

doi: 10.6046/zrzyyg.2022260

引用格式: 王子浩,李轶鲲,李小军,等. 基于空间模糊 C 均值聚类 and 贝叶斯网络的抗噪声遥感图像变化检测[J]. 自然资源遥感,2023,35(4):96-104. (Wang Z H, Li Y K, Li X J, et al. Noise-resistant change detection for remote sensing images based on spatial fuzzy C-means clustering and a Bayesian network[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2023, 35(4):96-104.)

基于空间模糊 C 均值聚类和贝叶斯网络的抗噪声遥感图像变化检测

王子浩¹, 李轶鲲^{1,2,3}, 李小军^{1,2,3}, 杨树文^{1,2,3}

(1. 兰州交通大学测绘与地理信息学院, 兰州 730070; 2. 地理国情监测技术应用国家地方联合工程研究中心, 兰州 730070; 3. 甘肃省地理国情监测工程实验室, 兰州 730070)

摘要: 目前,大部分遥感变化检测算法无法有效处理受高斯、椒盐和混合噪声污染的图像。为了解决这一问题,文章将能够在噪声污染条件下有效分解混合像元的 5 种基于邻域空间信息的模糊 C 均值聚类(FCM_S1, FCM_S2, KFCM_S1, KFCM_S2 和 FLICM)算法分别与简单贝叶斯网络(simple Bayesian network, SBN)相结合,在后验概率空间变化向量分析(change vector analysis in posterior probability space, CVAPS) 框架下,实现了 5 种能够较好地抗高斯、椒盐和混合噪声的遥感变化检测方法。对比实验证明,该文所提出的变化检测算法对高斯、椒盐和混合噪声具有较好的鲁棒性。

关键词: 变化检测; 模糊 C 均值聚类; 简单贝叶斯网络; 后验概率空间变化向量分析

中图法分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2023)04-0096-09

0 引言

遥感图像变化检测是通过观察不同时相遥感图像中的地物以识别其状态变化的过程^[1-2]。目前,遥感变化检测技术面临的最大挑战是遥感图像中光谱信息的复杂性,而当图像复杂性伴随常见噪声干扰时,往往会降低变化检测精度^[3]。

传统的变化检测方法主要分为分类后比较法(post classification comparison, PCC)和变化向量分析法(change vector analysis, CVA)^[4] 2 类。其中 PCC 是将 2 幅不同时相遥感图像进行分类,然后根据分类图识别变化信息,但是 PCC 法易受累计分类误差的影响。而 CVA 是基于不同时相遥感图像的差异图像进行变化检测,因而易受不同大气条件、太阳角度、土壤湿度、植被物候等干扰因素影响,对图像辐射校正的要求极其严格,特别不应用于当今光谱信息复杂的遥感图像^[5-7]。为此,Chen 等^[8]提出后验概率空间向量变化分析法(change vector analysis in posterior probability space, CVAPS)。该方法

法克服了 PCC 的缺点,放宽了 CVA 对遥感图像辐射校正的严格要求,具有更高的变化检测性能。CVAPS 使用支持向量机(support vector machine, SVM)估计遥感图像像素的后验概率向量,但是 SVM 易受遥感图像“同物易谱”、“异物同谱”、混合像元及图像噪声的不利影响,往往不能准确地估计复杂像元的后验概率向量。为此,李轶鲲等^[9]提出了基于模糊 C 均值聚类(fuzzy C-means clustering, FCM)和简单贝叶斯网络(simple Bayesian network, SBN)的后验概率向量变化分析法(FCM-SBN-CVAPS)。该方法通过建立像素与多种地物的随机链接,能够有效处理“同物易谱”、“异物同谱”及混合像元等问题。然而,当遥感图像被高斯噪声、椒盐噪声或混合噪声污染时,该算法中的 FCM 对噪声较为敏感,其模糊隶属度的估计精度会受到噪声影响而下降,进而影响 SBN 估计后验概率向量的精度^[10-12]。

为解决 FCM 易受噪声影响的问题, Ahmed 等^[13]提出一种基于空间约束的模糊 C 均值聚类(fuzzy C-means clustering with spatial constraints,

收稿日期: 2022-06-22; 修订日期: 2022-09-12
基金项目: 国家自然科学基金项目“基于脉冲耦合神经网络的高光谱遥感图像融合方法研究”(编号: 41861055)、中国博士后基金项目(编号: 2019M653795)和兰州交通大学优秀平台(编号: 201806)共同资助。
第一作者: 王子浩(1998-),男,硕士研究生,研究方向为遥感图像变化检测。Email: 1344744067@qq.com。
通信作者: 李轶鲲(1978-),男,博士,副教授,主要从事图像处理方面的研究。Email: liyikun2003@hotmail.com。

FCM_S)算法。在此基础上,Chen 等^[14]进一步提出一种基于空间约束的核距离模糊 C 均值聚类(the kernel fuzzy C - means with spatial constraints,KFCM_S)算法。FCM_S 和 KFCM_S 通过滤波和邻域权重来引入空间信息,增强了 FCM 对噪声的鲁棒性。然而,FCM_S 和 KFCM_S 的运算量较大,为了提高效率,研究人员基于中值和均值滤波提出了简化邻域项的模糊聚类算法,如 FCM_S1,FCM_S2,KFCM_S1 和 KFCM_S2。但是以上算法均有邻域参数引入,为避免参数引入并提高算法对不同噪声的自适应能力,Krinidis 等^[15]通过引入空间模糊因子提出了基于模糊局部信息 C 均值聚类(fuzzy local information C - means,FLICM)算法。

由于以上 5 种空间 FCM 算法能够较好地分解受高斯、椒盐和混合噪声污染的遥感图像中的混合像元。因此,本文在 CVAPS 框架下,在 Yang 等^[16]工作的基础上,将 FCM_S1,FCM_S2,KFCM_S1,KFCM_S2 和 FLICM 与 SBN 相结合,提出了 FCM_S1 - SBN - CVAPS,FCM_S2 - SBN - CVAPS,KFCM_S1 - SBN - CVAPS,KFCM_S2 - SBN - CVAPS 和 FLICM - SBN - CVAPS 这 5 种改进的变化检测算法,以验证所提出的 5 种算法分别针对高斯、椒盐和混合噪声的鲁棒性。

1 FCM - SBN - CVAPS 基本原理

1.1 FCM 聚类算法

FCM 通过建立像素与信号类间一对多的关系,实现了混合像元的分解。其中,信号类为图像中具有类似光谱特点的像素所组成的聚类。FCM 会自动建立多个信号类,采用像素距各个信号类中心的距离差值平方最小的原则,对隶属度集合 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ 和 n 个信号类中心 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 不断迭代,得到单一像素中对每一个信号类的隶属度。FCM 算法的目标函数为:

$$J(U, V) = \sum_{1 \leq i \leq N} \sum_{1 \leq k \leq n} (u_k(i, j))^q \|p_{i,j} - v_k\|^2, \quad (1)$$

式中: $p_{i,j}$ 为图像中第 i 行第 j 列的像素; v_k 为第 k 个信号类中心; n 为信号类数量; $u_k(i, j)$ 为 $p_{i,j}$ 属于第 k 个信号类的隶属度; q 为控制 FCM 聚类模糊度的参数。

1.2 SBN 构建

如图 1 所示,SBN 基于像素与信号类和信号类与地物的随机链接 $P(\omega_k | p_{i,j})$ 及 $P(L_m | \omega_k)$, 计算得到像素属于不同地物的后验概率,其计算公式为:

$$P(L_v | p_{i,j}) = \sum_{k=1}^n P(L_v | \omega_k) P(\omega_k | p_{i,j}), \quad (2)$$

式中: $P(\omega_k | p_{i,j})$ 可以通过模糊隶属度 $u_k(i, j)$ 估计得到; $P(L_v | \omega_k)$ 可以通过专家提供的训练样本估计得到,具体的估计方法参考文献[9]。

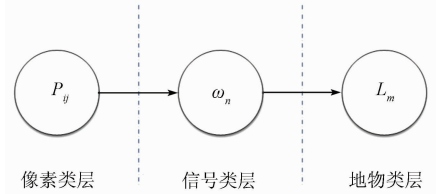


图 1 SBN 结构

Fig. 1 Simple Bayesian network

1.3 CVAPS 法

假设一个像元在 t_1 时相属于荒地和植被的概率分别为 49% 和 51%, 在 t_2 时相属于荒地和植被的概率分别为 51% 和 49%。如果通过最大后验概率准则(maximum a posteriori, MAP)进行分类,该像元在 t_1 时相为植被,在 t_2 时相为荒地。在 PCC 方法下,该像元会被判断为变化像元。然而该像元光谱信息及后验概率向量仅发生了轻微变化,却被误判为变化像元,从而导致了过高的变化像元误检率。为了解决这一问题,CVAPS 根据像元的后验概率变化强度来识别变化像元,原理如下:

CVAPS 基于 t_1 和 t_2 时相遥感图像像素属于 m 类不同地物的后验概率 $\rho^1 = (\rho_1^1, \dots, \rho_v^1, \dots, \rho_m^1)$ 和 $\rho^2 = (\rho_1^2, \dots, \rho_v^2, \dots, \rho_m^2)$, 计算像素在 2 个时相的后验概率空间变化向量 $\Delta\rho$, 其计算公式为:

$$\Delta\rho = \rho^1 - \rho^2. \quad (3)$$

相应地,像素 $p_{i,j}$ 在后验概率向量空间的变化强度为:

$$\|\Delta\rho\| = \sqrt{\sum_{v=1}^m (\rho_v^1 - \rho_v^2)^2}, \quad (4)$$

式中 ρ_v^1 和 ρ_v^2 分别为 t_1 和 t_2 时相遥感图像同一位置的像素属于第 v 类地物的后验概率。

根据式(4)可得到后验概率空间变化强度图,再通过自动阈值算法,最终得到变化二值图^[17]。

2 基于空间邻域信息的 FCM 算法

2.1 算法框架

由于 FCM - SBN - CVAPS 算法中的 FCM 算法在聚类过程中忽略了空间信息,因而在噪声影响下其估计的模糊隶属度矩阵不够准确,从而影响后续变化检测的精度^[18-19]。对于这个问题,本文采用 5 种不同的基于空间邻域信息的 FCM 以提高 CVAPS 模型的抗噪能力。如图 2 的算法流程框图所示,本

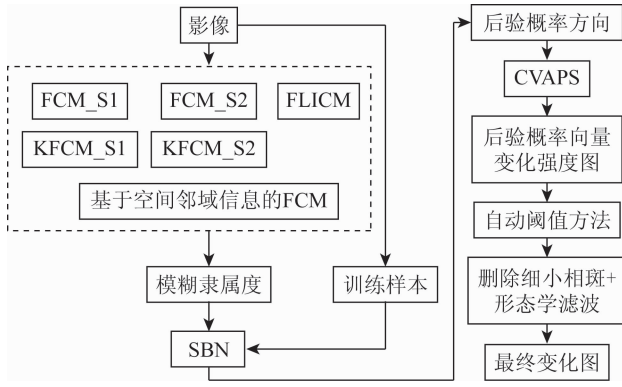


图 2 算法流程图

Fig. 2 Algorithm flowchart

文涉及到基于空间邻域信息的 FCM 算法包括: FCM_S1 - SBN - CVAPS, FCM_S2 - SBN - CVAPS, KFCM_S1 - SBN - CVAPS, KFCM_S2 - SBN -

$$J_1 = \sum_{1 \leq i \leq N} \sum_{1 \leq j \leq M} (u_k(i, j))^q \|x_{i,j} - v_k\|^2 + \alpha \sum_{1 \leq i \leq N} \sum_{1 \leq j \leq M} (u_k(i, j))^q \|\bar{x}_{i,j} - v_k\|^2, \quad (5)$$

$$J_2 = \sum_{1 \leq i \leq N} \sum_{1 \leq j \leq M} (u_k(i, j))^q \|x_{i,j} - v_k\|^2 + \alpha \sum_{1 \leq i \leq N} \sum_{1 \leq j \leq M} (u_k(i, j))^q \|\hat{x}_{i,j} - v_k\|^2, \quad (6)$$

式中: v_k 为信号类中心; α 为邻域模糊控制参数; q 为控制 FCM 聚类模糊度的参数; $\bar{x}_{i,j}$ 为邻域像素的均值; $\hat{x}_{i,j}$ 为邻域像素的中值。

2.3 KFCM_S 算法

KFCM_S 算法运用了高斯核函数的距离测度来替换 FCM 中的欧氏距离, 可以将低维空间中的非线性变量转换为高维空间的简单线性变量, 减少邻域

$$J_3 = \sum_{1 \leq i \leq N} \sum_{1 \leq j \leq M} (u_k(i, j))^q \|1 - K(x_{i,j}, v_k)\|^2 + \alpha \sum_{1 \leq i \leq N} \sum_{1 \leq j \leq M} (u_k(i, j))^q \|1 - K(\bar{x}_{i,j}, v_k)\|^2, \quad (7)$$

$$J_4 = \sum_{1 \leq i \leq N} \sum_{1 \leq j \leq M} (u_k(i, j))^q \|1 - K(x_{i,j}, v_k)\|^2 + \alpha \sum_{1 \leq i \leq N} \sum_{1 \leq j \leq M} (u_k(i, j))^q \|1 - K(\hat{x}_{i,j}, v_k)\|^2, \quad (8)$$

式中 $K(\cdot)$ 为核距离, 本文中 $K(\cdot)$ 为高斯径向基函数 (Gaussian radial basis function, GRBF)。

2.4 FLICM 算法

FLICM 算法使用了一种模糊局部空间信息和光谱信息相似性的距离测度, 保证了算法的抗噪性能, 而且保留了图像细节。由于该算法通过局部空间的模糊约束因子自动约束了图像细节和噪声的平衡, 可以不需要噪声的先验知识, 从而自适应处理不同噪声。FLICM 的目标函数 J_5 为:

$$J_5 = \sum_{1 \leq i \leq N} \sum_{1 \leq j \leq M} ((u_k(i, j))^q \|x_{i,j} - v_k\|^2 + G_{ijk}), \quad (9)$$

CVAPS 和 FLICM - SBN - CVAPS。

2.2 简化邻域项的模糊聚类算法

FCM_S 算法通过计算邻域像素和中心像素光谱特征的欧氏距离来修正中心像素的模糊隶属度, 从而引入了空间领域信息, 增强了 FCM 的抗噪性, 但其计算量过大, 因此本文采用 FCM_S1 算法和 FCM_S2 算法。FCM_S1 算法和 FCM_S2 算法首先对图像进行均值和中值滤波, 然后基于滤波结果和与邻域像素光谱特征的欧氏距离迭代计算中心像素的隶属度矩阵。因为使用了均值和中值滤波, FCM_S1 和 FCM_S2 算法分别对高斯噪声和椒盐噪声有较高的鲁棒性。FCM_S1 和 FCM_S2 的目标函数 J_1 和 J_2 分别为:

空间上噪声和异常值对计算隶属度矩阵的影响, 使其计算隶属度矩阵时更加稳健。KFCM_S1 和 KFCM_S2 算法在 KFCM 算法的基础上, 基于图像中值和均值滤波结果, 进行迭代计算。图像滤波增强了 KFCM_S1 算法和 KFCM_S2 算法对椒盐噪声和高斯噪声的抗噪性, 也减少了算法的运行时间。KFCM_S1 和 KFCM_S2 的目标函数 J_3 和 J_4 为:

式中 G_{ijk} 为空间模糊因子。

FLICM 算法通过引入 G_{ijk} , 避免人工调整参数因子, 提高了算法对不同噪声的自适应性。

3 实验

论文实现了 5 种变化检测模型 (FCM_S1 - SBN - CVAPS, FCM_S2 - SBN - CVAPS, KFCM_S1 - SBN - CVAPS, KFCM_S2 - SBN - CVAPS 和 FLICM - SBN - CVAPS), 将论文提出的变化检测方法和 SVM - CVAPS^[8] 和 FCM - SBN - CVAPS^[9] 算法进行了对比, 对研究区图像进行变化检测。变化检测实验针

对7种变化检测算法的抗噪性,从4个方面展开:
①变化检测算法对高斯、椒盐和混合噪声的抗噪性分析;②噪声敏感度分析;③模糊度和训练样本数敏感度分析;④运行时间分析。

3.1 研究区数据

本文实验图像为2017年和2019年的2幅600

像元×600像元7波段Landsat8图像,均进行了辐射定标和大气校正等预处理。图像主要包含4种地物类型,分别为建筑物、山地、农地和荒地,如图3(a)和(b)所示。图3(c)为基于人工标识的变化区域图像二值图。



图3 实验图像及人工检测的变化结果

Fig.3 Experimental images and manual change detection result

3.2 综合性能比较

为了验证算法的抗噪性能,本文设计了3类噪声实验:①5%椒盐噪声;②零均值,方差0.01的高斯噪声;③混合噪声(0.5%椒盐噪声+零均值,方差0.001的高斯噪声)。其中,信号类数(聚类数)为10,模糊度 q 为3.5,训练样本为1000,自动阈值

算法为大津法。

图4为添加5%椒盐噪声的研究区图像及SVM-CVAPS,FCM-SBN-CVAPS,FCM_S2-SBN-CVAPS和KFCM_S2-SBN-CVAPS算法的变化二值图,检测精度见表1。如图4和表1所示,在5%椒盐噪声影响下,SVM-CVAPS和FCM-SBN-

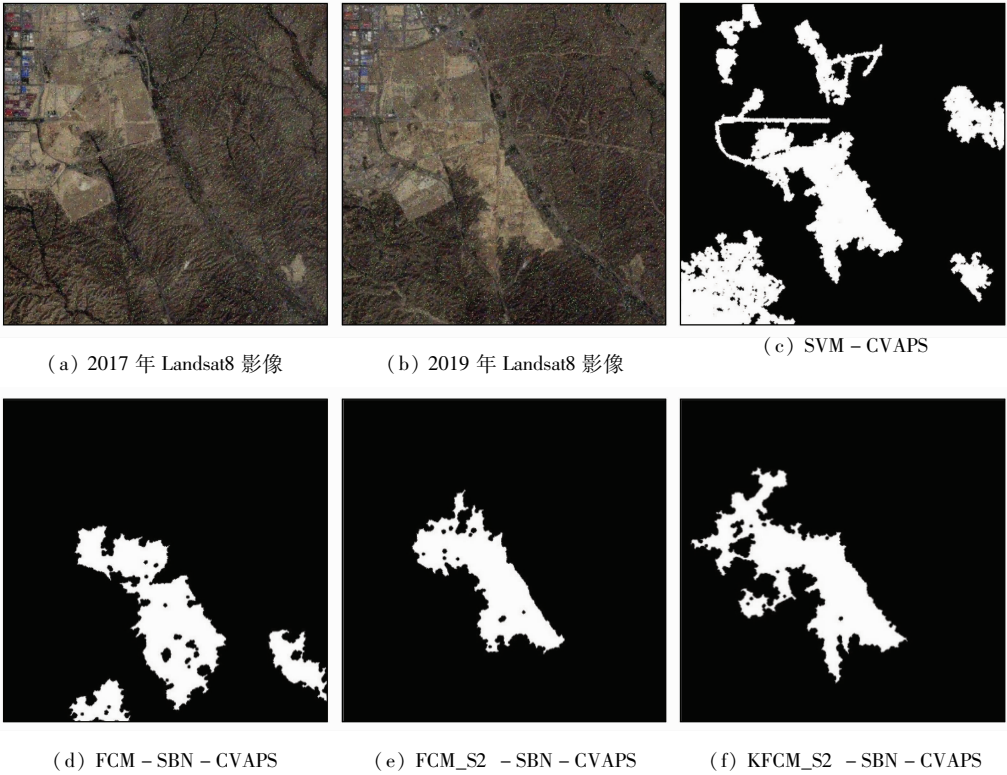


图4 变化检测效果图(5%椒盐噪声)

Fig.4 Change effect images(5% salt and pepper noise)

表 1 变化检测模型性能比较(5%椒盐噪声)
Tab.1 Change detection model performance comparison(5% salt and pepper noise)

指标	FCM - SBN - CVAPS	SVM - CVAPS	FCM_S2 - SBN - CVAPS	KFCM_S2 - SBN - CVAPS
错检率	0.341	0.684	0.209	0.325
漏检率	0.202	0.070	0.076	0.095
总体精度	0.953	0.841	0.975	0.959
Kappa 系数	0.647	0.406	0.844	0.751

CVAPS 算法存在大量的误检区域,其变化检测 Kappa 系数分别为 0.406 和 0.647。而 FCM_S2 - SBN - CVAPS 和 KFCM_S2 - SBN - CVAPS 算法的误检区域大大减少,其变化检测 Kappa 值分别为 0.844 和 0.751。其中,KFCM_S2 - SBN - CVAPS 算法出现了部分的误检区域,导致其变化检测精度低于 FCM_S2 - SBN - CVAPS 算法。从表 1 中可以发现,当添加 5% 椒盐噪声时,FCM_S2 - SBN - CVAPS 性

能最优。其中,FCM_S2 - SBN - CVAPS 算法的错检率和漏检率比 FCM - SBN - CVAPS 算法低 0.132 和 0.126,总体精度和 Kappa 系数比 FCM - SBN - CVAPS 算法高 0.022 和 0.197,证明 FCM_S2 - SBN - CVAPS 算法较为适合处理椒盐噪声。

图 5 为添加零均值,方差 0.01 高斯噪声的研究区图像及采用 SVM - CVAPS,FCM_SBN - CVAPS,FCM_S1 - SBN - CVAPS 和 KFCM_S1 - SBN - CVAPS 算法的变化二值图,检测精度见表 2。其中,SVM - CVAPS 和 FCM - SBN - CVAPS 算法存在很多漏检和误检区域,其变化检测 Kappa 系数分别为 0.466 和 0.497。与此相比,FCM_S1 - SBN - CVAPS 和 KFCM_S1 - SBN - CVAPS 算法精度更高,Kappa 分别为 0.798 和 0.830。从表 2 中可以发现,当添加零均值,方差 0.01 的高斯噪声时,FCM_S1 - SBN - CVAPS 和 KFCM_S1 - SBN - CVAPS 均取得

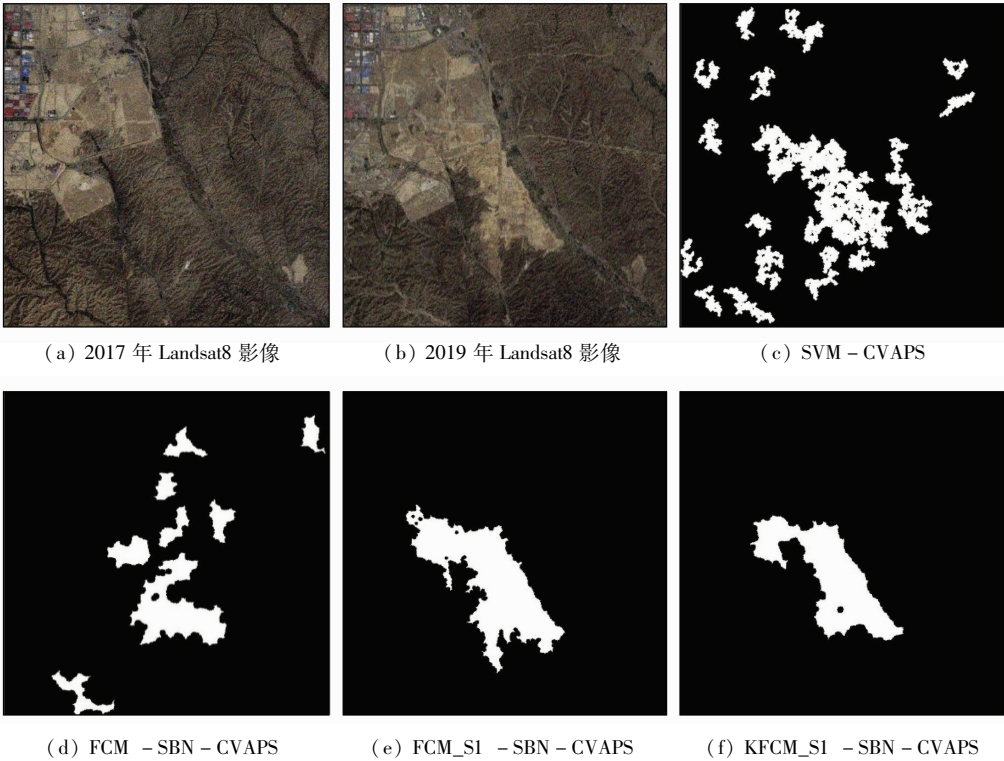


图 5 变化检测效果图(零均值,方差 0.01 的高斯噪声)

Fig. 5 Change detection effect images(Gaussian noise with zero mean, variance 0.01)

表 2 变化检测模型性能比较(零均值,方差 0.01 高斯噪声)
Tab.2 Change detection model performance comparison (Gaussian noise with zero mean, variance 0.01)

指标	FCM - SBN - CVAPS	SVM - CVAPS	FCM_S1 - SBN - CVAPS	KFCM_S1 - SBN - CVAPS
错检率	0.501	0.594	0.199	0.070
漏检率	0.525	0.291	0.131	0.241
总体精度	0.923	0.898	0.973	0.977
Kappa 系数	0.497	0.466	0.798	0.830

较好的检测结果,但 KFCM_S1 - SBN - CVAPS 的性能略高于 FCM_S1 - SBN - CVAPS。另外,KFCM_S1 - SBN - CVAPS 算法的错检率和漏检率比 FCM - SBN - CVAPS 算法低 0.431 和 0.284,总体精度和 Kappa 系数比 FCM - SBN - CVAPS 算法高 0.054 和 0.333,证明由于使用 GRBF 函数为核距离,KFCM_S1 - SBN - CVAPS 算法较为适合处理较弱的高斯噪声。

图 6 为添加混合噪声(0.5% 椒盐噪声和零均值,方差 0.001 高斯噪声)的图像和使用 SVM -

CVAPS,FCM - SBN - CVAPS 和 FLICM - SBN - CVAPS 算法的变化二值图如图 6(c) — (e) 所示,检测精度见表 3。从图中可以看出,SVM - CVAPS 和 FCM - SBN - CVAPS 算法,受混合噪声影响,过度估计变化像元,其误检现象较为严重。另外,SVM - CVAPS 检测到的变化区有很多漏检孔洞,检测精度最低。FLICM - SBN - CVAPS 算法没有明显误检区域,但漏检情况较为严重,但总体检测效果最好。从

表 3 中可以发现,当同时添加 0.5% 椒盐噪声和零均值,方差 0.001 高斯噪声时,由于 FLICM - SBN - CVAPS 算法可以自适应地处理混合噪音,因而取得了最高的检测精度: 其 Kappa 系数为 0.851,比 SVM - CVAPS 和 FCM - SBN - CVAPS 分别高 0.302 和 0.100; 其总体精度为 0.979,比 SVM - CVAPS 和 FCM - SBN - CVAPS 分别高 0.081 和 0.022。

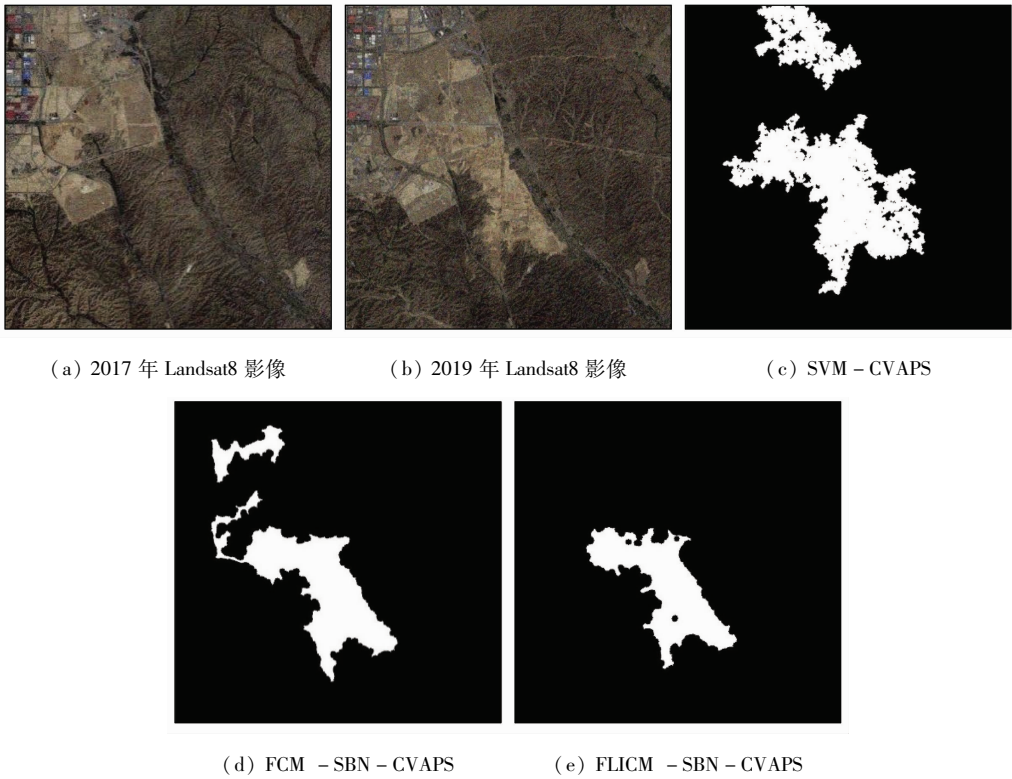


图 6 变化检测效果图(0.5%椒盐噪声 + 零均值,方差 0.001 的高斯噪声)

Fig. 6 Change detection effect images(0.5% salt and pepper noise + zero mean, gaussian noise with variance 0.001)

表 3 变化检测模型性能比较(0.5%椒盐噪声 + 零均值,方差 0.001 的高斯噪声)
Tab.3 Change detection model performance comparison (0.5% salt and pepper noise + zero mean, gaussian noise with variance 0.001)

指标	FCM - SBN - CVAPS	SVM - CVAPS	FLICM - SBN - CVAPS
错检率	0.347	0.594	0.071
漏检率	0.006	0.291	0.187
总体精度	0.957	0.898	0.979
Kappa 系数	0.751	0.549	0.851

3.3 噪声鲁棒性

为分析上述算法的抗噪性能,本文对 SVM - CVAPS 与 FCM - SBN - CVAPS 这 2 种传统算法,和 FCM_S1 - SBN - CVAPS,FCM_S2 - SBN - CVAPS, KFCM_S1 - SBN - CVAPS 和 KFCM_S2 - SBN - CVAPS 这 4 种改进算法进行噪声敏感度分析。实验对研究区图像添加不同强度的高斯噪声和椒盐噪

声。4 种改进算法分别对受椒盐噪声(5% ,6% ,7% 和 8%) 和高斯噪声(零均值, 方差分别为 0.005, 0.010,0.015 和 0.020) 污染的图像进行噪声敏感度分析。其中,本文通过实验确定最佳的滤波窗口大小为 3 × 3,滤波权重系数为 0.5,模糊度 q 统一设置为 3.5。

图 7 中展示了 4 种改进算法处理受不同程度椒盐和高斯噪声污染图像的 Kappa 系数。如图 7(a) 所示,FCM_S2 - SBN - CVAPS 对受椒盐噪声污染图像进行变化检测的 Kappa 系数值最高,证明其对椒盐噪声的鲁棒性较好。从图 7(b)中可以发现,FCM_S1 - SBN - CVAPS 和 KFCM_S1 - SBN - CVAPS 在处理受高斯噪声污染图像时,其 Kappa 系数值较高,证明 2 种算法对高斯噪声的鲁棒性较好。值得注意的是,KFCM_S1 - SBN - CVAPS 算法在高斯噪声较大时无法取得满意的变化检测精度。

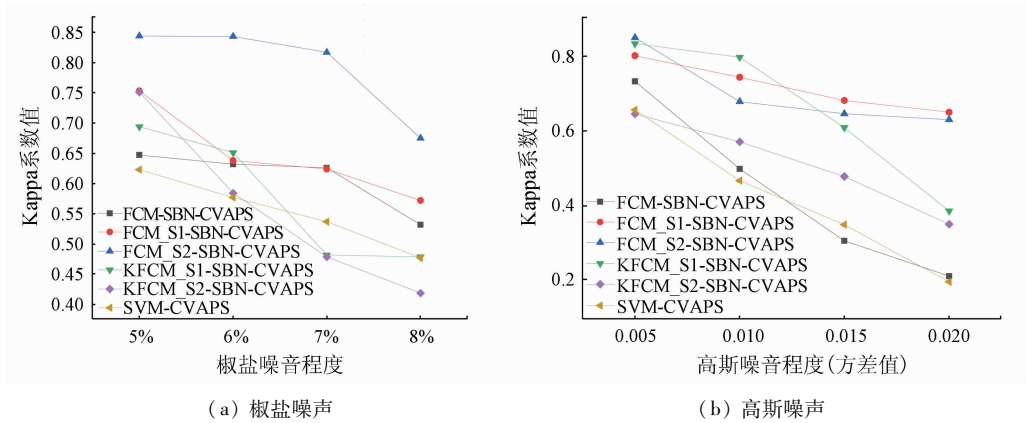


图 7 SVM - CVAPS、FCM - SBN - CVAPS 算法和 4 种改进算法的噪声敏感度图

Fig. 7 Noise sensitivity diagrams of SVM - CVAPS, FCM - SBN - CVAPS algorithms and four improved algorithms

另外,与 FCM_S1 - SBN - CVAPS 和 FCM_S2 - SBN - CVAPS 算法相比,KFCM_S1 - SBN - CVAPS 和 KFCM_S2 - SBN - CVAPS 算法 Kappa 系数较低,其将一些错检区域和正确区域连在一起。特别是当在高斯噪声的零均值,方差为 0.020 时,KFCM_S1 - SBN - CVAPS 算法 Kappa 值仅为 0.385,其检测到的变化区域因高斯噪声影响变成散布全图像的细小像斑。由此看出,KFCM_S1 - SBN - CVAPS 无法有效抵抗较强高斯噪声的影响。

由于 FLICM 算法需要人工设定的参数较少,且可以自适应不同类型的噪声,因此本实验针对 FLICM - SBN - CVAPS 算法,分别添加了单一噪声(椒盐噪声 0.4%、椒盐噪声 0.6%和零均值,方差为 0.001 的高斯噪声)和混合噪声(零均值,方差0.001

的高斯噪声 + 0.2%/0.4%/0.6% 椒盐噪声)的遥感图像进行变化检测和抗噪性能分析。从表 4 可知,当噪声信号较弱时,FLICM - SBN - CVAPS 算法比 FCM - SBN - CVAPS 算法抗噪性更强,可以较好地处理受单一噪声和混合噪声污染的图像,取得了较高的 Kappa 值。在零均值,方差 0.001 的高斯噪声影响下,FLICM - SBN - CVAPS 算法比 FCM - SBN - CVAPS 和 SVM - CVAPS 算法的 Kappa 值分别高 0.352 和 0.257,在混合噪声(零均值,方差 0.001 的高斯噪声 + 椒盐噪声 0.2%)影响下,FLICM - SBN - CVAPS 算法比 FCM - SBN - CVAPS 和 SVM - CVAPS 算法的 Kappa 值分别高 0.094 和 0.186。然而,当噪声污染严重时,FLICM - SBN - CVAPS 的检测精度较低。

表 4 FLICM - SBN - CVAPS 的噪声敏感度表 (Kappa 系数值)

Tab. 4 Noise sensitivity table for FLICM - SBN - CVAPS (Kappa coefficient value)

算法	椒盐噪 声 0.4%	椒盐噪 声 0.6%	零均值,方差为 0.001 高斯噪声	零均值,方差为 0.001 高 斯噪声 + 椒盐噪声 0.2%	零均值,方差为 0.001 高 斯噪声 + 椒盐噪声 0.4%	零均值,方差为 0.001 高 斯噪声 + 椒盐噪声 0.6%
FLICM - SBN - CVAPS	0.868	0.720	0.853	0.861	0.778	0.754
FCM - SBN - CVAPS	0.821	0.700	0.501	0.767	0.742	0.728
FCM_S1 - SBN - CVAPS	0.885	0.882	0.873	0.864	0.876	0.861
FCM_S2 - SBN - CVAPS	0.882	0.881	0.881	0.881	0.883	0.880
SVM - CVAPS	0.693	0.668	0.596	0.675	0.638	0.538

在表 4 中,FCM_S1 - SBN - CVAPS 算法和 FCM_S2 - SBN - CVAPS 算法 Kappa 值均为 0.86 以上,比如在零均值,方差 0.001 的高斯噪声和椒盐噪声 0.2% 影响下,FCM_S1 - SBN - CVAPS 算法和 FCM_S2 - SBN - CVAPS 算法 Kappa 值分别为 0.864 和 0.881。由此证明 FCM_S1 - SBN - CVAPS 和 FCM_S2 - SBN - CVAPS 算法可以克服较小程度的混合噪声污染。

3.4 模糊度和训练样本数量敏感度

本节实验比较了不同的模糊度和训练样本数量

对 FCM_S1 - SBN - CVAPS, FCM_S2 - SBN - CVAPS,KFCM_S1 - SBN - CVAPS 和 KFCM_S2 - SBN - CVAPS 变化检测算法抗噪性能的影响。在变化检测过程中,分别设定不同的模糊度 q (1.0,1.5,2.0,2.5,3.0,3.5,4.0 和 4.5) 和不同的训练样本数量 (1 000,2 000,3 000,4 000 和 5 000) (图 8 和图 9)。其中 FCM_S1 - SBN - CVAPS 和 KFCM_S1 - SBN - CVAPS 处理添加零均值,方差0.010 高斯噪声的图像,FCM_S2 - SBN - CVAPS 和 KFCM_S2 - SBN - CVAPS 处理添加 5% 椒盐噪声的图像。

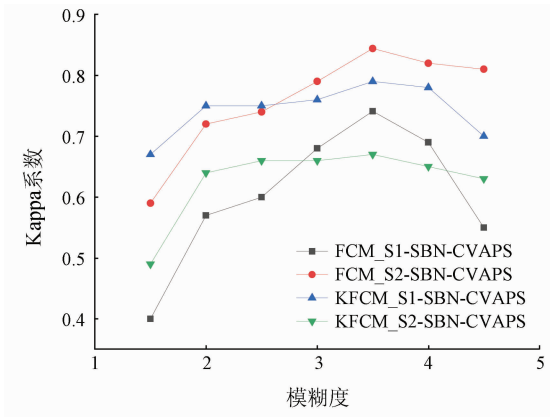


图 8 模糊度敏感度图

Fig. 8 Fuzzy degree sensitivity diagram

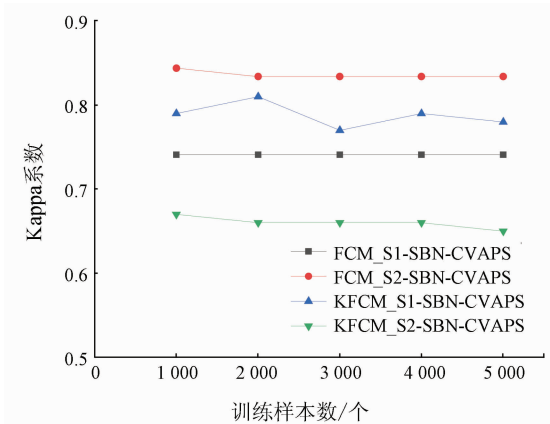


图 9 训练样本数量敏感度图

Fig. 9 Sensitivity diagram for the number of training samples

由图 8 可以观察到,当模糊度 q 为 1.5 时,4 种算法的 Kappa 系数值均偏低。这是由于,模糊度过低的 FCM 改进算法无法有效分解图像中的混合像元,导致其变化检测效果较差。当模糊度 q 为 3.5 时,4 种变化检测算法均取得最高 Kappa 系数值。由此看出,当模糊度为 3.5 时,算法精度较为理想。

图 9 所示,在训练样本数分别为 1 000,2 000,3 000,4 000 和 5 000 时,所有算法的 Kappa 系数值变化幅度均较小,最大差异仅为 0.04 (KFCM_S1 - SBN - CVAPS 算法)。从而证明训练样本数量的变化对这 4 种算法变化检测的影响较小。说明当训练样本数量较少时,这 4 种算法依然可以得到较好的变化检测结果。

3.5 算法运算时间

本节测试了所涉及算法的运行时间。实验发现,所涉及算法模型中模糊聚类部分运算耗时最长。当处理 5% 椒盐噪声的遥感图像时,FCM_S1,FCM_S2 与 FCM 的算法运行时间分别为 48 s 和 44 s,差值不大于 5 s。而 KFCM_S1,KFCM_S2 和 FLICM 的算法运行时间较长,运行时间分别为 67 s,65 s 和 61 s。

由于 KFCM_S1 和 KFCM_S2 的核距离运算量较大,从而延长了其总运行时间。

4 结论

本文针对 FCM - SBN - CVAPS 变化检测模型的 FCM 部分进行了改进,在 CVAPS 框架下引入了基于空间邻域信息的 5 种 FCM 算法 (FCM_S1, FCM_S2, KFCM_S1, KFCM_S2, FLICM)。由于 5 种 FCM 算法在高斯、椒盐和混合噪声污染条件下,能够有效分解混合像元,从而提高了相应变化检测算法的抗噪声能力,使得最终变化检测结果不易受噪声的影响。

但是由于 KFCM_S1 - SBN - CVAPS 和 KFCM_S2 - SBN - CVAPS 方法中要对核距离进行计算,若对所有核距离计算,会导致计算复杂度过大。因此,结合核距离的约束与优化是课题组的下一步工作。

参考文献 (References) :

[1] 李德仁. 利用遥感影像进行变化检测[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2003, 28(s1): 7-12.
Li D R. Change detection from remote sensing images[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2003, 28(s1): 7-12.

[2] Tewkesbury A P, Comber A J, Tate N J, et al. A critical synthesis of remotely sensed optical image change detection techniques[J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 160: 1-14.

[3] Li X, Zhou Y. An unsupervised framework for change detection in remote sensing images[C]//2021 IEEE 21st International Conference on Communication Technology (ICCT). IEEE, 2021: 1112-1116.

[4] Yetgin Z. Unsupervised change detection of satellite images using local gradual descent[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2012, 50(5): 1919-1929.

[5] 蔡怵晟, 向泽君, 蔡衡, 等. 结合特征选择的 CVA 多尺度遥感影像变化检测[J]. 测绘通报, 2020(8): 101-104, 130.
Cai F S, Xiang Z J, Cai H, et al. CVA multi-scale remote sensing image change detection combined with feature selection[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2020(8): 101-104, 130.

[6] 王译著, 黄亮, 陈朋弟, 等. 联合显著性和多方法差异影像融合的遥感影像变化检测[J]. 自然资源遥感, 2021, 33(3): 89-96. doi: 10.6046/zrzyyg. 2020312.
Wang Y Z, Huang L, Chen P D, et al. Change detection of remote sensing images based on the fusion of co-saliency difference images[J]. Remote Sensing of Natural Resources, 2021, 33(3): 89-96. doi: 10.6046/zrzyyg. 2020312.

[7] 叶沅鑫, 孙苗苗, 王蒙蒙, 等. 结合邻域信息和结构特征的遥感影像变化检测[J]. 测绘学报, 2021, 50(10): 1349-1357.
Ye Y X, Sun M M, Wang M M, et al. Change detection of remote sensing images by combining neighborhood information and structural features[J]. Acta Geodaetica of Cartographica Sinica, 2021,

50(10):1349–1357.

[8] Chen J, Chen X, Cui X, et al. Change vector analysis in posterior probability space: A new method for land cover change detection [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2011, 8(2): 317–321.

[9] 李铁鲲, 杨 洋, 杨树文, 等. 耦合模糊 C 均值聚类 and 贝叶斯网络的遥感影像后验概率空间变化向量分析[J]. 自然资源遥感, 2021, 33(4): 82–88. doi: 10.6046 / zrzyyg. 2021032.

Li Y K, Yang Y, Yang S W, et al. A change vector analysis in posterior probability space combined with fuzzy C – means clustering and a Bayesian network [J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2021, 33(4): 82–88. doi: 10.6046 / zrzyyg. 2021032.

[10] 雷 涛, 张 肖, 加小红, 等. 基于模糊聚类的图像分割研究进展[J]. 电子学报, 2019, 47(8): 1776–1791.

Lei T, Zhang X, Jia X H, et al. Research progress on image segmentation based on fuzzy clustering [J]. Acta Electronica Sinica, 2019, 47(8): 1776–1791.

[11] 张春森, 吴蓉蓉, 李国君, 等. 面向对象的高空间分辨率遥感影像箱线图变化检测方法[J]. 国土资源遥感, 2020, 32(2): 19–25. doi: 10.6046 / gtzyyg. 2020. 02. 03.

Zhang C S, Wu R R, Li G J, et al. High resolution remote sensing image object change detection based on box – plot method [J]. Remote Sensing of Land and Resources, 2020, 32(2): 19–25. doi: 10.6046 / gtzyyg. 2020. 02. 03.

[12] Attioui S, Najah S. Unsupervised change detection method in SAR images based on deep belief network using an improved fuzzy C – means clustering algorithm [J]. IET Image Processing, 2021, 15(4): 974–982.

[13] Ahmed M N, Yamany S M, Mohamed N, et al. A modified fuzzy C – means algorithm for bias field estimation and segmentation of MRI data [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 21(3): 193–199.

[14] Chen S, Zhang D. Robust image segmentation using FCM with spatial constraints based on new kernel – induced distance measure [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 2004, 34(4): 1907–1916.

[15] Krinidis S, Chatzis V. A robust fuzzy local information C – means clustering algorithm [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(5): 1328–1337.

[16] Yang Y, Li Y, Song J, et al. A comparative study of remote sensing image change detection based on Bayesian networks and different spatial fuzzy C – means clustering [C] // 2022 The 9th International Conference on Geology Resources Management and Sustainable Development. ICGRMSD, 2022: 712–719.

[17] Hou Z, Li W, Du Q. A patch tensor – based change detection method for hyperspectral images [C] // 2021 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS. IEEE, 2021: 4328–4331.

[18] Xue D, Lei T, Jia X, et al. Unsupervised change detection using multiscale and multiresolution Gaussian – mixture – model guided by saliency enhancement [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2020, 14: 1796–1809.

[19] Fang W, Xi C. Land – cover change detection for SAR images based on biobjective fuzzy local information clustering method with decomposition [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2022, 19: 4506105.

Noise – resistant change detection for remote sensing images based on spatial fuzzy C – means clustering and a Bayesian network

WANG Zihao¹, LI Yikun^{1,2,3}, LI Xiaojun^{1,2,3}, YANG Shuwen^{1,2,3}

(1. Faculty of Geomatics, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China; 2. National – Local Joint Engineering Research Center of Technologies and Applications for National Geographic State Monitoring, Lanzhou 730070, China; 3. Gansu Provincial Engineering Laboratory for National Geographic State Monitoring, Lanzhou 730070, China)

Abstract: Currently, most change detection algorithms for remote sensing images fail to effectively process images polluted by Gaussian, impulse, or mixed noise. To address this problem, this study presented five fuzzy C – means (FCM) clustering algorithms (FCM_S1, FCM_S2, KFCM_S1, KFCM_S2, and FLICM) based on neighborhood space information. These algorithms, which can efficiently decompose mixed pixels in the presence of noise pollution, were combined with a simple Bayesian network (SBN). Under the framework of change vector analysis in posterior probability space (CVAPS), this study developed five change detection methods for remote sensing images, exhibiting high resistance to Gaussian, impulse, and mixed noise. Comparative experiments demonstrate that the change detection algorithms proposed in this study manifest high robustness against the above – mentioned noise.

Keywords: change detection; fuzzy C – means clustering; simple Bayesian network; change vector analysis in posterior probability space

(责任编辑: 张 仙)