



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 103353989 B

(45) 授权公告日 2016. 01. 20

(21) 申请号 201310241980. X

(22) 申请日 2013. 06. 18

(73) 专利权人 西安电子科技大学

地址 710071 陕西省西安市太白南路 2 号

(72) 发明人 尚荣华 齐丽萍 焦李成 吴建设

王爽 公茂果 李阳阳 马文萍

马晶晶

(74) 专利代理机构 陕西电子工业专利中心

61205

代理人 王品华 朱红星

(51) Int. Cl.

G06T 7/00(2006. 01)

(56) 对比文件

CN 102360503 A, 2012. 02. 22,

CN 102096921 A, 2011. 06. 15,

CN 102867309 A, 2013. 01. 09,

李阳阳 等. 基于量子免疫克隆聚类的 SAR 图像变化检测. 《红外与毫米波学报》. 2011, 第 30 卷 (第 4 期),

Wenge Zhang, Fang Liu, Licheng Jiao, Shuang Wang and Ronghua Sha. SAR Image Despeckling Using Edge Detection and Feature Clustering in Bandelet Domain. 《IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters》. 2010, 第 7 卷 (第 1 期),

审查员 郭明华

权利要求书 2 页 说明书 6 页 附图 4 页

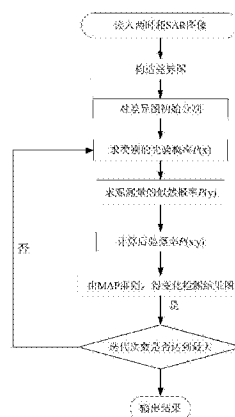
(54) 发明名称

基于先验和融合灰度与纹理特征的 SAR 图像变化检测方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于先验和融合灰度与纹理特征的 SAR 图像变化检测方法,主要解决用高斯模型不能完全拟合差异图的分布及只利用 SAR 图像的像素灰度信息所导致的变化检测准确率低的问题。其实现步骤是:(1) 读入两幅已配准、已校正的两时相 SAR 图像;(2) 对两幅图像采用小波融合策略构造差异图;(3) 对差异图求类别的先验概率;(4) 融合差异图的灰度与纹理信息求得观测量似然概率;(5) 由类别先验概率与观测量似然概率计算后验概率;(6) 由最大后验概率准则将差异图分为变化类与非变化类;(7) 重复步骤(3) 到步骤(6) 直到满足终止条件,输出最终的变化检测结果。本发明方法具有对 SAR 图像变化检测精度高的优点,可用于提取和获得 SAR 图像的变化细节信息。

CN 103353989 B



1. 一种基于先验和融合灰度与纹理特征的 SAR 图像变化检测方法,包括如下步骤:

(1) 读入已配准和已校正的两幅不同时间同一地点的 SAR 图像 I_1 和 I_2 ;

(2) 用均值比值法构造这两幅 SAR 图像 I_1 和 I_2 的差异图 D_1 , 用对数比值法构造这两幅 SAR 图像 I_1 和 I_2 的差异图 D_2 , 利用小波变换对所述差异图 D_1 和所述差异图 D_2 进行融合, 得到融合后差异图 D , 并初始化迭代次数 $t = 1$;

(3) 对融合后差异图 D 分别求类别先验概率 $P(x)$ 和观测量似然概率 $P(y)$, 其中求观测量似然概率 $P(y)$ 的步骤如下:

3.1) 根据融合后差异图 D 进行非下采样小波变换, 求取融合后差异图 D 的纹理特征矩阵 G ;

3.2) 根据纹理特征矩阵 G 求取融合后差异图 D 的特征模糊隶属度矩阵 U_1 , $U_1 = \{u_{ab}, a = 1, \dots, k, b = 1, \dots, S\}$, k 为融合后差异图 D 的分类类别数, S 是融合后差异图 D 的总像素点个数, u_{ab} 是像素点 b 隶属于第 a 类的特征模糊隶属度, 同时由融合后差异图 D 中像素点的灰度值求取灰度模糊隶属度矩阵 U_2 , $U_2 = \{u_{rh}, r = 1, \dots, k, h = 1, \dots, S\}$, k 为融合后差异图 D 的分类类别数, u_{rh} 是像素点 h 隶属于第 r 类的灰度模糊隶属度;

3.3) 根据特征模糊隶属度矩阵 U_1 和灰度模糊隶属度矩阵 U_2 , 得到观测量的似然概率 $P(y)$ 为:

$$P(y) = \begin{cases} \max(U_1, U_2), & \text{if } k=1 \\ \min(U_1, U_2), & \text{if } k=2 \end{cases}$$

其中, k 是融合后差异图 D 的分类数, y 是融合灰度与纹理信息的观测场;

(4) 根据类别先验概率 $P(x)$ 和观测量似然概率 $P(y)$, 利用贝叶斯公式和独立分布原理求取融合后差异图 D 的后验概率 $P(x|y)$ 为:

$$\begin{aligned} P(x|y) &= P(y|x)P(x) \\ &= P(y)P(x) \end{aligned},$$

其中, $P(y|x)$ 是条件概率, x 是初始分类结果图, y 是融合灰度与纹理信息的观测场, 并且初始分类结果图 x 和融合灰度与纹理信息的观测场 y 是相互独立的;

(5) 根据差异图 D 的后验概率 $P(x|y)$ 和 MAP 准则, 得到变化检测结果图 \hat{x} 为:

$$\begin{aligned} \hat{x} &= \arg \max P(x|y) \\ &= \arg \max \{P(x)P(y)\} \end{aligned},$$

(6) 判断循环次数 t 是否达到了最高迭代次数 g_{\max} , 如果满足 $t > g_{\max}$ 则输出最终的变化检测结果图 \hat{x} , 否则, 令 $t = t+1$, 返回步骤 (3), 进行下一次迭代。

2. 根据权利要求 1 所述的 SAR 图像变化检测方法, 其中步骤 (3) 所述的对融合后差异图 D 求类别先验概率 $P(x)$, 按照如下步骤实现:

3a) 对融合后差异图 D 用 K-means 方法进行初始分割, 得到初始分类结果图 x ;

3b) 根据吉布斯分布求初始分类结果图 x 的先验概率 $P(x) = \{P(x_i), i = 1, \dots, L\}$, L 是分类结果图 x 的总像素点个数, $P(x_i)$ 为分类结果图 x 中第 i 个像素点 x_i 的先验概率, 表示为:

$$P(x_i) = \frac{\exp(-u(x_i))}{\sum_{x_j \in N_i} \exp(-u(x_j))},$$

其中, $u(x_i)$ 是第 i 个像素点 x_i 的能量函数, 且 $u(x_i) = -\beta \sum \delta(x_i, x_j) - 1$,
 $\delta(x_i, x_j) = \begin{cases} 1 & x_i = x_j \\ 0 & x_i \neq x_j \end{cases}$, β 是平滑参数, x_j 是第 i 个像素点 x_i 的邻域集 N_i 中的第 j 个像素点,
且 $x_j \in N_i$ 。

基于先验和融合灰度与纹理特征的 SAR 图像变化检测方法

技术领域

[0001] 本发明属于图像处理领域,涉及一种图像变化检测的方法,尤其涉及一种对不同时刻同一地区已配准的 SAR 图像变化检测的方法,可用于对多时相 SAR 图像提取与获得地物的变化信息,提高 SAR 图像变化检测的精确度,从而对地物信息情况进行更精准的监测与评估。

背景技术

[0002] 随着合成孔径雷达 SAR 技术的快速发展,其分辨率不断的提高,获取的合成孔径雷达图像具有不受外界天气条件和太阳光照射强度对地物成像的影响等特点,弥补了光学传感器与红外成像的不足,使得 SAR 图像的应用日益增加,其中 SAR 图像的变化检测得到了广泛的关注。SAR 图像变化检测是对同一地区不同时间的两幅或多幅 SAR 图像进行比较,分析出图像之间的差异从而得到所需的地物变化信息。它主要应用于自然灾害、城市扩张情况的分析和军事应用等方面。

[0003] 近年来,人们根据 SAR 图像成像的特点及其具有的斑点噪声,提出了许多新颖有效的变化检测方法,用于提高 SAR 图像变化检测的性能,这些方法大致可以分为图像阈值法和图像分类法两大类。从图像分类的角度,经典的图像分类技术有:MRF 模型、贝叶斯技术、模糊集理论等,这些理论在变化检测领域通常被使用。其中基于马尔科夫随机场 MRF 模型的方法用于 SAR 图像变化检测的主要过程是对差异图进行初始分割得到一幅二值图像,用 MRF 对二值图像求取先验概率,再用高斯分布求取似然概率,最后用贝叶斯公式求后验概率得到最后的检测结果。该方法的不足之处在于:(1) 一般求得的差异图的分布是一个混合分布,高斯模型并不能完全拟合差异图的分布,并且如何从这种混合分布形式中准确推断出每个高斯分量的均值,方差和形状参数,以及它们的权重也是一个复杂的统计推断问题;(2) 在整个求解过程中只是用到了差异图的灰度信息,没有充分利用差异图的其他信息,如:纹理特征和区域特征等,由此 SAR 图像特有的斑点噪声会对检测结果造成很大的影响,提高了像素的错分率,降低了变化检测的精确度。

发明内容

[0004] 本发明的目的在于针对上述现有方法的不足,提出一种基于先验和融合灰度与纹理特征的 SAR 图像变化检测方法,以降低 SAR 图像斑点噪声的影响,提高图像像素分类的精确性。

[0005] 实现本发明目的的技术方案是:将变化检测问题看作是两个相互独立分量乘积的最大概率问题。首先,由吉布斯分布求取差异图初始分类的类别先验概率,将其看作是第一个分量。其次,由模糊隶属度求取融合差异图的灰度与纹理特征的模糊隶属概率,将其看作是第二个分量,最后,利用贝叶斯公式求后验概率与独立分布准则,有效地检查出不同时刻同一地点 SAR 图像变化的区域。其具体步骤如下:

[0006] 实现本发明目的的技术方案包括如下步骤:

- [0007] (1) 读入已配准和已校正的两幅不同时间同一地点的 SAR 图像 I_1 和 I_2 ;
- [0008] (2) 用均值比值法构造这两幅 SAR 图像 I_1 和 I_2 的差异图 D_1 , 用对数比值法构造这两幅 SAR 图像 I_1 和 I_2 的差异图 D_2 , 利用小波变换对所述差异图 D_1 和所述差异图 D_2 进行融合, 得到融合后差异图 D , 并初始化迭代次数 $t=1$;
- [0009] (3) 对融合后差异图 D 分别求类别先验概率 $P(x)$ 和观测量似然概率 $P(y)$;
- [0010] (4) 根据类别先验概率 $P(x)$ 和观测量似然概率 $P(y)$, 利用贝叶斯公式和独立分布原理求取融合后差异图 D 的后验概率 $P(x|y)$ 为:
- [0011]
$$P(x|y) = P(y|x)P(x)$$
- [0012]
$$= P(y)P(x),$$
- [0013] 其中, $P(y|x)$ 是条件概率, x 是初始分类结果图, y 是融合灰度与纹理信息的观测场, 并且初始分类结果图 x 和融合灰度与纹理信息的观测场 y 是相互独立的;
- [0014] (5) 根据差异图 D 的后验概率 $P(x|y)$ 和 MAP 准则, 得到变化检测结果图 \hat{x} 为:
- [0015]
$$\hat{x} = \arg \max P(\mathbf{x}|\mathbf{y})$$
- [0016]
$$= \arg \max \{P(\mathbf{x})P(\mathbf{y})\},$$
- [0017] (6) 判断循环次数 t 是否达到了最高迭代次数 g_{\max} , 如果满足 $t > g_{\max}$ 则输出最终的变化检测结果图 \hat{x} , 否则, 令 $t = t+1$, 返回步骤 (3), 进行下一次迭代。

[0018] 本发明与现有技术相比存在以下优点:

[0019] 1. 本发明方法利用融合差异图灰度与纹理信息的模糊隶属概率作为观测量的似然概率, 充分利用了差异图的灰度与纹理信息, 避免了用高斯模型拟合差异图及参数的估计, 有效地简化了算法实现的过程与复杂度, 同时提高了图像像素分类的精确性, 为求取最终检测结果提高了检测精度;

[0020] 2. 本发明方法将类别的先验概率和融合灰度与特征的模糊隶属概率看作是两个相互独立的分量, 由此将贝叶斯公式求取后验概率看作是对两个独立分量相乘积来求取后验概率, 从另一角度分析实现了一种新的 SAR 图像变化检测方法, 提高了变化检测的精确度。

附图说明

[0021] 图 1 是本发明的实现流程图;

[0022] 图 2 是用本发明和现有 MRF 方法对 1999 年 4 月和 1999 年 5 月瑞士 Bern 地区的图像变化检测实验结果对比图;

[0023] 图 3 是用本发明和现有 MRF 方法对 1997 年 5 月和 1997 年 8 月加拿大 Ottawa 地区的图像变化检测实验结果对比图;

[0024] 图 4 是用本发明和现有 MRF 方法对 2008 年 6 月和 2009 年 6 月黄河入海口部分截图的变化检测实验结果对比图。

具体实施方式

[0025] 下面结合附图对本发明的具体实施步骤和效果做进一步的详细描述:

[0026] 参照图 1, 本发明的实现步骤如下:

[0027] 步骤 1, 读入两幅已配准、已校正的两幅不同时间同一地点的 SAR 图像 I_1 和 I_2 。

[0028] 在本发明的实施例中, 读入两幅分别在 1999 年 4 月和 1999 年 5 月通过 ERS-2 获得的瑞士 Bern 城市水灾发生前后的 SAR 图像 I_1 和 I_2 , 两幅图像的尺寸均为 301×301 像素, 灰度级为 256, 实际变化像素个数为 1155。

[0029] 步骤 2, 用均值比值法构造这两幅 SAR 图像 I_1 和 I_2 的差异图 D_1 , 用对数比值法构造这两幅 SAR 图像 I_1 和 I_2 的差异图 D_2 , 利用小波变换对所述差异图 D_1 和所述差异图 D_2 进行融合, 得到融合后差异图 D 。

[0030] 在本发明的实施例中, 在利用小波变换对所述差异图 D_1 和所述差异图 D_2 进行融合时采用的是三层小波分解。

[0031] 步骤 3, 对融合后差异图 D 求类别先验概率 $P(x)$ 。

[0032] 3a) 对融合后差异图 D 用 K-means 方法进行初始分割, 得到初始分类结果图 x ;

[0033] 3b) 根据吉布斯分布求初始分类结果图 x 的先验概率: $P(x) = \{P(x_i), i = 1, \dots, L\}$, L 是分类结果图 x 的总像素点个数, $P(x_i)$ 为分类结果图 x 中第 i 个像素点 x_i 的先验概率, 表示为:

$$[0034] \quad P(x_i) = \frac{\exp(-u(x_i))}{\sum_{x_j \in x} \exp(-u(x_j))},$$

[0035] 其中, $u(x_i)$ 是第 i 个像素点 x_i 的能量函数, 且 $u(x_i) = -\beta \sum \delta(x_i, x_j) - 1$,

$$\delta(x_i, x_j) = \begin{cases} 1 & x_i = x_j \\ 0 & x_i \neq x_j \end{cases}, \quad \beta \text{ 是平滑参数, } x_j \text{ 是第 } i \text{ 个像素点 } x_i \text{ 的邻域集 } N_i \text{ 中的第 } j \text{ 个像素点,}$$

且 $x_j \in N_i$ 。

[0036] 在本发明的实施例中, 平滑参数 $\beta = 0.5$, 求得的先验概率 $P(x)$ 是一个 $M \times N \times k$ ($301 \times 301 \times 2$) 像素的矩阵, 邻域集 N_i 采用的是邻域窗口大小为 (3×3) 像素。

[0037] 步骤 4, 对融合后差异图 D 求观测量似然概率 $P(y)$ 。

[0038] 4a) 根据融合后差异图 D 进行非下采样小波变换, 求取融合后差异图 D 的纹理特征矩阵 G ;

[0039] 在本发明的实施例中, 对融合后差异图 D 提取纹理特征的方法有灰度共生矩阵, 小波变换, 非下采样小波变换等, 本发明方法采用的是非下采样小波变换来提取差异图的纹理特征矩阵 G , 在非下采样小波变换的方法中采用 $L=3$ 层小波分解, 同时采用区域窗口大小为 (15×15) 像素, 生成的纹理特征矩阵 G 为 $(301 \times 301 \times d)$ 像素, d 为特征矩阵 G 的维数, $d = (3 \times L + 1)$, $L = 3$ 。

[0040] 4b) 根据纹理特征矩阵 G 求取融合后差异图 D 的特征模糊隶属度矩阵 U_1 , $U_1 = \{u_{ab}, a = 1, \dots, k, b = 1, \dots, S\}$, k 为融合后差异图 D 的分类类别数, S 是融合后差异图 D 的总像素点个数, u_{ab} 是像素点 b 隶属于第 a 类的特征模糊隶属度, 同时由融合后差异图 D 中像素点的灰度值求取灰度模糊隶属度矩阵 U_2 , $U_2 = \{u_{rh}, r = 1, \dots, k, h = 1, \dots, S\}$, k 为融合后差异图 D 的分类类别数, u_{rh} 是像素点 h 隶属于第 r 类的灰度模糊隶属度;

[0041] 在本发明实施例中, 融合后差异图 D 的分类类别数 $k=2$, 融合后差异图 D 的总像素点个数 $S = 301 \times 301$, 求得的特征模糊隶属度矩阵 U_1 为 $(301 \times 301 \times 2)$ 像素, 且其每个像素的取值在 $0 \sim 1$ 之间, 求得的灰度模糊隶属度矩阵 U_2 为 $(301 \times 301 \times 2)$ 像素, 且其每个

像素的取值在 0 ~ 1 之间；

[0042] 4c) 根据特征模糊隶属度矩阵 U_1 和灰度模糊隶属度矩阵 U_2 , 得到观测量的似然概率 $P(y)$ 为：

$$[0043] \quad P(y) = \begin{cases} \max(U_1, U_2), & \text{if } k=1 \\ \min(U_1, U_2), & \text{if } k=2 \end{cases}$$

[0044] 其中, k 是融合后差异图 D 的分类数, y 是融合灰度与纹理信息的观测场。

[0045] 在本发明的实施例中, 由于变化检测过程是将差异图 D 分为两类, 所以 $k = 1, 2$, 观测量的似然概率 $P(y)$ 为 $(301 \times 301 \times 2)$ 像素, 且其大小在 0 ~ 1 之间。

[0046] 步骤 5, 根据类别先验概率 $P(x)$ 和观测量似然概率 $P(y)$, 利用贝叶斯公式和独立分布原理求取融合后差异图 D 的后验概率 $P(x|y)$ 为：

$$[0047] \quad P(x|y) = P(y|x)P(x)$$

$$[0048] \quad = P(y)P(x),$$

[0049] 其中, $P(y|x)$ 是条件概率, x 是初始分类结果图, y 是融合灰度与纹理信息的观测场, 并且初始分类结果图 x 和融合灰度与纹理信息的观测场 y 是相互独立的；

[0050] 在本发明的实施例中, 利用独立分布原理, 将条件概率 $P(y|x)$ 表示为: $P(y|x) = P(y)$, 由此推出后验概率 $P(x|y) = P(y)P(x)$, 后验概率 $P(x|y)$ 为 $(301 \times 301 \times 2)$ 像素, 且其大小在 0 ~ 1 之间。

[0051] 步骤 6, 根据差异图 D 的后验概率 $P(x|y)$ 和 MAP 准则, 得到变化检测结果图 \hat{x} 为：

$$[0052] \quad \hat{x} = \arg \max P(\mathbf{x}|\mathbf{y})$$

$$[0053] \quad = \arg \max \{P(\mathbf{x})P(\mathbf{y})\}$$

[0054] 在本发明的实施例中, 得到变化检测结果图 \hat{x} 的大小为 (301×301) 像素。

[0055] 步骤 7, 判断循环次数 t 是否达到了最高迭代次数 g_{\max} , 如果满足 $t > g_{\max}$ 则输出最终的变化检测结果图 \hat{x} , 否则, 令 $t = t+1$, 返回步骤 (3), 进行下一次迭代。

[0056] 在本发明的实施例中, 采用的最大迭代次数 $g_{\max} = 10$ 。

[0057] 本发明的效果可以通过以下实验进一步说明：

[0058] 本发明的对比实验为经典的马尔科夫随机场 MRF 的变化检测方法, 图像检测结果以多时相 SAR 图像进行对比。

[0059] 1. 实验条件：

[0060] 本发明以三组多时相 SAR 图像进行实验, 一组是分别在 1999 年 4 月和 1999 年 5 月通过 ERS-2 获得的瑞士 Bern 城市的水灾发生前后的 SAR 图像, 两幅图像的尺寸均为 301×301 像素, 灰度级为 256, 实际变化像素个数为 1155。一组是分别在 1997 年 5 月和 1997 年 8 月通过 Radarsat-1SAR 获得的加拿大 Ottawa 地区的图像, 两幅图像的尺寸均为 350×290 像素, 灰度级为 256, 实际变化像素个数为 16049。一组是分别在 2008 年 6 月和 2009 年 6 月由 Rasarsat-2SAR 获得的反应我国黄河入海口地域的变化情况中截取的典型变化区域, 两幅图像的尺寸均为 257×289 像素, 灰度级为 256。对以上三组图像分别用马尔科夫随机场 MRF 方法和本发明方法进行变化检测的实现。

[0061] 2. 实验内容与结果：

[0062] 实验 1,是用本发明方法和 MRF 方法对第一组瑞士 Bern 城市水灾发生前后的 SAR 图像进行变化检测实验,结果如图 2,其中,图 2(a)为 Bern1999 年 4 月的原始图像,图 2(b)为 Bern1999 年 5 月的原始图像,图 2(c)为实际变化检测参考图,图 2(d)为采用对比实验 MRF 方法得到的变化检测结果,图 2(e)为采用本发明方法得到的变化检测结果。从图 2(d)、图 2(e)可以看出:本发明方法与 MRF 方法相比,不仅减少了伪变化信息,而且检测出较详细的边界信息,降低了错检数,使得到的变化检测结果图更接近参考图。

[0063] 实验 2,是用本发明方法和 MRF 方法对第二组加拿大 Ottawa 地区水灾发生前后的 SAR 图像进行变化检测实验,结果如图 3,其中,图 3(a)为 Ottawa1997 年 5 月的原始图像,图 3(b)为 Ottawa1997 年 8 月的原始图像,图 3(c)为实际变化检测参考图。图 3(d)为采用对比实验 MRF 方法得到的变化检测结果,图 3(e)为采用本发明方法得到的变化检测结果。从图 3(d)、图 3(e)可以看出:本发明方法与 MRF 方法相比,本发明方法有效地抑制了 SAR 图像斑点噪声的影响,使变化检测结果含有较少的杂点,对变化区域的细节部分能更好地实现,得到较好的检测结果,提高了变化检测结果的精确度。

[0064] 实验 3,是用本发明方法和 MRF 方法对第三组反应我国黄河入海口地域的 SAR 图像进行变化检测实验,结果如图 4,其中,图 4(a)为黄河入海口某一地区 2008 年 6 月的原始图像,图 4(b)为黄河入海口某一地区 2009 年 6 月的原始图像,图 4(c)为实际变化检测参考图。图 4(d)为采用对比实验 MRF 方法得到的变化检测结果,图 4(e)为采用本发明方法得到的变化检测结果。从图 3(d)、图 3(e)可以看出:本发明方法与 MRF 方法相比,本发明方法提高了变化检测的精确度,能稳定的对 SAR 图像进行变化检测,证明了本发明方法的有效性和稳定性。

[0065] 实验 4,是用本发明方法和 MRF 方法对第一组瑞士 Bern 城市水灾发生前后的 SAR 图像进行变化检测实验结果的评价,结果如表 1。

[0066] 表 1 Bern 地区实验结果

数据	方法	FA	MA	OE	PCC	Kappa
[0067] Bern	MRF	2043	3	2046	97.74%	0.5207
	本发明	132	151	283	99.69%	0.8769

[0068] 从表 1 中数据可以看出:本发明方法与 MRF 方法相比,错检数 FA 减少了 1911 个像素点,漏检数 MA 增加了 148 个像素点,但总错误数 OE 减少了 1763 个像素点,Kappa 系数增加了 0.3562,检测正确率 PCC 增加了 1.95%。

[0069] 实验 5,是用本发明方法和 MRF 方法对第二组加拿大 Ottawa 地区水灾发生前后的 SAR 图像进行变化检测实验结果的评价,结果如表 2。

[0070] 表 2 Ottawa 地区实验结果

数据	方法	FA	MA	OE	PCC	Kappa
[0071] Ottawa	MRF	3701	79	3780	96.28%	0.8719
	本发明	882	703	1585	98.44%	0.9416

[0072] 从表 2 中数据可以看出：本发明方法与 MRF 方法相比，错检数 FA 减少了 1911 个像素点，漏检数 MA 增加了 624 个像素点，但总错误数 OE 减少了 2195 个像素点，Kappa 系数增加了 0.0697，检测正确率 PCC 增加了 2.16%。

[0073] 实验 6，是用本发明方法和 MRF 方法对第三组反应我国黄河入海口地域的 SAR 图像进行变化检测实验结果的评价，结果如表 3。

[0074] 表 3 黄河入海口实验结果

[0075]

数据	方法	FA	MA	OE	PCC	Kappa
HuangHe	MRF	3082	1394	4476	93.97%	0.8017
	本发明	1105	1970	3075	95.86%	0.8530

[0076] 从表 3 中数据可以看出：本发明方法与 MRF 方法相比，错检数 FA 减少了 2977 个像素点，漏检数 MA 增加了 576 个像素点，但总错误数 OE 减少了 1401 个像素点，Kappa 系数增加了 0.0513，检测正确率 PCC 增加了 1.89%。

[0077] 综上，本发明方法将类别的先验概率和融合灰度与特征的模糊隶属概率看作是二个相互独立的分量，将变化检测问题看作是二个相互独立分量乘积的最大概率问题，有效地简化了算法实现的过程与复杂度，同时该方法利用融合差异图的灰度和纹理特征的模糊隶属概率作为观测量的似然概率，避免了用高斯模型拟合混合分布以及参数的估计，降低了 SAR 图像斑点噪声的影响，降低了伪变化信息，有效地提高了变化检测结果的精确度。

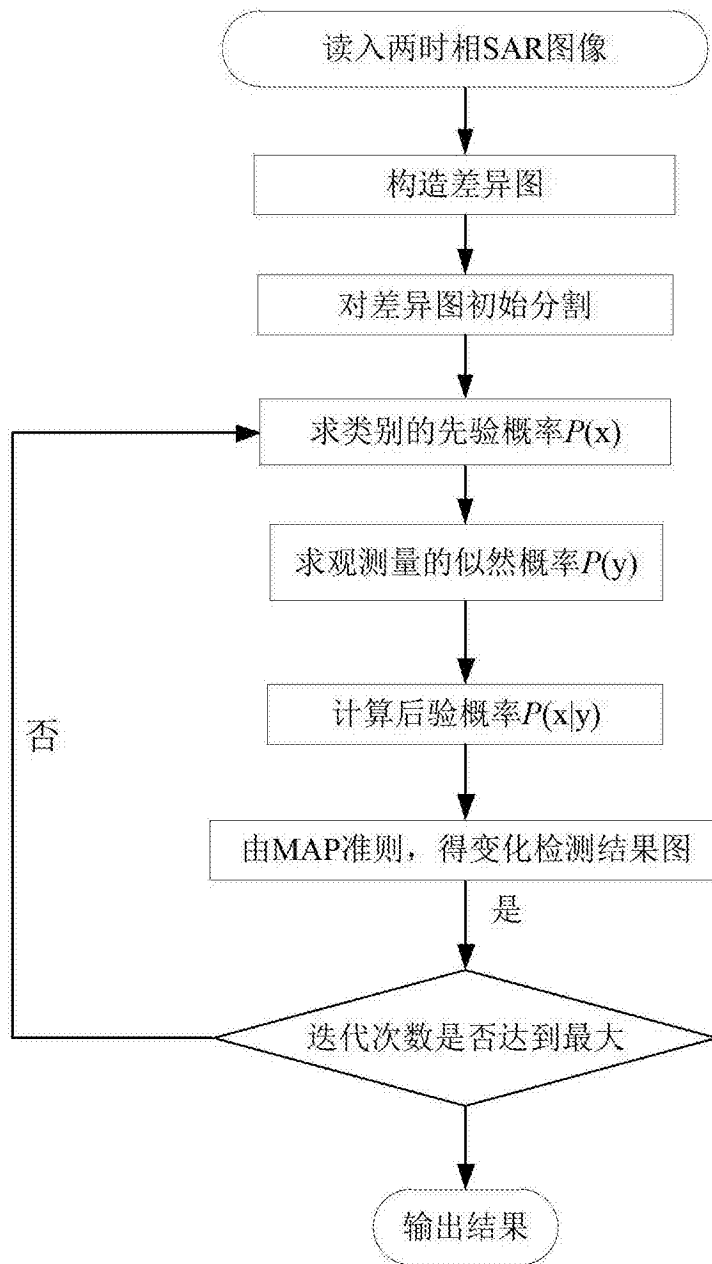


图 1

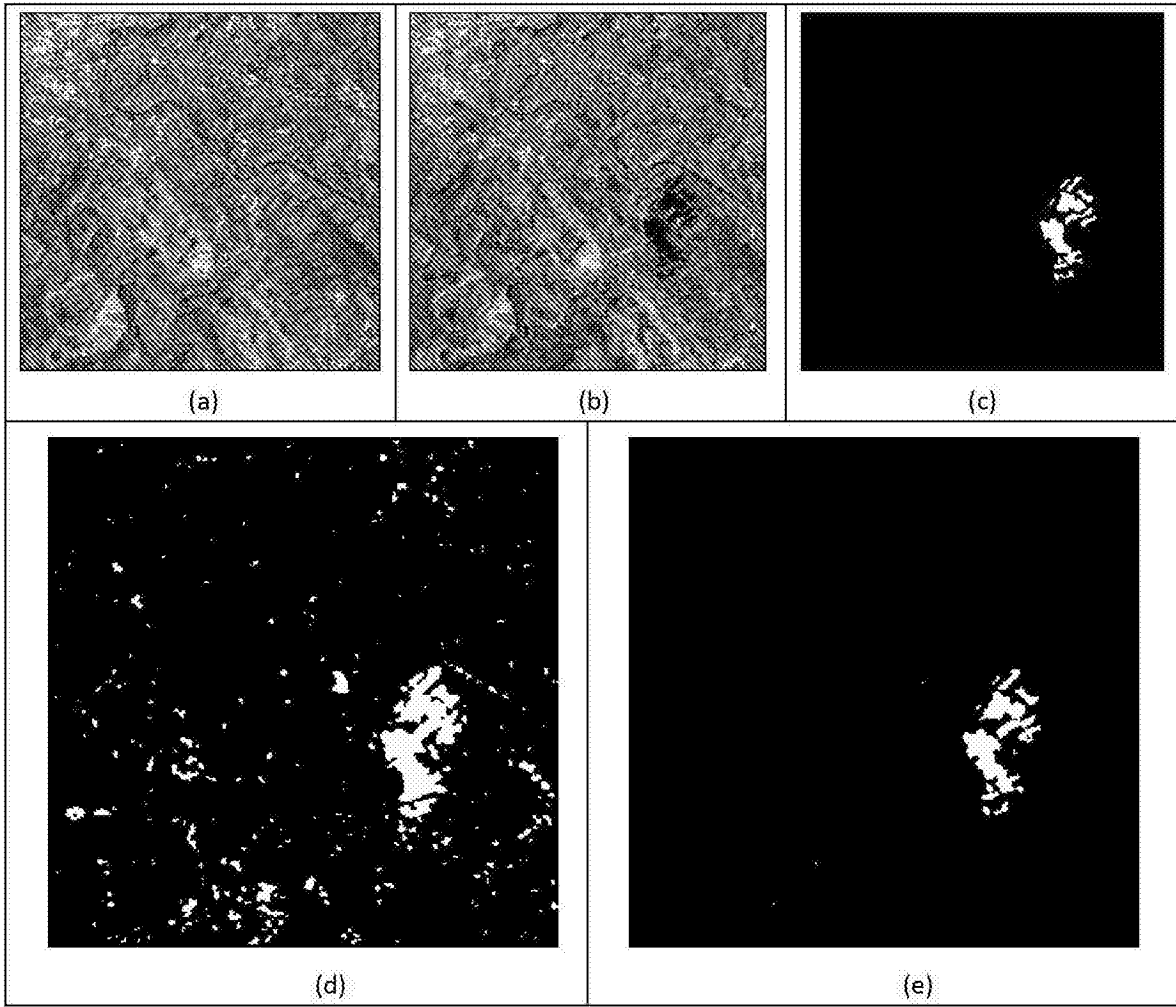


图 2

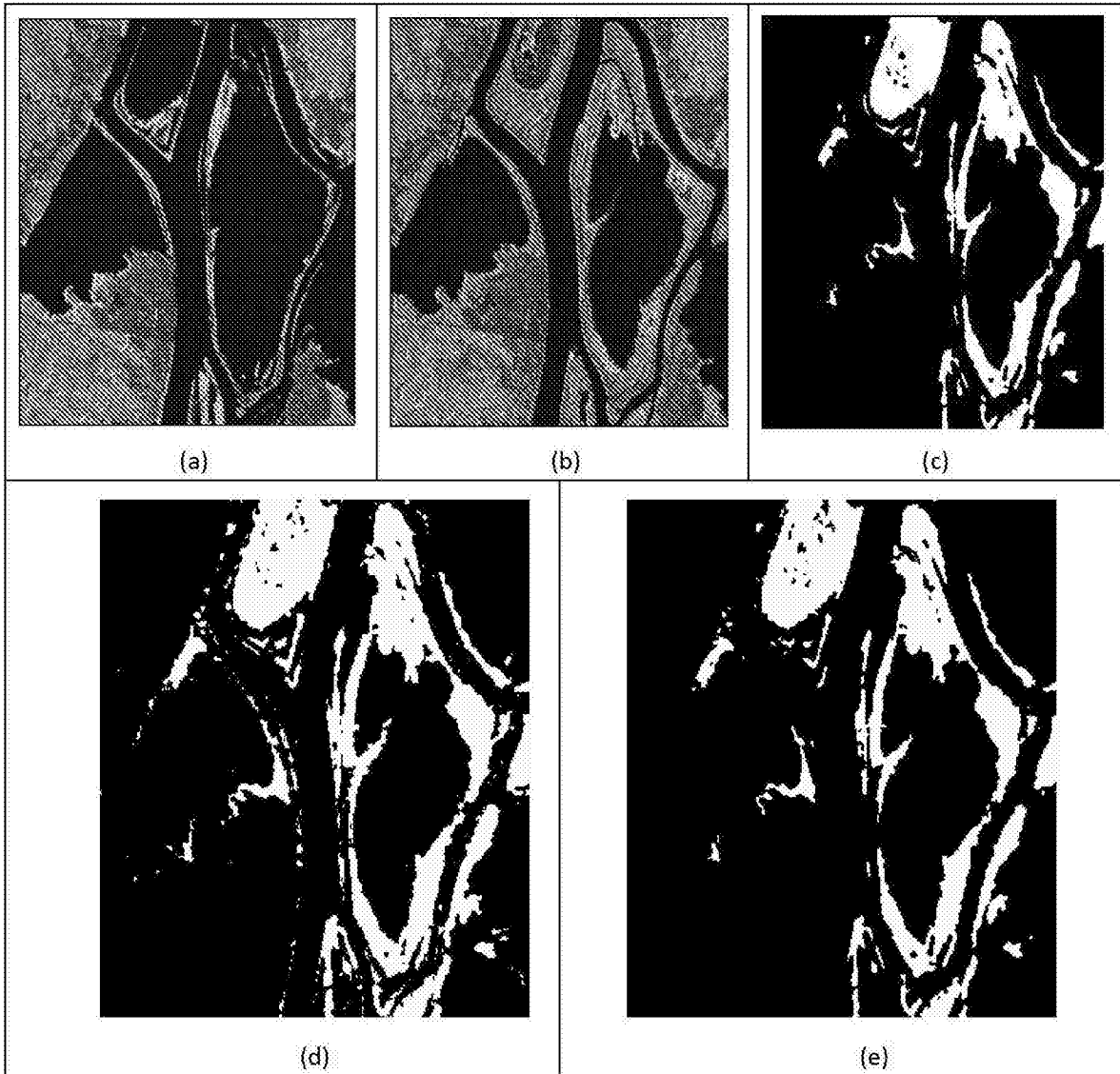


图 3

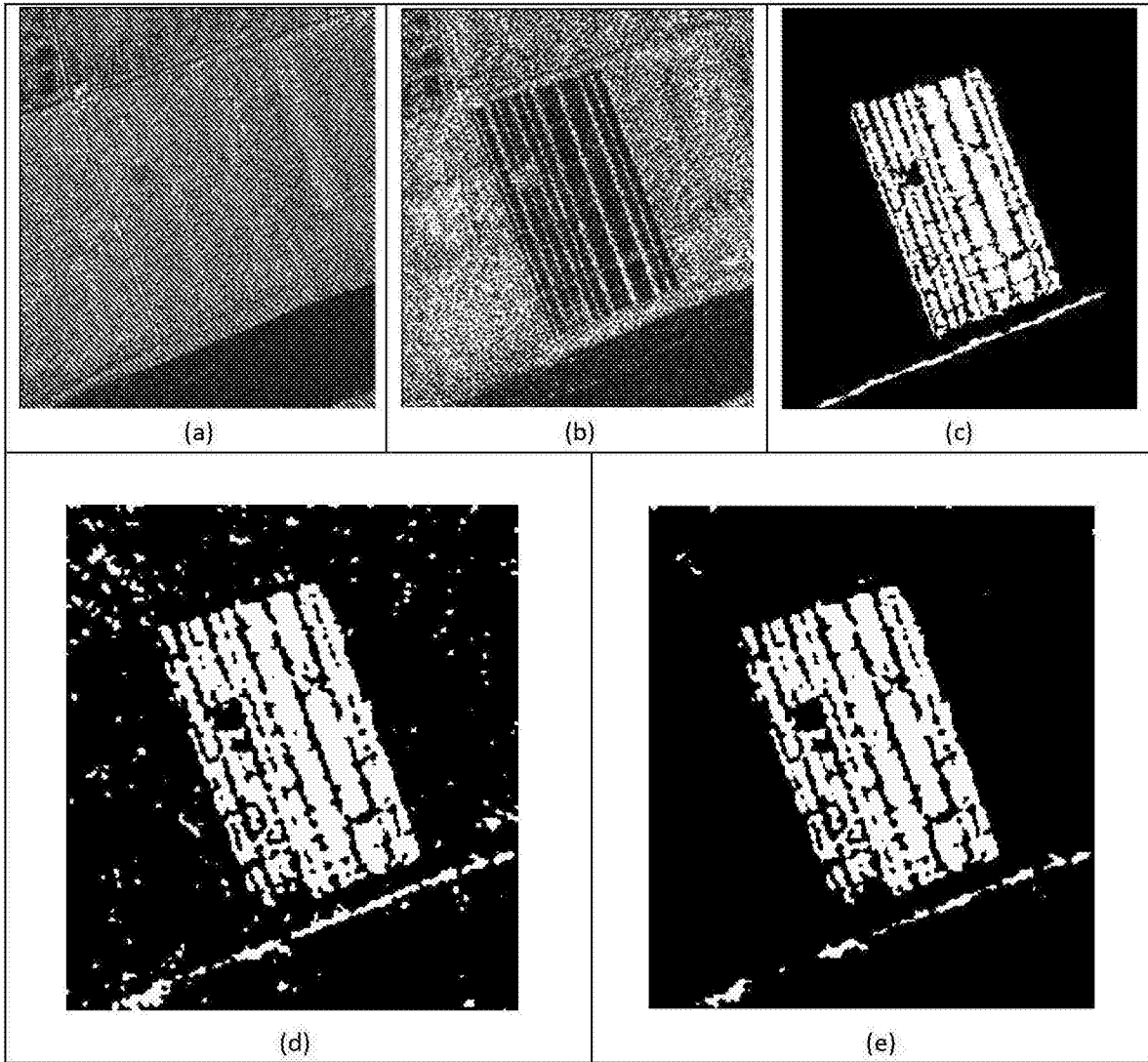


图 4