

## 一种改进的 MRF 点目标检测算法

刘丰轶<sup>1,2,3</sup>, 胡勇<sup>1,2</sup>, 饶鹏<sup>1,2</sup>, 巩彩兰<sup>1,2</sup>

1. 中国科学院上海技术物理研究所, 上海 200083;
2. 中国科学院红外探测与成像技术重点实验室(上海技术物理研究所), 上海 200083;
3. 中国科学院大学, 北京 10000)

**摘要:** 针对复杂背景下点目标的单帧检测, 明确提出有效像元的检测, 基于点目标的局部相关性以及目标和背景的局部差异, 提出了一种改进的基于马尔可夫随机场(Markov Random Field, MRF)的点目标检测算法. 该算法依据一种基于复杂背景可分性度量的信杂比(Signal to Clutter Ratio, SCR)准则对 MRF 进行迭代优化的初始配置. 在此基础上, 改进了 MRF 标记场的先验概率模型, 设计了一种基于欧式空间度量的 MRF 先验概率能量函数, 构造了 MRF 对欧式空间距离的标记场概率响应模型, 并通过高阶能量函数提高了目标概率对邻域标记变化的响应能力. 分析结果表明: 该算法在结构化背景中的性能更优, 相比于传统 Potts 模型在目标辐射维度的检测能力更强, 是一种鲁棒性更强的检测算法.

**关键词:** 点目标; 有效像元; 信杂比; 迭代优化; 马尔可夫随机场

**中图分类号:** TP391.4 **文献标识码:** A

## Modified point target detection algorithm based on Markov random field

LIU Feng-Yi<sup>1,2,3</sup>, HU Yong<sup>1,2</sup>, RAO Peng<sup>1,2</sup>, GONG Cai-Lan<sup>1,2</sup>

1. Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China;
2. CAS Key Laboratory of Infrared System Detection and Imaging Technology, Shanghai Institute of Technical Physics, Shanghai 200083, China;
3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 10000, China)

**Abstract:** This paper focuses on point target detection with single frame under complicated background and suggests the conception of valid pixel detection. A modified point target detection method based on Markov Random Field was proposed in terms of local correlation of point target and local difference of target and background. This algorithm conducted initial configuration of iterative optimization for MRF by a signal-to-clutter ratio criterion based on complex background separability measure. Moreover, the prior probability model of MRF label field was improved by designing a new prior probability energy function based on Euclidean metric: firstly the label field probability response model of MRF to Euclidean space distance was built; secondly the response ability of the target probability to neighborhood label change was improved by a higher order energy function. The results indicate that: the performance of the detection algorithm in structured background is better; the target's radiation-dimension detection ability of the modified label field prior probability model is more vigorous compared to the traditional Potts model. The proposed algorithm is a more robust one.

**Key words:** point target, valid pixel, signal to clutter ratio, iterative optimization, MRF

**PACS:** 42.30.Tz

收稿日期: 2017-02-17, 修回日期: 2017-09-22

Received date: 2017-02-17, revised date: 2017-09-22

基金项目: 装备预先研究项目(30502030101), 中国科学院上海技术物理研究所创新专项(CX-5)

Foundation items: Supported by Equipment Advanced Research Project, the Special Fund of Innovation project of Shanghai Institute of Technical Physics of the Chinese Academic of Sciences

作者简介(Biography): 刘丰轶(1990-), 男, 湖北武汉人, 博士研究生, 主要研究方向为红外目标检测及遥感信息处理. E-mail: lfyys@outlook.com

\* 通讯作者(Corresponding author): E-mail: huyong@mail.sitp.ac.cn

## 引言

目标的检测和跟踪是星载红外目标探测系统的重要任务,其信号处理算法的性能很大程度上决定了系统的探测能力.由于红外成像系统的空间分辨率和辐射分辨率相互制约,目标尺寸小且常处于具有复杂纹理结构的背景中,因此某些感兴趣的目标经常以亚像元的形式存在,使得强杂波背景下的点目标检测成为该领域的一个热点和难题.

MRF 理论广泛应用于三维重建、图像去噪和图像分割中<sup>[1]</sup>,近年来这种无向图模型在红外小目标检测领域也成为研究的热点.<sup>[2]</sup>依据固定阈值定义了 1~3 阶基团的势函数,在 MRF 理论上提出了一种自动检测目标位置和大小算法;<sup>[3]</sup>提出一种同时自回归(Simultaneous Auto Regressive, SAR)模型构建 MRF 的条件似然(观测场),和一种自逻辑(Auto-Logistic)模型构建 MRF 的先验概率(标记场),算法用于检测红外热图像中的人等有形目标;<sup>[4-5]</sup>构建了以典型目标形状为模板的 MRF 邻域系统和势函数,相应检测算法在不同的信杂比条件下对不同形状的目标具有稳定的检测性能,而且可较好地保留目标的细节信息;<sup>[6]</sup>提出利用先验目标信杂比信息和图像局部统计特性构建观测图像的后验概率模型,算法在保证目标检测率的同时,有效降低了背景的误标记率并提高了最优标记估计的收敛速度.

本文对已有基于 MRF 的红外目标检测算法研究进行了一个归纳,针对点目标明确提出有效像元(Valid Pixel)检测的概念,基于 MRF 理论实现了对点目标的空间-辐射维度检测.依据二元假设下的 MRF 局部模型,在贝叶斯框架下提出了一种改进的 MRF 的点目标检测方法:在求解 MRF 能量最小状态的条件迭代(Iterated Conditional Modes, ICM)算法中针对点目标检测设计了一种迭代优化的初始配置方法,同时改进了标记场先验概率模型的能量函数(MRF Potts 模型),该算法在结构化背景中的检测和 MRF 邻域的条件概率表达上具有更强鲁棒性.

## 1 点目标检测的马尔可夫模型

### 1.1 点目标有效像元的检测

针对点目标扩散后有效像元的检测,定义点目标在图像上有效辐射区域的像元为有效像元(Valid Pixel),因此要求检测算法不仅能检测出目标的空间位置,还能比较准确地提取目标的有效像元,该定

义对文献[2]中的“目标大小”做出了明确表述.本文引入 MRF 作为点目标检测问题的理论基础,使其能满足目标检测和有效像元检测两方面的要求.据此,本文使用两套参数分别作为评价目标检测性能和有效像元检测性能的指标,即:目标检测率(Target Detection Probability, TDP)、目标虚警率(Target False Alarm Probability, TFAP)、目标漏检率(Target Missed Alarm Probability, TMAP),和有效像元检测率(Valid Pixel Detection Probability, PDP)、有效像元虚警率(Valid Pixel False Alarm Probability, PFAP)、有效像元漏检率(Valid Pixel Missed Alarm Probability, PMAP).

### 1.2 点目标检测的马尔可夫模型

MRF 建立在邻域系统之上,其马尔可夫性质给出了一种条件推断局部的重要空间模式.定义  $\Omega$  为像元点的有限集合并且表示一个典型的方形区域,  $I(\Omega)$  表示  $\Omega$  中的所有数字图像,对于每一个像元位置  $ij = s \in \Omega$ ,  $x_s$  是定义在随机场  $X$  上状态空间(图像的状态空间对应像元标记)为  $L = \{1, 2, \dots, \Lambda\}$  的隐随机变量,则所有邻域  $N_s$  的集合称为邻域系统并记为  $\mathcal{N}$ , 定义图像  $(\Omega, \mathcal{N})$  中的基团(Clique)  $C$  是一个相邻像元的集合,记  $\mathcal{C} = \mathcal{C}(\Omega, \mathcal{N})$  代表所有基团的集合.在检测问题中  $L$  对应二元空间,即  $L = \{1, 2\}$ .

考虑具有邻域系统  $\mathcal{N}$  的格网集  $\Omega$ , 设  $\Phi$  是马尔可夫随机场  $X$  所有配置的集合

$$\Phi = \{x = (x_{s_1}, x_{s_2}, \dots, x_{s_j}) \mid x_{ij} \in L, 0 \leq i \leq M-1, 0 \leq j \leq N-1\}, \quad (1)$$

则  $X$  由正定性和马尔可夫性刻画,用公式分别表示为

$$\begin{aligned} P(X_s = x_s) &> 0, \forall s \in \Omega \\ P(X_s = x_s \mid x_{\Omega \setminus \{s\}}) &= P(X_s = x_s \mid x_{N_s}) \end{aligned}, \quad (2)$$

式中  $x_{\Omega \setminus \{s\}}$  表示格网  $\Omega$  中位置  $s$  以外的所有位置的标记,  $x_{N_s}$  表示位置  $s$  的邻域的标记集合.

吉布斯随机场(Gibbs Random Field, GRF)和马尔可夫随机场的等价性解决了 MRF 中概率分布求解的难题,即式(2)中 MRF 的条件概率可以表示为

$$P(X_s = x_s \mid x_{N_s}) = \frac{1}{Z} \exp(-\kappa \cdot E[x]) \quad , \quad (3)$$

$E[x]$  在统计力学中表示  $x$  的能量,是基团势函数的叠加

$$E[x] = \sum_{c \in \mathcal{C}} V_c[x] \quad . \quad (4)$$

常数  $Z$  是配分函数,由  $\kappa$  唯一确定用于概率归一化

$$Z = Z(\kappa) = \sum_{x \in L} \exp(-\kappa \cdot E[x]) . \quad (5)$$

式(3~5)通过参数  $\kappa$ 、基团势函数、配分函数表达了隐随机场中像元状态空间先验分布的吉布斯概率特性.

## 2 改进的 MRF 点目标检测算法

由 MRF 采样可知,算法从隐随机场状态空间的一个初始配置开始,在一次迭代中遍历所有像元,基于贝叶斯决策并依据每一个像元的当前配置计算概率最大状态,并按照一定的规则执行状态的转变.本文基于 K-L 离散度(Kullback-Leibler Divergence, K-LD)自动分割背景并计算信杂比,基于有限高斯混合模型(Finite Gauss Mixture Model, FGMM)分别对观测场中的目标和背景进行建模<sup>[7]</sup>,并提出了一种基于欧式空间距离度量的 MRF 先验概率模型,依据聂曼-皮尔逊准则(Neyman-Pearson Lemma)判定每一个像元在一次迭代中的最终状态,应用条件迭代模式(Iterated Conditional Modes, ICM)使得 MRF 配置收敛于局部最优解,收敛条件为第  $n$  次配置与第  $n-1$  次配置的变化足够小.算法流程如图 1 所示.

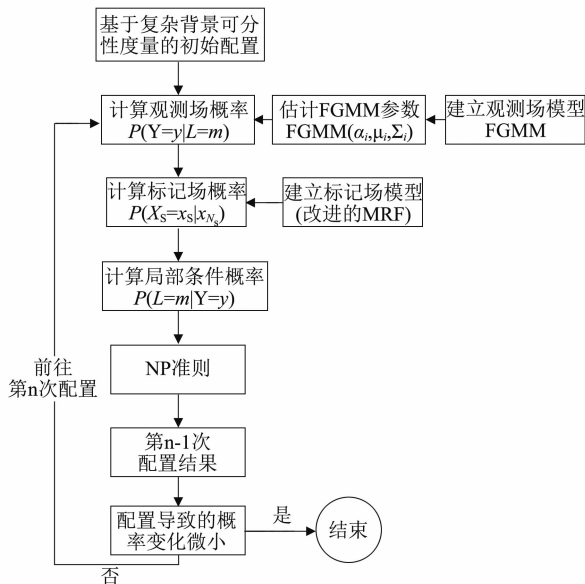


图1 算法流程  
Fig. 1 Flow chart of the algorithm

### 2.1 基于复杂背景可分性度量的 SCR 准则

对于一般的 MRF 分割问题,常用  $k$ -means 或极大似然分类给定图像状态空间的一个初始配置.对于目标检测问题,由于待分割的目标区域只占图像

的很小一部分,这些全局的分类方法已不再适用.针对点目标特殊的局部性,本文提出了一种基于复杂背景可分性度量的 SCR 准则对满足特定 SCR 要求的目标像元进行了初始配置.

图像中的杂波一般指干扰从背景中区分出目标的非目标信号,红外图像中的杂波主要来源于场景的辐射以及遥感探测系统本身.图像中的 SCR 可以表示为<sup>[8]</sup>

$$\text{SCR} = \frac{s - \mu_{\text{bg}}}{\sigma_{\text{bg}}} , \quad (6)$$

式中  $s$  是感兴趣的信号强度,本文指像元信号值; $\mu_{\text{bg}}$  是背景信号强度,可用均值表示; $\sigma_{\text{bg}}$  是目标邻域内非目标信号的波动,可用标准差表示.当目标信号分布未知时,对于给定的虚警率可以计算分割目标和背景的自适应 SCR 阈值.

大气临边是一类在实际空间观测中常出现的具有结构化特征的复杂背景,这类背景在邻域内具有明显跃变,造成邻域的整体杂波较大,SCR 较低,使得目标自动提取的效果不理想.本文考虑了这类具有结构化特征的复杂背景,提出了一种基于复杂背景可分性度量的检测方法对 MRF 进行初始配置.对于有明显结构化特征的背景,该算法依据类别间的 K-L 离散度对背景进行非监督分割.K-L 离散度是基于对数似然函数之差定义的<sup>[9]</sup>,假定两类样本均服从高斯分布,则  $\omega_i$  和  $\omega_j$  的 K-L 离散度可以表示为

$$D_{ij} = \frac{1}{2} \text{tr} [ (\Sigma_i - \Sigma_j) (\Sigma_j^{-1} - \Sigma_i^{-1}) ] + \frac{1}{2} \text{tr} [ (\mu_i - \mu_j)^T (\Sigma_i^{-1} + \Sigma_j^{-1}) (\mu_i - \mu_j) ] , \quad (7)$$

式中下标  $i, j$  代表两个类别,  $\mu, \Sigma$  分别是两类的均值向量以及协方差矩阵.

MRF 的初始配置步骤总结如下:

1. 遍历图像,在固定窗口中搜索局部极大值.
2. 认为每一个局部极大值为潜在目标点,假设背景服从单高斯分布,以这些极大值像元为种子点进行基于背景似然函数变化的区域生长,生长准则为背景似然函数的变化,该步骤为排除疑似目标点周围的高亮度像元,以免其对背景统计模型的估计造成干扰.

3. 根据上一步的生长结果确定自适应尺寸窗口,并对邻域背景像元进行三维  $k$ -means 聚类,三维变量分别为像元的局部行、列坐标以及像元值,  $k$  取 2.

4. 计算背景分割后子类间的 K-L 离散度,参考式(7),在 Gaussian 分布假设下通过定义最大容许的贝叶斯错误率可以计算 K-L 离散度的最低阈值.

5. 如果背景分割后子类间的 K-L 离散度大于阈值,则依据  $k$  个背景子类计算  $k$  个 SCR,当所有的 SCR 均满足虚警率要求时,才能判定该像元为目标像元;否则,认为该背景没有结构化特征,只用计算整个邻域的 SCR,并判定其是否满足要求.

## 2.2 观测场模型及参数估计

单帧图像中的观测场模型主要解决邻域中目标和背景的概率分布问题,有限高斯混合模型<sup>[10]</sup>假设目标、背景的观测特征可以通过高斯函数的加和来描述,对于目标探测问题,可建立二元决策模型.

假设每一个像素点相互独立,则 FGMM 的概率密度可以表示为

$$p_{\text{FGMM}}(\mathbf{y}) = \sum_{i=1}^K \alpha_i p(\mathbf{y} | \boldsymbol{\mu}_i, \boldsymbol{\Sigma}_i) \quad (8)$$

该密度由  $K$  个高斯成分混合而成,式中  $\mathbf{y}$  是样本空间中的随机向量,  $\alpha_i > 0$  是混合系数,满足  $\sum_{i=1}^k \alpha_i = 1$ ,  $\boldsymbol{\mu}_i$ 、 $\boldsymbol{\Sigma}_i$  对应第  $i$  个高斯成分的均值向量和协方差矩阵,  $p(\mathbf{y})$  是高斯概率密度

$$p(\mathbf{y}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\boldsymbol{\Sigma}|^{\frac{1}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu})\right] \quad (9)$$

对于目标,  $k=1$ ; 对于背景,  $k=2$ .

对于给定邻域目标、背景场构成的样本集,可采用期望最大化 (Expectation Maximization, EM) 算法对参数  $\{(\alpha_i, \boldsymbol{\mu}_i, \boldsymbol{\Sigma}_i) | 1 \leq i \leq k\}$  进行迭代优化求解. 先根据当前参数来计算每个样本属于每个高斯成分的概率分布,即后验概率 (E 步),再根据最大化对数似然原则更新模型参数 (M 步),直至收敛到局部最优.

## 2.3 改进的 MRF 标记场模型

标记场模型通过先验概率分布的形式构建了邻域系统中像元状态取值的关联与传递,考虑到目标扩散的尺寸,在 8 邻域中定义二阶基团 (即  $C_2$ ) 的势函数. 传统的 Ising 模型<sup>[11]</sup>是在统计物理学的铁磁性研究中发展而来,其描述算子仅限于二元空间; Potts 模型<sup>[12]</sup>是前者的推广,其描述算子的状态空间不仅限于二元. 两种经典的 Potts 模型的势函数和能量函数分别定义如式(10)、(11)和(12)、(13)所示,它们仅依赖状态值开关和参数  $\beta$  控制基团势能.

$$V_{C=(s_1, s_2)}(x_{s_1}, x_{s_2}) = \begin{cases} 0 & x_{s_1} = x_{s_2} \\ \beta & x_{s_1} \neq x_{s_2} \end{cases} \quad (10)$$

$$E_{L=m}[x] = \sum_{c \in C_2} V_c[x] = \beta \cdot (n_2 - \text{cnt}_{L=m}) \quad (11)$$

$$V_{C=(s_1, s_2)}(x_{s_1}, x_{s_2}) = \begin{cases} -\beta & x_{s_1} = x_{s_2} \\ \beta & x_{s_1} \neq x_{s_2} \end{cases} \quad (12)$$

$$E_{L=m}[x] = \sum_{c \in C_2} V_c[x] = \beta \cdot (n_2 - 2 \cdot \text{cnt}_{L=m}) \quad (13)$$

由于点目标被探测元件采样而成像的物理特性,目标检测又不同于一般的图像分割. 图 2 给出了两种典型的点目标被采样后的 8 邻域信号分布,其中颜色的深浅对应像元观测值的高低. 当目标刚好位于像元中心时,其二阶邻域采集到的信号近似于一个高斯分布;当目标水平向右偏离像元中心但仍位于该像元内时,二阶邻域的右半部分会采集到高于左半部分的信号. 该采样特性由系统的点扩散函数 (Point Spread Function, PSF) 刻画. 这表明:离目标投影位置越近的像元采集到的信号更强,该像元是目标像元的概率越大. MRF 性(式(2))把像元状态取值的概率转移到邻域,前述的 Ising、Potts 等 MRF 模型又根据各自的势函数把邻域配置参数化为条件概率,但上述两种算子的势函数由于缺乏一种有效的空间度量因子而并不能表达这种概率和距离的关系.

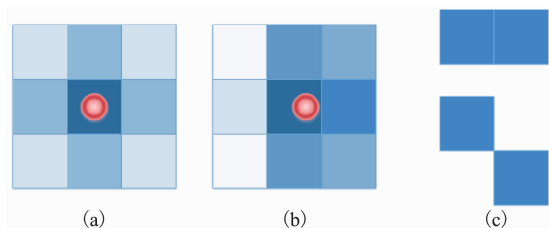


图 2 点目标成像的典型 8 邻域 (a) 目标在像元中心, (b) 目标不在像元中心, (c) 二阶基团

Fig. 2 Typical 8-neighborhood of point target (a) target locates at the pixel center, (b) target doesn't locate at the pixel center, (c) second order clique

因此,本文提出了一种基于欧式空间距离度量的 MRF 先验概率模型,分别定义标记势函数  $VL$  和距离势函数  $VD$ ,并重新定义目标能量函数和背景 (非目标) 能量函数. 非目标标记势和距离势的定义如式(14)、(15)所示, (16) 为对应的能量函数,是非

目标邻域内二阶基团势的和;目标标记势和距离势的定义如(17)、(18)所示,(19)为对应的能量函数,为适应点目标的采样特性,在目标标记势的定义中用高阶函数替换了简单的线性模式,因此式(17)直接定义了8邻域内二阶基团势的和.

$$VL_{L=1,C=(s_1,s_2)}(x_{s_1},x_{s_2}) = \begin{cases} 0 & x_{s_1} = x_{s_2} \\ \beta & x_{s_1} \neq x_{s_2} \end{cases}, \quad (14)$$

$$VD_{L=1,C=(s_1,s_2)}(x_{s_1},x_{s_2}) = \begin{cases} \alpha \cdot EucD(x_{s_1},x_{s_2}) & x_{s_1} = x_{s_2} \\ 0 & x_{s_1} \neq x_{s_2} \end{cases}, \quad (15)$$

$$\begin{aligned} E_{L=1}[x] &= \sum_{c \in C_2} VL_c[x] + \sum_{c \in C_2} VD_c[x] \\ &= \alpha \cdot D_{L=1} + \beta \cdot (n_2 - cnt_{L=1}), \quad (16) \\ \sum_{c \in C_2} VL_{L=2,C=(s_1,s_2,\dots,s_8)}(x_{s_1},x_{s_2},\dots,x_{s_8}) \\ &= \beta \cdot [n_2 - (\gamma \cdot cnt_{L=2}^2 + cnt_{L=2})] \end{aligned}, \quad (17)$$

$$VD_{L=2,C=(s_1,s_2)}(x_{s_1},x_{s_2}) = \begin{cases} \alpha \cdot EucD(x_{s_1},x_{s_2}) & x_{s_1} = x_{s_2} \\ 0 & x_{s_1} \neq x_{s_2} \end{cases}, \quad (18)$$

$$\begin{aligned} E_{L=2}[x] &= \sum_{c \in C_2} VL_c[x] + \sum_{c \in C_2} VD_c[x] \\ &= \alpha \cdot D_{L=2} + \beta \cdot [n_2 - (\gamma \cdot cnt_{L=2}^2 + cnt_{L=2})] \end{aligned}, \quad (19)$$

式中  $E_{L=1}[x]$ 、 $E_{L=2}[x]$  分别是非目标、目标状态的能量函数; $L$  为仅限于二元空间  $\{1,2\}$  的状态取值,分别代表非目标和目标; $x$  为定义在随机场状态空间中的随机变量; $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\gamma$  为参数; $n_2$  为8邻域像元总数,即  $n_2 = 8$ ;  $cnt_L$  为8邻域内状态值为  $L$  的像元总数; $D_L$  为二阶邻域内状态值为  $L$  的像元的距离权重,定义如下

$$\begin{aligned} D_L &= \text{normalize}\left(\sum_{s_2} EucD(x_{s_1},x_{s_2})\right), \\ \forall s_2 \in N_{s_1}, x_{s_2} &= L, L \in \{1,2\} \end{aligned}, \quad (20)$$

式中  $\text{normalize}$  代表归一化,  $EucD$  代表欧式距离算子,对于图2(c)中的二阶基团分别取1和 $\sqrt{2}$ ,  $s_1$  为当前像元位置,  $s_2$  为邻域内的某像元位置.

该 MRF 标记场的先验概率模型在以下两个方面做出了改进:其一,通过定义距离势在能量函数中增加了距离权重因子  $D_L$ ,构造了 MRF 对欧式空间距离的标记场概率响应模型;其二,在目标标记势中通过高阶函数(式(17)、(19))提高了目标概率对邻

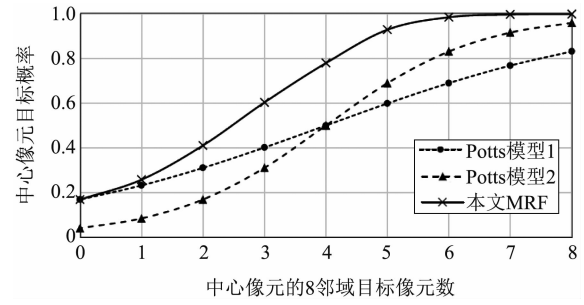


图3 本文 MRF 与 Potts 模型的目标概率响应能力  
Fig.3 Target's probability response ability of MRF presented and Potts model

域标记变化的响应能力,如图3所示,随着待判定像元周围具有目标标记的像元数的增加,本文 MRF 模型中目标概率的响应速度明显提升.改进后的标记场模型更加适用于邻域中的目标分割.

## 2.4 决策规则

前述的二值状态空间对应于两类决策问题,对于目标检测,有两类错误率.第一类错误率是漏检概率,第二类错误率是虚警概率.目标探测系统运行时,高的虚警率浪费了处理资源,因此常用恒虚警率(Constant False Alarm Rate, CFAR)条件下使漏检率达到最小的决策处理该类问题,即奈曼-皮尔逊准则(Neyman-Pearson lemma).

## 3 实验结果及分析

在真实红外遥感图像中添加目标和随机噪声获得仿真图像,设目标强度的空间分布是一个二维高斯函数  $g(a, \mu_x, \mu_y, \sigma_x, \sigma_y)$ ,考虑到真实星载红外系统的目标探测数据,设目标大小在  $3 \times 3 \sim 9 \times 9$  之间.在三种不同场景中用本文算法进行测试,在每一种场景中添加不同数量、不同位置、不同强度分布的目标并进行多次实验,通过  $g(a, \mu_x, \mu_y, \sigma_x, \sigma_y)$  的参数控制目标的位置和空间分布.对每个场景计算多次实验的平均目标检测率(TDP)、目标虚警率(TFAP)、目标漏检率(TMAP)和有效像元检测率(PDP)、有效像元虚警率(PFAP)和有效像元漏检率(PMAP),以验证算法性能.

$$TDP = \frac{n_{TD}}{n_T}, \quad (21)$$

$$TFAP = \frac{n_{TFA}}{n_T}, \quad (22)$$

$$TMAP = \frac{n_{TMA}}{n_T}, \quad (23)$$

$$PDP = \frac{n_{PD}}{n_{TP}}, \quad (24)$$

$$PFAP = \frac{n_{PFA}}{n_{TP}}, \quad (25)$$

$$PMAP = \frac{n_{PMA}}{n_{TP}}, \quad (26)$$

式(21)~(23)中  $n_{TD}$ 、 $n_{TFA}$ 、 $n_{TMA}$  分别是正确检测的目标数、虚警目标数、漏检目标数,  $n_T$  是真实目标数;式(24)~(26)中  $n_{PD}$ 、 $n_{PFA}$ 、 $n_{PMA}$  分别是正确检测的有效像元数、虚警有效像元数、漏检有效像元数,  $n_{TP}$  真实有效像元数。

### 3.1 基于复杂背景可分性度量的 SCR 准则性能分析

本文所提算法利用目标的局部 SCR 信息实现目标空间位置的检测,基于 MRF 理论实现目标辐射维度(有效像元)的检测,其中前者为后者的 ICM 迭代优化过程提供一个初始配置. 本节对比 3.1 节中基于复杂背景可分性度量的 SCR 准则与普通 SCR 准则的目标检测性能。

图 4 是本文 SCR 准则与普通 SCR 准则在一幅图像上的测试结果, (a) 中对普通 SCR 准则未检出的两个目标进行了标记,并分别放大后显示为(b)、(c), (d)、(e)分别是(b)、(c)的三维表面图. 这两个目标均处于背景杂波剧烈的复杂场景中,背景纹理在目标周围具有结构化特征,影响了普通 SCR 的有效性。

设目标虚警率为  $10^{-8}$ , 图 4 中两个目标的 SCR 及检出阈值如表 1 第 2、3 列所示,表中第 4、5 列表示经过邻域背景分割后的子类(两类)参数. 虽然这两个目标的信号强度较大,但背景起伏剧烈且存在明显的阶跃,造成普通的 SCR 较低而无法检出此类目标(表 1 第 2、3 列). 本文所提的 SCR 准则首先对这类背景进行自动分割,然后计算 K-LD 量化背景的复杂程度,再通过分割后的子类 SCR 实现目标判决,该处理弱化了结构(阶跃)特征对 SCR 的影响,使得上述两个目标能满足虚警率要求而被顺利检出(表 1 第 4、5 列)。

表 1 图 4 中未检出目标的 SCR 及阈值  
Table 1 The SCR and threshold of the undetected targets in Fig. 4

	普通 SCR	阈值	K-LD SCR	K-LD 阈值
target1	4.754	5.945	SCR1 = 11.874	thresh1 = 6.074
			SCR2 = 7.673	thresh2 = 6.055
target2	5.838	5.999	SCR1 = 11.000	thresh1 = 6.084
			SCR2 = 10.325	thresh2 = 6.118

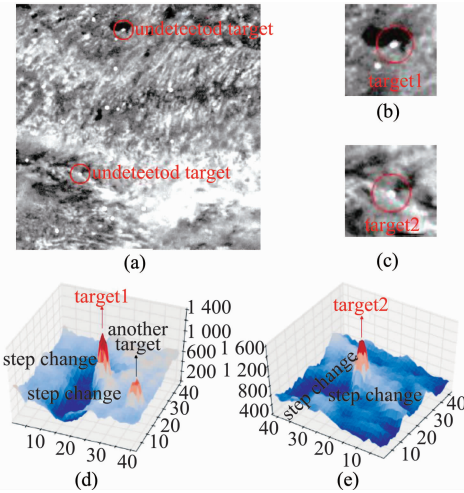


图 4 普通 SCR 准则未能检出的目标(a)场景原图, (b)、(c)未检出目标的局部图像, (d)、(e)未检出目标邻域的三维表面图

Fig. 4 The targets that the general SCR rule failed to detect (a) the original image, (b) (c) local image of the undetected targets, (d) (e) 3D surface image of the undetected targets' neighbor

三种场景下两种 SCR 准则的平均检测率结果如表 2 所示. 测试时采用控制变量法,分别使用以上两种 SCR 准则给定 ICM 的初始配置,检测算法的其余步骤和参数均一致. 检测率结果与表 1 中的 SCR 分析一致,本文提出的 SCR 准则目标检测率更高,在目标的空间维度的检测能力更强,在复杂背景中的鲁棒性更强,是一种更加有效的检测方法。

表 2 基于复杂背景可分性度量 SCR 准则与普通 SCR 准则的检测率对比

Table 2 Target detection probability comparison of the SCR criterion based on complex background separability measure and the normal neighborhood SCR criterion

TDP	场景 1	场景 2	场景 3
普通 SCR 准则	0.932	0.856	0.869
本文 SCR 准则	0.964	0.922	0.952

### 3.2 改进的 MRF 标记场模型性能分析

本节对比了 2.3 节中改进的 MRF 先验概率模型(式(14)~(20))和 Potts 模型 1(式(10)、(11))、Potts 模型 2(式(12)、(13))的算法性能,结果如表 3 所示,测试时采用控制变量法,分别采用这三种 MRF 模型参与算法运算,三种算法的 ICM 初始配置方法均为 2.1 中的基于复杂背景可分性度量的 SCR 准则,观测场模型及决策规则也均一样,参数  $\alpha$ 、 $\beta$  取 0.2,  $\gamma$  取 0.5。

经过本文改进的 MRF 先验概率模型通过新的

标记势和距离势丰富了 MRF 标记场的概率响应模型,弥补了 Potts 模型仅依赖状态开关的缺陷,结果表明改进后的算法在有效像元检测能力方面有一定提升,三种场景多次测试的平均有效像元检测率均最高,如表 3 第 5 列所示,有效像元漏检率均最低,如表 3 第 7 列所示,其对点目标的 MRF 性表达更完善,在目标辐射维度上的检测能力更强.

表 3 本文 MRF 模型与 Potts 模型的性能对比

Table 3 Performance comparison of the MRF model presented and Potts model

场景 1	TDP	TFAP	TMAP	PDP	PFAP	PMAP
Potts1	0.964	0.030	0.036	0.698	0.019	0.302
Potts2	0.964	0.030	0.036	0.667	0.016	0.333
本文 MRF	0.964	0.030	0.036	0.723	0.021	0.277
场景 2	TDP	TFAP	TMAP	PDP	PFAP	PMAP
Potts1	0.922	0	0.078	0.663	0	0.337
Potts2	0.922	0	0.078	0.629	0	0.371
本文 MRF	0.922	0	0.078	0.700	0.007	0.3
场景 3	TDP	TFAP	TMAP	PDP	PFAP	PMAP
Potts1	0.952	0	0.048	0.689	0	0.311
Potts2	0.952	0	0.048	0.661	0	0.339
本文 MRF	0.952	0	0.048	0.714	0.002	0.286

## 4 结论

本文明确提出有效像元检测,根据点目标的局部特性,将 MRF 引入目标探测问题中,提出了一种改进的 MRF 点目标检测算法,其在目标空间-辐射特性的表达上具有两点明显优势:

1. 根据目标背景分割的特殊性,该算法对背景进行自动分割,并通过 K-L 离散度量化背景的复杂程度,最后依据分割后的 SCR 准则对 MRF 进行初始配置,增强了算法在复杂背景中的鲁棒性.结果表明:本文提出的 SCR 准则对目标的检测能力更强,在复杂背景(具有阶跃特征的结构化背景)中的性能更优,是一种更加有效的点目标空间维度检测方法.

2. 设计了一种基于欧式空间距离度量的 MRF 先验概率模型,构造了 MRF 对欧式空间距离的标记场概率响应模型,并通过高阶能量函数提高了目标概率对邻域标记变化的响应能力.结果表明:本文改

进的 MRF 先验概率模型相比于传统 Potts 模型在 MRF 性质的表达上更优,具有更高的有效像元的检测能力,是一种更加有效的目标辐射维度检测方法.

## References

- [1] Koller D, Friedman N. *Probabilistic graphical models: principles and techniques* [M]. MIT press, 2009.
- [2] Sun X, Fang G. Infrared small targets detection based on MRF model [J]. *Procedia Engineering*, 2012, **29**: 420 - 424.
- [3] Parag T. Coupled label and intensity MRF models for IR target detection [C]//Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2011 IEEE Computer Society Conference on. IEEE, 2011: 7 - 13.
- [4] XUE Yong-Hong, AN Wei, ZHANG Tao, et al. Adaptive detection method for infrared target using extended MRF [J]. *Infrared and Laser Engineering* (薛永宏, 安玮, 张涛, 等. 采用扩展 MRF 的红外目标自适应检测方法. *红外与激光工程*), 2013, **42**(8): 2288 - 2293.
- [5] XUE Yong-Hong, ZHANG Tao, CHEN Rong-Li, et al. Multi-shape infrared target detection algorithm based on Markov random field [J]. *Acta Photonica Sinica* (薛永宏, 张涛, 陈荣利, 等. 基于马尔可夫随机场的红外有形目标检测算法. *光子学报*), 2013, **42**(10): 1231 - 1237.
- [6] XUE Yong-Hong, RAO Peng, FAN Shi-Wei, et al. Infrared dim small target detection algorithm based on generative Markov random field and local statistic characteristic [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves* (薛永宏, 饶鹏, 樊士伟, 等. 基于生成 MRF 和局部统计特性的红外弱小目标检测算法. *红外与毫米波学报*), 2013, **32**(5): 431 - 436.
- [7] WANG Yong-Zhong, LIANG Yan, PAN Quan, et al. Spatiotemporal background modeling based on adaptive mixture of Gaussians [J]. *Acta Automatica Sinica*. (王永忠, 梁彦, 潘泉, 等. 基于自适应混合高斯模型的时空背景建模. *自动化学报*), 2009, **35**(4): 371 - 378.
- [8] Bar-Shalom Y. Tracking methods in a multitarget environment [J]. *IEEE Transactions on automatic control*, 1978, **23**(4): 618 - 626.
- [9] TONG Qing-Xi, ZHANG Bing, ZHENG Lan-Fen. *Hyperspectral remote sensing* [M]. Higher Education Press. (童庆禧, 张兵, 郑兰芬. *高光谱遥感: 原理, 技术与应用*. 高等教育出版社), 2006.
- [10] Aitkin M, Rubin D B. Estimation and hypothesis testing in finite mixture models [J]. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 1985: 67 - 75.
- [11] Ising E. Beitrag zur theorie des ferromagnetismus [J]. *Zeitschrift für Physik A Hadrons and Nuclei*, 1925, **31**(1): 253 - 258.
- [12] Wu F Y. The potts model [J]. *Reviews of modern physics*, 1982, **54**(1): 235.