



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 109409389 B

(45)授权公告日 2020.01.24

(21)申请号 201710699957.3

G06K 9/54(2006.01)

(22)申请日 2017.08.16

审查员 贾云杰

(65)同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 109409389 A

(43)申请公布日 2019.03.01

(73)专利权人 香港理工大学深圳研究院

地址 518057 广东省深圳市南山区高新园
南区粤兴一道18号香港理工大学产
研大楼205室

(72)发明人 史文中 蔡利平

(74)专利代理机构 深圳中一专利商标事务所

44237

代理人 高星

(51)Int.Cl.

G06K 9/62(2006.01)

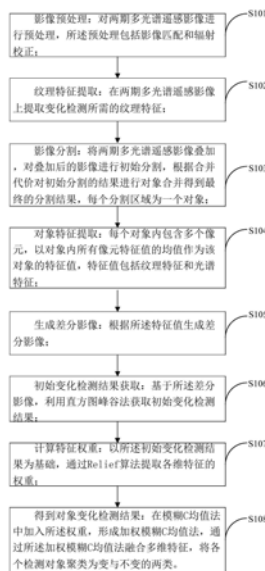
权利要求书3页 说明书7页 附图3页

(54)发明名称

一种融合多特征的面向对象变化检测方法

(57)摘要

本发明适用于遥感技术领域,提供了一种融合多特征的面向对象变化检测方法,包括S101、影像预处理;S102、纹理特征提取;S103、影像分割;S104、对象特征提取;S105、生成差分影像;S106、初始变化检测结果获取;S107、计算特征权重;S108、得到对象变化检测结果,通过加权模糊C均值法融合多维特征,将各个检测对象聚类为变与不变的两类。本发明实施例通过对两期图像进行上述步骤的处理,分析并确定各维特征的权重,并通过Relief算法提取各维特征的权重,将权重加入模糊C均值法中形成加权模糊C均值法,通过加权模糊C均值法融合多维特征,将各个检测对象聚类为变与不变的两类,有效地融合了不同特征进行面向对象的变化检测,提高了变化检测结果的精度。



1. 一种融合多特征的面向对象变化检测方法,其特征在于,包括下述步骤:

S101、影像预处理:对两期多光谱遥感影像进行预处理,所述预处理包括影像匹配和辐射校正;

S102、纹理特征提取:在两期多光谱遥感影像上提取变化检测所需的纹理特征;

S103、影像分割:将两期多光谱遥感影像叠加,对叠加后的影像进行初始分割,根据合并代价对初始分割的结果进行对象合并得到最终的分割结果,每个分割区域为一个对象;

S104、对象特征提取:每个对象内包含多个像元,以对象内所有像元特征值的均值作为该对象的特征值,所述特征值包括纹理特征和光谱特征;

S105、生成差分影像:根据所述特征值生成差分影像;

S106、初始变化检测结果获取:基于所述差分影像,利用直方图峰谷法获取初始变化检测结果;

S107、计算特征权重:以所述初始变化检测结果为基础,通过Relief算法提取各维特征的权重;

S108、得到对象变化检测结果:在模糊C均值法中加入所述权重,形成加权模糊C均值法,通过所述加权模糊C均值法融合多维特征,将各个检测对象聚类为变与不变的两类。

2. 如权利要求1所述的面向对象变化检测方法,其特征在于,在所述步骤S102中,所述纹理特征包括高斯马尔可夫纹理特征和Gabor小波纹理特征。

3. 如权利要求2所述的面向对象变化检测方法,其特征在于,所述高斯马尔可夫纹理特征的提取方式如下:通过二阶高斯马尔可夫模型进行参数提取,一个所述二阶高斯马尔可夫模型包含四个参数,加上均值和方差共构成六个高斯马尔可夫纹理特征。

4. 如权利要求1所述的面向对象变化检测方法,其特征在于,所述步骤S103具体为:

将两期多光谱遥感影像叠加,叠加后的影像波段数量是两期多光谱遥感影像波段数量之和;

利用分水岭分割方法对叠加后的影像进行初始分割,得到允许过分割没有欠分割的初始分割结果;

根据合并代价对所述的初始分割结果进行对象合并,得到最终的分割结果,一个分割区域为一个对象,合并代价计算方式如下:

$$C = \frac{\text{Min}(L_A, L_B)}{L_{AB}} \frac{\text{Min}(R_A, R_B)}{\text{Max}(R_A, R_B)} \left[\rho \sum_{i=1}^m \Delta(S_A^i, S_B^i) + \eta \sum_{j=1}^n \Delta(T_A^j, T_B^j) \right]$$

其中,C为合并代价;

L_A 、 L_B 为分别为分割对象A、B的周长;

L_{AB} 为分割对象A、B公共边界的长度;

R_A 、 R_B 分别为分割对象A、B的面积;

S_A^i 、 S_B^i 分别为分割对象A、B的第i个波段的光谱均值;

T_A^j 、 T_B^j 分别为分割对象A、B的第j种纹理均值;

$\Delta(S_A^i, S_B^i)$ 为分割对象A、B的第i个波段的光谱均值的距离, $\Delta(T_A^j, T_B^j)$ 为分割对象A、B的第j种纹理均值的距离,所述光谱均值为对象内部所有像元光谱值的均值,所述纹理均值为

对象内部所有像元纹理值的均值；

ρ 、 η 分别为光谱特征和纹理特征的权重， ρ 的值为对象内部像元的光谱值方差占光谱值方差和纹理值方差之和的比例， η 的值为对象内部像元的纹理值方差占光谱值方差和纹理值方差之和的比例， m 为光谱波段数量， n 为纹理特征数量。

5. 如权利要求4所述的面向对象变化检测方法，其特征在于，在所述利用分水岭分割方法对叠加后的影像进行分割的步骤中，所述分割结果中相邻对象之间有一条宽度为一个像元的边界，根据所述边界的像元与相邻对象的特征差异性逐一将所述边界的像元合并到差异性最小的相邻对象中，所述特征差异性的计算方式如下：

$$D = \rho \sum_{i=1}^m \Delta(s_i, S_i) + \eta \sum_{j=1}^n \Delta(t_j, T_j)$$

其中， $\Delta(s_i, S_i)$ 为边界像元与对象的第*i*个波段光谱特征差异；

$\Delta(t_j, T_j)$ 为边界像元与对象的第*j*个纹理特征差异；

m 为光谱波段数量， n 为纹理特征数量。

6. 如权利要求1所述的面向对象变化检测方法，其特征在于，所述步骤S105具体为：设*t*1时刻和*t*2时刻在分割结果基础上提取特征影像分别为 F_1 和 F_2 ，由它们生成的差分影像记为 F_D ，设 $F_1 = (F_{11}, F_{12}, \dots, F_{1n})^T$ 和 $F_2 = (F_{21}, F_{22}, \dots, F_{2n})^T$ 分别表示影像 F_1 和影像 F_2 的特征值，其中*n*是特征维度，则差分影像为：

$$F_D = F_1 - F_2 = (F_{11} - F_{21}, F_{12} - F_{22}, \dots, F_{1n} - F_{2n})^T。$$

7. 如权利要求1所述的面向对象变化检测方法，其特征在于，所述步骤S106具体为：将差分影像的各维特征值的平方和的方根作为差分影像的综合特征值，统计差分影像的综合特征值的直方图，选择所述直方图的波谷作为阈值，将所述综合特征值小于所述阈值的对象划分为不变，将所述综合特征值等于或大于所述阈值的对象划分为变化，得到所述初始变化检测结果。

8. 如权利要求1所述的面向对象变化检测方法，其特征在于，所述步骤S107具体为：在所述初始变化检测结果的基础上选择Relief算法计算各维特征的权重，所述Relief算法的计算方式如下：

$$w_q^i = w_q^{i-1} + \frac{d(x_q^i, NM_q^i(x))}{m} - \frac{d(x_q^i, HM_q^i(x))}{m}$$

其中， w_q^i 为第*q*维特征的第*i*次迭代的权重值；

m 为样本数量；

$d(x_q, HM_q(x))$ 为样本*x*与最近邻的同类样本在*q*维特征上的距离；

$d(x_q, NM_q(x))$ 为样本*x*与最近邻的异类样本在*q*维特征上的距离；

所有样本都参与计算之后，迭代过程结束，得到各维特征的权重。

9. 如权利要求1所述的面向对象变化检测方法，其特征在于，所述步骤S108具体为：根据所述各维特征的权重，对模糊C均值法中的目标函数*J*进行改进，形成加权模糊C均值法，所述目标函数*J*中包含测度距离 $\|\cdot\|$ ，采用加权的欧式距离作为测度距离，计算方式如下：

$$\|\mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j\| = \sqrt{\sum_{q=1}^Q w_q (x_{iq} - v_{jq})^2}$$

其中, x_i 为第 i 个对象的特征值, x_{iq} 为对象 i 的第 q 个特征值, v_j 为第 j 类的聚类中心, v_{jq} 为第 j 个聚类中心第 q 个特征的值, w_q 为第 q 维特征的权重值, Q 为特征的数量;

改进后的模糊C均值法中, 目标函数 J 为:

$$J = \sum_{j=1}^Y \sum_{i=1}^N u_{ij}^l \sum_{q=1}^Q w_q (x_{iq} - v_{jq})^2$$

其中, u_{ij} 为第 i 个对象属于第 j 类的隶属度, Y 为类别数量, N 为对象数量, $l \in [1, \infty)$ 是一个加权指数;

使得改进后的目标函数 J 达到最小的必要条件为:

$$u_{ij} = \frac{\sum_{q=1}^Q w_q (x_{iq} - v_{jq})^{-2}}{\sum_{t=1}^Y \sum_{q=1}^Q w_q (x_{iq} - v_{tq})^{-2}}$$

$$\mathbf{v}_j = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ij}^l \mathbf{x}_i}{\sum_{i=1}^N u_{ij}^l}$$

采用改进的模糊C均值法融合多维特征, 将分割对象划分为变化和不变的两类。

一种融合多特征的面向对象变化检测方法

技术领域

[0001] 本发明属于遥感技术领域,特别涉及一种融合多特征的面向对象变化检测方法。

背景技术

[0002] 在遥感影像中,以对象为基本单元进行变化检测能够减低噪声对变化检测结果精度的影响,尤其是在应用高分遥感影像进行变化检测时具有明显的效果。在传统的面向对象变化检测中,通常是利用光谱特征进行变化检测,由于地物复杂性以及成像条件的限制,遥感影像具有“同谱异物”和“同物异谱”现象,这些因素对变化检测结果的影响较大。因此,这种仅利用光谱特征进行变化检测的检测精度偏低,以上不足有待改进。

发明内容

[0003] 本发明的目的在于提供一种融合多特征的面向对象变化检测方法,旨在解决传统面向对象变化检测方法的检测结果精度低的问题。

[0004] 本发明是这样实现的,一种融合多特征的面向对象变化检测方法,包括下述步骤:

[0005] S101、影像预处理:对两期多光谱遥感影像进行预处理,所述预处理包括影像匹配和辐射校正;

[0006] S102、纹理特征提取:在两期多光谱遥感影像上提取变化检测所需的纹理特征;

[0007] S103、影像分割:将两期多光谱遥感影像叠加,对叠加后的影像进行初始分割,根据合并代价对初始分割的结果进行对象合并得到最终的分割结果,每个分割区域为一个对象;

[0008] S104、对象特征提取:每个对象内包含多个像元,以对象内所有像元特征值的均值作为该对象的特征值,所述特征值包括纹理特征和光谱特征;

[0009] S105、生成差分影像:根据所述特征值生成差分影像;

[0010] S106、初始变化检测结果获取:基于所述差分影像,利用直方图峰谷法获取初始变化检测结果;

[0011] S107、计算特征权重:以所述初始变化检测结果为基础,通过Relief算法提取各维特征的权重;

[0012] S108、得到对象变化检测结果:在模糊C均值法中加入所述权重,形成加权模糊C均值法,通过所述加权模糊C均值法融合多维特征,将各个检测对象聚类为变与不变的两类。

[0013] 进一步地,在所述步骤S102中,所述纹理特征包括高斯马尔可夫纹理特征和Gabor小波纹理特征。

[0014] 进一步地,所述高斯马尔可夫纹理特征的提取方式如下:通过二阶高斯马尔可夫模型进行参数提取,一个所述二阶高斯马尔可夫模型包含四个参数,加上均值和方差共构成六个高斯马尔可夫纹理特征。

[0015] 进一步地,所述步骤S103具体为:

[0016] 将两期多光谱遥感影像叠加,叠加后的影像波段数量是两期多光谱遥感影像波段

数量之和；

[0017] 利用分水岭分割方法对叠加后的影像进行初始分割，得到允许过分割没有欠分割的初始分割结果；

[0018] 根据合并代价对所述的初始分割结果进行对象合并，得到最终的分割结果，一个分割区域为一个对象，合并代价计算方式如下：

$$[0019] \quad C = \frac{\text{Min}(L_A, L_B)}{L_{AB}} \frac{\text{Min}(R_A, R_B)}{\text{Max}(R_A, R_B)} \left[\rho \sum_{i=1}^m \Delta(S_A^i, S_B^i) + \eta \sum_{j=1}^n \Delta(T_A^j, T_B^j) \right]$$

[0020] 其中，C为合并代价；

[0021] L_A 、 L_B 为分别为分割对象A、B的周长；

[0022] L_{AB} 为分割对象A、B公共边界的长度；

[0023] R_A 、 R_B 分别为分割对象A、B的面积；

[0024] S_A^i 、 S_B^i 分别为分割对象A、B的第i个波段的光谱均值；

[0025] T_A^j 、 T_B^j 分别为分割对象A、B的第j种纹理均值；

[0026] $\Delta(S_A^i, S_B^i)$ 为分割对象A、B的第i个波段的光谱均值的距离， $\Delta(T_A^j, T_B^j)$ 为分割对象A、B的第j种纹理均值的距离，所述光谱均值为对象内部所有像元光谱值的均值，所述纹理均值为对象内部所有像元纹理值的均值；

[0027] ρ 、 η 分别为光谱特征和纹理特征的权重， ρ 的值为对象内部像元的光谱值方差占光谱值方差和纹理值方差之和的比例， η 的值为对象内部像元的纹理值方差占光谱值方差和纹理值方差之和的比例。

[0028] 进一步地，在所述利用分水岭分割方法对叠加后的影像进行分割的步骤中，所述分割结果中相邻对象之间有一条宽度为一个像元的边界，根据所述边界的像元与相邻对象的特征差异性逐一将所述边界的像元合并到差异性最小的相邻对象中，所述特征差异性的计算方式如下：

$$[0029] \quad D = \rho \sum_{i=1}^m \Delta(s_i, S_i) + \eta \sum_{j=1}^n \Delta(t_j, T_j)$$

[0030] 其中， $\Delta(s_i, S_i)$ 为边界像元与对象的第i个波段光谱特征差异；

[0031] $\Delta(t_j, T_j)$ 为边界像元与对象的第j个纹理特征差异；

[0032] m为光谱波段数量，n为纹理特征数量。

[0033] 进一步地，所述步骤S105具体为：基于步骤S104所述的分割结果，提取t1时刻和t2时刻的影像分别为 F_1 和 F_2 ，以 $F_1 = (F_{11}, F_{12}, \dots, F_{1n})^T$ 和 $F_2 = (F_{21}, F_{22}, \dots, F_{2n})^T$ 分别表示影像 F_1 和影像 F_2 的特征值，其中n是特征维度，则差分影像 F_D 为

$$[0034] \quad F_D = F_1 - F_2 = (F_{11} - F_{21}, F_{12} - F_{22}, \dots, F_{1n} - F_{2n})^T。$$

[0035] 进一步地，所述步骤S106具体为：将差分影像的各维特征值的平方和的方根作为差分影像的综合特征值，统计差分影像的综合特征值的直方图，选择所述直方图的波谷作为阈值，将所述综合特征值小于所述阈值的对象划分为不变，将所述综合特征值等于或大于所述阈值的对象划分为变化，得到所述初始变化检测结果。

[0036] 进一步地，所述步骤S107具体为：在所述初始变化检测结果的基础上选择Relief

算法计算各维特征的权重,所述Relief算法的计算方式如下:

$$[0037] \quad w_q^i = w_q^{i-1} + \frac{d(x_q^i, NM_q^i(x))}{m} - \frac{d(x_q^i, HM_q^i(x))}{m}$$

[0038] 其中, w_q^i 为第q维特征的第i次迭代的权重值;

[0039] m为样本数量;

[0040] $d(x_q, HM_q(x))$ 为样本x与最近邻的同类样本在q维特征上的距离;

[0041] $d(x_q, NM_q(x))$ 为样本x与最近邻的异类样本在q维特征上的距离;

[0042] 所有样本都参与计算之后,迭代过程结束,得到各维特征的权重。

[0043] 进一步地,所述步骤S108具体为:根据所述各维特征的权重,对模糊C均值法中的目标函数J进行改进,形成加权模糊C均值法,所述目标函数J中包含测度距离 $\|\cdot\|$,采用加权的欧式距离作为测度距离,计算方式如下:

$$[0044] \quad \|\mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j\| = \sqrt{\sum_{q=1}^Q w_q (x_{iq} - v_{jq})^2}$$

[0045] 其中, x_i 为第i个对象的特征值, x_{iq} 为对象i的第q个特征值, v_j 为第j类的聚类中心, v_{jq} 为第j个聚类中心第q个特征的值, w_q 为第q维特征的权重值, Q为特征的数量;

[0046] 改进后的模糊C均值法中,目标函数J为:

$$[0047] \quad J = \sum_{j=1}^Y \sum_{i=1}^N u_{ij}^l \sum_{q=1}^Q w_q (x_{iq} - v_{jq})^2$$

[0048] 其中, u_{ij} 为第i个对象属于第j类的隶属度, Y为类别数量, N为对象数量, $l \in [1, \infty)$ 是一个加权指数;

[0049] 使得改进后的目标函数J达到最小的必要条件为:

$$[0050] \quad u_{ij} = \frac{\sum_{q=1}^Q w_q (x_{iq} - v_{jq})^{-2}}{\sum_{t=1}^Y \sum_{q=1}^Q w_q (x_{iq} - v_{tq})^{-2}}$$

$$[0051] \quad \mathbf{v}_j = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ij}^l \mathbf{x}_i}{\sum_{i=1}^N u_{ij}^l}$$

[0052] 采用改进的模糊C均值法融合多维特征,将分割对象划分为变化和不变的两类。

[0053] 本发明提供的融合多特征的面向对象变化检测方法的有益效果在于:纹理特征能够在一定程度上反映地物空间关系的特性,不同特征对变化检测结果的精度影响不一致,本发明融合纹理特征和光谱特征,通过对两期图像进行上述步骤的处理,分析并确定各维特征的权重,并通过Relief算法提取各维特征的权重,将各权重加入模糊C均值法中,形成

加权模糊C均值法,通过该加权模糊C均值法融合多维特征,将各个检测对象聚类为变与不变的两类,进而有效地融合了不同特征进行面向对象的变化检测,提高了变化检测结果的精度。

附图说明

[0054] 图1是本发明实施例提供的融合多特征的面向对象变化检测方法的流程图;

[0055] 图2是本发明实施例提供的融合多特征的面向对象变化检测方法中涉及的T1时刻和T2时刻波段1的影像以及参考影像;

[0056] 图3是使用传统直接使用多波段光谱特征直接加权融合检测方法的变化检测结果图;

[0057] 图4是使用本发明实施例提供的融合多特征的面向对象变化检测方法的检测结果图。

具体实施方式

[0058] 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用以解释本发明,并不用于限定本发明。

[0059] 为了说明本发明所述的技术方案,以下结合具体附图及实施例进行详细说明。

[0060] 请参阅图1,本发明实施例提供一种融合多特征的面向对象变化检测方法,包括下述步骤:

[0061] S101、影像预处理:对两期多光谱遥感影像进行预处理,所述预处理包括影像匹配和辐射校正;

[0062] S102、纹理特征提取:在两期多光谱遥感影像上提取变化检测所需的纹理特征;

[0063] S103、影像分割:将两期多光谱遥感影像叠加,对叠加后的影像进行初始分割,根据合并代价对初始分割的结果进行对象合并得到最终的分割结果,每个分割区域为一个对象;

[0064] S104、对象特征提取:每个对象内包含多个像元,以对象内所有像元特征值的均值作为该对象的特征值,所述特征值包括纹理特征和光谱特征;

[0065] S105、生成差分影像:根据所述特征值生成差分影像;

[0066] S106、初始变化检测结果获取:基于所述差分影像,利用直方图峰谷法获取初始变化检测结果;

[0067] S107、计算特征权重:以所述初始变化检测结果为基础,通过Relief算法提取各维特征的权重;

[0068] S108、得到对象变化检测结果:在模糊C均值法中加入所述权重,形成加权模糊C均值法,通过所述加权模糊C均值法融合多维特征,将各个检测对象聚类为变与不变的两类。

[0069] 参考图2,具体地,在上述步骤S101中,利用SPOT-5影像数据进行实验,获取时间分别为2008年4月(T1)和2009年2月(T2),实验区域位于天津市西青区,影像大小为2001*1601像素,分辨率为2.5m,两时期影像分别包含3个波段。图2中的(a)和(b)分别给出了T1时刻和T2时刻波段1的影像,图2中的(c)示出了该实验地区的参考影像。本实施例以T1时期影像为

参考,对T2时期影像进行了辐射校正和影像匹配,目的是降低辐射差异和几何差异对变化检测结果的影响。

[0070] 进一步地,在上述步骤S102和S103中,该纹理特征包括高斯马尔可夫纹理特征和Gabor小波纹理特征。根据马尔可夫纹理的特性,选择3*3的窗口,即每个像元通过周围3*3个像元提取马尔可夫纹理,采用二阶高斯马尔可夫模型进行参数提取,利用最小二乘法估计二阶高斯马尔可夫模型参数,二阶模型参数一个包含4个参数,加上均值和方差一共构成6个高斯马尔可夫纹理特征,由于各个波段之间的高斯马尔可夫纹理特征具有相似性,本实施例选择T1时期影像和T2时期影像的第2个波段,通过移动窗口逐像元提取整幅图的高斯马尔可夫纹理特征。另外,根据Gabor小波纹理的特性,在Gabor纹理提取过程中,选择宽度、尺度、方向三个参数分别为5、5、12构建60个Gabor滤波器,一个波段即可提取60个纹理信息,由于各个波段之间的Gabor纹理特征具有相似性,本实施例中选择T1时期影像和T2时期影像的第1个波段提取Gabor纹理。

[0071] 进一步地,上述步骤S103具体包括下述步骤:

[0072] 首先,将两期多光谱遥感影像叠加,叠加后的影像波段数量是两期多光谱遥感影像波段数量之和;

[0073] 其次,利用分水岭分割方法对叠加后的影像进行初始分割,得到允许过分割没有欠分割的初始分割结果;

[0074] 最后,根据合并代价对上述初始分割结果进行对象合并,得到最终的分割结果,一个分割区域为一个对象,合并代价计算方式如下:

$$[0075] \quad C = \frac{\text{Min}(L_A, L_B)}{L_{AB}} \frac{\text{Min}(R_A, R_B)}{\text{Max}(R_A, R_B)} \left[\rho \sum_{i=1}^m \Delta(S_A^i, S_B^i) + \eta \sum_{j=1}^n \Delta(T_A^j, T_B^j) \right]$$

[0076] 其中,C为合并代价;

[0077] L_A 、 L_B 为分别为分割对象A、B的周长;

[0078] L_{AB} 为分割对象A、B公共边界的长度;

[0079] R_A 、 R_B 分别为分割对象A、B的面积;

[0080] S_A^i 、 S_B^i 分别为分割对象A、B的第i个波段的光谱均值;

[0081] T_A^j 、 T_B^j 分别为分割对象A、B的第j种纹理均值;

[0082] $\Delta(S_A^i, S_B^i)$ 为分割对象A、B的第i个波段的光谱均值的距离, $\Delta(T_A^j, T_B^j)$ 为分割对象A、B的第j种纹理均值的距离,所述光谱均值为对象内部所有像元光谱值的均值,纹理均值为对象内部所有像元纹理值的均值;

[0083] ρ 、 η 分别为光谱特征和纹理特征的权重, ρ 的值为对象内部像元的光谱值方差占光谱值方差和纹理值方差之和的比例, η 的值为对象内部像元的纹理值方差占光谱值方差和纹理值方差之和的比例。

[0084] 进一步地,在利用分水岭分割方法对叠加后的影像进行分割的步骤中,分割结果中相邻对象之间会有一条宽度为一个像元的边界,本实施例要根据边界的像元与相邻对象的特征差异性逐一将边界的像元合并到差异性最小的相邻对象中,该特征差异性的计算方式如下:

$$[0085] \quad D = \rho \sum_{i=1}^m \Delta(s_i, S_i) + \eta \sum_{j=1}^n \Delta(t_j, T_j)$$

[0086] 其中, $\Delta(s_i, S_i)$ 为边界像元与对象的第*i*个波段光谱特征差异;

[0087] $\Delta(t_j, T_j)$ 为边界像元与对象的第*j*个纹理特征差异;

[0088] m 为光谱波段数量, n 为纹理特征数量, ρ 、 η 的含义同上。

[0089] 进一步地,在上述的步骤S105中,具体是在步骤S104获得的分割结果的基础上,提取*t*1时刻和*t*2时刻的影像,分别记为 F_1 和 F_2 ,以 $F_1 = (F_{11}, F_{12}, \dots, F_{1n})^T$ 和 $F_2 = (F_{21}, F_{22}, \dots, F_{2n})^T$ 分别表示影像 F_1 和影像 F_2 的特征值,其中*n*是特征维度,则差分影像 F_D 为:

$$[0090] \quad F_D = F_1 - F_2 = (F_{11} - F_{21}, F_{12} - F_{22}, \dots, F_{1n} - F_{2n})^T$$

[0091] 进一步地,步骤S106应用了直方图峰谷法获取初始的变化检测结果,具体地,将差分影像的各维特征值的平方和的方根作为差分影像的综合特征值,统计差分影像的综合特征值的直方图,选择直方图的波谷作为阈值,将综合特征值小于阈值的对象划分为不变,将综合特征值等于或大于阈值的对象划分为变化,得到初始变化检测结果。得到该初始变化检测结果后,以其为基础,进行各维特征权重的计算。该步骤S107具体为:在初始变化检测结果的基础上选择Relief算法计算各维特征的权重,该Relief算法的计算方式如下:

$$[0092] \quad w_q^i = w_q^{i-1} + \frac{d(x_q^i, NM_q^i(x))}{m} - \frac{d(x_q^i, HM_q^i(x))}{m}$$

[0093] 其中, w_q^i 为第*q*维特征的第*i*次迭代的权重值;

[0094] m 为样本数量;

[0095] $d(x_q, HM_q(x))$ 为样本*x*与最近邻的同类样本在*q*维特征上的距离;

[0096] $d(x_q, NM_q(x))$ 为样本*x*与最近邻的异类样本在*q*维特征上的距离;

[0097] 所有样本都参与计算之后,迭代过程结束,得到各维特征的权重。

[0098] 两期影像的光谱有*n*个波段,纹理也有多种,每个波段的光谱和每一种纹理都有一个权重,使所有样本都参与上述迭代算法之后得到最终各个特征的权重,作用范围是整个影像范围。

[0099] 进一步地,本发明实施例通过在模糊C均值法增加特征的权重,即加权模糊C均值法,突出特征的重要性。具体在步骤S108中,根据上述步骤S107获得的各维特征的权重,对模糊C均值法中的目标函数*J*进行改进,形成加权模糊C均值法,采用加权模糊C均值法融合多维特征,将分割对象划分为变化和不变的两类。该目标函数*J*中包含测度距离 $\|\cdot\|$,采用加权的欧式距离作为测度距离,计算方式如下:

$$[0100] \quad \|x_i - v_j\| = \sqrt{\sum_{q=1}^Q w_q (x_{iq} - v_{jq})^2}$$

[0101] 其中, x_i 为第*i*个对象的特征值, x_{iq} 为对象*i*的第*q*个特征值, v_j 为第*j*类的聚类中心, v_{jq} 为第*j*个聚类中心第*q*个特征的值, w_q 为第*q*维特征的权重值, Q 为特征的数量;

[0102] 改进后的加权模糊C均值法中,目标函数*J*为:

$$[0103] \quad J = \sum_{j=1}^Y \sum_{i=1}^N u_{ij}^l \sum_{q=1}^Q w_q (x_{iq} - v_{jq})^2$$

[0104] 其中, u_{ij} 为第 i 个对象属于第 j 类的隶属度, Y 为类别数量, N 为对象数量, $l \in [1, \infty)$ 是一个加权指数; 本实施例中取 l 的值为 2。

[0105] 使得改进后的目标函数 J 达到最小的必要条件为:

$$[0106] \quad u_{ij} = \frac{\sum_{q=1}^Q w_q (x_{iq} - v_{jq})^{-2}}{\sum_{t=1}^Y \sum_{q=1}^Q w_q (x_{iq} - v_{tq})^{-2}}$$

$$[0107] \quad v_j = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ij}^l x_i}{\sum_{i=1}^N u_{ij}^l}$$

[0108] 采用上述加权模糊 C 均值法融合多维特征, 将分割对象划分为变化和不变的两类, 可以融合不同特征进行面向对象的变化检测, 提高变化检测结果的精度。

[0109] 图 3 和图 4 分别给出了直接使用多波段光谱特征直接加权融合和使用本发明实施例提供的方法融合光谱特征与纹理特征的变化检测结果图。表 1 为两种变化检测结果的对比统计分析。通过对两种变化检测结果定量分析后发现, 本发明实施例的变化检测效果明显优于直接使用多波段光谱特征直接加权融合的变化检测结果。进而说明本实施例提供的融合多特征的面向对象变化检测方法能够更有效的检测出地物的空间关系和变化状态。

[0110] 表 1 两种变化检测结果的统计比较

检测方法	漏检率	错检率	检测质量
传统的光谱特征检测	0.0587	0.3528	0.6221
本发明实施例的光谱特征和纹理特征融合检测	0.0879	0.2538	0.6962

[0112] 纹理特征能够在一定程度上反映地物空间关系的特性, 不同特征对变化检测结果的精度影响不一致, 本发明实施例基于该问题, 提供上述的融合多特征的面向对象变化检测方法, 通过对两期图像进行上述步骤的处理, 分析并确定各维特征的权重, 并通过 Relief 算法提取各维特征的权重, 将各权重加入模糊 C 均值法中, 形成加权模糊 C 均值法, 通过该加权模糊 C 均值法融合多维特征, 将各个检测对象聚类为变与不变的两类, 进而有效地融合了不同特征进行面向对象的变化检测, 提高了变化检测结果的精度。

[0113] 以上所述仅为本发明的较佳实施例而已, 并不用以限制本发明, 凡在本发明的精神和原则之内所作的任何修改、等同替换和改进等, 均应包含在本发明的保护范围之内。

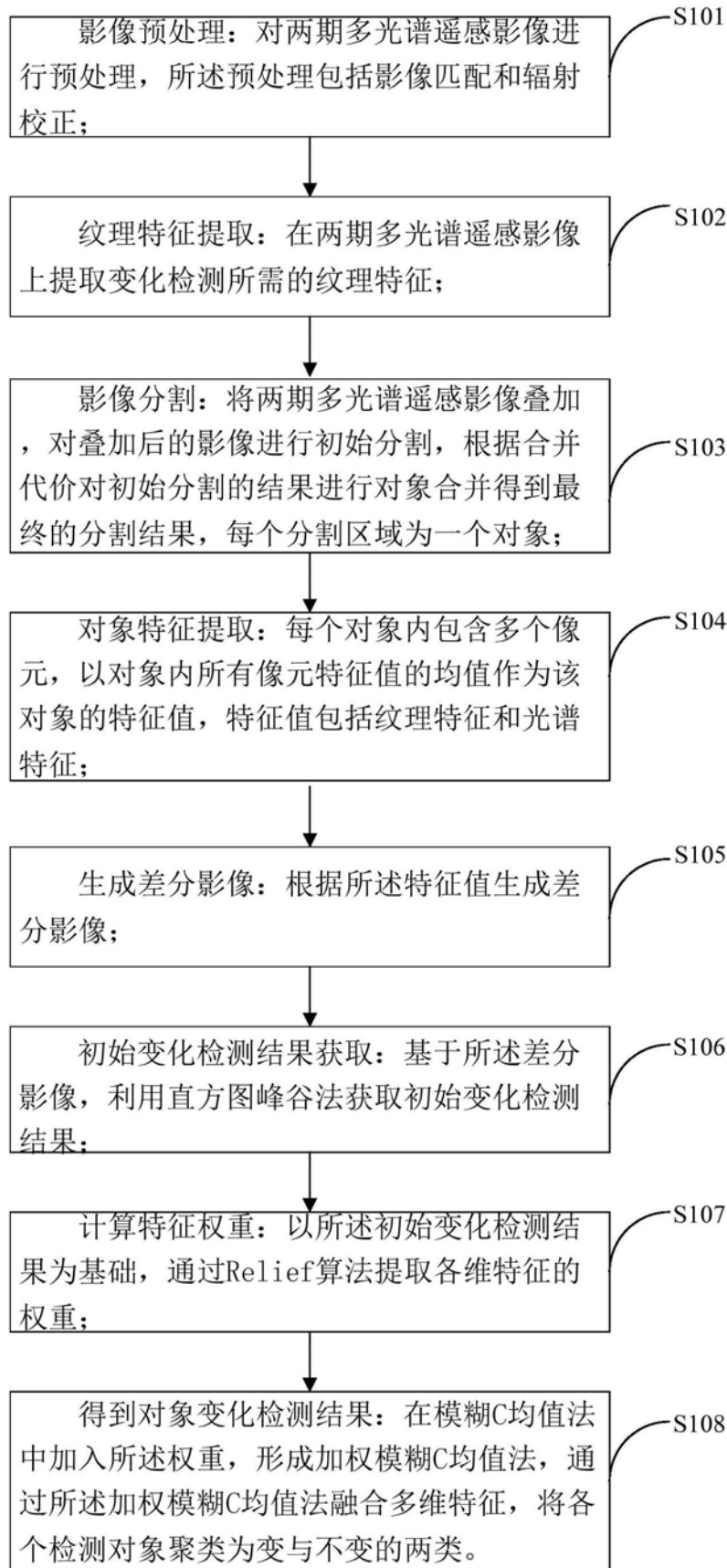
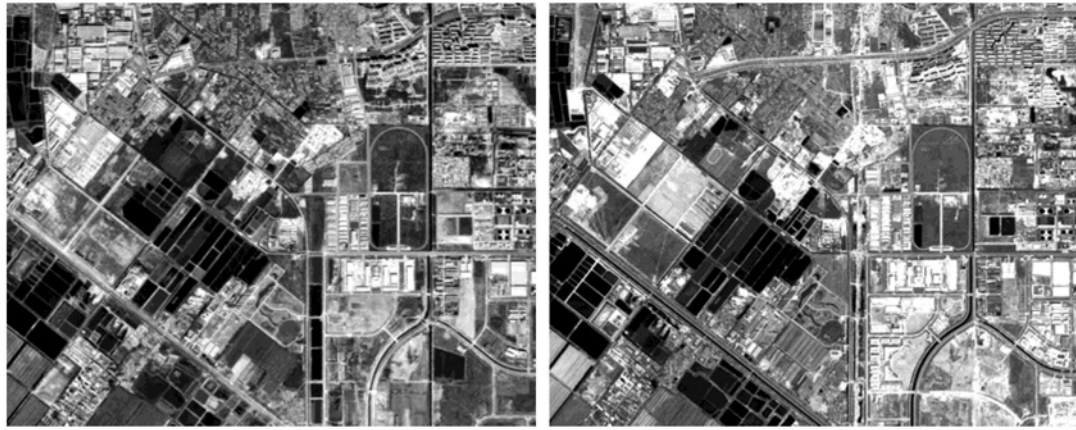
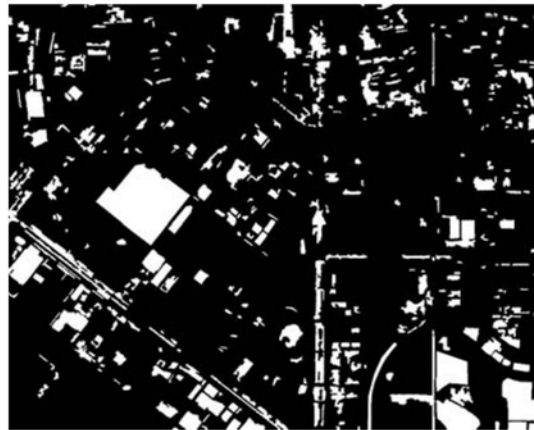


图1



(a)

(b)



(c)

图2

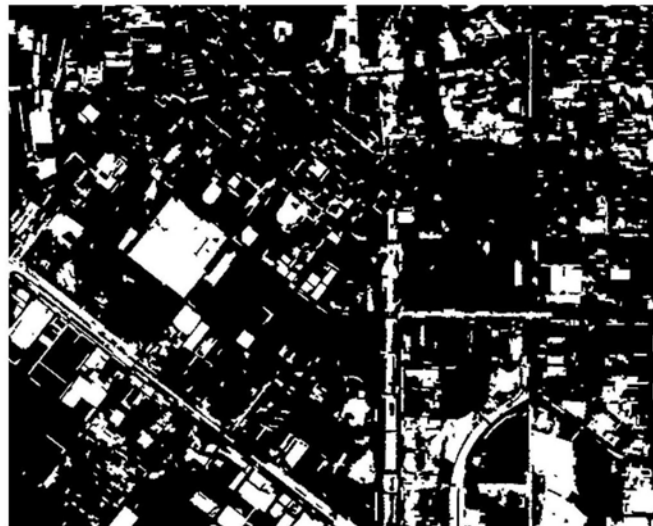


图3

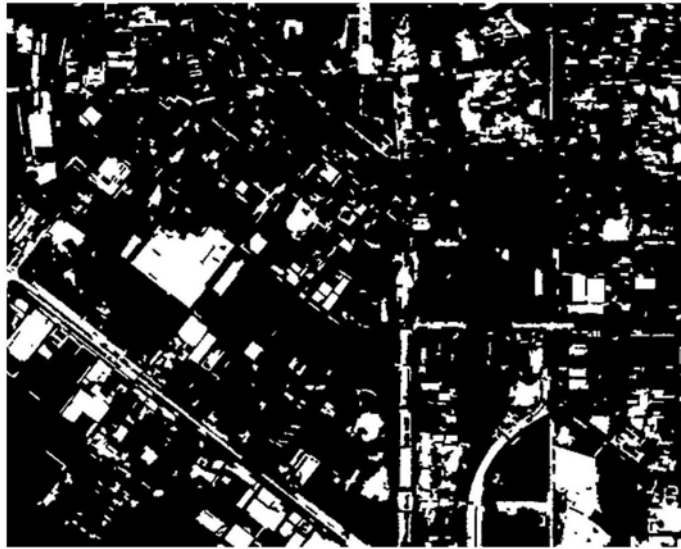


图4