

一种基于概率图模型的多时相 SAR 相干变化检测方法

冀广宇^{①②} 董勇伟^{*①} 李焱磊^① 梁兴东^①

^①(中国科学院电子学研究所微波成像技术重点实验室 北京 100190)

^②(中国科学院大学 北京 100049)

摘要: 相干变化检测(CCD)利用重轨 SAR 数据对场景中表现为低相干特性的变化区域具有良好的检测性能,然而场景中诸如植被、阴影、强散射旁瓣、低散射等区域也呈现低相干特性,对检测结果造成干扰,尤其在高频段 SAR CCD 中,对检测效果影响更加明显。该文利用多时相 SAR 数据形成的相干变化差异图像(CCD 图像)建立概率图模型,提出一种多时相 CCD 处理方法。该方法以多时相 CCD 图像作为观测量,通过选取合适的参与处理图像数量及优化场景中变化区域的分类,计算目标变化区域的后验概率,可有效减小低相干干扰区域造成的影响。仿真和实测数据结果验证了该方法的正确性和有效性。

关键词: 重轨合成孔径雷达; 相干变化检测; 多时相; 概率图模型; 后验概率

中图分类号: TP751.1

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2017)12-2912-09

DOI: 10.11999/JEIT170208

A Multi-temporal SAR Coherent Change Detection Method Based on Probabilistic Graphical Models

JI Guangyu^{①②} DONG Yongwei^① LI Yanlei^① LIANG Xingdong^①

^①(Key Laboratory of Science and Technology on Microwave Imaging, Institute of Electronics,
Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

^②(University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Coherent Change Detection (CCD) has good performance on detecting change regions with low coherence in the scene by using repeat-pass Synthetic Aperture Radar (SAR) data. However, some regions as vegetation, radar shadows, sidelobes of strong reflectivity and low reflectivity areas show low coherent character as well, which disturbs the result of change detection, especially in high frequency band SAR CCD with more evident disturbance. This paper proposes a multi-temporal CCD method by establishing a probabilistic graphical model using CCD images formed by multi-temporal SAR data. In this method, multi-temporal CCD images are used as observations to calculate a posterior probability of objective change region via choosing appropriate number of processing CCD images and optimizing the classification of change regions in the scene. The proposed method can reduce the disturbance of low coherence disturb regions effectively. The simulated and experimental results demonstrate the validity and effectiveness of the proposed method.

Key words: Repeat-pass SAR; Coherent Change Detection (CCD); Multi-temporal; Probabilistic graphical models; Posterior probability

1 引言

相干变化检测(Coherent Change Detection, CCD)对同一场景中不同时间获取的两幅或多幅重轨合成孔径雷达(SAR)图像进行相干处理,利用相干性信息对场景中感兴趣的变化区域进行检测。这些感兴趣的变化区域可以是自然发生的,如火山喷发、地震灾害,也可以是人为造成的,如土壤翻修、车辙印迹。其共同点是:相比于未发生变化的区域,其相干性受到破坏,呈现出低相干或失相干特性。

利用低相干度(变化区域)与高相干度(非变化区域)的差异进行变化检测,是 CCD 的基本原理。采用 CCD 的方法进行变化检测在城市规划^[1]、目标检测^[2,3]、环境灾害监测^[4]、土壤湿度变化检测^[5]等领域拥有广泛的应用前景。

SAR 图像对相干性的变化是极其敏感的,理论上对亚波长量级的变化,可表现出明显的相干性差异^[2],利用 CCD 的这一特性可检测出感兴趣的细微变化。但是,由于相干信息对变化的敏感性,场景中的一些非感兴趣的区域(如植被变化区、阴影区、低散射区、强散射旁瓣区等)也可能被检测出,形成

虚警。如何在保证检测出感兴趣变化区域的前提下降低虚警率,去除非感兴趣变化区域的干扰(称为干扰区域),是 CCD 的一个重要问题。目前,国内外学者对此做了许多研究工作,大体分为两类:一类是对检验统计量的改进,一类是利用先验信息对干扰区域建模。前一类中,研究者相对于传统检验统计量提出似然比变化统计量^[6,7],算术平均检验统计量^[8],结合相干与非相干信息的两步检验统计量^[9]和多尺度特征差异统计量^[10],考虑噪声统计特性的检验统计量^[11]等,通过这些改进检验统计量所得的相干变化差异图像,即 CCD 图像^[12],具有更加良好的受试者工作特征(Receiver Operating Characteristic, ROC)曲线,可有效降低虚警概率。但是,某些干扰区域本身就呈现变化特性,并非通过单纯改进检验统计量就能去除。后一类研究中,先验信息的获取主要通过多时相数据建模或训练学习而得。文献[4]根据多时相 SAR 数据建立常绿针叶林的时间去相干模型,将植被区域从 CCD 图像中分离出来,有效地检测出火山喷发后火山灰覆盖区域。这种方法适用于低波段 SAR 中随时间缓变的干扰区域,时间去相干衰减系数较大的情况(尤其是高波段 SAR 数据)因无法建立有效的去相干模型而不再适用。一些研究者用监督或半监督方法提取感兴趣的变化区域^[13,14],实现变化检测的目的。该方法需要大量数据集作为支撑,更换另一块场景则需重新进行监督式学习。文献[15]利用 3 幅多时相重轨 SAR 数据得到 2 幅 CCD 图像,将低相干区域分为 2 个干扰区域和 1 个目标变化区域,据此建立贝叶斯网的概率图模型,求解出的后验概率有效地将干扰区域与目标变化区域分离。但是,该方法在求解后验概率时需要手动标注少量目标变化区域真实值用于训练。

本文提出一种基于多时相重轨 SAR 数据的 CCD 处理方法,该方法采用 $n+1$ 幅重轨 SAR 图像生成的 n 幅 CCD 图像,建立真实变化与 CCD 图像之间的概率图模型,根据模型计算感兴趣目标变化区域的后验概率,从而去除干扰区域的影响。本文方法建立在文献[15]提出的 3 轨 SAR CCD 概率图模型基础上,采用新的方式计算后验概率,无需手动标注真实值,取消训练步骤,提高处理效率。本文方法不受检验统计量限制,并能够在使变化检测结果不发生降质的前提下,通过优化变化区域的数量与参与处理的 CCD 图像数量,进一步降低计算复杂度。仿真数据与实测数据结果表明:本文方法能够减小场景中的低相干干扰区域造成的影响,达到增强检测效果的目的。

2 多时相 CCD 方法

传统 CCD 方法只利用场景变化前后两幅图像进行相干统计,得到 CCD 图像中的低相干区域被认定为变化区域,该区域除感兴趣的目标变化区域外,还有各种去相干因素形成的干扰区域,包括由时间去相干引起的植被变化区域,受热噪声去相干影响的低散射区域,空间去相干造成的强散射旁瓣区域等。在没有先验知识情况下,通过单幅 CCD 图像无法将这些低相干干扰区域与目标变化区域进行有效区分。

多时相 CCD 图像在时间维度上对观测量进行扩展,使得目标变化区域与低相干干扰区域在不同时间上的差异显现出来,通过这种差异对它们加以区分,从中提取出感兴趣的目标变化区域,是多时相 CCD 方法的基本原理。目标变化区域与干扰区域依据多时相 CCD 图像分属场景不同类别,利用概率图模型可将其与多时相 CCD 数据建立直观联系,通过计算后验概率的方式可对目标变化区域所属类别进行提取。

2.1 图像预处理

作为多时相 CCD 方法的输入数据,多时相 SAR 图像质量是获取良好变化检测性能的先决条件,因此,有必要对输入图像进行预处理操作,具体包括辐射校正与图像配准。

CCD 主要利用图像的相位信息,在处理中使用的各种检验统计量对幅值具有一定的容忍度。一般情况下,两幅 SAR 图像的幅值比在 $0.9\sim 1.1(\pm 1\text{ dB})$ 范围内,可认为不影响相干变化检验统计结果^[7]。在 SAR 数据获取过程中,受载机飞行姿态不稳定影响,SAR 天线辐射功率产生波动,导致图像内及图像间的辐射强度不一致。通过辐射校正处理后,可使幅值波动范围在 $\pm 0.05\text{ dB}$ 以内^[6],满足 CCD 处理需求。

经过辐射校正后的多时相 SAR 图像需要先配准才能进行 CCD 处理,像素点失配将导致相干系数降低。为了使变化区域与非变化区域具有良好区分度,配准后的两幅图像中,非变化区域需具有较高相干系数,这就需要两幅 SAR 图像达到亚像素级配准^[2]。为达到这一标准,我们首先选择载机运动轨迹夹角与跨航向偏移量较小的重轨 SAR 图像数据,然后实行利用运动轨迹信息的粗配准与使用频谱分集的精配准相结合的方法^[17],获取配准精度优于 0.5 个像素单元的多时相 SAR 图像,满足多时相 CCD 处理需求。

2.2 构建贝叶斯网

根据图论知识, $n+1$ 幅多时相重轨 SAR 图像可

至少组成 n 幅 CCD 图像, 使得 $n+1$ 个采样时刻场景的变化状态信息全部包含其中, 这里将 n 幅 CCD 图像记为 $\mathbf{\Gamma} = [\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_n]$ 。将场景 S 按照成像网格划分成 $R \times C$ 个像元, 每个像元表示图像中的一个像素点, 记为 $s_{r,c}$, 其中, $1 \leq r \leq R, 1 \leq c \leq C$ 。每幅 CCD 图像 γ_l 表示在场景 S 中第 l 个采样时间段 $\Delta t_l = t_{l, \text{Start}} - t_{l, \text{End}}$ 内每个像元 $s_{r,c}$ 的两种状态变化情况(变化 1/未变化 0), 为了便于描述, 下文中我们将其称为 $s_{r,c}$ 在 CCD 图像 γ_l 中的变化情况。设不同的 CCD 图像中每个像元状态的变化情况具有独立性, 则在 $\mathbf{\Gamma}$ 的 n 个 CCD 图像中, 每个像元的状态共有 2^n 种变化情况。将处于相同变化情况的像元归为同一类, 则可将场景 S 分成 2^n 类。令 m_l 表示在 CCD 图像 γ_l 中变化情况的示数, 即

$$m_l = \begin{cases} 1, & \text{在 } \gamma_l \text{ 中发生变化} \\ 0, & \text{在 } \gamma_l \text{ 中未发生变化} \end{cases} \quad (1)$$

则场景 S 中的每一类可用联合示数 $(m_1 m_2 \dots m_n)$ 表示。

设存在 $2^n - 1$ 个二值随机变量 $\mathbf{D} = \{D_i, i = 1, 2, \dots, 2^n - 1\}$, D_i 表示为

$$D_i = D_{(m_1 m_2 \dots m_n)}, m_l = \left\lfloor \frac{i}{2^{l-1}} \right\rfloor \bmod 2, l = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

式(2)中, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整, \bmod 表示取余。 D_i 表示场景 S 中的像元 $s_{r,c}$ 是否属于只在 CCD 图像 $\{\gamma_l$

: $m_l = 1\}$ 中发生变化的类。为与 CCD 图像保持一致, 此处令 $D_i = 1$ 表示属于满足条件的类, $D_i = 0$ 表示不属于满足条件的类。可知, 除了在所有 CCD 图像中均不发生变化的类, 其它的 $2^n - 1$ 个类与 \mathbf{D} 中的 $2^n - 1$ 个元素一一对应。因此, 我们可以用“ D_i 对应的类”表示场景 S 中相应的类。

二值随机变量 D_i 为不可观测变量, 无法直接获取; 将 CCD 图像 γ_l 看作可观测的连续随机变量, 则 \mathbf{D} 与 $\mathbf{\Gamma}$ 之间存在的关系可通过贝叶斯网表示, 如图 1(a)所示。图 1(b), 图 1(c)所示分别为 $n = 2$ 和 $n = 3$ 情况下的贝叶斯网。根据概率图模型^[18]理论, 我们可以从贝叶斯网中计算出每个二值随机变量 D_i 的后验概率 $P(D_i = 0 | \mathbf{\Gamma})$, 计算公式为式(3), 其物理含义为: 在已知观测量为 CCD 图像集 $\mathbf{\Gamma}$ 中所有图像的情况下, 场景 S 中的像元 $s_{r,c}$ 不属于“只在 CCD 图像 $\left\{ \gamma_l : \left\lfloor \frac{i}{2^{l-1}} \right\rfloor \bmod 2 = 1 \right\}$ 中发生变化的类(即 D_i 对应的类)”的概率。若我们感兴趣的目标变化区域恰好在 D_i 对应的类中, 则后验概率 $P(D_i = 0 | \mathbf{\Gamma})$ 中的低概率区域即为所求。

式(3)中的各项由贝叶斯网的局部概率模型决定。局部概率模型由先验分布与条件概率分布组成, 其中, $P(D_i)$ 为先验分布, $P(\gamma_l | \{D_j\})$ (为便于表示, 行文中将 j 的附加条件省略, 下同)为条件概率分布。

$$P(D_i = 0 | \mathbf{\Gamma}) = \frac{\sum_{\{d_1, d_2, \dots, d_{i-1}, d_{i+1}, \dots, d_{2^n-1}\}} \prod_{k=1, k \neq i}^{2^n-1} P(D_k = d_k) \prod_{l=1}^n P\left(\gamma_l \left| \left\{ D_j = \begin{cases} d_j, & j \neq i \\ 0, & j = i \end{cases} : \left\lfloor \frac{j}{2^{l-1}} \right\rfloor \bmod 2 = 1, 1 \leq j \leq 2^n - 1 \right\} \right.\right)}{\sum_{(d_1, d_2, \dots, d_{2^n-1})} \prod_{k=1}^{2^n-1} P(D_k = d_k) \prod_{l=1}^n P\left(\gamma_l \left| \left\{ D_j = d_j : \left\lfloor \frac{j}{2^{l-1}} \right\rfloor \bmod 2 = 1, 1 \leq j \leq 2^n - 1 \right\} \right.\right)} \quad (3)$$

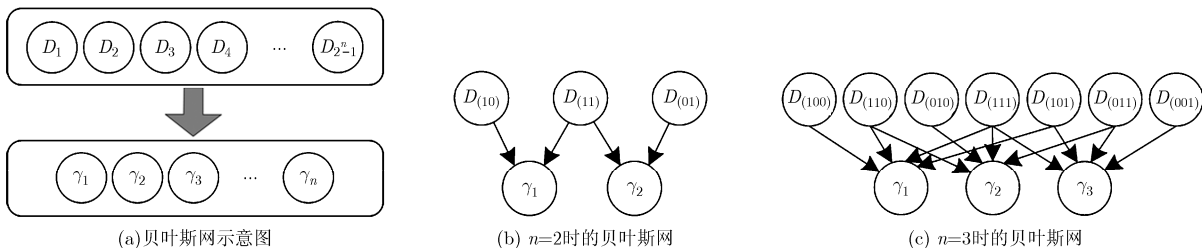


图 1 贝叶斯网

2.3 确定局部概率模型

2.3.1 先验分布 图 1 所示的贝叶斯网中, $P(D_i)$ 表示随机变量 D_i 是否属于 D_i 对应的类的分布, 在缺乏先验知识情况下, 需要根据经验对其赋值。在绝大多数场景中, 变化区域的面积远小于未变化区域的面积, 故从宏观角度讲, 对于场景 S 中的一个像元

$s_{r,c}$, 属于变化区域的概率远小于属于未变化区域的概率。这里, 我们在变化区域未知的前提下, 令每个像元的先验分布是相同的。

一种可采用的 $P(D_i)$ 赋值的方法为: 先对整个场景 S 中的像元进行粗统计, 估算植被、阴影、弱散射等区域占像元比率; 再将这一比率平均分配至各

变化区域的类中赋值给 $P(D_i = 1)$ 。为了简化计算流程，可以根据经验设场景中所有变化的像元占比 1%，再根据分类数量令 $P(D_i = 1) = 2^{-n}\%$ 。

2.3.2 条件概率分布 对于条件概率 $P(\gamma_i | \{D_j = d_j\})$ ，我们可以从 CCD 图像集 Γ 中获取有用信息。每个 CCD 图像 γ_i 中各像元值是采用某种相干变化统计量的统计结果，它们为在一定区间内分布的连续变量，表示对真实值的估计。为不失一般性，此处采用传统相干变化统计量，其统计表达式为

$$|\hat{\gamma}| = \frac{\left| \sum_{k=1}^N f_k^* g_k \right|}{\sqrt{\sum_{k=1}^N |f_k|^2 \sum_{k=1}^N |g_k|^2}} \quad (4)$$

其中， f_k ， g_k 分别为参考图像 S_i 和任务图像 S_j 中像素， N 为像素周围参与统计的滑动窗大小（一般取 3×3 ， 5×5 ， 7×7 ）。这样针对图像中每个像素点均可产生一个取值 $[0,1]$ 的相干统计量 $|\hat{\gamma}|$ ， $|\hat{\gamma}|$ 值接近 0 代表该处发生变化的概率高。因此，CCD 图像 γ_i 表示各像元在统计意义下对变化状态估计的变量。

为了从连续变量 γ_i 中得到条件概率分布 $P(\gamma_i | \{D_j\})$ ，我们需要借助相干变化检验统计量的概率密度函数(probability density function, pdf)。式(4)所示传统统计量的 pdf^[19]为

$$p(|\hat{\gamma}|; |\gamma|, N) = 2(N-1)(1-|\gamma|^2)^N \cdot |\hat{\gamma}|(1-|\hat{\gamma}|^2)^{N-2} {}_2F_1(N, N; 1; |\gamma|^2 |\hat{\gamma}|^2) \quad (5)$$

式(5)中， $|\gamma|$ 表示相干系数的真实值， N 表示像元统计个数， ${}_2F_1(\bullet, \bullet; \bullet; \bullet)$ 为超几何分布。根据 CCD 图像 γ_i 的生成方式及图像质量，可以确定变化与非变化情况下的 $|\gamma|$ 值及 N 值。图 2 给出在 $N = 9$ 时变化情况 H_0 下 $|\gamma| = 0$ 与非变化情况 H_1 下 $|\gamma| = 0.9$ 传统统计量的 pdf。

对于场景 S 中每一个像元，在 CCD 图像 γ_i 中的真值只属于 H_0 (变化) 和 H_1 (非变化) 两种状态；每个像元在 CCD 图像 γ_i 中对应不同的 $|\hat{\gamma}|$ 值，其属于 H_0 或 H_1 的可信程度(信任概率)也不同。对于给定的

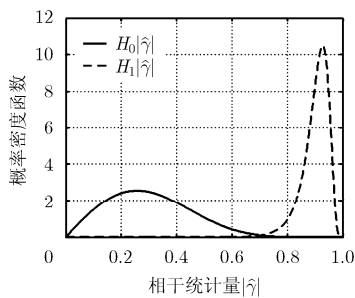


图 2 变化与非变化情况下概率密度函数

$|\hat{\gamma}|$ 值，将属于 H_0 的信任概率记为 $Z_0(|\hat{\gamma}|)$ ，属于 H_1 的信任概率记为 $Z_1(|\hat{\gamma}|)$ ，根据 H_0 与 H_1 的 pdf 有

$$Z_0(|\hat{\gamma}|) = \frac{H_0(|\hat{\gamma}|)}{H_0(|\hat{\gamma}|) + H_1(|\hat{\gamma}|)} \quad (6)$$

$$Z_1(|\hat{\gamma}|) = \frac{H_1(|\hat{\gamma}|)}{H_0(|\hat{\gamma}|) + H_1(|\hat{\gamma}|)} \quad (7)$$

按照式(6)和式(7)计算得到的信任概率函数如图 3 所示，由此得出条件概率分布 $P(\gamma_i | \{D_j\})$ 表示为

$$P(\gamma_i | \{D_j = d_j\}) = \begin{cases} Z_0(\gamma_i), & \exists d_j = 1 \\ Z_1(\gamma_i), & \forall d_j = 0 \end{cases} \quad (8)$$

式(8)表示：对于 CCD 图像 γ_i ，场景中的像元在 γ_i 中发生变化时，条件概率取 Z_0 值，否则取 Z_1 值。

2.4 方法实现流程

根据上文描述，本方法实现流程如图 4 所示。首先由 $n+1$ 幅已配准的 SAR 图像 $S_1, S_2, \dots, S_n, S_{n+1}$ 通过检验统计量 $|\hat{\gamma}|$ 获取 n 幅 CCD 图像 $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_n$ ，再依据 n 幅 CCD 图像确定场景的各类变化区域，并从中选定一个目标变化区域 D_k ；然后进行逐像元处理：针对当前处理像元 $s_{r,c}$ ，先为式(3)中每个先验概率 $P(D_i = d_i)$ 赋值，再按照式(8)计算每个条件概率 $P(\gamma_i | \{D_j = d_j\})$ ，接着按照式(3)计算后验概率 $P(D_k = 0 | \Gamma)$ ；最后，当场景中每个像元都处理完毕后，得到场景中所有像元的后验概率 $P(D_k = 0 | \Gamma)$ 即为所求结果。

在上述流程中，若采用场景完全分类方案，即将场景分成 2^n 类得到 $2^n - 1$ 个变量，则这些变量衍生的先验概率与条件概率数量随 n 的增大呈指数级增加，导致每个像元后验概率计算复杂度为 $O(2^n)$ 。因此，减少场景变化区域数量能够有效地降低计算复杂度，同时，对参与处理的 CCD 图像数量 n 加以限定会更加有效地减少方法的运算量。下一节将从场景分类方案与参与处理 CCD 图像数量 n 两方面对方法进行优化设计。

2.5 方法优化设计

2.5.1 场景分类方案优化 本小节设计场景分类优

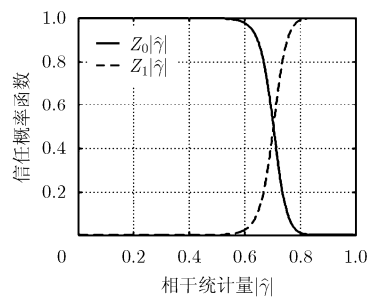


图 3 变化与非变化情况下信任概率函数

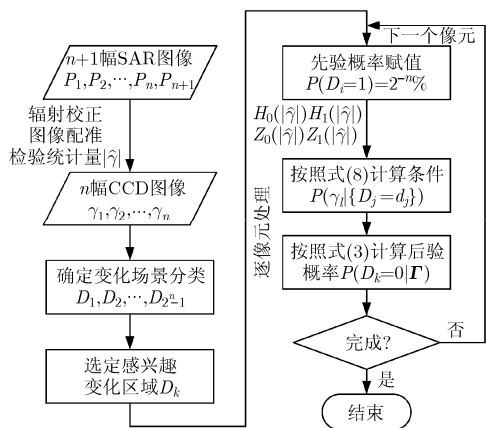


图 4 多时相 CCD 方法实现流程图

化方案的目的是：在保证变化检测结果不发生降质的前提下降低后验概率的计算复杂度。实现手段是：除感兴趣的目标变化区域外，取消变化区域 D_i 的分类(即式(3)中令 $P(D_i = 1) = 0$)，观察目标变化区域的检测结果中是否产生明显虚警，若是，则该分类不可取消。检测结果表示为后验概率在 n 维信任概率空间中的分布。

设选定目标变化区域为 $D_{(m_1 \dots m_n)}$ ，不妨假定其中 $m_p = 1, m_q = 0$ ，定义 $\bar{m}_k = 1 - m_k, k = 1, 2, \dots, n$ 。下面按照实现手段分情形获取目标变化区域的检测结果。

- 情形 1：取消变化区域 $D_{(m_1 \dots \bar{m}_p \dots m_n)}$ 的分类；
- 情形 2：取消变化区域 $D_{(m_1 \dots \bar{m}_p \dots \bar{m}_k \dots m_n)}$ 的分类，其中 k 为从 1 到 n 且不等于 p 的任意整数；
- 情形 3：取消变化区域 $D_{(m_1 \dots \bar{m}_p \dots \bar{m}_k \dots \bar{m}_l \dots m_n)}$ 的分类，其中 k 和 l 为从 1 到 n 且不等于 p 的任意整数；
- 情形 4：取消变化区域 $D_{(m_1 \dots \bar{m}_q \dots m_n)}$ 的分类；
- 情形 5：取消变化区域 $D_{(m_1 \dots \bar{m}_q \dots \bar{m}_k \dots m_n)}$ 的分类，其中 k 为从 1 到 n 且不等于 q 的任意整数；
- 情形 6：取消变化区域 $D_{(m_1 \dots \bar{m}_q \dots \bar{m}_k \dots \bar{m}_l \dots m_n)}$ 的分

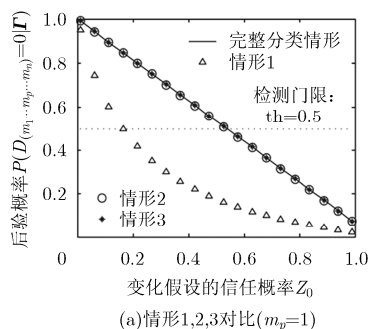
类，其中 k 和 l 为从 1 到 n 且不等于 q 的任意整数。

目标变化区域的检测结果如图 5 所示。图中展示为第 p 维变化假设的信任概率空间的切片，即当固定其它 $n-1$ 维变化假设的信任概率 Z_0 依次为 $m_1, m_2, \dots, m_{p-1}, m_{p+1}, \dots, m_n$ 时，后验概率 $P(D_{(m_1 \dots m_n)} = 0 | \Gamma)$ 关于第 p 维 Z_0 的曲线。图 5(a)中可以看出，为检测 $m_p = 1$ 的目标变化区域，给定检验门限(不妨设为 0.5)，在情形 1 中，在 Z_0 较低的情况下($Z_0 = 0.17$)就被判别为目标变化区域，产生明显的虚警；情形 2，情形 3 中，判别为目标变化区域的 Z_0 值与完整分类情况相当($Z_0 = 0.5$)。图 5(b)的情况类似：为检测 $m_q = 0$ 的目标变化区域，情形 4 中，在 Z_0 较高的情况下($Z_0 = 0.95$)就被判别为目标变化区域，产生明显的虚警；情形 5，情形 6 中，判别为目标变化区域的 Z_0 值与完整分类情况相当。

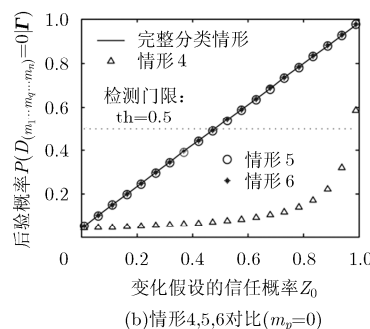
根据上面的分析可以得出场景分类的优化方案，具体内容为：在除目标变化区域 $D_{(m_1 \dots m_n)}$ 以外的 $2^n - 1$ 个分类区域中，与 $D_{(m_1 \dots m_n)}$ 的示数仅有一个不同的 n 个区域不可取消，否则会在检测结果中引入明显的虚警；与 $D_{(m_1 \dots m_n)}$ 的示数有两个或两个以上不的区域可以取消，它们对检测结果没有明显的影响。

依据优化方案，场景中变化区域分类个数减少至 $n+1$ 个，每个像元后验概率计算复杂度减小至 $O(2^n)$ 。

2.5.2 CCD 图像数量优化 根据前文描述，影响检测性能形成虚警的干扰区域在多时相 CCD 图像集 Γ 中分为两类：一类是受热噪声去相干影响，在各幅 CCD 图像中均呈现低相干特性的阴影、道路等低散射区域；另一类是呈现随机低相干特性的体散射植被、强散射旁瓣等区域。对于前一类恒低相干干扰区域，仅需要 2 幅不同时相 CCD 图像就可以将它们与目标变化区域区分；对于后一类随机低相干干扰区域，假设其随机性服从伯努利分布(设参数 $p = 1/2$)，且在每幅 CCD 图像内的随机性相互独



(a)情形1,2,3对比($m_p=1$)



(b)情形4,5,6对比($m_p=0$)

图 5 目标变化区域检测结果

立，则当且仅当干扰区域在各幅 CCD 图像中的相干性与目标变化区域完全一致时形成虚警。图 6 给出虚警率与场景中单个像元的乘法和加法运算次数随 CCD 图像数量 n 的变化示意图，其中虚警率包括理论计算值与经过 1000 次蒙特卡洛实验的仿真值。从图 6 中可见，随着 n 值增大，随机低相干干扰引起的虚警逐渐降低，且趋于平缓；方法的运算量却随着 n 值增大呈指数级增长。综合虚警率与运算量的考虑，取 $n = 5$ 可以使虚警率降低至 4% 以下，且可以保持较小运算量。

2.6 仿真分析

为进一步说明本文提出方法的有效性，采用 3 幅不同时相的 CCD 图像(分别记为 γ_1, γ_2 和 γ_3)对图 7 所示仿真场景处理。图中深色区域分别代表 7 种不同变化区域，并按照二值变量下标区分。仿真时每个 CCD 图像中的像元均服从式(5)所示的 pdf 分布，参数为 $N = 9$ 和 $|\gamma| = 0$ (变化区域)， $|\gamma| = 0.9$ (非变化区域)。

设目标变化区域为 γ_1 中未变化， γ_2 与 γ_3 中变化的 $D_{(011)}$ 区域，分别采用 3 种场景变化区域分类方案按照图 4 所示流程求解后验概率 $P(D_{(011)} = 0 | \gamma_1, \gamma_2, \gamma_3)$ 。3 种分类方案分别为：

方案 1: 场景变化区域分成 $D_{(100)}, D_{(010)}, D_{(110)}, D_{(001)}, D_{(101)}, D_{(011)}$ 和 $D_{(111)}$ 7 类，即完全分类方案；

方案 2: 场景变化区域只分成 $D_{(011)}$ 1 类；

方案 3: 场景变化区域分成 $D_{(010)}, D_{(001)}, D_{(011)}$ 和 $D_{(111)}$ 4 类，即优化分类方案。

按照 3 种分类方案所得检验结果如图 8 所示。从图中可以看出，按照场景完全分类方案和场景优化分类方案(图 8(a)和图 8(c)所示结果)能够准确地获取目标变化区域结果，而按照方案 2 分类，所得结果无法区分 $D_{(011)} = 1$ 区域与 $D_{(111)} = 1$ 区域，并且在 $D_{(010)} = 1$ 与 $D_{(001)} = 1$ 区域中存在较多的虚警，降低了检测性能。

本仿真实验证明：本文提出的多时相 CCD 方法能够有效地对场景目标变化区域进行检测，且采用场景优化分类方案能够在降低运算复杂度的同时不影响检测性能。

3 实测数据验证

采用两组多时相实测 SAR 数据对本文提出算法进行验证。第 1 组数据来自美国空军实验室(Air Force Research Laboratory, AFRL)，为通过 X 波段机载 SAR 传感器采集的 10 轨重轨 SAR 单视复图像^[12]。我们选取其中一小块场景(如图 9(a)所示)，在该场景中，目标区域在前 2 轨与后 8 轨数据间采用人为方式制造变化，且在后 8 轨数据中仍不断变化。除了目标变化区域外，场景中还有植被、阴影、

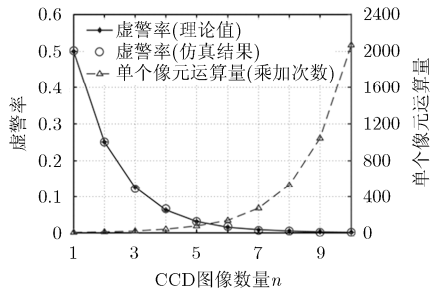


图 6 虚警率与方法运算量随 n 变化示意图

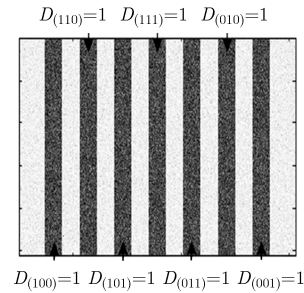


图 7 仿真场景示意图

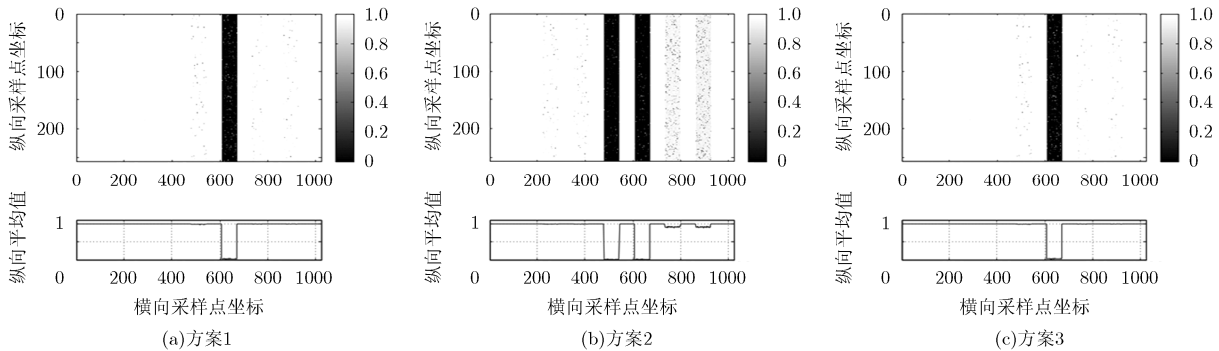


图 8 仿真实验结果

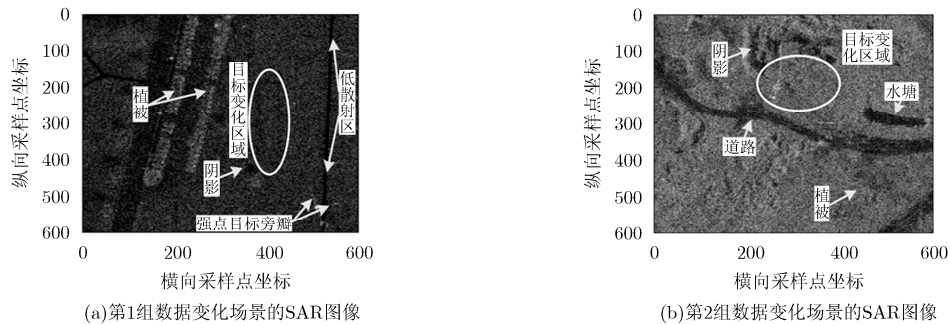


图 9 变化场景的 SAR 图像

低散射区、强点目标旁瓣等干扰区域。第 2 组的 10 轨重轨 SAR 数据采集自中国科学院电子学研究所研制的 C 波段机载 SAR 系统, 该数据所在场景(如图 9(b)所示)中的变化区域为一片经两辆挖掘机挖掘的土地, 挖掘机在前 5 轨数据采集时尚未工作, 在后 5 轨数据采集时工作, 并不断挖土制造变化。场景中除了目标变化区域之外, 还有植被、水塘、阴影、道路等干扰区域。

对于第 1 组数据, 我们选择目标场景变化前的 2 幅 SAR 图像与变化后的 4 幅 SAR 图像, 经过辐射校正、图像配准与相干统计后得到 5 幅 CCD 图像, 采用多时相 CCD 优化算法, 分别利用 2、3、4、5 幅 CCD 图像进行相应后验概率计算。对于第 2 组数据, 我们选择目标场景变化前的 5 幅 SAR 图像与变化后的 1 幅 SAR 图像, 采用相同的方法处理。所得结果如图 10 所示。

从图 10 中的(a1)与(b1)可发现, 单幅 CCD 图像中干扰区域呈现出的低相干特性使其与目标变化区域无法区分, 导致变化检测虚警率增大, 因此有必要采用多时相 CCD 处理方法去除干扰区域; 比较图 10 中(a1)~(a5)和(b1)~(b5)各图可发现, 随着参与处理的 CCD 图像数量增多, 结果中对低相干干扰区域的去除效果越好, 当使用 5 幅 CCD 图像参与处理时, 结果中阴影区、低散射区、强散射旁瓣区已基本去除, 植被区干扰也大幅减少, 导致变化检测虚警率大大降低。检测结果中仍残存的零星干扰区域, 是由该区域在 CCD 图像中的随机低相干特性所致, 采用更多时相 CCD 数据按本文提出的方法进行处理, 可进一步将它们去除, 但是根据第 2.5.2 节的分析可知, 这样会增加较多的运算量, 且虚警率降低速率趋缓。

为进一步评价多时相 CCD 方法的检测性能, 根据图 10 中(a6)与(b6)的地面真实值(Ground Truth)分别绘制两组数据在 CCD 图像数量 $n = 1, 2, 3, 4, 5$ 时处理结果的 ROC 曲线(检测率 P_d 随

虚警率 P_{fa} 的变化曲线)如图 11 所示。根据 ROC 曲线特性可知, 曲线下围成的面积越大, 表示的检测方法性能越好。从图 11 中可以看出, 检测性能随着参与处理的 CCD 图像数量增多而提升。这与第 2 节理论分析结果相符, 验证了多时相 CCD 方法的有效性。

比较图 10 中(a1)~(a5)与(b1)~(b5)两组数据处理结果可发现, 随着参与处理的 CCD 图像数量 n 增多, 第 1 组数据目标变化区域的检测概率随之降低。这是由于该实验数据在目标区域变化后的 4 轨数据采集过程中, 目标区域仍在持续制造变化, 致使部分目标变化区域在检测时被分到其它变化分类中而形成漏检, 使得检测概率有所降低。第 2 组数据中的目标区域在变化前与变化后的时间段内数据采集过程中不再发生额外变化, 故当 n 增大时, 检测概率基本不变。由此可知, 在实验数据的获取过程中, 目标区域在变化前及变化后发生额外变化时, 使用本方法处理会导致检测概率降低, 一定程度上影响检测性能, 在处理获取的数据时应尽量避免这一情况。此外, 从多时相 CCD 处理结果中可以看出, 本方法所得的结果趋于二值图像, 因此采用本方法可以拓宽检测门限选取范围, 提高检测结果的稳健性。

4 结论

本文针对传统相干变化检测中对感兴趣目标区域存在低相干干扰区域这一问题进行了深入研究, 针对多时相 CCD 图像集建立概率图模型, 提出一种多时相 CCD 处理算法。该算法将目标场景基于 CCD 图像个数划分成若干变化区域, 利用可观测的 CCD 图像集计算感兴趣目标变化区域的后验概率, 从而排除了其它区域的干扰。本文给出了算法所需的先验概率与条件概率的估计方法, 并通过设计场景变化区域的优化分类方案及选取适当的 CCD 图像数量 n , 达到降低运算量的同时不降低检测性能

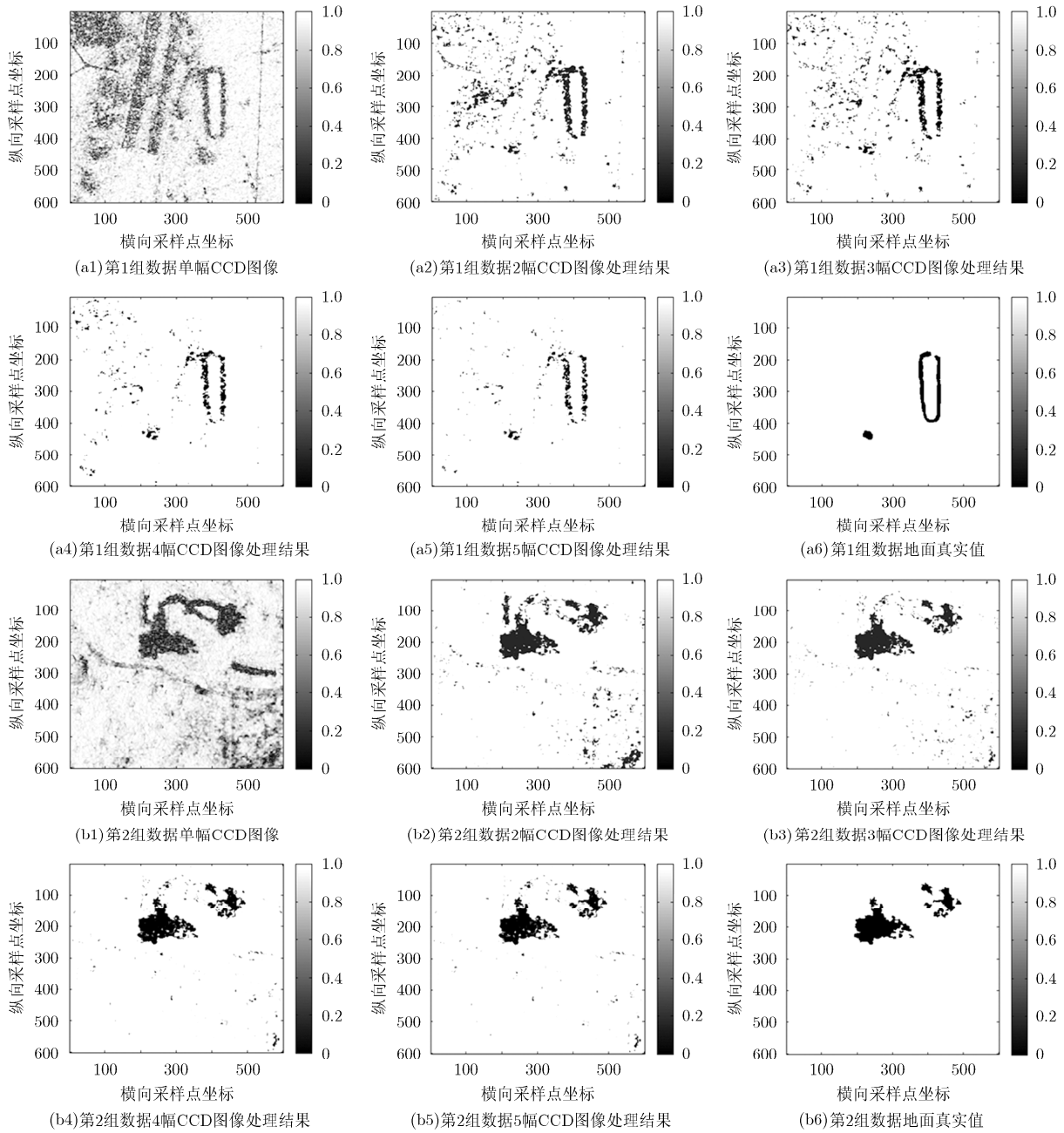


图10 多时相 CCD 处理结果

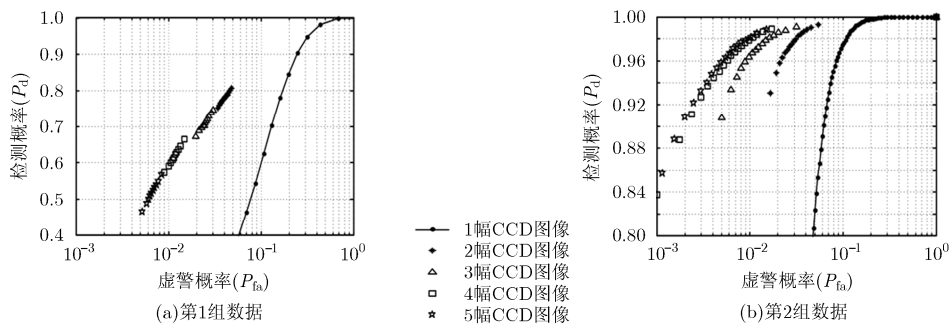


图11 不同情况的 ROC 曲线

的目的。利用本文提出的多时相 CCD 优化算法对仿真数据与实测数据进行处理，结果验证了本文方

法在去除低相干干扰区域，降低虚警率方面的有效性。

参考文献

- [1] LIAO Mingsheng, JIANG Liming, LIN Hui, *et al.* Urban change detection based on coherence and intensity characteristics of SAR imagery[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2008, 74(8): 999–1006. doi: 10.14358/PERS.74.8.999.
- [2] PREISS M and STACY N J S. Coherent change detection: Theoretical description and experimental results[R]. DSTO-TR-1851, 2006.
- [3] JOHNSEN T. Coherent change detection in SAR images of harbors with emphasis on findings from container backscattering[C]. IEEE National Radar Conference, Kansas City, Missouri, USA, 2011: 118–123. doi: 10.1109/RADAR.2011.5960512.
- [4] JUNG J, KIM D, LAVALLE M, *et al.* Coherent change detection using InSAR temporal decorrelation model: A case study for volcanic ash detection[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(10): 5765–5775. doi: 10.1109/TGRS.2016.2572166.
- [5] YIN Qiang, LI Yang, HUANG Pingping, *et al.* Analysis of InSAR coherence loss caused by soil moisture variation [J]. *Journal of Radars*, 2015, 4(6): 689–697. doi: 10.12000/JR15075.
- [6] NEWWEY M, BENITZ G, and KOGON S. A generalized likelihood ratio test for SAR CCD[C]. Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers (ASILOMAR), Pacific Grove, California, USA, 2012: 1727–1730. doi: 10.1109/ACSSC.2012.6489328.
- [7] 赵军香, 梁兴东, 李焱磊. 一种基于似然比统计量的 SAR 相干变化检测[J]. 雷达学报, 2017, 6(2): 186–194. doi: 10.12000/JR16065.
- ZHAO Junxiang, LIANG Xingdong, and LI Yanlei. Change detection in SAR CCD based on the likelihood change Statistics[J]. *Journal of Radars*, 2017, 6(2): 186–194. doi: 10.12000/JR16065.
- [8] CHA M, PHILLIPS R D, and WOLFE P J. Test statistics for synthetic aperture radar coherent change detection[C]. IEEE Statistical Signal Processing Workshop (SSP), Ann Arbor, Michigan, USA, 2012: 856–859. doi: 10.1109/SSP.2012.6319841.
- [9] CHA M, PHILLIPS R D, WOLFE P J, *et al.* Two-stage change detection for synthetic aperture radar[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(12): 6547–6560. doi: 10.1109/TGRS.2015.2444092.
- [10] 杨祥立, 徐德伟, 黄平平, 等. 融合相干/非相干信息的高分辨率 SAR 图像变化检测[J]. 雷达学报, 2015, 4(5): 582–590. doi: 10.12000/JR15073.
- YANG Xiangli, XU Dewei, HUANG Pingping, *et al.* Change detection of high resolution SAR images by the fusion of coherent/incoherent information[J]. *Journal of Radars*, 2015, 4(5): 582–590. doi: 10.12000/JR15073.
- [11] WAHL D E, YOCKY D A, JAKOWATZ C V, *et al.* A new maximum-likelihood change estimator for two-pass SAR coherent change detection[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(4): 2460–2469. doi: 10.1109/TGRS.2015.2502219.
- [12] SCARBOROUGH S M, GORHAM L, MINARDI M J, *et al.* A challenge problem for SAR change detection and data compression[J]. *SPIE Proceedings*, 2010, 7699: 1–5. doi: 10.1117/12.855378.
- [13] AN Lin, LI Ming, ZHANG Peng, *et al.* Discriminative random fields based on maximum entropy principle for semisupervised SAR image change detection[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2016, 9(8): 3395–3404. doi: 10.1109/JSTARS.2015.2483320.
- [14] ZHOU Licun, CAO Guo, LI Yupeng, *et al.* Change detection based on conditional random field with region connection constraints in high-resolution remote sensing images[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2016, 9(8): 3478–3488. doi: 10.1109/JSTARS.2016.2514610.
- [15] BARBER J and KOGON S. Probabilistic three-pass SAR coherent change detection[C]. Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers (ASILOMAR), Pacific Grove, California, USA, 2012: 1723–1726. doi: 10.1109/ACSSC.2012.6489327.
- [16] 刘云龙, 周良将, 李焱磊, 等. 一种改进的机载 SAR 二维空变辐射校准方法[J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(8): 9–14. doi: 10.3969/j.issn.1002-8978.2016.08.003.
- LIU Yunlong, ZHOU Liangjiang, LI Yanlei, *et al.* Upgrade 2-D azimuth-variant radiometric calibration method for airborne SAR[J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2016, 35(8): 9–14. doi: 10.3969/j.issn.1002-8978.2016.08.003.
- [17] 邓袁. 机载重轨干涉 SAR 高精度配准算法研究[D]. [硕士学位论文], 中国科学院大学, 2014: 41–54.
- DENG Yuan. Research on highly precise registration algorithm of airborne repeat-pass interferometric SAR[D]. [Master dissertation], University of Chinese Academy of Sciences, 2014: 41–54.
- [18] KOLLER D and FRIEDMAN N. Probabilistic Graphical Models: Principles and Techniques[M]. Cambridge, Massachusetts, USA & London, England, The MIT Press, 2009: 45–102.
- [19] TOIZI R, LOPES A, BRUNIQUEL J, *et al.* Coherence estimation for SAR imagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37(1): 135–149. doi: 10.1109/36.739146.
- 冀广宇: 男, 1988 年生, 博士生, 研究方向为机载合成孔径雷达信号处理.
- 董勇伟: 男, 1982 年生, 副研究员, 硕士生导师, 研究方向为高分辨率小型化合成孔径雷达系统技术.
- 李焱磊: 男, 1983 年生, 副研究员, 硕士生导师, 研究方向为机载合成孔径雷达成像处理与应用.
- 梁兴东: 男, 1973 年生, 研究员, 博士生导师, 研究方向为高分辨率合成孔径雷达系统、干涉合成孔径雷达系统、微波成像新体制.