文章编号: 2095-2163(2023)04-0151-07

中图分类号: TP391 文献标志码: A

# 基于 LBP 特征与图像显著性的散焦模糊区域检测

李浩伟,刘 洪,梁建娟,刘本永

(贵州大学大数据与信息工程学院,贵阳 550025)

摘 要:针对当前散焦模糊区域检测算法对于均质清晰区域容易误判,边缘定位不够准确的问题,提出一种基于 LBP 特征与 图像显著性的散焦模糊区域检测算法。首先,利用 LBP 特征和 SLIC 算法来获取 SLBP 模糊图,利用 DRFI 显著性检测算法来 获取 DRFI 显著图;然后,利用 SLBP 模糊图和 DRFI 显著图来构造三元标识图,进而利用 KNN 抠图算法来获取模糊图;最后, 借助于形态学运算和平滑滤波来细化模糊图。在公共模糊数据集上的实验结果表明,该算法能有效地检测出均质清晰区域, 保留图像边缘细节,在检测精度和查全率指标上表现较好。

关键词: 散焦模糊; 均质清晰区域; 边缘定位; LBP; 图像显著性; KNN 抠图

## Defocus blur detection based on LBP and saliency

LI Haowei, LIU Hong, LIANG Jianjuan, LIU Benyong

(College of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

[Abstract] Aiming at the problem that the current defocus blurred region detection methods are easy to misjudge homogeneoussharp regions, and can't locate the edge accurately enough, a defocus blurred region detection method based on LBP and saliency is proposed. Firstly, LBP feature and SLIC algorithm are used to obtain SLBP blur map, DRFI saliency detection algorithm is used to obtain DRFI saliency map. Secondly, the trimap is obtained using SLBP blur map and DRFI saliency map, and then KNN matting algorithm is used to obtain a blur map. Finally, the blur map is refined with the help of morphological operations and smoothing filter. The experimental results on the public blur dataset show that the method can effectively detect homogeneous-sharp regions, retain the edge details of an image, and perform well in detection accuracy and recall.

[Key words] defocus blur; homogeneous-sharp region; edge localization; LBP; saliency; KNN matting

# 0 引 言

散焦模糊是图像成像过程中较为常见的一种退 化现象。散焦模糊的形成是由于相机镜头存在景深 限制,景深范围内的成像是清晰的,景深范围外的成 像则是模糊的。局部散焦模糊图像可以看作聚焦前 景和模糊背景的叠加,其中聚焦前景区域纹理较为 丰富,图像细节较多,而散焦模糊区域纹理较为平 坦,图像细节较少,只有大体的轮廓。有效和准确地 检测出局部散焦模糊图像中的模糊区域在图像信息 的进一步获取和利用方面发挥着重要作用,如景深 估计<sup>[1]</sup>、图像局部去模糊<sup>[2]</sup>、图像再聚焦<sup>[3]</sup>、图像质 量评价<sup>[4]</sup>、图像分割<sup>[5]</sup>、模糊放大<sup>[6]</sup>等领域。 依据散焦模糊区域和聚焦清晰区域在空域及变 换域中的差异,学者们提出了多种局部模糊区域检 测方法。Su等学者<sup>[7]</sup>利用清晰像素块和模糊像素 块在奇异值分解后的系数差异来构造模糊特征。 Shi等学者<sup>[8]</sup>使用图像梯度分布特征、图像频谱特 征和局部滤波器来训练贝叶斯分类器,并在多尺度 框架下进行模糊区域检测。Yi等学者<sup>[5]</sup>提出一种 基于局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)的散 焦模糊度量,并将其应用于模糊区域的分割。 Golestaneh 等学者<sup>[6]</sup>对图像梯度进行离散余弦变 换,通过对其高频系数进行多尺度融合来构造模糊 特征进行模糊区域检测。Tang 等学者<sup>[9]</sup>提出了一 种基于对数频谱残差的模糊度量,利用相邻图像区

通讯作者:刘洪 Email:laniliu@sina.com

收稿日期: 2022-06-07

基金项目:贵州省基金(黔科合基础[2019]1063号);贵州大学引进人才科研项目(贵大人基合同字(2017)14号)。

作者简介:李浩伟(1997-),男,硕士研究生,主要研究方向:图像处理;刘 洪(1978-),女,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向:信号处 理、图像处理;梁建娟(1985-),女,博士,副教授,主要研究方向:信号处理、文字识别;刘本永(1966-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向:图像处理、模式识别。

域的内在相关性来得到模糊图。上述方法通过提取 和构造模糊特征来对图像中的每个像素点的模糊程 度进行度量,进而得到最终的模糊图。然而,这些模 糊检测方法在纹理平坦区域的判别和图像边缘细节 的保持方面尚有不足。

聚焦清晰区域可以分为纹理丰富区域和均质清 晰区域<sup>[10]</sup>。其中,纹理丰富区域像素模糊响应较 低,对其进行检测相对容易,而均质清晰区域较为光 滑,模糊响应较强,容易被误判为模糊区域,其检测 是散焦模糊区域检测中的一个难点。LBP 特征能够 快速准确地检测出纹理丰富区域像素,但对处于均 质清晰区域的像素检测能力较弱,这也是很多模糊 特征共有的不足。本文利用图像的 LBP 特征和显 著性特征来构造三元标识图,借助于 KNN(K Nearest Neighbors)抠图<sup>[11]</sup>来实现散焦模糊区域的 检测,即将图像分割成2个区域:模糊区域和清晰区 域,进一步利用形态学运算和边缘保持的平滑滤波 细化检测结果。此方法能有效克服传统模糊区域检 测方法对于均质清晰区域容易误判的问题,并且在 图像的边缘细节保持方面具有一定的优势。

#### 1 模糊检测及图像显著性

#### 1.1 SLBP 模糊图提取

模糊图反映图像中像素的模糊程度,本文基于 LBP 特征来提取 SLBP 模糊图<sup>[5]</sup>。LBP 特征可以有





基于以上分析,定义模糊特征 QLBP 为:

 $Q_{LBP} = 1 - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{9} n(LBP_{8,1}^{riu2}i)$ 

 $LBP_{P,R}^{rin2} = \begin{cases} \sum_{p=0}^{P-1} S(n_p - n_c) & U(LBP_{P,R}) \leq 2\\ P+1 & \text{otherwise} \end{cases}$ (2)

效提取图像的局部纹理,对光照转换造成的灰度变 化具有较好的鲁棒性,并且计算简单,速度较快。像 素(x<sub>e</sub>, y<sub>e</sub>)处的 LBP 值定义为:

$$LBP_{P,R}(x_{c}, y_{c}) = \sum_{p=0}^{P-1} S(n_{p} - n_{c}) \times 2^{p}$$
  

$$S(k) = \begin{cases} 1 & |k| \ge T_{LBP} \\ 0 & |k| < T_{LBP} \end{cases}$$
(1)

其中,  $n_c$ 是中心像素( $x_c, y_c$ )的灰度值;  $n_p$ 是以  $(x_e, y_e)$ 为中心,半径为R的圆上的P个相邻像素的 灰度值;T<sub>IBP</sub> 是一个小的灰度敏感阈值。将标准的 LBP<sub>PR</sub>进行旋转,选取 LBP 值最小的那一个来表示 中心像素点,可得到旋转不变的局部二值模式  $LBP_{PR}^{i}$ , 在 P = 8, R = 1的情形下, 通过结合旋转不 变性,LBP模式还可以进一步简化为9种均匀局部二 值模式(类型编号由0到8)和1种非均匀局部二值 模式(类型编号为9)<sup>[12]</sup>。对于散焦模糊区域而言, 由于其较为平滑,多数邻域像素灰度 n。与中心像素 灰度 n<sub>e</sub>较为接近,类型编号较小的模式出现的频率 相对较高,类型编号较大的模式出现的频率相对较 低。图1(a)中,红色方框内为散焦模糊区域,蓝色方 框内为聚焦清晰区域,分别对方框区域内像素的 LBP 类型分布进行统计,结果如图 1(b)所示。可以看出, 散焦模糊区域像素的 LBP 类型主要为低编号类型。



<sup>(</sup>b) 不同区域像素类型统计

图 1 散焦区域和聚焦区域的 LBP 分布



其中,  $U(LBP_{P,R})$  为均匀模式的度量因子; n 为 模式 i 的数目; N 是选取的像素块中像素总数目。

利用模糊特征 Q<sub>LBP</sub> 对输入图像进行处理可以 得到 LBP 模糊图。然而,LBP 模糊图中邻近像素之 间联系相对较弱,即便是相邻很近的像素,其模糊响 应也可能有较大差异。为了更好地利用区域内其它 像素的模糊信息,本文不再以单个像素的模糊度作 为度量,而是以某一区域内所有像素模糊响应的均 值作为该区域所有像素的模糊度量。利用 SLIC (Simple Linear Iterative Clustering)算法<sup>[13]</sup>对输入图 像进行分割,依据分割结果来对 LBP 模糊图进行处 理,进而得到 SLBP 模糊图。SLBP 模糊图 H<sub>SLBP</sub> 计 算方法如下:

 $H_{SLBP} = mean \left[ H_{LBP}(A_i) \right] \quad 1 \le i \le M \quad (3)$ 



(a) SLIC 分割效果





其中,  $H_{IBP}$ 为 LBP 模糊图;  $A_i$ 为 SLIC 算法分割

图 2 给出了一个 SLBP 模糊图提取示例。由图

2可以看出,输入图像在经过 SLIC 超像素分割后,

其轮廓和边缘信息得到了较好的保持。依据分割结

果重新计算 LBP 模糊图中像素的模糊度,从而得到

后得到的超像素: M 为超像素总数目。



(b) LBP 模糊图
 图 2 SLBP 模糊图估计
 Fig. 2 Estimation of SLBP blur map

## 1.2 图像显著性

图像中能够优先被人类视觉系统所注意到的区 域称为显著性区域,显著性检测模拟人眼的视觉注 意机制对像素的显著性进行度量得到显著图。本文 利用 DRFI (Discriminative Regional Feature Integration)算法<sup>[14]</sup>来获取图像的显著图。该方法 首先在不同尺度下对图像进行分割,然后结合区域 对比度(Regional Contrast)、区域属性(Regional Property)和区域背景(Regional Backgroundness)三 种特征得到关于分割区域的一组86维的特征向量, 该特征向量通过随机森林映射为显著值,最后将不 同尺度下得到的多个显著图进行融合来获取最终的 显著图。

SLBP 模糊图。

对于散焦模糊图像来说,由于镜头聚焦的区域 通常也是视觉上较为突出的区域,所以图像显著性 一定程度上也具备区分聚焦清晰区域和散焦模糊区 域的潜力。图 3(a)中,聚焦区域为光滑的花瓣区 域,包含有大量的均质清晰区域。分别利用模糊特 征 Q<sub>LBP</sub>和 DRFI 算法对其进行检测,得到图 3(b)和 图 3(c)。可以看出,模糊特征 Q<sub>LBP</sub> 仅仅能检测到部 分边缘像素点,无法准确区分均质清晰区域和散焦 模糊区域,而在 DRFI 显著图中,由于均质清晰区域 和散焦模糊区域的显著性差异较大,所以这两部分 区域能够得到有效的区分。





然而,DRFI 算法不能直接用于模糊区域检测, 像素的显著性和模糊度之间并无直接的联系。图 4 (a)中,黄色方框区域显著性明显低于同处在聚焦 前景区域的蓝色方框区域显著性,却非常接近处在 模糊背景中的红色方框区域显著性。针对这类图像进行检测时,DRFI显著图同真实标记的模糊图差异较大。



(a) 输入图像

(b) Ground truth
 图 4 不同聚焦区域的显著性
 Fig. 4 Saliency in different focal regions

(c) DRFI 显著图

图结合起来构造三元标识图。三元标识图的构造方法代码具体如下。

2.1 散焦模糊检测流程

散焦模糊区域检测

本文提出的散焦模糊检测算法流程如图 5 所示。由图 5 可知,首先利用 LBP 特征和 SLIC 超像素分割算法对输入图像进行初步的散焦模糊区域检测以得到 SLBP 模糊图,利用 DRFI 算法得到 DRFI 显著图,然后依据均质清晰区域和散焦模糊区域在显著性上的差异,结合 SLBP 模糊图和 DRFI 显著图来构造三元标识图,进而利用 KNN 抠图算法来得到散焦模糊区域检测结果,最后借助于形态学处理和平滑滤波来细化检测结果。



图 5 模糊区域检测流程图

Fig. 5 Blur region detection flowchart

## 2.2 三元标识图的构造

三元标识图、即 trimap,由确定的前景、确定的 背景以及待确定区域三部分构成。利用 KNN 抠图 算法检测散焦模糊区域,需要构造合理的三元标识 图。三元标识图的前景应当处在聚集清晰区域,背 景应当处在散焦模糊区域。有别于通过设置双阈 值<sup>[5]</sup>或者借助于形态学的腐蚀膨胀方法<sup>[15]</sup>构造三 元标识图,这里将图像的 SLBP 模糊图和 DRFI 显著 算法 trimap 构造方法

- 输入 C: SLBP blur map S: DRFI saliency map
  - Ts: threshold for S

输出 TR: trimap required for KNN matting

- 1: Calculate  $T_c$  in C via OTSU
- 2 : for each pixel  $k \in S$
- 3: if S(k) > Ts then S(k) = 0
- 4: else S(k) = 0.5
- 5: end if
- 6: end for
- 7: for each pixel  $k \in C$
- 8: if C(k) < Tc then S(k) = 1
- 9: end if
- 10: end for
- 11: TR = S
- 12: Return TR

算法代码中的 Ts 为显著性敏感阈值,控制着待确定区域的大小。在抠图前景确定的情况下, Ts 越小,背景区域越大,待确定区域越小。然而 Ts 过小时,待确定区域可能会无法包含均质清晰区域,导致算法对均质清晰区域的检测能力下降。Tc 为自适应分割阈值,用以二值化 SLBP 模糊图,该阈值通过 OTSU 算法<sup>[16]</sup>得到。OTSU 算法又称为最大类间方差算法,是一种自适应阈值的图像分割算法。相比于固定灰度阈值分割,其鲁棒性更好,但是直接使用 OTSU 算法来对 SLBP 模糊图中的超像素进行分割,效果往往并不理想,主要表现在均质清晰区域像素 误检严重。

图 6 给出了一个对应算法 1 的三元标识图构造 示例。图 6(a)中,黑色区域像素对应输入图像中的 纹理丰富区域像素,这部分像素作为抠图前景被保 留。均质清晰区域像素显著性较高,多集中在待确

2

定区域,即三元标识图 TR 中的灰色区域,这部分像 素在 KNN 抠图后能获得较低的模糊响应,较好地克







服了1.2节所提到的问题。

(c) 三元标识图 TR

(a) 经 T<sub>c</sub> 处理后的 C
 (b) 经 T<sub>s</sub> 处理后的 S
 图 6 三元标识图的构造

图 6 三元标识图的构造示例

Fig. 6 Example of generating a trimap

#### 2.3 形态学运算和平滑滤波

通常情况下,散焦模糊区域中存在较小的非模 糊区域是不合理的,这部分区域在 KNN 抠图得到的 模糊图中常常以小的孤立像素块的形式存在,可以 使用形态学方法来处理。孤立像素块的产生主要是 由于模糊背景中存在着灰度变化较为剧烈,且有着 较低模糊响应的伪清晰区域<sup>[10]</sup>。形态学处理的方 法如下:首先取分割阈值 Tseg 将 KNN 抠图后得到 的模糊图二值化,然后选取结构元素对背景进行先 膨胀、后腐蚀的闭运算操作,去除像素数目小于 G 的孤立黑色像素块,将得到的二值图作为掩膜,保留 模糊图中对应掩膜位置上的像素。

邻近区域内像素的模糊程度应当是相近的,进 一步利用边缘保持的平滑滤波<sup>[17]</sup>对模糊图进行局 部平滑处理,可以使局部区域内的模糊分布更为合 理。

## 3 实验结果及分析

本文在 Shi 等学者<sup>[8]</sup>提供的模糊数据集上进行 实验。该模糊数据集包含 1 000 张局部模糊图像及 对应的 Ground Truth,其中散焦模糊图像 704 张,其 余为运动模糊图像。本文只选取散焦模糊图像进行 模糊区域检测。仿真实验中,将灰度敏感阈值 *T*<sub>LBP</sub> 设置为0.016,选取的图像块中像素总数目 N 设置为 25,分割后的超像素个数 M 设置为 500,显著性敏感 阈值 *Ts* 设置为 0.89,用于形态学处理的 *Tseg* 设置为 0.88,结构体为半径为 3 的平面圆盘型结构元素, *G* 为 3 个超像素块的大小。

#### 3.1 定性实验

在 Shi 等学者<sup>[8]</sup>提供的数据集上选取 5 张图像,将上述参数设置下得到的散焦模糊检测结果同部分主流算法得到的结果进行比较,结果如图 7 所示。由图 7 中可以看出,文献[8]容易受到伪清晰

背景区域的影响,检测结果较为粗糙。文献[9]考 虑了相邻区域的相关性,在图像边缘信息的保持和 均质清晰区域的检测方面表现相对较好,但模糊区 域和聚焦区域交界处的差别不够显著。文献[5]和 文献[6]在边缘保持和均质清晰区域检测方面也有 一定的不足。



Fig. 7 Blur map comparison

通过引入图像显著性,本文算法能有效地检测 出散焦图像中的均质清晰区域。第一张图像中黄色 的水果区域,第二张图像中绿色的叶片区域和第三 张图像中白色的卡片区域都包含有大量的均质清晰 区域,多数算法会将其误判为散焦模糊区域,从而得 到误差较大的检测结果,而本文算法则实现了较为 准确的检测。此外,即便模糊背景有着同聚焦前景 较为相近的颜色(第四张图像),或者聚焦前景区域 内存在着显著性较低的区域(第五张图像),本文算 法仍然可以获得较为准确的检测结果。

由于 SLIC 算法和 KNN 抠图算法都有同输入图 像的交互,本文算法在图像边缘定位的准确性方面 具有一定的优势。利用本文算法对图 8(a)进行模 糊检测,得到图8(b),依据检测结果对输入图像进 行分割得到图 8(c)。由图 8(c)可以看出,本文算 法得到的模糊检测结果较好地保持了原图像的边缘 细节信息。



(a) 输入图像

图 8 模糊区域分割

Fig. 8 Blur region segmentation

3.2 定量实验

为了定量地研究本文算法的检测性能,选取 Shi 等学者[8]提供的数据集上总计704张散焦模糊图像 进行实验,使用精度查全率(Precision-Recall, PR) 作为算法性能的评价指标。精度、查全率的计算方 法如下:

precision = 
$$\frac{R \cap R_g}{R}$$
 recall =  $\frac{R \cap R_g}{R_g}$  (4)

其中, R 为模糊图经过分割后的模糊像素集合 (分割阈值由0取到255),  $R_{a}$  为对应的 Ground Truth 的模糊区域像素集合。

针对模糊检测过程中部分流程进行消融性实 验,得到的 P - R 曲线如图 9 所示。在图 9 中,图例 中的 $Q_{\text{LBP}}$ 表示仅利用模糊特征 $Q_{\text{LBP}}$ 进行模糊检测;  $Q_{\text{LRP}}$  + KNN 表示利用模糊特征  $Q_{\text{LRP}}$  和 KNN 抠图算 法进行模糊检测(未使用 SLIC 超像素分割算法);  $Q_{\text{LBP}}$  + SLIC 表示利用模糊特征  $Q_{\text{LBP}}$  和 SLIC 算法来 进行模糊检测(未使用 KNN 抠图算法); DRFI 表示 直接利用 DRFI 算法进行模糊检测。由图 9 可以看 出,直接使用模糊特征 QLBP 或者 DRFI 算法进行模 糊检测,检测结果较差;通过结合 SLIC 算法,模糊特 征 Q<sub>IBP</sub> 检测能力得到了提升;进一步借助于图像显 著性和 KNN 抠图算法能够获得最佳的检测效果。

将本文方法同部分主流算法进行定量的比较, 对比结果如图 10 所示。实验结果表明,当查全率处 在0.77和0.94区间时,相比于其它模糊区域检测算 法,本文方法获得的检测结果在精度和查全率上表 现最佳。



Fig. 9 Precision - Recall comparison for different processing methods



Fig. 10 Precision-Recall comparison for different algorithms

# 4 结束语

本文提出了一种简单有效的散焦模糊区域检测 算法,在较好地保留了图像边缘细节的同时,实现了 对均质清晰区域的有效检测。LBP 特征可以准确检 测纹理丰富区域像素,图像显著性可以用来区分均 质清晰区域和散焦模糊区域。将 LBP 特征同图像 显著性相结合,并利用 KNN 抠图算法实现散焦模糊 区域的有效检测,同时形态学运算和平滑滤波进一 步提高了模糊区域检测的准确性。构造更为有效的 模糊特征,提高检测速度和精度,将是后续工作的重 点。

## 参考文献

- [1] SHI Jianping, TAO Xin, XU Li, et al. Break ames room illusion: depth from general single images [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2015, 34(6): 1-11.
- YANGDong, QIN Shiyin, Restoration of degraded image with partial blurred regions based on blur detection and classification
   [C]// IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Beijing, China; IEEE, 2015;2414 2419.
- [3] ABBATE A, ARENA R, ABOUZAKI N, et al. Heart failure with preserved ejection fraction: refocusing on diastole[J]. International Journal of Cardiology, 2015, 179: 430-440.
- [4] LYU W, LU Wei, MA Ming. No-reference quality metric for contrast-distorted image based on gradient domain and HSV space
   [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2020, 69: 102797.
- [5] YI Xin, ERAMIAN M. LBP-based segmentation of defocus blur
   [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25 (4): 1626-1638.
- [6] GOLESTANEH S A, KARAM L J. Spatially varying blur detection based on multiscale fused and sorted transform coefficients of gradient magnitudes [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, Hawaii; IEEE, 2017: 596–605.
- [7] SU Bolan, LU Shijian, TAN C L. Blurred image region detection and classification [C]//Proceedings of the 19<sup>th</sup> ACM international conference on Multimedia. Scottsdale Arizona, USA:ACM, 2011: 1397-1400.
- [8] SHI Jianping, XU Li, JIA Jiaya. Discriminative blur detection features [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus, USA: IEEE, 2014:

- [4] KAZEMI F M, SAMADI S, POORREZA H R, et al. Vehicle recognition using curvelet transform and SVM[C]// Proc. of the 4<sup>th</sup> International Conference on Information Technology. Las Vegas, NV, USA:IEEE, 2007:516–521.
- [5] FREUND Y, SCHAPIRE R E. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting[J]. Journal of Computer and System Sciences, 1997,55:119–139.
- [6] LIU Wei, ERHAN D, SZEGEDY C, et al. SSD: Single shot multibox detector [C]// Europeon Conference on Computer Vision (ECCV). Switzerland: Springer, 2016:21-37.
- [7] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection [C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, NV, USA:IEEE, 2016:779-788.
- [8] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An incremental improvement[J]. arXiv preprint arXiv:1804.02767, 2018.
- [9] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense

2965-2972.

- [9] TANG Chang, WU Jin, HOU Yonghong, et al. A spectral and spatial approach of coarse-to-fine blurred image region detection
   [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(11): 1652-1656.
- [10]王雪玮. 基于特征学习的模糊图像质量评价与检测分割研究 [D]. 合肥:中国科学技术大学,2020.
- [11] CHEN Qifeng, LI Dingzeyu, TANG C K, et al. KNN Matting
   [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2013, 35(9):2175-2188.
- [12] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971–987.
- [13] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC superpixels compared to state – of – the – art superpixel methods [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2274–2282.
- [14] WANG Jingdong, JIANG Huaizu, YUAN Zejian, et al. Salient object detection: A discriminative regional feature integration approach[J]. International Journal of Computer Vision, 2017, 123;251-268.
- [15] ZHAO Minghua , LI Dan, SHI Zhenghao, et al. Blur feature extraction plus automatic KNN matting: A novel two stage blur region detection method for local motion blurred images[J]. IEEE Access, 2019, 7:181142-181151.
- [16] OTSU N. A threshold selection method from gray level histograms [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9(1): 62–66.
- [17] GASTAL E S L, OLIVEIRA M M. Domain transform for edgeaware image and video processing [J]. Eurographics, 2010, 29 (2):753-762.

object detection [ C ]// IEEE International Conference on Computer Vision ( ICCV). Venice, Italy: IEEE, 2017: 2980 – 2988.

- [10] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]//IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV).Santiago, Chile: IEEE, 2015:1440-1448.
- [11] REN Shaoqing, HE Kaiming, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards realtimeobject detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 39(6):1137-1149.
- [12] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection[J]. arXiv preprint arXiv:2004.10934,2020.
- [13] AZHAR M I H, ZAMAN F H K, TAHIR N M, et al. People tracking system using DeepSORT [C]//10<sup>th</sup> IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering (ICCSCE). IEEE, 2020;137–141.

<sup>(</sup>上接第150页)