

基于改进秩一先验的图像去雾算法及其FPGA实现

胡浩丰 王子涵 魏龙超 李校博

Image dehazing algorithm and FPGA implementation via improved rank-one prior

HU Haofeng, WANG Zihan, WEI Longchao, LI Xiaobo

引用本文:

胡浩丰, 王子涵, 魏龙超, 等. 基于改进秩一先验的图像去雾算法及其FPGA实现[J]. 应用光学, 2025, 46(5): 1011–1023. DOI: 10.5768/JAO202546.0502001

HU Haofeng, WANG Zihan, WEI Longchao, et al. Image dehazing algorithm and FPGA implementation via improved rank-one prior[J]. Journal of Applied Optics, 2025, 46(5): 1011–1023. DOI: 10.5768/JAO202546.0502001

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.5768/JAO202546.0502001>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于边窗盒子滤波和透射率修正的图像去雾

Image dehazing based on side window box filtering and transmittance correction

应用光学. 2020, 41(5): 947–955 <https://doi.org/10.5768/JAO202041.0502003>

基于对偶学习的图像去雾网络

Image defogging network based on dual learning

应用光学. 2020, 41(1): 94–99 <https://doi.org/10.5768/JAO202041.0102005>

结合Lab空间和单尺度Retinex的自适应图像去雾算法

Adaptive image defogging algorithm combined with lab space and single-scale Retinex

应用光学. 2020, 41(1): 100–106 <https://doi.org/10.5768/JAO202041.0102006>

基于多尺度空洞卷积的对抗去雾网络

Adversarial dehazing network based on multi-scale dilated convolution

应用光学. 2020, 41(6): 1207–1213 <https://doi.org/10.5768/JAO202041.0602004>

基于FPGA的实时大气湍流图像复原算法及实现

FPGA-based real-time atmospheric turbulence image restoration algorithm and its implementation

应用光学. 2021, 42(6): 1017–1024 <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0602002>

基于FPGA的图像畸变矫正算法研究

Image distortion correction algorithm based on FPGA

应用光学. 2020, 41(1): 86–93 <https://doi.org/10.5768/JAO202041.0102004>



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

文章编号: 1002-2082 (2025) 05-1011-13

引用格式: 胡浩丰, 王子涵, 魏龙超, 等. 基于改进秩一先验的图像去雾算法及其 FPGA 实现 [J]. 应用光学, 2025, 46(5): 1011-1023.

HU Haofeng, WANG Zihan, WEI Longchao, et al. Image dehazing algorithm and FPGA implementation via improved rank-one prior[J]. Journal of Applied Optics, 2025, 46(5): 1011-1023.



在线阅读

基于改进秩一先验的图像去雾算法及其 FPGA 实现

胡浩丰^{1,2}, 王子涵¹, 魏龙超², 李校博²

(1. 天津大学 精密仪器与光电子工程学院, 天津 300072; 2. 天津大学 海洋科学与技术学院, 天津 300072)

摘 要: 图像去雾算法能够将雾霾环境下采集到的低质图像还原为清晰图像, 但随着图像分辨率的增加和算法复杂度的提高, 实际应用中算法的实时性难以保证。针对这一问题, 研究并改进了一种复杂度低的秩一先验 (rank-one prior, ROP) 算法, 并通过可编程门阵列 (field programmable gate array, FPGA) 硬件平台提高算法执行效率。首先利用 FPGA 并行处理优势, 通过引入空间相关性与暗通道先验的约束, 排除近景与高亮区域的干扰; 再通过优化散射率图的估计方法, 解决了原 ROP 算法复原后图像中的伪影问题, 同时减少硬件资源的占用; 最后根据估计的环境光值与散射率图求解, 得到去雾后的清晰图像。实验结果表明, 本文改进的算法能够提升雾霾和水下等散射场景图像的观感, 复原结果图像色彩更加真实、细节更多。将该算法搭载在 ZYNQ7020 开发板 (21 K 个逻辑门资源、28.9% 块存储器资源), 处理 1080 pixel 图像用时 54 ms, 实现了实时性处理的需求, 在自动驾驶、深海探测等领域具有广泛应用。

关键词: 图像去雾; 秩一先验; 透射率图; 现场可编辑逻辑门阵列; 实时性

中图分类号: TN201; TP391.41

文献标志码: A

DOI: 10.5768/JAO202546.0502001

Image dehazing algorithm and FPGA implementation via improved rank-one prior

HU Haofeng^{1,2}, WANG Zihan¹, WEI Longchao², LI Xiaobo²

(1. School of Precision Instrument and Opto-Electronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

2. School of Marine Science and Technology, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: The image dehazing algorithm restores low-quality images captured in hazy environments to clear images. However, with the increase in image resolution and algorithm complexity, it is challenging to ensure the real-time performance of the algorithm in practical applications. To address this issue, this paper studies and improves a low-complexity ROP (rank-one prior) algorithm and enhances its execution efficiency through an FPGA (field programmable gate array) hardware platform. Firstly, leveraging the parallel processing advantages of FPGA, the algorithm incorporates spatial correlation and dark channel prior constraints to eliminate interference from close-range and high-brightness areas. By optimizing the scattering rate map estimation method, the improved algorithm resolves the artifacts present in images restored by the original ROP algorithm while reducing hardware resource consumption. Finally, the clear image is obtained by solving the estimated ambient light value and scattering rate map. Experimental results demonstrate that the improved algorithm enhances the visual quality of images in scattering scenes such as fog and underwater environments. The restored images exhibit more realistic colors and more details. Implementing this algorithm on the

收稿日期: 2024-06-27; 修回日期: 2024-10-31

基金项目: 国家重点研发计划 (2023YFC3108500); 国家自然科学基金 (62075161, 62205243); 天津市青年基金 (23JCQNJC01890)

第一作者: 胡浩丰, E-mail: haofeng_hu@tju.edu.cn

通信作者: 李校博, E-mail: lixiaobo@tju.edu.cn

ZYNQ7020 development board (utilizing 21K LUT and 28.9% BRAM resources) processes 1080p images in 54 ms, meeting real-time processing requirements. This has broad applications in fields like autonomous driving and deep-sea exploration.

Key words: image dehazing; rank-one prior; transmission map; FPGA; real-time

引言

由于雾霾、沙尘、浑浊水体等散射介质中悬浮颗粒对光线的吸收和散射作用,造成最终成像图像呈现可见度低、对比度差、颜色失真等现象,严重影响了后续处理及任务的执行。图像去雾技术通过抑制或去除散射光和增强目标光抵抗图像质量退化,实现图像细节纹理及色彩信息的呈现,在交通运输、遥感检测、视频监控、海洋探测等领域具有重要意义^[1]。然而随着实际应用对图像分辨率及帧频的要求不断提升,图像去雾算法的实时性和高效性受到巨大考验。基于中央处理器 (central processing unit, CPU) 实现的图像处理算法采用串行操作,具有操作简单、开发周期短等优点,但难以满足实际应用中的实时性要求。现场可编程门阵列 (field programmable gate array, FPGA) 是一种可编程、功能强大的逻辑器件,具有高并行、低延迟和低功耗的特点,成为图像去雾算法硬件加速的理想选择^[2]。

图像去雾算法根据其基本原理可以分为 3 类: 基于图像增强的方法、基于物理模型的方法和基于深度学习的方法。常见的基于图像增强的方法有直方图均衡化^[3]、Retinex 理论^[4]等,该类方法通过增强图像的对比度和亮度来提升图像的视觉效果,但没有考虑图像质量退化的物理成因,增强过程中可能会引入色彩失真或伪影,影响图像的自然性和真实性。基于物理模型的方法通过特定的模型和先验假设实现散射抑制,典型的算法如 HE K 等人提出的暗通道先验 (dark channel prior, DCP) 算法^[5]、KIM J H 等人提出的基于优化对比度增强的去雾算法^[6]、BERMAN D 等人提出的基于雾线的非局部先验去雾算法^[7]等。相较于前者,该类方法具有一定的物理理论基础,能够合理解释图像质量退化的本质,复原效果自然逼真,但算法计算复杂度高,在实际应用中会占用大量的硬件资源。此外,近年来深度学习在图像处理领域取得了显著的成果,许多基于卷积神经网络 (convolutional neural networks, CNN) 的图像复原算法被提出^[8-9],但其难以部署于 FPGA 硬件平台。在 FPGA 部署图像去雾的应用方面,陈曦等人在 FPGA+

ARM 平台实现了基于 Retinex 图像增强的实时视频去雾^[10],在 720 pixel 分辨率图像下工作帧率为 27 frame/s,但受限于 Retinex 方法,去雾效果一般。LIU H 等人利用 FPGA 实现了实时的 DCP 算法,通过硬件流水线并行处理提升了运算速度^[11]。黄鹤等人在 ZYNQ 平台设计了抑制天空去雾失真的 DCP 视频去雾系统^[12],但因基于 DCP 算法,在执行导向滤波算法时需要耗费大量的硬件资源。

2023 年,LIU J 等人提出的秩一先验 (rank-one prior, ROP) 算法^[13],是一种复杂度低的实时图像复原算法,为图像去雾提供了更加高效的解决方案。与 DCP 相比,一方面 ROP 算法具有低复杂度的特点 (算法时间复杂度为 $O(N)$),在实际应用中可以使用更少的硬件资源实现更加高的处理效率;另一方面,DCP 算法基于单个通道计算传输先验,在处理彩色图像时需要设置 3 个颜色通道相等,而 ROP 算法基于环境光先验,各颜色通道分别处理。相较于 DCP 算法,ROP 算法在效率和鲁棒性方面具有优异表现,因此更具备部署 FPGA 实现高效去雾的潜力。

为了提升去雾算法的效果与运行效率,来满足广泛的实时性应用需求,本文从算法改进和硬件加速两方面开展了工作。算法方面,本文提出了基于改进秩一先验的去雾算法。首先,优化了统一光谱的求解过程,排除了前景目标的干扰;其次,改进了散射率图的估计方法,解决了复原后图像目标边缘的伪影问题。硬件方面,设计了 FPGA 图像去雾算法模块,部署在 ZYNQ 硬件平台,利用 FPGA 并行处理的特点,提高算法的执行效率。本文使用雾天和水下数据集将所提出的算法与多种经典算法进行对比,实验结果证明:该算法能够有效复原雾天和水下场景的退化图像,并且能够满足实时性的要求。

1 成像退化模型与秩一先验

1.1 大气散射成像模型

在雾天场景中由于悬浮颗粒的存在,可见光被散射和吸收。具体来说,成像设备捕捉到的场景环境光包括被环境介质吸收的可见光和散射光两

个部分。描述这一退化机理的物理模型如式(1):

$$I(x) = t(x) \cdot J(x) + [1 - t(x)] \cdot A_{\infty} \quad (1)$$

式中: x 表示图像尺寸为 $m \times n$ 的位置坐标; $I \in \mathbb{R}^{m \times n \times 3}$ 表示探测器接收到的退化图像; $J \in \mathbb{R}^{m \times n \times 3}$ 表示原始的清晰图像; $t \in \mathbb{R}^{m \times n \times 3}$ 表示透射率图, 描述光穿过均匀介质到达相机的部分; $A_{\infty} \in \mathbb{R}^{1 \times 1 \times 3}$ 表示场景无穷远处光强值。

在均匀介质中, 式(1)中的透射率图 t 可以进一步表示为式(2):

$$t(x) = e^{-\beta z} \quad (2)$$

式中: β 表示为环境介质的衰减系数; z 表示为场景深度。由于模型中存在 t 和 A_{∞} 两个未知量, 且在单图像复原中, 场景深度 z 是难以获取的, 因此为了求解得到清晰图像 I , 常需要一些额外的先验条件。

1.2 秩一先验去雾方法

文献 [13] 将一幅退化的图像看作是清晰图像与相同颜色成像环境的叠加, 并引入了一个秩为 1 的矩阵来描述这一现象, 称为秩一先验, 表达式如式(3):

$$\tilde{t} = C \cdot b \quad (3)$$

式中: $\tilde{t} = 1 - t$ 表示散射率图, 描述影响成像的散射光部分; $C \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 表示散射系数; $b \in \mathbb{R}^{1 \times 3}$ 表示散射率图 $\tilde{t}$ 的基。

定义 s_u 表示为探测器接收到图像 I 的统一光谱 (unified radiance), 用来描述散射光色彩, 且 $s_u \in \mathbb{R}^{1 \times 1 \times 3}$, Ω 为图像 I 中所有像素点的集合, $c \in \{R, G, B\}$ 为图像 I 的颜色通道, 则有:

$$s_u = \frac{1}{|\Omega|} \sum_{x \in \Omega} I^c(x) \quad (4)$$

散射率图的基 b 可以近似表示为统一光谱的归一化形式 s_{um} 。散射系数 C 同样可以使用 s_{um} 求解得到, 数学模型上表示为退化图像 I 与归一化统一光谱 s_{um} 的内积, 则散射率图 $\tilde{t}$ 表示为

$$\tilde{t} = \langle I, s_{um} \rangle \cdot s_{um} \quad (5)$$

根据已有的退化图像 I 与求解得到的散射率图 $\tilde{t}$ 和环境光值 A_{∞} , 复原的清晰图像 J 可以由式(6)计算得到:

$$J = \frac{I - \omega \tilde{t} \cdot A_{\infty}}{\max(1 - \omega \tilde{t}, \xi)} \quad (6)$$

式中: $\omega \in (0, 1]$ 作为恒定参数因子; ξ 的作用是防止分母过小。

在实际应用过程中, ROP 算法存在局限性: 首先, 整幅图像的所有像素点都参与计算统一光谱

s_u , 近景目标或过亮的区域会影响统一光谱的计算结果, 进而影响图像的复原效果; 其次, 对散射率图的简单降采样操作, 会在近景目标周围引入伪影轮廓, 如图 1 所示, ROP 算法处理后图像中人物周围存在不自然的光晕。



(a) 输入图像



(b) ROP算法输出图像人物边缘存在伪影

图 1 ROP 算法的局限性

Fig. 1 Limitations of ROP algorithm

2 算法原理

为了解决 ROP 算法的局限性, 并进一步提高算法的处理效果与计算效率, 本文提出了基于改进秩一先验图像去雾算法, 算法流程图如图 2 所示。本工作包含两个核心算法优化: 1) 基于空间相关性与暗通道先验约束的统一光谱求解; 2) 基于色彩边缘优化的散射率图估计。前者对统一光谱的求解过程进行了优化, 在提高结果准确性的同时, 降低硬件实现的复杂度, 节约硬件资源; 后者解决了原算法中存在的近景目标边缘伪影的问题, 提升了去雾后图像的质量。

2.1 统一光谱计算优化

统一光谱 s_u 的结果对退化场景图像的散射率图 $\tilde{t}$ 的估计起到十分重要的作用。当成像距离越远时, 散射的影响越明显, 反之近处的目标只包含少量的散射光, 因此使用整幅图像来计算 s_u 是不准确的, 用于估计 s_u 的有效区域应该在场景的中远距离处。LIU J 等人 [13] 通过求解预设约束的目标函数来优化 s_u , 但是最优求解的方法在 FPGA 中实现较为复杂, 多次迭代的过程需要耗费大量的时间, 因此本文提出了适用于 FPGA 实现的基于空间相关性与暗通道约束的统一光谱求解算法。

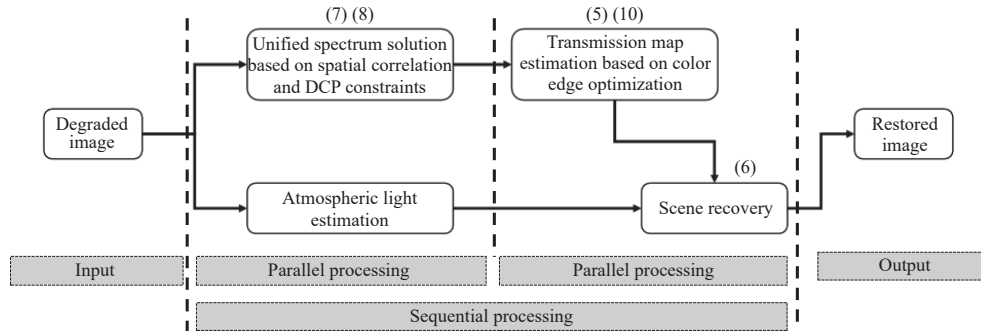


图 2 算法结构流程图

Fig. 2 Flowchart of algorithm structure

受散射影响的退化图像呈现出对比度降低的特点,随着成像距离的增加,中远距离区域的图像像素具有高度的空间相关性。分别统计 RGB 3 个颜色通道的直方图,并按照像素数从高到低排序,优化后的统一光谱求解公式为

$$\begin{cases} \tilde{s}_u = \frac{\sum_{i \in \tilde{\Omega}} P_v(i) \cdot P_c(i)}{\sum_{i \in \tilde{\Omega}} P_c(i)} \\ \tilde{\Omega} = \{i : \sum P_c(i) \leq r \cdot \Omega\} \end{cases} \quad (7)$$

式中: $P_v(i)$ 为排序后的像素值, i 表示为 0 到 255 的整数; $P_v(0)$ 表示像素数最多的像素值,反之 $P_v(255)$ 表示像素数最少的像素值; $P_c(i)$ 表示为直方图统计中 $P_v(i)$ 相对应的像素数; $\tilde{\Omega}$ 与 Ω 分别表示参与计算的像素所构成的集合与图像总像素数; $r \in (0, 1]$ 为调节参数,表示参与计算的像素数的范围。

为了进一步提高计算结果的准确性,引入暗通道约束,表达式如式(8):

$$P_c(i) = \begin{cases} P_c(i), & P_v(i) \geq \varepsilon \\ 0, & P_v(i) < \varepsilon \end{cases} \quad (8)$$

式中: ε 表示暗通道约束临界值。在暗通道先验中,清晰场景的暗通道强度很低,趋近于 0,式(8)

简化了这一环节,通过调节临界值 ε 来感知区分前景与背景。当像素值低于临界值 ε 时,该像素被舍去,不参与统一光谱的计算,反之则保留。

为了验证本算法的可行性,分别在 RUSH^[13] 和 O-Hazy^[14] 数据集中挑选了共 135 张图像进行了统计实验。使用式(7)和式(8)求解归一化后的统一光谱 $\tilde{s}_{un}$,将文献[13]中的归一化结果 $\hat{s}_{un}$ 作为参考,计算得到每个图像 3 个颜色通道的平均相对误差,平均相对误差计算公式为

$$\bar{R}_e = \frac{\sum_{c \in \{R, G, B\}} |\tilde{s}_{un}^c - \hat{s}_{un}^c| / \hat{s}_{un}^c}{3} \times 100\% \quad (9)$$

将样本的平均相对误差计算结果绘制在如图 3 右侧所示的折线图中。红色虚线表示样本中平均相对误差的平均值为 2.4%,从宏观来看,平均相对误差处于较低水平,本文提出的算法计算得到的归一化统一光谱与文献[13]的结果十分接近,说明该方法是有效的。图 4(a)展示的输入图像中存在的汽车、白色建筑等目标会影响统一光谱 s_u 的计算结果,通过本文所提算法的处理,图 4(b)中白色像素点所覆盖的区域被排除。

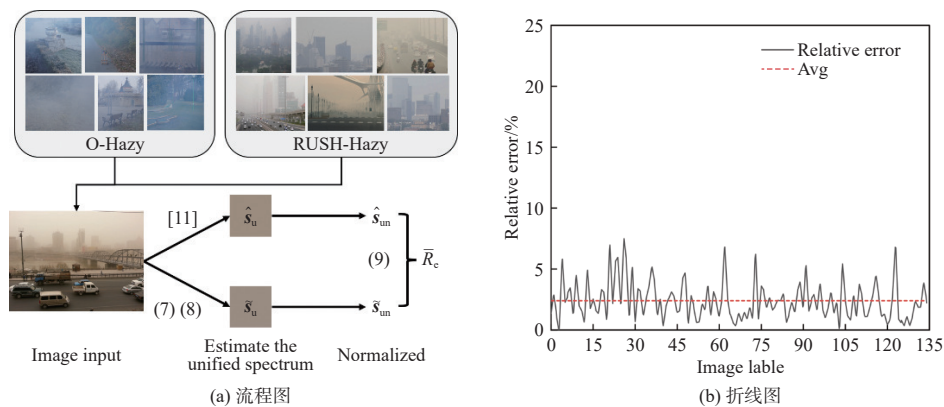


图 3 平均相对误差计算流程图与结果折线图

Fig. 3 Calculation flowchart of mean relative error and line chart of results

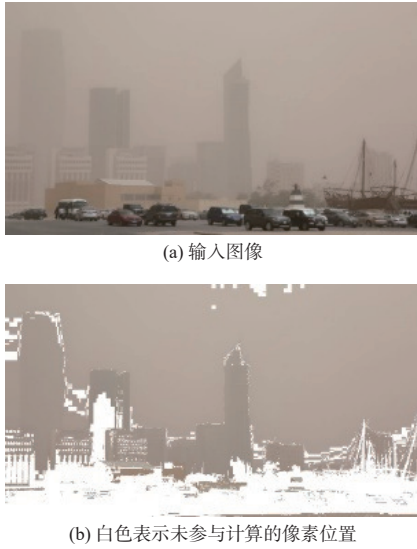


图 4 计算统一光谱示意图

Fig. 4 Calculation schematic of unified spectrum

2.2 基于色彩边缘优化的散射率图估计

为了解决原 ROP 算法处理结果图像中的伪影问题,提出一种基于色彩边缘优化的散射率图估计方法,对比结果如图 5 所示。图 5(a) 为输入图像,通过式 (5) 可以进一步计算得到如图 5(d) 所示初始散射率图 $\tilde{t}_0$ 。对于初始散射率图来说,通常不直接使用其计算恢复场景的图像,而采用双线性差值的方法对其进行平滑操作,处理过后的散射率图及场景恢复图分别由图 5(e)、图 5(b) 所展示。然而,双线性差值算法具有局限性,当场景图像较为复杂、存在局部场景深度剧烈变化时,在前景目标轮廓处会出现伪影。为了解决这一问题,本文引入最小可觉察 (just-noticeable difference, JND) 理论,对图像色彩边缘进行提取,具体表达式为



图 5 散射率图计算优化

Fig. 5 Optimization of scattering rate map calculation

$$\max_{y_1 \in \Omega^c(x)} I^c(y_1) - \min_{y_2 \in \Omega^c(x)} I^c(y_2) > L_{\text{JND}}^c \quad (10)$$

式中: $\Omega^c(x)$ 表示一个中心坐标为 x 的大小为 5×5 的窗口; L_{JND}^c 表示色彩阈值,取值为 $L_{\text{JND}}^c = \{41.69_{\text{R}}, 63.14_{\text{G}}, 40.33_{\text{B}}\}^{[15]}$ 。对初始散射率图做均值滤波,在窗口滑动过程中,当窗口内像素满足式 (10) 时,说明该区域内存在场景深度差异,在近景与远景的边缘处使用锐化滤波器。最终处理结果如图 5(c)、图 5(f) 所示。本方法解决了伪影的问题, JND 探测窗口与均值滤波器只需要共用同一组缓冲窗口即可实现全部操作,在硬件实现上也更加的高效。

3 FPGA 硬件实现

本小节主要介绍算法在 FPGA 硬件加速平台上的实现方法,重点在于如何充分利用 FPGA 并行处理的特点,能够有效提高算法的计算效率。本小节分为两个部分:数据调度策略和硬件架构设计。第一部分描述了整个硬件架构中数据流的组织与逻辑结构;第二部分详细分析了图像去雾算法硬件模块的功能实现,重点介绍统一光谱优化算法模块和散射率图估计模块。

3.1 数据调度策略

本文使用的 ZYNQ 平台是一款主流 FPGA,广泛应用于各类图像处理任务^[16-17],它由两个部分组成:以双核 ARM Cortex-A9 为核心的处理系统 (processing system, PS), FPGA 可编程逻辑门 (programmable logic, PL)。两者之间通过先进可扩展接口 (advanced extensible interface, AXI) 总线连接,实现了高带宽、低延迟的高效数据交互。去雾算法模块部署在 PL 端, PS 端负责外设寄存器的配置和存储单元的控制等工作。

硬件系统结构框图如图 6 所示,该图展示了 ZYNQ 硬件系统中 PS 与 PL 两部分各自实现的功能,以及数据流与控制流的传递逻辑。PS 端的外设初始化模块 (peripheral initialization) 对外部存储设备 (DDR、SD card) 或摄像头设备进行初始化操作,图像数据通过 DMA (direct memory access) 读取传输到去雾算法模块 (haze removal algorithm module) 进行处理,输出结果为复原的清晰图像。处理后的图像有两条输出路径,一方面可以通过 VDMA (video direct memory access) 将图像帧缓存在临时存储单元中,进而 AXI-Stream to Video Out IP 核在 VTC (video timing controller) IP 核的控制下,将

AXI4-Stream 格式的数据格式转换为视频输出的格式,实现在显示设备上输出图像或视频画面;另一

方面通过 DMA 将处理后的图像数据写入到外部存储设备中。

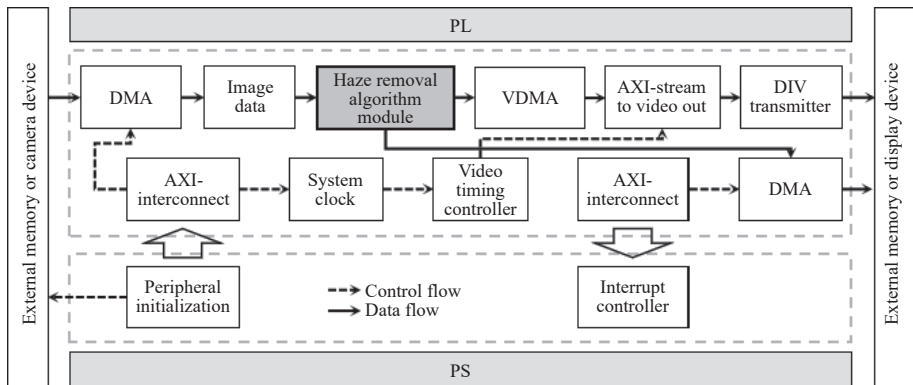


图 6 硬件系统结构框图

Fig. 6 Block diagram of hardware system

3.2 硬件架构设计

去雾算法模块硬件系统整体结构框图如图 7 所示,模块分为统一光谱求解模块、散射率图与环境光计算模块、散射率图优化模块、场景复原模块 4 个部分。首先统一光谱求解模块从外部存储器中获得原始图像数据 I 进行处理,得到归一化统

一光谱 s_{un} ,进而计算得到初始散射率图 $\tilde{t}_0$;其次对初始散射率图进行优化处理,得到相对平滑但保留边缘的优化结果,并根据 $\tilde{t}$ 中前 0.1% 亮度像素估计环境光值;最终利用求解得到的环境光值 A_∞ 以及透射率图 t 求解得到恢复后的场景图像,并存储在外部存储设备或通过显示设备输出。

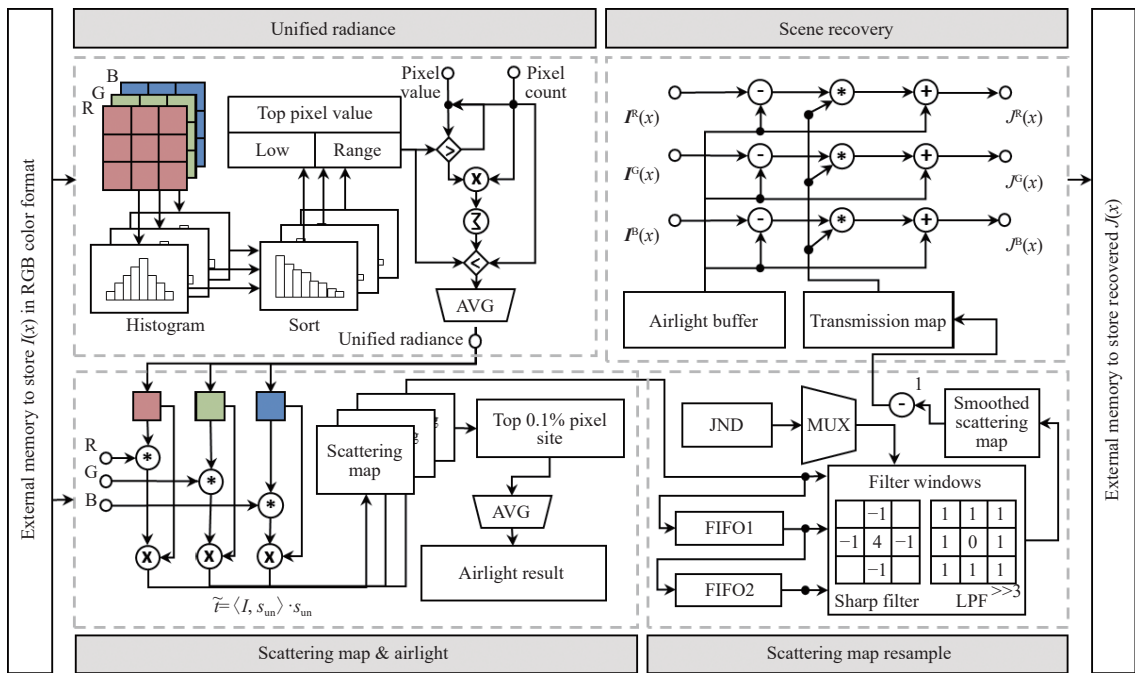


图 7 去雾算法硬件系统整体结构框图

Fig. 7 Hardware system overall block diagram of haze removal algorithm module

3.2.1 统一光谱求解模块硬件结构

本文使用基于双端口 BRAM(block RAM)实现对直方图统计操作,流程示意图如图 8 所示。BRAM 地址范围为 $addr \in [0,255]$,每个地址存放着

对应灰度值的像素数量。将像素灰度值 I 作为 BRAM 的读写地址,读取的数据累加 1 后重新写入到相同地址内存中。由于 BRAM 读写需要消耗一定的时钟周期,当灰度值相同的像素连续出现

时会出现计数异常, 因此需要加入预处理(Preprocess)模块来解决这一问题。当整幅图像处理结束后, 依次读出 0~255 灰度值的统计值, 并将读取过的地址空间清零, 为下一帧图像的直方图统计做准备。

得到直方图统计结果后, 需要对其进行排序操作。基数排序是并归类排序算法中的一个经典算法, 时间复杂度为 $O(N \cdot k)$, 其中 N 表示数据个数, k 表示数据位数。图 9 为基于 FIFO (first-in first-out) 实现的基数排序法示意图, 数据使用 16 进制表示。

该方案是有效且稳定的, 数据个数 N 表示灰度级数, 一般来说 $N = 256$, 而数据位数 k 取决于图像的像素个数, 用 16 进制表示的话, $k = 5$ 可以满足 4 K (4096×2160) 分辨率及以下图像的处理, 从这一方面可以看出, 本算法的时间复杂度对于图像尺寸不敏感, 能够较好地应用于各种场景, 具有较强的鲁棒性。



图 9 基于 FIFO 实现的基数排序法

Fig. 9 Radix sort based on FIFO

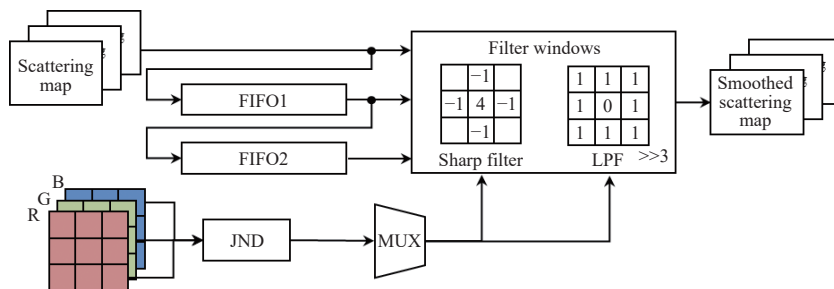


图 10 散射率图估计模块硬件结构逻辑图

Fig. 10 Hardware logic diagram of scattering map estimation module

4 实验结果与分析

4.1 雾霾场景复原结果分析

为了验证本文提出方法的有效性, 设计实验, 与多种传统去雾算法进行对比, 包括暗通道先验(DCP)算法、限制对比度的自适应直方图均衡(contrast limited adaptive histogram equalization, CLAHE)^[18]算法、颜色先验(color attenuation prior, CAP)^[19]算法、ROP^[13]算法。实验图像来自 RUSH^[13]数据集和文献[20]中的雾天数据集, 选取了 5 张室外真实

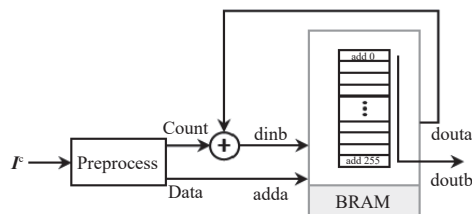


图 8 基于双端口 BRAM 实现的直方图统计

Fig. 8 Histogram statistics based on dual-port BRAM

3.2.2 散射率图估计模块硬件结构

本节从硬件层面介绍 2.2 节中所提出的基于色彩边缘优化的散射率图估计算法的实现, 硬件结构逻辑图如图 10 所示。使用 FIFO 模块对行像素进行缓存, 并使用菊花链形式相连接, 构建大小为 3×3 的滑动窗口。JND 窗口与滤波窗口同时滑动, JND 窗口检测到色彩边缘时, 即满足式 (10) 时, 对散射率图 (scattering map) 使用锐化滤波器 (sharp filter), 反之使用平滑低通滤波器 (low-pass filter, LPF)。

场景雾天实拍图, 对比结果如图 11 所示。

图 11 中场景 1、2 为带有大面积天空区域的建筑场景, 从中可以看出 CLAHE^[18]算法对目标建筑物具有一定的去雾效果, 但目标轮廓具有严重的伪影, 且处理不够均匀, 有较明显的块效应; CAP^[19]算法相较于前者去雾效果更加自然, 但远景目标的去雾效果不够明显; DCP^[5]算法相较于前两者具有比较好的去雾效果, 建筑物目标更加清晰, 但在天空区域存在比较明显的失真现象; 本

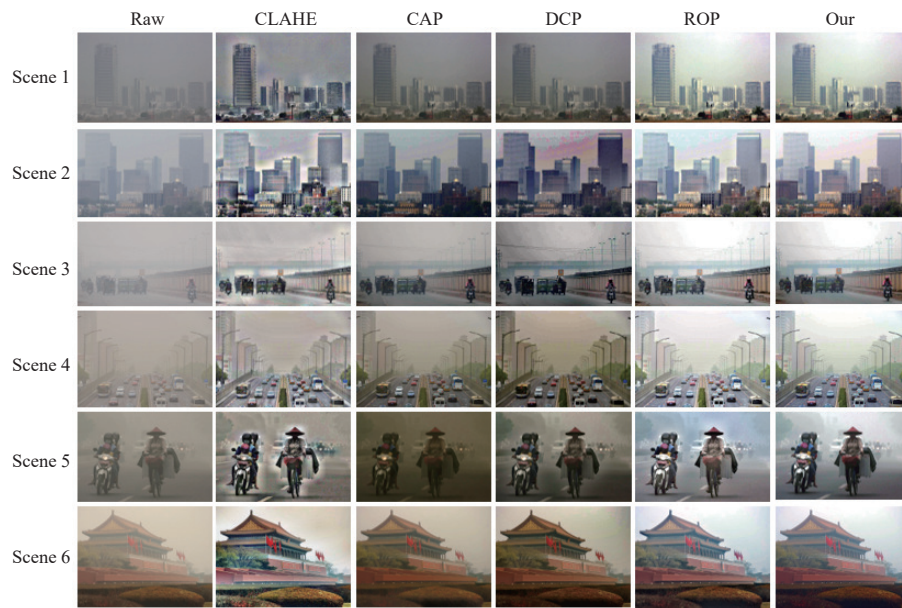


图 11 不同算法在 RUSH 数据集复原结果

Fig. 11 Dehazing results obtained using different methods on RUSH data set

文方法在前景和远景目标都具有很好的去雾效果,在天空区域相较于暗通道有更好的视觉效果,与原 ROP^[13]算法相比,近景的细节更加的明显。图 11 中场景 3、4 为道路场景,CLAHE^[18]同样存在伪影问题;CAP^[19]算法对近景车辆目标去雾效果较好,但远处楼房建筑不够清晰;DCP^[5]算法去雾效果最佳,但图像噪点和失真现象也同样明显;本文方法相较于原 ROP^[13]算法,优化了伪影问题,与暗通道相比处理结果更加自然,能够更好地还原真实色彩,视觉效果更好。图 11 中场景 5、6 呈现了带有沙尘的雾霾场景,CLAHE^[18]在色彩处理上不够好,偏色较为严重,且有严重的伪影;CAP^[19]算法由于雾的颜色对先验的深度估计产生

了一定的影响,处理效果不佳;DCP^[5]算法在颜色矫正上存在局限性、本文方法在去雾的同时,对场景的色彩进行矫正,相较于原 ROP^[13]算法,优化了场景 5 内前景人物边缘伪影的问题,视觉效果更佳。

对比各去雾算法在 O-HAZY 数据集上的处理结果,如图 12 所示。CLAHE 算法提升了目标的对比度,但仍然存在明显的伪影;CAP 算法对于该数据集的先验失效,出现色彩失真、对比度失常等问题;DCP 算法在存在大面积天空或白色场景(第 2、3 场景)下的去雾效果有限;本文提出的算法相较于原 ROP 算法在去雾效果、目标边缘细节方面具有更好的表现。

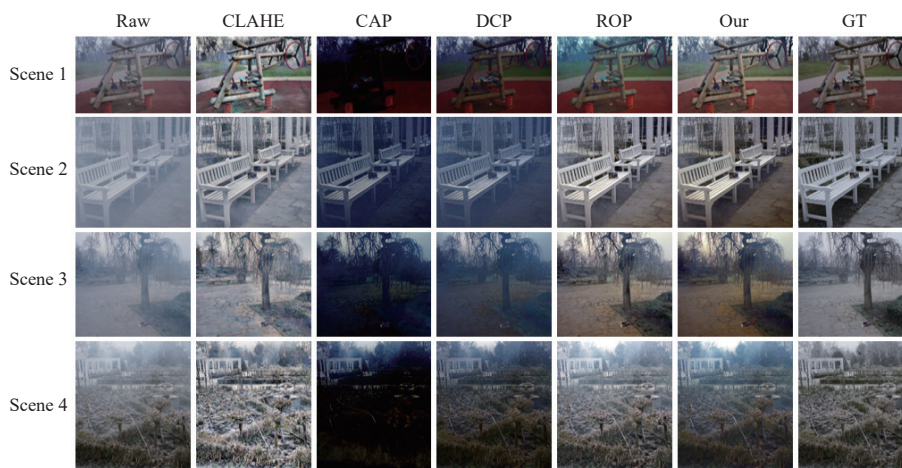


图 12 不同算法在 O-HAZY 数据集复原结果

Fig. 12 Dehazing results obtained using different methods on O-HAZY data set

为了进一步对算法量化评估,使用标准差 (standard deviation, STD)、自然图像质量评估器 (natural image quality evaluator, NIQE)、基于感知的图像质量评估器 (perception based image quality evaluator, PIQE) 3 种无参考评价指标和均方误差 (mean-square error, MSE)、峰值信噪比 (PSNR)、结构相似性 (SSIM)、特征相似度 (FSIM) 4 种全参考评价指标对不同的算法进行定量分析。其中 STD 用来衡量图像的对比度; NIQE 和 PIQE 描述图像是否自然; MSE、PSNR、SSIM 和 FSIM 将无

雾图像作为参考图像,数值越大,说明去雾效果越好。

测试数据集由 RUSH^[13] 数据集中的 100 张雾天无参考图像和 O-HAZY^[14] 数据集中选取的 20 组有雾-清晰图像对组成,使用不同的去雾方法对有雾图像进行处理,计算每个评价指标的平均定量结果。实验结果如表 1 所示,各评价指标的最优结果使用加粗表示。从数据结果可以看出,本文提出的方法在多个评价指标中具有最佳的表现,去雾性能优于其他算法。

表 1 各去雾算法在 RUSH 和 O-HAZY 数据集的评价指标平均定量结果

Table 1 Average quantitative results of evaluation metrics on RUSH and O-HAZY by different methods

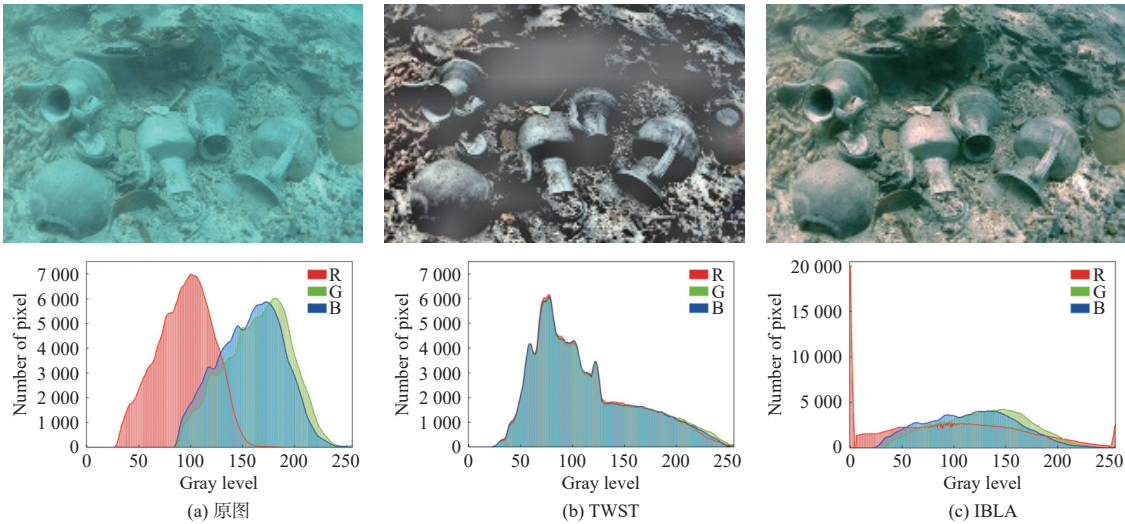
Method	RUSH			O-HAZE						
	STD	NIQE	PIQE	STD	NIQE	PIQE	MSE	PSNR	SSIM	FSIM
CLAHE	0.165	2.858	42.717	0.157	2.978	11.729	0.041	14.389	0.479	0.983
CAP	0.183	3.132	49.452	0.128	2.522	18.609	0.058	13.032	0.234	0.954
DCP	0.179	2.994	45.569	0.14	2.853	11.617	0.023	16.858	0.388	0.968
ROP	0.256	2.908	46.87	0.211	2.859	12.31	0.063	12.999	0.433	0.98
Our	0.265	3.36	44.169	0.212	3.231	8.903	0.017	18.021	0.51	0.981

4.2 水下场景复原结果分析

本文提出的方法同样可以应用于水下图像复原,将本文方法与 TWST(two-step)^[21] 算法、IBLA(image blurriness and light absorption)^[22] 算法、GDCP(generalization dark channel prior)^[23] 算法和 ROP^[13] 算法进行对比,对比结果如图 13 所示,并绘制了每种算法处理后的 RGB 通道的直方图分布。

从图 13(b)可以看出, TWST^[21] 算法能够去除色偏,但结果显示图像对比度异常,无法清楚展

示局部细节。图 13(c)所示的 IBLA^[22] 算法去除色偏效果有限,结果图像仍然呈现出蓝绿色偏。图 13(d)所示的 GDCP^[23] 算法在复原水下图像时难以获取正确的深度,因此无法正确去除图像色偏。图 13(e)所示的 ROP^[13] 算法能够展示更多的细节,但仍存在蓝绿色偏。图 13(f)所示本文提出的方法在 3 个颜色通道的像素分布一致且更加均匀,因此在色彩矫正与对比度方面具有更好的表现。



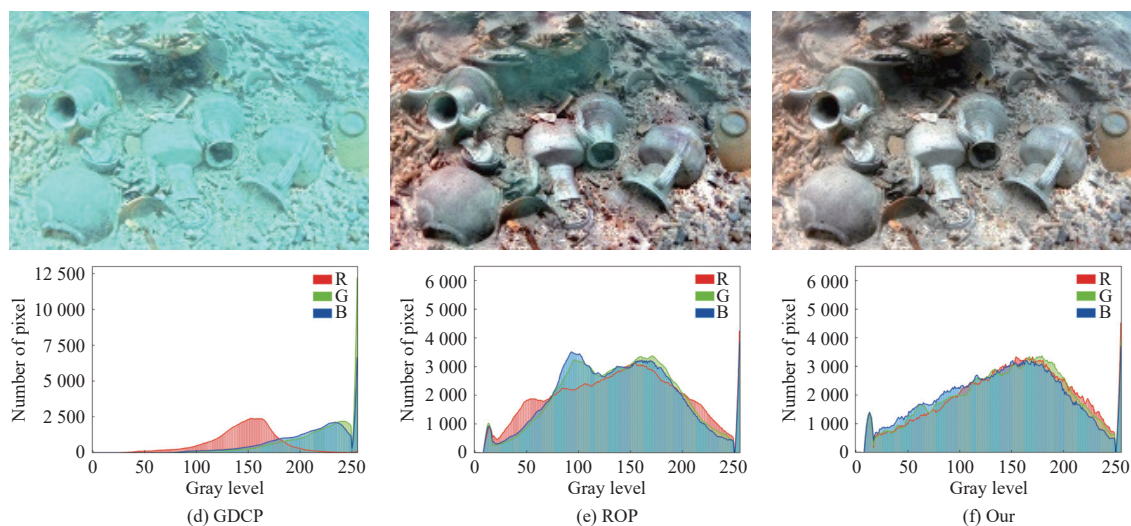


图 13 不同算法水下场景复原结果与相应的三色直方图

Fig. 13 Restoration results of underwater images obtained using different methods and corresponding tricolor histograms

图 14 展示了这些方法在使用 LIC 等人^[24]建立的水下图像增强基准数据集 (underwater image enhancement benchmark, UIEB) 中的实验结果。图 14 中第 1 列为 UIEB^[24] 数据集中挑选的部分原始水下图像, 包含蓝色、蓝绿色和绿色多种偏色场景, 第 2~6 列为不同算法的复原结果。从对比结果可以看出, TWST^[21] 算法在前 3 个偏蓝色场景下复原失败, 同时在后 3 个偏蓝绿色和绿色的场景中引入红

色伪影; IBLA^[22] 算法同样无法很好地去色偏, 对前 3 张场景图像几乎没有复原效果; GDCP^[23] 算法在第 1 和第 2 个场景引入了错误的绿色, 对其他场景的复原结果中色彩也并不自然; ROP^[13] 算法错误地恢复了第 1 个场景, 在最后 1 个场景中引入了红色伪影; 本文提出的方法可以有效去除色偏, 整个图像的对比度有充分的增强, 目标细节更加突出, 具有更佳视觉效果。

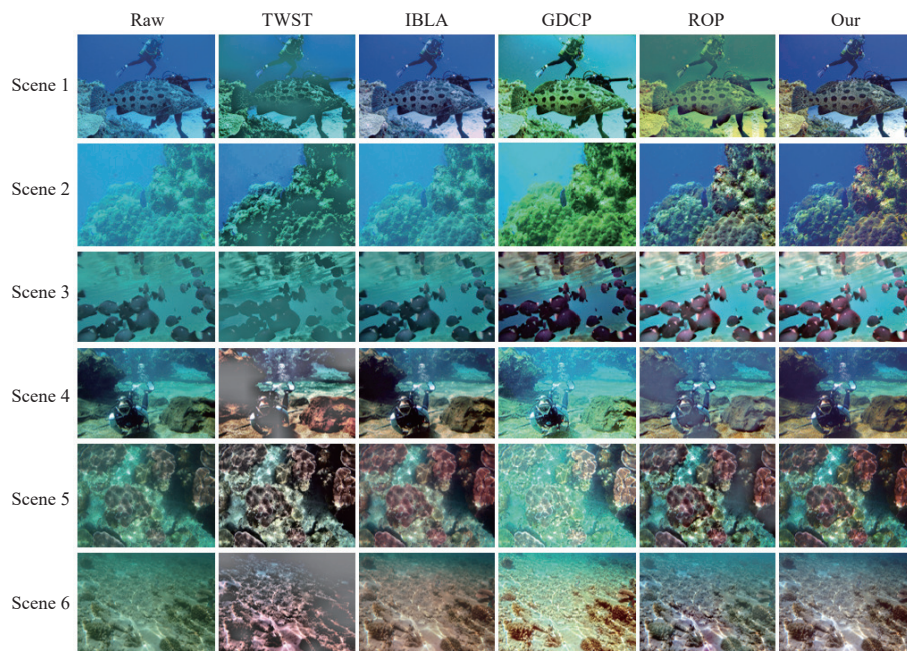


图 14 不同算法水下场景复原结果

Fig. 14 Enhanced results of underwater images obtained using different methods

在 UIEB^[24] 和 UCCS^[25] 数据集进行测试, 由于数据集中不含真值参考图像, 因此使用无参考评

价指标对多种水下图像复原算法进行定量分析, 评价指标包括: 水下图像质量评价指标 (underwater

image quality measure, UIQM)、水下色彩图像质量评估器(underwater color image quality evaluation, UC-IQE)、NIQE 和 PIQE。UIQM 和 UCIQE 的值越大,理论上复原后的图像质量越高。从 UIEB 和 UCCS 数据集中分别选取 200 张和 50 张图像,计算每个评价指标的平均定量结果,实验结果见表 2,各评

价指标的最优结果使用加粗表示。从表格数据结果可以看出,本文方法在 UIEB 数据集中,每个评价指标均有着最佳的表现;在 UCCS 数据集中,UIQM 与 UCIQE 有最佳的指标结果,PIQE 指标仅次于 ROP 算法。综合来看,本文方法在水下图像的色彩矫正、细节保留、对比度增强等方面具有更好的表现。

表 2 各算法在 UIEB 和 UCCS 数据集的评价指标平均定量结果

Table 2 Average quantitative results of evaluation metrics on UIEB and UCCS by different methods

Methods	UIEB				UCCS			
	UIQM	UCIQE	PIQE	NIQE	UIQM	UCIQE	PIQE	NIQE
TWST	3.88	0.53	46.6	3.83	3.40	0.51	41.3	4.73
IBLA	4.33	0.60	36.1	3.87	2.02	0.51	23.6	3.87
GDCP	3.92	0.57	27.0	3.91	1.89	0.50	34.0	4.93
ROP	4.78	0.62	22.5	3.36	4.65	0.61	21.1	4.22
Our	4.82	0.63	22.4	3.29	5.36	0.63	22.0	4.81

4.3 硬件平台搭建结果分析

选用不同尺寸大小的图像作为测试图像,统计了各尺寸图像的处理时间,并与文献 [13] 中所统计的各算法执行效率结果作对比,统计结果如表 3 所示。从表格数据可以看出,本系统的算法执行效率相较于在 GPU 平台运行的 ROP 算法提升了约 60%,使用更高性能开发板后,基本能够满足 1 080 pixel 及以下尺寸图像实时处理的要求。硬件资源使用情况如表 4 所示,逻辑门资源使用量为 21 K,块存储器(BRAM)使用 28.9%,硬件资源使用量处于较低水平。

表 3 算法执行效率统计表

Table 3 Table of algorithm runtime statistics

Size/pixel	DCP	CAP	ROP	ROP(GPU)	Our(FPGA)
640×480	0.95	0.78	0.12	0.04	0.008
1 280×720	2.51	1.56	0.33	0.07	0.024
1 920×1 080	5.71	3.11	0.80	0.12	0.051
2 560×1 440	10.15	6.80	1.47	0.18	0.097
3 840×2 160	27.75	13.55	4.05	0.46	0.217

表 4 硬件资源使用统计表

Table 4 Hardware resource utilization statistics

Resource	Available	Usage	Utilization/%
LUT	53 200	21 074	39.6
FF	106 400	25 599	24.1
BRAM	140	40.5	28.9
DSP	220	24	10.9

5 结论

为了提升图像去雾算法的处理效果与执行效率,本文从软件和硬件两方面入手,构建了基于秩一先验的图像去雾系统。软件算法方面,针对 ROP 算法的局限性进行改进,首先利用空间相关性与暗通道先验约束,对图像中的场景进行划分,排除掉近景与高亮区域的干扰,求解出更加准确的统一光谱;其次使用 JND 理论提取并保留散射率图的边缘,解决了复原后图像中的伪影问题。硬件方面,设计了去雾算法模块各部分硬件结构,并将算法部署在 ZYNQ7020 硬件平台。利用直方图统计模块与基排序法模块提升了统一光谱的计算效率,JND 检测窗与滤波窗的共用方案减少了资源的占用。实验结果表明:本文提出的去雾算法能够有效地提升雾天图像的质量,同时可以应用于水下图像复原,在色彩矫正、细节保留、对比度增强方面相较于传统算法具有突出表现,算法部署在硬件平台后的执行效率提升显著,处理 1 080 pixel 尺寸图像所用时间仅需 0.054 ms(20 frame/s),硬件资源使用量均不超过 40%,兼顾了图像去雾效果与实时性要求,具有处理视频图像的潜力,在实际应用中考虑到可能存在参数估计值的剧烈变化所引起的画面闪烁问题,通过使用阈值约束、新值与旧值加权平均等手段,能够减少参数抖动对复原图像的影响。本文所提算法不局限于单一硬件平台,选用工作频率更高、性能更强的硬件平台,能够实现更高的处理帧率,具有广泛的应用前景。

参考文献:

- [1] SAHU G, SEAL A, BHATTACHARJEE D, et al. Trends and prospects of techniques for haze removal from degraded images: a survey[J]. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, 2022, 6(4): 762-782.
- [2] MITTAL S, GUPTA S, DASGUPTA S. FPGA: an efficient and promising platform for real-time image processing applications[C]//National Conference on Research and Development in Hardware Systems (CSIRDHS). [S. l.]: Semantic Scholar, 2008: 18986919.
- [3] LI X, HU H, ZHAO L, et al. Polarimetric image recovery method combining histogram stretching for underwater imaging[J]. *Scientific Reports*, 2018, 8(1): 12430.
- [4] LAND E, MCCANN J L. Retinex theory[J]. *Journal of the Optical Society of America*, 1971, 61(1): 1-11.
- [5] HE K, SUN J, TANG X. Single image haze removal using dark channel prior[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 33(12): 2341-2353.
- [6] KIM J H, JANG W D, SIM J Y, et al. Optimized contrast enhancement for real-time image and video dehazing[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2013, 24(3): 410-425.
- [7] BERMAN D, TREIBITZ T, AVIDAN S. Single image dehazing using haze-lines[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2018, 42(3): 720-734.
- [8] CAI B, XU X, JIA K, et al. Dehazenet: an end-to-end system for single image haze removal[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(11): 5187-5198.
- [9] LI J, LI G, FAN H. Image dehazing using residual-based deep CNN[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 26831-26842.
- [10] 陈曦, 钱国明, 史艳高. 基于 FPGA+ARM 的实时图像去雾系统设计[J]. *电子设计工程*, 2023, 31(13): 192-195.
CHEN Xi, QIAN Guoming, SHI Yangao. Design of real-time image defogging system based on FPGA+ARM[J]. *Electronic Design Engineering*, 2023, 31(13): 192-195.
- [11] LIU H, HUANG D, HOU S, et al. Large size single image fast defogging and the real time video defogging FPGA architecture[J]. *Neurocomputing*, 2017, 269: 97-107.
- [12] 黄鹤, 胡凯益, 杨澜, 等. 智能行车记录仪图像去雾系统的 FPGA 设计[J]. *上海交通大学学报*, 2024, 58(4): 565-578.
- HUANG He, HU Kaiyi, YANG Lan, et al. FPGA design of image defogging system in intelligent tachograph[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2024, 58(4): 565-578.
- [13] LIU J, LIU R W, SUN J, et al. Rank-one prior: Real-time scene recovery[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2022, 45(7): 8845-8860.
- [14] ANCUTI C O, ANCUTI C, TIMOFTE R, et al. O-haze: a dehazing benchmark with real hazy and haze-free outdoor images[C]//Proceedings of the IEEE Conference On Computer Vision And Pattern Recognition Workshops. New York: IEEE, 2018: 754-762.
- [15] LIU Y H, WANG Z F, XIE Z X. Contrast resolution measurement of three primary color of the red, the green and the blue[C]//2010 3rd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics. New York: IEEE, 2010: 174-178.
- [16] LIU B, WEI Q, DING K. ZYNQ-based visible light defogging system design realization[J]. *Sensors*, 2024, 24(7): 2276.
- [17] BEN A A. An FPGA design for real-time image denoising[J]. *Computer Systems Science and Engineering*, 2022, 43(2): 803-816.
- [18] REZA A M. Realization of the contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) for real-time image enhancement[J]. *Journal of VLSI Signal Processing Systems for Signal, Image and Video Technology*, 2004, 38: 35-44.
- [19] ZHU Q, MAI J, SHAO L. A fast single image haze removal algorithm using color attenuation prior[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(11): 3522-3533.
- [20] WANG W, HE C, XIA X G. A constrained total variation model for single image dehazing[J]. *Pattern Recognition*, 2018, 80: 196-209.
- [21] FU X, FAN Z, LING M, et al. Two-step approach for single underwater image enhancement[C]//2017 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS). New York: IEEE, 2017: 789-794.
- [22] PENG Y T, COSMAN P C. Underwater image restoration based on image blurriness and light absorption[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 26(4): 1579-1594.
- [23] PENG Y T, CAO K, COSMAN P C. Generalization of the

- dark channel prior for single image restoration[J]. [IEEE Transactions on Image Processing](#), 2018, 27(6): 2856-2868.
- [24] LI C, GUO C, REN W, et al. An underwater image enhancement benchmark dataset and beyond[J]. [IEEE Transactions on Image Processing](#), 2019, 29: 4376-4389.
- [25] LIU R, FAN X, ZHU M, et al. Real-world underwater enhancement: challenges, benchmarks, and solutions under natural light[J]. [IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology](#), 2020, 30(12): 4861-4875.