



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 107610155 B

(45)授权公告日 2020.05.05

(21)申请号 201610546305.1

G06T 7/277(2017.01)

(22)申请日 2016.07.12

G06T 5/00(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

(65)同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 107610155 A

(56)对比文件

(43)申请公布日 2018.01.19

CN 103020978 A,2013.04.03,

CN 103606172 A,2014.02.26,

(73)专利权人 香港理工大学深圳研究院

CN 101447079 A,2009.06.03,

地址 518000 广东省深圳市南山区高新技术产业园南区粤兴一道18号香港理工大学产学研大楼205室

审查员 朱雪梅

(72)发明人 史文中 邵攀

(74)专利代理机构 深圳中一专利商标事务所

44237

代理人 张全文

(51)Int.Cl.

G06T 7/254(2017.01)

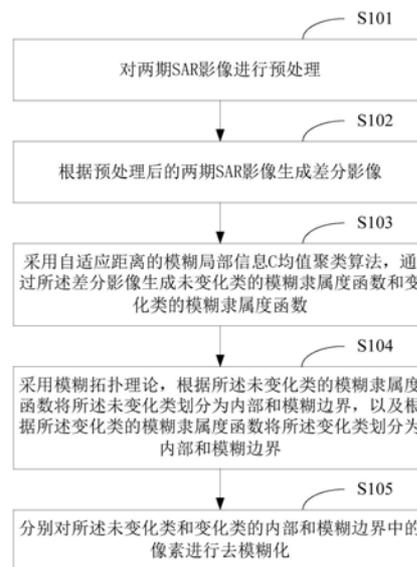
权利要求书4页 说明书10页 附图8页

(54)发明名称

SAR影像变化检测方法及装置

(57)摘要

本发明适用于遥感领域,提供了一种SAR影像变化检测方法及装置,所述方法包括:对两期SAR影像进行预处理;根据预处理后的两期SAR影像生成差分影像;采用自适应距离的模糊局部信息C均值聚类算法,通过所述差分影像生成未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u 和变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c ;采用模糊拓扑理论,根据所述未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u 将所述未变化类 ω_u 划分为内部和模糊边界,以及根据所述变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c 将所述变化类 ω_c 划分为内部和模糊边界;分别对所述未变化类 ω_u 和变化类 ω_c 的内部和模糊边界中的像素进行去模糊化。本发明提高了SAR影像变化检测中模糊隶属度函数的准确性、模糊边界像素的分类精度,从而能够获得较优的SAR影像变化检测结果。



1. 一种SAR影像变化检测方法,其特征在于,所述方法包括:

步骤1:对两期SAR影像进行预处理,所述预处理包括配准和相对辐射校正;

步骤2:根据预处理后的两期SAR影像生成差分影像;

步骤3:采用自适应距离的模糊局部信息C均值聚类算法,通过所述差分影像通过迭代过程来生成未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u 和变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c 包括:

A:初始化迭代次数 $n=0$,并分别初始化1类的模糊隶属度函数 U_1 ,所述1类包括未变化类 ω_u 和变化类 ω_c ;

B:利用所述模糊隶属度函数 U_1 和差分影像的像素灰度值,分别计算所述1类对应的聚类中心 v_1 ;

C:针对每个像素 P_i ,利用所述像素 P_i 的模糊局部因子 G_{1i} 、聚类中心 v_1 以及所述差分影像的像素灰度值计算所述像素 P_i 隶属于1类的模糊隶属度 $U_1(P_i)$,组合所有像素的模糊隶属度 $U_1(P_i)$ 得到所述1类的模糊隶属度函数 U_1 ;

D:将迭代次数 n 加1,返回步骤B以进行下一次计算,直至所述迭代次数 n 大于或等于预设的迭代次数最大值,则输出所述1类的模糊隶属度函数 U_1 ,包括未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u 和变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c ;

其中,所述像素 P_i 隶属于1类的模糊隶属度 $U_1(P_i)$ 的计算公式为:

$$U_l(P_i) = \frac{1}{\sum_{k=1}^2 \left(\frac{d(P_i, v_l) + G_{li}}{d(P_i, v_k) + G_{ki}} \right)}, \quad l \in \{u, c\}$$

所述 G_{1i} 表示模糊局部因子,且 $G_{li} = \sum_{j \in N(P_i), j \neq i} \frac{1}{d_{ij} + 1} (1 - U_l(P_j))^2 d^2(P_i, v_l)$,所述 d_{ij} 表示像素 P_i

到 P_j 的空间距离,所述 $d(P_i, v_l)$ 表示像素 P_i 到聚类中心 v_l 的自适应距离且 $d(P_i, v_l) = (P_i - v_l)^T A_l (P_i - v_l)$, $l \in \{u, c\}$, $A_l = \rho_l (\det(F_l))^{1/\eta} F_l^{-1}$ 为范数诱导矩阵, η 为样本数据的属性维数, F_l^{-1} 表示矩阵 F_l 的逆, $\det(F_l)$ 表示矩阵 F_l 的行列式, F_l 表示1类的模糊方差矩阵,具体为,

$$F_l = \frac{\sum_{i=1}^N U_l^2(P_i) (P_i - v_l) (P_i - v_l)^T}{\sum_{i=1}^N U_l^2(P_i)}; \text{当 } l=u \text{ 时, } F_u \text{ 表示未变化类 } \omega_u \text{ 的模糊方差矩阵,当 } l=c \text{ 时, } F_c$$

表示变化类 ω_c 的模糊方差矩阵, ρ_l 为用来控制聚类体积的参数, $\rho_c = \frac{SD_u}{SD_c}$, SD_u 表示根据信息熵Kapur阈值技术对SAR差分影像分割后计算出的未变化类 ω_u 的标准差, SD_c 则表示根据信息熵Kapur阈值技术对SAR差分影像分割后计算出的变化类 ω_c 的标准差;

步骤4:采用模糊拓扑理论,根据所述未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u 将所述未变化类 ω_u 划分为内部和模糊边界,以及根据所述变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c 将所述变化类 ω_c 划分为内部和模糊边界包括:

获取未变化类 ω_u 的阈值 α_u 和变化类 ω_c 的阈值 α_c ,所述阈值 α_u 和阈值 α_c 均大于0.5;

根据所述未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u ,将所述未变化类 ω_u 中模糊隶属度高于所述阈值 α_u 的像素划分为未变化类 ω_u 的内部、将模糊隶属度低于或等于所述阈值 α_u 的像素划

分为未变化类 ω_u 的模糊边界;以及

根据所述变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c , 将所述变化类 ω_c 中模糊隶属度高于所述阈值 α_c 的像素划分为变化类 ω_c 的内部、将模糊隶属度低于或等于所述阈值 α_c 的像素划分为变化类 ω_c 的模糊边界;

其中, 通过一种自适应搜寻算法筛选出最优阈值 α_1 , 来进行内部和模糊边界的划分, 其中 $l \in \{u, c\}$, 所述最优阈值 α_1 包括未变化类的阈值 α_u 和变化类的阈值 α_c , 所述阈值 α_u 和阈值 α_c 均大于 0.5, 获取最优阈值 α_1 的自适应搜寻算法包括:

在步骤 S401 中, 计算比值集合 $R = \{R_k | R_k = N_k / N_{total}, k = 1, 2, \dots, 9\}$, 并初始化 $k = 1$;

其中, N_k 表示集合 $\{P_i | c_k \geq U_l(P_i) > 0.5\}$ 所包含的像素个数, N_{total} 表示集合 $\{P_i | U_l(P_i) > 0.5\}$ 所包含的像素个数, $c_k = 0.5 + k \times 0.05, k = 1, 2, \dots, 9$, 所述 c_k 用于定义 N_k ;

在步骤 S402 中, 判断 R_k 是否大于 15%; 若是, 则执行步骤 S403, 否则, 执行步骤 S404;

在步骤 S403 中, 设置最优阈值 α_1 为 c_{k-1} ; 结束;

在步骤 S404 中, 判断 c_k 是否为 0.95; 若是, 设置最优阈值 α_1 为 0.95, 结束; 否则, 将 k 加 1, 并返回步骤 S402;

步骤 5: 分别对所述未变化类 ω_u 和变化类 ω_c 的内部和模糊边界中的像素进行去模糊化包括:

根据最大隶属度原则, 将在所述未变化类 ω_u 中划分为内部的像素标记为未变化类, 以及将在所述变化类 ω_c 中划分为内部的像素标记为变化类;

根据模糊拓扑的支撑连通性和已标记的像素对在所述未变化类 ω_u 和所述变化类 ω_c 中划分为模糊边界的像素进行重新分类包括:

对于在未变化类 ω_u 和变化类 ω_c 中划分为模糊边界的像素 P_i , 搜寻其八邻域 $N_8(P_i)$;

统计该八邻域 $N_8(P_i)$ 中标记为未变化类的像素个数 N_u 和标记为变化类的像素个数 N_c ;

比较 N_u 和 N_c , 若 $N_u > N_c$, 则将所述像素 P_i 标记为未变化类, 若 $N_u < N_c$, 则将所述像素 P_i 标记为变化类; 若 $N_u = N_c$, 则比较所述像素 P_i 属于未变化类的模糊隶属度 $U_u(P_i)$ 和属于变化类的模糊隶属度 $U_c(P_i)$, 若 $U_u(P_i) > U_c(P_i)$, 则将所述像素 P_i 标记为未变化类, 若 $U_u(P_i) < U_c(P_i)$, 则将所述像素 P_i 标记为变化类。

2. 一种 SAR 影像变化检测装置, 其特征在于, 所述检测装置包括:

预处理模块, 用于对两期 SAR 影像进行预处理, 所述预处理包括配准和相对辐射校正;

差分影像生成模块, 用于根据预处理后的两期 SAR 影像生成差分影像;

模糊隶属度函数生成模块, 用于采用自适应距离的模糊局部信息 C 均值聚类算法, 通过所述差分影像通过迭代过程来生成未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u 和变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c 包括:

初始化单元, 用于初始化迭代次数 $n = 0$, 并分别初始化 1 类的模糊隶属度函数 U_1 , 所述 1 类包括未变化类 ω_u 和变化类 ω_c ;

聚类中心计算单元, 用于利用所述模糊隶属度函数 U_1 和差分影像的像素灰度值, 分别计算所述 1 类对应的聚类中心 v_1 ;

模糊隶属度函数生成单元, 用于针对每个像素 P_i , 利用所述像素 P_i 的模糊局部因子 G_{li} 、聚类中心 v_1 以及所述差分影像的像素灰度值计算所述像素 P_i 隶属于 1 类的模糊隶属度 $U_1(P_i)$, 组合所有像素的模糊隶属度 $U_1(P_i)$ 得到所述 1 类的模糊隶属度函数 U_1 ;

模糊隶属度函数输出单元,用于将迭代次数n加1,返回聚类中心计算单元以进行下一次计算,直至所述迭代次数n大于或等于预设的迭代次数最大值,则输出所述1类的模糊隶属度函数 U_1 ,包括未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u 和变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c ;

其中,所述像素 P_i 隶属于1类的模糊隶属度 $U_1(P_i)$ 的计算公式为:

$$U_l(P_i) = \frac{1}{\sum_{k=1}^2 \left(\frac{d(P_i, v_l) + G_{li}}{d(P_i, v_k) + G_{ki}} \right)}, \quad l \in \{u, c\}$$

所述 G_{li} 表示模糊局部因子,且 $G_{li} = \sum_{j \in N(P_i), j \neq i} \frac{1}{d_{ij} + 1} (1 - U_l(P_i))^2 d^2(P_i, v_l)$,所述 d_{ij} 表示像素 P_i 到 P_j 的空间距离,所述 $d(P_i, v_l)$ 表示像素 P_i 到聚类中心 v_l 的自适应距离且 $d(P_i, v_l) = (P_i - v_l)^T A_l (P_i - v_l)$, $l \in \{u, c\}$, $A_l = \rho_l (\det(F_l))^{1/\eta} F_l^{-1}$ 为范数诱导矩阵, η 为样本数据的属性维数, F_l^{-1} 表示矩阵 F_l 的逆, $\det(F_l)$ 表示矩阵 F_l 的行列式, F_l 表示1类的模糊方差矩阵,具体为,

$$F_l = \frac{\sum_{i=1}^N U_l^2(P_i) (P_i - v_l) (P_i - v_l)^T}{\sum_{i=1}^N U_l^2(P_i)}; \text{当 } l = u \text{ 时, } F_u \text{ 表示未变化类 } \omega_u \text{ 的模糊方差矩阵,当 } l = c \text{ 时, } F_c$$

表示变化类 ω_c 的模糊方差矩阵, ρ_l 为用来控制聚类体积的参数, $\rho_c = \frac{SD_u}{SD_c}$, SD_u 表示根据信息熵Kapur阈值技术对SAR差分影像分割后计算出的未变化类 ω_u 的标准差, SD_c 则表示根据信息熵Kapur阈值技术对SAR差分影像分割后计算出的变化类 ω_c 的标准差;

划分模块,用于采用模糊拓扑理论,根据所述未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u 将所述未变化类 ω_u 划分为内部和模糊边界,以及根据所述变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c 将所述变化类 ω_c 划分为内部和模糊边界包括:

获取单元,用于获取未变化类 ω_u 的阈值 α_u 和变化类 ω_c 的阈值 α_c ,所述阈值 α_u 和阈值 α_c 均大于0.5;

划分单元,用于根据所述未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u ,将所述未变化类 ω_u 中模糊隶属度高于所述阈值 α_u 的像素划分为未变化类 ω_u 的内部、将模糊隶属度低于或等于所述阈值 α_u 的像素划分为未变化类 ω_u 的模糊边界;以及根据所述变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c ,将所述变化类 ω_c 中模糊隶属度高于所述阈值 α_c 的像素划分为变化类 ω_c 的内部、将模糊隶属度低于或等于所述阈值 α_c 的像素划分为变化类 ω_c 的模糊边界;

其中,通过一种自适应搜寻算法筛选出最优阈值 α_1 ,来进行内部和模糊边界的划分,其中 $l \in \{u, c\}$,所述最优阈值 α_1 包括未变化类的阈值 α_u 和变化类的阈值 α_c ,所述阈值 α_u 和阈值 α_c 均大于0.5,获取最优阈值 α_1 的自适应搜寻算法包括:

在步骤S401中,计算比值集合 $R = \{R_k | R_k = N_k / N_{total}, k = 1, 2, \dots, 9\}$,并初始化 $k = 1$;

其中, N_k 表示集合 $\{P_i | c_k \geq U_1(P_i) > 0.5\}$ 所包含的像素个数, N_{total} 表示集合 $\{P_i | U_1(P_i) > 0.5\}$ 所包含的像素个数, $c_k = 0.5 + k \times 0.05, k = 1, 2, \dots, 9$,所述 c_k 用于定义 N_k ;

在步骤S402中,判断 R_k 是否大于15%;若是,则执行步骤S403,否则,执行步骤S404;

在步骤S403中,设置最优阈值 α_1 为 c_{k-1} ;结束;

在步骤S404中,判断 c_k 是否为0.95;若是,设置最优阈值 α_1 为0.95,结束;否则,将 k 加1,

并返回步骤S402;

去模糊化模块,用于分别对所述未变化类 ω_u 和变化类 ω_c 的内部和模糊边界中的像素进行去模糊化包括:

标记单元,用于根据最大隶属度原则,将在所述未变化类 ω_u 中划分为内部的像素标记为未变化类,以及将在所述变化类 ω_c 中划分为内部的像素标记为变化类;

重分类单元,用于根据模糊拓扑的支撑连通性和已标记的像素对在所述未变化类 ω_u 和所述变化类 ω_c 中划分为模糊边界的像素进行重新分类包括:

搜寻子单元,用于对于在未变化类 ω_u 和变化类 ω_c 中划分为模糊边界的像素 P_i ,搜寻其八领域 $N_8(P_i)$;

统计子单元,用于统计该八领域 $N_8(P_i)$ 中标记为未变化类的像素个数 N_u 和标记为变化类的像素个数 N_c ;

第一标记子单元,用于比较 N_u 和 N_c ,若 $N_u > N_c$,则将所述像素 P_i 标记为未变化类,若 $N_u < N_c$,则将所述像素 P_i 标记为变化类;

第二标记子单元,用于若 $N_u = N_c$,则比较所述像素 P_i 属于未变化类的模糊隶属度 $U_u(P_i)$ 和属于变化类的模糊隶属度 $U_c(P_i)$,若 $U_u(P_i) > U_c(P_i)$,则将所述像素 P_i 标记为未变化类,若 $U_u(P_i) < U_c(P_i)$,则将所述像素 P_i 标记为变化类。

SAR影像变化检测方法及装置

技术领域

[0001] 本发明属于遥感领域,尤其涉及一种SAR影像变化检测方法及装置。

背景技术

[0002] 遥感影像变化检测是农业调查、灾害监测、城市研究和资源监测等对地观测应用中的关键技术。由于合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)具有全天时、全天候以及对某些地物的穿透性能等成像优势, SAR影像变化检测技术在近年来受到了越来越多的关注。

[0003] 其中,模糊聚类算法为使用最广泛的SAR影像变化检测技术之一。然而模糊聚类SAR影像变化检测技术存在以下缺陷:

[0004] 1. 在生成模糊隶属度函数的过程中没有考虑未变化类与变化类的形状信息,不能自适应差分影像的统计特征,影响了模糊隶属度函数的准确性。

[0005] 2. 在使用最大隶属度原则对模糊隶属度函数进行去模糊化时,没有考虑不同像素的模糊隶属度分布的差异性。比如,若像素A和像素B属于变化类的模糊隶属度分别为0.98和0.52,那么属于未变化类的模糊隶属度分别为0.02和0.48,则根据最大隶属度原则,像素A和B都被标记为变化类,但是对于像素B,其属于变化类和未变化类的模糊隶属度是非常接近的,分类结果具有很高的不确定性,从而影响了SAR影像变化检测的精度。

发明内容

[0006] 鉴于此,本发明实施例提供SAR影像变化检测方法及装置,以提高模糊聚类SAR影像变化检测技术中的模糊隶属度函数的准确性和提高模糊边界像素的分类精度。

[0007] 第一方面,提供了一种SAR影像变化检测方法,所述检测方法包括:

[0008] 对两期SAR影像进行预处理;

[0009] 根据预处理后的两期SAR影像生成差分影像;

[0010] 采用自适应距离的模糊局部信息C均值聚类算法,通过所述差分影像生成未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u 和变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c ;

[0011] 采用模糊拓扑理论,根据所述未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u 将所述未变化类 ω_u 划分为内部和模糊边界,以及根据所述变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c 将所述变化类 ω_c 划分为内部和模糊边界;

[0012] 分别对所述未变化类 ω_u 和变化类 ω_c 的内部和模糊边界中的像素进行去模糊化。

[0013] 第二方面,提供了一种SAR影像变化检测装置,所述检测装置包括:

[0014] 预处理模块,用于对两期SAR影像进行预处理;

[0015] 差分影像生成模块,用于根据预处理后的两期SAR影像生成差分影像;

[0016] 模糊隶属度函数生成模块,用于采用自适应距离的模糊局部信息C均值聚类算法,通过所述差分影像生成未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u 和变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c ;

[0017] 划分模块,用于采用模糊拓扑理论,根据所述未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u 将所述未变化类 ω_u 划分为内部和模糊边界,以及根据所述变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c 将所述变化类 ω_c 划分为内部和模糊边界;

[0018] 去模糊化模块,用于分别对所述未变化类 ω_u 和变化类 ω_c 的内部和模糊边界中的像素进行去模糊化。

[0019] 与现有技术相比,本发明实施例

[0020] 1) 首先利用自适应距离理论增强模糊聚类算法,获得能够根据差分影像的统计特性来动态调整距离度量公式的模糊聚类算法——自适应距离的模糊局部信息C均值算法;然后采用自适应距离的模糊局部信息C均值聚类算法,通过差分影像生成未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u 和变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c ,从而提高了模糊隶属度函数的准确性;

[0021] 2) 采用模糊拓扑理论,根据所述未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u 将所述未变化类 ω_u 划分为内部和模糊边界,以及根据所述变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c 将所述变化类 ω_c 划分为内部和模糊边界;分别采用最大隶属度原则和模糊拓扑的支撑连通性对(所述未变化类 ω_u 和变化类 ω_c 的)内部和模糊边界中的像素进行去模糊化;从而提高了模糊边界中的像素分类精度,降低了去模糊化过程的不确定性。

[0022] 通过以上两点,本发明实施例极大地优化了SAR影像变化检测结果。

附图说明

[0023] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他附图。

[0024] 图1是本发明实施例提供的SAR影像变化检测方法的实现流程图;

[0025] 图2是本发明实施例提供的SAR影像变化检测方法中步骤S103的实现流程图;

[0026] 图3是本发明实施例提供的SAR影像变化检测方法中步骤S104的实现流程图;

[0027] 图4是本发明实施例提供的最优阈值 α_1 的自适应搜寻算法的实现流程图;

[0028] 图5是本发明实施例提供的SAR影像变化检测方法中步骤S105的实现流程图;

[0029] 图6是本发明实施例提供的根据模糊拓扑的支撑连通性和已标记的像素对划分为模糊边界的像素进行重新分类的具体实现流程图;

[0030] 图7(a)是本发明实施例提供的 T_1 时刻(水灾前)的SAR影像示意图;

[0031] 图7(b)是本发明实施例提供的 T_2 时刻(水灾后)的SAR影像示意图;

[0032] 图7(c)是本发明实施例提供的 T_1 时刻(水灾前)和 T_2 时刻(水灾后)的SAR影像的变化参考图;

[0033] 图8(a)是本发明实施例提供的SAR影像变化检测方法得到的检测结果示意图;

[0034] 图8(b)是通过传统模糊局部信息C均值的SAR影像变化检测方法的检测结果示意图;

[0035] 图9是本发明实施例提供的SAR影像变化检测装置的组成结构图。

具体实施方式

[0036] 为了使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白,以下结合附图及实施例,对本发明进行进一步详细说明。应当理解,此处所描述的具体实施例仅仅用以解释本发明,并不用于限定本发明。

[0037] 本发明实施例首先对两期SAR影像进行预处理;然后根据预处理后的两期SAR影像生成差分影像;再采用自适应距离的模糊局部信息C均值聚类算法,通过所述差分影像生成未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u 和变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c ,从而得到更加准确的模糊隶属度函数;然后采用模糊拓扑理论,根据所述未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u 将所述未变化类 ω_u 划分为内部和模糊边界,以及根据所述变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c 将所述变化类 ω_c 划分为内部和模糊边界;分别对所述未变化类 ω_u 和变化类 ω_c 的内部和模糊边界中的像素进行去模糊化;从而提高了模糊边界中的像素分类精度,降低了去模糊化过程的不确定性,极大地优化了SAR影像变化检测结果。本发明实施例还提供了相应的装置,以下分别进行详细的说明。

[0038] 图1示出了本发明实施例提供的SAR影像变化检测方法的实现流程。

[0039] 在本发明实施例中,所述SAR影像变化检测方法应用于计算机、服务器等设备,通过集成模糊聚类、自适应距离以及模糊拓扑的优势,能够实现SAR差分影像的有效分割。参阅图1,所述方法包括:

[0040] 在步骤S101中,对两期SAR影像进行预处理。

[0041] 在这里,所述两期SAR影像分别为 T_1 时刻的SAR影像和 T_2 时刻的SAR影像, $T_1 \neq T_2$ 。所述预处理为遥感领域中的基础步骤,包括但不限于配准和相对辐射校正等。

[0042] 在步骤S102中,根据预处理后的两期SAR影像生成差分影像。

[0043] 在这里,为了便于描述,将预处理后的 T_1 时刻的SAR影像记为 X_1 和将预处理后的 T_2 时刻的SAR影像记为 X_2 。

[0044] 作为本发明的一个优选示例,由于对数比因子对SAR影像的相干斑噪声具有较好的鲁棒性,因此,本发明实施例采用对数比算子来计算两期SAR影像的差分影像。其中,为了避免对0进行取对数运算,本发明实施例在取对数之前分别对SAR影像 X_1 和SAR影像 X_2 进行加1运算。计算的公式为:

[0045]
$$X_D = |\log(X_1+1) - \log(X_2+1)|$$

[0046] 在这里,所述 X_D 表示差分影像, X_1 表示预处理后的 T_1 时刻的SAR影像, X_2 表示预处理后的 T_2 时刻的SAR影像, \log 表示取自然对数运算; $|\cdot|$ 表示取绝对值运算。

[0047] 在步骤S103中,采用自适应距离的模糊局部信息C均值聚类算法,通过所述差分影像生成未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u 和变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c 。

[0048] 作为本发明的一个优选示例,这里采用自适应距离的模糊局部信息C均值聚类算法(FLICM),通过迭代过程来估算未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u 和变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c 。在这里,所述未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u 是像素属于未变化类 ω_u 的隶属度的集合,所述变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c 是像素属于变化类 ω_c 的隶属度的集合。

[0049] 图2示出了本发明实施例提供的SAR影像变化检测方法中步骤S103的具体实现流程。

[0050] 参阅图2,所述步骤S103包括:

[0051] 在步骤S201中,初始化迭代次数 $n=0$,并分别初始化1类的模糊隶属度函数 U_1 ,所述1类包括未变化类 ω_u 和变化类 ω_c 。

[0052] 在这里,所述初始化1类的模糊隶属度函数 U_1 包括初始化未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u 和变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c ,具体为:利用随机生成函数生成两组随机数,分别赋值给模糊隶属度函数 U_u 和 U_c ,从而得到模糊隶属度函数 U_u 和 U_c 的初始值。

[0053] 在步骤S202中,利用所述模糊隶属度函数 U_1 和差分影像的像素灰度值,分别计算所述1类对应的聚类中心 v_1 。

[0054] 在这里,所述1类对应的聚类中心 v_1 包括未变化类 ω_u 对应的聚类中心 v_u 和变化类 ω_c 对应的聚类中心 v_c 。本发明实施例利用所述未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u 和差分影像的像素灰度值,计算所述未变化类 ω_u 对应的聚类中心 v_u ;以及利用所述变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c 和差分影像的像素灰度值,计算所述变化类 ω_c 对应的聚类中心 v_c 。

[0055] 示例性地,所述聚类中心 v_1 计算的公式可以为:

$$[0056] \quad v_l = \frac{\sum_{i=1}^N U_l^2(P_i)P_i}{\sum_{i=1}^N U_l^2(P_i)}, \quad l \in \{u, c\}。$$

[0057] 所述 P_i 表示所述差分影像中第 i 个像素或该像素的灰度值, i 为正整数且 $1 \leq i \leq N$; $U_l(P_i)$ 表示像素 P_i 属于未变化类 ω_u 或者变化类 ω_c 的模糊隶属度,当 $l=u$ 时, $U_u(P_i)$ 表示像素 P_i 属于未变化类 ω_u 的模糊隶属度;当 $l=c$ 时, $U_c(P_i)$ 表示像素 P_i 属于变化类 ω_c 的模糊隶属度。

当 $l=u$ 时, v_u 表示未变化类 ω_u 对应的聚类中心,即 $v_u = \frac{\sum_{i=1}^N U_u^2(P_i)P_i}{\sum_{i=1}^N U_u^2(P_i)}$;当 $l=c$ 时, v_c 表

示变化类 ω_c 对应的聚类中心,即 $v_c = \frac{\sum_{i=1}^N U_c^2(P_i)P_i}{\sum_{i=1}^N U_c^2(P_i)}$ 。

[0058] 在步骤S203中,针对每个像素 P_i ,利用所述像素 P_i 的模糊局部因子 G_{1i} 、聚类中心 v_1 以及所述差分影像的像素灰度值计算所述像素 P_i 隶属于1类的模糊隶属度 $U_1(P_i)$,组合所有像素的模糊隶属度 $U_1(P_i)$ 得到所述1类的模糊隶属度函数 U_1 。

[0059] 在这里,针对每个像素 P_i ,本发明实施例利用所述像素 P_i 的模糊局部因子 G_{ui} 、聚类中心 v_u 以及所述差分影像的像素灰度值计算所述像素 P_i 隶属于未变化类 ω_u 的模糊隶属度 $U_u(P_i)$,组合所有像素的模糊隶属度 $U_u(P_i)$ 得到未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u ;以及利用所述像素 P_i 的模糊局部因子 G_{ci} 、聚类中心 v_c 以及所述差分影像的像素灰度值计算所述像素 P_i 隶属于变化类 ω_c 的模糊隶属度 $U_c(P_i)$,组合所有像素的模糊隶属度 $U_c(P_i)$ 得到变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c 。

[0060] 示例性地,像素 P_i 隶属于1类(即未变化类 ω_u 或变化类 ω_c)的模糊隶属度 $U_1(P_i)$ 的计算公式可以为:

$$[0061] \quad U_l(P_i) = \frac{1}{\sum_{k=1}^2 \left(\frac{d(P_i, v_l) + G_{li}}{d(P_i, v_k) + G_{ki}} \right)}, \quad l \in \{u, c\}$$

[0062] 其中,所述 G_{li} 表示模糊局部因子,且 $G_{li} = \sum_{j \in N(P_i), j \neq i} \frac{1}{d_{ij} + 1} (1 - U_l(P_i))^2 d^2(P_i, v_l)$,

$l \in \{u, c\}$ 。所述 d_{ij} 表示像素 P_i 到 P_j 的空间距离。

[0063] 所述 $d(P_i, v_l)$ 表示像素 P_i 到聚类中心 v_l 的自适应距离,且 $d(P_i, v_l) = (P_i - v_l)^T A_l (P_i - v_l)$, $l \in \{u, c\}$ 。 $A_l = \rho_l (\det(F_l))^{1/\eta} F_l^{-1}$ 为范数诱导矩阵, η 为样本数据的属性维数。 F_l^{-1} 表示矩阵 F_l 的逆, $\det(F_l)$ 表示矩阵 F_l 的行列式。 F_l 表示 l 类(未变化类 ω_u 或者变化类 ω_c)的模糊

方差矩阵,具体地, $F_l = \frac{\sum_{i=1}^N U_l^2(P_i)(P_i - v_l)(P_i - v_l)^T}{\sum_{i=1}^N U_l^2(P_i)}$;当 $l = u$ 时, F_u 表示未变化类 ω_u 的模糊方

差矩阵,当 $l = c$ 时, F_c 表示变化类 ω_c 的模糊方差矩阵。 ρ_l 为用来控制聚类体积的参数,本发明实施例直接设置 $\rho_u = 1$,而 $\rho_c = \frac{SD_u}{SD_c}$, SD_u 表示根据信息熵Kapur阈值技术对SAR差分影像分

割后计算出的未变化类 ω_u 的标准差, SD_c 则表示根据信息熵Kapur阈值技术对SAR差分影像分割后计算出的变化类 ω_c 的标准差。

[0064] 按照上述步骤S203,计算出所有像素 P_i 属于未变化类 ω_u 的模糊隶属度 $U_u(P_i)$,组合所有像素 P_i 的模糊隶属度 $U_u(P_i)$,从而得到未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u ;计算出所有像素 P_i 属于变化类 ω_c 的模糊隶属度 $U_c(P_i)$,组合所有像素 P_i 的模糊隶属度 $U_c(P_i)$,从而得到变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c 。至此完成第 n 次迭代计算。

[0065] 在步骤S204中,判断迭代次数 n 是否小于预设的迭代次数最大值。

[0066] 若是,则迭代次数 n 加1,返回S202以进行下一次计算。若否,即迭代次数 n 大于或等于预设的迭代次数最大值,则执行步骤S205。可选地,所述迭代次数最大值可以为1000。

[0067] 在步骤S205中,输出所述 l 类的模糊隶属度函数 U_l ,包括未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u 和变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c 。

[0068] 在这里,所输出的模糊隶属度函数 U_u 和 U_c 分别作为本次SAR影像变化检测的未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数和变化类 ω_c 的模糊隶属度函数。本发明实施例通过自适应距离公式测量像素到聚类中心的距离,能够根据差分影像的统计特性自动地调整度量方式,从而能够得到更加准确的模糊隶属度函数,提高了SAR影像变化检测技术中的模糊隶属度函数的准确性。

[0069] 在步骤S104中,采用模糊拓扑理论,根据所述未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u 将所述未变化类 ω_u 划分为内部和模糊边界,以及根据所述变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c 将所述变化类 ω_c 划分为内部和模糊边界。

[0070] 作为本发明的一个优选示例,这里采用开算子 A_α 诱导的模糊拓扑来完成分割任务。图3示出了本发明实施例提供的SAR影像变化检测方法中步骤S104的具体实现流程。参阅图3,所述步骤S104包括:

[0071] 在步骤S301中,获取未变化类 ω_u 的阈值 α_u 和变化类 ω_c 的阈值 α_c 。

[0072] 在步骤S302中,根据所述未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u ,将所述未变化类 ω_u 中模糊隶属度高于所述阈值 α_u 的像素划分为未变化类 ω_u 的内部、将模糊隶属度低于或等于所述阈值 α_u 的像素划分为未变化类 ω_u 的模糊边界。以及

[0073] 在步骤S303中,根据所述变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c ,将所述变化类 ω_c 中模糊

隶属度高于所述阈值 α_c 的像素划分为变化类 ω_c 的内部、将模糊隶属度低于或等于所述阈值 α_c 的像素划分为变化类 ω_c 的模糊边界。

[0074] 其中,本发明实施例通过提出一种自适应搜寻算法筛选出最优阈值 α_1 ($1 \in \{u, c\}$)来进行内部和模糊边界的划分。所述最优 α_1 包括未变化类的阈值 α_u 和变化类的阈值 α_c ,所述阈值 α_u 和阈值 α_c 均大于0.5。图4示出了本发明实施例提供的获取最优阈值 α_1 的自适应搜寻算法实现流程。参阅图4,包括:

[0075] 在步骤S401中,计算比值集合 $R = \{R_k | R_k = N_k / N_{total}, k = 1, 2, \dots, 9\}$,并初始化 $k = 1$ 。

[0076] 在这里, N_k 表示集合 $\{P_i | c_k \geq U_1(P_i) > 0.5\}$ 所包含的像素个数, N_{total} 表示集合 $\{P_i | U_1(P_i) > 0.5\}$ 所包含的像素个数, $c_k = 0.5 + k \times 0.05, k = 1, 2, \dots, 9$,所述 c_k 用于定义集合 N_k 。

[0077] 在步骤S402中,判断 R_k 是否大于15%。若是,则执行步骤S403,否则,执行步骤S404。

[0078] 在步骤S403中,设置最优阈值 α_1 为 c_{k-1} 。结束。

[0079] 在步骤S404中,判断 c_k 是否为0.95。若是,设置最优阈值 α_1 为0.95,结束。否则,将 k 加1,并返回步骤S402。

[0080] 在步骤S105中,分别对所述未变化类 ω_u 和变化类 ω_c 的内部和模糊边界中的像素进行去模糊化。

[0081] 在通过步骤S104对所述未变化类 ω_u 和变化类 ω_c 划分为内部和模糊边界后,再基于最大隶属度原则和模糊拓扑理论的支撑连通性分别对划分为内部的像素和划分为模糊边界的像素进行去模糊化,得到最后的变化检测图。

[0082] 作为本发明的一个优选示例,图5示出了本发明实施例提供的SAR影像变化检测方法中步骤S105的具体实现流程。参阅图5,步骤S105包括:

[0083] 在步骤S501中,根据最大隶属度原则,将在所述未变化类 ω_u 中划分为内部的像素标记为未变化类,以及将在所述变化类 ω_c 中划分为内部的像素标记为变化类。

[0084] 在这里,划分为内部的像素的类别几乎可由其模糊隶属度确定,因此,本发明实施例采用最大隶属度原则对内部的像素进行标记。具体的,若像素 P_i 被划分为未变化类 ω_u 的内部,则将像素 P_i 标记为未变化类;若像素 P_i 被划分为变化类 ω_c 的内部,则将像素 P_i 标记为变化类。

[0085] 在步骤S502中,根据模糊拓扑的支撑连通性和已标记的像素对在所述未变化类 ω_u 和所述变化类 ω_c 中划分为模糊边界的像素进行重新分类。

[0086] 对于划分为模糊边界的像素,由于其具有很强的不确定性,因此,本发明根据模糊拓扑的支撑连通性和已标记的像素对划分为模糊边界的像素进行重新分类。图6示出了本发明实施例提供的根据模糊拓扑的支撑连通性和已标记的像素对划分为模糊边界的像素进行重新分类的具体实现流程。参阅图6,包括:

[0087] 在步骤S601中,对于在未变化类 ω_u 和变化类 ω_c 中划分为模糊边界的像素 P_i ,搜寻其八邻域 $N_8(P_i)$ 。

[0088] 在步骤S602中,统计该八邻域 $N_8(P_i)$ 中标记为未变化类的像素个数 N_u 和标记为变化类的像素个数 N_c 。

[0089] 在步骤S603中,比较 N_u 和 N_c ,若 $N_u > N_c$,则将所述像素 P_i 标记为未变化类,若 $N_u < N_c$,则将所述像素 P_i 标记为变化类。

[0090] 在步骤S604中,若 $N_u = N_c$,则比较所述像素 P_i 属于未变化类的模糊隶属度 $U_u(P_i)$ 和属于变化类的模糊隶属度 $U_c(P_i)$,若 $U_u(P_i) > U_c(P_i)$,则将所述像素 P_i 标记为未变化类,若 $U_u(P_i) < U_c(P_i)$,则将所述像素 P_i 标记为变化类。

[0091] 通过上述步骤S601至步骤S604,利用模糊拓扑的支撑连通性分析确定划分为模糊边界的像素的类别,提高了模糊边界的判断精度。

[0092] 为了说明本发明实施例提供的SAR影像变化检测效果,图7(a)给出了 T_1 时刻(水灾前)的SAR影像,图7(b)给出了 T_2 时刻(水灾后)的SAR影像,图7(c)给出了 T_1 时刻(水灾前)和 T_2 时刻(水灾后)的SAR影像的变化参考图;图8(a)给出了通过本发明实施例提供的SAR影像变化检测方法得到的检测结果示意图,图8(b)给出了通过传统模糊局部信息C均值的SAR影像变化检测方法的检测结果示意图。通过比较图7(c)和图8(a)、图8(b),可以发现图8(a)比图8(b)检测到更多的变化区域。

[0093] 表1进一步给出了上述两种SAR影像变化检测方法的定量分析指标。其中,A行表示传统模糊局部信息C均值的SAR影像变化检测结果,B表示本发明实施例提供的SAR影像变化检测结果。所述指标包括:1.虚检错误(将未变化类检测为变化类的像素个数);2.漏检错误(将变化类检测为未变化类的像素个数);3.总体错误(虚检错误与漏检错误之和);4.Kappa系数。从表1的比对中可得,本发明实施例提供的SAR影像变化检测结果明显优于传统模糊局部信息C均值的SAR影像变化检测结果:总体错误少2541个像素、漏检错误少3150个像素,Kappa系数高0.1425。因此,本发明实施例提供的SAR影像变化检测方法能够确保总体错误较小的情况下检测出更多的变化区域。

方法	虚检错误		漏检错误		总体错误		Kappa 系数
	像素个数	百分比	像素个数	百分比	像素个数	百分比	
[0094] A	9	0.01	4581	34.27	4590	5.10	0.7652
B	618	0.81	1431	10.70	2049	2.28	0.9077

[0095] 表1

[0096] 综上所述,本发明实施例首先对两期SAR影像进行预处理;然后根据预处理后的两期SAR影像生成差分影像;再采用自适应距离的模糊局部信息C均值聚类算法,通过所述差分影像生成未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u 和变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c ,从而得到更加准确的模糊隶属度函数;然后采用模糊拓扑理论,根据所述未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u 将所述未变化类 ω_u 划分为内部和模糊边界,以及根据所述变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c 将所述变化类 ω_c 划分为内部和模糊边界;采用最大隶属度原则和模糊拓扑的支撑连通性分别对(所述未变化类 ω_u 和变化类 ω_c 的)内部和模糊边界中的像素进行去模糊化;从而提高了模糊边界中的像素分类精度,降低了去模糊化过程的不确定性,极大地优化了SAR影像变化检测结果。

[0097] 图9示出了本发明实施例提供的SAR影像变化检测装置的组成结构。为了便于说明,仅示出了与本发明实施例相关的部分。

[0098] 在本发明实施例中,所述SAR影像变化检测装置用于实现上述图1至图6实施例中所述的SAR影像变化检测方法,可以是内置于计算机、服务器等内部的软件单元、硬件单元或者软硬件结合的单元。

[0099] 参阅图9,所述SAR影像变化检测装置包括:

[0100] 预处理模块91,用于对两期SAR影像进行预处理。

[0101] 差分影像生成模块92,用于根据预处理后的两期SAR影像生成差分影像。

[0102] 模糊隶属度函数生成模块93,用于采用自适应距离的模糊局部信息C均值聚类算法,通过所述差分影像生成未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u 和变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c 。

[0103] 划分模块94,用于采用模糊拓扑理论,根据所述未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u 将所述未变化类 ω_u 划分为内部和模糊边界,以及根据所述变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c 将所述变化类 ω_c 划分为内部和模糊边界。

[0104] 去模糊化模块95,用于分别对所述未变化类 ω_u 和变化类 ω_c 的内部和模糊边界中的像素进行去模糊化。

[0105] 进一步地,所述预处理模块91具体用于:

[0106] 根据预处理后的两期SAR影像,采用对数比算子计算生成差分影像;

[0107] 其中,计算公式为:

$$[0108] \quad X_D = |\log(X_1+1) - \log(X_2+1)|$$

[0109] 所述 X_D 表示差分影像, X_1 表示预处理后的 T_1 时刻的SAR影像, X_2 表示预处理后的 T_2 时刻的SAR影像, \log 表示取自然对数运算; $|\cdot|$ 表示取绝对值运算。

[0110] 进一步地,所述模糊隶属度函数生成模块93包括:

[0111] 初始化单元931,用于初始化迭代次数 $n=0$,并分别初始化1类的模糊隶属度函数 U_1 ,所述1类包括未变化类 ω_u 和变化类 ω_c 。

[0112] 聚类中心计算单元932,用于利用所述模糊隶属度函数 U_1 和差分影像的像素灰度值,分别计算所述1类对应的聚类中心 v_1 。

[0113] 模糊隶属度函数生成单元933,用于针对每个像素 P_i ,利用所述像素 P_i 的模糊局部因子 G_{li} 、聚类中心 v_1 以及所述差分影像的像素灰度值计算所述像素 P_i 隶属于1类的模糊隶属度 $U_1(P_i)$,组合所有像素的模糊隶属度 $U_1(P_i)$ 得到所述1类的模糊隶属度函数 U_1 。

[0114] 模糊隶属度函数输出单元934,用于将迭代次数 n 加1,返回聚类中心计算单元以进行下一次计算,直至所述迭代次数 n 大于或等于预设的迭代次数最大值,则输出所述1类的模糊隶属度函数 U_1 ,包括未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u 和变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c 。

[0115] 其中,所述像素 P_i 隶属于1类的模糊隶属度 $U_1(P_i)$ 的计算公式为:

$$[0116] \quad U_l(P_i) = \frac{1}{\sum_{k=1}^2 \left(\frac{d(P_i, v_l) + G_{li}}{d(P_i, v_k) + G_{ki}} \right)}, \quad l \in \{u, c\}$$

[0117] 所述 G_{li} 表示模糊局部因子,且 $G_{li} = \sum_{j \in N(P_i), j \neq i} \frac{1}{d_{ij} + 1} (1 - U_l(P_j))^2 d^2(P_i, v_l)$,所述 d_{ij} 表示

像素 P_i 到 P_j 的空间距离。

[0118] 所述 $d(P_i, v_l)$ 表示像素 P_i 到聚类中心 v_l 的自适应距离,且 $d(P_i, v_l) = (P_i - v_l)^T A_l (P_i - v_l)$, $l \in \{u, c\}$ 。 $A_l = \rho_l (\det(F_l))^{1/\eta} F_l^{-1}$ 为范数诱导矩阵, η 为样本数据的属性维数。 F_l^{-1} 表示矩阵 F_l 的逆, $\det(F_l)$ 表示矩阵 F_l 的行列式。 F_l 表示 l 类(未变化类 ω_u 或者变化类 ω_c)的模糊

方差矩阵,具体地, $F_l = \frac{\sum_{i=1}^N U_l(P_i)(P_i - v_l)(P_i - v_l)^T}{\sum_{i=1}^N U_l^2(P_i)}$;当 $l = u$ 时, F_u 表示未变化类 ω_u 的模糊方差

矩阵,当 $l = c$ 时, F_c 表示变化类 ω_c 的模糊方差矩阵。 ρ_l 为用来控制聚类体积的参数,本发明实施例直接设置 $\rho_u = 1$,而 $\rho_c = \frac{SD_u}{SD_c}$, SD_u 表示根据信息熵Kapur阈值技术对SAR差分影像分割后计算出的未变化类 ω_u 的标准差, SD_c 则表示根据信息熵Kapur阈值技术对SAR差分影像分割后计算出的标准差 ω_c 。

[0119] 进一步地,所述划分模块94包括:

[0120] 获取单元941,用于获取未变化类 ω_u 的阈值 α_u 和变化类 ω_c 的阈值 α_c ,所述阈值 α_u 和阈值 α_c 均大于0.5。

[0121] 划分单元942,用于根据所述未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u ,将所述未变化类 ω_u 中模糊隶属度高于所述阈值 α_u 的像素划分为未变化类 ω_u 的内部、将模糊隶属度低于或等于所述阈值 α_u 的像素划分为未变化类 ω_u 的模糊边界;以及根据所述变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c ,将所述变化类 ω_c 中模糊隶属度高于所述阈值 α_c 的像素划分为变化类 ω_c 的内部、将模糊隶属度低于或等于所述阈值 α_c 的像素划分为变化类 ω_c 的模糊边界。

[0122] 进一步地,所述去模糊化模块95包括:

[0123] 标记单元951,用于根据最大隶属度原则,将在所述未变化类 ω_u 中划分为内部的像素标记为未变化类,以及将在所述变化类 ω_c 中划分为内部的像素标记为变化类;

[0124] 重分类单元952,用于根据模糊拓扑的支撑连通性和已标记的像素对在所述未变化类 ω_u 和所述变化类 ω_c 中划分为模糊边界的像素进行重新分类。

[0125] 进一步地,所述重分类单元952包括:

[0126] 搜寻子单元9521,用于对于在未变化类 ω_u 和变化类 ω_c 中划分为模糊边界的像素 P_i ,搜寻其八领域 $N_8(P_i)$ 。

[0127] 统计子单元9522,用于统计该八领域 $N_8(P_i)$ 中标记为未变化类的像素个数 N_u 和标记为变化类的像素个数 N_c 。

[0128] 第一标记子单元9523,用于比较 N_u 和 N_c ,若 $N_u > N_c$,则将所述像素 P_i 标记为未变化类,若 $N_u < N_c$,则将所述像素 P_i 标记为变化类。

[0129] 第二标记子单元9524,用于若 $N_u = N_c$,则比较所述像素 P_i 属于未变化类的模糊隶属度 $U_u(P_i)$ 和属于变化类的模糊隶属度 $U_c(P_i)$,若 $U_u(P_i) > U_c(P_i)$,则将所述像素 P_i 标记为未变化类,若 $U_u(P_i) < U_c(P_i)$,则将所述像素 P_i 标记为变化类。

[0130] 需要说明的是,本发明实施例中的装置可以用于实现上述方法实施例中的全部技术方案,其各个功能模块的功能可以根据上述方法实施例中的方法具体实现,其具体实现过程可参照上述实例中的相关描述,此处不再赘述。

[0131] 本发明实施例首先获对两期SAR影像进行预处理;然后根据预处理后的两期SAR影

像生成差分影像;再采用自适应距离的模糊局部信息C均值聚类算法根据所述差分影像,通过所述差分影像生成未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u 和变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c ,从而得到更加准确的模糊隶属度函数;然后采用模糊拓扑理论,根据所述未变化类 ω_u 的模糊隶属度函数 U_u 将所述未变化类 ω_u 划分为内部和模糊边界,以及根据所述变化类 ω_c 的模糊隶属度函数 U_c 将所述变化类 ω_c 划分为内部和模糊边界;分别对所述未变化类 ω_u 和变化类 ω_c 的内部和模糊边界中的像素进行去模糊化;从而提高了模糊边界中的像素分类精度,降低了去模糊化过程的不确定性,极大地优化了SAR影像变化检测结果。

[0132] 本领域普通技术人员可以意识到,结合本文中所公开的实施例描述的各示例的单元及算法步骤,能够以计算机软件、或者计算机软件和电子硬件的结合来实现。专业技术人员可以对每个特定的应用来使用不同方法来实现所描述的功能,但是这种实现不应认为超出本发明的范围。

[0133] 所属领域的技术人员可以清楚地了解到,为描述的方便和简洁,上述描述的装置和单元的具体工作过程,可以参考前述方法实施例中的对应过程,在此不再赘述。

[0134] 在本申请所提供的实施例中,应该理解到,所揭露的SAR影像变化检测方法及装置,可以通过其它的方式实现。例如,以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,例如,所述模块、单元的划分,仅仅为一种逻辑功能划分,实际实现时可以有另外的划分方式,例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统,或一些特征可以忽略,或不执行。另一点,所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些接口,装置或单元的间接耦合或通信连接,可以是电性,机械或其它的形式。

[0135] 所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的,作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部单元来实现本实施例方案的目的。

[0136] 另外,在本发明各个实施例中的各功能单元、模块可以集成在一个处理单元中,也可以是各个单元、模块单独物理存在,也可以两个或两个以上单元、模块集成在一个单元中。

[0137] 所述功能如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用,可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解,本发明的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在一个存储介质中,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备等)执行本发明各个实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(ROM, Read-Only Memory)、随机存取存储器(RAM, Random Access Memory)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0138] 以上所述,仅为本发明的具体实施方式,但本发明的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内,可轻易想到变化或替换,都应涵盖在本发明的保护范围之内。因此,本发明的保护范围应所述以权利要求的保护范围为准。

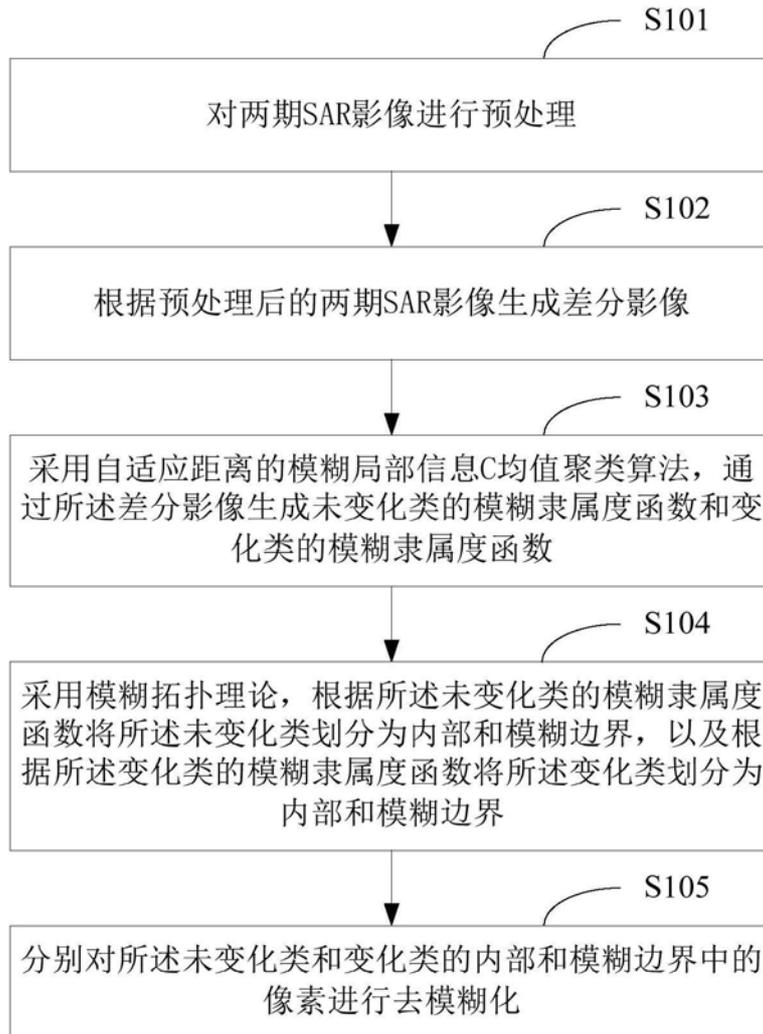


图1

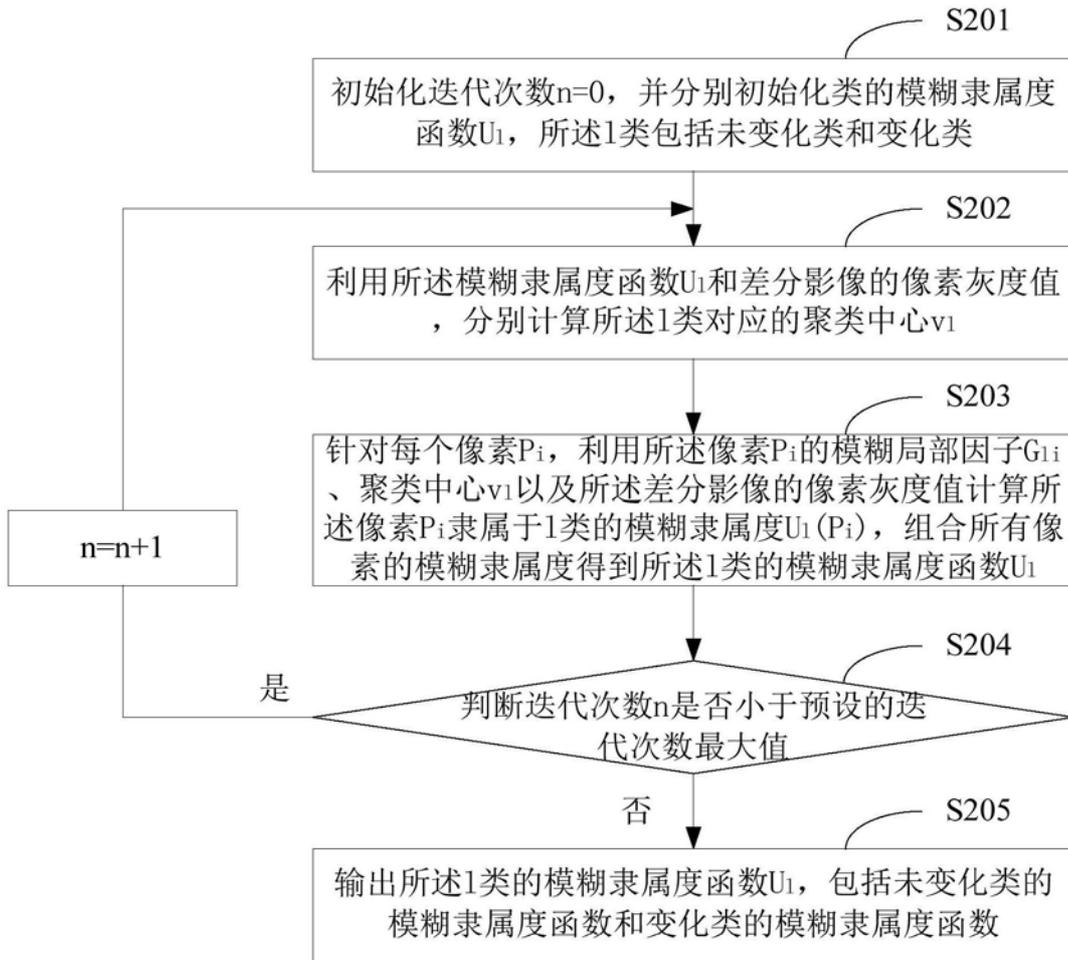


图2

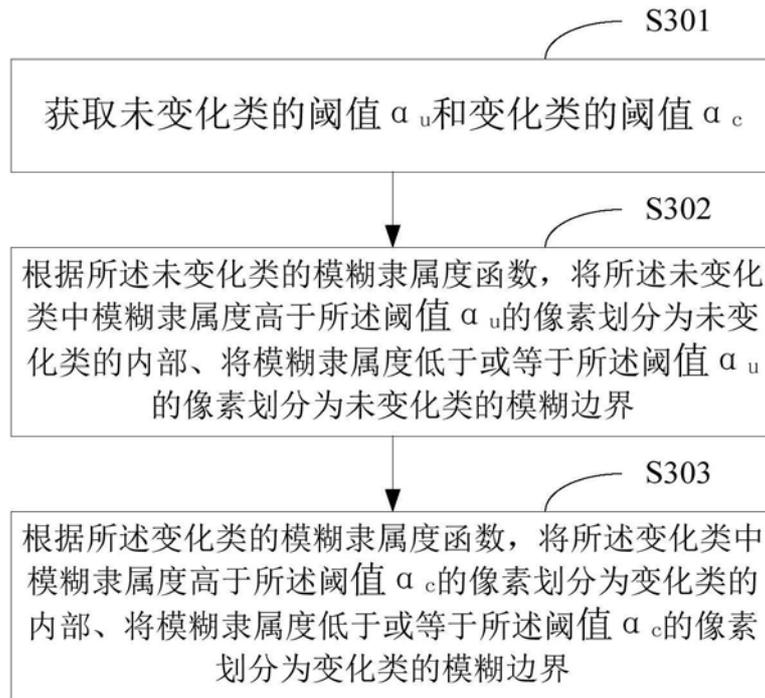
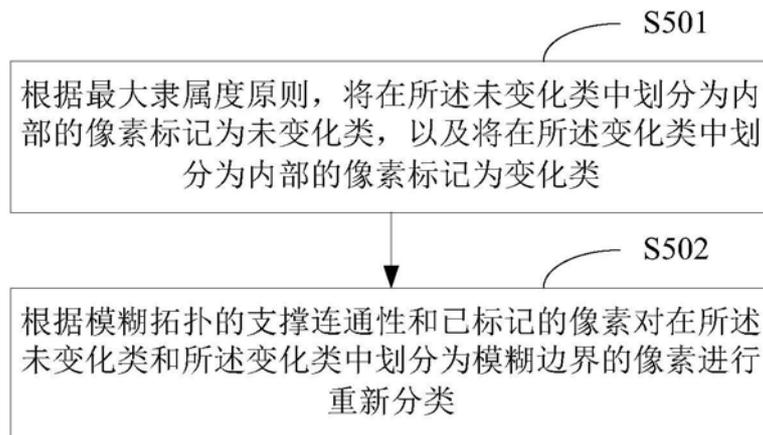
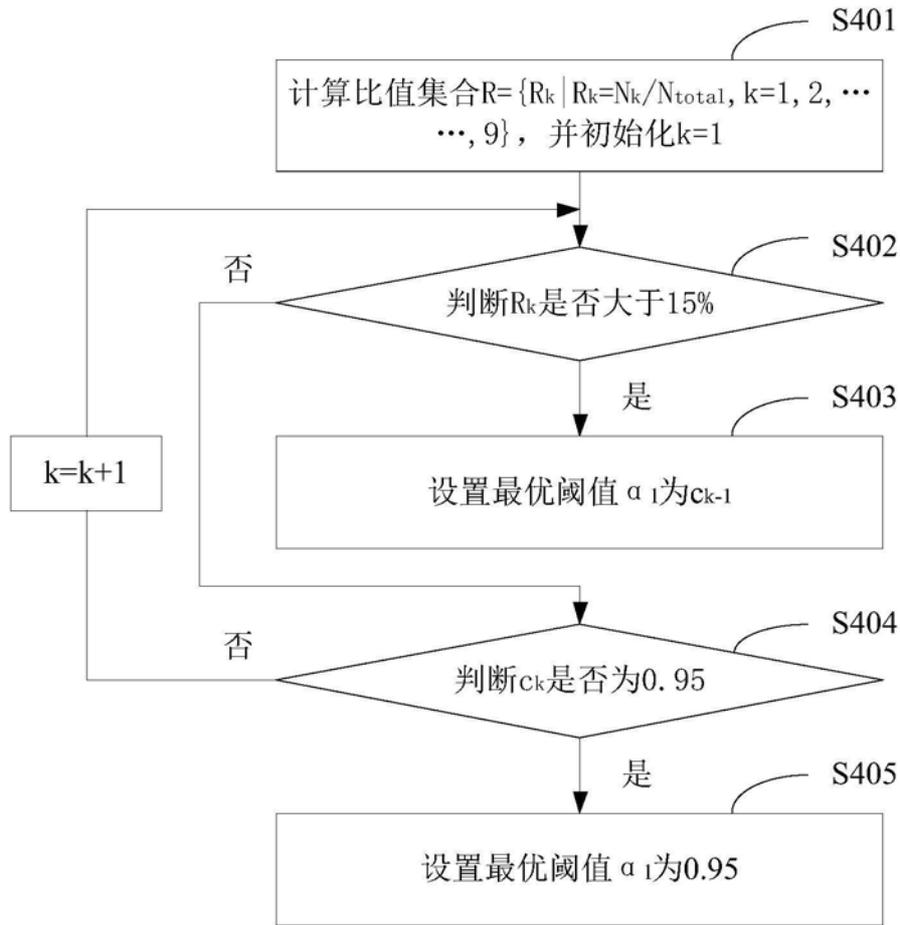


图3



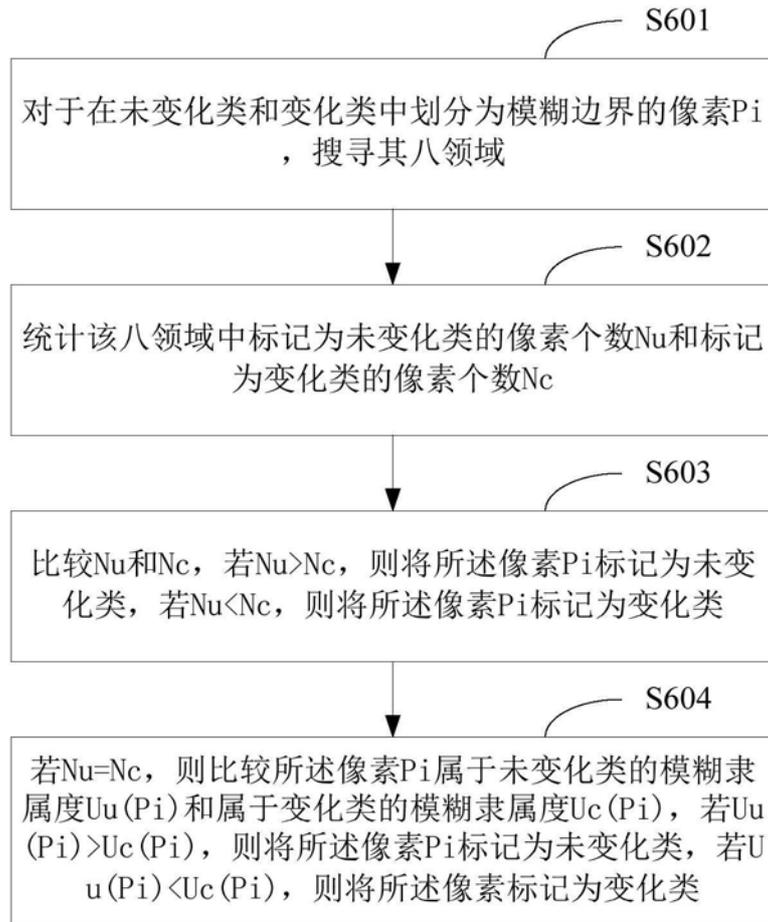
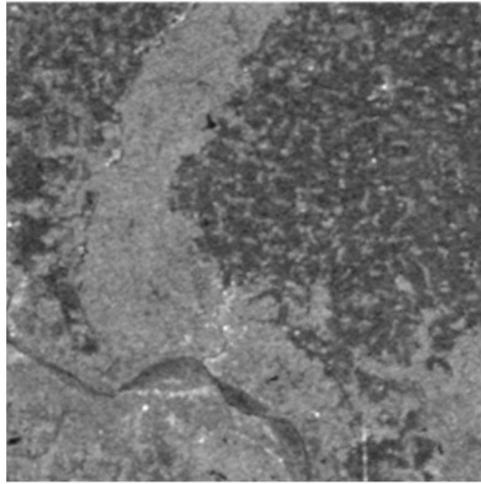
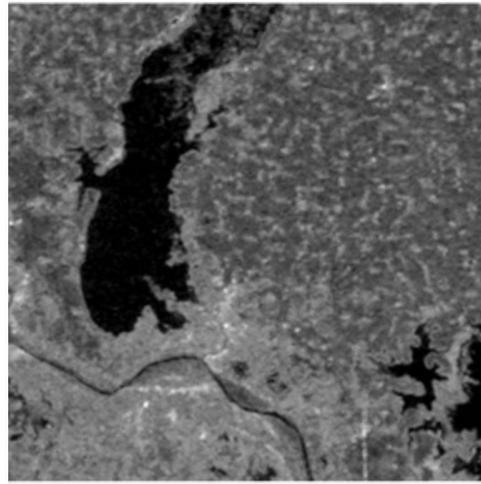


图6



(a)



(b)



(c)

图7



(a)



(b)

图8

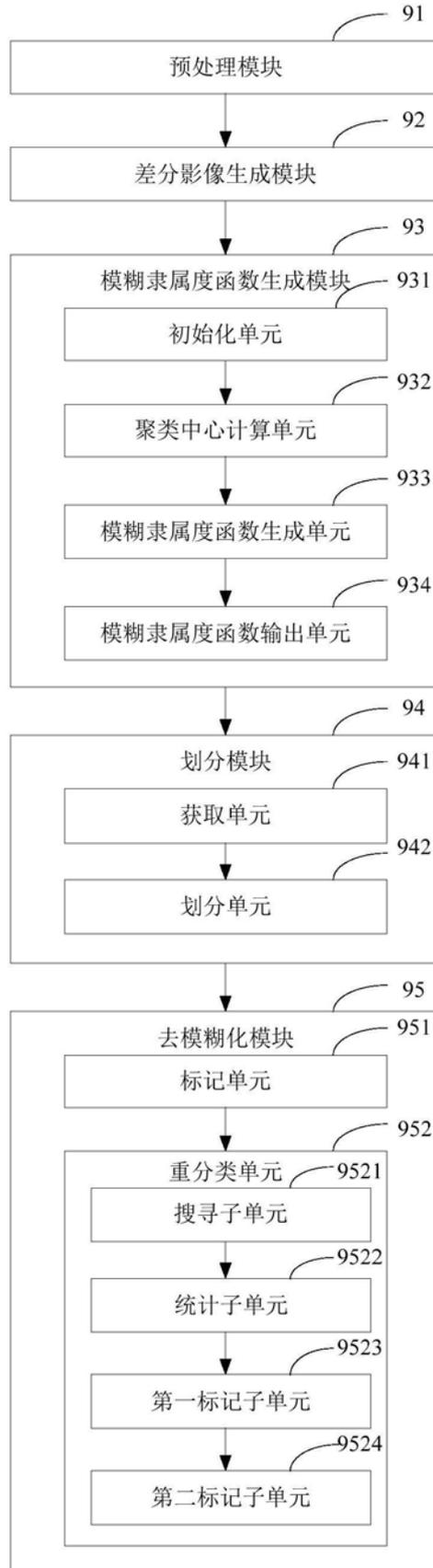


图9