

文章编号: 2095-4980(2023)09-1109-08

改进特征空间的红外弱小目标背景建模法

樊香所^{1,2}, 文良华¹, 徐兴贵^{*3}, 徐智勇⁴, 冉兵⁴

(1. 宜宾学院 智能制造学部, 四川 宜宾 644000; 2. 广西科技大学 广西土方机械协同创新中心, 广西 柳州 545006;
3. 云南财经大学 信息学院, 云南 昆明 650221; 4. 中国科学院 光电技术研究所, 四川 成都 610209)

摘要: 为有效去除动态背景对弱小目标信号的干扰, 提出改进特征空间的红外弱小目标背景建模法来抑制背景。先采用改进的各向异性滤波算法从空域角度进行滤波以约束图像各个组分的差异, 紧接着取连续时间域上多帧滤波后的图像组成一个特征矩阵, 借助于主成分分析法进行特征分解, 最后将输入图像投影到特征空间上进行背景建模, 同时为了适应动态变化的背景, 在时域上以一定学习率来更新背景模型。实验结果表明, 提出的算法比传统的算法取得更好的背景估计效果, 结构相似性 *SSIM*、对比度增益 *I* 和背景抑制因子 *B_{IF}* 分别大于 0.97、15.46 和 5.25。

关键词: 弱小目标; 动态背景建模; 各向异性滤波; 主成分分析

中图分类号: TP391

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2021115

Infrared dim small target background modeling based on improved eigenspace mode

FAN Xiangsu^{1,2}, WEN Lianghua¹, XU Xinggui^{*3}, XU Zhiyong⁴, RAN Bing⁴

(1. Division of Intelligence Manufacturing, Yibin University, Yibin Sichuan 644000, China;
2. Guangxi Earthmoving Machinery Collaborative Innovation Center, Guangxi University of Science and Technology, Liuzhou Guangxi 545006, China; 3. School of Information, Yunnan University of Finance and Economics, Kunming Yunnan 650221, China;
4. Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu Sichuan 610209, China)

Abstract: A background modeling method of infrared dim small target based on improved eigenspace is proposed in order to effectively remove the interference of dynamic background on dim small target signal. Firstly, an improved anisotropic filtering algorithm is employed to filter from the spatial perspective to constrain the differences of each component of the image. Then, a feature matrix is formed from the filtered images in the continuous time domain, and the Principal Component Analysis (PCA) is adopted to perform feature decomposition. Finally, the input image is projected onto the eigenspace for background modeling. As to adapt to the dynamic background, the background model is updated with a certain learning rate in temporal domain. Experimental results show that the proposed algorithm achieves better background estimation effect than the traditional algorithm. The structural similarity *SSIM*, contrast gain *I* and background suppression factor *B_{IF}* are greater than 0.97, 15.46 and 5.25 respectively.

Keywords: dim and small target; dynamic background modeling; anisotropic filtering; Principal Component Analysis

光电成像探测系统在成像过程中容易受到动态背景杂波的干扰, 使得目标信号常被背景淹没, 给目标检测带来困难^[1]。故需要对图像进行预处理来抑制大部分背景噪声, 降低背景对目标检测的影响。目前流行的预处理手段主要有: 背景建模法和机器学习建模法。其中背景建模法主要包括时域、空域、频域滤波的背景估计法。时域滤波有高阶相关法^[2]和高阶累积量法^[3]; 空域滤波有中值滤波^[4]、Top-Hat 滤波^[5]、核各向异性滤波^[6]、双边

收稿日期: 2021-03-22; 修回日期: 2021-07-29

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(62001129; 61975171); 广西自然科学基金资助项目(2021GXNSFBA075029); 广西科技基地和人才专项资助项目(2019AC20147)

*通信作者: 徐兴贵 email: xu_xinggui@126.com

滤波^[7]等；频域滤波主要有自适应 Butterworth 滤波^[8]、高通滤波^[9]、小波变换滤波^[10]等，这些背景建模法对于背景平稳或是目标与信号对比度较高的场景，建模效果较好，但当面临动态背景时，红外小目标由于受光照强度分布不均的影响而导致图像中含有较多的非平稳边缘轮廓区，上述传统算法难以去除边缘轮廓噪点。

针对上述传统算法的缺陷，众多研究人员开展基于机器学习的建模法，如，Oliver 等提出的基于特征空间的背景减除法^[11]，此法主要实现目标和背景的区别，但在光照不均匀的场景中背景建模效果不佳；研究人员采用混合高斯模型来进行背景建模^[12-14]，通过估计模型来进行背景预测，但难以适应动态变化的背景；稀疏字典^[15]和神经网络法^[16-19]在场景发生变化时，训练好的模型不能动态地更新参数，导致检测结果中虚警率较高。针对这些算法在面临动态变化的场景检测效果不佳的问题，文中提出了改进特征空间的红外弱小目标背景建模法。先利用改进的各向异性滤波来突显图像各个组分的差异，紧接着取连续时间域上多帧滤波后的图像组成一个特征矩阵，并采用主成分分析法来获取图像中最主要的特征空间向量以构造背景图像，同时为了适应动态变化的背景，在时域上以一定学习率来更新背景模型。

1 特征空间的背景建模法

在成像系统中，图像由静态的背景+动态成分(目标和噪声)构成，为了从图像中提取运动的目标，文献[11]通过构建表征背景的特征空间来实现背景建模。文献[11]从序列图像中取 N 帧图像作为训练样本，并同时计算该训练样本的均值和协方差矩阵，接着对该协方差矩阵进行特征值分解获得特征值和特征向量，为了减少数据的维度，采用主成分分析(PCA)对特征向量进行降维，获取前 M 个特征值对应的特征向量，组成特征空间矩阵，同时将输入图像投影到特征空间矩阵上进行重构获取图像背景。分析发现，文献[11]提出的算法采用特征空间来描述背景的概率分布模型，其可很好地描述图像中的静态部分。具体如下：

1) 取时间域上的 N_1 帧原始图像 f 组成一个训练样本矩阵 X ，矩阵的维度为 $[N_1, H \times W]$ ，其中 H 和 W 分别为图像的高度和宽度，最后对该矩阵进行去中心化处理，具体公式如下：

$$X' = \begin{bmatrix} X_{(1,1)} - \bar{X}_1 & X_{(1,2)} - \bar{X}_2 & \cdots & X_{(1,b)} - \bar{X}_b \\ X_{(2,1)} - \bar{X}_1 & X_{(2,2)} - \bar{X}_2 & \cdots & X_{(2,b)} - \bar{X}_b \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{(a,1)} - \bar{X}_1 & X_{(a,2)} - \bar{X}_2 & \cdots & X_{(a,b)} - \bar{X}_b \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中： a 和 b 为样本矩阵 X 的行、列数， $a = 1, 2, \dots, N_1$ ， $b = 1, 2, \dots, H \times W$ ； \bar{X}_b 为第 b 列矩阵 X 的均值； X' 为去中心化后的矩阵；

2) 计算矩阵 X' 的协方差，具体公式如下：

$$\begin{cases} Z = \begin{bmatrix} X'_{(1,1)} - \bar{X}'_1 & X'_{(1,2)} - \bar{X}'_2 & \cdots & X'_{(1,b)} - \bar{X}'_b \\ X'_{(2,1)} - \bar{X}'_1 & X'_{(2,2)} - \bar{X}'_2 & \cdots & X'_{(2,b)} - \bar{X}'_b \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X'_{(a,1)} - \bar{X}'_1 & X'_{(a,2)} - \bar{X}'_2 & \cdots & X'_{(a,b)} - \bar{X}'_b \end{bmatrix} \\ Z_{\text{cov}} = \frac{1}{N} Z^T Z \end{cases} \quad (2)$$

式中： \bar{X}'_b 为第 b 列矩阵 X' 的均值； $X'_{(a,b)}$ 为像元 (a, b) 在矩阵 X' 中的值； Z_{cov} 为协方差矩阵。

3) 对协方差矩阵 Z_{cov} 进行奇异值分解，得到特征值和特征向量 U ，并取前 P 个最大的特征值对应的特征向量，组成特征空间矩阵 U_p ，同时将输入图像投影到特征空间矩阵上构建图像背景，具体表达式如下：

$$B_k = f_k \times U_p^T \quad (3)$$

式中： f_k 为 k 时刻的输入图像； B_k 为 k 时刻的背景图像，其通过将输入图像投影到特征空间矩阵 U_p 上重构得到。

2 改进特征空间动态建模法

文献[10]提出的特征空间建模法，其对于动态场景中，当面临较多非平稳边缘轮廓背景时，存在背景建模不足的情况，如图1所示。从图1中可知，在

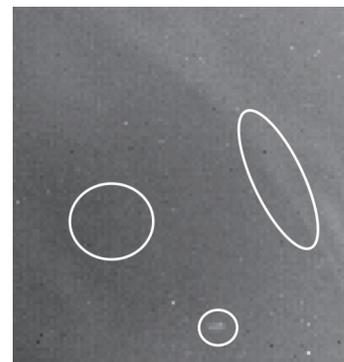


Fig.1 Dynamic scene
图1 动态场景图

外场观测中，随着观测区域和入射光角度等的变化，目标运动在不同的跨度区，探测器靶面接收到的光辐射能量分布不一，导致图像的亮度分布不均匀，图像上含有较多的非平稳边缘轮廓背景区对弱小信号造成严重的干扰。如果仍采用基于时域信息来构建特征空间模型进行建模，仅能提取图像中平稳背景部分。因此，为了进一步提取非平稳背景区，需要借助空域滤波算法来利用像元在局部空间域的梯度差异来划分图像的不同组分。

为了达到很好区分图像各个组分的差异，考虑到核各向异性滤波算法对动态变化或大跨度背景具有较好提取的背景特性，将其引入文中，并对其进行改进。文献[6]通过结合核各向异性扩散函数来构建目标在 4 个不同方向的梯度差，实现区分图像各个组分的差异，目标在空域范围内 4 个不同方向差，具体表达式如下：

$$\begin{cases} \Delta f_U = f(i,j) - f(i - step, j) \\ \Delta f_D = f(i,j) - f(i + step, j) \\ \Delta f_L = f(i,j) - f(i, j - step) \\ \Delta f_R = f(i,j) - f(i, j + step) \end{cases} \quad (4)$$

式中： f 为输入图像； Δf_U 、 Δf_D 、 Δf_L 和 Δf_R 是指以像元 $f(i,j)$ 为中心的上、下、左和右 4 个方向的梯度差； $step$ 为 2 个像元间的步长。由 4 个不同方向的梯度差，文献[6]定义各向异性滤波函数，具体如下：

$$\begin{cases} f'(i,j) = \frac{1}{4} [c(\Delta f_U) \times \Delta f_U + c(\Delta f_D) \times \Delta f_D \\ + c(\Delta f_L) \times \Delta f_L + c(\Delta f_R) \times \Delta f_R] \\ c(\Delta f) = \frac{1}{1 + \exp[-C(\Delta f/k - 1)]} \end{cases} \quad (5)$$

式中： (i,j) 为像元点的坐标位置； $f'(i,j)$ 为滤波后的结果； C 为调节参数， k 为扩散系数，两者主要用来调整曲线的走形，以适应不同场景中起伏的背景，且经过实验如图 2 所示，当 C 取数值 20， k 取 100 时，函数可以在较低的梯度获得较高的函数值，利于对背景进行抑制。

结合图 1 研究发现，如果仅是将空间邻域内 4 个方向的核扩散函数值的均值作为滤波结果，这样滤波后图像中含有较多的非平稳背景区，背景信息提取不充分，导致不利于后续目标信号的提取。究其原因在于：当像元处于平稳背景与非平稳背景跨度区域时，空域范围内 4 个方向至少有 2 个方向的核扩散函数值较大，简单地求取 4 个方向的均值，使得处于非平稳背景区与目标区域的像元差异不明显，难以区分这两部分的差异，为了有效解决这种情况，本文对上述滤波函数进行改进，在分析目标和背景在空域范围内的梯度差异时，选取 4 个方向中核扩散函数值最小的 2 个方向的均值作为滤波结果，这样对于背景区（平稳+非平稳）将采用较小的扩散系数，极大可能地保留这两部分信息，很好地完成背景信息的提取。改进的核各向异性滤波表达式如下：

$$[\min_1, \min_2] = \text{sort_min} \{c_1(\Delta f_U) \cdot \Delta f_U, c_1(\Delta f_D) \cdot \Delta f_D, c_1(\Delta f_L) \cdot \Delta f_L, c_1(\Delta f_R) \cdot \Delta f_R\} \quad (6)$$

$$f'(i,j) = \frac{1}{2} \times [\min_1 + \min_2] \quad (7)$$

式中： sort_min 为从小到大排序函数； \min_1 和 \min_2 分别是 4 个方向中核扩散函数值最小的 2 个参数，采用这 2 个参数的均值对图像进行滤波。

根据上述分析，提出结合时空域信息的特征空间背景建模法，算法具体流程如下：

- 1) 采用改进的核各向异性对图像进行滤波，该算法有效利用了像元点空域信息来区分背景区和目标区，紧接着取时间域上的 N_1 帧滤波后的图像 f' 组成一个训练样本矩阵 X ，并采用式(1)对该矩阵进行去中心化处理，记为 X' ；
- 2) 采用式(2)计算矩阵 X' 的协方差，记为 Z_{cov} ；
- 3) 对协方差矩阵 Z_{cov} 进行奇异值分解，获取前 P 个最大的特征值对应的特征向量来构成特征空间矩阵 U_P ，

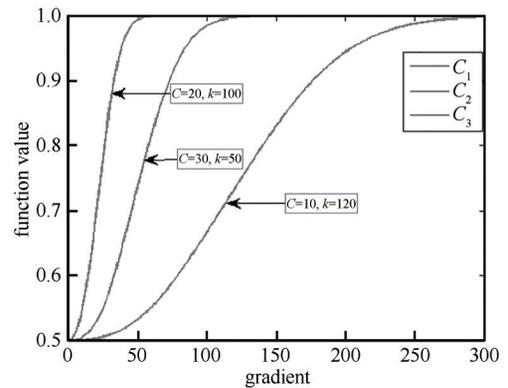


Fig.2 Relationship among C, k values and function
图 2 C, k 取值与函数的关系

并采用式(3)来获取图像背景；

4) 更新背景模型。随着时间的推移，背景模型会随着观测场景的变化而变化，为了适应动态变化的场景，引入一种背景模型更新策略，具体操作：假定 B_k 为 k 时刻获取的背景图像，采用欧式距离来衡量当前时刻是否需要更新背景模型，如果当前时刻的输入图像与背景图像欧式距离大于预设阈值 Th ，则以一定学习率来自适应更新背景模型。相应的更新公式如下：

$$B_k = \begin{cases} (1-\beta) \times B_{k-1} + \beta \times B_k, & \text{Dist}(f_k, B_k) > Th \\ B_k & \text{others} \end{cases} \quad (8)$$

式中： $\beta \in [0, 1]$ 为权值系数，用来调节当前时刻背景图像与输入图像的权值比重； $\text{Dist}(f_k, B_k)$ 为 k 时刻输入图像与背景图像的欧式距离，文中 $\beta = 0.3$ ， $Th = 200$ 。

3 结果与分析

3.1 参数分析

主成分的特征空间维度 P 和时域上构成训练样本的帧数 N_1 影响背景的建模效果，文中先分析主成分的特征向量的维度 P ，绘制了特征向量的维度 P 与贡献率间的关系图，如图 3 所示。

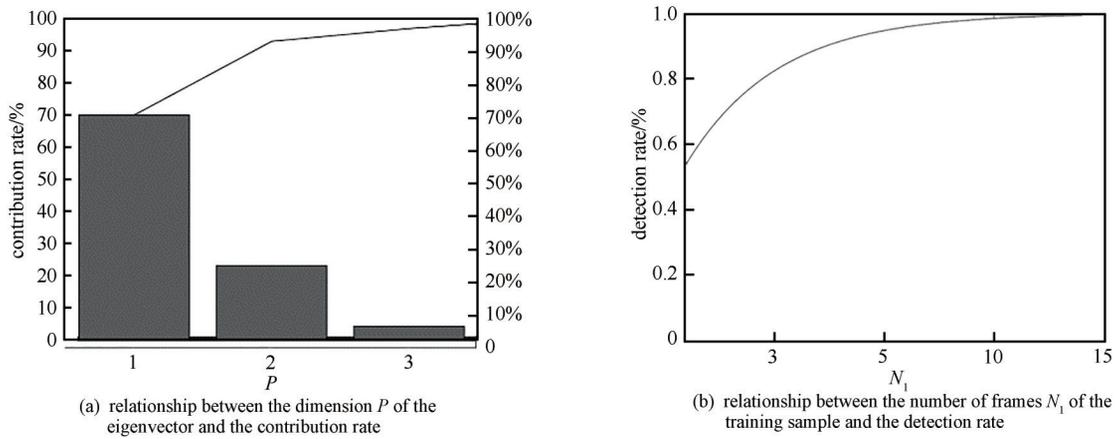


Fig.3 Parameter analysis
图3 参数分析图

从图 3(a) 可看出由于前期采用改进的核各向异性先对图像进行滤波，这样有效保留图像的背景成分，再采用 PCA 来从时域上估计背景，因此当取 $P=3$ 时，背景主要成分的贡献率超过 95%，所以仅选取前 3 个特征值对应的特征向量来参加背景模型的构建就足够，这样既可对数据进行降维，也有效节省模型构建的时间。同时为了有效评估训练帧数 N_1 对建模效果的影响，通过本文提出的算法得到背景图像后，再将原始图像与背景图像作差分处理获取差分图，再计算相应差分目标的检测率，绘制帧数 N_1 与检测率关系图，如图 3(b) 所示，从图中看出随着帧数的增多检测率随之升高，当 $N_1=5$ 时，检测率达到 90%，可满足检测的需求，用于训练的帧数越多，所需时间越多，所以从折中的角度，取 $N_1=5$ 。

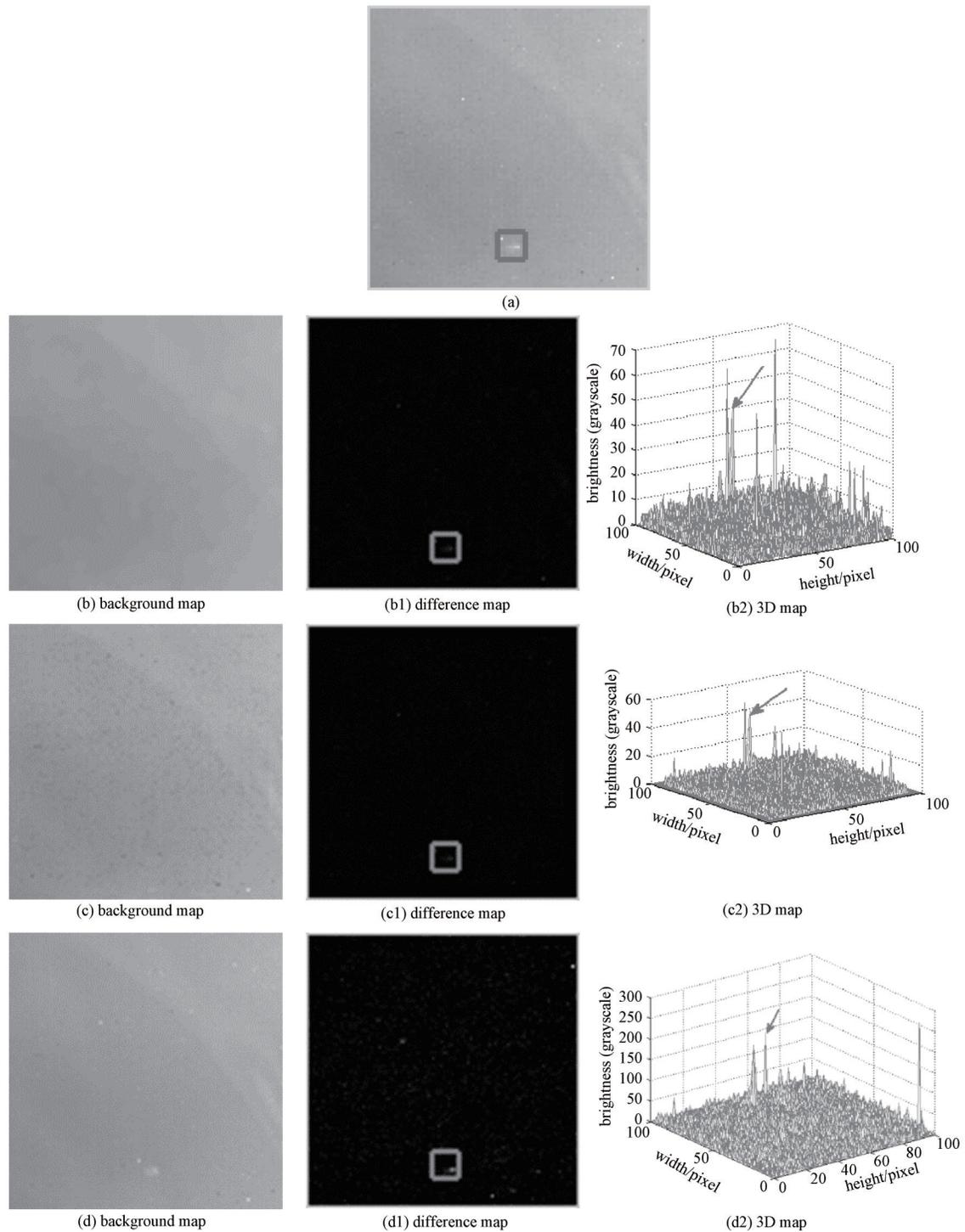
3.2 背景建模结果分析

为了对比不同算法的背景估计效果，文中采用结构相似性 SSIM (Structural Similarity)、对比度增益 I 和背景抑制因子 B_{IF} 来定量评价背景建模的效果，其中结构相似性 SSIM 表示的是背景预测图像与原图相似性，其数值越大，效果越好；对比度增益 I 数值越大说明算法保留目标信号越好，便于后续处理；背景抑制因子 B_{IF} 体现出算法对背景的抑制能力，数值越大效果越好。故而本文运用上述 3 个指标对算法进行评估，各个指标如下所示：

$$\begin{cases} SSIM = \frac{(2\mu_r \mu_f + \varepsilon_1)(2\sigma_{rf} + \varepsilon_2)}{(\mu_r^2 + \mu_f^2 + \varepsilon_1)(\sigma_r^2 + \sigma_f^2 + \varepsilon_2)} \\ R = |E_t - E_b| / |E_t + E_b| \\ I = R_{out} / R_{in} \\ B_{IF} = \sigma_{in} / \sigma_{out} \end{cases} \quad (9)$$

式中： μ_r 和 σ_r 分别为输入图像的均值和标准差； σ_{nr} 为输入图像与背景图像的协方差； ε_1 和 ε_2 为常数； E_t 和 E_b 分别为目标区域和背景区域的均值； R_{in} 和 R_{out} 分别为原始图像与差分图像的对比度； I 为对比度增益； σ_{in} 和 σ_{out} 分别为输入图像与差分图像的均方差； B_{IF} 为背景抑制因子。

文中将本文提出的背景估计算法与文献[5]的改进 Top-Hat、文献[6]的核各向异性滤波、文献[11]的特征空间背景建模法、文献[13]的混合高斯模型和文献[19]提出的卷积去噪自动编码器网络(Convolutional Denoising Autoencoder network, CDAE)进行比较，选用相同的图像来评价不同算法的背景估计效果，见图 4。



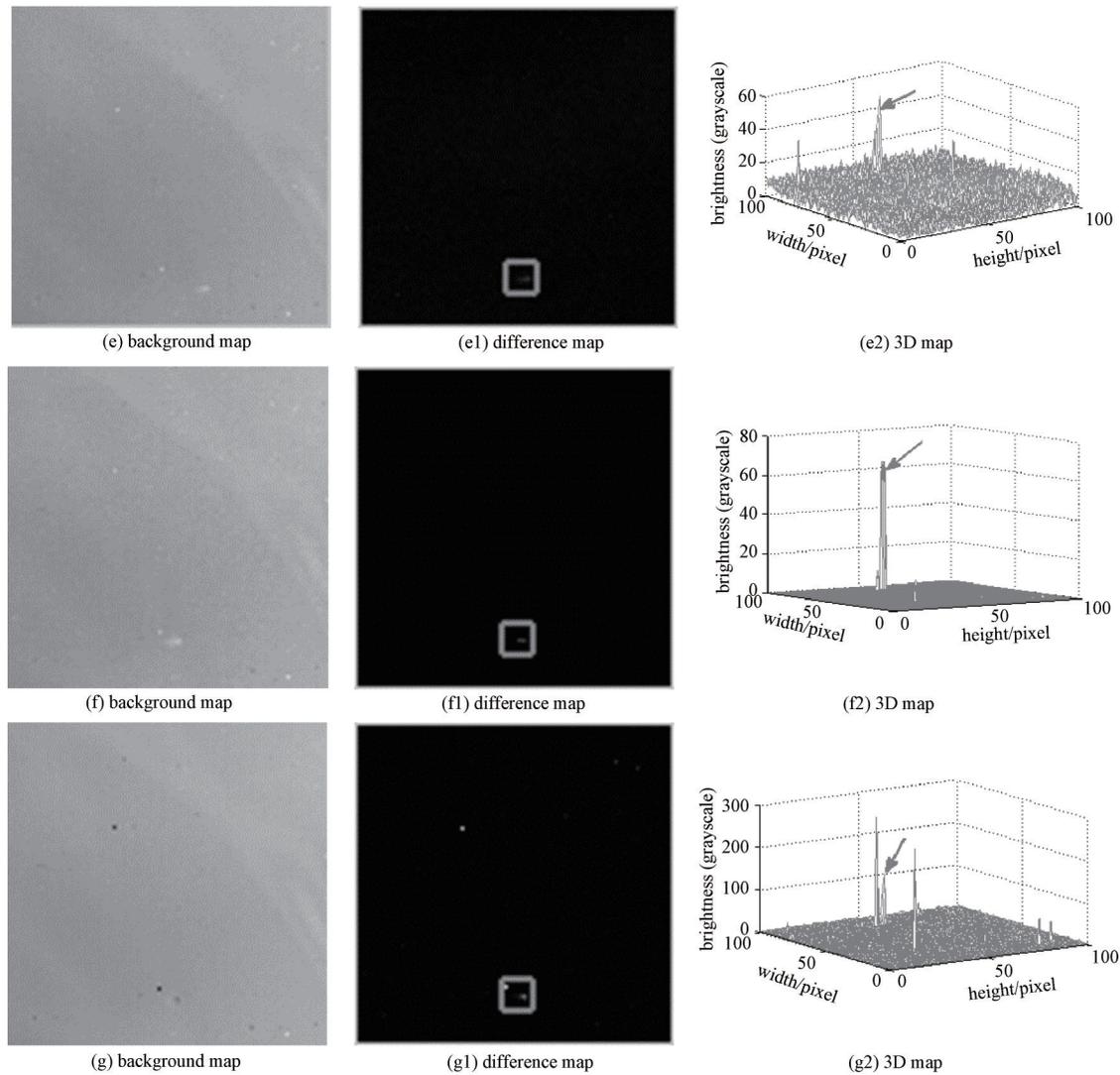


Fig.4 Background estimation effect of different algorithms

图4 不同算法的背景估计效果

图4中,(a)为输入图像;(b)~(b2)分别为文献[5]获取的背景图、差分图和三维图;(c)~(c2)分别为文献[6]获取的背景图、差分图和三维图;(d)~(d2)分别为文献[11]获取的背景图、差分图和三维图;(e)~(e2)分别为文献[13]获取的背景图、差分图和三维图;(f)~(f2)分别为文献[19]获取的背景图、差分图和三维图;(g)~(g2)分别为本文算法获取的背景图、差分图和三维图。从图4可以看出,改进的Top-Hat采用内外结构元素相结合的优势,充分利用不同尺度的结构元素,有效进行背景建模,但其获取的背景图像较模糊,对于低信噪比的图像滤波后差分图中具有较多的噪点;核各向异性滤波由于仅是简单地对邻域范围内的4个方向的扩散函数求均值,这样获取的差分图含有较多的边缘轮廓区,难以区分目标与边缘轮廓的差异;特征空间背景建模法的背景建模效果与训练样本的帧数有关,采用较多的帧数用以提取图像的主要成分,效果较好,但对于动态的场景,由于模型没有加入背景机制,当背景光发生变化时,差分图含有较多的虚假目标;混合高斯模型主要利用统计特性从场景中获取估计参数,该算法易受背景光的影响,差分图中含有较多的背景杂波,同时获取的目标信号较弱;文献[19]提出的CDAE深度学习弱小目标检测算法,其使用去噪自编码网络将目标当作噪声进行降噪处理,获取背景图像,进而将背景图像与原始图像作差分处理以提取目标信号,该方法由于将目标信号当作噪声,其在获取背景图像过程中,当面临目标与背景对比度不高的场景或是噪点与目标差异不大时,背景图像中会保留部分的目标信息,导致差分图中目标信号较弱;本文提出的算法先采用改进的核各向异性利用像元的空域信息进行滤波,紧接着从时域上建立特征空间模型来构建图像的背景,并加入背景更新机制,有效适应动态变化的场景获取的背景中,极大地保留了平稳背景和边缘轮廓区,差分图中有效地提取目标信号。

同时选用3个评价指标从定量的角度来评价不同算法的差异,文中选用不同的信噪比图像来分别计算3个评

价指标的结果，实验结果见表 1~表 3。

从表 1~表 3 的各项指标可以看出，对于不同场景的图像，本文提出背景估计算法比传统的算法取得较好的背景估计效果，结构相似性 SSIM、对比度增益 I 和背景抑制因子 B_{if} 分别大于 0.97、15.46 和 5.25。分析发现，本文算法先采用改进的核各向异性滤波利用像元的空域信息进行滤波，进而采用时域上的滤波后的图像来构建特征空间模型进行背景估计，同时引入背景更新机制，这样在充分利用像元时空域信息的基础上，很好地适应动态变化的场景，取得较好的背景建模效果。

表 1 结构相似性结果

Table1 SSIM results

number	literature[5]	literature[6]	literature[11]	literature[13]	literature[19]	proposed
1	0.822 6	0.852 6	0.824 6	0.734 7	0.981 2	0.982 5
2	0.820 5	0.857 8	0.831 6	0.735 3	0.972 3	0.983 4
3	0.842 3	0.863 7	0.843 2	0.732 1	0.976 8	0.982 1
4	0.845 2	0.872 7	0.852 5	0.727 5	0.997 7	0.978 8
5	0.845 4	0.873 8	0.853 3	0.737 9	0.981 6	0.981 9

表 2 对比度增益结果

Table2 Contrast Gain results

number	literature[5]	literature[6]	literature[11]	literature[13]	literature[19]	proposed
1	13.241 3	14.809 8	14.351 4	11.720 4	15.286 8	15.465 1
2	12.143 7	15.758 5	14.283 9	11.049 5	15.431 8	17.583 8
3	13.564 5	15.195 4	13.345 8	11.711 4	15.413 6	18.110 5
4	14.547 6	17.163 6	15.567 3	11.485 2	18.974 6	19.735 0
5	14.672 4	16.326 0	15.543 2	11.322 5	20.268 7	18.837 2

表 3 背景抑制因子结果

Table3 Results of background inhibitory factor

number	literature[5]	literature[6]	literature[11]	literature[13]	literature[19]	proposed
1	2.135 2	2.620 3	2.351 7	1.030 2	3.572 9	5.250 0
2	2.241 6	2.858 2	2.461 7	1.156 2	3.191 9	5.447 4
3	2.356 1	2.887 9	2.376 2	1.259 0	3.250 4	5.569 0
4	2.457 3	3.069 4	2.681 9	1.499 3	2.996 6	5.649 5
5	2.426 9	2.808 6	2.345 7	1.392 6	3.263 3	5.587 5

4 结论

文中所提算法首先深入分析像元在空域范围内的 4 个方向的梯度差异，选取核扩散函数值最小的 2 个方向的均值对图像进行滤波，有效保留图像中的背景成分；其次利用像元的时域信息来构建特征空间模型完成背景估计，结合自适应更新背景机制以适应动态变化的场景。最后选用动态场景图像进行实验，实验结构表明，该算法能在有效抑制动态背景干扰的同时很好地保留目标信号。

参考文献：

- [1] 刘炎,王涛,陈凡胜,等. 基于时域信噪比的红外弱小目标检测[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2019,17(1):118-123. (LIU Yan,WANG Tao,CHEN Fansheng,et al. Infrared small target detection algorithm based on spatial signal to noise ratio[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2019,17(1):118-123.)
- [2] 王兵学,雍杨. 基于改进高阶相关法的弱小目标检测[J]. 红外与激光工程, 2006,35(z4): 258-263. (WANG Bingxue,YONG Yang. Dim target detection based on modified high order correlation method[J]. Infrared and Laser Engineering, 2006,35(z4): 258-263.)
- [3] 胡文江,应陈克,赵亦工. 基于高阶统计判据的红外弱小运动目标检测[J]. 红外与激光工程, 2007,36(3):417-420. (HU Wenjiang, YING Chenke, ZHAO Yigong. Infrared dim moving target detection based on high-order statistic judgement[J]. Infrared and Laser Engineering, 2007,36(3):417-420.)
- [4] 唐意东,黄树彩,钟宇,等. 基于形态学和高阶统计量的弱小运动目标检测[J]. 现代防御技术, 2016,44(2):151-156,202. (TANG Yidong,HUANG Shucui,ZHONG Yu,et al. Moving dim target detection based on morphology and high-order statistics in infrared image[J]. Modern Defense Technology, 2016,44(2):151-156,202.)
- [5] BAI Xiangzhi,ZHOU Fugen. Infrared small target enhancement and detection based on modified Top-Hat transformations[J].

- Computers & Electrical Engineering, 2010,36(6):1193–1201.
- [6] 凌强,黄树彩,吴潇,等. 基于核各向异性扩散的红外小目标检测[J]. 强激光与粒子束, 2015,27(1):93–98. (LING Qiang, HUANG Shucui,WU Xiao,et al. Infrared small target detection based on kernel anisotropic diffusion[J]. High Power Laser and Particle Beams, 2015,27(1):93–98.)
- [7] BAE T W,SOHNG K I. Small target detection using bilateral filter based on edge component[J]. Journal of Infrared,Millimeter, and Terahertz Waves, 2010,31(6):735–743.
- [8] 邢莎,吉林,雍杨,等. 复杂场景下的自动红外舰船目标检测[J]. 红外技术, 2014,36(4):320–325. (XING Sha,JI Lin,YONG Yang,et al. Automatic infrared warship target detection under complicated background[J]. Infrared Technology, 2014,36(4):320–325.)
- [9] 董鸿燕,李吉成,沈振康. 基于高通滤波和顺序滤波的小目标检测[J]. 系统工程与电子技术, 2004,26(5):596–598. (DONG Hongyan,LI Jicheng,SHEN Zhenkang. Small target detection based on high-pass filtering and order filtering[J]. Systems Engineering and Electronics, 2004,26(5):596–598.)
- [10] 王鹤,辛云宏. 基于双树复小波变换的红外小目标检测算法[J]. 激光与红外, 2020,50(9):1145–1152. (WANG He,XIN Yunhong. Infrared small target detection based on DT-CWT[J]. Laser & Infrared, 2020,50(9):1145–1152.)
- [11] OLIVER N M,ROSARIO B,PENTLAND A P. A Bayesian computer vision system for modeling human interactions[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000,22(8):831–843.
- [12] XU Xinggui,YANG Ping,LIU Yong,et al. Geometric distortion correction of long-range imaging containing moving objects[J]. Journal of Optics, 2018,21(1):015702.
- [13] 潘卫军,吴郑源,陈佳炆,等. 基于混合高斯模型的跑道侵入检测方法[J]. 计算机测量与控制, 2020,28(2):63–67. (PAN Weijun,WU Zhengyuan,CHEN Jiayang,et al. Runway intrusion detection method based on Gaussian mixture model[J]. Computer Measurement and Control, 2020,28(2):63–67.)
- [14] XU Xinggui,YANG Ping,XIAN Hao,et al. Robust moving objects detection in long-distance imaging through turbulent medium[J]. Infrared Physics & Technology, 2019(100):87–98.
- [15] LU Yi,HUANG Shucui,ZHAO Wei. Sparse representation based infrared small target detection via an online-learned double sparse background dictionary[J]. Infrared Physics & Technology, 2019(99):14–27.
- [16] GAO Zhisheng,DAI Jiao,XIE Chunzhi. Dim and small target detection based on feature mapping neural networks[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2019(62):206–216.
- [17] XU Zhenxing,YANG Ping,HU Ke,et al. Deep learning control model for adaptive optics systems[J]. Applied Optics, 2019,58(8):1998–2009.
- [18] GAO Zhisheng,DAI Jiao,XIE Chunzhi. Dim and small target detection based on feature mapping neural networks[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2019(62):206–216.
- [19] SHI Manshu,WANG Huan. Infrared dim and small target detection based on denoising autoencoder network[J]. Mobile Networks and Applications, 2020(25):1469–1483.

作者简介:

樊香所(1987-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为弱小目标检测与跟踪 .emial:wmmm1990@163.com.

文良华(1980-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为信号与信息处理.

徐兴贵(1985-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为信号处理与目标识别.

徐智勇(1967-), 男, 硕士, 研究员, 主要研究方向为信号处理.

冉兵(1989-), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为光电信息处理与目标识别.