

基于生成 MRF 和局部统计特性的 红外弱小目标检测算法

薛永宏^{1,3}, 饶鹏², 樊士伟³, 张寅生³, 张涛³, 安玮¹

(1. 国防科技大学电子科学与工程学院, 湖南长沙 410073;

2. 中国科学院上海技术物理研究所, 上海 200083;

3. 北京跟踪与通信技术研究所, 北京 100094)

摘要: 红外复杂背景中的弱小目标检测问题可看作是马尔可夫随机场理论框架下红外图像中背景与目标的二元分类标记问题。基于马尔可夫随机场后验概率模型, 提出利用先验的目标信杂比信息和图像局部统计特性构建观测图像后验概率模型的方法, 并采用经典 ICM (Iterated conditional mode) 方法对图像最优标记结果进行估计。仿真试验结果表明, 算法在保证目标标记结果准确率的同时, 有效降低了背景的误标记概率; 且由于采用局部统计特性进行建模, 算法有效降低了模型参数与标记结果间的关联性, 提高了最优标记估计的收敛速度。

关键词: 马尔可夫随机场; 局部统计特性; 弱小目标检测; 标记

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A

Infrared dim small target detection algorithm based on generative Markov random field and local statistic characteristic

XUE Yong-Hong¹, RAO Peng², FAN Shi-Wei³, ZHANG Yin-Sheng³, ZHANG Tao³, AN Wei¹

(1. College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

2. Shanghai Institute of Technical Physics, Shanghai 200083, China;

3. Beijing Institute of Tracking and Telecommunication Technology, Beijing 100094, China)

Abstract: Dim small target detection problem in infrared complex background was formulated as a binary classification problem of background and target in the theoretical framework of Markov random field (MRF). Based on the posterior probability model of MRF, a method using prior information of target SCR (signal-to-clutter ratio) and local statistic characteristic of infrared image was proposed to construct the posterior probability model of observed image. The classic iterated conditional mode (ICM) was used to estimate the optimal labeling image. Simulation and experimental results show that the proposed algorithm effectively reduces the false labeling probability of background, while maintaining a high probability of correct labeling of target. In addition, for using image's local statistic characteristic in modeling, the proposed algorithm also reduces the correlation between labeled results and model parameters which contributes to improvement on the convergence speed of estimating the optimal labeling.

Key words: Markov random field (MRF); local statistic characteristic; dim small target detection; labeling

PACS: 07.05. Pj

引言

红外监视系统属于被动探测系统, 其作用距离

远、隐蔽性高, 已在军事和民用领域得到广泛应用。由于红外监视系统作用距离远, 目标在红外探测图像中多表现为由一个或多个像素构成的弱小目标;

收稿日期: 2012-12-20, 修回日期: 2013-06-08

基金项目: 国家自然科学基金(61002022)

Foundation items: Supported by The National Natural Science Foundation of China (61002022)

作者简介 (Biography): 薛永宏 (1985-), 男, 山西省柳林县人, 博士生, 主要研究领域为空间信息获取与处理、空间信息对抗. E-mail: sanger_xue@126.com

Received date: 2012-12-20, **revised date:** 2013-06-08

再加上复杂背景的影响,图像信杂比低,目标极易淹没在复杂的背景杂波中.因此,红外弱小目标检测一直都是学者们研究的热点问题之一.

马尔可夫随机场(Markov Random Field, MRF)理论是近年来兴起的用于描述图像像素之间纹理特性关系的新方法^[1],已广泛应用于图像分割^[2,3]、降噪^[4]等分析处理.由于图像中的目标检测问题可看作是背景与目标的二元分类标记问题,越来越多的学者开始研究基于 MRF 理论的目标检测算法.

文献[5]提出利用背景与目标空间分布差异,通过定义新的 MRF 势函数进行小目标检测的方法.由于采用固定检测门限,当背景杂波起伏小时,算法具有较好的检测性能;但是当背景杂波起伏较大、信杂比低时,由于不能自适应地调整检测门限,算法易于导致高的虚警或漏警.文献[6]利用图像分类标记方法,将目标亮度信息引入算法,通过建立观测图像的后验概率模型,利用极大后验概率估计对最优的标记结果进行求解,从而实现对目标的检测.但是该方法以行人等大型有形目标为检测对象,当目标为由一个或多个像素组成的小目标时,同样易于导致高的漏警或虚警.

以单帧图像中的弱小目标预检测为应用背景,借鉴二元图像分类标记方法,利用目标信杂比等先验信息和观测图像局部统计特性构建 MRF 后验概率模型,对图像进行分类标记,从而在单帧图像中实现对弱小目标的预检测处理.单帧图像目标预检测是序列图像目标检测的重要环节,其检测性能对序列图像目标检测性能有着直接的影响.由于采用先验的目标信杂比信息和局部统计特性等进行建模,算法能够很好地适应复杂背景环境的变化,因而具有稳定的目标检测性能.

第一部分介绍生成的 MRF 基本原理及模型;第二部分介绍本文所提基于生成 MRF 和局部统计特性的检测算法原理、模型及参数估计方法;第三部分通过仿真试验对算法性能进行验证;最后给出结论.

1 生成的 MRF 模型

图像标记任务通常可归结为对给定观测图像,估计对应标记图像的问题.假设 S 为给定图像中所有图像位置点的集合, $\mathbf{y} = \{y_i, i \in S\}$ 表示观测图像, y_i 为图像位置 i 处的观测,一般为图像像素的灰度值; $\mathbf{x} = \{x_i, i \in S\}$ 表示未知的待标记图像,位置 i 处的标记 x_i 在一组离散数值 $\{0, 1, \dots, L-1\}$ 中取值,其中 L 为标记类别的数目,本文中 L 取值为 2,标记

x_i 可取值为 0 或 1,分别表示背景或目标.待标记图像通常采用极大后验(Maximum a posteriori, MAP)估计进行求解,即

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \max p(\mathbf{x} | \mathbf{y}) \quad (1)$$

利用贝叶斯定律,式(1)可等价地写为

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \max p(\mathbf{x})p(\mathbf{x} | \mathbf{y}) \quad (2)$$

式(2)中的第一项 $p(\mathbf{x})$ 为先验模型,包含了待标记图像的先验知识,一般用来表征待标记图像局部像素的关联性.假设 \mathbf{x} 为图像位置集合 S 上的随机场, η 为 S 上的邻域系统,则 \mathbf{x} 为 MRF 当且仅当对任意的 $i \in S$ 满足:

$$\begin{cases} p(x_i) > 0 \\ p(x_i | x_j, j \neq i, j \in S) = p(x_i | x_j, j \in \eta) \end{cases} \quad (3)$$

邻域系统 η 描述了图像位置点的空间相关性,典型的 MRF 二阶邻域系统及其簇类型如图 1 所示.

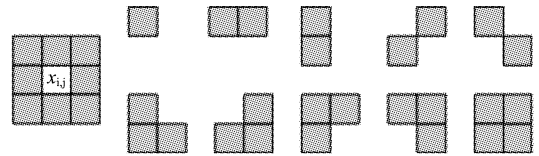


图 1 二阶邻域簇的类型

Fig. 1 Cliques of second order neighborhood

利用 MRF 与 Gibbs 随机场的等价原理^[1], \mathbf{x} 的联合概率 $p(\mathbf{x})$ 服从 Gibbs 分布

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}) &= \frac{1}{Z} \exp(-U(\mathbf{x})) \\ &= \frac{1}{Z} \exp(-\sum_{c \in C} V_c(\mathbf{x})) \end{aligned} \quad (4)$$

其中, $Z = \sum_{\mathbf{x}} \exp(-\sum_{c \in C} V_c(\mathbf{x}))$ 为归一化函数, c 为簇, C 为所有簇的集合, $V_c(\cdot)$ 为定义在簇 c 上的势函数, $U(\mathbf{x})$ 为能量函数.

式(2)中第二项 $p(\mathbf{y} | \mathbf{x})$ 为生成观测图像的模式,也称观测模型或似然分布.对整幅观测图像进行联合建模一般较为困难,且计算也十分复杂.通常考虑对单图像位置或局部图像区域中的观测图像进行建模,即

$$p(\mathbf{y} | \mathbf{x}) = \prod_{i \in S} p(y_i | x_i) \quad (5)$$

将联合观测模型 $p(\mathbf{y} | \mathbf{x})$ 简化表示为局部模型后,即可采用高斯或混合高斯分布对局部观测图像进行建模,即

$$p(y_i | x_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{x_i}}} \exp(-(y_i - \mu_i)^2 / 2\sigma_{x_i}^2) \quad (6)$$

或

$$p(y_i | x_i) = \sum_{m=1}^M \omega_m N(\mu_m, \sigma_m) \quad , \quad (7)$$

其中 $N(\mu_m, \sigma_m)$ 表示具有均值为 μ_m , 方差为 σ_m 的高斯分布, M 为混合分布中高斯分布的数目, σ_m 为第 m 个高斯分布的权值.

在先验模型和观测模型构建完毕后,即可依据最大后验准则,对图像进行标记处理.

2 局部统计特性与目标检测算法

目标检测问题可看作是图像中背景与目标的二元分类标记问题. 针对实际应用中背景环境复杂多变以及目标弱小的特点,本文首先对待标记图像的先验模型 $p(\mathbf{x})$ 进行建模,然后引入目标先验信杂比信息,利用图像局部统计特性对生成的观测图像模型 $p(\mathbf{y} | \mathbf{x})$ 进行建模,最后采用极大似然准则,利用经典 ICM (Iterated conditional mode) 方法对图像最优标记结果进行估计.

2.1 先验模型

不失一般性,采用经典的 Ising-Potts 模型,对待标记图像进行建模

$$p(x_i | x_j, j \in \eta) = \frac{1}{Z} \exp\{-U(x_i | x_j, j \in \eta)\} \quad , \quad (8)$$

式中能量函数定义为

$$U(x_i | x_j, j \in \eta) = -\frac{\beta}{|\eta|} \sum_{j \in \eta} \delta(x_i, x_j) \quad , \quad (9)$$

其中 $\delta(\bullet)$ 为 Kronecker delta 函数

$$\delta(a, b) = \begin{cases} 1, & \text{if } a = b \\ 0, & \text{if } a \neq b \end{cases} \quad , \quad (10)$$

$|\eta|$ 表示邻域中像素点的个数, β 为非负模型参数.

2.2 基于局部统计特性的观测模型

观测模型的准确度对目标检测性能有着重要的影响. 通常采用二维高斯分布形式对观测模型进行建模

$$p(y_i | x_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{x_i}} \exp\{-U(y_i | x_i)\} \quad , \quad (11)$$

式中能量函数定义为

$$U(y_i | x_i) = (y_i - \mu_{x_i^l})^2 / 2\sigma_{x_i^l}^2 \quad , \quad (12)$$

其中 $\mu_{x_i^l}$ 和 $\sigma_{x_i^l}^2$ 分别表示图像中第 l ($l \in \{0, 1\}$) 类像素的均值和方差^[7]

$$\begin{cases} \mu_{x_i^l} = \frac{\sum_{i \in S} y_i \cdot \delta(x_i, l)}{\sum_{i \in S} \delta(x_i, l)} \\ \sigma_{x_i^l}^2 = \frac{\sum_{i \in S} (y_i - \mu_{x_i^l})^2 \cdot \delta(x_i, l)}{\sum_{i \in S} \delta(x_i, l)} \end{cases} \quad . \quad (13)$$

分类像素的均值和方差通常依据每次迭代估计的标记结果进行求解. 实际应用中,由于背景复杂多变特性,每次迭代标记的结果都不尽相同,因而式(13)的结果具有很大的不确定性,从而导致算法迭代估计收敛慢、虚警率高等问题. 以图 2 为例,假设背景由 3 块区域构成,每块区域具有相似的灰度值,均值分别为 47.375、100.25 和 150.25;在三块区域中含有三个灰度值为 30 的弱目标,叠加在背景图像之后,总灰度值为 80、130 和 180.

45	48	46	98	93	102	152	148	144
51	80	48	104	130	101	147	180	157
45	45	51	99	100	105	150	149	155

图 2 背景及目标灰度示意图

Fig 2 Sketch of background and target

对于背景像素, $l=0$ 其均值 $\mu_{x_i^0} = 99.29$; 对于目标像素, $l=1$ 其均值 $\mu_{x_i^1} = 130$. 若两类像素方差分别为 $\sigma_{x_i^0} = 43$, $\sigma_{x_i^1} = 50$, 则对于灰度均值为 150.25 的背景区域, 由于

$$p(y_i = 150 | x_i = 0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \times 43} \exp\left(-\frac{(150 - 99.29)^2}{2 \times 43^2}\right) \quad , \quad (14)$$

$$< p(y_i = 150 | x_i = 1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \times 50}$$

$$\exp\left(-\frac{(150 - 130)^2}{2 \times 50^2}\right)$$

即易于将具有高灰度值的背景区域标记为目标,而导致大量的虚警.

研究表明^[8], 背景在空域上一般表现为二阶 AR (Auto regressive) 模型, 而目标则表现为二维点扩散脉冲信号. 为避免收敛速度慢和大量虚警问题, 采用局部背景统计特性并结合先验的目标信杂比信息对进行修正. 首先根据局部背景统计特性给出背景分类像素均值与方差的计算公式:

$$\begin{cases} \mu_{x_i^0} = \frac{\sum_{i \in \eta} y_i \cdot \delta(x_i, 0)}{\sum_{i \in \eta} \delta(x_i, 0)} \\ \sigma_{x_i^0}^2 = \frac{\sum_{i \in \eta} (y_i - \mu_{x_i^0})^2 \cdot \delta(x_i, 0)}{\sum_{i \in \eta} \delta(x_i, 0)} \end{cases}, \quad (15)$$

式中 η 为 x_i 的邻域.

其次,结合目标信杂比 (*SCR*) 等先验信息和背景局部统计特性给出目标分类像素均值与方差的计算公式

$$\mu_{x_i^1} = SCR \cdot \mu_{x_i^0}, \sigma_{x_i^1}^2 > \sigma_{x_i^0}^2, \quad (16)$$

其中 $SCR = (\mu_t - \mu_b) / \sigma_b$, μ_t 为目标像素的总灰度值, μ_b 为目标像素处背景的灰度值, σ_b 为输入背景图像方差. 由于 *SCR* 采用图像灰度值进行计算, 因此文中目标信杂比是目标信号强度与背景杂波、相机噪声综合比值的反映.

仍以图 2 为例,修正后对于具有高灰度值的背景区域有

$$\begin{aligned} p(y_i = 150 | x_i = 0) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi} \times 43} \\ &\exp\left(-\frac{(150 - 150.25)^2}{2 \times 43^2}\right) \\ &> p(y_i = 150 | x_i = 1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \times 50} \\ &\exp\left(-\frac{(150 - 130)^2}{2 \times 50^2}\right) \end{aligned}, \quad (17)$$

即高灰度值背景区域可得到正确的标记,避免了大量虚警的产生.

2.3 参数估计

式(8)先验模型和观测模型构建完毕后,即可采用极大后验概率估计对图像最优标记结果进行估计

$$\hat{x}_i = \arg \max p(x_i | x_j, j \in \eta) p(y_i | x_i, \eta). \quad (18)$$

采用经典 ICM 方法对待标记图像进行最优估计求解,算法步骤如下:

Step1:初始化. 通常初始化参数 \hat{x}^0 的取值与 ICM 最优估计结果有着密切的联系,为使标记结果尽快收敛,一般采用 K-mean 算法确定初始参数 \hat{x}^0 . 由于本文采用图像局部统计特性以及目标先验信杂比信息对观测模型进行建模,降低了模型参数与标记结果间的关联性,在保证算法性能的同时,增强了算法的鲁棒性. 为验证本文算法的性能,初始参数 \hat{x}^0 在集合 $\{0, 1\}$ 间随机取值.

Step2:迭代求解. 假设经过 k 次迭代后,估计的标记结果为 \hat{x}^k ,则依次执行以下估计步骤

(1)依据式(8)和式(9)计算先验模型概率 $p(x_i^k | x_j^k, j \in \eta)$;

(2)依据标记结果 \hat{x}^k 以及公式(15)和(16)分别计算背景与目标分类像素的均值 $\mu_{x_i^0}^{k+1}$ 、 $\mu_{x_i^1}^{k+1}$ 以及方差 $\sigma_{x_i^0}^{k+1}$ 、 $\sigma_{x_i^1}^{k+1}$;

(3)依据式(11)、式(12)以及背景与目标分类像素的均值与方差,计算观测模型概率 $p(y_i | x_i^k, \eta)$;

(4)确定最优估计结果

$$\begin{aligned} \hat{x}_i^{k+1} &= \arg \max_{l \in \{0, 1\}} p(x_i = l | x_j^k, j \in \eta) \\ &\quad \cdot p(y_i | x_i^k, x_i = l) \end{aligned}. \quad (19)$$

Step3:停止条件. 与 \hat{x}^k 相比,若 \hat{x}^{k+1} 仅有少量像素标记结果与之不同,则认为 \hat{x}^{k+1} 为最优标记结果,算法停止迭代.

3 仿真试验与分析

采用不同场景下大小为 64×64 的红外图像进行仿真试验,如图 3 所示. 其中 A1 为均匀背景杂波场景, B1 为复杂弱背景杂波场景, C1 为复杂强背景杂波场景. 通过嵌入不同强度的目标,并添加相机噪声后,仿真合成待处理图像 (A2, B2, C2); 分别采用经典 MRF 模型 (C-MRF-M, Classic MRF model) 和本文所基于局部统计特性 MRF 模型 (MRF-M-LSC, MRF model based on local statistic characteristic) 进行目标检测处理. 检测结果如图 3 所示,其中 A3、B3、C3 为采用 C-MRF-M 模型的检测结果, A4、B4、C4 为采用 MRF-M-LSC 模型的检测结果. 算法仿真软件环境为 Matlab R2007a, 硬件环境为 Core 2 @ 2.9GHz. 仿真中假设目标与相机噪声的能量比值为 4, 不同场景图像中添加目标的信杂比信息见表 1.

对比场景 A 中 A3 与 A4 目标检测结果可以看出,当背景杂波较为均匀,即输入背景标准差较小时,采用两种模型对目标检测处理结果的差异不大,这是由于背景杂波均匀,输入图像标准差与图像局部标准差之间的差异较小的缘故(标准差数据见表 1). 对比场景 B 中 B3 与 B4、场景 C 中 C3 与 C4 目标检测结果,当背景杂波较为复杂,即输入图像标准差较大时,采用本文所提 MRF-M-LSC 模型比 C-MRF-M 模型具有更低的虚警率,这是由于采用局部统计特性与目标信杂比先验信息建立的观测模型更加准确的缘故.

进一步分析算法收敛速度,如图 4 可知,由于采用图像局部统计特性和先验的目标信杂比等信息,

表 1 目标信杂比

Table 1 The SCR of Various targets

Target NO.		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
A	σ_η	9.6	10.3	10.5	11.9	10.7	10.4	10.7	11.1	13.1	11.2
	σ_b	7.0	7.0	7.0	7.0	7.0	7.0	7.0	7.0	7.0	7.0
	μ_t	132.8	113.9	146.3	138.7	142.6	133.1	137.5	135.6	152.8	148.6
	μ_b	98.5	91.8	103.9	95.1	98.4	97.6	94.7	93.7	95.5	99.3
	SCR	4.9	3.2	6.1	6.2	6.3	5.1	6.1	6.0	8.2	7.1
B	σ_η	19.4	20.0	16.6	21.9	21.8	14.5	19.9	16.9	18.9	14.2
	σ_b	24.9	24.9	24.9	24.9	24.9	24.9	24.9	24.9	24.9	24.9
	μ_t	158.4	147.1	129.5	152.2	197.2	104.7	137.8	98.1	124.1	144.1
	μ_b	85.0	84.8	68.7	80.6	109.6	42.6	45.4	30.8	47.6	87.1
	SCR	2.9	2.5	2.4	2.9	3.5	2.5	3.7	2.7	3.1	2.3
C	σ_η	14.7	13.7	14.1	20.2	18.6	16.9	13.7	15.4	11.8	14.3
	σ_b	30.6	30.6	30.6	30.6	30.6	30.6	30.6	30.6	30.6	30.6
	μ_t	196.4	200.9	196.5	216.9	230.5	212.6	178.9	229.2	169.1	173.4
	μ_b	135.2	148.7	145.8	127.8	144.7	139.8	127.1	167.	125.3	124.1
	SCR	2.0	1.7	1.7	2.9	2.8	2.4	1.7	2.0	1.4	1.6

注:表中 σ_η 为目标所处 5×5 区域的局部统计标准方差。

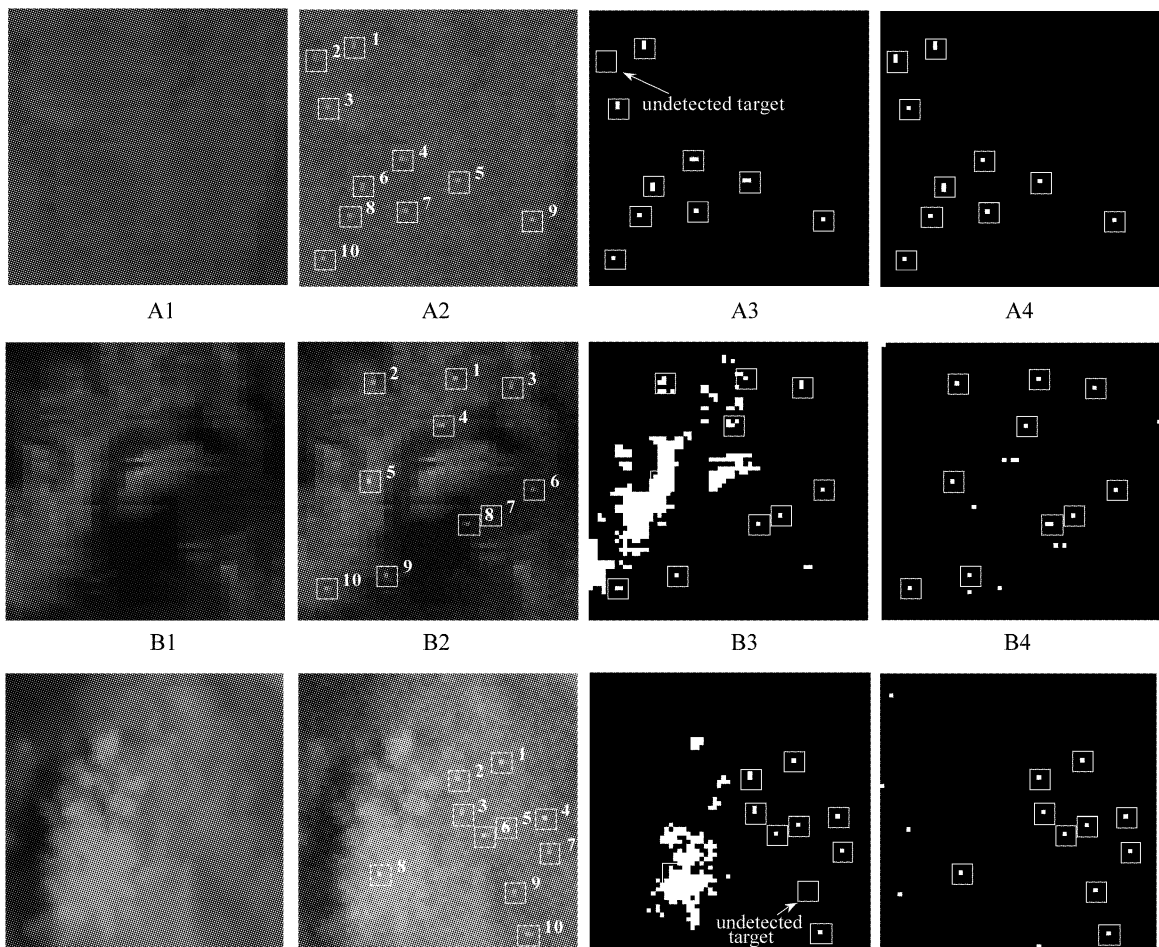


图 3 两种算法试验结果. A1, B1, C1 为原始背景图像 A2, B2, C2 为待处理图像(包含目标和噪声) A3, B3, C3 为 C-MRF-M 目标检测结果图像 A4, B4, C4 为 MRF-M-LSC 目标检测结果图像

Fig. 3 Experimental results of two different algorithms. A1, B1, C1 are original background images; A2, B2, C2 are unprocessed images including targets and noises; A3, B3, C3 show target detection results by C-MRF-M; A4, B4, C4 show target detection results by MRF-M-LSC

降低了标记结果与模型参数间的相关性,因此与经典的 MRF 模型相比,采用本文所提基于局部统计特性的 MRF 模型具有更快的收敛速度,通常通过 2 至 3 次迭代即可收敛。

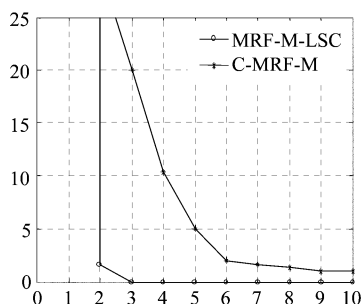


图 4 每步迭代标记结果变化像素个数
Fig 4 The changes of pixel number with each iteration

4 结论

针对复杂背景中的弱小目标检测问题,基于 MRF 理论,通过引入目标信杂比等先验信息和图像局部统计特性对 MRF 后验概率进行建模,有效提高了模型的准确性.算法在保证目标标记结果准确性的同时,有效降低了单帧图像背景的错误标记概率。

另外,由于算法降低了标记结果与模型参数间的相关性,因而提高了最优标记估计的收敛速度.最后通过仿真试验证明了上述结论的正确性。

REFERENCES

- [1] LI Z Stan. *Markov random field modeling in image analysis 3rd Edition*[M]. Springer Verlag Inc., 2009, 1-30.
- [2] Poggi G, Ragozini R P. Image segmentation by tree-structured Markov random fields [J]. *IEEE signal process letters*, 1999, **6**(7): 155-157.
- [3] ZHONG ping. *Random Field Models for Image Labeling* [D]. Changsha: National University of Defense Technology (钟平. 面向图像标记的随机场模型研究. 长沙:国防科学技术大学), 2008.
- [4] J Scharcanski, C R Jung, R T Clarke. Adaptive image denoising using scale and space consistency [J] *IEEE Trans. Image Process*, 2002, **11**(9): 1092-1101.
- [5] Sun Xin-de, Fang Gui-zhen. Infrared small targets detection based on MRF Model [J]. *Procedia Engineering*, 2012, **29**: 420-424.
- [6] Toufiq Parag. Coupled label and intensity MRF models for IR target detection[C]. *IEEE Computer Society Conference on CVPRW*, 2011, 7-13.
- [7] ZHONG Ping, WANG Run-sheng. Image segmentation based on Markov random fields with adaptive neighborhood systems[J]. *Optical Engineering*, 2006, **45**(9): 097202.
- [8] Tzannes Alexis P, Brooks D H. Detecting small moving objects using temporal hypothesis testing [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2002, **38**(2): 570-586.
- [9] (上接 393 页)
- [17] Charles J P, Mekkaoui-Allaoui I, Bordure G. A critical study of the effectiveness of the single and double exponential models for $I - V$ characterization of solar cells[J]. *Solid-state Electronics*, 1985, **28**(8): 807-820.
- [18] Datta S K, Mukhopadhyay K, Bandopadhyay S, et al. An improved technique for the determination of solar cell parameters[J]. *Solid State Electronics*, 1992, **35**(11): 1667-1673.
- [19] Bouzidi K, Chegaar M, Nehaoua N. New method to extract the parameters of solar cells from their illuminated $I - V$ curve[C]. 4th International Conference on Computer Integrated Manufacturing, Setif, Algeria. 2007:1-4.
- [20] Easwarakhanthan T, Bottin J, Bouhouch I, et al. Micro-computer-controlled simulator of a photovoltaic generator using a programmable voltage generator [J]. *Solar Cells*, 1986, **17**(2-3): 383-390.
- [21] Chan D S H, Phillips J R, Phang J C H. A comparative study of extraction methods for solar cell model parameters [J]. *Solid-state Electronics*, 1986, **29**(3): 329-337.
- [22] Werner J H. Schottky barrier and pn-junction I/V plots - Small signal evaluation[J]. *Applied Physics A*, 1988, **47**: 291-300.
- [23] Chegaar M, Ouennoughi Z, Hoffmann A. A new method for evaluating illuminated solar cell parameters[J]. *Solid State Electronics*, 2001, **45**(2): 293-296.
- [24] Durose K, Edwards P R, Halliday D P. Materials aspects of CdTe/CdS solar cells[J]. *Journal of Crystal Growth*, 1999, **197**: 733-742.
- [25] Stollwerck G, Sites J R. Analysis of CdTe Back-Contact Barriers[C]. Proceedings of the 13th European PVSEC, Nice, 1995, 2020-2022.
- [26] Sze S M. *Physics of Semiconductor Devices* [M], New York: Wiley, 1981: 279.
- [27] Demtsu S H, Sites J R. Effect of back-contact barrier on thin-film CdTe solar cells[J]. *Thin Solid Films*, 2006, **510**: 320-324.
- [28] Bashahu M, Nkundabakura P. Review and tests of methods for the determination of the solar cell junction ideality factors[J]. *Solar Energy*, 2007, **81**(7): 856-863.
- [29] BASHAHU M, HABYARIMANA A. Review and test of Methods for Determination of the Solar Cell Series Resistance[J]. *Renewable Energy*, 1995, **6**(2): 129-138.
- [30] Erees Q. B. Macabebe, E. Ernest van Dyk. Parameter extraction from dark current - voltage characteristics of solar cells [J]. *South African Journal of Science*, 2008, **104**: 401-404.
- [31] AMADOR R, LOPEZ R. Accurate Analytical Method for the Extraction of Solar Cell Model Parameters[J]. *Electronics Letters*, 1984, **20**(10): 406-408.
- [32] Sites J, Mauk P. Diode quality factor determination for thin-film solar cells[J]. *solar cells*, 1989, **27**: 411-417.