

文章编号:1001-9014(2012)01-0067-06

基于 Memetic 算法的 SAR 图像变化检测

辛芳芳, 焦李成, 王桂婷

(西安电子科技大学 智能感知与图像理解教育部重点实验室, 陕西 西安 710071)

摘要:提出了一种无监督 SAR 图像变化检测算法,利用数据聚类思想,通过进化算法寻找最小均方误差,得到变化检测结果.在原有 Memetic 算法基础上,针对图像自身特点,提出全新的搜索策略并根据当前检测结果动态调整局部搜索算法,实现了粗细结合的搜索过程.算法不受分布模型限制,不需要先验知识,适用性较强.将改进的算法与 GA、ICSA 及原 MA 进行比较,实验证明,该算法可以快速收敛.对真实 SAR 图像进行检测,可以得到较好的检测结果.

关键词:SAR 图像;变化检测;Memetic 算法
中图分类号:TP751.1 **文献标识码:**A

SAR image change detection based on Memetic algorithm

XIN Fang-Fang, JIAO Li-Cheng, WANG Gui-Ting

(Key Laboratory of Intelligent Perception and Image Understanding of Ministry of Education of China,
Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: This paper proposed an unsupervised technique for detecting changed areas between multitemporal SAR images. Different with the original ones, the clustering method was used here to find the change map by minimizing mean square error with evolution algorithm. After introducing the image character, a new search strategy in Memetic algorithm was given here, which adjusted the local search algorithm according to the current detection result. The approach was distribution free and did not need priori knowledge. The experimental results obtained on the real SAR images showed that the proposed method had a higher convergence speed than GA, ICSA and original MA, the detection results demonstrated the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: SAR image; change detection; Memetic algorithm

PACS: 84.40.Xb

引言

变化检测广泛用于土地利用、环境监控、森林覆盖等领域^[1],它通过分析不同时间得到的同一地貌信息来识别地物变化.与光学图像相比,SAR 图像有其自身优越性,然而由于乘性噪声影响,增加了 SAR 图像变化检测的难度.如何有效地避免乘性噪声,准确地检测出图像变化区域已成为变化检测关键问题^[2-6].

变化检测技术通常由三步组成:预处理,图像比较和变化检测^[4].预处理可以消除噪声对后处理的影响,现有的变化检测算法^[2-5],多是假设差异影像的灰度值服从某一分布特性,通过最大化后验概率得到变化结果.但是 SAR 图像分布较复杂,单一模型不能适用于所有 SAR 图像. Bruzzone 等人利用 SVM(Support Vector Machines)将多相多光谱遥感图像投影到高维空间,通过构造球形投影面后利用贝叶斯门限进行分类,得到了较好的结果^[7].对于只

收稿日期:2011-02-01,修回日期:2011-12-12

Received date: 2011-02-01, revised date: 2011-12-12

基金项目:国家自然科学基金(61072106,60803097,60972148,60971128,60970066,61003198,61001206和61050110144);国家教育部博士点基金(200807010003);国家部委科技项目(9140A07011810DZ0107和9140A07021010DZ0131);高等学校学科创新引智计划(111计划)(B07048);以及中央高校基本科研业务费专项资金(JY10000902001,K50510020001和JY10000902045)

Foundation item: Supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 61072106, 60803097, 60972148, 60971128, 60970066, 61003198, 61001206 and 61050110144); the National Research Foundation for the Doctoral Program of Higher Education of China (No. 200807010003); the National Science and Technology Ministry of China (No. 9140A07011810DZ0107, 9140A07021010DZ0131); The Fund for Foreign Scholars in University Research and Teaching Programs (the 111 Project) (No. B07048); the Fundamental Research Funds for the Central Universities (No. JY10000902001, K50510020001, JY10000902045)

作者简介:辛芳芳(1982-),山东德州人,博士研究生,主要研究方向为图像分割,变化检测. E-mail:xf9258@163.com.

有单一传感器的 SAR 图像并不适用. 进化算法由于收敛速度快, 适应性强等优点, 应用于函数优化等领域, 文献[8]利用 GA 寻找最小均方误差 (MSE, Mean Square Error) 得到检测结果.

当图像大小为 $M \times N$ 时, 如何在 $2^{M \times N}$ 个二值图像中迅速找到实际变化的检测图是这里研究的重点. GA 交叉变异后即使抗体性能下降, 算法也是不可逆的, 与 GA 相比, ICSA 解决了 GA 中, 收敛方向无法控制, 易陷入局部最优的缺点^[9], 但是 ICSA 需要克隆抗体种群, 增大搜索空间的同时增加了计算量. 1989 年, P. Moscato 首先提出了 Memetic 算法^[10], 其主要思想是在抗体周围进行局部寻优. 文献[11]在此基础上, 比较了 GA, Memetic 算法和粒子群算法等相关算法, 并对结果进行分析.

本文通过优化 Memetic 算法的搜索策略, 动态调整局部搜索过程, 通过寻找最小 MSE 得到变化检测图. 首先提取 J 个像素点作为可靠的变化点和非变化点, 在将原来 $2^{M \times N}$ 搜索空间降低到 $2^{M \times N - J}$ 的同时, 优化了算法初始值, 其次, 考虑图像不同于一般的函数, 提出新的搜索策略并动态调整局部搜索算法, 极大的提高了收敛速度. 检测结果可以看出, 本文算法的总错误率较少, 不受分布模型限制, 适用性较好.

1 基于 Memetic 算法的 SAR 图像变化检测

I_1 和 I_2 是已校准的两幅 SAR 图像, 分别代表不同时间同一地理位置所反映的地貌状况, $\Omega = \{\omega_c, \omega_u\}$ 分别表示变化类像素集合和非变化类像素集合. 下面给出变化检测的具体过程.

1.1 预分割变化检测图

$$Dif = \left| \log \frac{I_2}{I_1} \right| = |\log(I_2) - \log(I_1)| \quad (1)$$

首先, 通过 Log 比值法(1)得到图像的差异影像, 并利用自适应边缘检测方法, 提取可靠变化点和非变化点^[12]. 通过变化类/非变化类硬阈值 T_c/T_u , 可以得到预分割变化检测图 $label$, 1 表示变化点, 0 表示非变化点, 0.5 表示待检测点. $num(1) + num(0) = J$, 搜索空间由 $2^{M \times N}$ 降低到 $2^{M \times N - J}$, num 表示样本数目.

$$label(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } DI(x, y) > T_c \\ 0, & \text{if } DI(x, y) < T_u \\ 0.5, & T_u \leq DI(x, y) \leq T_c \end{cases}, \quad j \in \{1, 2, \dots, J\} \quad (2)$$

1.2 基于 Memetic 算法的变化检测

对于得到的预分割变化检测图 $label$, 通过改进的 Memetic 算法, 利用聚类思想, 得到变化检测图. 适应度值 f 保证了类内距离总和最小^[8].

$$f = \sum_{r=0}^1 \frac{N_r}{M \times N} \sum_{(i,j) \in R_r} (Dif(i, j) - \mu_r)^2 \quad (3)$$

$M \times N$ 是图像大小, $N_r (r \in \{0, 1\})$ 是非变化类和变化类像素点数目, R_r 表示非变化类和变化类像素集合, $Dif(i, j)$ 是差异影像在 (i, j) 处的灰度值, μ_r 是非变化类和变化类灰度均值. N_r 和 μ_r 的具体表示为:

$$\begin{aligned} N_0 &= \sum_{(i,j) \in R_0} 1, N_1 = \sum_{(i,j) \in R_1} 1 \\ \mu_0 &= \frac{1}{N_0} \sum_{(i,j) \in R_0} Dif(i, j), \\ \mu_1 &= \frac{1}{N_1} \sum_{(i,j) \in R_1} Dif(i, j) \end{aligned} \quad (4)$$

改进后的 Memetic 算法需要设置如下参数: 适应度值计算次数 $diek$, 局部收敛次数 st , 初始种群个数 P , 交叉概率 p_c , 变异概率 p_m , 学习强度概率 p_n . 下面给出利用改进 Memetic 算法进行 SAR 图像变化检测的具体步骤:

1) 初始化: 迭代次数 $k = 1$, $diek = 0$, $st = 0$, 产生 P 个初始种群 $A(k)$

待检测点数目为 $M \times N - J$, 随机产生 P 个码长为 $M \times N - J$ 的 0, 1 编码, 作为初始种群 $A(k)$, 0 表示该点是非变化点, 1 表示该点是变化点.

2) 计算适应度值 f

$A(k)$ 中每个抗体与提取的可靠点结合构成一幅 $M \times N$ 的二值图像, 将该图像作为变化图, 通过公式(3) 计算适应度值. 在得到的 P 个适应度值中, 选择最小的一个作为最优适应度值.

3) 对抗体种群进行交叉操作 Tc , 交叉概率 p_c .

从抗体种群 $A(k)$ 中随机选择 $Int(p_c \times P)$ 个抗体作为交叉操作的父代抗体 (Int 表示取整), 利用单点交叉产生子代抗体. 交叉位在 $M \times N - J$ 中随机选取, 交叉后的种群为 $Y'(k)$. 这里在原有算法的基础上增加记忆操作, 父代抗体并没有移除, 而是和子代抗体一起用于下一步的变异操作. 交叉后, 原抗体种群 $A(k)$ 变为抗体种群 $Y(k)$, $Y(k) = Y'(k) \cup A(k)$, 其规模为 $P_Y = Int(p_c \times P) + P$. 交叉过程和产生的 $Y(k)$ 表示如下, Tc 是交叉操作, 表示两部分互换. I_{ci} 表示抗体被选中交叉的可能性, 如果被选中则为 1, 否则为 0.

$$\begin{aligned}
Y(k) &= \{ [Y'_1(k) \times I_{c1}, A_1(k)], [Y'_2(k) \times I_{c2}, A_2(k)], \dots, [Y'_p(k) \times I_{cp}, A_p(k)] \} \\
A_i(k) &= \{ a_{i1} a_{i2} \dots a_{ic} a_{i(c+1)} \dots a_{i(M \times N - J)} \}, A_j(k) = \{ a_{j1} a_{j2} \dots a_{jc} a_{j(c+1)} \dots a_{j(M \times N - J)} \} \\
&\quad \uparrow Tc \qquad \qquad \qquad \uparrow Tc \\
Y'_i(k) &= \{ a_{i1} a_{i2} \dots a_{ic} a_{j(c+1)} \dots a_{j(M \times N - J)} \}, Y'_j(k) = \{ a_{j1} a_{j2} \dots a_{jc} a_{i(c+1)} \dots a_{i(M \times N - J)} \} \quad , \quad (5)
\end{aligned}$$

4) 对抗体种群 $Y(k)$ 进行变异操作 Tm , 变异码长 C_m 通过公式(6) 由变异概率 p_m 决定.

$$C_m = \text{Int} \left[p_m \times (N \times M - J) \times \frac{f(Y_i)}{\sum_{j=1}^p f(Y_j)} \right] \quad (6)$$

通过随机产生 0,1 编码, 替代交叉后得到的种群 $Y_i(k)$ 中随机选择出的 C_m 个变异位. 变异位的长短取决于编码的长度、变异概率 p_m 和适应度值, 适应度值越小, 变异的码长越短. 变异后的抗体种群 $Z(k)$ 包括变异种群 $M(k)$ 和交叉抗体种群 $Y(k)$, 其种群规模为 $P_z = \text{Int}(p_m \times P_y) + P_y$, 大于原抗体种群 $A(k)$, 增加了搜索空间. $Z(k)$ 可以表示为:

$$Z(k) = M(k) \cup Y(k) = \{ A(k), Y'(k) \times I_c, M_A(k), M_{Y'}(k) \times I_c \} \quad , \quad (7)$$

$M_A(k)$ 和 $M_{Y'}(k)$ 分别是 $A(k)$ 和 $Y'(k)$ 变异后的抗体, 如果抗体 $A_i(k)$ 被选中进行交叉操作, 子抗体种群 $Z_i(k) = \{ A_i(k), Y'(k), M_{A_i}(k), M_{Y_i}(k) \}$, 否则子抗体种群 $Z_i(k) = \{ A_i(k), M_{A_i}(k) \}$.

5) 选择操作 Ts

对每个子抗体种群进行选择操作, 计算 $Z_i(k)$ 中所有抗体的适应度值, 选择最优的一个作为交叉变异后的新抗体 $V_i(k)$, 对其进行局部寻优操作.

6) 局部寻优 Tn

这里选择随机爬山搜索方法. 将每个抗体都看成多维空间中的一个点, 在这个点周围一个圆形邻域内寻找局部最优值. 其过程可以描述为在 $M \times N - J$ 范围内产生一定的随机数, 并将抗体 $V_i(k)$ 中对应位置的类别标签按位取反, 从而得到新的抗体. 为了提高搜索速度, 针对图像自身特点, 提出一种新的搜索策略.

设中心像素标签为 $g(i, j) \in \{0, 1\}$, 其八邻域标签均值为 $g_v(i, j)$, 则其取反概率为 $p_l = \text{abs}(g(i, j) - g_v(i, j))$. p_l 越大, 该像素被选中的可能性越大. 在搜索过程中, 先选择 p_l 值较大的点, 随着迭代次数地增加, 放宽对 p_l 的要求, 直到搜索范围扩大到所有待检测像素. p_l 的搜索顺序为:

$$p = \max(0.5 - \text{numst}(t) \times 0.1, 0.1) \quad , \quad (8)$$

$\text{numst}(t)$ 表示局部收敛次数 st 超过规定值 t 的次数, 其初始值为 0, 每当 $st > t$, $\text{numst}(t) = \text{numst}(t) + 1$.

在局部搜索过程中, 通过动态调整爬山算法的搜索范围, 可以进一步加快收敛速度. 这里通过公式(9)对取反码长 len 进行自适应调整, 实现先粗后细的过程, 加快了原有算法的收敛速度. 实验证明, 这一优化方法是非常有效的.

$$\begin{aligned}
len &= \max(0.01 \times \text{num}(p_l > p) - \\
&\quad 5 \times \text{numst}(t), 0.0001 \times (M \times N - J)) \\
ln &= \text{num}(p_l > p) \times p_n \quad , \quad (9)
\end{aligned}$$

抗体 $V_i(k)$ 在公式(8)得到的范围中随机选择 len 个像素进行取反操作, 如果取反后抗体的适应度优于原抗体 $V_i(k)$, 则其替代原抗体. 此过程重复进行 ln 次, 得到新的抗体 $A(k+1)$.

7) $k = k + 1$. 如果最优适应度值没有发生变化, $st = st + 1$, 否则 $st = 0$. 当 $st > t$ 时, 也就是说最优适应度值在连续 $t + 1$ 步都没有发生变化, $\text{numst}(t) = \text{numst}(t) + 1$. 统计本次循环适应度值计算次数 die , 更新 $diek = die + diek$.

8) 如果 $diek$ 或 st 满足终止条件, 算法停止, 否则转到步骤(2).

2 参数设置及实验对比

对 Bern 数据和 Ottawa 数据进行检测, 首先将本算法与 GA、ICSA 算法和原有的 MA 算法进行比较, 证明本算法极大的提高了收敛速度, 其次将检测结果和其他变化检测算法进行比较, 证明本算法的有效性.

2.1 实验设置

实验中 GA、ICSA、MA 和改进 MA 算法的相关参数设置如下, 除了改进 MA 算法的搜索策略由公式(9)确定, 其余算法全部是全局搜索:

1: GA 初始种群设为 20, 交叉概率 $p_c = 0.8$, 变异概率 $p_m = 0.001$ ^[8], 收敛条件是 $diek > 1200000$ 或 $st > 500$;

2: ICSA 初始种群设为 10, 克隆规模由公式(10)确定, $n_c = 50$, 变异概率 $p_m = 0.001$. 收敛条件是 $diek > 1200000$ 或 $st > 250$;

$$C = \text{Int} \left[n_c \times \frac{f(A_i)}{\sum_{j=1}^p f(A_j)} \right] \quad , \quad (10)$$

3: MA 初始种群设为 10, 交叉概率 $p_c = 0.8$, 变异概率 $p_m = 0.001$, 学习强度概率 $p_n = 0.0005$, $ln = p_n \times (M \times N - J)$. 收敛条件是 $diek > 1200000$ 或 $st > 250$;

4: 改进 MA 算法初始种群 $P = 10$, 交叉概率 $p_c = 0.8$, 变异概率 $p_m = 0.001$, 学习强度为 ln 见公式(10). 收敛条件是 $diek > 1200000$ 或 $st > 100$.

进行比较的变化检测算法包括基于参数模型的算法^[4,5] (GGKIT, LN-GKIT, WR-GKIT), 基于小波信息的^[6] FFL-ARS 和有监督的 MTEP^[2]. 其中, FFL-ARS 中的小波分解层数为 5 层. 评价指标主要通过漏检, 虚警, 总错误数和 Kappa 系数来决定. 总错数越少, Kappa 系数越高, 算法性能越好.

2.2 Bern 实验数据

Bern 实验的 SAR 图像是由欧洲遥感 2 号卫星 SAR 传感器获得, 大小为 301×301 , 其变化区域是由于城市水灾造成. 图 1(a) 和图 1(b) 分别为 1999 年 4 月的图像和 1999 年 5 月的图像, 图 1(c) 为变化参考图, 其中包括变化类像素 1155 个.

图 2(a) 给出不同进化算法的 Bern 数据集搜索过程, 表 1 为对应的检测结果. 而在实验中发现, 当 st 设置较低时, GA、ICSA 以及 MA 都极易陷入早熟. 当 $st = 100$ 时, GA 及 ICSA 均收敛到 47 左右终止, 而 MA 最终收敛到 42. 即使 GA 收敛条件设为 $st = 500$, 当迭代到 1087820 步时, 算法仍然早熟. 当设定的收敛条件较为严格, $st = 250$ 时, ICSA 及原 MA 没有早熟, 但适应度降低过程极为平缓, 虽然可以得到较小的适应度函数值, 但以加大计算量为代价. 由于 ICSA 算法的克隆操作和 MA 算法的局部寻优操作计算量都较大, 当以适应度函数计算次数为评价标准时, 其收敛速度相比 GA 算法要慢. 我们的算法由于考虑了图像的特殊性, 根据其特点设计函数搜索策略, 从而在初始阶段迅速收敛于最优值附近, 极大

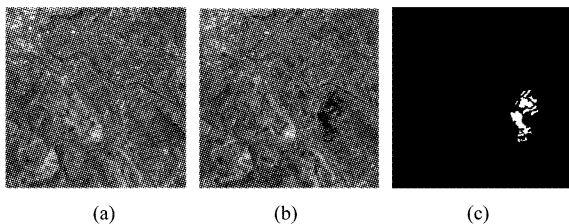


图 1 (a) Bern 城市 1999 年 4 月图像 (b) Bern 城市 1999 年 5 月图像 (c) 变化参考图

Fig. 1 Multitemporal Bern SAR images, 301×301 (a) April, 1999, before flooded (b) May, 1999, after flooded (c) reference map used in experiment

表 1 不同进化算法得到的 Bern 数据变化检测结果

Table 1 Bern dataset detection results by different evolutionary algorithms

算法	总错误	Kappa 系数	终止条件	适应度
GA	3038	0.4165	$diek = 1087820, st = 500$	36.085
ICSA	3941	0.3529	$diek = 1200010, st = 26$	41.4107
MA	3838	0.3824	$diek = 1200010, st = 6$	38.2497
Ours	290	0.8749	$diek = 174790, st = 100$	23.6169

的降低了计算量. 图 3 给出不同进化算法的检测结果, 我们的较为理想. 计算量最少且其检测结果较好.

为了证明算法的有效性, 将我们的算法与 2.1 中提到的 4 个算法进行比较, 检测结果如图 4 所示, 其定量分析指标在表 2 中给出, 给出的结果对应训练提取参数 $p_u = 0.8, p_c = 0.7$. GGGKIT、NR-GKIT、LN-GKIT 及 WR-GKIT 都是基于分布假设来进行的, 当假设模型与实际情况不符时, 会产生很大的影响, 我们的算法不需要假定任何模型, 而是通过差异影像中灰度聚类得到的, 适用范围较大. 由于平稳小波的平滑性, FFL-ARS 图像边缘区域可能会在分解过程中模糊化, 从而导致边缘区域的变化部分在提取可靠层时被判定为非变化区域, 产生许多漏检点, 降低检测精度. MTEP 算法虽然是有监督检测算法, 但

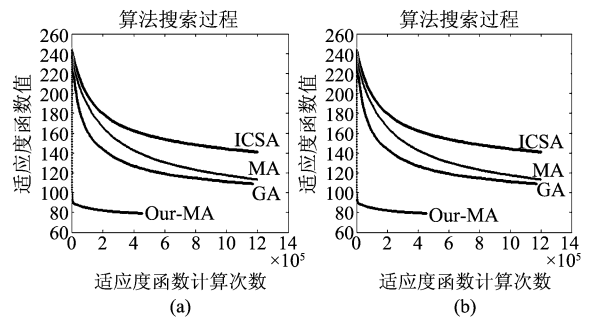


图 2 Bern 数据及 Ottawa 数据 GA、ICSA、MA 和 Our MA 的搜索过程

Fig. 2 Bern dataset and Ottawa datasets, Search trends of GA, ICSA, MA and Our MA (a) Bern dataset (b) Ottawa dataset

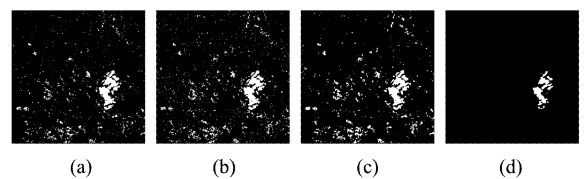


图 3 不同进化算法得到的 Bern 数据变化检测图 (a) GA (b) ICSA (c) MA (d) Our MA

Fig. 3 Bern change maps obtained by different evolutionary algorithms (a) GA (b) ICSA (c) MA (d) Our MA

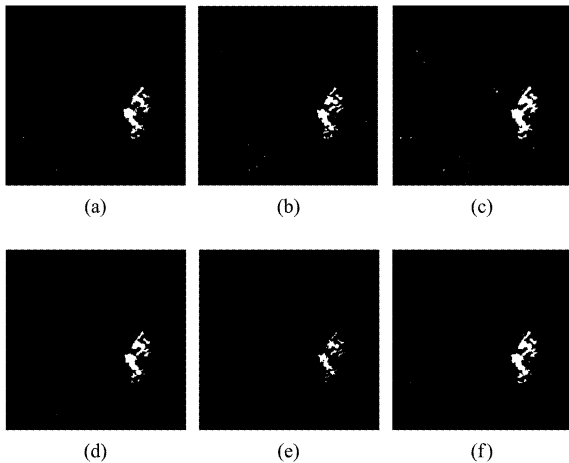


图4 Bern 实验数据检测结果 (a) FFL-ARS (b) GGKIT (c) NR-GKIT (d) LN-GKIT (e) WR-GKIT (f) MTEP

Fig. 4 Bern change maps obtained from different change detection algorithms (a) FFL-ARS (b) GGKIT (c) NR-GKIT (d) LN-GKIT (e) WR-GKIT (f) MTEP

表2 Bern 实验数据不同算法检测结果的定量分析指标
Table 2 Bern dataset detection results in different change detection algorithms

算法	漏检	虚警	总错误	Kappa 系数
FFL-ARS	399	87	486	0.7541
GGKIT	129	274	403	0.8366
NR-GKIT	118	320	438	0.8232
LN-GKIT	271	65	333	0.8384
WR-GKIT	575	4	579	0.6642
MTEP	189	176	365	0.8348

是由于它是邻域不相关检测,效果并不理想.实验结果看出,我们的算法检测的结果较好,且不需要任何的先验知识.

2.3 Ottawa 实验数据

Ottawa 是 LADARSAT SAR 图像,大小为 290×350 ,其变化过程是由于雨季来临而造成的河水泛滥.图 5(a)和(b)分别在 1997 年 5 月和 1997 年 8 月获得,图 5(c)为变化参考图,其中变化目标数为 16049.

图 2(b)是不同进化算法 Ottawa 数据集搜索过程,其定量指标见表 3.从表 3 中可以得到与 Bern 数据相同的结论,图像的总错误率随着适应度函数的降低而减少.在 Ottawa 数据中,GA 算法仍然出现了早熟现象,当 $st = 500$ 时算法终止,其检测结果在同质区域中仍存在大量的噪点.虽然 ICSA 及 MA 降低了早熟风险,但固定的变异码长及固定的局部搜索范围增加了搜索时的损耗,延缓了收敛速度.我们的算法利用动态调整的爬山算法,先大范围进行搜索,再小范围调整,符合图像特点,收敛较快,结果较好.

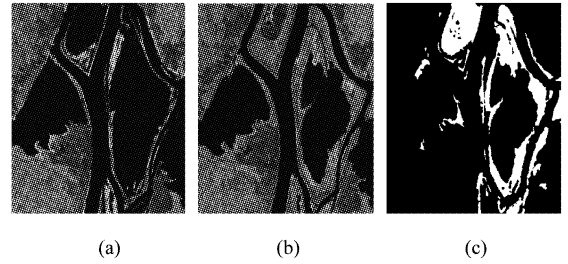


图5 Ottawa 地区数据 (a) may, 1997 (b) august, 1997 (c) available reference map

Fig. 5 Multitemporal Ottawa SAR images, 290×350 (a) may, 1997, after raining (b) May, 1999, after floods subside (c) reference map used in experiment

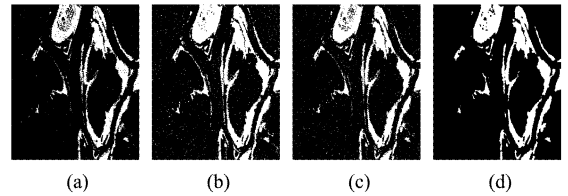


图6 不同进化算法得到的 Ottawa 数据变化检测图 (a) GA (b) ICSA (c) MA (d) Our MA

Fig. 6 Ottawa change maps obtained by different evolutionary algorithms (a) GA (b) ICSA (c) MA (d) Our MA

Ottawa 数据中我们的算法在 455920 步收敛于 79.1883,比其他进化算法都快.图 6 给出不同进化算法 Ottawa 数据集的检测结果.

表3 不同进化算法得到的 Ottawa 数据变化检测结果
Table 3 Ottawa dataset detection results by different evolutionary algorithms

算法	总错误	Kappa 系数	终止条件	适应度
GA	3236	0.8764	$diek = 1173020, st = 500$	109.1213
ICSA	4707	0.8473	$diek = 1200010, st = 31$	140.9869
MA	3741	0.8661	$diek = 1200010, st = 29$	112.6429
Ours	1546	0.9427	$diek = 455920, st = 100$	79.1883

表4 Ottawa 实验数据各检测结果的定量分析指标
Table 4 Ottawa dataset detection results in different change detection algorithms

算法	漏检	虚警	总错误	Kappa 系数
FFL-ARS	2260	941	3201	0.8775
GGKIT	2419	288	2707	0.8941
NR-GKIT	743	2055	2798	0.8998
LN-GKIT	279	3016	3295	0.8860
WR-GKIT	519	2074	2593	0.9077
MTEP	1931	1319	3250	0.8778

图 7 给出 Ottawa 数据集不同变化检测算法得到的变化检测图,其定量指标见表(4).可以看出通

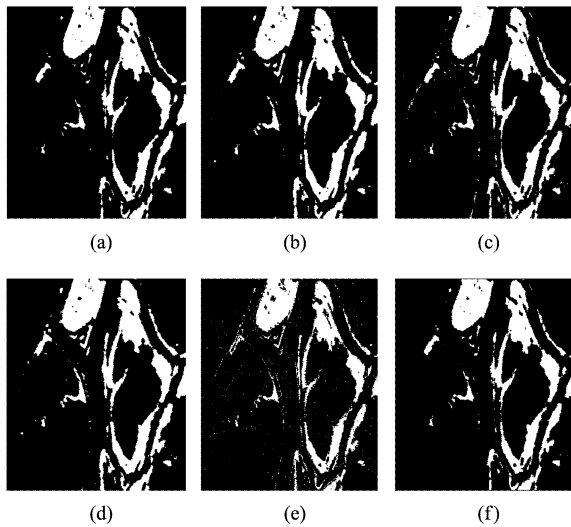


图7 Ottawa 实验数据检测结果 (a) FFL-ARS (b) GGKIT (c) NR-GKIT (d) LN-GKIT (e) WR-GKIT (f) MTEP
Fig. 7 Ottawa change maps obtained from different change detection algorithms (a) FFL-ARS (b) GGKIT (c) NR-GKIT (d) LN-GKIT (e) WR-GKIT (f) MTEP

过图像灰度值聚类,最小化 MSE,使本算法检测结果优于其他检测结果,其 Kappa 系数达到 0.9427. 相比 Bern 实验数据,Ottawa 实验数据在检测过程中可以得到较好的结果. Bern 实验 90601 个像素中,变化点仅占全部像素数目的 1.27%,而 Ottawa 实验变化点占全部数据的 15.81%. Ottawa 数据一维灰度直方图的分布图中,变化类像素的灰度峰值相比 Bern 数据更明显,变化类像素所占比例也多于 Bern 实验,从而易于从噪声中区分,算法可以得到更好的结果.

3 结论

本文给出了一种无监督 SAR 图像变化检测技术. 对已配准、已校正的两时相 SAR 图像,利用参数优化后的 Memetic 算法进行灰度聚类,得到变化检测结果. 通过实验结果可以看出,算法是可行有效的,且不需要假定任何的统计模型,完全根据灰度特性来进行判别,提高了算法的适用性.

REFERENCES

- [1] Lu D, Mausel P, Brondizio E, *et al.* Change Detection Techniques[J]. *Int J Remote Sens.*, 2004, **25**(12):2365 – 2407.
- [2] Celik T. A Bayesian Approach to Unsupervised Multiscale Change Detection Synthetic Aperture Radar Images [J]. *Signal process.* 2010, **90**(5):1471 – 1147.
- [3] Bazi Y, Melgani F, Bruzzone L, *et al.* A Genetic Expectation-Maximization Method for Unsupervised Change Detection in Multitemporal SAR Imagery International [J]. *Int. J. Remote Sens.*, 2009, **30**(24):6591 – 6610.
- [4] Bazi Y, Bruzzone L, Melgani F. An Unsupervised Approach Based on The Generalized Gaussian Model to Automatic Change Detection in Multitemporal SAR Images[J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2005, **43**(4):874 – 888.
- [5] Moser G, Serpico S B. Generalized Minimum-Error Thresholding for Unsupervised Change Detection from SAR Amplitude Imagery [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2006, **44**(10):2972 – 2983.
- [6] Francesca B, Lorenzo B. A Detail-Preserving Scalse-Driven Approach to Change Detection in Multitemporal SAR Images [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2005, **43**(12):2963 – 2972.
- [7] Bovolo F, Camps-Valls G, Bruzzone L. A Support Vector Domain Method for Change Detection in Multitemporal Images. *Pattern Recognition Letters* [J]. 2010, **31**(10):1148 – 1154.
- [8] Celik T, Changed Detection in Satellite Images Using a Genetic Algorithm Approach[J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2010, **7**(2):386 – 390.
- [9] Du H F, Jiao L C, Wang S A. Clonal Operator and Antibody Clone Algorithms, *Machine Learning and Cybernetics* [J]. 2002:506 – 510.
- [10] Moscato P, On Evolution, Search, Optimization, Genetic Algorithms and Martial Arts: Towards Memetic Algorithms [R]. Technical Report Caltech Concurrent Computation Program, Report 826, California Institute of Technology, Pasadena, CA;1989.
- [11] Elbeltagi E, Hegazy T, Grierson D, Comparison among five evolutionary-based optimization algorithms [J]. *Journal of Advanced Engineering Informatics, Elsevier Science*, 2005, **19**:43 – 53.
- [12] Xin Fang-fang, Jiao Li-Cheng, Wang Gui-Ting, *et al.* Change detection of SAR images based on wavelet domain Fisher classifier[J]. *J. Infrared Millim. Waves*(辛芳芳, 焦李成, 王桂婷, 等. 基于小波域 Fisher 分类器的 SAR 图像变化检测. *红外与毫米波学报*), 2011, **30**(2):173 – 178.