

基于 VCSEL-SA 光子脉冲神经元灰度形态学运算与白顶帽变换的红外小目标增强*

姚伯达¹⁾²⁾ 陆丹³⁾⁴⁾ 王彦超¹⁾²⁾ 何雨星¹⁾²⁾ 刘文丽¹⁾²⁾ 欧栖伶¹⁾²⁾

王飞^{1)2)†} 夏光琼¹⁾²⁾ 吴正茂¹⁾²⁾ 邓涛^{1)2)‡}

1) (西南大学物理科学与技术学院, 重庆 400715)

2) (西南大学微纳结构光电子学重庆市重点实验室, 重庆 400715)

3) (中国科学院半导体研究所, 光电子材料与器件全国重点实验室, 北京 100083)

4) (中国科学院大学材料科学与光电技术学院, 北京 101408)

(年 月 日收到; 年 月 日收到修改稿)

本文结合带饱和吸收体的垂直腔面发射激光器(vertical-cavity surface-emitting laser with a saturable absorber, VCSEL-SA)的优势, 提出并数值研究了一种基于灰度形态学运算和白顶帽变换实现红外小目标增强的光子神经网络。研究表明: 将灰度图像阈值分解后的二值图像和结构元素编码合并后注入到 VCSEL-SA 可实现形态学开运算。将原始图像减去由各阈值层图像形态学开运算结果逐层叠加重构的背景估计图像即可完成白顶帽变换, 实现小目标增强。通过对 VCSEL-SA 尖峰动力学的分析确定了可行的脉冲编码条件。在信噪比 $\text{SNR} = 10 \text{ dB}$ 和时间抖动 $\sigma_t = 80 \text{ ps}$ 时, VCSEL-SA 对编码脉冲的尖峰响应准确率仍可保持在 97 % 以上。对于灰度米粒图像, 处理后米粒图像的信杂比增益(SCRG)、信噪比增益(SNRG)、背景抑制因子(BSF)可分别达到 1.77, 1.46 和 2.04。在 NUDT-SIRST 数据集测试中, 基于不同结构元素的小目标灰度图像增强后的平均 SCRG、SNRG 和 BSF 最大值可分别达到 7.73、2.67 和 16.34。通过分析不同目标尺度及 SCR 下最优结构元素尺度的统计规律, 并结合原始图像的局部灰度统计特征可以初步确定最优的结构元素尺度, 获得优于传统方法的小目标增强效果。研究结果可为基于 VCSEL-SA 光子神经网络的红外小目标增强和背景抑制提供一种可行的光子实现方法。

关键词: 红外小目标增强; 背景抑制; 灰度形态学运算; 白顶帽变换; VCSEL-SA 光子脉冲神经元

PACS: 42.55.Px, 42.79.Ta, 42.30.Va

基金: 国家自然科学基金(批准号: 62575247)和重庆市自然科学基金(批准号:

CSTB2023NSCQ-MSX0120, CSTB2025NSCQ-GPX0498) 资助的课题.

†通信作者. E-mail: wangf17@swu.edu.cn

‡通信作者. E-mail: dengt@swu.edu.cn

1 引言

红外弱小目标检测是实现红外搜索跟踪、火灾预警等任务的关键, 已经广泛服务于航空航天、军事侦察、红外制导、预警监测、海面监视和搜索救援等应用场景。在单帧红外图像中, 小目标通常占据像素数少、与环境的对比度及信噪比较低、缺乏固定形状和纹理特征。此外, 复杂背景杂波、非均匀背景和随机噪声会进一步降低目标与背景之间的可分离性。因此, 在后续检测前进行背景抑制与局部亮小目标增强具有十分重要的意义^[1-7]。已有研究表明, 灰度形态学方法是单帧红外图像处理的有效方法之一。这种方法基于结构元素, 可利用由腐蚀和膨胀构成的开运算获得背景估计图像。在此基础上, 利用白顶帽变换在原始图像中减去开运算结果, 从而实现背景抑制并突出局部亮小目标^[8,9]。目前的相关研究主要基于传统的冯·诺依曼计算架构实现, 其灰度形态学开运算与白顶帽变换需要在滑动窗口内反复访问邻域像素, 并在结构元素约束下完成局部比较和阈值判决。对于较大图像、较大结构元素或多尺度处理场景, 频繁的数据搬移、存储访问、局部比较和中间结果存储会带来较高系统开销。因此, 探索能够实现灰度形态学局部窗口处理的非冯·诺依曼计算架构对实现高速的红外图像处理和小目标增强与检测尤为重要^[10,11]。

基于光学方式的神经拟态计算为突破传统冯·诺依曼计算架构在带宽、延迟和能耗方面的限制, 实现高速信息处理提供了新的技术路径^[11,12]。近年来, 光衍射神经网络、基于相变材料的全光脉冲神经网络、基于集成微梳的光子卷积加速器, 以及基于半导体激光器的光子脉冲神经网络等相继发展, 大大推动了光子神经形态计算及其相关应用的发展^[13-17]。其中, 垂直腔面发射激光器(vertical-cavity surface-emitting laser,

VCSEL)具有体积小、调制速度快、功耗低、易二维阵列集成及与光通信系统兼容等特点, 已经成为光子脉冲神经元的理想候选器件^[16,18-20]。已有研究表明, VCSEL 在光注入或电调制条件下能够产生亚纳秒尺度的类神经元尖峰响应, 并已在模式分类、图像边缘检测、二值卷积和高速图像处理等任务中展现了巨大的潜力^[19-24]。进一步地, VCSEL 在引入饱和吸收区后形成的带饱和吸收体的垂直腔面发射激光器(VCSEL-SA)可表现出类似 Leaky Integrate-and-Fire (LIF) 神经元模型的时间累积和阈值发放特性, 能够产生可控的短尖峰脉冲响应, 并已用于声源方位检测、全光异或逻辑运算和多脉冲学习算法等光子脉冲神经网络任务^[25-27]。近年来, 面向高速视觉信息处理和复杂分类任务的光子脉冲神经网络已经受到广泛关注^[28,29]。因此, 研究基于 VCSEL-SA 的脉冲神经网络及其在小目标图像处理中的应用具有重要意义。

基于此, 本文提出并数值研究了一种基于 VCSEL-SA 光子脉冲神经元的灰度形态学开运算与白顶帽变换实现红外小目标灰度图像中的背景抑制与局部亮小目标增强的方法。将输入灰度图像阈值分解为一系列二值图像后, 其局部窗口与结构元素被分别编码为矩形脉冲序列并注入到 VCSEL-SA。基于神经元的时间累积和阈值激发特性, 根据 VCSEL-SA 响应的尖峰数实现腐蚀和膨胀操作。在此基础上, 将各阈值层上的开运算结果叠加重构为灰度开运算背景估计, 再从原始图像中减去背景估计结果得到白顶帽响应, 从而实现非均匀背景抑制与局部亮小目标增强。研究表明: 通过适当选取光脉冲编码参数, VCSEL-SA 可实现可控的尖峰数激发。在信噪比 $SNR = 10$ dB 和时间抖动 $\sigma_t = 80$ ps 时, VCSEL-SA 对编码脉冲的尖峰响应准确率仍可保持在 97 % 以上。对于灰度米粒图像, 小目标增强处理后米粒图像的信杂比增益(SCRG)、信噪比增益(SNRG)、背景抑制因子(BSF)可分别达到 1.77, 1.46 和 2.04。在 NUDT-SIRST 数据集验证中, 对于不同结构元素, 处理后小目标灰度图像的 SCRG、SNRG 和 BSF

最大值可达 7.73、2.67 和 16.34。通过分析不同目标尺度及 SCR 下结构元素尺度对小目标增强效果的统计规律，结合图像局部灰度统计特性可以初步确定最优的结构元素尺度。此外，与经典的小目标图像处理方法相比，本文所提出的方法获得了较好的综合指标。本文工作可望为基于 VCSEL-SA 光子脉冲神经元的红外图像背景抑制和小目标增强提供一种高速、低功耗和硬件友好的光子实现路径。

2 理论模型

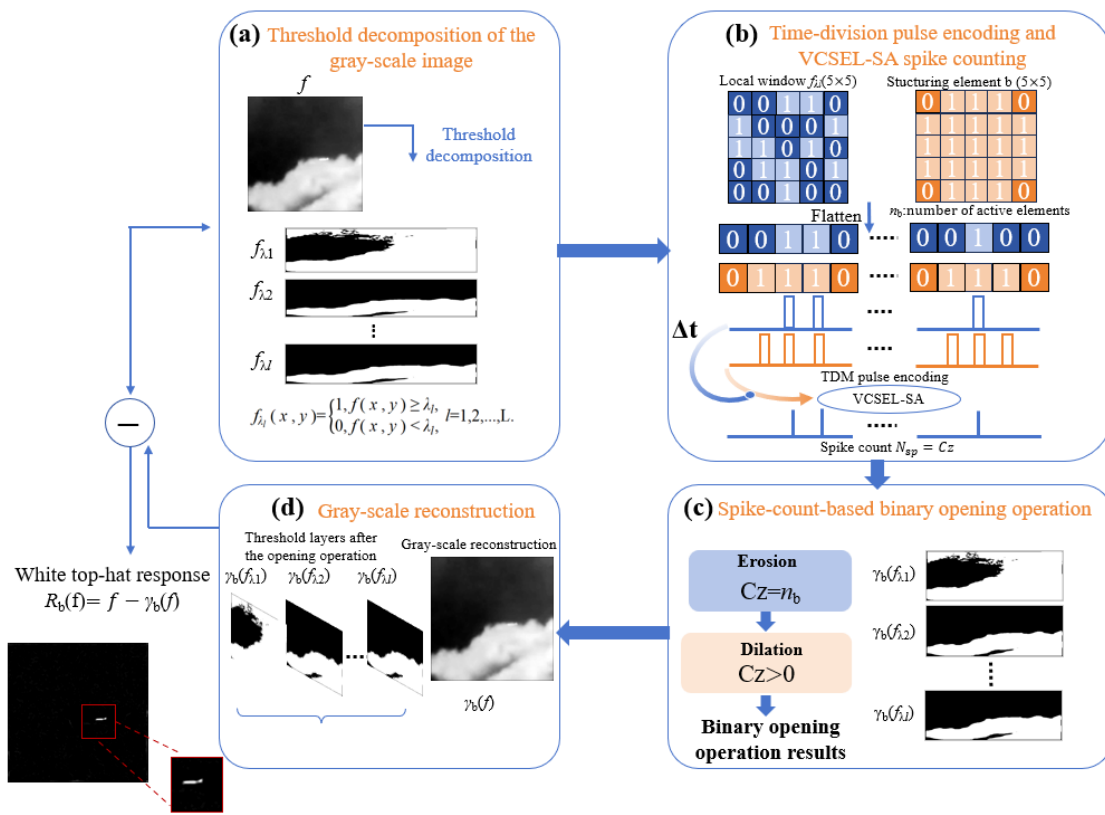


图 1 基于 VCSEL-SA 光子神经元灰度形态学运算与白顶帽变换的小目标增强原理示意图。(a) 输入灰度图像及阈值分解；(b) 时分复用脉冲编码与 VCSEL-SA 响应尖峰计数；(c) 基于 VCSEL-SA 响应尖峰计数的二值开运算；(d) 背景估计重构。

Fig. 1. Schematic illustration of infrared small-target enhancement based on gray-scale morphological operation and white top-hat transform in a VCSEL-SA neural network. (a) Input gray-scale image and threshold-stack decomposition; (b) Time-division-multiplexed pulse encoding and VCSEL-SA-based spike counting; (c) Spike-count-based binary opening operation; (d) Background image reconstruction.

图 1 给出了基于 VCSEL-SA 灰度形态学运算与白顶帽变换的小目标增强原理示意图。设输入灰度图像为 f ，结构元素为 b 。根据灰度形态学的阈值分解原理，以不同灰

度级为阈值对输入灰度图像进行阈值化分解，可得到一系列二值图像^[30,31]。给定 L 个灰度阈值 λ_l ($l = 1, 2, \dots, L$)，满足 $0 < \lambda_1 < \lambda_2 < \dots < \lambda_L \leq 255$ ，由灰度阈值 λ_l 得到的二值图像记为 f_{λ_l} ，可以表示为：

$$f_{\lambda_l}(x, y) = \begin{cases} 1, & f(x, y) \geq \lambda_l, \\ 0, & f(x, y) < \lambda_l, \end{cases} \quad l=1,2,\dots,L. \quad (1)$$

其中， $f(x, y)$ 和 $f_{\lambda_l}(x, y)$ 分别为输入灰度图像及阈值分解后的二值图像在像素位置 (x,y) 处的灰度值，本文取 $L = 255$ 。

对于每一幅二值图像 f_{λ_l} ，取当前位置邻域内的局部图像窗口与结构元素按对应空间位序展开，并依次编码成时序光脉冲序列 A 和 B ，且序列 B 相对序列 A 滞后 τ ， A 、 B 序列对应码位的光脉冲间隔为 Δt 。编码时将相应比特位电平通过调制器调制到连续光信号。其中，取值为 1 的位置对应矩形光脉冲，取值为 0 的位置无光脉冲输入（对应连续光信号）。每一位编码的持续时间为 t_d ，且脉冲编码周期设为 $T_A = T_B$ （大于 t_d ）。根据灰度形态学的阈值分解性质，利用各二值图像的二值开运算结果叠加重构可得到灰度图像的开运算结果^[30,31]。对于第 l 个阈值层，二值开运算包括腐蚀和膨胀两个过程，可表示为：

$$\gamma_b(f_{\lambda_l}) = (f_{\lambda_l} \ominus b) \oplus b, \quad (2)$$

其中， $\ominus$ 和 $\oplus$ 分别表示二值腐蚀和二值膨胀， $\gamma_b(f_{\lambda_l})$ 表示第 l 个阈值层上的二值开运算结果。

在本文工作中，我们采用 VCSEL-SA 作为光子神经元完成形态学操作。VCSEL-SA 可看作集成的两段式激发激光器，增益区作为时间积分器，而饱和吸收区作为阈值判决器。当有源区偏置电流低于激光器阈值电流时，外部光脉冲注入可使有源区载流子不断积累，当累积的载流子超过激发阈值时，VCSEL-SA 方可激发尖峰响应。基于此，我们设定单个矩形脉冲注入无法达到尖峰触发条件，不能使 VCSEL-SA 激发尖峰。

只有当局部窗口像素与结构元素对应位编码均为 1 时，两个相邻矩形脉冲经时间累积后方可使 VCSEL-SA 激发一次尖峰响应^[32,33]。因此，在第 l 个阈值层的一个局部窗口编码周期内，VCSEL-SA 的输出尖峰数 $N_{sp}(z, \lambda_l)$ 可表示结构元素有效位置覆盖的前景像素数 $C_z(\lambda_l)$ ，即

$$N_{sp}(z, \lambda_l) = C_z(\lambda_l), \quad (3)$$

其中，前景像素为阈值分解后的二值图像中取值为 1 的像素。 z 表示局部窗口位置，局部窗口大小与结构元素大小一致。 $C_z(\lambda_l)$ 表示第 l 个二值图像中，以 z 为当前位置的局部窗口内，结构元素有效位置所覆盖的前景像素数。同时设 b 为二值结构元素， n_b 为结构元素中取值为 1 的有效元素数。对于腐蚀运算，只有当结构元素所有有效位置所覆盖的像素均为前景像素时，该位置腐蚀结果取 1，否则取 0，即当 $C_z(\lambda_l) = n_b$ 时，该位置腐蚀结果为 1；当 $C_z(\lambda_l) < n_b$ 时，腐蚀结果为 0。完成腐蚀后，以腐蚀结果作为新的二值输入继续进行膨胀运算。此时，只要结构元素有效位置覆盖范围内存在至少一个前景像素，该位置的膨胀结果即取 1，否则取 0，即当对应局部前景像素数大于 0 时输出为 1。基于此，根据 VCSEL-SA 响应的尖峰数可完成各二值图像的腐蚀和膨胀，并进一步得到对应图像上的二值开运算结果。

各二值图像完成开运算后，按照阈值分解的逆过程，将各阈值层的二值开运算结果逐层累加可重构得到灰度开运算结果，即为背景图像估计 $\gamma_b(f)$ 。最后，将原始图像与背景图像相减即可得到白顶帽变换结果，则灰度图像经背景抑制和局部亮小目标增强后的结果可表示为：

$$R_b(f) = f - \gamma_b(f), \quad (4)$$

本文采用基于 Yamada 模型的两段式速率方程描述 VCSEL-SA 在外部矩形光脉冲注入下的尖峰响应过程^[25]：

$$\frac{dS}{dt} = \Gamma_a g_a (n_a - n_{0a}) S + \Gamma_s g_s (n_s - n_{0s}) S - \frac{S}{\tau_{ph}} + \beta B_r n_a^2, \quad (5)$$

$$\frac{dn_a}{dt} = -\Gamma_a g_a (n_a - n_{0a}) (S - \Phi_{in}) - \frac{n_a}{\tau_a} + \frac{I_a}{eV_a}, \quad (6)$$

$$\frac{dn_s}{dt} = -\Gamma_s g_s (n_s - n_{0s}) S - \frac{n_s}{\tau_s} + \frac{I_s}{eV_s}, \quad (7)$$

式中， S 为腔内光子密度， n_a 和 n_s 分别为有源区和吸收区载流子密度， Γ_a 和 Γ_s 为限制因子， g_a 和 g_s 为微分增益/吸收系数， n_{0a} 和 n_{0s} 为透明载流子密度， τ_{ph} 、 τ_a 和 τ_s 分别为光子寿命、增益区载流子寿命和吸收区载流子寿命， I_a 和 I_s 分别为有源区和饱和吸收区的偏置电流， V_a 和 V_s 为有源区和吸收区体积， β 为自发辐射耦合系数， B_r 为双分子辐射复合系数， e 为电子电荷。 $\Phi_{in}(t)$ 代表耦合进入有源区的外部注入光脉冲，可表示为：

$$\Phi_{in}(t) = \frac{k\tau_{ph}\lambda_i P_{in}(t)}{hcV_a}, \quad (8)$$

其中， k 为注入耦合系数， λ_i 为注入光波长， $P_{in}(t)$ 为外部注入光脉冲信号， h 为普朗克常数， c 为真空光速。激光器的输出功率 $P_{out}(t)$ 可以表示为：

$$P_{out}(t) \approx \frac{hc\eta_c \Gamma_a S(t) V_a}{\tau_{ph}\lambda}, \quad (9)$$

其中， η_c 为输出耦合效率， λ 为输出光波长。

本文基于目标区域和背景区域的灰度均值及背景灰度标准差，采用信杂比增益 (SCRG)^[34]、信噪比增益 (SNRG)^[35] 和背景抑制因子 (BSF)^[34] 对图像小目标预增强效果进行定量评估：

$$SCRG = \frac{SCR_{out}}{SCR_{in}} = \frac{|\mu_{t,out} - \mu_{b,out}| / \sigma_{b,out}}{|\mu_{t,in} - \mu_{b,in}| / \sigma_{b,in}}, \quad (10)$$

$$SNRG = \frac{SNR_{out}}{SNR_{in}} = \frac{\mu_{t,out} / \sigma_{b,out}}{\mu_{t,in} / \sigma_{b,in}}, \quad (11)$$

$$BSF = \frac{\sigma_{b,in}}{\sigma_{b,out}}, \quad (12)$$

其中， μ_t 和 μ_b 分别为目标区域和背景区域的灰度均值， σ_b 为背景区域灰度标准差，下标 in 和 out 分别表示处理前和处理后的输出。SCRG 综合反映目标增强与背景杂波抑制的效果，SNRG 用于评估目标增强能力，BSF 用于评估背景抑制能力。SCRG 和 SNRG 越大，表明目标增强效果越好；BSF 越大，表明背景抑制效果越好。

3 结果与讨论

采用四阶 Runge-Kutta 方法对光脉冲注入下 VCSEL-SA 的速率方程(5)-(7)式进行数值求解可得到 VCSEL-SA 的尖峰响应输出。在数值模拟过程中除特别说明外，相关的参数取值如下^[25]： $\Gamma_a = 0.06, \Gamma_s = 0.05, g_a = 2.9 \times 10^{-12} \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}, g_s = 14.5 \times 10^{-12} \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}, n_{0a} = 1.1 \times 10^{24} \text{ m}^{-3}, n_{0s} = 0.89 \times 10^{24} \text{ m}^{-3}, \tau_{ph} = 4.8 \text{ ps}, \tau_a = 1.0 \text{ ns}, \tau_s = 100 \text{ ps}, V_a = V_s = 2.4 \times 10^{-18} \text{ m}^3, B_r = 1.0 \times 10^{-15} \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}, \beta = 1.0 \times 10^{-4}, \eta_c = 0.4, I_a = 2.0 \text{ mA}, I_s = 0, \lambda_i = 845.58 \text{ nm}$ 。

3.1 VCSEL-SA 尖峰响应特性

数值模拟过程中，矩形输入脉冲的归一化幅值记为 A_{sub} ， $t_d = 0.20 \text{ ns}$ 。在上述条件下，VCSEL-SA 的不应期约为 2.38 ns 。考虑到 VCSEL-SA 尖峰发放后的载流子恢复过程和不应期影响，我们将信号编码周期设定为 $T_A = T_B = 3.0 \text{ ns}$ ，相应的信号处理速率约为 0.33 Gbps 。

图 2(a)给出了 A_{sub} 与 Δt 参数空间内 VCSEL-SA 的尖峰激发有效工作区。当相应码位的单个输入 A 或输入 B 光脉冲均不能激发尖峰输出，而两个光脉冲共同作用能使 VCSEL-SA 激发一个尖峰响应的情况对应神经元有效工作区。图中黄色区域表示满足上述尖峰响应条件的参数范围，灰色区域表示不满足上述尖峰激发条件的参数范围。从图中可以看出，随着 Δt 增大，能够激发尖峰响应所需的输入脉冲幅值也随之升高。这主要是由于随着两个输入序列对应位脉冲之间的时间间隔增加，第二个注入脉冲已

经难以使 VCSEL-SA 载流子累计达到尖峰激发阈值，因此在不增加脉冲注入时间的情况下只能通过增加相应的脉冲幅度来满足激光器激发尖峰的阈值条件。

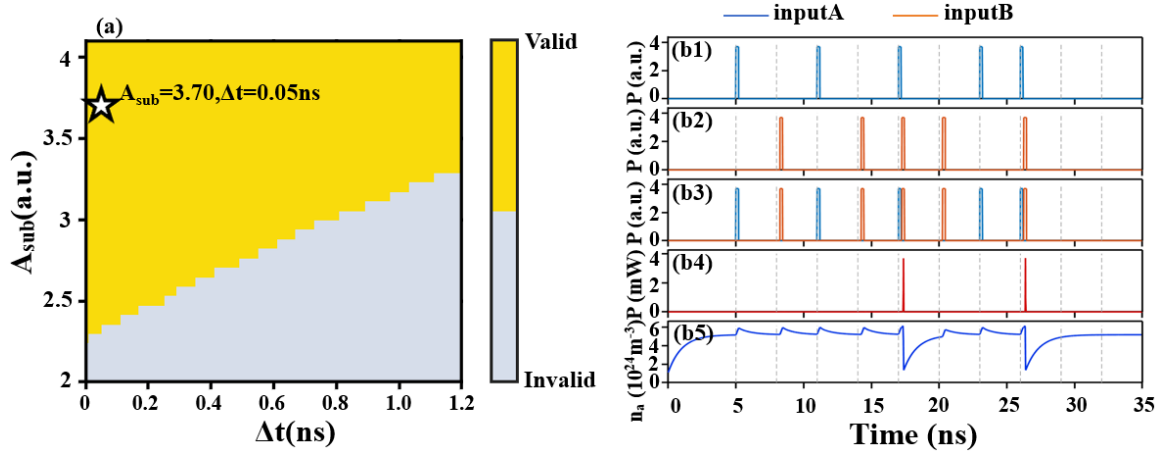


图 2 VCSEL-SA 尖峰激发的有效工作区及相应的尖峰响应。(a) VCSEL-SA 在输入脉冲幅值 A_{sub} 与相邻脉冲间隔 Δt 的参数空间内的尖峰激发有效工作区；(b1) A 编码脉冲序列；(b2) B 编码脉冲序列；(b3) A、B 合并后的编码脉冲序列；(b4) 尖峰激发响应；(b5) 载流子密度随时间的演化。

Fig. 2. Valid region of spike firing for VCSEL-SA and the corresponding spiking outputs. (a) Valid spiking firing region of VCSEL-SA in the parameter space of the input pulse amplitude and interval between adjacent pulses; (b1) Encoded pulse series A; (b2) Encoded pulse series B; (b3) Mixed pulse series from A and B; (b4) Spiking response outputs; (b5) Carrier density evolution with time.

为了进一步说明编码脉冲注入下 VCSEL-SA 的响应过程，图 2(b1)-(b5)给出了 $A_{\text{sub}} = 3.70$ 、 $\Delta t = 0.05 \text{ ns}$ 时不同编码组合下激光器对应的尖峰响应情况。其中，图 2(b1)-(b3) 为编码序列 A、B 及其组合后编码序列，图 2(b4)-(b5) 为在组合编码光脉冲序列注入下 VCSEL-SA 的尖峰响应及其对应的载流子密度的时间演化过程。从图中可以看出，当光脉冲序列 A 或 B 对应的某一编码位单独注入脉冲信号到 VCSEL-SA 时，虽然载流子会不断累积增加，但最后无法达到脉冲激发阈值，因此激光器始终处于“静默”状态，不能激发脉冲信号。当序列 A 和 B 对应位均为光脉冲信号时，在两个相邻光脉冲注入的共同作用下，激光器载流子可以累积达到脉冲激发阈值条件，因而可以激发一个脉冲输出，如图 2(b4)所示。基于此，本文后续的研究选取 $A_{\text{sub}} = 3.70$ 、 $\Delta t = 0.05 \text{ ns}$ ， $\tau = 0.25 \text{ ns}$ 。

3.2 噪声与时间抖动对 VCSEL-SA 尖峰响应的影响

考虑到实际的光脉冲调制注入过程中可能引入噪声及脉冲时间抖动，为了进一步分析 VCSEL-SA 在有效工作区的尖峰响应性能，本文研究了在输入脉冲序列中分别加入高斯白噪声和随机时间抖动的情况，且在每种干扰情况下独立重复仿真 100 次以验证模拟结果的有效性。其中，高斯白噪声强度用信噪比 SNR 表示，时间抖动强度用标准差 σ_t 表示。在模拟过程中，我们设定理想编码条件下的预期尖峰响应为判定基准。

当脉冲序列 A、B 对应位均为 1 时，VCSEL-SA 预期输出一个尖峰响应；而其他编码组合的光脉冲注入下，VCSEL-SA 将保持静默。实际尖峰响应与预期响应一致时记为正确响应，否则记为错误响应。尖峰响应准确率为正确响应数占总判决数的比例。

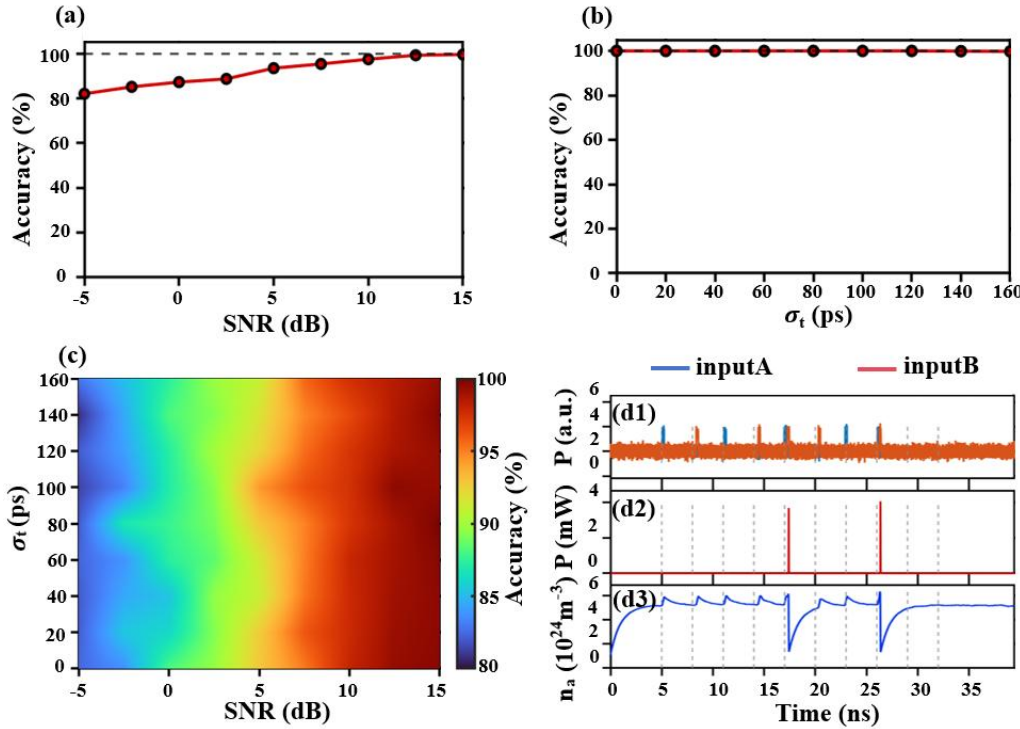


图3 考虑高斯白噪声和时间抖动后 VCSEL-SA 尖峰输出的准确率。(a) 不同信噪比条件下 VCSEL-SA 尖峰响应准确率；(b) 不同时间抖动下 VCSEL-SA 尖峰响应的准确率；(c) VCSEL-SA 尖峰响应在信噪比和时间抖动共同作用下的输出准确率；(d) 在 SNR = 10 dB， $\sigma_t = 80$ ps 时，VCSEL-SA 的尖峰响应及载流子密度变化。

Fig. 3. Spiking response accuracy of VCSEL-SA under input Gaussian white noise and timing jitter. (a) Spiking response accuracy of VCSEL-SA for different SNRs. (b) Spiking response accuracy of VCSEL-SA for different σ_t . (c) Spiking response accuracy of VCSEL-SA in the parameter space of SNR and σ_t . (d) Spiking outputs of VCSEL-SA and corresponding carrier evolution under SNR = 10 dB, $\sigma_t = 80$ ps.

图 3(a)给出了无脉冲时间抖动情况下 VCSEL-SA 输出脉冲响应准确率随 SNR 的变化情况。从图中可以看出,随着 SNR 的增加,激光器的脉冲响应准确率几乎呈现出线性增加的趋势。当 SNR 达到 12.5 dB 后,激光器对光脉冲注入的响应准确率可达到 100%。图 3(b)给出了无噪声情况下 VCSEL-SA 输出脉冲响应准确率随 σ_t 的变化情况。从图中看出,在 0-160 ps 的时延抖动范围内,激光器均能准确地响应光脉冲注入信号,表明我们的系统对脉冲时延抖动具有较好的鲁棒性。为了进一步验证噪声和脉冲时延抖动的共同影响,图 3(c)给出了输入信噪比 SNR 与时间抖动标准差 σ_t 共同变化时, VCSEL-SA 尖峰响应的准确率情况。相比输入脉冲时间抖动,输入脉冲的信噪比对系统的脉冲响应准确率影响更大。输入脉冲信噪比越高,系统对脉冲时间抖动的容忍性越好。图 3(d)给出了 SNR = 10 dB、 $\sigma_t = 80$ ps 的情况下激光器尖峰输出响应。从图中可以看出,在一定的噪声和脉冲时间抖动情况下,激光器仍只能在脉冲序列 A、B 对应位同时为光脉冲的情况下输出尖峰,而在其他情况下均不能输出尖峰响应,仍旧保持“静默”态。总体上,在我们的模拟条件下, VCSEL-SA 对输入高斯白噪声和脉冲时间抖动具有一定鲁棒性,可在一定的信噪比和脉冲时间抖动范围内对光脉冲注入实现准确的响应脉冲输出,从而确保后续的红外小目标增强。

3.3 米粒灰度图像中的小目标增强

为了证实 VCSEL-SA 光子脉冲神经元在小目标图像增强处理中的有效性,直观展示所提出方法的灰度形态学开运算、背景估计和白顶帽变换过程。我们采用具有非均匀背景和局部亮结构的米粒灰度图像,初步验证了所提出方法实现米粒小目标增强的有效性,从而为下一步实现 NUDT-SIRST 数据集中红外小目标增强提供理论基础。

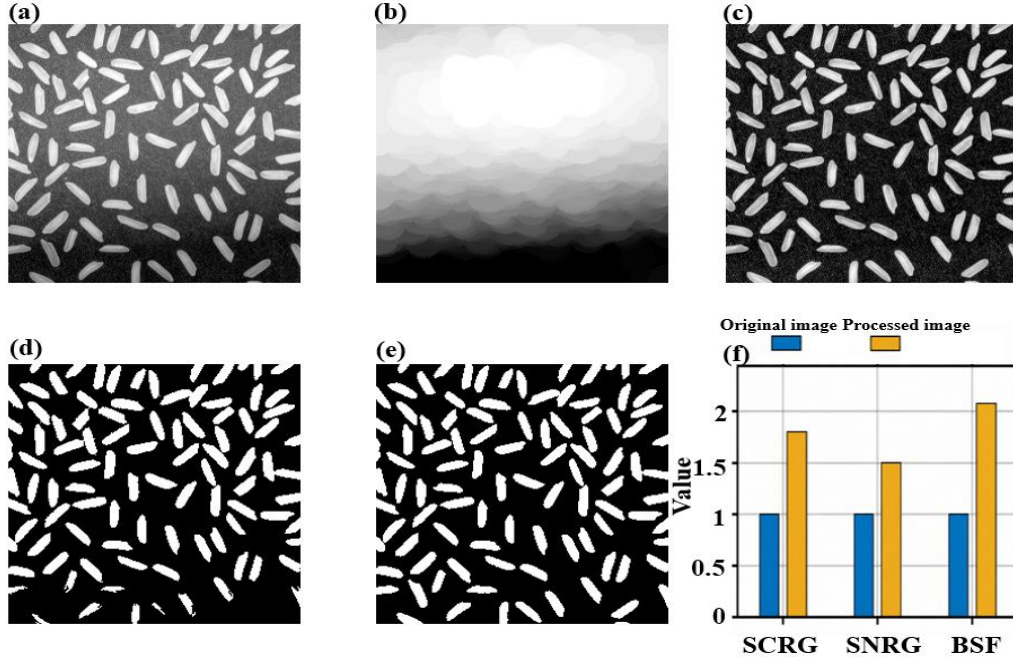


图 4 米粒灰度图像中米粒增强处理。(a) 原始图像；(b) 开运算背景估计；(c) 基于灰度形态学的米粒图像增强；(d) 原始图像二值化结果；(e) 米粒增强处理后的图像二值化结果；(f) 米粒图像增强处理前后的 SCR、SNR 和 BSF。

Fig. 4. Rice enhancement results for the rice grayscale image. (a) Original image. (b) Background estimation using opening operation. (c) Rice image enhancement based on gray-scale morphological operation. (d) Binary result of the original image. (e) Binary result of the rice-enhanced image. (f) SCR, SNR, and BSF with and without the rice image enhancement processing.

图 4 给出了基于 VCSEL-SA 脉冲响应的米粒灰度图像处理结果。图 4(a)为原始的米粒灰度图像。从图中可以看出，原始图像存在明显的非均匀灰度起伏，米粒区域表现为局部亮结构。图 4(b)为基于 VCSEL-SA 脉冲响应进行灰度开运算结果重构获取的背景估计结果，主要保留了原始图像中的缓变背景成分。图 4(c)给出了原始图像减去背景估计后得到米粒增强结果。从图中可以看出，相对于原始灰度图像，小目标增强处理后的图像中米粒亮结构相对背景更加突出，背景起伏得到削弱。为了进一步比较灰度图像中米粒增强后的效果，图 4(d)和图 4(e)分别给出了原始灰度图像和米粒增强处理后图像的二值化结果。从这两个二值化图像中可以看出，经米粒增强处理后米粒结构与背景之间的分离更加清晰，非均匀背景对前景提取的影响减弱。由此可见，我们提出的基于 VCSEL-SA 灰度形态学运算和白顶帽变换的小目标增强方式可对灰度米粒图

像进行有效处理。为了定量分析灰度米粒图像中米粒增强处理的效果，图 4(f)给出了灰度米粒图像处理前后的 SCRG、SNRG 和 BSF。相较原始图像，该方法使 SCRG、SNRG 和 BSF 分别达到 1.77、1.46 和 2.04，表明灰度米粒图像经过处理后其目标-背景对比度得到显著增强，且背景波动被有效抑制。上述结果表明，基于 VCSEL-SA 尖峰计数实现的灰度形态学开运算与白顶帽变换提高了米粒亮结构相对于局部背景的灰度对比度，并减小了背景区域的灰度波动，从而初步证实了我们提出的方法在图像小目标增强处理中的有效性。

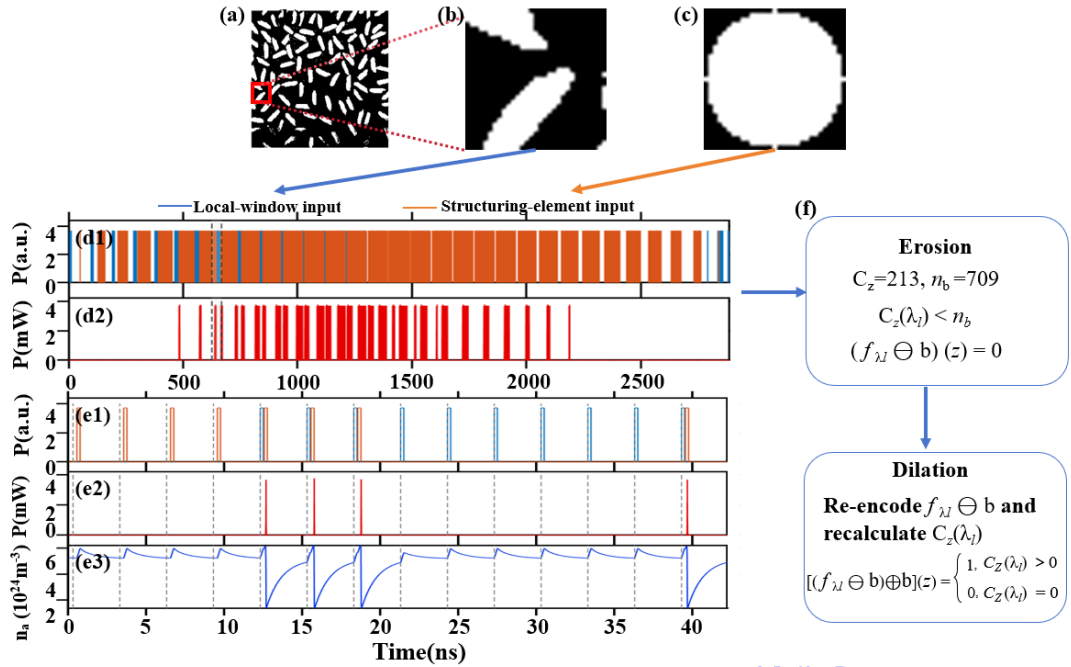


图 5 图像局部窗口灰度形态学处理过程。(a) 选取的局部窗口；(b) 局部窗口放大图；(c) 结构元素；(d1) 局部窗口和结构元素编码合并后的脉冲序列；(d2) VCSEL-SA 的尖峰响应输出；(e1-e3) 对应图(d1-d2) 黑色虚线框部分的注入脉冲及 VCSEL-SA 响应；(f) 基于 VCSEL-SA 响应尖峰数的腐蚀和膨胀判决。

Fig. 5. Gray-scale morphological processing procedure for local-window image. (a) Selected local-window. (b) Enlarged local window. (c) Structuring element. (d1) Mixed input pulse series for the local window and structuring element; (d2) Spiking response of the VCSEL-SA. (e1-e3) Input pulses and corresponding spiking response of VCSEL-SA for black dotted box in fig. 5(d1-d2). (f) Spike-count-based erosion and dilation decisions.

为进一步详细说明基于 VCSEL-SA 的灰度米粒图像增强中关键的灰度形态学处理过程，图 5 以米粒图像经阈值分解得到的一幅二值图像为例，给出了其中一个局部窗

口（图 5(a)中红色方框部分）的处理过程。其中，图 5(b)为该局部窗口的放大图，图 5(c)为半径为 15 像素的圆盘形结构元素，有效位置数 n_b 为 709 个。该结构元素的选择与米粒图像的非均匀背景校正过程有关。考虑到米粒图像中前景米粒呈细长亮结构，排列方向不完全一致，而图像背景存在缓慢变化的非均匀照明。圆盘形结构元素不需要预设某一特定方向，因而适合用于这类方向分布不一致的亮前景图像。在这部分工作中，圆盘形结构元素半径为 15 像素，对应约 31 像素的横向尺度，该尺度大于米粒亮结构的局部横向尺度，可使米粒前景在开运算过程中难以被完整保留，从而被削弱或去除。

图 5(d1)给出了局部窗口图像和结构元素分别编码并按一定时延合并后的光脉冲序列。其中，蓝色脉冲对应局部窗口的编码信号，橙色脉冲对应结构元素的编码信号。图 5(d2)为对应的 VCSEL-SA 尖峰输出响应。为了更清晰的分析光脉冲注入与 VCSEL-SA 尖峰输出响应的关系，图 5(e1)-(e3)给出了对应图 5(d1)和 5(d2)中黑色虚线框部分的结果。从图中可以看出，只有当局部窗口输入和结构元素输入在同一编码位均为 1 时，VCSEL-SA 才可能激发一个输出尖峰。当仅有单路光脉冲输入时，激光器载流子的累积低于阈值激发条件，因而无法激发尖峰响应，而始终保持“静默”。对于图 5 所示的局部窗口，VCSEL-SA 的输出尖峰数小于结构元素的有效位置数，因此当前位置的腐蚀结果为 0。随后，以腐蚀结果图像中对应位置的局部窗口作为新的二值输入，采用相同的脉冲编码与尖峰计数方式完成膨胀判决。当结构元素有效位置范围内至少包含一个取值为 1 的像素时，膨胀结果为 1，否则为 0。这个开运算的结果即可用于重构图像背景，用于灰度图像背景抑制和小目标增强。上述结果初步证实了基于 VCSEL-SA 灰度形态学开运算和白顶帽变换在小目标增强处理中的有效性。

3.4 基于NUDT-SIRST数据集的红外小目标增强

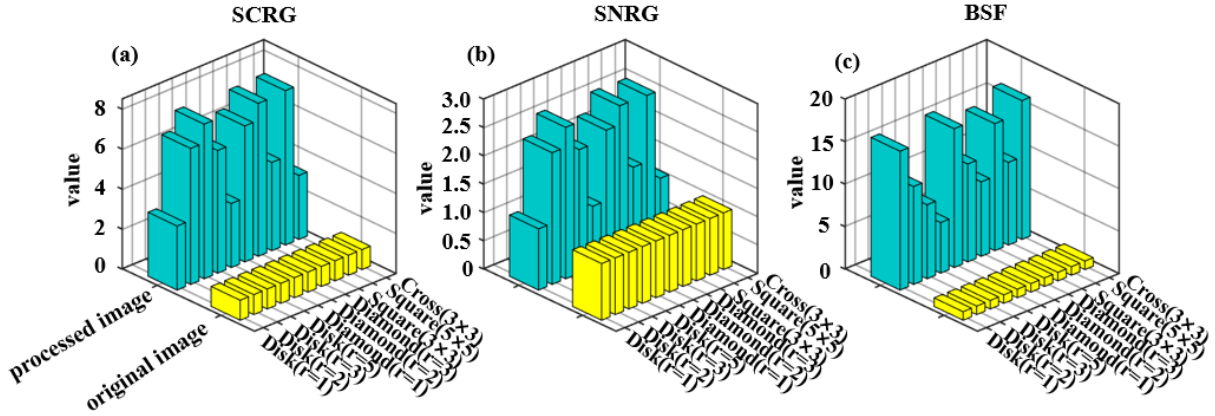


图 6 NUDT-SIRST 数据集上不同结构元素的预增强指标统计。(a) SCRG; (b) SNRG; (c) BSF

Fig. 6. Quantitative results of different structuring elements on the NUDT-SIRST dataset. (a) SCRG.

(b) SNRG. (c) BSF.

为进一步验证所提出方法的有效性，我们采用 NUDT-SIRST 红外小目标数据集的全部 1327 幅图像进行了验证测试^[7,36]。考虑到结构元素的形状和尺度会影响灰度开运算的背景估计及白顶帽变换，本文选取了不同形状和尺度的结构元素对 NUDT-SIRST 数据集进行处理，并统计对比图像处理前后相应的 SCRG、SNRG 和 BSF。所选结构元素包括 3×3 十字形结构元素、 3×3 和 5×5 方形结构元素、中心至顶点距离 r 分别为 1、2 和 3 像素的菱形结构元素，以及半径 r 分别为 1、2、3 和 5 像素的圆盘形结构元素。图 6 给出了不同结构元素下的定量评价结果。上述 10 组配置覆盖了十字形、方形、菱形和圆盘形四类几何形状，并将局部作用范围由 3×3 扩展至 11×11 ，用于分析结构元素形状和尺度变化对增强结果的影响。从图中可以看出，所有测试条件下 SCRG、SNRG 和 BSF 均大于 1，全数据集的平均 SCRG、SNRG 和 BSF 的最高值分别达到 7.73、2.67 和 16.34，表明该方法能够提高小目标相对于局部背景的灰度对比度，并抑制背景灰度波动。不同结构元素对应的增强效果存在差异，说明结构元素形状和尺度会影响背景估计与目标保持效果。较小结构元素更容易保留细小亮结构，但对背景起伏的估计能力有限；较大结构元素能够更充分地估计缓变背景，但也

可能引入邻近强边缘或高亮杂波响应。

接下来，我们进一步分析了不同目标尺度和 SCR 下优选结构元素尺度的统计分布规律。在模拟过程中，我们首先对 NUDT-SIRST 数据集 1327 幅图像中的 1863 个独立目标根据目标等效直径分为低中高三大类。为避免结构元素形状的影响，我们采用圆盘形结构元素，并选取半径 r 分别为 1、2、3 和 5 像素作为候选尺度。对于 NUDT-SIRST 数据集 1327 幅图像中的 1863 个独立目标，第 i 个目标的空间尺度用等效直径 d_i 表示为：

$$d_i = 2\sqrt{\frac{A_i}{\pi}}, \quad (13)$$

其中， A_i 为目标区域面积。根据全部目标等效直径，我们将目标划分为低、中、高三个样本数接近的区间，并将 4 种候选结构元素中获得最大 SCRG 的尺度作为该目标的优选尺度。图 7 给出了不同目标尺度和 SCR 下圆盘形结构元素优选尺度的占比。由图 7(a)可见，随着目标尺度增大，较大结构元素成为优选尺度的比例总体增加，其中 $r = 5$ 的结构元素所占比例由 8.32% 分别增加至 24.72% 和 28.83%，而 $r = 2$ 的结构元素所占比例由 42.23% 分别下降至 24.56% 和 24.71%。 $r = 3$ 的结构元素在三类目标尺度中均占最高比例，其优选比例分别为 47.10%、48.79% 和 38.06%。虽然 $r = 1$ 的结构元素所占比例有一定增加，但相对其他结构元素而言其比例最低。总体而言，随着目标尺度增大，较大尺度结构元素表现出更好的性能。由图 7(b)可见，随着目标图像 SCR 的提高， $r = 1$ 的结构元素所占优选比例由 9.50% 下降至 2.74% 和 0.32%， $r = 2$ 的结构元素所占的优选比例也由 44.12% 分别下降至 30.11% 和 17.71%，而 $r = 3$ 和 5 的结构元素所占比例整体呈上升趋势，最大比例分别达到了 52.01% 和 29.95%。对于 SCR 大的目标，大尺度结构元素明显优于小尺度结构元素。

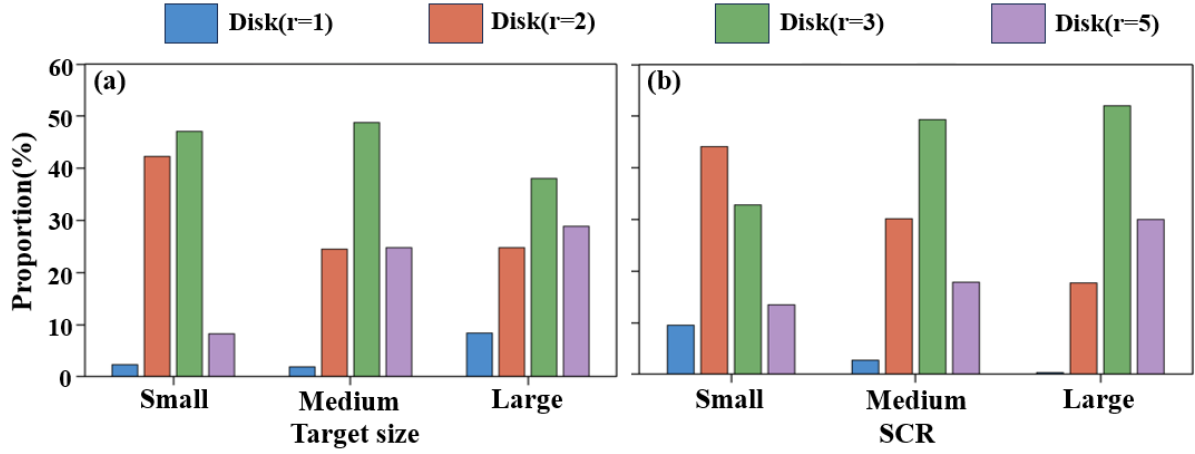


图 7 不同目标尺寸和 SCR 下圆盘形结构元素优选尺度的比例分布。(a)目标尺寸；(b)SCR。

Fig. 7. Proportions of preferred disk structuring-element scales for different target sizes and SCRs. (a) target size. (b) SCR.

基于以上结果可知，结构元素选择需要结合目标尺度和背景复杂度综合确定^[37,38]。

不同目标尺度和 SCR 条件下的优选结构元素尺度存在差异，因此固定尺度难以同时适用于不同尺度的小目标。考虑到实际图像中目标位置和真实尺度未知的情况，我们在实际处理中可以通过自适应算法计算原始图像的局部灰度统计特征以粗略估计相应小目标增强处理所需的最优结构元素尺度，从而进一步提高所选结构元素对不同目标尺度和局部背景的适应性。对于图像位置 $z = (x, y)$ 和候选尺度 r ，通过中心局部区域的灰度均值 $\mu_{c,r}(z)$ 、外围局部背景区域的灰度均值 $\mu_{b,r}(z)$ 和背景灰度标准差 $\sigma_{b,r}(z)$ 可以计算其相对灰度差^[39]：

$$C_r(z) = \frac{\mu_{c,r}(z) - \mu_{b,r}(z)}{\sigma_{b,r}(z) + \varepsilon}, \quad (14)$$

其中， ε 为避免分母为零的小正数。对于同一位置 z ，分别计算不同 r 时的 $C_r(z)$ ，并将其中最大值对应的半径作为该位置的最优结构元素尺度。对于 NUDT-SIRST 数据集 1327 幅图像中的 1863 个独立目标，我们采用式(14)确定的最优结构元素尺度与图 7 的统计分布规律相比较，不超过一个候选尺度等级的比例达到 89.05%，进一步证实了利用原始图像的局部灰度统计特征进行最优结构元素尺度选择的有效性。

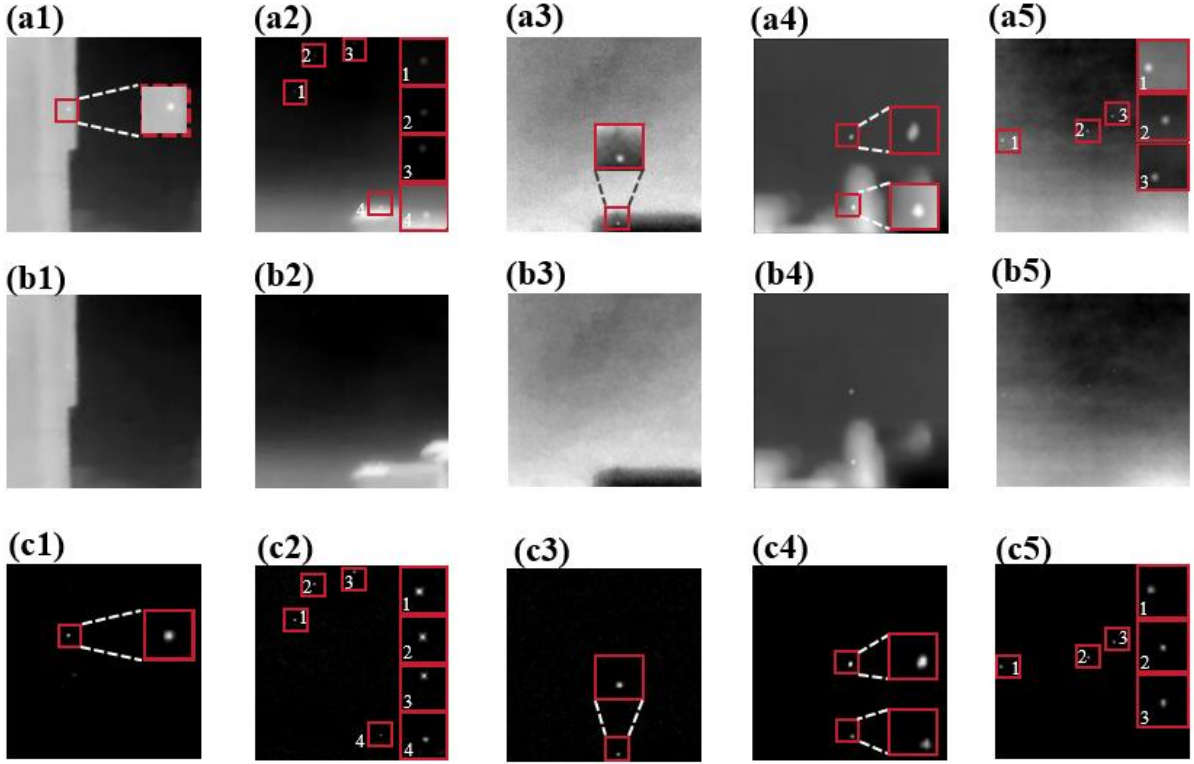


图 8 NUDT-SIRST 数据集代表性样本的小目标增强结果。(a1-a5) 原始图像；(b1-b5) 基于最优结构尺度得到的灰度开运算背景估计图像；(c1-c5) 原图与背景估计图像相减得到的小目标增强响应。

红色实线方框代表目标区域，红色虚线方框为重叠在原图上的对应小目标区域放大图。

Fig. 8. Small-target enhancement results for representative samples in the NUDT-SIRST dataset. (a1-a5) Original images. (b1-b5) Background estimates obtained by gray-scale opening operation based on optimized structuring-element scales. (c1-c5) Small-target enhancement responses obtained by subtracting the background estimates from the original images. Here, red solid boxes denote target regions, and red dotted boxes correspond to the zoomed-in views of the small targets overlaid on original images.

图 8 进一步给出了 NUDT-SIRST 数据集中 5 组代表性样本经本文所提出的方法处理后的小目标增强结果。在模拟过程中，我们根据图像局部灰度统计特征估计了最优的结构元素尺度，并采用相应结构元素进行灰度开运算和白顶帽变换。图 8(a1)-(a5) 为原始灰度图像。其中，红色实线小方框代表目标区域，其对应的放大图被依次重叠在原图上，并用红色虚线方框标示。从图中可以看出，部分小目标位于非均匀背景、高亮区域或强边缘附近，目标与周围背景之间的灰度差异较小，容易受到背景杂波干扰。经我们提出的 VCSEL-SA 光子脉冲网络对灰度图像阈值分解后的二值图像进行灰度形态学开运算后，重构的背景估计图像主要保留了缓变灰度成分和较大尺度的背景结构，

如图 8(b1)-(b5)所示。进一步从原始图像中减去背景估计图像即可得到小目标增强处理后的结果，如图 8(c1)-(c5)所示，小目标及其放大图的标注与图 8(a)一致。从图中可以看出，经小目标增强处理后，目标邻域内的背景灰度波动和强边缘干扰得到有效抑制，局部亮小目标相对于周围背景的灰度对比度得到明显提高，这些结果初步证实了我们所提方法的有效性。

表 1 NUDT-SIRST 数据集上不同方法的平均增强指标

Table 1. Average enhancement metrics of different methods on the NUDT-SIRST dataset.

方法	SCRG 平均值	SNRG 平均值	BSF 平均值	SCRG>1 图像 比例/%	SNRG>1 图像 比例/%	BSF>1 图像 比例/%
本文方法 (<u>disk r=3</u>)	<u>7.73</u>	<u>2.67</u>	<u>8.71</u>	<u>98.34</u>	<u>71.59</u>	<u>99.40</u>
本文方法 (<u>最优结构 元素尺度</u>)	<u>10.49</u>	<u>3.72</u>	<u>11.09</u>	<u>99.40</u>	<u>82.82</u>	<u>99.47</u>
最大中值滤波(<u>Max-Median</u>)	0.94	0.34	19.47	24.11	8.29	99.47
多尺度局部对比 度量(MPCM)	7.72	2.59	16.63	85.15	63.23	99.47
相对局部对比度 度量(RLCM)	5.73	1.93	11.44	79.80	51.02	98.27

为定量分析本文所提出的基于 VCSEL-SA 光子脉冲神经形态学运算和白顶帽变换的小目标图像增强性能，我们采用 $r = 3$ 的圆盘形结构元素和最优尺度圆盘形结构元素，与最大中值滤波(Max-Median)^[40]、多尺度图像块对比度量(MPCM)^[41]和相对局部对比度量(RLCM)^[42]三种方法对小目标图像处理的效果进行了比较，具体指标如表 1 所示。从表中可以看出，采用固定的 $r=3$ 的圆盘形结构元素时，平均 SCRG、SNRG 和 BSF 分别为 7.73、2.67 和 8.71，SCRG 和 SNRG 大于 1 的图像比例分别为 98.34%和 71.59%。在使用基于图像局部灰度特征确定的最优尺度圆盘形结构元素后，其指标分别提高至 10.49、3.72 和 11.09，且各项指标大于 1 的图像比例也分别提高至 99.40%，82.82%和

99.47%，表明基于图像局部特征确定的最优结构元素尺度可有效提升本算法对不同小目标图像增强的适应性。与三种经典的图像小目标增强方法相比，采用最优尺度结构元素获得的平均 SCRG 和 SNRG 及其大于 1 的图像比例均达到最高，能够在多数测试图像中有效增强小目标响应并提高目标与背景之间的灰度对比度。虽然平均 BSF 为 11.09，低于 Max-Median、MPCM 和 RLCM 三种方法获得的结果，但该指标大于 1 的图像比例达到 99.47%，与 Max-Median 和 MPCM 相当，并高于 RLCM。需要说明的是，BSF 仅由处理前后背景区域灰度标准差的比值确定，主要反映背景灰度波动的抑制程度，并不直接表征小目标响应是否得到保持或增强。因此较高的 BSF 并不必然对应较好的小目标增强效果。与本文提出的方法相比，Max-Median 方法获得了最高的平均 BSF，但其平均 SCRG 和 SNRG 分别仅为 0.94 和 0.34，且两项指标大于 1 的图像比例分别为 24.11%和 8.29%，说明较强的背景平滑并未转化为目标与背景可分性的提高，并可能伴随小目标响应的削弱。MPCM 方法利用多尺度图像块之间的局部对比度增强目标与背景差异，获得了更高的平均 BSF，但其平均 SCRG 和 SNRG 大于 1 图像比例明显低于我们提出的方法。RLCM 方法获得的平均 BSF 虽高于本方法，但其他各项指标均明显低于本文提出的方法。综上所述，本文提出的方法并非以获得最大的背景标准差压缩为目标，而是在保持背景抑制作用的同时获得较高的目标增强增益和更大的正增益图像比例，在 NUDT-SIRST 数据集上表现出较好的红外小目标增强性能。

此外，我们对所提方法的处理速度和能耗进行了初步的理论估算。以 256×256 图像和 5×5 方形结构元素为例，传统电学处理方式需要逐像素完成 25 个邻域位置的腐蚀和膨胀。对于 255 个阈值层，传统电学方式处理一幅图像约需 0.28 s，而本文所提方法在 3.0 ns 编码周期下的理想并行处理耗时仅需约 38.25 μ s，相比电学方式降低了近 4 个

数量级。按数值模拟过程中选取的 3.70 mW 输入光脉冲峰值功率和 0.20 ns 脉宽估算，本文方法处理整幅图像对应的能耗约为 1.24 mJ，而传统电学方式处理相同的图像约消耗 2.8 J，且需要重复地邻域像素访问、局部比较和中间数据存储，实际能耗将会更大。由此可见，本文所提出的利用光子神经网络处理小目标增强的方法在处理速度和能耗方面相对传统的电学方式具有显著优势。

4 结论

本文提出了一种基于 VCSEL-SA 光子脉冲神经元灰度形态学开运算与白顶帽变换实现红外小目标背景抑制与局部亮小目标增强的方法，并数值研究了该方法在灰度米粒图像和 NUDT-SIRST 数据集上的小目标增强效果。研究表明，通过对局部窗口图像和结构元素进行编码并选取适当的光脉冲注入参数，VCSEL-SA 可实现可控的尖峰数激发，并能实现灰度形态学开运算。在信噪比 $SNR = 10$ dB 和时间抖动 $\sigma_t = 80$ ps 共同作用下，VCSEL-SA 对编码脉冲的尖峰响应准确率仍可保持在 97% 以上。在对灰度米粒图像进行小目标处理后，米粒图像的信杂比增益(SCRG)、信噪比增益(SNRG)、背景抑制因子(BSF)可分别达到 1.77, 1.46 和 2.04。基于不同的结构元素对 NUDT-SIRST 数据集进行测试，在全数据集上的平均 SCRG、SNRG 和 BSF 最大值可达 7.73、2.67 和 16.34。基于不同目标尺度和 SCR 下的最优结构元素尺度分布统计规律，结合图像局部灰度统计特征可以初步确定小目标增强所需的最优结构元素尺度。此外，相比于传统的小目标图像处理方式，本文提出的方法可以获得相对更优的综合指标。本文工作可望为未来高速、低功耗和硬件友好的红外图像背景抑制和小目标增强处理平台构建提供一种光子实现路径。

参考文献

- [1] Quan W, Zhao W, Wang W, Xie H, Wang F L, Wei M 2025 *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **63** 5000115
- [2] Zhang Y T, Li Z Z, Siddique A, Azeem A, Chen W H, Cao D 2025 *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **63** 5001415
- [3] Han J H, Moradi S, Zhou B, Wang W, Zhao Q, Luo Z 2025 *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **63** 5004424
- [4] Wu L, Fan F, Huang J, Xiao G Q 2025 *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* **18** 6551
- [5] [Yang Z G, Yu H S, Zhang J J, Tang Q, Mian A 2025 *Inf. Fusion* **118** 103007](#)
- [6] [Zhao Z H, Chen W N, Dong S, Chen Y H, Wang H 2025 *Remote Sens.* **17** 3070](#)
- [7] Li B Y, Xiao C, Wang L G, Wang Y Q, Lin Z P, Li M, An W, Guo Y L 2023 *IEEE Trans. Image Process.* **32** 1745
- [8] Bai X Z, Zhou F G, Jin T 2010 *Signal Process.* **90** 1643
- [9] Li Y S, Li Z Z, Li J, Yang J C, Siddique A 2024 *Signal Process.* **217** 109339
- [10] Shi Q, Tian M X, Yang Q, Zhang X W, Zhao Y D 2025 *Acta Phys. Sin.* **74** 228501 (in Chinese) [石旗, 田茂鑫, 杨权, 张晓伟, 赵昱达 2025 物理学报 **74** 228501]
- [11] Lam S, Khaled A, Bilodeau S, Marquez B A, Prucnal P R, Chrostowski L, Shastri B J, Shekhar S 2026 *Nat. Commun.* **17** 2472
- [12] Khaled A, Aadhi A, Huang C, Tait A N, Shastri B J 2026 *Nat. Commun.* **17** 28
- [13] Guo Z Q, Tan Z Y, Zang X F, Zhang T, Wang G N, Li H G, Wang Y B, Zhu Y M, Ding F, Zhuang S L 2025 *Nat. Commun.* **16** 4492
- [14] Zhang H R, Song Y H, Chen S F, Bai Y P, Xu X Y, Huang C, Wang J, Chen H W, Moss D J, Xu K 2025 *npj Nanophoton.* **2** 40
- [15] Bai Y P, Xu Y F, Chen S F, Zhu X T, Wang S, Huang S R, Song Y H, Zheng Y X, Liu Z H, Tan S, Morandotti R, Chu S T, Little B E, Moss D J, Xu X Y, Xu K 2025 *Nat. Commun.* **16** 292
- [16] Owen-Newns D, Jaurigue L, Robertson J, Adair A, Jaurigue J A, Lüdge K, Hurtado A 2025 *Commun. Phys.* **8** 110
- [17] Zeng X T, Xiang S Y, Han Y N, Zhang Y H, Zhang Y N, Guo X X, Huang Z Q, Zou T,

-
- Shi Y C, Hao Y 2025 *Opt. Express* **33** 12045
- [18] Xiang S Y, Han Y N, Gao S, Song Z W, Zhang Y H, Zheng D Z, Yu C Y, Guo X X, Zeng X T, Huang Z Q, Hao Y 2024 *APL Photonics* **9** 070903
- [19] Wen J, Yin L, Qu S C, Wang C L, Zhang D K, Zhao H S, Jiang Y N 2025 *Appl. Opt.* **64** 9149
- [20] Duan Z F, Xie Y K, Wang F, Lin X D, Wu X, Ma L, He Y X, Yang W Y, Chen H T, Wu Z M, Deng T 2025 *Opt. Laser Technol.* **181** 111646
- [21] Zhang Y H, Xiang S Y, Guo X X, Wen A J, Hao Y 2018 *Sci. Rep.* **8** 16095
- [22] Robertson J, Zhang Y H, Hejda M, Bueno J, Xiang S Y, Hurtado A 2020 *Opt. Express* **28** 37526
- [23] Zhang Y H, Robertson J, Xiang S Y, Hejda M, Bueno J, Hurtado A 2021 *Photon. Res.* **9** B201
- [24] Xiang S Y, Ren Z X, Song Z W, Zhang Y H, Guo X X, Han G Q, Hao Y 2021 *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.* **32** 2494
- [25] Song Z W, Xiang S Y, Ren Z X, Wang S H, Wen A J, Hao Y 2020 *Opt. Express* **28** 1561
- [26] Xiang S Y, Ren Z X, Zhang Y H, Song Z W, Hao Y 2020 *Opt. Lett.* **45** 1104
- [27] Ma L, Chen J J, He Y X, Lu D, Wang F, Xie Y K, Wang Y C, Yao B D, Ou X L, Deng T 2026 *Appl. Opt.* **65** 1379
- [28] Han Y N, Xiang S Y, Song Z W, Gao S, Zhang Y H, Guo X X, Hao Y 2023 *Opt. Express* **31** 35484
- [29] Tang Y H, Li L L, Jiang X, Huang Z P, Zhang X Y, Xiao Z Y, Zhou W J, Xie Y Y 2025 *J. Lightwave Technol.* **43** 9290
- [30] Shih F Y C, Mitchell O R 1989 *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* **11** 31
- [31] Asplund T, Luengo Hendriks C L 2016 *IEEE Trans. Image Process.* **25** 5589
- [32] Nahmias M A, Shastri B J, Tait A N, Prucnal P R 2013 *IEEE J. Sel. Top. Quantum Electron.* **19** 1800212
- [33] Shastri B J, Nahmias M A, Tait A N, Wu B, Prucnal P R 2015 *Opt. Express* **23** 8029
- [34] Zhou F, Wu Y Q, Dai Y M, Wang P 2019 *Remote Sens.* **11** 2058
- [35] Tunç S, Ilgın H A 2023 *Trait. du Signal* **40** 207
- [36] Cheng Y B, Lai X F, Xia Y C, Zhou J M 2024 *Sensors.* **24** 3885

-
- [37]Hou W, Mei F H, Cheng G J, Deng X W 2015 *Acta Phys. Sin.* **64** 234202 (in Chinese) [侯旺, 梅风华, 陈国军, 邓喜文 2015 物理学报 **64** 234202]
- [38]Zhang J J, Cao S H, Cui W N, Zhang T 2024 *J. Electron. Inf. Technol.* **46** 267 (in Chinese) [张晶晶, 曹思华, 崔文楠, 张涛 2024 电子与信息学报 **46** 267]
- [39][Peng L, Lu Z, Lei T, Jiang P 2024 *Remote Sens.* **16** 2343](#)
- [40]Deshpande S D, Er M H, Venkateswarlu R, Chan P 1999 *Proceedings of SPIE* 3809, *Signal and Data Processing of Small Targets 1999* Denver, Colorado, USA, July 19—23, 1999 p74
- [41]Wei Y T, You X G, Li H 2016 *Pattern Recognit.* **58** 216
- [42]Han J H, Liang K, Zhou B, Zhu X Y, Zhao J, Zhao L L 2018 *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* **15** 612

Infrared Small-Target Enhancement Based on Photonic Gray-Scale Morphological Operation and White Top-Hat Transform in a VCSEL-SA Spiking Neuron Network*

YAO Boda¹⁾²⁾ LU Dan³⁾⁴⁾ WANG Yanchao¹⁾²⁾ HE Yuxing¹⁾²⁾ LIU Wenli¹⁾²⁾ OU
Xiling¹⁾²⁾

WANG Fei ^{1)2)†} XIA Guangqiong¹⁾²⁾ WU Zhengmao¹⁾²⁾ DENG Tao^{1)2)‡}

1)(School of Physical Science and Technology, Southwest University, Chongqing 400715, China)

2)(Chongqing Key Laboratory of Micro & Nano Structure Optoelectronics, Southwest University, Chongqing 400715, China)

3)(State Key Laboratory of Optoelectronic Materials and Devices, Institute of Semiconductors, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100083, China)

4)(College of Materials Science and Opto-electronic Technology, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 101408, China)

Abstract

Infrared small-target enhancement is of great significance in fields including infrared search, remote sensing, surveillance, and early warning. In single-frame infrared images, small targets usually occupy few pixels and are characterized by weak intensity, a low signal-to-clutter ratio, and limited texture information, rendering them susceptible to background clutter, nonuniform background fluctuations, strong edges and random noise. Gray-scale morphological operation and the white top-hat transform provide an effective means for background suppression and local bright small-target enhancement. However, conventional electronic implementations involve repeated sliding-window operations, neighborhood access, local comparison and intermediate data access. In this work, we propose and numerically investigate a photonic spiking neural network based on a vertical-cavity surface-emitting laser with a saturable absorber (VCSEL-SA), which can implement gray-scale morphological operation and white top-hat transform for infrared small-target enhancement. Firstly, gray-scale image is decomposed into a set of binary threshold images. Secondly, for each threshold image, the local image window and the structuring element are unfolded according to the same spatial order and temporally encoded into two rectangular optical-pulse sequences. Then, the two encoded pulse sequences are combined with a certain delay, and injected into the VCSEL-SA to implement the morphological operation including erosion and dilation according the fired spiking number. Subsequently, the binary opening operation results are stacked to

reconstruct the new gray-scale image, which is used as the background estimate. As a result, small-target enhancement can be achieved by subtracting this background estimate from the original image. The spiking dynamics of VCSEL-SA is investigated to determine the feasible pulse-encoding conditions. Under Gaussian white noise with a signal-to-noise ratio (SNR) of 10 dB and input-pulse timing jitter with a standard deviation of 80 ps, the spike-response accuracy of VCSEL-SA to injected encoding pulses remains above 97%. For a gray-scale rice image, the signal-to-clutter ratio gain (SCRG), signal-to-noise ratio gain (SNRG), and background suppression factor (BSF) after small-target enhancement processing can reach 1.77, 1.46, and 2.04, respectively. The proposed method is further evaluated on the NUDT-SIRST dataset using structuring elements with different shapes and sizes. For the tested structuring elements, the maximal SCRG, SNRG, and BSF values can reach 7.73, 2.67 and 16.34, respectively. After analyzing the statistic regularities of optimized structuring-element size under different target sizes and SCRs, the optimized structuring-element size required by the small-target enhancement can be preliminarily determined based on the local statistical characteristics of original gray-scale image. Compared with traditional small-target image-enhancement methods, this proposed method can achieve relatively good indices. These results provide a feasible photonic implementation method for infrared small-target enhancement and background suppression based on a VCSEL-SA photonic spiking neural network.

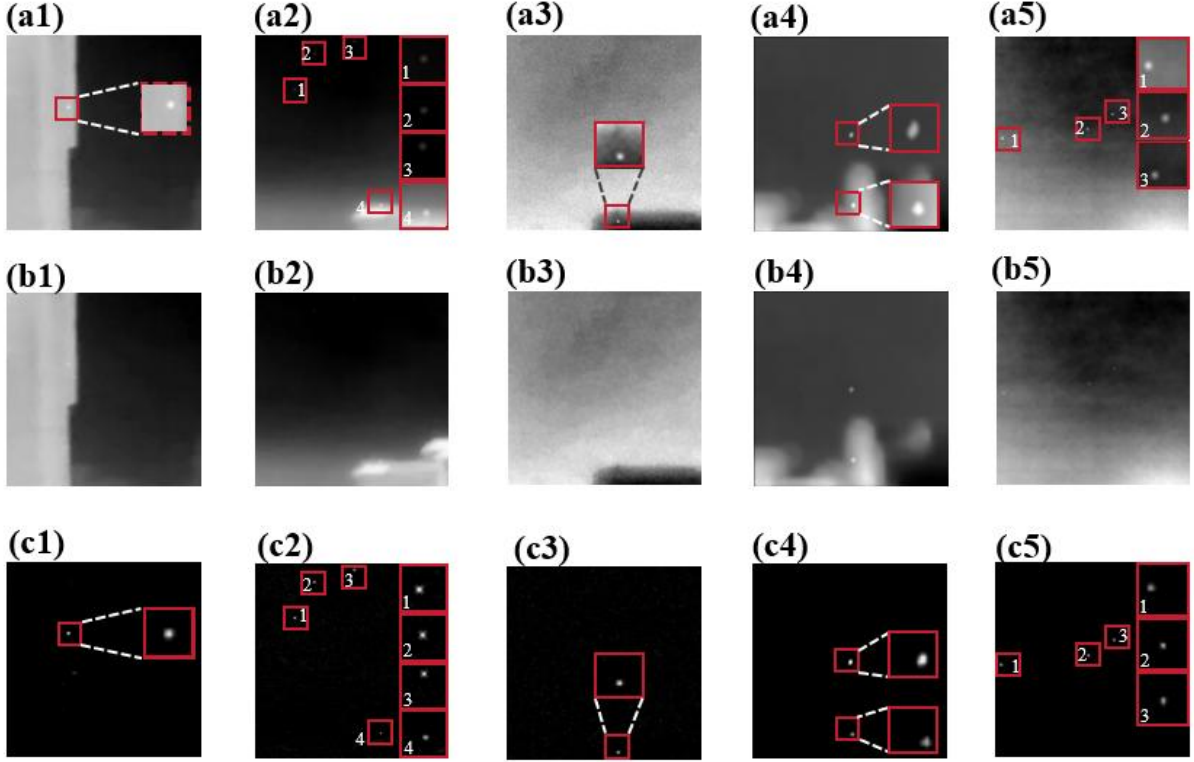


Fig. 8. Small-target enhancement results for representative samples in the NUDT-SIRST dataset. (a1-a5) Original images. (b1-b5) Background estimates obtained by gray-scale opening operation. (c1-c5) Small-target enhancement responses obtained by subtracting the background estimates from the original images. Here, red solid boxes denote target regions, and red dotted boxes correspond to the zoomed-in views of the small targets overlaid on original images.

Keywords: infrared small-target enhancement, background suppression, gray-scale morphological operation, white top-hat transform, VCSEL-SA photonic spiking neuron.

PACS: 42.55.Px, 42.79.Ta, 42.30.Va

*Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 62575247), the Natural Science Foundation of Chongqing, China (Grant Nos. CSTB2023NSCQ-MSX0120, CSTB2025NSCQ-GPX0498).

† Corresponding author. E-mail: wangf17@swu.edu.cn

‡ Corresponding author. E-mail: dengt@swu.edu.cn