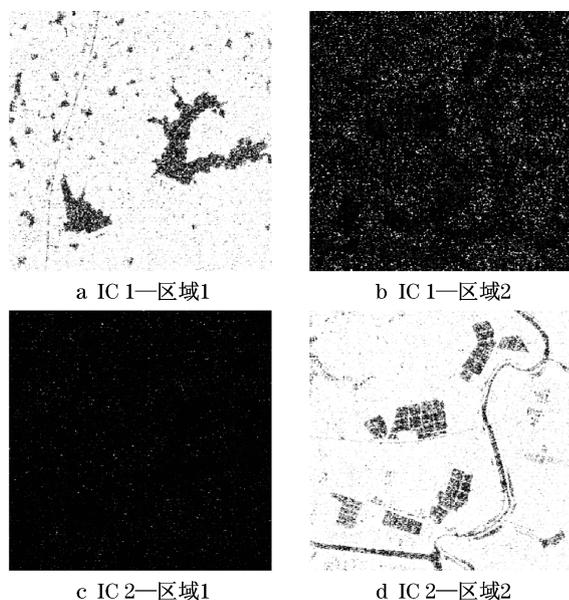


图2 ICA 分离得到的独立分量影像

Fig.2 Independent components separated by ICA

图2所示的独立分量,从主观视觉效果上已很容易判断哪个分量是目标分量. 根据式(7)计算各个独立分量的相干斑指数,则相干斑指数最小的分量即是目标分量,与视觉直观判断一致. 为了对比,同时也计算了原始 SAR 影像的相干斑指数,如表1所示. 从计算结果可以看出,经 ICA 分离后独立分量相对原始

SAR 影像,相干斑指数显著降低,进一步验证了 ICA 分离噪声的降斑效果. 同时,为了验证对数转换的效果,本文也作了直接用原始 SAR 影像进行 ICA 分离的实验,分离的结果如图3所示. 从视觉效果看,图3分离目标区域内部均一度较低,目标与噪声分离的效果不如经对数转换之后再分离的图2效果. 为了对比,也计算了图3分离分量的相干斑指数,如表2所示. 可以看出,经对数变换得到的目标分量,斑点噪声分离效果更好,相干斑指数相比不作对数变换更小.

表1 相干斑指数

Tab.1 Speckle noise indexes

影像区域	VV 极化	VH 极化	IC 1 分量	IC 2 分量
区域 1	0.556 392	0.556 177	0.081 641	0.226 870
区域 2	0.590 941	0.590 802	0.236 510	0.088 541

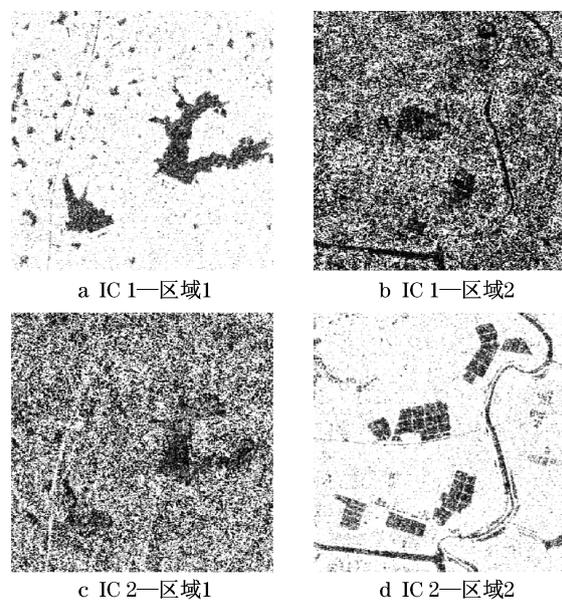


图3 ICA 分离得到的独立分量影像(不作对数量化处理)

Fig.3 Independent components separated by ICA (not logarithmic quantification)

表2 相干斑指数(不作对数量化处理)

Tab.2 Speckle noise indexes(not logarithmic quantification)

影像区域	IC 1 分量	IC 2 分量
区域 1	0.198 460	0.607 471
区域 2	0.757 412	0.209 126

对 ICA 分离后的目标分量进行形态学开重构变换,提取出的水体目标如图4所示. 结果显示,形态学开重构方法在消除小的干扰区域的同时,保持水体目标区域不变,保证了提取目标的边缘精度.

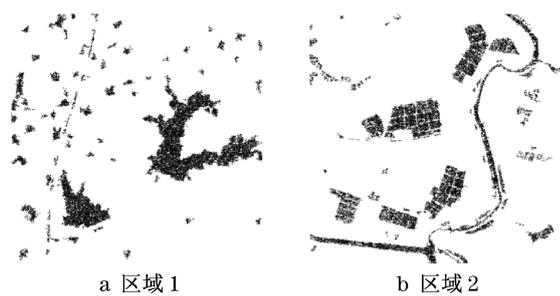


图 4 形态学开重构提取的水体目标

Fig.4 Water objects extracted by open reconstruction

从实验结果可以看出,本文方法可以有效降低相干斑噪声干扰,并快速准确提取出 SAR 影像中的水体目标. ICA 方法分离得到的各个分量相互独立,因而与各个分量的顺序无关. 从图 2 也可以看出,目标分量并不一定是第一分量,各分量排列顺序具有不确定性. 而传统的主分量分析 (principle component analysis, PCA) 方法则只能保证变换结果分量线性无关,各个变换结果分量按照信息量从大到小排列,但不能保证各分量特征的独立性. PCA 方法只用到了影像数据的 2 阶统计矩信息,而 ICA 则利用了 3 阶以上统计矩,可以更好地保留影像细节信息,而分离结果的独立性也保证了各分量特征的独立性,可以更有效地分离噪声和目标.

针对各个分离分量顺序不确定问题,本文根据 SAR 影像斑点噪声特征,计算各个分量的相干斑噪声指数,并自动选定指数最小的分量为目标分量,无需进行人工判断选择. 同时,相比常用的水体提取算法,本文方法具有以下优点:

(1) ICA 及数学形态学算法都可以进行并行处理,具有运算快速,易于实现的特点;

(2) ICA 及数学形态学可以适用于复杂的影像数据,不需要估计影像的先验分布及参数,也无需支持向量机、神经网络分类等方法必需的样本数据;

(3) ICA 及数学形态学处理过程无需设置阈值等参数,相比传统阈值二值分割、小波纹理分析等方法,避免了需要认真选择阈值参数的问题;

(4) ICA 方法充分利用了影像数据的高阶矩信息,可以有效保持影像的边缘和细节信息;形态学开重构算法是一种代数开运算,仅去除不需要的目标信息,保留下来的目标则与原始数据完全相同.

因此,本文方法可以保证提取的水体目标的边缘精度和细节信息.

5 结论

本文采用独立分量分析和数学形态学进行多极化 SAR 影像斑点降噪和水体目标的提取,并用实际 SAR 影像进行了数据试验. 实验结果表明本文方法可以有效实现 SAR 影像斑点降噪并快速准确地提取出 SAR 影像中的水体目标. 为了减少人工干预,提高算法自动化程度,本文方法仅实现单一水体目标的快速提取. 由于数学形态学方法的灵活性和适应性,采用形态学基本运算的交替、迭代、并行组合或其对偶形式,本文方法也可用于提取 SAR 影像中其他具有典型几何形状或亮度特征的地物,如机场、道路、居民地等目标.

参考文献:

- [1] 张朝晖,潘春洪,马颂德. 一种基于修正 Frost 核的 SAR 图像斑点噪声抑制方法[J]. 中国图象图形学报,2005,10(4):431. ZHANG Zhaohui, PAN Chunhong, MA Songde. SAR image despeckling based on modified frost filter[J]. Journal of Image and Graphics,2005,10(4):431.
- [2] Donoho D L. Denoising by soft-thresholding[J]. IEEE Trans on IT,1995,41(3):612.
- [3] 邵永社,陈鹰,林怡,等. 合成孔径雷达图像斑点噪声滤波方法研究[J]. 同济大学学报:自然科学版,2008,36(2):258. SHAO Yongshe, CHEN Ying, LIN Yi, et al. Research on synthetic aperture radar imagery speckle filters[J]. Journal of Tongji University: Natural Science,2008,36(2):258.
- [4] 朱俊杰,郭华东,范湘涛,等. 基于纹理与成像知识的高分辨率 SAR 图像水体检测[J]. 水科学进展,2006,17(2):525. ZHU Junjie, GUO Huadong, FAN Xiangtao, et al. Water detection with high-resolution SAR image based on texture and imaging knowledge[J]. Advances in Water Science,2006,17(2):525.
- [5] 杨存建,魏一鸣,王思远,等. 基于 DEM 的 SAR 图像洪水水体的提取[J]. 自然灾害学报,2002,11(3):121. YANG Cunjian, WEI Yiming, WANG Siyuan, et al. Extracting the flood extent from SAR imagery on basis of DEM[J]. Journal of Natural Disasters,2002,11(3):121.
- [6] 胡德勇,李京,陈云浩,等. 单波段单极化 SAR 图像水体和居民地信息提取方法研究[J]. 中国图象图形学报,2008,13(2):257. HU Deyong, LI Jing, CHEN Yunhao, et al. Water and settlement area extraction from single-band, single-polarization SAR images based on SVM method [J]. Journal of Image and Graphics,2008,13(2):257.
- [7] 曾生根,王小敏,范瑞彬,等. 基于独立分量分析的遥感图像分类技术[J]. 遥感学报,2004,8(3):150. ZENG Shenggen, WANG Xiaomin, FAN Ruibin, et al. Remote image classification based on independent component analysis

- [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2004, 8(3): 150.
- [8] 易尧华, 余长慧, 秦前清, 等. 基于独立分量分析的遥感影像非监督分类方法[J]. *武汉大学学报: 信息科学版*, 2005, 30(1): 19.
YI Yaohua, YU Changhu, QIN Qianqing, et al. Method for unsupervised remote imagery classification based on independent component analysis[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2005, 30(1): 19.
- [9] 孙俊平, 刘扬. 基于快速独立分量分析的多分辨率遥感图像融合算法[J]. *中国电子科学研究院学报*, 2007, 2(3): 228.
SUN Junping, LIU Yang. The fusion arithmetic of multi-resolution remote sense image based on M-Fast ICA[J]. *Journal of CAEIT*, 2007, 2(3): 228.
- [10] 陈蜜, 佘剑辉, 李德仁, 等. 基于独立分量分析和支持向量机的遥感影像融合分类算法[J]. *中国图象图形学报*, 2007, 12(9): 1665.
CHEN Mi, XUAN Jianhui, LI Deren, et al. Classification of remote sensing fused image based on independent component analysis and support vector machines[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2007, 12(9): 1665.
- [11] 徐春燕, 冯学智, 赵书河, 等. 基于数学形态学的 IKONOS 多光谱图像分割方法研究[J]. *遥感学报*, 2008, 12(6): 980.
XU Chunyan, FENG Xuezhi, ZHAO Shuhe, et al. Mathematical morphological segmentation of IKONOS multi spectral data[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2008, 12(6): 980.
- [12] 琚存勇, 蔡体久, 冯仲科. 基于数学形态学和最大似然法的遥感图像分类研究[J]. *北京林业大学学报*, 2005, 27(2): 57.
JU Cunyong, CAI Tiju, FENG Zhongke. Automatic segmentation of high resolution remote sensing image based on mathematical morphology and maximum likelihood estimate[J]. *Journal of Beijing Forestry University*, 2005, 27(2): 57.
- [13] 刘生, 王潇宇, 邱新法. 基于数学形态学的高空间分辨率遥感影像几何特征提取[J]. *地球信息科学*, 2008, 10(2): 152.
LIU Sheng, WANG Xiaoyu, QIU Xinfu. Geometrical features extracting from high spatial resolution images with mathematical morphology methods [J]. *GEO-Information Science*, 2008, 10(2): 152.
- [14] Hyvärinen A, Oja E. Independent component analysis: a tutorial [J]. *Neural Networks*, 2000, 13(45): 411.
- [15] Cao X R, Liu R W. A general approach to blind source separation[J]. *IEEE Trans Signal Processing*, 1996, 44: 562.
- [16] Hyvärinen A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis [J]. *IEEE Trans Neural Networks*, 1999, 8(3): 622.
- [17] Martinez C L. Polarimetric SAR speckle noise model[J]. *IEEE Trans GRS*, 2003, 41(10): 2232.
- [18] Crespo J, Maojo V. New results on the theory of morphological filters by reconstruction [J]. *Pattern Recognition*, 1998, 13(2): 419.

(上接第 1667 页)

参考文献:

- [1] Weyuker E J, Vokolos F I. Experience with performance testing of software systems: issues, an approach, and case study [J]. *IEEE Transactions on Software Engineering*, 2000, 26(12): 1147.
- [2] 江建慧. 嵌入式系统性能评估的基准程序方法[J]. *机械与电子*, 2002(4): 43.
JIANG Jianhui. Performance assessment of embedded systems by benchmarking[J]. *Machinery & Electronics*, 2002(4): 43.
- [3] Ferrari D, Serazzi G, Zeigner A. Measurement and tuning of computer systems[M]. New York: Prentice Hall, 1981.
- [4] Ofelt D, Hennessy L. Efficient performance prediction for modern microprocessors[C]//ACM Special Interest Group on Measurement and Evaluation. Santa Clara: [s. n.], 2000: 229 - 239.
- [5] Kerbyson D J, Wasserman H J, Hoisie A. Exploring advanced architectures using performance prediction [C]// *Innovative Architecture for Future Generation High-Performance Processors and Systems*. Washington D C: IEEE CS Press, 2002: 27 - 37.
- [6] Snavely A, Purkasthaya A. A framework to enable performance modeling and prediction[C]// *Proceedings of the 2002 ACM/IEEE conference on Supercomputing*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2002: 1 - 17.
- [7] Box G E, Hunter J S. Multifactor experimental design for exploring response surfaces [J]. *Annals of Mathematical Statistics*, 1967, 28: 195.
- [8] Cochran W G. Analysis of covariance: its nature and uses [J]. *Biometrics*, 1957, 13(3): 261.