

基于对抗生长的目标检测方法

邓世杰¹, 王海晏^{1*}, 徐安¹, 高春庆², 李俊兵¹¹空军工程大学航空工程学院, 陕西 西安 710038;²中国人民解放军 94582 部队, 河南 商丘 476000

摘要 针对目标探测算法对混合像元难以区分以及阈值不易选择的问题, 根据同类像元的相似性提出对抗生长 (AG) 算法。首先将生长树模型应用在目标探测中, 然后利用 AG 算法对生长树模型进行改进, 最后在遗漏率和重叠率两个参数的约束下得到生长结果, 通过对生长结果的进一步分析来得到探测结果。通过实验数据分析可以看到 AG 算法在检测概率为 90% 的情况下, 虚警率比其他 4 种传统算法中最佳结果还低 0.31 个百分点; 算法的接收机特性曲线在 4 组数据中均位于其他算法的左上方, 验证所提算法的有效性, 表明该算法能够较好地区分混合像元, 克服阈值选择的难题, 提高目标检测的效率。

关键词 图像处理; 高光谱图像; 目标探测; 对抗生长; 自动化; 混合像元

中图分类号 TP751.1

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202242.0210002

Target Detection Method Based on Antigrowth

Deng Shijie¹, Wang Haiyan^{1*}, Xu An¹, Gao Chunqing², Li Junbing¹¹College of Aeronautics and Astronautics Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710038, China;²Unit 94582 of the Chinese People's Liberation Army, Shangqiu, Henan 476000, China

Abstract In order to solve the problem that the target detection algorithm is difficult to distinguish the mixed pixels and select the threshold value, an adversarial growth (AG) algorithm is proposed according to the similarity of the like pixels. First, the growth tree model is applied to target detection. Then, the AG algorithm is used to improve the growth tree model. Finally, the growth results are obtained under the constraints of the two parameters of omission rate and overlap rate, and the detection results are obtained by further analysis of the growth results. Through the analysis of experimental data, it can be seen that the false alarm rate of AG algorithm is 0.31 percentage points lower than the best result of other four traditional algorithms when the detection probability is 90%. The receiver characteristic curves of the algorithm are all located in the upper left of other algorithms in the four sets of data, which verify the effectiveness of the proposed algorithm, and indicate that the algorithm can better distinguish the mixed pixels, overcome the difficult problem of threshold selection, and improve the efficiency of target detection.

Key words image processing; hyperspectral image; target detection; antigrowth; automation; mixed pixel

1 引言

高光谱图像具有图谱合一的特点, 为此在地理、农业、军事等诸多领域得到了科研人员的青睐。在高光谱设备的实际使用中, 受到地物环境和设备分

辨率等因素的影响, 高光谱图像数据中的混合像元普遍存在。在传统的目标探测算法中都是通过统计量进行阈值划分来区分目标和背景, 如 SAM (Spectral Angle Match)、SCM (Spectral Correlation Measure) 和 SID (Spectral Information Divergence)

收稿日期: 2021-04-15; 修回日期: 2021-07-06; 录用日期: 2021-08-16

基金项目: 陕西省 2020 年自然科学基金基础研究计划 (2020JM-341)

通信作者: *m15934858087@163.com

等光谱匹配算法,而虚警率中的一部分就是由阈值的选取引起的,阈值过大会导致错分,阈值过小会导致漏分^[1-2]。鉴于此,研究者考虑将目标和背景的统计量尽可能分开,其中 CEM(Constrained Energy Minimization)、ACE(Adaptive Coherence/Consine Estimer)和 WCM-OSP(Weighted Correlation Matrix-Orthogonal Subspace Projection)等算法^[3-5]均通过抑制背景来突出目标,这样阈值划分后就能够很好地降低虚警率,提高检测概率。但是一般情况下,背景信息的获取相对困难,对背景的估计往往只能通过遍历全局来实现^[6-8],抑制背景后仍不可避免地存在混合像元,而混合像元仍旧会影响虚警率。

基于上述问题,科研人员总是希望能够提高算法的自动化能力以及减小阈值的选择难度来突出混合像元,这样有利于区分目标和背景。李政国^[9]对基于欧氏距离的区域生长(DERG)算法进行了研究并将其应用于林区遥感图像的分割,该算法利用灰度值对二维图像进行区域生长,但该过程没有充分利用光谱维的特征,但是他们对算法的自动化能力进行了积极探索。在此基础上许多研究人员对算法进行了改进,如陈忠等将其生长准则扩展到纹理和颜色等特征^[10],李若寒等^[10]对主动轮廓算法中轮廓内外区域距离拟合项的定义和内外区域中心点的设定方式进行改进,目的是提升该算法的自动优化分类性能。尽管这些改进算法增强了探测效果,但是仍然存在阈值选择的问题,因为不同的探测效果都是通过调节阈值来实现的。鉴于此,本文提出基于对抗生长的探测方法。基于对抗生长的探测方法首先依靠区域生长的思想来得到目标的初始生长结果,该方法是在光谱维而非空间维来寻找生长点,这也是与区域生长方法的不同之处;然后引入对抗思想来逐次选择对抗点,在同等条件下其与目标点一同生长直到满足要求。

生长树方法的本质是依靠群体内部之间的相似度来分类,而混合像元中的目标有不同的丰度,对于同一组成的混合像元,丰度相近或相同的像元最为相似。根据这一特点,在目标像元的集合中利用已有的像元来寻找与其丰度比例相似的像元是可行的。在此基础上,本文提出基于生长树的目标检测方法,但是生长树的阈值参数不好选择,树生长结果的好坏又不好判断,故引入对抗生长的思想,因对抗生长会使有争议的像元变得更加清晰,方便后续处理。考虑到计算量,可以采用 Molero 等^[11]提出的滑动窗口结构或者 Kwon 等^[12]提出的双窗口结构

来减少计算量。基于窗口的方法主要应用于异常检测,但对于已知目标光谱的检测研究较少,因此本文将其应用在已知目标光谱的检测中。本文在对抗生长算法中利用的是单窗口,根据目标大小对窗口进行选择或者将整幅图像分割成许多小的窗口(图像),在每一个小的窗口中利用生长树进行对抗生长,从而实现目标检测。

2 概念及算法

2.1 生长树模型

结合高光谱目标探测中的实际问题来建立生长树模型^[13-14],模型中的定义如下。设 $\mathbf{X}=(a_1, a_2, \dots, a_n)$ 为参考光谱向量, $\mathbf{x}_i=(a_{i,1}, a_{i,2}, \dots, a_{i,m})$ 为像元向量,其中 m 和 n 分别为像元向量和参考光谱向量的波段数量, i 为像元向量的个数。

定义 1:根节点。在待识别的样本像元点集中,当且仅当依据最近邻距离来寻找最近邻点的节点即为根节点。根节点可以是已知的目标参考像元,也可以是由端元提取的纯像元。最近邻距离在这里选择效果较好的光谱角距离,参考光谱向量 \mathbf{X} 与像元向量 \mathbf{x}_i 之间的光谱角距离为 $D_{\text{SAM}}(\mathbf{X}, \mathbf{x}_i)$,表达式为

$$D_{\text{SAM}}(\mathbf{X}, \mathbf{x}_i) = \arccos\left(\frac{\mathbf{X} \cdot \mathbf{x}_i}{\|\mathbf{X}\| \|\mathbf{x}_i\|}\right). \quad (1)$$

定义 2:根节点的近邻像元点。根节点依据生长规则来找到某一距离内的像元点,且该像元点不是根节点,这样的点即为根节点的近邻像元点。生长规则:第一层的初始根节点按照 $D_{\text{SAM}}(\mathbf{X}, \mathbf{x}_i) \leq C_1$ 的规则来寻找近邻像元点,第二层开始将第一层的近邻像元点作为新的根节点并按照 $D_{\text{SAM}}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \leq C_1$ 且 $D_{\text{SAM}}(\mathbf{X}, \mathbf{x}_i) \leq C_2$ 的规则进行生长,其中 C_1 为根节点与子节点之间的距离参数, C_2 为初始根节点与子节点之间的距离参数, \mathbf{x}_j 为第一层生长结束后剩下的待生长像元集中的像元, j 为像元序号。以后各层均按照第二层的生长规则进行生长,直到没有新的根节点出现,此时基于参考光谱向量的目标树就形成了。第一层和其他层均将 $D_{\text{SAM}}(\mathbf{X}, \mathbf{x}_i)$ 作为衡量规则,但是取值不同的原因如下。第一层的取值规则实际上可以看作 $D_{\text{SAM}}(\mathbf{X}, \mathbf{x}_i) \leq \min(C_1, C_2)$,控制树的生长需使 $C_1 < C_2$,否则下一层的根节点过多,从而出现指数级的生长以及高的虚警率,因此第一层的生长规则取 $D_{\text{SAM}}(\mathbf{X}, \mathbf{x}_i) \leq C_1$ 。

定义 3:生长树。在待识别的样本像元点集中,

以参考样本点或者纯像元作为根节点,接着依据光谱角距离来寻找近邻像元点,一旦作为根节点的近邻点,则其自身也就变成根节点。所有根节点均有机会来寻找近邻像元点,而且根节点寻找近邻像元点的顺序是随机的。当满足根节点近邻距离的条件时,若一个像元点在前期树的生长过程中被使用过,则该像元点不能重复使用,直到不满足生长规则自动停止为止。

定义 4:生长顺序。分层生长,逐点进行。首先依次寻找一层所有根节点的所有生长像元点,然后将所有生长像元点作为根节点以继续寻找下一层所有生长像元点。

2.2 根节点的优化方法

短链是由少数像元以单链的形式构成,链长为 K ,即包含 K 个像元。初始根节点是提取纯像元点或者参考光谱点,所以生长的目标树不一定是最佳的目标树,可能存在漏分或者错分,因此可以考虑将初始根节点替换为图像像元点。使用 \mathbf{X} 作为初始根节点,其目标树中像元点的集合 $U_{\mathbf{X}} = \{\mathbf{x}_{1,1}, \mathbf{x}_{1,2}, \dots, \mathbf{x}_{1,o}\}$,其中 o 为目标树中像元点的个数。从参考像元点的集合中依次选取像元点 $\mathbf{x}_{1,1}$,接着寻找满足 $\min[D_{\text{SAM}}(\mathbf{x}_{1,1}, \mathbf{x}_{1,i'})](i' = 2, 3, \dots, o)$ 的 \mathbf{x}_{1,k_1} 作为下一个节点,然后在去除 \mathbf{x}_{1,k_1} 的集合 $U_{\mathbf{X}}$ 中寻找与 \mathbf{x}_{1,k_1} 距离最近的节点,直到链长等于 K 停止,其中 k_0 为集合 $U_{\mathbf{X}}$ 中像元序号, k_1 为集合 $U_{\mathbf{X}} = \{\mathbf{x}_{1,k_0}\}$ 中与 \mathbf{x}_{1,k_0} 距离最近的像元序号, k_2 为集合 $U_{\mathbf{X}} = \{\mathbf{x}_{1,k_0}, \mathbf{x}_{1,k_1}\}$ 中与 \mathbf{x}_{1,k_1} 距离最近的像元序号,选取过程为 $\mathbf{x}_{1,k_0} \xrightarrow{\min[D_{\text{SAM}}(\mathbf{x}_{1,1}, \mathbf{x}_{1,o}^0)]} \mathbf{x}_{1,k_1} \xrightarrow{\min[D_{\text{SAM}}(\mathbf{x}_{1,k_1}, \mathbf{x}_{1,o}^1)]} \mathbf{x}_{1,k_2} \xrightarrow{\min[D_{\text{SAM}}(\mathbf{x}_{1,k_2}, \mathbf{x}_{1,o}^2)]} \mathbf{x}_{1,k_3} \dots \mathbf{x}_{1,k_{l-1}} \xrightarrow{\min[D_{\text{SAM}}(\mathbf{x}_{1,k_{l-1}}, \mathbf{x}_{1,o}^{l-1})]} \mathbf{x}_{1,k}$,其中 $\mathbf{x}_{1,o}^0$ 为集合 $U_{\mathbf{X}} = \{\mathbf{x}_{1,k_0}\}$ 中的像元, $\mathbf{x}_{1,o}^1$ 为集合 $U_{\mathbf{X}} = \{\mathbf{x}_{1,k_0}, \mathbf{x}_{1,k_1}\}$ 中的像元,以此类推。

以 $\mathbf{x}_{1,1}$ 的集合 $U_{1,1} = \{\mathbf{x}_{1,1}, \mathbf{x}_{1,k_1}, \dots, \mathbf{x}_{1,k_{K-1}}\}$ 为例,将集合 $U_{\mathbf{X}}$ 中的每一个像元点作为链的起点可以得到 o 条链,然后统计每一个节点的边数,选取边数满足某一门限值的集合作为新的根节点并分别求其目标生长树,最后求并集可以得到优化后的目标区域。

2.3 对抗生长方法

设待生长区域的像元点集合为 U_r ,由参考点生长而成的目标树的像元点集合为 U_t ,由对抗点生长而成的目标树的像元点集合分别为 $U_{b_1}, U_{b_2}, \dots,$

U_{b_v} ,其中 b_v 为不同对抗点生长的背景区域序号, V 为背景区域总数。遗漏率 P_{miss} 和交叠率 P_{overlap} 分别表示为

$$P_{\text{miss}} = \frac{A[U_r - (U_t \cup U_{b_1} \cup U_{b_2} \cup \dots \cup U_{b_v})]}{A(U_r)}, \quad (2)$$

$$P_{\text{overlap}} = \frac{A[U_t \cap (U_{b_1} \cup U_{b_2} \cup \dots \cup U_{b_v})]}{A(U_r)}, \quad (3)$$

式中: $A(\cdot)$ 为集合中的像元总数。遗漏率是指对抗生长结束后在区域内未被生长的像元点个数占总像元点个数的比例;交叠率是指目标生长区域与所有对抗生长区域的重合像元个数占总像元个数的比例。对抗生长步骤如下。

1) 首先选定生长区域。

2) 选取参数 C_1 和 C_2 ,根据生长规则并由根节点生成目标树和对抗树。其中目标树的根节点为参考光谱点或者纯像元点,对抗树的根节点是选择与目标树根节点光谱角距离最远的像元点。

3) 判断是否满足条件 $P_{\text{miss}} \leq p_1$ 和 $P_{\text{overlap}} \leq p_2$, p_1 和 p_2 分别为对应的阈值。若不满足 $P_{\text{miss}} \leq p_1$ 的条件,则调节 C_1 值和 C_2 值后再生长。若不满足 $P_{\text{overlap}} \leq p_2$ 的条件,则产生新的对抗点并重置 C_1 值和 C_2 值后再生长。

4) 若 $P_{\text{miss}} \leq p_1$ 和 $P_{\text{overlap}} \leq p_2$ 均满足,则停止生长,不满足重复步骤 2) 和步骤 3)。

2.4 待定像元的判定方法

由于地物具有复杂性,对抗生长后经常存在需要二次判定的像元,这些待判定的像元可以分为交叠像元和遗漏像元两种。交叠像元是指在对抗生长后既在目标生长树上又在背景生长树上的像元;遗漏像元是指在对抗生长后既不在目标生长树上又不在背景生长树上的像元。设平均距离 d_{mean} 为待判定像元点与区域中像元点光谱角距离的平均值;判定像元点为 $\mathbf{x}_{\text{judge}}$,其到目标区域的平均距离为

$$d_{\text{mean1}}(\mathbf{x}_{\text{judge}}, U_t) = \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R D_{\text{SAM}}(\mathbf{x}_{\text{judge}}, \mathbf{x}_{t,r}), \quad (4)$$

式中: R 为目标区域中生长像元点的数量; $\mathbf{x}_{t,r}$ 为目标区域内的像元。像元点 $\mathbf{x}_{\text{judge}}$ 到背景区域的平均距离为

$$d_{\text{mean2}}(\mathbf{x}_{\text{judge}}, U_{b_v}) = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S D_{\text{SAM}}(\mathbf{x}_{\text{judge}}, \mathbf{x}_{b_v,s}), \quad (5)$$

式中: S 为背景区域中生长像元点的数量; $v = \{1, 2, \dots, V\}$ 。定义遗漏像元的判定规则如下

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{\text{miss}} \in U_t, d_{\text{mean1}}(\mathbf{x}_{\text{miss}}, U_t) \leq \min\{d_{\text{mean1}}(\mathbf{x}_{\text{miss}}, U_{b_1}), d_{\text{mean1}}(\mathbf{x}_{\text{miss}}, U_{b_2}), \dots, d_{\text{mean1}}(\mathbf{x}_{\text{miss}}, U_{b_V})\} \\ \mathbf{x}_{\text{miss}} \in U_{b_v}, d_{\text{mean2}}(\mathbf{x}_{\text{miss}}, U_{b_v}) = \min\{d_{\text{mean2}}(\mathbf{x}_{\text{miss}}, U_{b_1}), d_{\text{mean2}}(\mathbf{x}_{\text{miss}}, U_{b_2}), \dots, d_{\text{mean2}}(\mathbf{x}_{\text{miss}}, U_{b_V})\} \end{cases} \quad (6)$$

重叠像元一般是指目标与背景接触的区域,其中混合像元居多。根据线性混合模型,重叠像元是由目标和不同背景按不同丰度线性混合而成,因此可以认为其属于目标,而所提算法将重叠像元均归为目标像元。综上,所提算法的整体流程如图 1 所示。

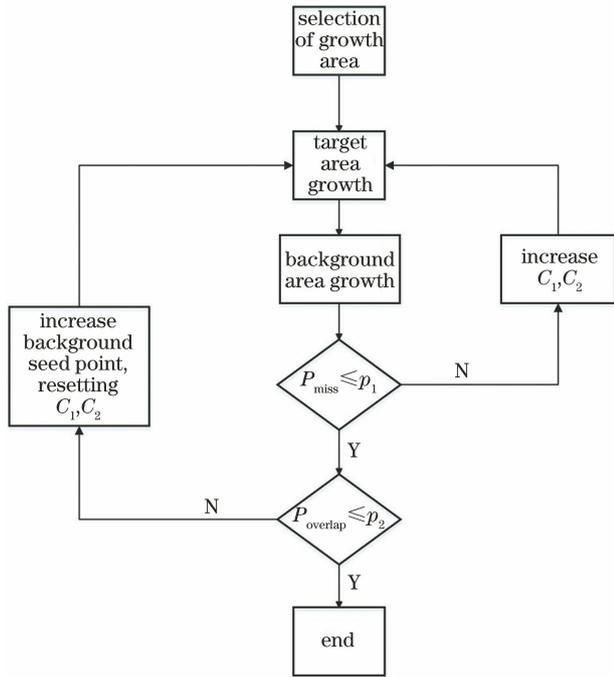


图 1 所提算法的流程

Fig. 1 Flow of proposed algorithm

3 实验验证

3.1 阈值选择的优势

为了分析所提算法在阈值选择方面的优势,实验过程中使用合成数据进行测试。由机载可见/红外成像光谱仪(AVIRIS)拍摄的原始数据如图 2(a)所示,实验中去除受水蒸气影响较大的波段,使用剩下的 201 个波段。将图 2(b)的目标平移添加到原始数据中以替换原始位置的数据,得到的合成数据集如图 2(c)所示。合成数据集的特点在于异物同谱的现象较为突出,背景光谱与目标较相似,利用光谱角距离进行识别会出现较高的虚警率。

选择全波段数据进行实验,SAM 算法与所提算法在不同阈值下的检测效果如图 3 所示。不同算法的检测概率 P_d 和虚警率 P_f 如表 1 所示。

表 1 不同算法的检测概率和虚警概率

Table 1 Detection probability and false alarm probability of different algorithms

Algorithm	Threshold	$P_d/\%$	$P_f/\%$
SAM	$C=0.0520$	14.03	0
	$C=0.0700$	36.84	0.08
	$C=0.0784$	45.33	2.05
Proposed algorithm	$C_1=0.0520,$ $C_2=0.0700$	45.33	0.08

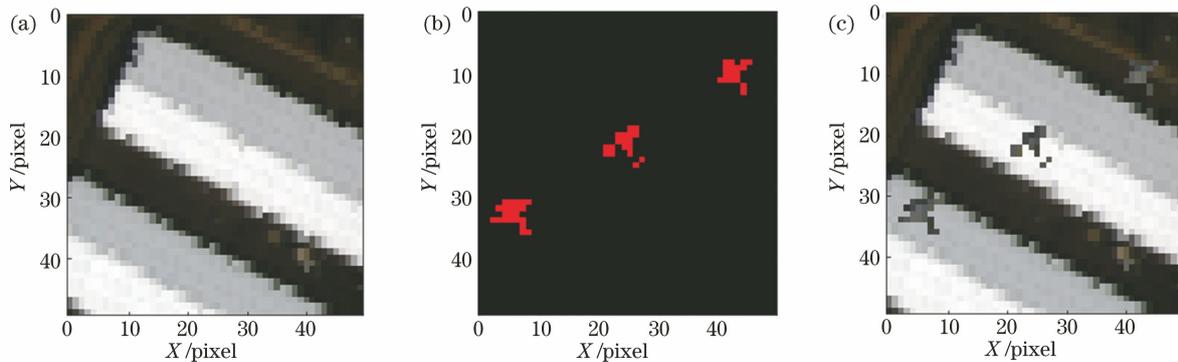


图 2 实验数据。(a)原始图像;(b)目标;(c)合成数据

Fig. 2 Experimental data. (a) Original image; (b) objectives; (c) synthesis of data

根据所提算法的生长规则可知,区域生长的过程中需要两个参数 C_1 和 C_2 ,通过这两个参数的比较生长出目标像元。目标树生长的过程中采用的相邻距离是光谱角距离,因此选用单独的光谱角距离

匹配算法作为阈值划分对比算法。从表 1 可以看到,在虚警率为 0.08% 的情况下,相比于 SAM 算法,所提算法的检测效果较好,比单门限要高 8.49 个百分点,说明所提算法利用群体内部的相似性进

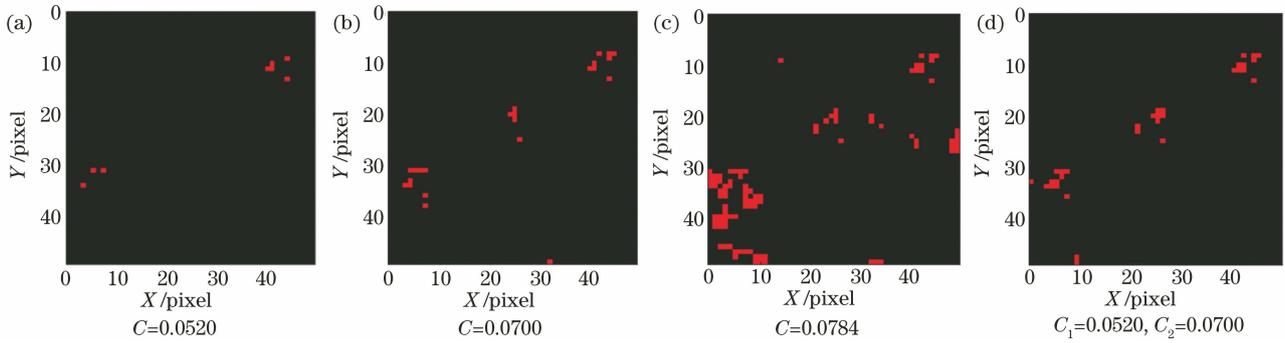


图 3 不同算法在不同阈值下的检测效果。(a)~(c) SAM 算法;(d) 所提算法

Fig. 3 Detection effects of different algorithms at different thresholds. (a)~(c) SAM algorithm; (d) proposed algorithm

行生长是可行的,而且不需要进行复杂的计算,只需要在 $C=C_2=0.0700$ 的情况下多设一个阈值 C_1 且满足 $C_1 \leq C_2$ 即可;在相同检测概率 ($P_d=50.87\%$) 的情况下,所提算法的虚警率比 SAM 算法低 2.66 个百分点。结合该数据集的特点,说明所提算法克服异物同谱的现象较 SAM 算法好。

3.2 算法验证

为了验证所提算法的有效性,使用由 AVIRIS 拍摄的 ABU 数据集进行验证。数据集中受水蒸气影响较大的波段均已剔除,数据大小均为 $100 \text{ pixel} \times 100 \text{ pixel}$,包含了飞机和建筑两个目标^[15-17]。

3.2.1 窗口选择

1) 窗口选择的原则

考虑到树生长的计算量,需要对高光谱图像数据进行切割或者窗口选择,利用光谱角距离(SAM)来寻找与目标参考光谱最为相似的 S' 个像元,称为初始像元。设 S' 个像元的坐标为 $(x_{i^*}, y_{i^*}) (i^* = 1, 2, \dots, S')$,根据目标的先验信息得到的目标区域为 $\phi_d = \{(x, y) | \max\{x_d - L, 0\} \leq x \leq \min\{X, x_d + L\}, \max\{y_d - L, 0\} \leq y \leq \min\{Y, y_d + L\}\}$, $(x, y \in \mathbf{Z})$,其中 L 为目标窗口大小的参数, (X, Y) 为图像的长和宽, ϕ_d 为第 d 个目标初始点所确定的目标区域。对所有初始点所确定的目标区域求并集,可以得到最终选定的目标区域,表达式为

$$\Phi = \phi_1 \cup \phi_2 \cup \dots \cup \phi_D, \quad (7)$$

式中: D 为目标初始点数量。

2) 窗口选择对结果的影响

固定 C_1 值和 C_2 值,在 $[5, 20]$ 区域内以 1 为步进来改变窗口尺寸,所提算法在不同初始点数量下的时间复杂度如图 4 所示。

从图 4 可以看到,随着窗口尺寸的增加,所提算法的运行时间逐渐增加,细节处异常的情况是由于窗口尺寸不同,所以所提算法在不同像元集中的

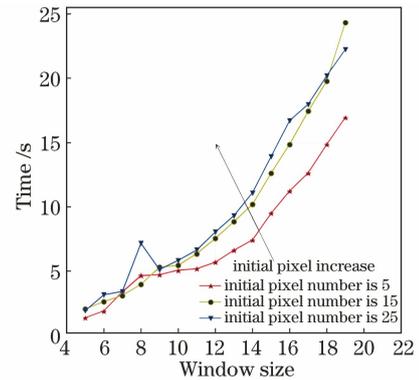


图 4 所提算法在不同初始点数量下的时间复杂度

Fig. 4 Time complexity of proposed algorithm under different initial number of points

生长顺序不同;随着初始像元数的增加,时间曲线整体向上移动,表明在窗口尺寸固定的情况下,初始像元数的增加会导致计算复杂度的增加。

3.2.2 初次生长

根据所提算法设计的生长规则,本文以参考光谱(参考光谱均取目标像元的平均值)作为初始根节点进行树生长。由于篇幅限制本文不对所有数据的生长过程进行一一列举,只以其中的一组数据为例来展示生长过程。首先设置算法的 P_{miss} 和 P_{overlap} , 遗漏率和重叠率可以根据目标大小进行设置,本文的目标像元数在 10^2 量级,在 $100 \text{ pixel} \times 100 \text{ pixel}$ 大小的图像中设置 $P_{\text{miss}} < 1\%$ 和 $P_{\text{overlap}} < 1\%$ 。其次通过试生长的方式来确定 C_1 值和 C_2 值。在目标生长的过程中,随着阈值的增大,生长像元不断延伸。由于背景区域中的像元数量众多,所以树生长时一旦出现背景像元,则树的像元数量会突变,因此可以通过这一点来确定门限值。设定门限值 $C_1 = 0.04, C_2 = 0.09$,生长过程如图 5 所示。

从图 5 可以看到,前三层像元的生长速度较快,第四层生长的像元数较少,说明像元的生长效果较好,而且虚警率较低;又可以看到存在遗漏像元,原

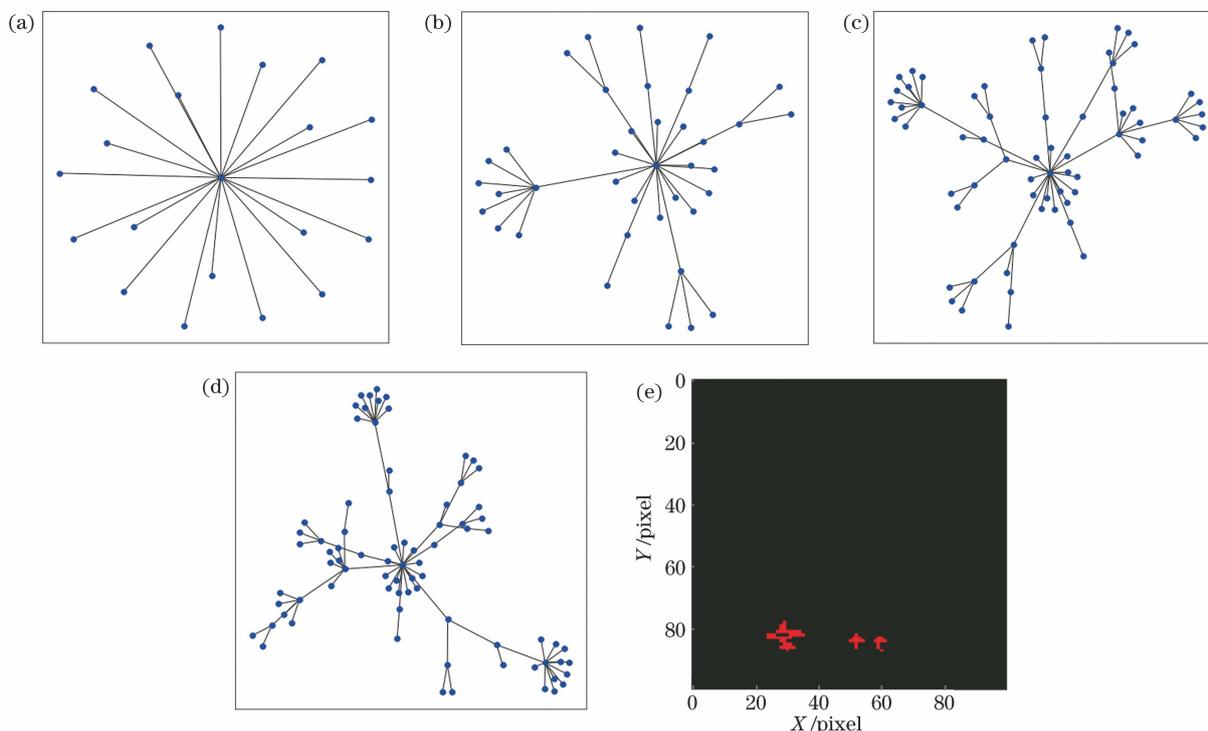


图 5 目标生长过程。(a)第一层;(b)第二层;(c)第三层;(d)第四层;(e)识别结果

Fig. 5 Target growth process. (a) 1st layer; (b) 2nd layer; (c) 3rd layer; (d) 4th layer; (e) identification result

因在于初始根节点的选择以及阈值的设置。在实验中选用目标像元光谱向量的平均值作为初始根节点像元,因为目标像元中含有混合像元,所以最终参考光谱向量也必然是混合像元,为此可以通过优化根节点来筛选更具代表性的初始根节点。另一个原因是 C_1 和 C_2 的选择,通过增大阈值可以使树生长得

更加庞大,但是虚警率会随之升高,但可以通过对抗生长的方式来解决这一问题。

3.2.3 根节点的优化

设置短链长度为 5,初次生长的优化结果如图 6 所示。统计每一个节点的近邻节点数,最终确定 (83, 25)点所对应的像元近邻节点数最多为 6 次。

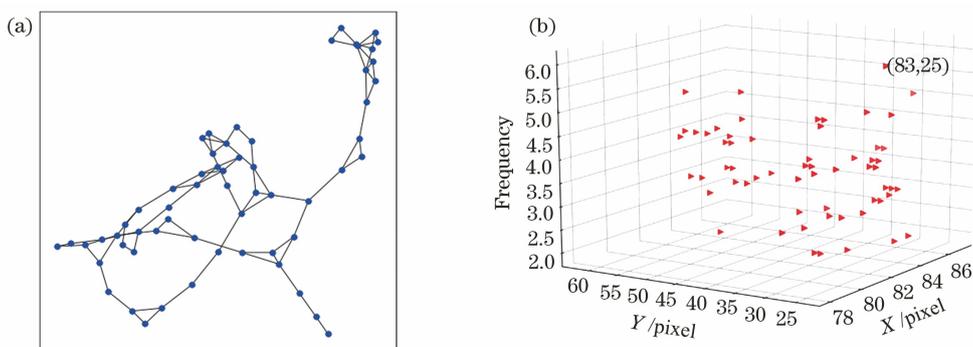


图 6 根节点优化过程。(a)短链生长结果;(b)近邻频率

Fig. 6 Root node optimization process. (a) Short chain growth result; (b) adjacent frequency

从图 6(b)可以看到,像元点 (83, 25) 在短链中的近邻像元数最多,因此将其作为新的根节点,对目标树进行重新生长,在虚警概率同为 0.095% 的情况下,根节点优化后的概率从 85.0% 上升到 96.6%,说明所提算法的检测效果得到了提升。

3.2.4 对抗生长

通过背景区域的对抗生长,方便利用参数对目

标树进行控制,同时可以在目标和背景相互接近的区域发现混合像元,便于后续处理。第一个对抗点为 (77, 40),同样设置参数 $C_1 = 0.04, C_2 = 0.09$,则背景区域的生长结果如图 7 所示。

从图 7(a)~7(d)可以看到,由于背景区域中的像元较多,所以生长树的第一层像元较为密集,其他层的生长像元数依次减少。图 7(e)中红色区域为

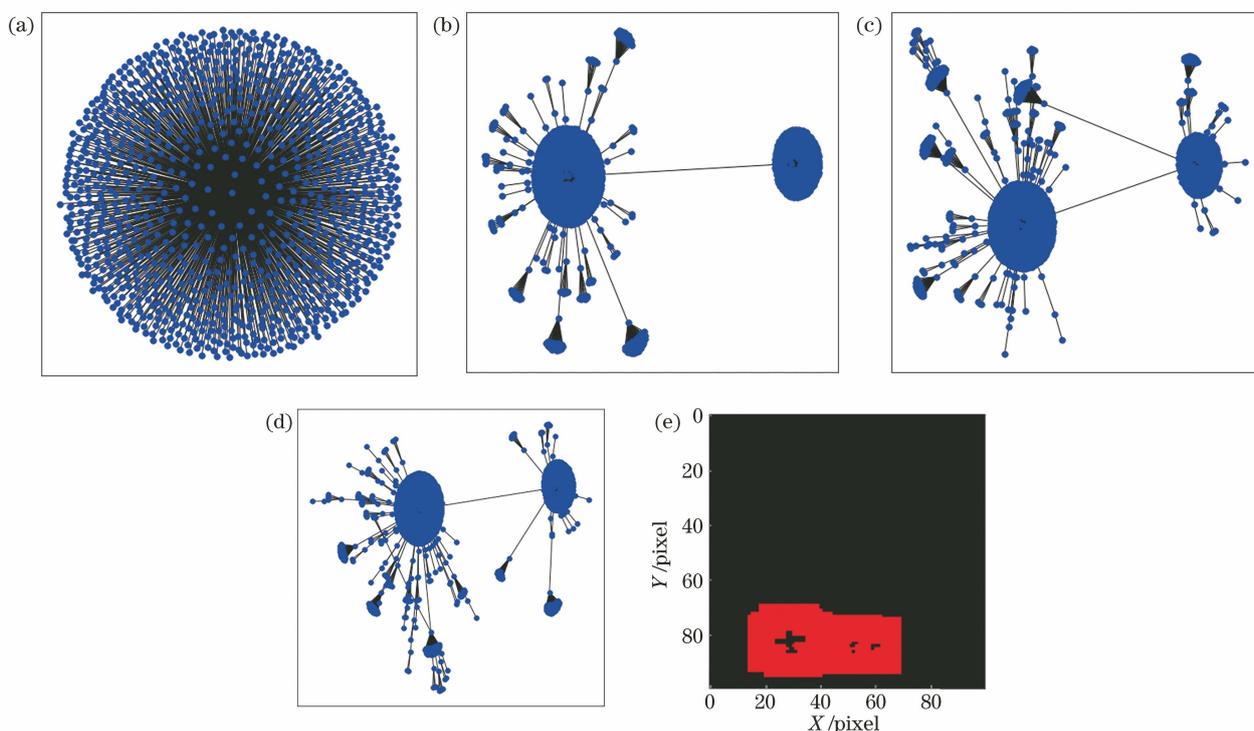


图 7 背景生长过程。(a)第一层;(b)第二层;(c)第三层;(d)第四层;(e)对抗结果

Fig. 7 Background growth process. (a) 1st layer; (b) 2nd layer; (c) 3rd layer; (d) 4th layer; (e) against result

背景生长像元,从中可以知道背景区域中只有一种类型的像元,目标轮廓在一定程度上可见。在选定的窗口范围内,混合像元在两次生长过程中可能会出现重叠以及遗漏,所以需要对这些待判定像元进行处理。

3.2.5 待定像元的判定

目标生长区域和对抗背景生长区域中,遗漏像元和重叠像元的位置以及最终的识别效果如图 8 所示,其中判定效果是在 $p_d=0.9500$ 和 $p_f=0.0007$ 的情况下得到的。

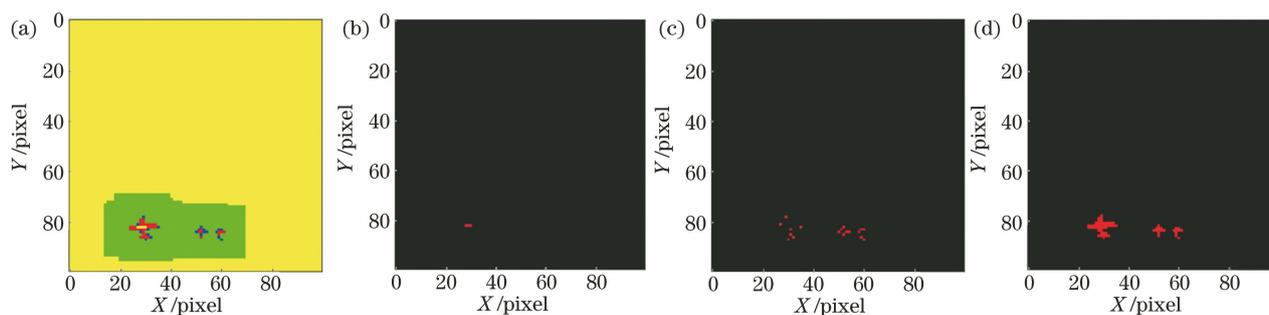


图 8 遗漏像元和重叠像元的位置以及最终的识别效果。(a)综合显示效果;(b)遗漏像元;(c)重叠像元;(d)判定效果

Fig. 8 Position of missing and overlapping pixels and final recognition effect. (a) Comprehensive display effect; (b) missing pixels; (c) overlapping pixels; (d) determination effect

图 8(a)中的红色像元表示目标生长的区域,绿色像元表示背景生长的区域,蓝色像元表示重叠像元,窗口内的黄色像元表示遗漏像元,窗口外的黄色像元表示大的背景像元。从图 8(b)和图 8(c)可以看到,图像中的遗漏像元数较少,重叠像元主要集中在两种地物的交界处。结合图 5(e)和图 5(d)可知,经过待定像元的判定后,在相同虚警率的情况下,对

抗生长的检测概率比普通生长提高了 6.67%。

3.3 算法的对比分析

将 CEM、ACE、WCM-OSP 和距离测度区域生长(DERSG) 4 种算法作为对比算法,在检测概率为 90%的情况下对不同算法的检测效果进行对比分析,结果如图 9 所示,不同算法的接收机特性曲线(ROC)如图 10 所示。

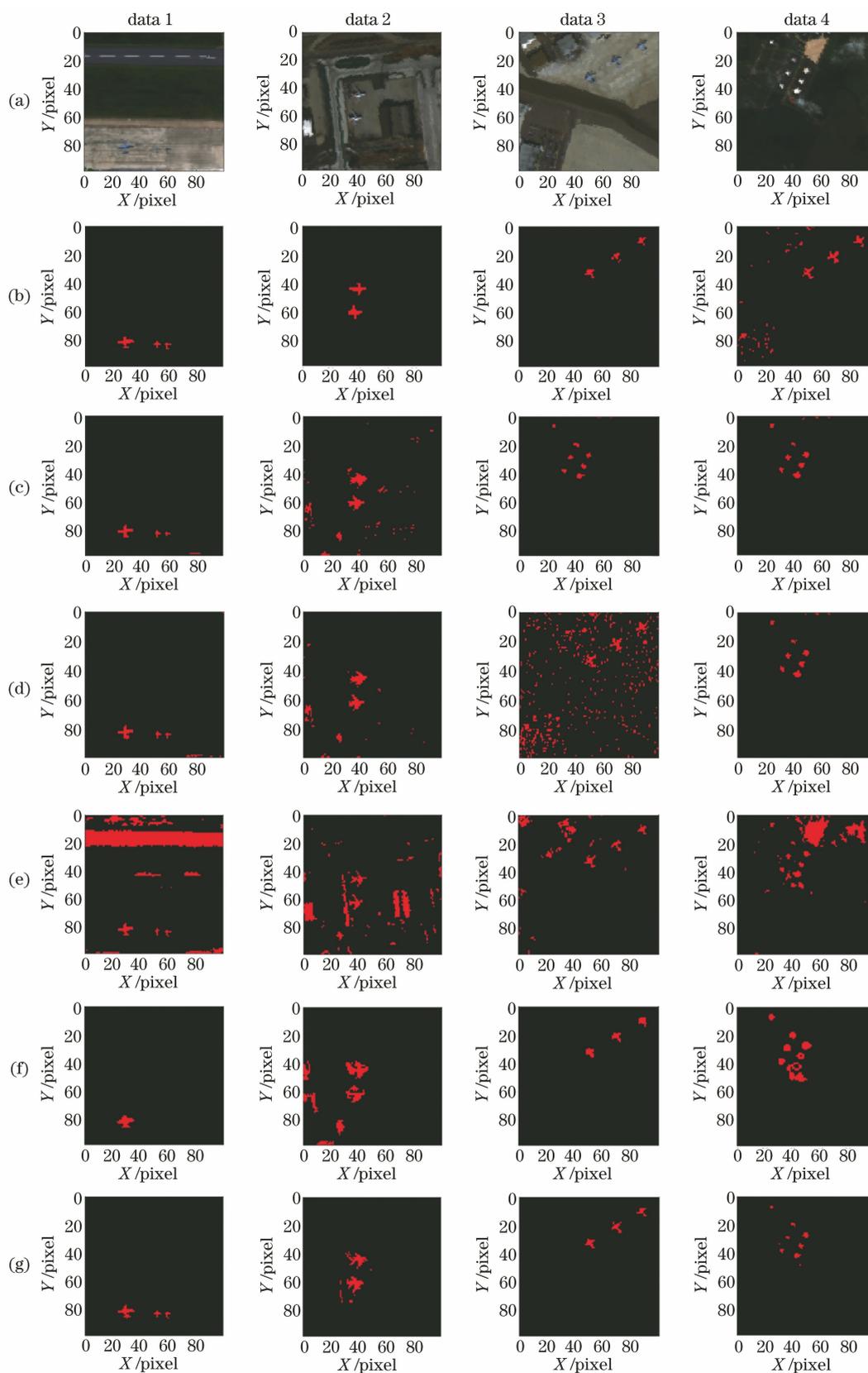


图 9 不同算法的检测效果。(a)原始图像;(b)真值图;(c) CEM算法;(d) ACE算法;(e) WCM-OSP算法;
(f) DERSG算法;(g) AG算法

Fig. 9 Detection effects of different algorithms. (a) Original images; (b) truth ground; (c) CEM algorithm;
(d) ACE algorithm; (e) WCM-OSP algorithm; (f) DERSG algorithm; (g) AG algorithm

从图 9 可以看到,传统 CEM、ACE、WCM-OSP 和 DESRG 算法除目标以外还存在较多的虚警像元,而所提算法是对每一个小窗口进行对抗生长,所以很好地剔除了大部分背景,并且还能利用对抗生长来进一步区分个别难以划分的混合像元,为此取得了较好的探测效果。在检测概率为 90% 的情况下,不同算法的检测概率和虚警率如表 2 所示,不同算法的平均处理时间如表 3 所示。

从表 2 可以看到,在检测概率为 90% 的情况下,AG 算法的虚警率在 4 种算法中最低,并且结果最为稳定,虚警率的平均值为 0.28%,而其他算法中平均虚警率最低为 0.59%,虚警率比其他 4 种传统算法中最佳结果还低 0.31 个百分点,说明所提算法具有适应性和有效性。从表 3 可以看到,CEM 算法和 WCM-OSP 算法的平均运行时间最短,耗时接近,即时间复杂度接近;ACE 算法和 DESRG 算法属于第二梯队,运行较慢;所提算法的运行最慢,虽然其牺牲了时间优势并增大了计算量,但提高了准确率。

表 2 不同算法在检测概率为 90% 的情况下的检测概率和虚警率

Table 2 Detection probability and false alarm rate of different algorithms when detection probability is 90%

Data	Parameter	CEM	ACE	WCM-OSP	AG	DESRG
1	$P_d/\%$			90.00		
	$P_f/\%$	0.11	0.25	13.48	0.07	34.00
2	$P_d/\%$			90.00		
	$P_f/\%$	0.83	1.10	57.32	0.76	83.77
3	$P_d/\%$			90.00		
	$P_f/\%$	1.18	6.32	1.73	0.09	0.34
4	$P_d/\%$			90.00		
	$P_f/\%$	0.26	0.28	4.56	0.20	15.34

表 3 不同算法在检测概率为 90% 的情况下的平均运行时间

Table 3 Average running time of different algorithms when detection probability is 90%

Parameter	CEM	ACE	WCM-OSP	AG	DESRG
Average time /s	6.48	31.37	6.67	43.59	32.28

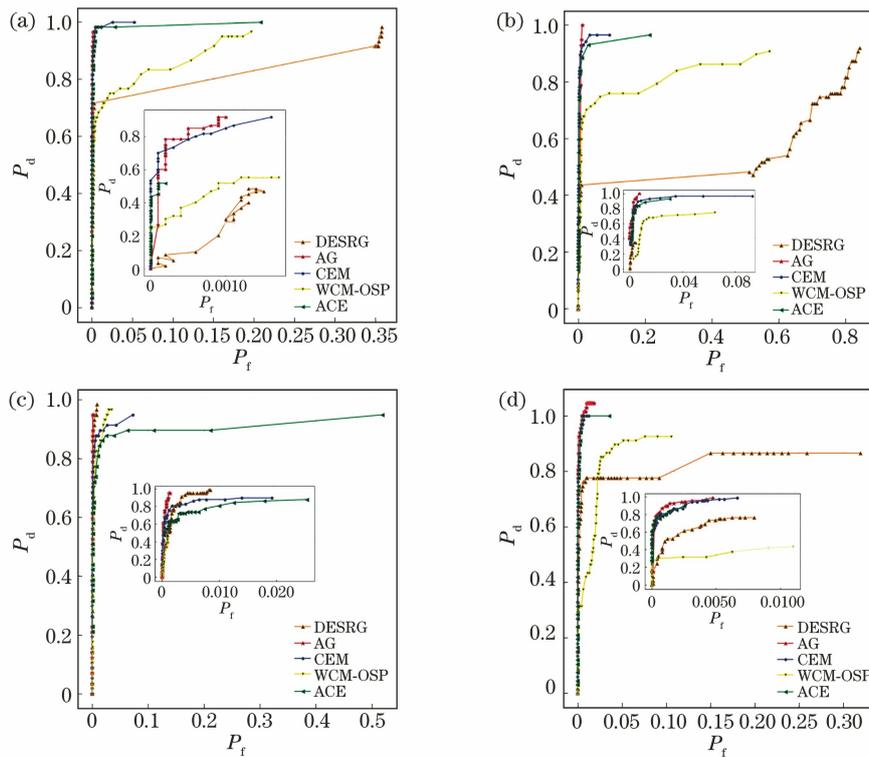


图 10 不同算法在不同数据集下的 ROC。(a)数据 1;(b)数据 2;(c)数据 3;(d)数据 4

Fig. 10 ROCs of different algorithms under different datasets. (a) Data 1; (b) data 2; (c) data 3; (d) data 4

从图 10 可以看到,在所有测试数据中 AG 算法的 ROC 绝大部分位于其他算法的左上方,并且检测概率越接近 1 现象越明显,根据 ROC 的含义可以说明所提算法在整体性能方面具有有效性;相较

于 DESRG 算法, WCM-OSP 算法和 AG 算法在整体性能方面比较稳定, ROC 没有出现突变的现象,说明在稳定性方面所提算法具有优势;此外 CEM 算法和 ACE 算法的 ROC 与 AG 算法较为接近,说

明这三种算法的性能较为接近,这一点也可以从表 2 中发现。虽然这三种算法的性能较为接近,但是却各有特点。其中 CEM 算法不适用于大目标探测,时间复杂度较低;AG 算法的时间复杂度最高,但是准确率较高;ACE 算法则较为均衡,因此可以应用在不同环境中。AG 算法在对抗生长过程中可以区分有争议的混合像元,这为目标空间和背景空间的估计提供可能,因此可以考虑使用 AG 算法对背景的协方差矩阵或者自相关矩阵进行估计,然后结合 CEM 算法和 ACE 算法使用。

4 结 论

本文提出一种新的基于生长树对抗生长的目标探测方法,该方法引入了生长树模型,为此可以简化阈值选择的过程;对抗生长方法有效处理了混合像元,提高了算法的检测概率,还可以将对抗结果应用于目标和背景空间的估计。同时也有一些问题有待深入研究:1)计算量大,使用整幅原始图像进行生长将会花费大量时间,实时性较差,而本文仅仅利用最简单的窗口来选择,后期可以考虑如何选择窗口来提高检测效率;2)光谱相似性度量方法的选择,所提算法对目标的错检和漏检主要源于混合像元,因此可以采用不同的相似性度量方法来生长以融合检测结果;3)目标参考光谱的获取,从数据中提取的像元可能是混合像元,故其会在根节点处产生误差,如何避免混合像元根节点所带来的影响十分必要。

参 考 文 献

- [1] Zhao C H, Wang J, Wang Y L. Hyperspectral anomaly detection based on background suppression and adaptive threshold segmentation[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2016, 37(2): 278-283.
赵春晖, 王佳, 王玉磊. 采用背景抑制和自适应阈值分割的高光谱异常目标检测[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2016, 37(2): 278-283.
- [2] Li H, Yang G, Guan S H. Application of threshold selection method in target detection of hyperspectral image [J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2019, 40(11): 183-187.
李豪, 杨桃, 关世豪. 阈值选择方法在高光谱图像目标检测中的应用[J]. 兵器装备工程学报, 2019, 40(11): 183-187.
- [3] He Y L, Wang J L, Jia J B, et al. Improved ACE target detection algorithm for hyperspectral remote sensing images [J]. Journal of Shandong University of Science and Technology (Natural Science), 2015, 34(3): 62-67.
何元磊, 王静荔, 贾俊波, 等. 一种改进的高光谱遥感影像 ACE 目标检测算法[J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2015, 34(3): 62-67.
- [4] Jnawali K, Kerekes J P, Rao N. Comparative study of spectral matched filter, constrained energy minimization, and adaptive coherence estimator for subpixel target detection based on hyperspectral imaging[J]. Proceedings of SPIE, 2018, 1064: 536-542.
- [5] Zhao R, Shi Z W, Zou Z X, et al. Ensemble-based cascaded constrained energy minimization for hyperspectral target detection [J]. Remote Sensing, 2019, 11(11): 1310.
- [6] Chen S Y, Lin C, Tai C H, et al. Adaptive window-based constrained energy minimization for detection of newly grown tree leaves [J]. Remote Sensing, 2018, 10(2): 96.
- [7] Zhang B, Gao L R. Hyperspectral image classification and target detection [M]. Beijing: Science Press, 2011: 251-254.
张兵, 高连如. 高光谱图像分类与目标探测[M]. 北京: 科学出版社, 2011: 251-254.
- [8] Wang Q, Wang Z Z. The research of surface structure target detection of based on SAM and weighted self-correlation CEM algorithm [J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2020, 34(4): 295-303.
王青, 王拯洲. 基于光谱角匹配和加权自相关约束能量最小化算法的水面目标探测方法[J]. 测试技术学报, 2020, 34(4): 295-303.
- [9] Li Z G. The segmentation and realization of high spatial resolution remote sensing image based on region growing algorithm [D]. Nanning: Guangxi University, 2008.
李政国. 基于区域生长法的高空间分辨率遥感图像分割与实现[D]. 南宁: 广西大学, 2008.
- [10] Li R H, Song M P, Cai L F. Study on continuous oil area division method in aerial hyperspectral oil spill image [J]. China Water Transport, 2016, 16(2): 295-299, 304.
李若寒, 宋梅萍, 蔡刘芬. 航拍高光谱溢油图像中的连续油区划分方法研究[J]. 中国水运, 2016, 16(2): 295-299, 304.
- [11] Molero J M, Garzón E M, García I, et al. Analysis and optimizations of global and local versions of the RX algorithm for anomaly detection in hyperspectral data [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2013, 6(2): 801-814.

- [12] Kwon H, Nasrabadi N M. Kernel adaptive subspace detector for hyperspectral imagery [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2006, 3(2): 271-275.
- [13] She X Y, Xue H F, Gao X B. Research of genetic-clustering algorithm based on propagating tree [J]. Application Research of Computers, 2006, 23(7): 62-64.
库向阳, 薛惠锋, 高新波. 基于生长树的遗传聚类算法研究[J]. 计算机应用研究, 2006, 23(7): 62-64.
- [14] Cao M H, Zeng J C, Jie J. Research of PSO-clustering algorithm based on grid-propagating Tree [J]. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(32): 143-147.
曹明华, 曾建潮, 介婧. 基于网格生长树的微粒群聚类算法[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(32): 143-147.
- [15] Chen L K. Research on anomaly detection algorithm with window-based method [D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2019.
陈力坤. 基于窗口的异常探测算法改进研究[D]. 成都: 成都理工大学, 2019.
- [16] Kang X D, Zhang X P, Li S T, et al. Hyperspectral anomaly detection with attribute and edge-preserving filters [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(10): 5600-5611.
- [17] He Y L, Wang J L, Li H J, et al. Constrained energy minimization algorithm based on selected sample correlation matrix for hyperspectral imagery [J]. Journal of Nanchang Hangkong University (Natural Sciences), 2014, 28(4): 13-19.
何元磊, 王静荔, 李红军, 等. 基于选择样本自相关阵的高光谱图像约束能量最小化算法[J]. 南昌航空大学学报(自然科学版), 2014, 28(4): 13-19.