

基于显著目标提取和泊松重建的红外与可见光图像融合方法

刘文清, 王任华*, 刘晓文, 杨馨

中国人民公安大学信息网络安全学院, 北京 100038

摘要 针对低照度环境下红外与可见光图像融合过程中存在显著目标不完整、边缘模糊和对比度不足等问题, 提出一种基于显著目标提取和泊松重建的融合方法。针对红外图像像素之间强度显著性的差异, 首先利用显著性检测、阈值分割和伽马校正的关联性提取显著目标, 从而实现红外图像中目标与背景的分隔; 其次考虑了源图像的视觉显著特征和梯度显著性, 在梯度域上通过求解泊松方程重建融合图像; 最后为提高低照度环境下融合图像的质量, 利用红外图像的统计量均值和标准差优化融合结果。实验结果表明, 所提方法在定性和定量分析方面均优于其他对比方法, 能较好地突出红外目标信息, 保留丰富的背景信息, 视觉效果显著。

关键词 图像处理; 图像融合; 红外图像; 可见光图像; 泊松重建; 低照度

中图分类号 TP301.6

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP222293

Infrared and Visible Image Fusion Method Based on Saliency Target Extraction and Poisson Reconstruction

Liu Wenqing, Wang Renhua*, Liu Xiaowen, Yang Xin

Department of Information and Cyber Security, People's Public Security University of China,
Beijing 100038, China

Abstract An infrared and visible image fusion method based on saliency target extraction and Poisson reconstruction is proposed to address the problems of incomplete saliency target, blurred edges, and low contrast in the fusion process of infrared and visible images in a low illumination environment. First, the saliency target was extracted using the correlation of saliency detection, threshold segmentation, and Gamma correction, which is based on the difference in saliency intensity between infrared image pixels, to separate the target from the background in infrared images. Second, the visual saliency features and gradient saliency of the source images were considered, and fused images were reconstructed by solving the Poisson equation in the gradient domain. Finally, the mean and standard deviation of the infrared images were used to optimize the fused images, thereby improving the quality of the results in a low illumination environment. Experimental results show that the proposed method is superior to other comparison methods in terms of subjective and objective evaluation performances. Moreover, the proposed method can better highlight infrared target information, retain rich background information, and have remarkable visual effects.

Key words image processing; image fusion; infrared image; visible image; Poisson reconstruction; low illumination

1 引言

图像融合旨在合并相同场景下不同传感器获取的重要信息, 融合后的图像应当更适合人类和机器的理解, 实现信息互补^[1], 以便于后续的处理或决策。其中, 红外与可见光融合是图像融合中的一个研究话题,

具有重要的理论与实际意义。根据热辐射差异对红外图像区分目标与背景, 不受光照、天气的影响, 目标与背景的温度差决定了目标的灰度值; 可见光图像通过反射可见光得到成像, 纹理细节和对比度更适合人类的视觉感知^[2]。二者融合后的图像既包含红外图像的目标信息, 又有可见光图像的背景信息, 因此图像融合

收稿日期: 2022-08-12; 修回日期: 2022-09-22; 录用日期: 2022-10-09; 网络首发日期: 2022-11-04

基金项目: 高分辨率对地观测系统重大专项(01-Y30F05-9001-20/22、GFZX0404130307)

通信作者: *wangrenhua@ppsuc.edu.cn

弥补了单一传感器对特定场景下信息表述不足的缺陷,实现了场景的互补化、全面化、准确化和表达清晰化。

传统的红外与可见光图像融合方法包括基于多尺度变换^[3]、基于稀疏表示^[4]、基于子空间^[5]、基于显著性^[4]的方法等。2016年, Ma等^[6]提出了总变分(total variation)最小化的梯度转移融合(GTF)方法,该方法将可见光图像的梯度信息叠加在红外图像上,把融合问题转换为L1范数最小化和总变分最小化问题,保持了可见光图像的梯度变化和红外图像的亮度分布。2017年, Zhao等^[7]提出了一种结合全局最大熵和梯度约束的优化融合方法,全局最大熵使融合结果保留了尽可能多的信息,梯度约束使融合结果具有了清晰的细节。2020年, Ma等^[8]将一种名为“gradientlet”的梯度滤波器引入到图像融合中,使源图像分解为反映亮度的近似层和反映细小梯度纹理、噪声的残余层,方法提升了目标显著性,降低了噪音的影响。在低照度或夜视环境下,传统融合方法的图像质量很容易受到影响,存在边缘模糊、目标不清晰和对比度不足等问题。

目前,基于深度学习的方法因具有较强的特征提取、特征学习和特征表达能力^[9],在解决图像融合等问题上展现出了强大优势。2019年, Ma等^[10]提出了FusionGAN方法,利用无监督的生成对抗网络进行图像融合,其中生成器可以产生具有红外图像亮度信息和可见光图像梯度信息的融合图像,鉴别器在融合图像中可以保留更多的可见光图像细节。2021年, Li等^[11]提出了AttentionFGAN方法,将多尺度注意力机制结合到生成对抗网络中以融合红外与可见光图像,融合结果中较好地保留了源图像的注意力区域信息。2022年, Ma等^[12]提出了一种基于跨领域学习和Swin

Transformer的图像融合框架(SwinFusion),该框架包含浅层特征提取模块、深层特征重组模块、交叉自注意力机制、注意力引导的跨领域模块和滑动窗口机制等,融合结果中保留了源图像丰富的纹理和细节信息,实现了融合过程中域内和域间的全局联动。然而,基于深度学习的方法存在模型训练不稳定和对训练数据的依赖性较强等问题。此外,在低照度环境下融合图像的红外细节信息存在冗余,融合图像的对比度较低。

综上所述,为了解决低照度环境下传统融合方法和深度学习存在的显著目标不完整、边缘模糊和对比度不足等问题,本文结合了显著性检测和梯度域融合的思想,提出了一种基于显著目标提取和泊松重建的红外与可见光图像融合方法。所提方法使用显著性检测、阈值分割和伽马校正提取红外图像显著目标,通过泊松重建方法对显著目标与可见光图像进行融合,并引入红外图像的统计量均值和标准差进一步优化融合结果。实验结果表明,所提方法在定性和定量分析方面的表现均优于其他对比方法。

2 显著目标提取

所提方法的整体框架如图1所示。首先通过显著性检测获取红外图像显著图,并采用阈值分割、伽马校正等技术分离显著图中的目标与背景,提取人们关注的显著目标区域;然后对可见光图像进行色彩空间转换,获取单通道可见光亮度分量,对红外图像显著目标与可见光亮度分量在梯度域中通过求解泊松方程进行重建,得到融合图像;最后利用红外图像的统计量均值和标准差优化融合图像,实现低照度环境下红外与可见光图像融合。

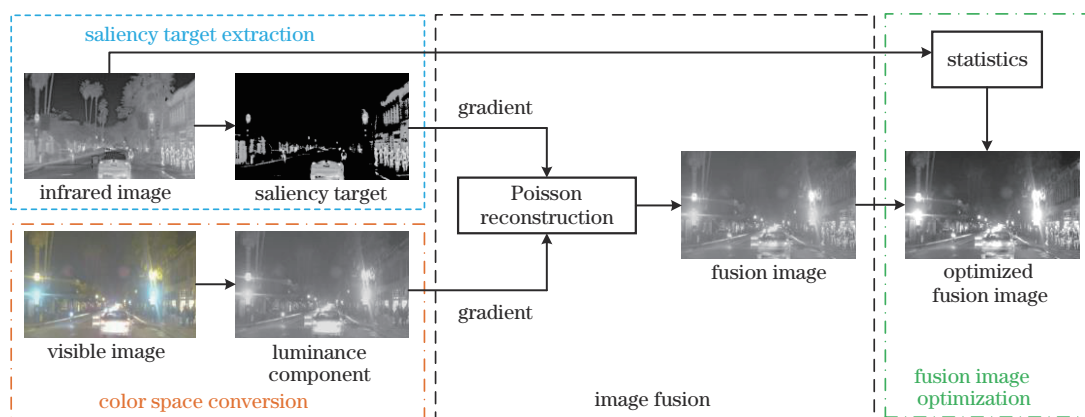


图1 所提融合方法框图

Fig. 1 Block diagram of the proposed fusion method

通过观察大量低照度环境下的红外图像,发现红外图像中的目标在视觉上体现为高亮区域,即灰度值较大的区域。但由于目标存在不稳定的红外特性,仍存在一些红外图像的目标区域亮度低于或等于背景区域的情况。因此,为了完整地保留红外目标区域,为后

续的融合工作奠定基础,考虑了红外图像像素之间强度显著性的差异,提出了红外图像显著目标提取方法。首先采用显著性检测获取包含高亮目标的显著图,克服目标亮度分布明暗不均的缺陷,改善在源图像上的目标提取效果^[13];其次以显著图的均值为标准对红外

图像进行阈值分割,得到包含目标的红外子图像 1;然后采用伽马校正方法,弱化红外子图像 1 的背景区域,减少背景区域的影响;最后以红外子图像 1 的均值为标准分割红外图像,提取到显著目标区域,实现目标与背景的分,保留完整、清晰的红外目标。显著目标区域提取方法流程如图 2 所示。

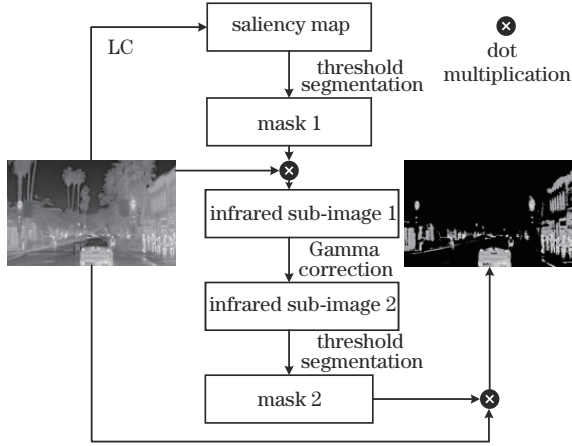


图 2 显著目标区域提取方法的流程

Fig. 2 Flow chart of the saliency target extraction method

2.1 显著图获取

在心理学研究领域,人类的视觉系统对图像信息之间的对比非常敏感,例如颜色、纹理和强度。文献 [14] 提出了一种图像显著性检测方法,即 linear-color contrast(LC)模型。一幅图像的显著图是建立在像素之间的颜色对比度(灰度对比度)上的,即该像素与图像中所有像素在灰度值上的距离之和作为该像素的显著值。图像某一像素 I_k 的显著值定义为

$$S(I_k) = \sum_{\forall I_i \in I} \|I_k - I_i\|, \quad (1)$$

式中: I_i 表示图像中的任一像素,大小为 $[0, 255]$; $\|\cdot\|$ 表示 L1 范数,即颜色距离。式(1)的计算结果即为某一点像素的显著值。

为了提高计算效率,降低内存消耗,减小时间复杂度,首先利用直方图进行像素点的统计分布,得到每个像素在灰度级上出现的次数^[15],再计算像素的显著值,并进行归一化操作。获取的红外显著图如图 3 所示,目标如行人和车辆都在显著图中有所保留,显著性区域比较完整和清晰,背景对目标的影响得到有效抑制。

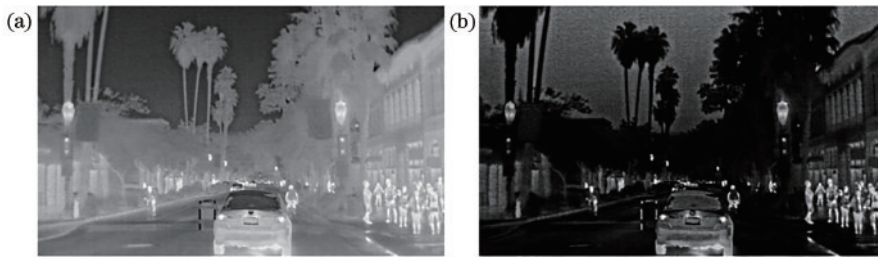


图 3 红外图像与显著图。(a)红外图像;(b)显著图

Fig. 3 Infrared image and saliency map. (a) Infrared image; (b) saliency map

2.2 阈值分割

显著图中的绝大部分是低亮度区域,灰度均值偏小。阈值分割中的掩模应覆盖整个红外目标,以保证目标作为大于阈值的部分置为 1。假设显著图是 $S(x, y)$,显著图的灰度均值是阈值 T ,大于阈值的像素的灰度值设置为 1,小于阈值的像素的灰度值设置为 0,得到显著图掩模,即 $M_1(x, y)$ 。为提取显著目标,抑制背景对目标的影响,以红外图像作为分割模板,将红

外图像(I_{ir})与显著图掩模(M_1)相乘,得到红外子图像 1(S_1),公式为

$$S_1 = I_{ir} \times M_1. \quad (2)$$

如图 4 所示,即使天空区域在显著图掩模中是属于“1”的部分,但是天空区域在红外图像中的灰度值较小。经过式(2)处理后,目标区域仍在红外子图像 1 中,并且天空区域与目标区域的明暗对比为明显,为接下来的工作奠定了基础。



图 4 阈值分割结果。(a)红外图像;(b)显著图掩模 1;(c)红外子图像 1

Fig. 4 Threshold segmentation result. (a) Infrared image; (b) mask 1; (c) infrared sub-image 1

2.3 伽马校正

观察图 4(c)可知,红外子图像 1 中的目标比背景

的灰度值大,因此为了进一步缩小背景区域的影响,实现目标与背景的分,采用参数化的伽马校正技术。

校正参数 γ 的作用如图 5 所示,当 γ 大于 1 时,图像灰度值较小的部分的动态范围缩小,灰度值较大的部分的动态范围扩大。

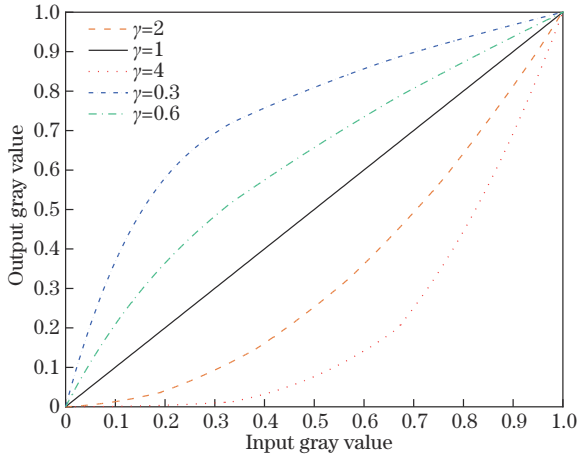


图 5 $y = x^\gamma$ 函数示意图

Fig. 5 Schematic of function $y = x^\gamma$

以图像的灰度平均值衡量图像的亮度情况。假设 G_{avg} 是红外子图像 1 (S_1) 的灰度均值,现将临界值设定为 $1 - G_{avg}$ 。伽马校正的细节:红外子图像 1 整体亮度偏低,为了突出目标区域,将大于临界值的高亮度区域像素点变得更亮,即将较宽的高灰度级输入范围映射到较窄的明色输出范围;为了削弱背景区域,将小于临界值的低亮度区域像素点变得更暗甚至为零,即将较宽的低灰度级输入范围映射到较窄的暗色输出范围。最终得到红外子图像 2 (S_2):

$$S_2(x, y) = \begin{cases} [S_1(x, y) + \epsilon]^{\gamma_1}, & S_1(x, y) \geq 1 - G_{avg} \\ [S_1(x, y) + \epsilon]^{\gamma_2}, & S_1(x, y) < 1 - G_{avg} \end{cases}, (3)$$

式中: ϵ 是补偿系数,为避免输入为零值时底数无意义的情况, ϵ 设置为 10^{-6} ; $S_1(x, y)$ 是进行归一化操作后的红外子图像 1,灰度范围是 $[0, 1]$ 。为了提高或降低红外子图像 1 中不同像素点的灰度值,保证目标得到凸显,背景得到抑制,需确保式 (3) 中的参数 $\gamma_1 < 1$, $\gamma_2 > 1$ 。考虑到图像中像素灰度值之间的关联性,对于不同的像素点,需要设置不同的 γ 值进行校正,从而自适应地调整图像灰度值。当红外子图像 1 中的灰度值大于临界值 $1 - G_{avg}$ 时, γ_1 要随着 $S_1(x, y)$ 的增大而减小,以提高目标凸显的程度;当红外子图像 1 中的灰度值小于临界值 $1 - G_{avg}$ 时, γ_2 要随着 $S_1(x, y)$ 的增大而增大,以提高背景抑制的程度。

因此,构建一次函数 $\gamma_1 = a + b \times S_1(x, y)$, $\gamma_2 = c + d \times S_1(x, y)$,经过多次实验确定了 γ_1 和 γ_2 的一次函数,以便能更加精准地处理图像,提高伽马校正的自适应性。

$$\begin{cases} \gamma_1 = 0.5 - 0.5 \times S_1(x, y) \\ \gamma_2 = 2 + 0.5 \times S_1(x, y) \end{cases}. (4)$$

图 6 为红外子图像 1 经过不同参数下的伽马校正后得到的红外子图像 2。图 6(b) 中,前景如行人、车辆和路灯等(实线矩形)都属于灰度值较大的部分,而背景如天空区域(虚线矩形)的灰度值已经被降低到零值附近。伽马校正缩小了红外图像无关细节和背景区域的影响,同时保留了显著的红外目标。相比于图 6(c) 和图 6(d),并根据融合图像的定性和定量结果来看,当 $a = 0.5$, $b = -0.5$, $c = 2$, $d = 0.5$ 时所提方法取得了较优的效果,但是这些参数属于经验数值,在不同的融合需求下可适当进行调整,以获得更好的视觉效果。

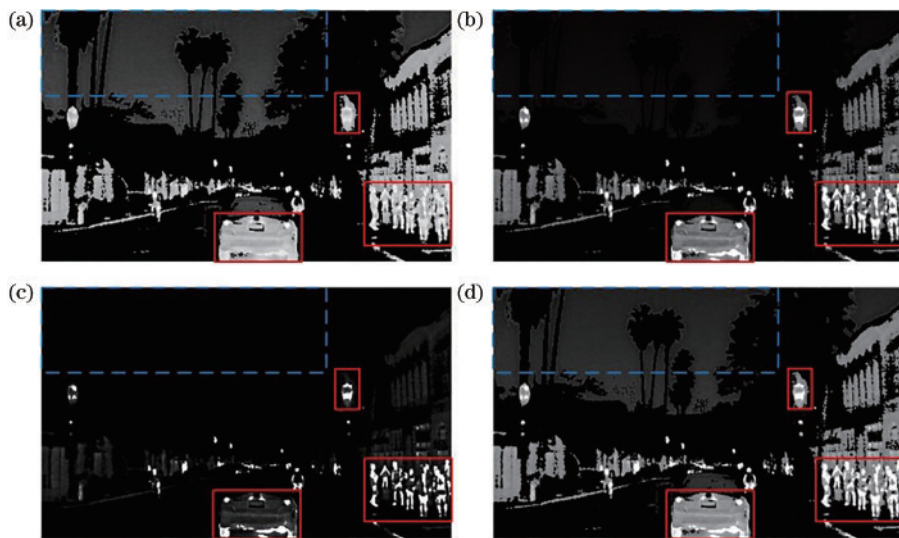


图 6 伽马校正结果比较。(a) 红外子图像 1; (b) $a = 0.5$, $b = -0.5$, $c = 2$, $d = 0.5$; (c) $a = 0.2$, $b = -0.2$, $c = 5$, $d = 1$; (d) $a = 1$,

$b = -1$, $c = 1$, $d = 1$

Fig. 6 Comparison of Gamma correction results. (a) Infrared sub-image 1; (b) $a = 0.5$, $b = -0.5$, $c = 2$, $d = 0.5$; (c) $a = 0.2$,

$b = -0.2$, $c = 5$, $d = 1$; (d) $a = 1$, $b = -1$, $c = 1$, $d = 1$

2.4 目标提取

尽管得到了包含显著目标的红外子图像 2,但是和红外图像相比,红外子图像 2 中目标区域的灰度值大小已经改变。为了不改变红外图像的灰度值和源信息,保证泊松重建时具有较好的视觉和计算效果,仍然采用阈值分割的方法,利用红外子图像 2 提取红外图像中的目标。

在阈值选择的过程中,经过多次实验,发现阈值确定为红外子图像 1(S_1)的灰度均值 G_{avg} 时效果较优,这可以保证所有目标区域被选中。将红外子图像 2 中大于阈值的像素灰度值设置为 1,小于阈值的像素灰度值设置为 0,于是得到红外子图像掩模,即 $M_2(x, y)$ 。

然后将红外图像 I_{ir} 与红外子图像掩模(M_2)相乘,得到红外显著目标区域(I_{ist}),公式为

$$I_{ist} = I_{ir} \times M_2. \quad (5)$$

图 7 展示了不同阈值条件下的显著目标提取结果,分别采用实线矩形和虚线矩形框选目标和背景。在本文中,阈值 T 的取值为显著图(S)的均值(mean2 表示计算均值),阈值 G_{avg} 的取值为红外子图像 1(S_1)的均值。与 $T=0.5$ 和 $G_{avg}=0.5$ 相比,所提方法提取的显著目标较为完整,边缘比较清晰;与 $T=0.05$ 和 $G_{avg}=0.05$ 相比,所提方法提取的显著目标包含的背景信息较少,噪声等冗余信息不明显。

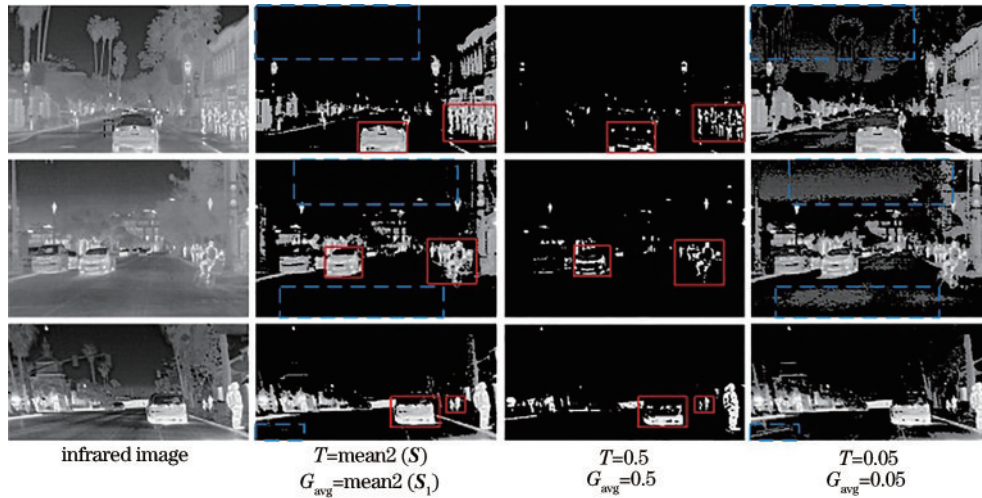


图 7 显著目标提取结果比较

Fig. 7 Comparison of saliency target extraction results

利用图像的显著性检测、目标分割和伽马校正的关联性,经过第 2 节所述的 4 个步骤,提高了算法的效率,完整地保留了红外目标区域,减少了冗余的背景信息,为泊松重建提供了条件。

3 基于泊松重建的图像融合

低照度环境下红外图像与可见光图像中的信息关联性较低,红外图像包含稀少且重要的目标,并且目标具有比背景更大的像素强度,可见光图像包含大量以梯度为特征的背景和纹理信息。因此可以采取泊松重建方法将红外图像显著目标直接融合到可见光图像中,即构建泊松方程,在梯度域求解红外显著目标与可见光图像梯度差的最小值问题。

3.1 图像重建

Perez 等^[16]使用引导插值的方法来构建泊松方程,解决目标与背景梯度差的最小化问题,以重建图像。泊松重建是建立在梯度域上的一种融合方法^[17],除了在一定程度上可避免空间域融合方法易产生伪影的现象,还能实现红外与可见光图像无缝融合的目的,同时尽可能保持二者的梯度,保留二者的细节信息。

首先计算梯度和散度。为了使融合区域的梯度与目标图像的梯度接近,实现目标与背景梯度差的最小化,需要先计算目标图像(I_{ist})的梯度场和背景图像(I_{vis})的梯度场,再将背景中待添加目标区域的梯度场用目标的梯度场替换,并计算替换后融合图像的散度场,即拉普拉斯坐标,以描述融合图像的梯度特征^[18]。梯度场计算公式为

$$d_x(i, j) = I(i+1, j) - I(i, j), \quad (6)$$

$$d_y(i, j) = I(i, j+1) - I(i, j), \quad (7)$$

式中: $I(i, j)$ 表示图像在 (i, j) 处的像素值; $d_x(i, j)$ 表示图像在水平方向上的梯度值, $d_y(i, j)$ 表示图像在垂直方向上的梯度值。根据梯度场计算散度场,公式为

$$\text{div}(i, j) = d_x(i+1, j) - d_x(i, j) + d_y(i, j+1) - d_y(i, j), \quad (8)$$

式中: $\text{div}(i, j)$ 表示图像在 (i, j) 处的散度值。其次根据散度值和边界像素值,利用拉普拉斯算子的离散形式求解泊松方程 $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$,其中 \mathbf{A} 是稀疏矩阵, \mathbf{b} 是融合图像的散度值, \mathbf{x} 是融合图像的像素值。散度与像素值之间的转换公式为

$$\text{div}(i, j) = \Delta X = X(i-1, j) + X(i, j-1) + X(i+1, j) + X(i, j+1) - 4 \times X(i, j). \quad (9)$$

最后,把求解得到的融合区域像素值 $X(i, j)$ 和融合区域以外的背景图像像素值 $I_{\text{vis}}(i, j)$ 相加,得到灰度融合图像 P 。基于泊松重建的图像融合是为了将红外图像中的显著目标融合到可见光图像相应的位置上,因此融合后的图像在视觉上与可见光图像相似,这是所提方法与其他经典融合方法的主要区别。泊松重建后的图像(灰度融合图像)不仅保留了红外图像和可见光图像的梯度信息,实现了图像的平滑和边界一致,还结合了二者的特点,既包含可见光图像的纹理细节,又体现了红外显著目标区域。

3.2 融合图像优化

观察灰度融合图像可以发现,对低照度环境下的可见光图像进行泊松重建后,融合图像的整体亮度在视觉上偏暗,对比度不高。文献[19]提出了一种在两幅图像间进行颜色传递(color transfer)的方法,将参考

图像的统计量均值和标准差引入到目标图像各个信道的线性变换公式中,使最终的结果具有与参考图像相同的均值和标准差,以实现颜色转移。受颜色传递中均值和标准差传递思想的启发,本文利用红外图像的统计量优化灰度融合图像的亮度和对比度,提高融合图像质量。假设红外图像为 I_{ir} , 优化融合图像为 F , 具体表达式为

$$F = \frac{\sigma_{I_{\text{ir}}}}{\sigma_P} (P - u_P) + u_{I_{\text{ir}}}, \quad (10)$$

式中: $u_{I_{\text{ir}}}$ 和 $\sigma_{I_{\text{ir}}}$ 表示红外图像的均值和标准差; u_P 和 σ_P 表示灰度融合图像的均值和标准差。由于均值反映的是图像平均亮度,标准差反映的是图像对比度,经过式(10)处理后,优化融合图像 F 就具有了与红外图像 I_{ir} 相同的均值和标准差。图8展示了灰度融合图像优化前后的结果图。由图8可知,优化融合图像的亮度和对比度得到一定程度的提升,融合质量得到进一步的提高,有利于图像的后续处理。



图8 灰度融合图像和优化融合图像的对比

Fig. 8 Comparison of gray fusion images and optimized fusion images

4 实验结果与分析

在RoadScene公开数据集中验证所提方法的有效性。RoadScene数据集^[20]是武汉大学公布的公开数据集,包含了221对不同光照条件下已配准的红外和可见光图像对,其中有104对白天的图像,117对夜晚的图像,图像中包含道路、车辆和行人等代表性场景。选取夜间无路灯、夜间有路灯和夜间迎面来车等低照度图像对所提方法有效性进行验证。

4.1 定性分析

为了更好地比较不同方法之间的优劣,用矩形在图像中框选出一些关键信息并将其放大,置于图像的左上角或右上角。首先选取3对低照度环境下的图像进行实验,对所提方法的融合结果与经典融合方法GTF^[6]的融合结果进行比较,结果如图9所示。其中IR表示红外图像,VIS表示可见光图像,从左到右分别是三组实验图像。

分析图9可以得知:GTF方法获得的图像中的目标清晰度不高,行人、车辆的细节不清楚,边缘比较模糊,所提方法克服了GTF方法的缺陷,解决了边缘模糊的问题,图像的亮度和对比度要优于GTF方法;此外,GTF方法不能很好地保留可见光图像的背景信息,第一组图像和第二组图像中的旗帜和房屋部分没有在融合图像中得到完整体现,纹理细节信息丢失较为严重,所提方法较好地融合了红外图像中的显著目标信息,并完整地保留了可见光图像的背景和细节信息,在视觉上更便于人眼观察。

较优融合方法的特点是能有效提取图像信息、具有恰当的融合规则、可以从源图像提取有用信息并对其集成而不产生伪影^[5]。为进一步验证所提方法的可行性和有效性,选取7对低照度环境下的图像,对所提方法的融合结果与8种经典融合方法的融合结果进行定性分析。8种经典融合方法包括各向异性扩散(ADF)^[21]、曲线波变换(CVT)^[5]、基于方向离散余弦

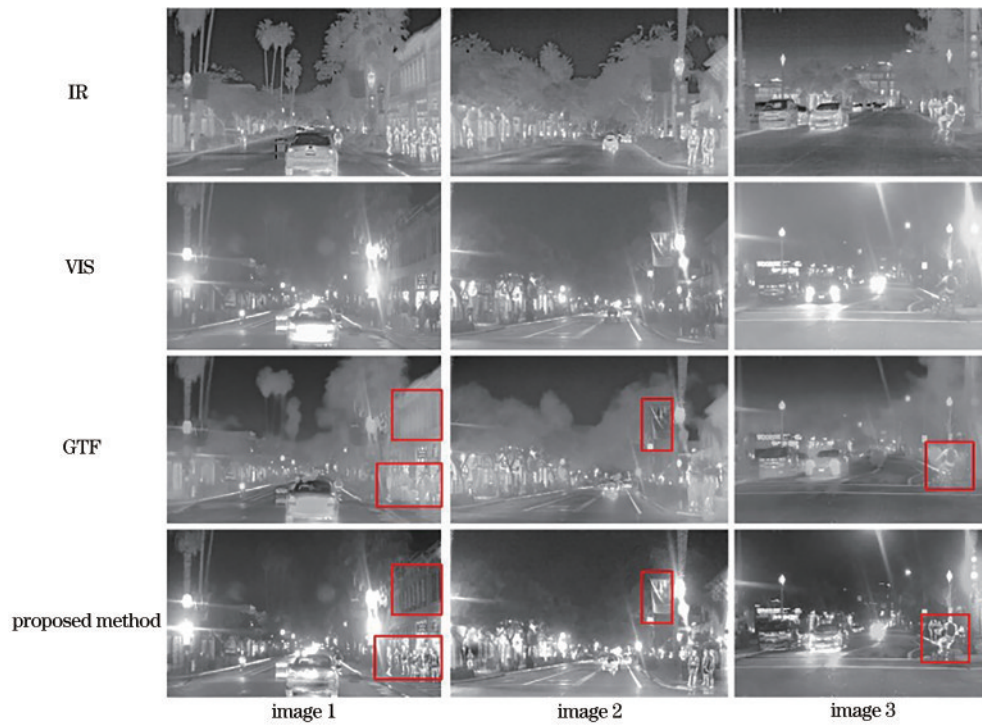


图9 GTF方法与所提方法的结果对比

Fig. 9 Comparison of results between GTF method and proposed method

变换与主成分分析(DDCTPCA)^[22]、基于子空间的四阶偏微分方程(FPDE)^[23]、特征提取和信息保存(IFEVIP)^[24]、多分辨率奇异值分解(MSVD)^[25]、深度学习方法 FusionGAN^[10]和 SwinFusion^[12]。图 10 是 8 种对比方法和所提方法的实验结果。与对比方法相比,所提方法的融合图像保留了目标区域更多的边缘信息。可见光图像灰度值过大的区域会产生曝光现象,造成融合图像目标周围的轮廓或细节不清晰,因此,首先提取比独立目标范围稍大的红外显著目标区域,以保证在泊松重建操作后实现融合图像的平滑和边缘清晰。泊松重建的特点是在梯度域融合图像,实现目标和相应背景区域的无缝衔接。除此以外,所提方法以可见光图像为基底,将红外显著目标融合进来,因此融合图像的背景和纹理细节十分丰富。

从红外目标来看:在场景 2、场景 3、场景 4 和场景 7 中,MSVD 和 FusionGAN 方法的融合图像目标边缘比较模糊,对纹理的刻画较差,清晰度较低;所提方法得到的融合图像中目标比较显著,轮廓更清晰,提升了目标的可观测性。从背景信息来看,在场景 5 中,只有 IFEVIP 和所提方法较完整地保留了地面上的“STOP”字样。从细节保持和视觉上来看:FusionGAN 方法的融合结果整体偏暗;SwinFusion 方法的融合结果整体偏亮,对比度较低;在场景 1 和场景 6 中,ADF、DDCTPCA 和 FusionGAN 方法的融合结果没有很好地体现细节特征,而所提方法保留了低照度场景中丰富的细节信息,如房屋和汽车的窗户轮廓,视觉效果比较自然。观察融合结果可知,所提方法结合了红外图

像和可见光图像各自的优势,最大化地保留了目标和背景信息,有效地提高了融合图像的对比度、灰度层次和细节表现力,如场景 5 和场景 6 中的背景信息较丰富,视觉效果较好;场景 3、场景 4 和场景 7 中的行人纹理较清晰,目标比较完整,并且融合图像的亮度和对比度较高。融合图像中包含清晰且对比度高的高亮度目标,有助于对视频图像的理解、分析和研判。

4.2 定量分析

定性和定量分析是评价图像融合质量的常用方法。与主观的定性分析相比,定量分析的优势在于可批量处理数据,客观公正,且不会受人为因素的影响而出现偏差。为了验证所提方法的有效性,随机选取了低照度环境下的 15 对红外与可见光图像,采用定性分析中的 9 种经典对比方法,并选择互信息(MI)、标准差(SD)、空间频率(SF)和平均梯度(AG)4 项常用的评价指标来分析融合结果。MI 反映了源图像向融合图像传递信息量的多少,SD 可以衡量图像的对比度^[26],SF 可用来衡量图像的灰度变化率,AG 可以衡量图像细节和纹理的清晰程度^[27]。

定量分析的结果如图 11 所示。横轴表示图像对的序号,纵轴表示指标的数值,图例中的数值表示每种融合方法在 15 对图像上的指标均值。观察图 11 发现,所提方法的 4 个指标优于大部分对比方法,这种结果与主观视觉效果一致。所提方法的 MI 的均值较 IFEVIP 方法提高了 34.25%,SD 的均值较 FusionGAN 方法提高了 67.66%,SF 的均值较 MSVD 方法提高了 74.78%,AG 的均值较 ADF 方法提高了 37.65%。MI

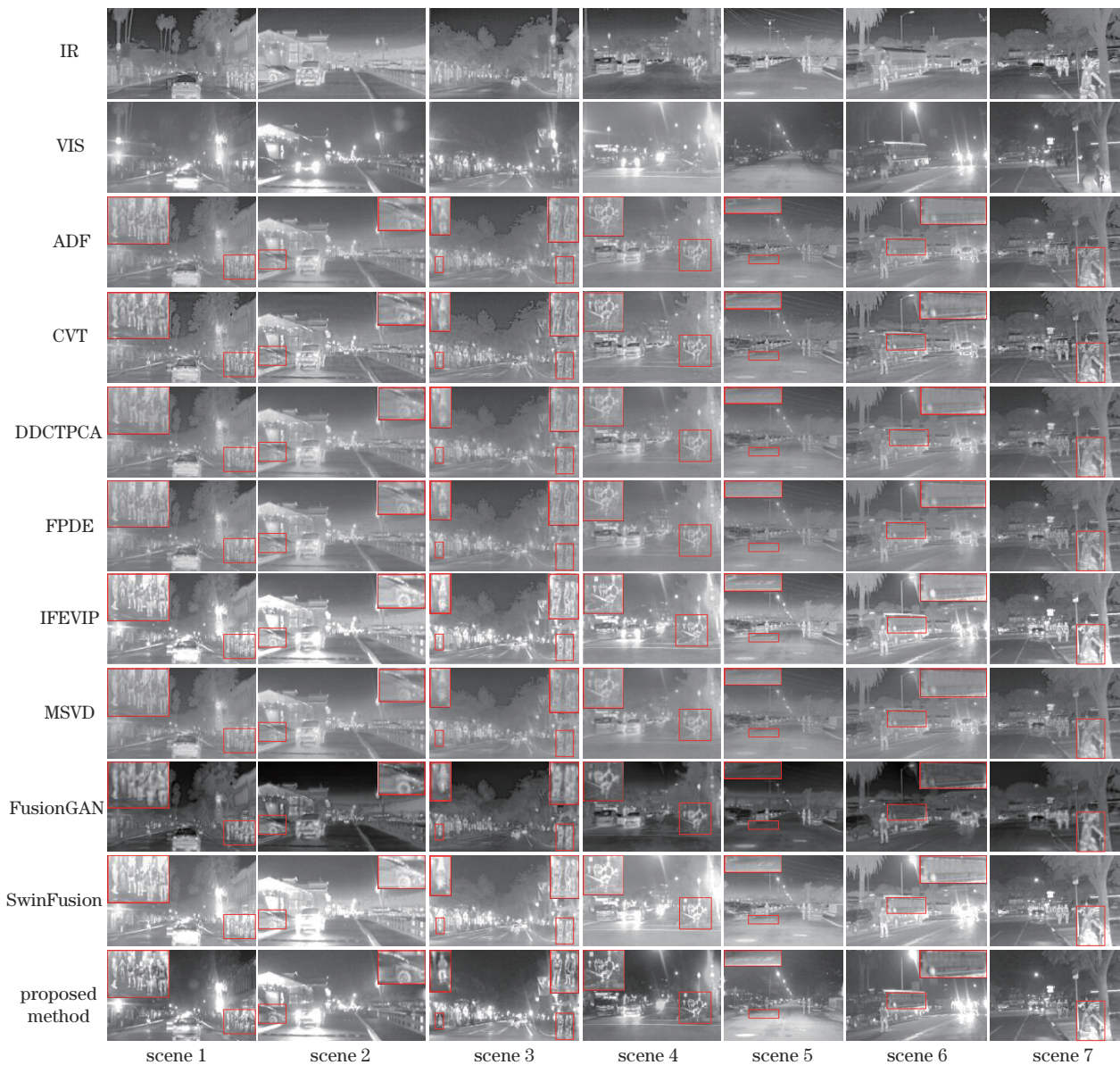


图 10 实验结果的对比图

Fig. 10 Comparison images of experimental results

数值相对较大,说明所提方法对提取到的红外显著目标区域与可见光图像进行泊松重建的过程中,较多的目标和背景信息量传递到了融合图像中。但是存在两对图像,IFEVIP方法的MI高于所提方法,因为从图10可以看出IFEVIP方法在保留源图像的信息上较优。SD数值较大,说明在统计量传递后,融合图像的对比度变高,这与主观定性分析上的视觉体验相符。SF和AG的数值相对较大,说明在梯度域中采用的泊松重建方法使图像的梯度信息得到相对完整的保存,并且融合图像较清晰,边缘和纹理等特征较丰富,如图10场景2、场景3、场景4和场景7所示。GTF方法和FusionGAN方法的AG指标均值是最小的,说明GTF方法和FusionGAN方法的融合图像的细节和纹理较少,目标和物体轮廓模糊,这一指标结果与图9和

图10中相应融合图像的特点相符。

表1显示了每种融合方法在15对图像上的平均运行时间。与深度学习方法FusionGAN和SwinFusion相比,所提方法无论是在运行时间上还是在融合效果上都要优于深度学习方法。与传统方法相比,所提方法的运行时间有微弱的增加,这是因为所提方法通过构建泊松方程重建融合图像,需要进行矩阵的逆和迭代等操作,导致耗时稍长,但所提方法的融合结果在主客观评价上比其他方法优势更明显。

综上,所提方法在保留源图像的特征信息、减少边缘模糊和亮度失真及细节丢失方面有较好的性能,融合效率得到提高。虽然在时间上与传统方法相比有所增加,但是在兼顾精度和时间的情况下,所提方法仍然是有优势的,说明了所提方法的有效性。



图 11 定量分析结果

Fig. 11 Quantitative analysis results

表 1 各个方法的平均运行时间

Table 1 Average running time of different methods

Parameter	ADF	CVT	DDCTPCA	FPDE	GTF	IFEVIP	MSVD	FusionGAN	SwinFusion	Proposed method
Time /s	1.699	2.559	13.637	2.523	4.168	1.318	0.425	38.743	42.510	7.332

5 结 论

低照度环境下,融合图像存在对比度不足、边缘模糊和原始图像信息不完整等问题,因此提出了一种基于显著目标提取和泊松重建的红外与可见光图像融合方法。所提方法将红外显著目标通过泊松重建的方式融合进可见光图像中,并引入红外图像的均值和标准差进一步优化融合结果。实验结果表明,所提方法突出了红外图像的显著目标,尽可能多地保留了可见光图像中以梯度为特征的背景和纹理信息。与传统方法和基于深度学习的方法相比,所提方法的实际效果更好,能够在保证融合质量的同时提高融合效率。然而,所提方法处理的是低照度环境下的图像,对其他恶劣环境下的图像融合效果有待验证。下一步的研究工作是提高所提方法的自适应性,用于融合多源多模态的复杂场景下的图像。

参 考 文 献

[1] 王志社,邵文禹,杨风暴,等. 红外与可见光图像交互注意力生成对抗融合方法[J]. 光子学报, 2022, 51(4): 0410002.
Wang Z S, Shao W Y, Yang F B, et al. Infrared and visible image fusion method via interactive attention based generative adversarial network[J]. Acta Photonica Sinica, 2022, 51(4): 0410002.

[2] 沈英,黄春红,黄峰,等. 红外与可见光图像融合技术的研究进展[J]. 红外与激光工程, 2021, 50(9): 20200467.
Shen Y, Huang C H, Huang F, et al. Research progress of infrared and visible image fusion technology[J]. Infrared and Laser Engineering, 2021, 50(9): 20200467.

[3] 宦克为,李向阳,曹宇彤,等. 卷积神经网络结合 NSST 的红外与可见光图像融合[J]. 红外与激光工程, 2022, 51(3): 20210139.
Huan K W, Li X Y, Cao Y T, et al. Infrared and visible

- image fusion of convolutional neural network and NSST [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2022, 51(3): 20210139.
- [4] 刘先红, 陈志斌. 基于多尺度方向引导滤波和卷积稀疏表示的红外与可见光图像融合[J]. *光学学报*, 2017, 37(11): 1110004.
Liu X H, Chen Z B. Fusion of infrared and visible images based on multi-scale directional guided filter and convolutional sparse representation[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(11): 1110004.
- [5] Ma J Y, Ma Y, Li C. Infrared and visible image fusion methods and applications: a survey[J]. *Information Fusion*, 2019, 45: 153-178.
- [6] Ma J Y, Chen C, Li C, et al. Infrared and visible image fusion via gradient transfer and total variation minimization[J]. *Information Fusion*, 2016, 31: 100-109.
- [7] Zhao J F, Cui G M, Gong X L, et al. Fusion of visible and infrared images using global entropy and gradient constrained regularization[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2017, 81: 201-209.
- [8] Ma J Y, Zhou Y. Infrared and visible image fusion via gradientlet filter[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2020, 197/198: 103016.
- [9] 宋子壮, 杨嘉伟, 张东方, 等. 基于无监督域适应的低空海面红外目标检测[J]. *光学学报*, 2022, 42(4): 0415001.
Song Z Z, Yang J W, Zhang D F, et al. Low-altitude sea surface infrared object detection based on unsupervised domain adaptation[J]. *Acta Optica Sinica*, 2022, 42(4): 0415001.
- [10] Ma J Y, Yu W, Liang P W, et al. FusionGAN: a generative adversarial network for infrared and visible image fusion[J]. *Information Fusion*, 2019, 48: 11-26.
- [11] Li J, Huo H T, Li C, et al. AttentionFGAN: infrared and visible image fusion using attention-based generative adversarial networks[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2021, 23: 1383-1396.
- [12] Ma J Y, Tang L F, Fan F, et al. SwinFusion: cross-domain long-range learning for general image fusion via swin transformer[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2022, 9(7): 1200-1217.
- [13] 齐楠楠, 姜鹏飞, 李彦胜, 等. 基于视觉显著性和目标置信度的红外车辆检测技术[J]. *红外与激光工程*, 2017, 46(6): 0604005.
Qi N N, Jiang P F, Li Y S, et al. Infrared vehicle detection based on visual saliency and target confidence [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2017, 46(6): 0604005.
- [14] Zhai Y, Shah M. Visual attention detection in video sequences using spatiotemporal cues[C]// *Proceedings of the 14th ACM International Conference on Multimedia*, October 23-27, 2006, Santa Barbara, CA, USA. New York: ACM Press, 2006: 815-824.
- [15] 武加文, 王世勇. 基于统计的灰度视频自适应背景建模算法[J]. *中国激光*, 2021, 48(3): 0309001.
Wu J W, Wang S Y. Statistical-based adaptive background modeling algorithm for grayscale video[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(3): 0309001.
- [16] Perez P, Gangnet M, Blake A. Poisson image editing[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2003, 22(3): 313-318.
- [17] Sun J, Zhu H Y, Xu Z B, et al. Poisson image fusion based on Markov random field fusion model[J]. *Information Fusion*, 2013, 14(3): 241-254.
- [18] 张宇, 张焱, 石志广, 等. 基于图像衍生的红外无人机图像仿真方法研究[J]. *光学学报*, 2022, 42(2): 0210003.
Zhang Y, Zhang Y, Shi Z G, et al. Image simulation method of infrared UAV based on image derivation[J]. *Acta Optica Sinica*, 2022, 42(2): 0210003.
- [19] Park J, Kim K W, Jung J J, et al. Image statistics conversion for color transfer[C]// *2020 IEEE International Symposium on Broadband Multimedia Systems and Broadcasting*, October 27-29, 2020, Paris, France. New York: IEEE Press, 2020.
- [20] Xu H, Ma J Y, Jiang J J, et al. U2Fusion: a unified unsupervised image fusion network[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2022, 44(1): 502-518.
- [21] Bavirisetti D P, Dhuli R. Fusion of infrared and visible sensor images based on anisotropic diffusion and karhunen-loeve transform[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2016, 16(1): 203-209.
- [22] Naidu V P S. Hybrid DDCT-PCA based multi sensor image fusion[J]. *Journal of Optics*, 2014, 43(1): 48-61.
- [23] Bavirisetti D P, Xiao G, Liu G. Multi-sensor image fusion based on fourth order partial differential equations [C]// *2017 20th International Conference on Information Fusion*, July 10-13, 2017, Xi'an, China. New York: IEEE Press, 2017.
- [24] Zhang Y, Zhang L J, Bai X Z, et al. Infrared and visual image fusion through infrared feature extraction and visual information preservation[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2017, 83: 227-237.
- [25] Naidu V P S. Image fusion technique using multi-resolution singular value decomposition[J]. *Defence Science Journal*, 2011, 61(5): 479-484.
- [26] Jagalingam P, Hegde A V. A review of quality metrics for fused image[J]. *Aquatic Procedia*, 2015, 4: 133-142.
- [27] Zhang X C, Ye P, Xiao G. VIFB: a visible and infrared image fusion benchmark[C]// *2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, June 14-19, 2020, Seattle, WA, USA. New York: IEEE Press, 2020: 468-478.