

ارائه روش ساده و کارآمد برای بهبود کیفیت تصاویر زیرآب با استفاده از تصحیح نور و رنگ و مدل‌های محوزدایی حوزه مکان

آرین سحری^۱، رضا حسن زاده پاک رضائی^۲

چکیده

تصاویر ثبت‌شده در محیط‌های زیرآب به دلیل پدیده‌های فیزیکی مانند جذب و پراکندگی نور، با تخریب‌هایی نظیر کاهش شدید تمایز، محوشدگی و اعوجاج رنگی روبرو هستند. روش‌های بهبود کیفیت تصاویر زیر آب موجود غالباً در بازایی همزمان رنگ و تمایز دچار محدودیت بوده و اعمال مستقیم روش‌های محوزدایی بر روی تصاویر رنگی، اغلب به تخریب رنگ یا نوردهی بیش از حد^۱ در نواحی روشن منجر می‌شود. در این مقاله، یک رویکرد ترکیبی کارآمد برای بهبود کیفیت تصاویر زیرآب ارائه شد. در این راستا، ابتدا انحرافات رنگی به کمک اصلاح رنگ الهام‌گرفته از الگوی آرایه فیلتر رنگی اصلاح شد. در گام بعد، برای پیشگیری از تخریب رنگ‌ها، الگوریتم محوزدایی کانال تاریک با استفاده از ترکیب مؤلفه‌های اشباع و روشنایی در فضای HSV اعمال شد. در پایان نیز، تمایز و اشباع رنگ با بهره‌گیری از روش‌های تطبیقی مبتنی بر هیستوگرام بهبود یافت. نتایج ارزیابی‌های کیفی و کمی مبتنی بر معیارهای بدون مرجع و با مرجع نشان داد که روش پیشنهادی، ضمن رفع مشکل اعوجاج و خرابی تصویر، تعادل مناسبی میان بازایی رنگ طبیعی و افزایش وضوح جزئیات برقرار می‌سازد.

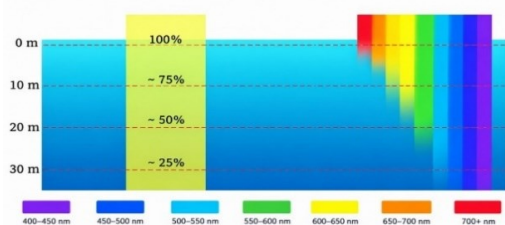
کلید واژه‌ها

بهبود کیفیت تصاویر زیر آب، اصلاح روشنایی، بازسازی رنگ، حفظ جزئیات تصویر

۱ مقدمه

از آنجا که نور قرمز با طول موج بلندتر، سریع‌تر از سایر طول موج‌ها در آب تضعیف می‌شود، تعادل رنگی این تصاویر به شدت از بین می‌رود. لذا، بهبود کیفیت این تصاویر برای پیشبرد کاربردهایی نظیر کاوش‌های دریایی، بازرسی خطوط زیر آب و اکتشافات دریایی امری ضروری است [۲] [۳].

تصاویر ثبت‌شده در محیط‌های زیرآب به دلیل خواص فیزیکی آب، همواره دچار افت کیفیت شدیدی می‌شوند. همانطور که در شکل (۱) مشخص است، دو پدیده فیزیکی اصلی یعنی جذب انتخابی نور^۲ و پراکندگی^۳ باعث کاهش چشمگیر تمایز^۴، محوشدگی جزئیات و ایجاد هاله رنگی (اغلب تسلط رنگ سبز یا آبی) می‌گردند [۱].



شکل (۱): جذب طول موج‌های مختلف نور مرئی در آب

این مقاله در ۲۶ خرداد ۱۴۰۵ دریافت و در ۲۶ مهر ۱۴۰۵ پذیرفته شد.

^۱ گروه مهندسی برق، دانشکده فنی، دانشگاه گیلان

sahari.aryan@gmail.com

^۲ گروه مهندسی برق، دانشکده فنی، دانشگاه گیلان

hasanzadehpak@guilan.ac.ir

نویسنده مسئول: رضا حسن زاده پاک رضائی



^۱ Over Exposure

^۲ Selective Light Absorption

^۳ Scattering

^۴ Contrast

دچار مشکل عدم تعادل رنگی می‌شوند و یا در مرحله ارتقای تمایز، نویزهای ناخواسته‌ای تولید می‌کنند [۱۳، ۱۴].

علاوه بر روش‌های مبتنی بر پردازش تصویر کلاسیک، روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق^{۱۲} نیز در سال‌های اخیر در بهبود کیفیت تصاویر زیرآب بکار رفته‌اند. شبکه‌های کانولوشنی^{۱۳} (CNN) با یادگیری نگاشت مستقیم میان تصاویر تخریب‌شده و بهبودیافته، توانایی زیادی در اصلاح رنگ و بازیابی جزئیات دارند؛ برای مثال معماری سبک‌وزن مبتنی بر هرم لاپلاسی^{۱۴} با پیش‌بینی مرحله به مرحله باقیمانده‌های تصویر^{۱۵}، پیچیدگی محاسباتی را کاهش داده و آن‌ها را برای کاربردهای نزدیک به بلادرنگ^{۱۶} مناسب کرده است [۱۵]. شبکه‌های متخاصم مولد^{۱۷} (GAN) نیز با یادگیری توزیع تصاویر مرجع، کیفیت بصری خروجی را بهبود بخشیده‌اند؛ و روش‌هایی که مدل فیزیکی تشکیل تصویر را بصورت مجزا در سطوح پیکسل و سراسری ترکیب می‌کنند، عملکرد خوبی در کاهش مصنوعات بصری^{۱۸} داشته‌اند [۱۶]. معماری‌های مبتنی بر ترنسفورمر^{۱۹} نیز با بهره‌گیری از مکانیزم توجه^{۲۰}، مدل‌سازی وابستگی‌های مکانی سراسری^{۲۱} را گسترش داده‌اند [۱۷]؛ برای نمونه، معماری U-^{۲۲} با ترکیب توجه کانالی چندمقیاسه^{۲۳} و توجه مکانی سراسری^{۲۴}، اصلاح رنگ و بازیابی جزئیات را به‌طور هم‌زمان انجام می‌دهد [۱۸]. با این حال، وابستگی شدید این روش‌ها به داده آموزشی حجیم، هزینه محاسباتی بالا، و افت تعمیم‌پذیری استفاده از آن‌ها را در سامانه‌های عملیاتی با منابع با چالش جدی مواجه می‌کند.

روش پیشنهادی این مقاله، یک ساختار ترکیبی ساده و کارآمد ارائه می‌دهد که در آن در مرحله پیش‌پردازش، به جای افزایش کورکورانه کانال قرمز، از طریق یک مکانیزم تطبیقی الهام‌گرفته از الگوریتم جبران رنگ CFA، اقدام به احیاء کانال‌های رنگی ضعیف‌تر بدون برهم زدن تعادل طبیعی صحنه می‌گردد. پس از اصلاح رنگ، مدل مبتنی بر کانال تاریک پیشنهادی بر اساس تخمین نقشه تاریک در فضای HSV اعمال می‌گردد. در این مرحله، با تلفیق مؤلفه‌های اشباع^{۲۵} (S) و روشنایی^{۲۶} (V)، نقشه انتقال نوری بدون تغییر رنگ نامطلوب استخراج می‌شود و تخریب نواحی تیره‌ای که در DCP کلاسیک به دلیل تضعیف شدید کانال قرمز در اعماق زیاد

برای رفع این محدودیت‌ها، رویکردهای متعددی ارائه شدند که عموماً در دو دسته کلی تکنیک‌های غیر پدیدارشناختی بهبود کیفیت تصویر^۵ و روش‌های بازیابی تصویر مبتنی بر مدل فیزیکی^۶ طبقه‌بندی می‌شوند [۱]. در دسته نخست، هدف، بهبود ویژگی‌های بصری تصویر بدون درگیر شدن با معادلات انتشار نور است. در این راستا، تئوری Retinex ارائه شد که ترکیبی از دو عبارت شبکه‌ی چشم (Retina) و غشای مغز مرتبط با بینایی (Cortex) است و اساساً برای مدل‌سازی سیستم بینایی انسان و جداسازی روشنایی از بازتابش صحنه پیشنهاد گردید [۴]. برای بهبود عملکرد این تئوری، نسخه‌های متعددی نظیر Retinex تک‌مقیاس برای اصلاح پایه [۵]، Retinex چندمقیاس برای تنظیم پویای روشنایی [۶] و Retinex موربانه^۷ [۷] با هدف کنترل هاله‌های نوری و حفظ بهتر لبه‌ها ارائه شدند. این رویکردها در ترکیب با تکنیک آرایه فیلتر رنگی^۸ (CFA) برای تصحیح رنگ تصاویر زیرآب نیز به کار رفتند [۸]. اگرچه این الگوریتم‌ها در ارتقای تمایز کلی موفق عمل کردند، اما به دلیل نادیده گرفتن ماهیت فیزیکی آب، در شرایط نوری پیچیده به تولید رنگ‌های مصنوعی و نویز منجر شدند.

در رویکرد دوم، روش‌های بازیابی بر اساس مدل‌سازی فیزیکی انتشار نور و معادله مک‌کارتنی بنا شدند [۹]. در این تکنیک‌ها، الگوریتم کانال تاریک پیشین^۹ (DCP) که در ابتدا برای محو زدایی^{۱۰} تصاویر فضای باز معرفی شد [۱۰]، به عنوان راهکاری برای تخمین میزان انتقال نور^{۱۱} در آب به کار رفت [۱۱].

با این وجود، به دلیل تفاوت چشمگیر در میزان جذب طول موج‌های مختلف در آب (به ویژه تضعیف شدید نور قرمز)، فرض کانال تاریک نقض می‌گردد؛ مسئله‌ای که تخمین نادرست عمق و تاریک شدن غیرطبیعی بخش‌هایی از تصویر را در پی خواهد داشت. البته برای رفع این مشکل و بازیابی دقیق‌تر تصویر، مدل‌های پیشرفته‌تری از فرآیند تشکیل تصویر در زیرآب نیز توسعه یافته‌اند [۱۲].

به منظور غلبه بر چالش‌های پیچیده محیط‌های زیر آب، اخیراً پژوهشگران به سمت روش‌های ترکیبی روی آورده‌اند تا از مزایای هر دو رویکرد فیزیکی و غیرفیزیکی بهره‌مند شوند. با این حال، بسیاری از روش‌های ترکیبی موجود همچنان در مواجهه با جذب شدید و نامتقارن نور (به‌ویژه افت شدید کانال قرمز در اعماق زیاد)

^{۱۶} Real-time^{۱۷} Generative adversarial networks,^{۱۸} Visual artifacts^{۱۹} Transformer^{۲۰} Attention mechanism^{۲۱} Global spatial dependencies^{۲۲} U-shaped architecture^{۲۳} Multi-scale channel attention^{۲۴} Global spatial attention^{۲۵} Saturation^{۲۶} Value^۵ Non-phenomenological Image Enhancement^۶ Phenomenological Image Restoration^۷ Termite Retinex^۸ Color filter Array^۹ Dark Channel Prior^{۱۰} Dehazing^{۱۱} Light Transmission^{۱۲} Deep learning^{۱۳} Convolutional neural networks^{۱۴} Laplacian pyramid^{۱۵} Residual learning

که در این معادله، I تصویر ثبت شده توسط دوربین، (x, y) مختصات مکان پیکسل، J تصویر بدون پراکندگی و اعوجاج صحنه^{۳۲}، A نور محیط^{۳۳} و t نقشه انتقال است. نقشه انتقال، t ، نشان دهنده بخشی از نور است که بدون پراکندگی در محیط، به حسگر دوربین می‌رسد. هدف اصلی الگوریتم‌های بازیابی، تخمین دقیق پارامترهای A و t به منظور محاسبه و بازیابی تصویر نهایی J است.

ب) کانال تاریک پیشین (DCP)

یکی از معروف‌ترین روش‌ها برای حل مدل فیزیکی، الگوریتم DCP است. ایده اصلی الگوریتم DCP بر این فرض استوار است که در تصاویر بدون اعوجاج (بدون مه یا پراکندگی)، در بیشتر نواحی محلی، حداقل یکی از کانال‌های رنگی (قرمز، سبز یا آبی) دارای شدت روشنایی بسیار پایینی (نزدیک به صفر) است. این مفهوم ریاضی به شکل زیر بیان می‌گردد [۱۰]:

$$DCP(x, y) = \min_{(i, j) \in \Omega(x, y)} \left(\min_{c \in \{R, G, B\}} J^c(i, j) \right) \approx 0 \quad (2)$$

که در آن J^c کانال رنگی $c \in \{R, G, B\}$ از تصویر بدون پراکندگی و Ω یک پنجره^{۳۴} محلی به مرکز مختصات (x, y) است. متغیر (i, j) نشان دهنده مختصات پیکسل‌های همسایه در درون این پنجره محلی می‌باشد.

ج) تخمین نقشه انتقال (t)

برای تخمین نقشه انتقال، ابتدا فرض می‌شود که میزان انتقال نور در یک همسایگی محلی Ω مقداری ثابت دارد. با تقسیم طرفین معادله (۱) بر نور محیط A^c در هر کانال رنگی، معادله زیر به دست می‌آید [۱۰]:

$$\frac{I^c(x, y)}{A^c} = t(x, y) \frac{J^c(x, y)}{A^c} + 1 - t(x, y) \quad (3)$$

سپس، با اعمال عملگر کمینه محلی و کانالی (عملگر کانال تاریک) بر هر دو طرف این معادله، خواهیم داشت:

$$\min_{x, y \in \Omega(x, y)} \left(\min_c \frac{I^c(x, y)}{A^c} \right) = t(x, y) \min_{(i, j) \in \Omega(x, y)} \left(\min_c \frac{J^c(i, j)}{A^c} \right) + (1 - t(x, y)) \quad (4)$$

بر اساس فرض DCP معرفی شده در معادله (۲)، بخش $\min_c (J^c/A^c)$ به سمت صفر میل می‌کند. در نتیجه، بخش اول سمت راست معادله (۴) حذف شده و t قابل محاسبه خواهد بود. برای حفظ مقدار کمی از پراکندگی جهت حفظ درک عمق بصری و طبیعی‌تر جلوه دادن تصویر، یک ضریب ثابت ω که $0 < \omega \leq 1$ به

می‌گردد. سپس، به منظور پالایش نقشه‌های انتقال^{۳۵}، جلوگیری از محو شدن مرز اشیاء و حفظ کیفیت لبه‌ها (که از ایرادات رایج تخمین نقشه انتقال است)، از فیلتر هدایت‌شونده^{۳۶} (GuF) [۱۹] استفاده شده است. در نهایت، به عنوان یک تکنیک مکمل در مرحله پس‌پردازش، تعدیل هیستوگرام با محدودیت تمایز محلی^{۳۷} (CLAHE) به کار رفته است تا بافت‌های از دست رفته بازیابی شده و تمایز تصویر نهایی بهینه‌سازی گردد [۱۳].

برای ارزیابی کمی و سنجش میزان موفقیت روش پیشنهادی در مقایسه با سایر روش‌ها، از معیارهای بدون مرجع و اختصاصی محیط‌های زیرآب نظیر معیار کیفیت تصویر زیرآب^{۳۸} (UIQM) [۲۱] و ارزیابی کیفیت تصاویر رنگی زیرآب^{۳۹} (UCIQE) [۲۲] و همچنین معیارهای مرجع محور PSNR و SSIM [۲۳] جهت بررسی وفاداری ساختاری و کیفیت بازسازی تصویر استفاده شده است.

در ادامه، ساختار مقاله به این شکل تنظیم شده است: در بخش ۲، کارهای مرتبط و مبانی نظری معرفی می‌شوند. در بخش ۳، جزئیات ساختاری روش پیشنهادی بیان می‌گردد. در بخش ۴ پایگاه داده مورد استفاده معرفی گردید، در بخش ۵ مطالعه فرسایشی، در بخش ۶، نتایج آزمایش‌ها و ارزیابی عملکرد الگوریتم ارائه شده و در نهایت، در بخش ۷ نتیجه‌گیری صورت می‌گیرد.

۲ مبانی تئوری و تعریف مسئله

رویکردهای مبتنی بر مدل‌های فیزیکی تشکیل تصویر، به دلیل توانایی در بازیابی عمق و ویژگی‌های ساختاری صحنه، توجه زیادی را در حوزه بهبود تصاویر زیرآب به خود جلب کرده‌اند [۹، ۲]. با این حال، غلبه بر چالش‌های پیچیده‌ای نظیر جذب شدید و نامتقارن طیف‌های نوری (به‌ویژه نور قرمز)، نیازمند بهره‌گیری از تکنیک‌های مکمل مانند روش‌های جبران رنگ است. از این رو، در این بخش، ابتدا معادلات پایه مدل‌های فیزیکی و الگوریتم‌های مرتبط با آن تشریح می‌گردد و در ادامه، مبانی نظری مرتبط با روش‌های اصلاح رنگ (از جمله جبران رنگ الهام‌گرفته از CFA) مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

۲-۱ مبانی پدیدارشناختی و مدل فیزیکی تشکیل تصویر

الف) مدل فیزیکی تشکیل تصویر

در رویکردهای فیزیکی، تصویر ثبت شده توسط دوربین، با استفاده از مدل پراکندگی اتمسفری (معادله مک‌کارتی) به صورت زیر توصیف می‌شود [۹]:

$$I(x, y) = J(x, y)t(x, y) + A(1 - t(x, y)) \quad (1)$$

^{۳۱} Underwater Color Image Quality Evaluation

^{۳۲} Scene Radiance

^{۳۳} Atmospheric Light

^{۳۴} Patch

^{۳۵} Transmission map

^{۳۶} Guided Filter

^{۳۷} Contrast-limited adaptive histogram equalization

^{۳۸} Underwater Color Image Quality Evaluation

مبتنی بر آرایه فیلتر رنگ با الگوی استاندارد بایر (RGGB)، هر پیکسل تنها قادر به ثبت یک طیف نوری خاص است. در این معماری، تعداد حسگرهای رنگ سبز دقیقاً دو برابر قرمز و آبی است؛ این طراحی سخت افزاری باعث می شود کانال سبز به طور ذاتی بالاترین نرخ نمونه برداری، بیشترین تراکم جزئیات ساختاری و کمترین میزان نویز را در میان کانال های تصویر داشته باشد [۸]. بر این اساس، مطابق معادله (۷)، تضعیف کانال قرمز با استفاده از اطلاعات موجود در کانال های سبز و آبی جبران می شود. از آنجا که کانال های سبز و آبی در زیر آب نفوذ بیشتری دارند و کمتر دچار تضعیف می گردند، الگوریتم CFA از مقادیر آن ها برای تخمین و بازایی نسبی مقادیر از دست رفته کانال قرمز بهره می برد تا تصویری با توزیع رنگی طبیعی تر و متعادل تر حاصل شود. [۸]

$$R_{CFA}(x, y) = R(x, y) + ((\alpha \bar{G}_w + (1 - \alpha) \bar{B}_w) - R(x, y)) \cdot \frac{\alpha G(x, y) + (1 - \alpha) B(x, y)}{R(x, y) + G(x, y) + B(x, y)} \quad (V)$$

که در این معادله R_{CFA} مقدار پیکسل کانال قرمز پس از جبران، R ، G ، B مقادیر پیکسل کانال های قرمز، سبز و آبی در تصویر اصلی تخریب شده زیر آب، α یک مقدار ثابت در بازه (۰، ۱) برای کنترل میزان تأثیر کانال های سبز و آبی برای جبران کانال قرمز و $\bar{G}_w$ و $\bar{B}_w$ میانگین مقادیر پیکسل های کانال های سبز و آبی در یک پنجره محلی w به مرکزیت پیکسل (x, y) است. پارامتر w اندازه این پنجره است که معمولاً 3×3 یا 5×5 تنظیم می شود.

ب) بهبود تمایز محلی مبتنی بر CLAHE

یکی از روش های پرکاربرد در بهبود کیفیت بصری تصاویر، الگوریتم CLAHE است که با هدف افزایش تمایز محلی و جلوگیری از تقویت بیش از حد نویز ارائه شده است. برخلاف روش سنتی تعدیل هیستوگرام که تغییرات شدت را بر کل تصویر اعمال می کند، در این روش، تصویر به چندین ناحیه کوچک تقسیم و عملیات تعدیل هیستوگرام به صورت مستقل بر روی هر ناحیه اعمال می شود. برای حفظ بهتر جزئیات تصویر و جلوگیری از افزایش بیش از حد نویز در نواحی با توزیع شدت محدود، تعداد پیکسل های هر بازه هیستوگرام به وسیله یک مقدار آستانه موسوم به Clip Limit محدود شده و مقادیر اضافی حاصل از برش هیستوگرام به صورت یکنواخت میان سایر بازه ها بازتوزیع می شوند. نهایتاً، تابع توزیع تجمعی^{۳۷} هیستوگرام اصلاح شده محاسبه و شدت جدید پیکسل ها مطابق معادله زیر تعیین می شود [۲۴]:

$$I_{CLAHE}(x, y) = \frac{CDF(I(x, y)) - CDF_{min}}{N - CDF_{min}} (L - 1) \quad (A)$$

که در آن I شدت روشنایی پیکسل ورودی، $CDF(I)$ تابع توزیع تجمعی هیستوگرام اصلاح شده، CDF_{min} کمترین مقدار غیر صفر

معادله اضافه می شود که معادله نهایی t را به شکل زیر تشکیل می دهد [۱۰]:

$$t(x, y) = 1 - \omega \min_{(i, j) \in \Omega(x, y)} \left(\min_{c \in \{R, G, B\}} \frac{I^c(i, j)}{A^c} \right) \quad (5)$$

د) تخمین نور محیط (A)

پارامتر مجهول دیگر در معادلات فوق، نور محیط (A) است. در روش پایه DCP، برای تخمین A ، ابتدا 0.1 درصد از روشن ترین پیکسل ها در کانال تاریک DCP انتخاب می شوند (که معمولاً نشان دهنده مات ترین نواحی تصویر هستند). سپس، در میان این پیکسل های انتخاب شده، پیکسلی که بیشترین شدت روشنایی را در $I(x, y)$ دارد، به عنوان بردار مقادیر A در نظر گرفته می شود.

ه) بازایی تصویر نهایی

در نهایت، پس از محاسبه A و t تصویر بازسازی شده J با معکوس کردن مدل فیزیکی و با استفاده از معادله زیر به دست می آید [۱۰]:

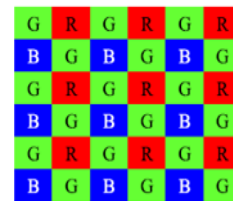
$$J(x, y) = \frac{I(x, y) - A}{\max(t(x, y), t_0)} + A \quad (6)$$

که در این معادله، t_0 نشان دهنده کران پایین t است. با فرض L تعداد سطوح شدت روشنایی، این پارامتر معمولاً بر اساس مدل استاندارد تصاویر هوایی برابر با $0.1L$ در نظر گرفته می شود تا علاوه بر جلوگیری از خطای تقسیم بر صفر و تقویت نویز در نواحی با عمق زیاد (که عبور نور بسیار ناچیز است)، با حفظ مقدار اندکی از اثرات محیطی، درک عمق طبیعی تصویر از بین نرود [۱۰].

۲-۲ معادلات بازایی روش های غیر پدیدارشناختی

الف) جبران رنگ الهام گرفته از آرایه فیلتر رنگی (CFA)

در دوربین های دیجیتال که از آرایه فیلتر رنگ مانند فیلتر بایر^{۳۵}، مطابق شکل (۲)، استفاده می کنند، مقادیر رنگی کانال های G ، R و B برای هر پیکسل به صورت کاملاً مستقل ثبت نمی شوند. بلکه به دلیل فرآیند درونایی^{۳۶} در حسگر دوربین، این مقادیر به یکدیگر وابسته هستند.



شکل (۲): فیلتر رنگ Bayer CFA

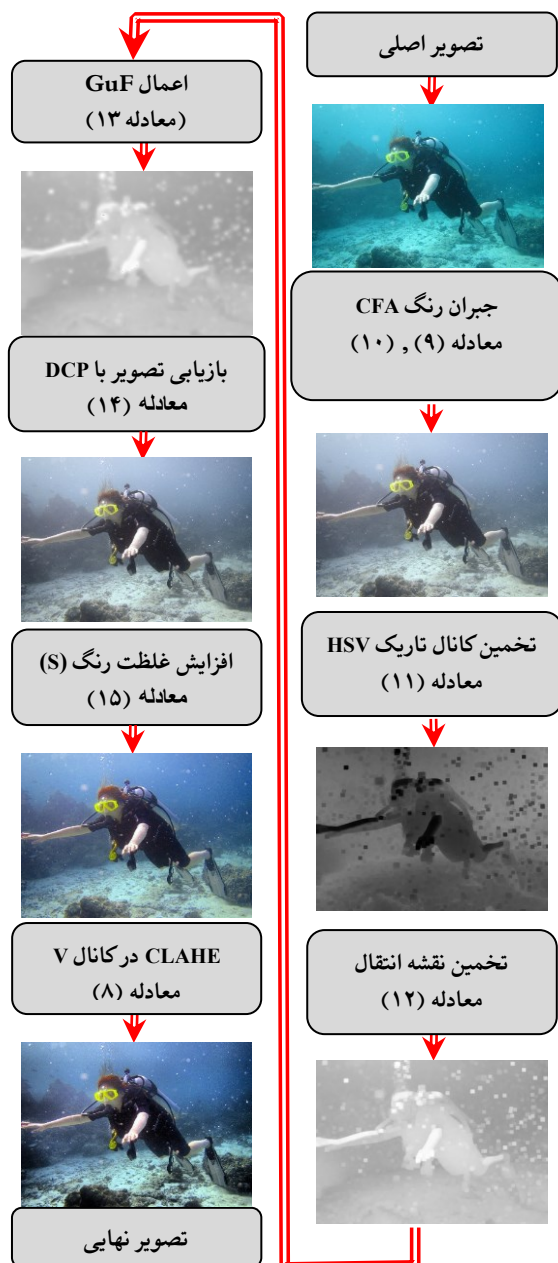
در محیط های زیر آب، طیف نور قرمز به شدت جذب و تضعیف می شود. یکی از روش های کارآمد برای جبران رنگ، بهره گیری از همین وابستگی کانال ها در ساختار CFA است. این انتخاب ریشه در ویژگی فیزیکی سخت افزار حسگر دوربین دارد. در حسگرهای

^{۳۷} Cumulative Distribution Function

^{۳۵} Bayer CFA

^{۳۶} Interpolation

در زیربخش (۳-۶)، افزایش اشباع رنگ و بهبود تمایز محلی با استفاده از CLAHE تشریح می‌شود. شمای کلی و مراحل اجرای این الگوریتم پیشنهادی در فلوچارت شکل (۴) نشان داده شده است.



شکل (۴): فلوچارت روش پیشنهادی

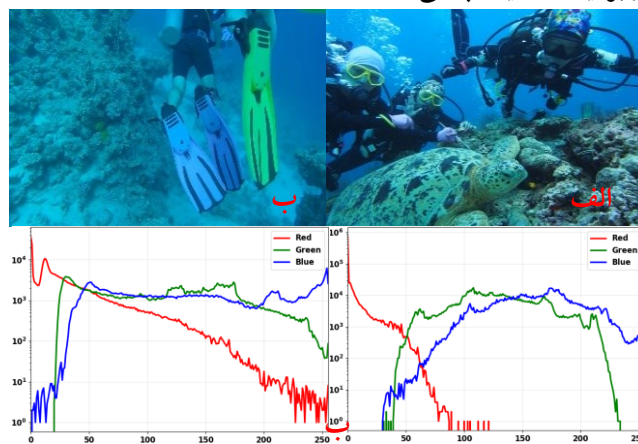
۳-۱ پیش‌پردازش رنگی الهام‌گرفته از CFA

در اولین مرحله، به منظور رفع مشکل تضعیف شدید رنگ، از یک رویکرد اصلاح رنگ پیکسل‌محور الهام‌گرفته از ساختار آرایه فیلتر رنگی (CFA) به عنوان مرحله پیش‌پردازش استفاده شده است. توجه فیزیکی و ساختاری این رویکرد به معماری سخت‌افزاری حسگرهای بایر و پدیده انتشار نور در محیط آب بازمی‌گردد؛ همانطور که در بخش ۲-۲ (الف) اشاره شد در حسگرهای بایر، حسگرهای سبز دو برابر حسگرهای قرمز و آبی بوده و ذاتاً متراکم‌ترین اطلاعات ساختاری را دارا باشد. از سوی دیگر، به دلیل جذب شدید طول‌موج‌های بلند در آب، مؤلفه قرمز بیشترین تخریب

تابع توزیع تجمعی، N تعداد کل پیکسل‌های ناحیه موردنظر، L تعداد سطوح شدت روشنایی و I_{CLAHE} شدت نهایی پیکسل است. در نهایت، به منظور جلوگیری از ایجاد مرزهای ناگهانی میان نواحی مجاور، نتایج حاصل از نواحی مختلف توسط درون‌یابی دوخطی با یکدیگر ترکیب می‌شوند [۲۴].

۳-۲ چالش‌های مدل در محیط زیرآب

با وجود کارایی معادلات پایه در تخمین کانال تاریک و نقشه انتقال در محیط‌های مه‌آلود خارج از آب (معادلات (۲) الی (۵))، کاربرد مستقیم این روابط در محیط زیرآب با چالش‌های جدی روبرو است. به دلیل جذب شدید طیف نور قرمز در آب، فرض اساسی DCP نقض شده و کانال تاریک محاسبه‌شده دچار خطا می‌شود. این امر منجر به تخمین نادرست t و در نتیجه ایجاد هاله‌های رنگی غیرطبیعی در تصویر خروجی می‌گردد [۸]. تضعیف شدید کانال قرمز نسبت به سایر کانال‌ها در هیستوگرام رنگی شکل (۳) به وضوح نشان داده شده است؛ مسئله‌ای که ضرورت توسعه روش‌های بهبودیافته را ایجاد می‌کند.



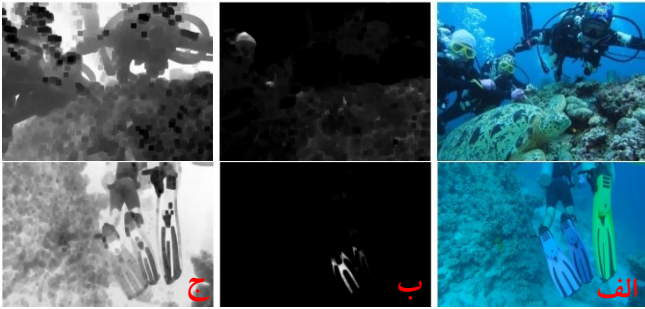
شکل (۳): (الف) تصاویر ورودی زیر آب، (ب) هیستوگرام رنگی نیمه لگاریتمی تصاویر مربوطه. تضعیف کانال قرمز در هیستوگرام رنگی مشخص است.

۳ روش پیشنهادی

در این فصل، جزئیات الگوریتم پیشنهادی برای بهبود کیفیت تصاویر زیرآب تشریح می‌شود. این روش بر پایه جبران افت رنگی اولیه و به دنبال آن بازیابی روشنایی صحنه با استفاده از ترکیب تخمین کانال تاریک در فضای HSV، فیلتر هدایت‌شونده (GuF) و در نهایت ارتقای تمایز محلی بنا شده است.

در ادامه این بخش ابتدا در زیربخش (۱-۳)، فرآیند جبران رنگ معرفی می‌گردد که هدف آن اصلاح تغییرات طیفی و رفع اعوجاج رنگ ناشی از جذب انتخابی نور در عمق آب است. سپس در زیربخش‌های (۲-۳) و (۳-۳) تخمین کانال تاریک ارائه می‌شود. در زیربخش (۴-۳) به پالایش نقشه انتقال با GuF پرداخته شده؛ دلیل اصلی استفاده از GuF در این مرحله، پالایش نقشه انتقال t با حفظ دقیق لبه‌ها و جلوگیری از ایجاد هاله‌های مصنوعی در تصویر است. در نهایت، در زیربخش (۳-۵)، بازیابی مؤلفه روشنایی و

الگوریتم به اشتباه مقدار کانال تاریک را در سراسر تصویر برابر با صفر (یا بسیار ناچیز) تخمین می‌زند و در نتیجه قادر به تشخیص عمق و تمایز بین اشیاء نزدیک و آب پس‌زمینه نخواهد بود.



شکل (۵): (الف) تصاویر زیر آب، (ب) کانال تاریک روش DCP بر اساس معادله (۲) (ج) کانال تاریک روش پیشنهادی بر اساس معادله (۱۱).

برای بررسی این مشکل، تصویر به فضای رنگی HSV منتقل و ویژگی‌های کانال‌های اشباع (S) و روشنایی (V) مورد بررسی دقیق قرار گرفته است.

الف) در نواحی پس‌زمینه (آب دوردست) به دلیل پراکندگی شدید نور، مقدار روشنایی بالاست و همچنین به دلیل غلبه رنگ آبی و سبز، خلوص و اشباع رنگی نیز بالاست بنابراین مقدار نقشه حاصل از ترکیب مؤلفه‌های S و V در این نواحی بزرگتر بوده و در تصویر حاصل به صورت نواحی روشن ظاهر می‌شود.

ب) در نواحی پیش‌زمینه (اشیاء نزدیک) پیکسل‌ها یا به دلیل وجود سایه تاریک‌تر هستند (افت V) و یا رنگ‌های متنوع‌تری دارند که خلوص تک‌رنگ پس‌زمینه را ندارند (افت S). بنابراین در این نواحی حداقل یکی از دو مؤلفه S یا V مقدار کمتری دارد؛ در نتیجه مقدار نقشه حاصل از ترکیب این دو مؤلفه کاهش یافته و ناحیه در تصویر خروجی تیره‌تر نمایش داده می‌شود. این رفتار دقیقاً همان ویژگی مطلوب یک کانال تاریک است که به ما اجازه می‌دهد t را در محیط زیر آب با دقت بالایی به صورت معادله زیر تخمین بزنیم:

$$MDCP(x, y) = \min_{(i, j) \in \Omega(x, y)} (\min(S(i, j), V(i, j))) \quad (11)$$

که در این معادله، MDCP کانال تاریک پیشنهادی در فضای HSV و Ω نشان‌دهنده یک پنجره محلی به مرکزیت پیکسل (x, y) است.

۳-۳ تخمین نقشه انتقال جدید

پس از تخمین کانال تاریک بهبودیافته، گام بعدی محاسبه نقشه انتقال است. بر اساس معادلات پایه (۳) الی (۵)، میزان عبوردهی نور با پراکندگی محیطی ارتباط معکوس دارد؛ به عبارت دیگر، مقادیر بالای کانال تاریک نشان‌دهنده ضخامت بیشتر آب و در نتیجه انتقال کمتر نور در آن ناحیه است. بنابراین، با فرض ثابت بودن نسبی انتقال در یک همسایگی محلی، نقشه انتقال اولیه، t_M ، مستقیماً به عنوان مکمل کانال تاریک محاسبه شده، برآورد می‌گردد:

$$t_p(x, y) = 1 - \omega MDCP(x, y) \quad (12)$$

و افت سیگنال را تجربه می‌کند. بنابراین، روش پیشنهادی از طریق برقراری پیوندی ساختاری میان معماری حسگر و فیزیک انتقال نور و بهره‌گیری از داده‌های سالم، متراکم و غنی کانال سبز، سعی در بازسازی اطلاعات ازدست‌رفته کانال قرمز می‌نماید. در همین راستا و برخلاف روش‌های متداول CFA نظیر [۸] که نیازمند محاسبات پنجره‌محور سنگین در همسایگی‌های محلی (مانند 3×3 یا 5×5) هستند، روش ارائه‌شده از یک ترکیب خطی پیکسل‌محور و سریع استفاده می‌کند که بدون تحمیل بار محاسباتی پیچیده، این بازسازی را انجام می‌دهد؛ فرآیندی که در معادله (۹) بیان شده است:

$$R_m(x, y) = R(x, y) + \alpha \cdot (G(x, y) - R(x, y)) + \beta \cdot (B(x, y) - R(x, y)) \quad (9)$$

که در آن، R_m کانال قرمز بهبودیافته، R ، G و B به ترتیب مقادیر اولیه کانال‌های قرمز، سبز و آبی و پارامترهای α و β سهم کانال‌های سبز و آبی را در بازسازی کانال قرمز کنترل می‌کنند.

با وجود جبران اولیه رنگ با استفاده از معادله (۹)، به منظور جلوگیری از اشباع رنگ و ایجاد تعادل دقیق‌تر میان کانال‌ها، پالایش تطبیقی رنگ مبتنی بر میانگین سراسری نیز به عنوان نوآوری تکمیلی معرفی گردید. در این مرحله، کانال‌های قرمز و آبی بر اساس فاصله از میانگین سراسری نور سبز به صورت مکانی اصلاح می‌شوند:

$$R_f(x, y) = R_m(x, y) + \gamma_r \cdot (\bar{G} - \bar{R}_m) \cdot (1 - R_m(x, y)) \cdot G(x, y) \quad (10)$$

که در آن $\bar{G}$ ، میانگین سراسری کانال سبز، $\bar{R}_m$ میانگین سراسری کانال قرمز بهبودیافته توسط معادله (۹)، و γ_r ضریب بهره‌کنترلی است که به صورت تجربی برابر با $2/0$ تنظیم شده است. عبارت $(1 - R_m)$ به عنوان یک مکانیزم کنترلی عمل کرده و از اشباع بیش از حد در پیکسل‌های روشن جلوگیری می‌کند. روند مشابهی نیز برای جبران تطبیقی کانال آبی با ضریب بهره‌کنترلی $1/0$ اعمال شده است.

سپس خروجی این مرحله به عنوان ورودی وارد مراحل تخمین کانال تاریک، تخمین نقشه انتقال و پالایش آن توسط GuF می‌گردد. این ساختار موجب کاهش خطای احتمالی تخمین مدل فیزیکی و آماده‌سازی ساختار پایه تصویر پیش از ورود به مرحله CLAHE می‌شود.

۳-۲ تخمین کانال تاریک پیشین در فضای HSV

همانطور که در شکل (۵) -الف، نمونه‌هایی از تصاویر زیر آب آمده نشان داده شده است، در محیط‌های زیر آب، نور با طول موج بلند (به‌ویژه کانال قرمز) به شدت و در همان ابتدا جذب آب می‌شود. در نتیجه، شدت پیکسل‌ها در کانال قرمز تقریباً در تمام نواحی تصویر (پیش‌زمینه و پس‌زمینه) نزدیک به صفر است. اگر از معادله (۲) استفاده شود، همان‌طور که در شکل (۵) -ب مشخص است،

۳-۵ بازیابی مؤلفه روشنایی (V_M)

در روش‌های مرسوم، مدل فیزیکی تشکیل تصویر مستقیماً بر روی کانال‌های RGB اعمال می‌شود. اما بدلیل جذب متفاوت طول موج‌های مختلف نور در آب، اعمال مستقیم روابط بازیابی روی این فضا غالباً منجر به اعوجاج رنگی و اشباع بیش از حد رنگ‌ها می‌گردد. برای حل بر این مشکل، در این پژوهش تصویر به فضای رنگی HSV منتقل شده و عملیات بازیابی صحنه منحصراً بر روی V انجام می‌پذیرد. با جداسازی اطلاعات روشنایی از رنگ، اثرات پراکندگی نور که عامل اصلی کاهش دید و ایجاد محو شدگی است، بدون تخریب ساختار اصلی رنگ‌ها برطرف می‌شود.

بنابراین، با در اختیار داشتن t و برآورد نور A ، روشنایی صحنه عاری از اثرات پراکندگی بر اساس مدل فیزیکی زیر بازیابی می‌شود:

$$V_M(x, y) = \frac{V(x, y) - A}{\max(t_M(x, y), t_0)} + A \quad (14)$$

که در آن، V_M نشان‌دهنده مؤلفه روشنایی بازیابی شده پس از اعمال مدل DCP در فضای HSV است. همچنین برای جلوگیری از تولید نویز در مناطقی که مقدار t بسیار کوچک است، از یک مقدار آستانه t_0 در مخرج استفاده شد. در این روش به منظور پایداری بهتر در اعماق زیاد، کران پایین t_0 به صورت تجربی برابر با $0.01L$ لحاظ گردید.

۳-۶ افزایش اشباع رنگ (S) و بهبود تمایز

محلی با CLAHE

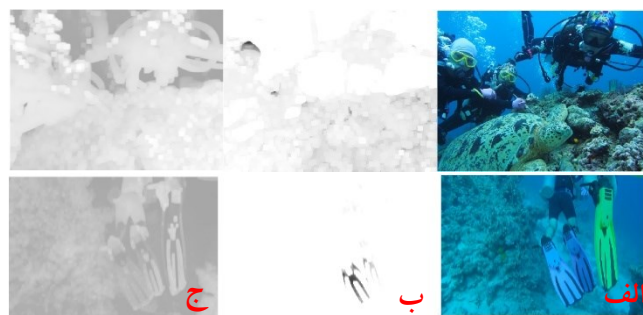
در گام نهایی الگوریتم پیشنهادی، ابتدا، برای جبران رنگ‌باختگی ذاتی تصاویر در محیط زیرآب (که ناشی از جذب طیف‌های نوری در آب است) و بهبود بازنمایی رنگی تصاویر، اشباع رنگ با اعمال یک ضریب ثابت و تجربی γ (حاصل از تحلیل حساسیت پارامتری و طبق معادله ۱۵) برای تمامی تصاویر افزایش می‌یابد

$$S_M(x, y) = \min(1, \gamma S(x, y)) \quad (15)$$

سپس، به منظور بهبود تمایز محلی و رفع تیرگی‌های باقیمانده، الگوریتم CLAHE مطابق معادله (۸) منحصراً بر روی کانال V یعنی مقدار V_M حاصل از معادله (۱۴) اعمال می‌گردد. علت اصلی بهبود تصویر با پردازش این کانال آن است که در محیط تاریک زیرآب، دامنه دینامیکی روشنایی پیکسل‌ها به شدت فشرده و محدود می‌شود.

اعمال CLAHE بر روی V_M ، باعث بسط یافتن دامنه دینامیکی روشنایی در نواحی محلی می‌شود. این مسئله سبب می‌گردد تا جزئیات ساختاری، لبه‌ها و بافت‌های پنهان تصویر بدون دستکاری در ماهیت رنگ‌ها آشکار شوند. در واقع، از آنجا که پردازش صرفاً بر روی کانال V انجام می‌شود، نسبت بین مؤلفه‌های R ، G و B که

لازم به ذکر است که رابطه (۱۲) یک استخراج مستقیم از معادله (۱) نیست، بلکه یک تخمین تجربی است که رفتار میان کانال تاریک و میزان عبور نور را، که در مدل فیزیکی پایه (معادلات ۳ تا ۵) ارائه شده، به شکلی ساده و کم‌هزینه از نظر محاسباتی بازتولید می‌کند. بنابراین، هدف رابطه (۱۲) جایگزینی دقیق مدل فیزیکی نیست، بلکه ارائه تخمینی مناسب و قابل محاسبه از نقشه انتقال برای شرایط خاص تصاویر زیرآب است. پارامتر w نشان‌دهنده ضریب حفظ محو شدگی (در این پژوهش 0.7 برای حفظ درک عمق) است. نمونه‌ای از نقشه‌های انتقال بهبودیافته با این روش، در مقایسه با روش پایه، در شکل (۶) قابل مشاهده است.



شکل (۶): (الف) تصاویر زیرآب، (ب) نقشه انتقال حاصل از DCP بر اساس معادله (۵) و (ج) نقشه انتقال روش پیشنهادی بر اساس معادله (۱۲).

۳-۴ پالایش نقشه انتقال با فیلتر هدایت‌شونده (GuF)

به دلیل ماهیت بلوک‌بندی در تخمین کانال تاریک، t_P دارای اثرات موزاییکی^{۳۸} است. برای رفع این مشکل و حفظ دقیق لبه‌ها، برخلاف بسیاری از روش‌های موجود که برای پالایش نقشه انتقال از الگوریتم‌های سنگینی مانند Soft Matting استفاده می‌کنند [۲۰]، در روش پیشنهادی از GuF استفاده گردید. این فیلتر با دریافت تصویر خاکستری به عنوان راهنما، t_P را هموار و لبه‌ها را پالایش می‌کند [۱۹].

$$t_M(x, y) = GuF(t_P(x, y), I_{gray}(x, y), r, \epsilon) \quad (16)$$

در این معادله، t_M نقشه انتقال نهایی، t_P نقشه انتقال اولیه (معادله ۱۲)، r شعاع پنجره محلی، I_{gray} تصویر خاکستری استخراج‌شده از تصویر رنگی ورودی (ترکیب وزن‌دار کانال‌های RGB برای حفظ لبه‌ها بدون تاثیر رنگ) و ϵ پارامتر تنظیم‌کننده جریمه است. در این پژوهش، $15 < r < 11$ محدوده بهینه عملکرد فیلتر بوده که مقدار نهایی $r=15$ انتخاب شده است. همچنین ϵ برابر با $0.01L$ در نظر گرفته شده است. به دلیل ماهیت پردازش بلوکی، t_P دارای لبه‌های خشن است که GuF با استفاده از ساختار تصویر راهنما، این لبه‌ها را هموار و دقیق می‌سازد تا از ایجاد اثرات موزاییکی در تصویر نهایی جلوگیری شود [۱۹].

^{۳۸} Halo Artifacts

ضرب تقویت اشباع γ در نظر گرفته شد. مقادیر مختلف پارامترها با معیارهای PSNR و SSIM بررسی و مقادیر دارای عملکرد مناسب و پایدار به عنوان مقادیر نهایی انتخاب شدند. این ۵۰ تصویر در نتایج نهایی گزارش نشده اند و ارزیابی نهایی بر روی ۸۴۰ تصویر مستقل انجام شده است.

۴-۲ معیارهای اندازه گیری کیفیت تصاویر زیر آب

در محیطهای زیرآب، پدیدههای فیزیکی جذب و پراکندگی نور موجب افت کیفیت در تصاویر می شوند و عموماً دسترسی به تصاویر مرجع بدون تخریب در این محیطها ممکن نیست، لذا ارزیابی کمی عملکرد الگوریتمها نیازمند بهره گیری از معیارهای مختلفی است. معیارهایی نظیر UIQM [۲۱] و UCIQE [۲۲] با الهام از سیستم بینایی انسان، مؤلفههایی مانند میزان اشباع رنگ، تمایز محلی و وضوح را به صورت کمی می سنجدند تا میزان موفقیت روشها در بازیابی ویژگیهای بصری را نشان دهند. علاوه بر این، از آنجا که مجموعه داده UIEB دارای تصاویر مرجع ارائه شده توسط متخصصان است، جهت مقایسه کمی با نتایج گزارش شده در پژوهشهای اخیر، از معیارهای مرجع دار PSNR و SSIM [۲۳] نیز به عنوان مکمل معیارهای بدون مرجع بهره گرفته شده است. در ادامه جزئیات محاسباتی و مفاهیم مورد استفاده این معیارها تشریح می گردند.

الف) معیار کیفیت رنگ تصاویر زیرآب (UCIQE)

معیار UCIQE [۲۲] یک معیار بدون مرجع است که در فضای رنگی CIELab محاسبه می شود. این معیار بر اساس ترکیب خطی سه ویژگی اصلی شامل واریانس رنگ پذیری^{۴۱}، میانگین اشباع رنگی و تمایز روشنایی^{۴۲} طراحی شده است. این معیار، همبستگی بالایی با درک بصری انسان داشته و مقادیر بالاتر بیانگر تعادل مطلوب تر میان رنگ و وضوح در تصویر خروجی است [۲۲].

ب) معیار کیفیت تصویر زیرآب (UIQM)

معیار UIQM [۲۱] یک معیار جامع و الهام گرفته از سیستم بینایی انسان است که از ترکیب خطی سه مؤلفه مجزا شامل اندازه گیری های رنگ^{۴۳} (UICM)، وضوح^{۴۴} (UISM) و تمایز^{۴۵} (UIConM) تشکیل می شود. مؤلفه رنگ بر اساس میانگین و واریانس هرس شده نامتقارن در فضای رنگی مخالف^{۴۶} (برای حذف اثر پیکسل های نویزی)، مؤلفه وضوح با استفاده از عملگر لبه یاب سوبل و مؤلفه تمایز روی کانال روشنایی محاسبه می گردند. در این پژوهش، ضرایب ترکیب این سه مؤلفه بر اساس استاندارد مقاله مرجع به ترتیب $c_1 = 0.282$ ، $c_2 = 0.2953$ و $c_3 = 0.5753$ لحاظ گردیده است. کسب مقادیر بالاتر در معیار UIQM، بیانگر عملکرد بهتر روش در بهبود همزمان رنگ، وضوح و تمایز تصویر می باشد [۲۱].

تعیین کننده رنگ اصلی هستند حفظ شده و از بروز هرگونه اعوجاج رنگی و نویزهای ناخواسته که در پردازش مستقیم فضای RGB رخ می دهد، جلوگیری می گردد. در نهایت، پس از پردازش کانال V و S مؤلفه ها مجدداً ترکیب شده و تصویر نهایی برای نمایش خروجی به فضای RGB بازگردانده می شود.

جدول ۱- مشخصات آماری پایگاه داده مورد استفاده در پژوهش

ویژگی	UIEB [۳]
تعداد کل تصاویر	۸۹۰
نوع تصاویر	واقعی زیر آب
تعداد تصاویر تنظیم پارامتر	۵۰
تعداد تصاویر ارزیابی شده	۸۴۰
شرایط نوری و رنگی	تنوع بالا در روشنایی، تمایز و فام
وضوح تصاویر	۳۰۰×۴۰۰ تا ۱۶۰۰×۱۲۰۰ پیکسل

۴ پایگاه داده و معیارهای ارزیابی

در این فصل، عملکرد روش پیشنهادی جهت بازیابی تصاویر زیرآب مورد ارزیابی قرار می گیرد. با توجه به ماهیت تصاویر محیط زیرآب و محدودیت دسترسی به تصاویر مرجع^{۴۹} بدون اعوجاج در بسیاری از شرایط واقعی، ارزیابی کیفیت تصاویر خروجی با استفاده از مجموعه ای از معیارهای معتبر انجام شده است. در این راستا، معیارهای بدون مرجع UCIQE و UIQM برای ارزیابی کیفیت بصری تصاویر از نظر ویژگیهای رنگ، وضوح و تمایز و معیارهای مرجع دار PSNR و SSIM برای سنجش میزان شباهت تصاویر خروجی به تصاویر مرجع استفاده شد [۲۳، ۲۲، ۲۱].

۴-۱ پایگاه داده

تصاویر زیر آب مورد استفاده در این آزمایشها، از پایگاه داده^{۴۰} (UIEB) [۳] انتخاب شده اند که شامل شرایط نوری و محیطی متنوعی مانند عمق، میزان کدورت آب و زاویه تابش نور در زیر آب می باشند و به عنوان پایگاه داده استاندارد در بسیاری از پژوهشها بر تصاویر زیر آب استفاده می شود. تصاویر این مجموعه داده، دارای تنوع بسیار بالایی در سطح تمایز و طیف رنگ مایه ها هستند که بازتاب دهنده شرایط پیچیده و چالش برانگیز محیطهای واقعی زیرآب است. این تنوع، مجموعه داده را برای بررسی پایداری عملکرد روش پیشنهادی در مواجهه با انواع مختلف اعوجاجات بصری مناسب می سازد.

مشخصات پایگاه داده مورد استفاده در این پژوهش در جدول ۱ ارائه شده است. لازم به ذکر است که به منظور جلوگیری از بایاس در ارزیابی نهایی، در بخش ۶-۱، یک زیرمجموعه ۵۰ تصویری مجزا صرفاً برای تحلیل حساسیت و تعیین مقادیر مناسب ضرایب α, β و

^{۴۳} Underwater Image Colorfulness Measure

^{۴۴} Underwater Image Sharpness Measure

^{۴۵} Underwater Image Colorfulness Measure

^{۴۶} Opponent Color Space

^{۴۹} Ground Truth

^{۴۰} Dataset

^{۴۱} Chroma

^{۴۲} Luminance contrast

ج) معیارهای مرجع دار PSNR و SSIM

معیار PSNR بر اساس میانگین مربعات خطا میان تصویر بهبودیافته و تصویر مرجع محاسبه می‌شود و مقادیر بالاتر آن بیانگر اعوجاج کمتر و حفظ بهتر جزئیات پیکسلی نسبت به تصویر مرجع است. معیار SSIM نیز با در نظر گرفتن سه مؤلفه روشنایی، تمایز و ساختار، میزان شباهت ساختاری میان دو تصویر را می‌سنجد؛ مقادیر نزدیک‌تر به یک نشان‌دهنده حفظ بهتر ساختار بصری تصویر خروجی نسبت به تصویر مرجع است. کسب مقادیر بالاتر در هر دو معیار، بیانگر شباهت بیشتر خروجی روش پیشنهادی به تصویر مرجع پرداخته‌شده توسط متخصص و در نتیجه، عملکرد دقیق‌تر روش در بازسازی رنگ و ساختار واقعی صحنه می‌باشد [۲۳].

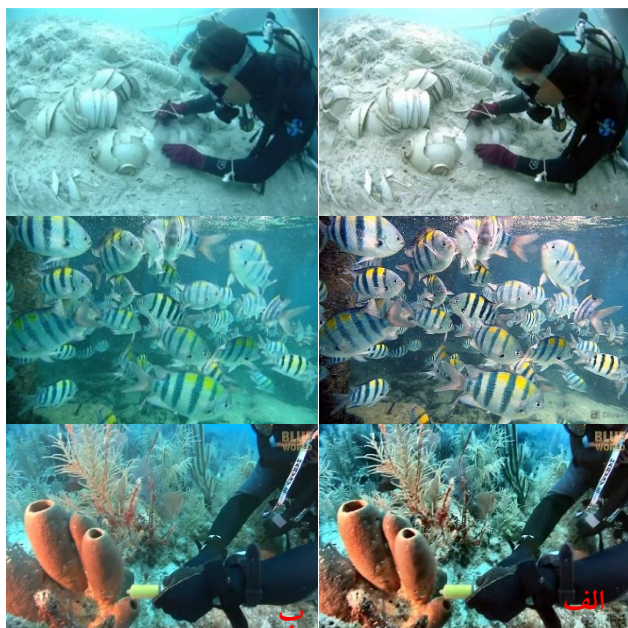
۵ مطالعه فرسایشی

به منظور تعیین مقادیر بهینه (α, β) در معادله (۹) و γ در معادله (۱۵) یک زیرمجموعه ۵۰ تصویری مجزا از جدول ۱ جهت اعتبارسنجی انتخاب و تحلیل حساسیت پارامترها بکار گرفته شد. نتایج حاصل از تحلیل معیارهای PSNR و SSIM برای ۵۰ تصویر نشان داد که روش پیشنهادی عملکردی نزدیک به بهینه در $\alpha = 0.1$ ، $\beta = 1/8$ و $\gamma = 0.1$ دارد که به عنوان مقادیر نهایی معادله (۹) و (۱۵) در تمامی آزمایش‌ها تثبیت گردید.

جهت ارزیابی دقیق عملکرد الگوریتم ترکیبی پیشنهادی و درک میزان تاثیر هر یک از بلوک‌های پردازشی بر کیفیت نهایی تصویر، در این بخش یک مطالعه فرسایشی^{۴۷} بر روی مراحل مختلف الگوریتم و بر روی ۸۴۰ تصویر انجام شد. در این مطالعه، پیکربندی‌های مختلف شامل تصویر خام، تصحیح رنگ CFA، ترکیب DCP+CFA، ترکیب CLAHE+CFA و در نهایت پیکربندی کامل روش پیشنهادی بصورت کیفی در شکل‌های (۷) الی (۱۱) با یکدیگر مقایسه و نتایج کمی حاصل از معیارهای UIQM، UCIQE، PSNR و SSIM و همچنین زمان پردازش برای هر پیکربندی محاسبه و میانگین نتایج در جدول ۲ ارائه شده است. همچنین در جدول ۲ جهت بررسی اثر ناشی از استفاده صرفاً S و صرفاً V در معادله (۱۱)، دو حالت CFA+DCP(S) و CFA+DCP(V) نیز ارائه گردیده است. این مقایسه امکان بررسی نقش مستقل و مکمل مراحل مختلف روش پیشنهادی را فراهم می‌کند.

الف) تصویر ورودی (خام)

تصاویر ورودی ثبت شده در محیط زیر آب معمولاً دارای افت شدید تمایز، محو شدگی ناشی از پراکندگی نور و غلبه رنگ‌های سبز و آبی (به دلیل جذب شدید طول موج قرمز) هستند. همان‌طور که در شکل (۷) مشاهده می‌شود، تصاویر خام علاوه بر غلبه رنگ‌های سبز و آبی، از نظر روشنایی و جزئیات نیز کیفیت مطلوبی ندارند و به عنوان ورودی مراحل بعدی روش مورد استفاده قرار می‌گیرند.



شکل (۷): الف) نمونه‌ای از تصاویر زیر آب پایگاه داده UIEB [۳] دارای مشکلات مختلف همچون محو شدگی، از دست رفتن کانال قرمز، کاهش دید و تمایز و ب) تصاویر مرجع نمونه‌های (الف)



شکل (۸): نتایج حاصل از مرحله اصلاح و جبران رنگ الهام‌گرفته از CFA بر روی تصاویر شکل (۷) - الف

مراحل پردازش ثابت نگه داشته شدند تا تأثیر انتخاب کانال بر عملکرد روش پیشنهادی بررسی شود. مطابق جدول ۲، ترکیب CFA و DCP پیشنهادی موجب افزایش قابل توجه UCIQE از ۰/۳۲ به ۰/۵۴ می شود که بیانگر بهبود ویژگی های رنگی و تمایز تصویر است. با این حال، کاهش نسبی UIQM، PSNR و SSIM نشان می دهد که حذف محوشدگی تصاویر به تنهایی نمی تواند تعادل مطلوبی بین بهبود ظاهری و حفظ شباهت با تصویر مرجع ایجاد کند؛ از این رو، استفاده از یک مرحله تقویت تمایز محلی در ادامه ضروری است. نتیجه این مرحله در شکل (۹) قابل مشاهده است.

د) خروجی CFA + CLAHE

به منظور بررسی اثر مستقل تقویت تمایز محلی، در این مرحله DCP حذف و CLAHE مستقیماً پس از تصحیح رنگ اعمال می شود. CLAHE با تعدیل هیستوگرام در نواحی محلی تصویر، موجب افزایش تمایز و آشکار شدن جزئیات می شود. نتایج جدول ۲ نشان می دهد که این ترکیب موجب افزایش PSNR و SSIM به ترتیب به ۱۷/۶۳ و ۰/۸۴ و همچنین افزایش UIQM به ۰/۸۴ می شود. با این حال، UCIQE نسبت به پیکربندی DCP + CFA پایین تر باقی می ماند؛ موضوعی که نشان می دهد تقویت تمایز بدون حذف اثر محوشدگی ناشی از پراکندگی، به تنهایی برای بهبود همه ابعاد کیفیت تصویر کافی نیست. خروجی این مرحله در شکل (۱۰) قابل مشاهده است.



شکل (۹): نتایج حاصل از مرحله تخمین و پالایش نقشه انتقال با DCP و GuF بر روی تصاویر شکل (۷) - الف

ب) خروجی مرحله اصلاح رنگ

روش الگو گرفته از CFA که در اصل برای اصلاح و بازیابی رنگ های حسگر دوربین ارائه شده است، در معادلات (۹)، (۱۰) در قالب یک ساختار دو مرحله ای نوین، با جبران تضعیف نور در کانال های رنگی ضعیف تر (مانند کانال قرمز) و سپس تنظیم تطبیقی میانگین کانال ها، اطلاعات رنگی تصویر را پیش از ورود به مدل فیزیکی احیا می کند.

مطابق جدول ۲، اعمال روش مبتنی بر CFA موجب افزایش UIQM از ۰/۵۴ به ۰/۶۶ و بهبود PSNR و SSIM نسبت به تصویر خام می شود که نشان دهنده تأثیر مثبت این مرحله بر تعادل رنگی و شباهت ساختاری تصویر است. نتیجه این مرحله در شکل (۸) قابل مشاهده است.



شکل (۱۰): نتایج حاصل از مرحله اصلاح و جبران رنگ الهام گرفته از CFA و تقویت تمایز محلی CLAHE با بر روی تصاویر شکل (۷) - الف

ج) خروجی DCP در فضای HSV با فیلتر هدایت شونده (GuF)

نقشه انتقال t با استفاده از DCP در فضای رنگی HSV از طریق معادلات (۱۱) و (۱۲) تخمین زده می شود. اعمال GuF توسط معادله (۱۳) باعث می شود تا لبه ها و جزئیات ساختاری تصویر در t حفظ شوند. این مرحله، اثر پراکندگی و محوشدگی زیر آب را کاهش داده و مؤلفه روشنایی صحنه را بر اساس نقشه انتقال تخمینی بازیابی می کند. به منظور بررسی نقش هر یک از مؤلفه های اشباع (S) و روشنایی (V) در تخمین کانال تاریک، دو حالت CFA+DCP(V) و CFA+DCP(S) نیز ارزیابی شدند. در این دو حالت، به ترتیب از کانال S و کانال V به جای ترکیب حداقل آن ها، یعنی $\min(S,V)$ برای محاسبه کانال تاریک استفاده شده است؛ سایر

ه) خروجی نهایی

در مرحله نهایی، مطابق با بخش ۳-۶، بعد از افزایش اشباع رنگ توسط معادله (۱۵)، به منظور رفع تیرگی‌های ناشی از حذف محوشدگی و همچنین توزیع یکنواخت‌تر روشنایی، از طریق معادله (۸)، تکنیک CLAHE منحصراً بر روی کانال V به عنوان پس‌پردازش اعمال می‌گردد. این دو گام مکمل، منجر به استخراج بیشترین میزان تمایز و بازیابی طراوت و جزئیات تصویر زیر آب می‌شود. با تجمیع هر سه مرحله، تعادل بهینه حاصل می‌شود.



شکل (۱۱): خروجی نهایی حاصل از روش پیشنهادی بر روی تصاویر نمونه شکل (۷) - الف

جدول ۲ - مقایسه نتایج مطالعه فرسایشی بر تصاویر پایگاه داده

روشن استفاده شده	UIQM UCIQE	PSNR SSIM	زمان میانگین
تصویر خام	۰/۵۴ ۰/۳۸	۱۶/۳۵ ۰/۷۶	-
CFA	۰/۶۶ ۰/۳۲	۱۷/۱۹ ۰/۷۸	۰/۰۲۰
CFA + DCP(S)	۰/۶۲ ۰/۳۳	۱۶/۱۹ ۰/۷۴	۰/۰۵۹
CFA + DCP(V)	۰/۵۱ ۰/۳۴	۱۵/۸۵ ۰/۷۶	۰/۰۵۸
CFA + DCP	۰/۵۹ ۰/۵۴	۱۶/۷۹ ۰/۷۶	۰/۰۶۱
CFA + CLAHE	۰/۸۴ ۰/۳۷	۱۷/۶۳ ۰/۸۴	۰/۰۲۳
روش پیشنهادی	۰/۸۵ ۰/۵۴	۱۷/۶۸ ۰/۸۳	۰/۰۶۴

معیار UCIQE به بالاترین سطح یعنی ۰/۵۴ ارتقا می‌یابد و معیار UIQM با حفظ کیفیت بافت‌ها و تعادل رنگی روی ۰/۸۵ تثبیت می‌گردد. هم‌زمان، معیارهای ساختاری PSNR ۱۷/۶۸ و SSIM ۰/۸۳ همبستگی بالا و وفاداری به مرجع را حفظ می‌کنند. این مقایسه چندجانبه به‌خوبی اثبات می‌نماید که هر سه مؤلفه نقش مهم و مکملی در کل سیستم دارند و حذف هر مؤلفه، عملکرد سامانه را در حداقل یکی از ابعاد (وضوح بافت، حذف محوشدگی، یا همگرایی با مرجع) کاهش می‌دهد. خروجی نهایی حاصل در شکل (۱۱) قابل مشاهده است.

۶ تحلیل پارامتر و ارزیابی مقایسه‌ای نتایج

در این فصل، ابتدا نتایج تحلیل حساسیت پارامترها بر روی یک مجموعه داده اعتبارسنجی شامل ۵۰ تصویر مستقل زیرآب بررسی و سپس نتایج الگوریتم پیشنهادی با سایر روش‌ها مقایسه می‌شود. در ادامه، ارزیابی از دو منظر زمانی (سرعت پردازش) و کیفی صورت می‌گیرد. تمام آزمایش‌ها با استفاده از مشخصات سخت‌افزاری و محیط نرم‌افزاری یکسان انجام شده‌اند. مشخصات سیستم شامل پردازنده Intel Core i7-13650HX، گرافیکی NVIDIA GeForce RTX 4050 (6 GB GDDR6)، حافظه 24 GB DDR5، سیستم عامل Microsoft Windows 11 (64-bit) و محیط نرم‌افزاری Python 3.13 VS می‌باشد.

۶-۱ تحلیل حساسیت پارامترها

نتایج ارزیابی کمی پارامترهای بازسازی کانال قرمز ضرایب α ، β و ضریب تقویت اشباع γ به ترتیب در شکل (۱۲) و جدول ۳ قابل مشاهده است. همچنین به‌منظور بهینه‌سازی دقیق یک مجموعه اعتبارسنجی مجزا شامل ۵۰ تصویر متنوع از پایگاه داده انتخاب شد و تحلیل حساسیت کاملی بر روی بازه $[۰/۰۰, ۱/۰۰]$ برای هر دو پارامتر انجام گرفت و نتایج نهایی آن بر اساس ناحیه بهینه PSNR و SSIM انتخاب شد. بر اساس نتایج شکل (۱۲)، بیشینه PSNR در ناحیه $\alpha \in [۰/۵۰, ۰/۶۰]$ و $\beta \in [۰/۰۰, ۰/۱۰]$ و بیشینه SSIM در ناحیه $\alpha \in [۰/۶۰, ۰/۸۰]$ و $\beta \in [۰/۰۵, ۰/۲۰]$ ثبت شد. با تحلیل این نتایج، نقطه‌ی مصالحه‌ی $(۰/۱۰, ۰/۶۰)$ = (α, β) انتخاب گردید، به‌طوری‌که افت عملکرد نسبت به بیشینه‌ی PSNR و SSIM به‌ترتیب کمتر از ۰/۵٪ و ۰/۳٪ است. افزون بر این، تحلیل حساسیت بر روی γ در بازه‌ی $[۱/۵, ۲/۵]$ با استفاده از معیارهای با مرجع PSNR و SSIM و بدون مرجع UIQM صورت پذیرفت. نتایج حاکی از آن است که بازه‌ی $[۲/۰, ۱/۸]$ ضمن حفظ ساختار تصویر و طبیعی‌سازی رنگ‌ها، عملکرد مؤثری در رفع کدورت زیرآب دارد؛ لذا مقدار ۱/۸ به‌عنوان ضریب بهینه در نظر گرفته شد.

جدول ۳ - بررسی تاثیر پارامتر γ بر معیارهای ارزیابی

ضریب اشباع	PSNR	SSIM	UIQM	UCIQE
۱/۵	۱۷/۹۷	۰/۸۴	۰/۸۸	۰/۴۷
۱/۶	۱۷/۹۰	۰/۸۴	۰/۸۷	۰/۵۰
۱/۷	۱۷/۸۰	۰/۸۳	۰/۸۶	۰/۵۲
۱/۸	۱۷/۶۸	۰/۸۳	۰/۸۵	۰/۵۴
۱/۹	۱۷/۵۴	۰/۸۳	۰/۸۴	۰/۵۶
۲	۱۷/۳۸	۰/۸۲	۰/۸۳	۰/۵۹
۲/۱	۱۷/۴۴	۰/۸۱	۰/۸۲	۰/۶۰
۲/۲	۱۷/۰۵	۰/۸۱	۰/۸۲	۰/۶۳
۲/۳	۱۶/۸۸	۰/۸۰	۰/۸۱	۰/۶۵
۲/۴	۱۶/۷۰	۰/۷۹	۰/۸۱	۰/۶۷
۲/۵	۱۶/۵۲	۰/۷۸	۰/۸۰	۰/۶۹

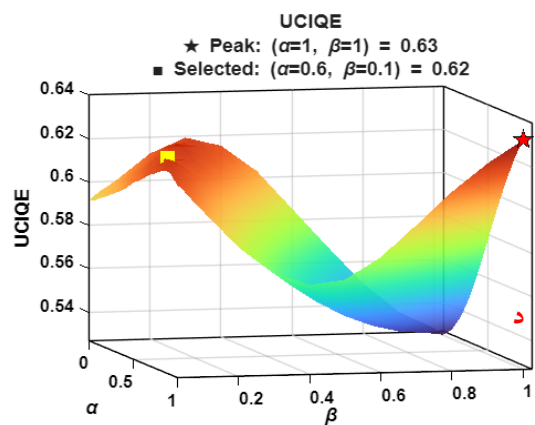
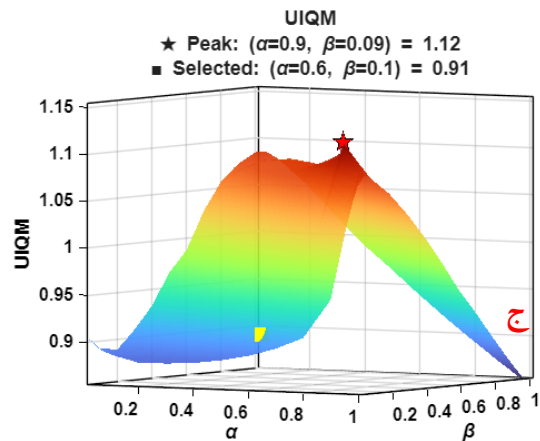
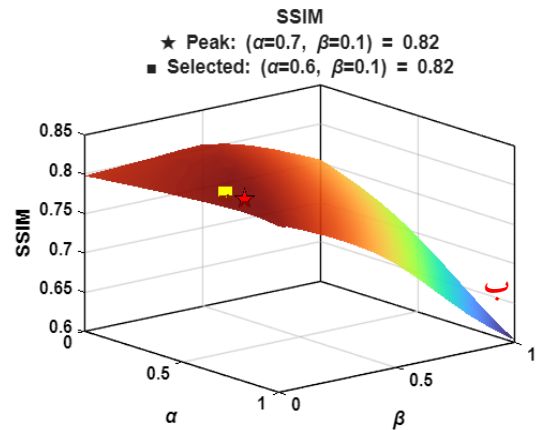
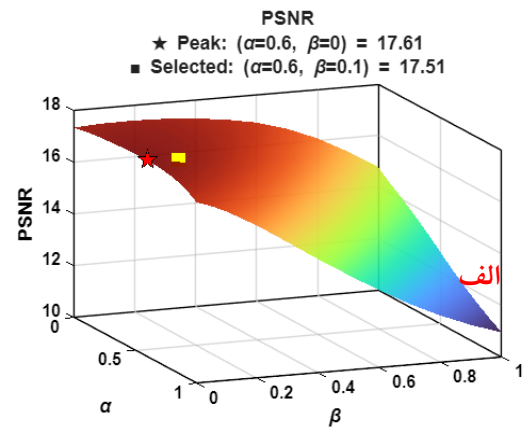
۳-۶ مقایسه زمان پردازش

به منظور بررسی سرعت محاسباتی، زمان پردازش الگوریتم پیشنهادی با روش‌های مختلف پردازش تصاویر زیر آب تحت شرایط یکسان سخت‌افزاری بر روی پایگاه داده UIEB اندازه‌گیری شد. میانگین زمان پردازشی برای هر تصویر در جدول (۴) ارائه شده است. مطابق جدول (۴)، روش پیشنهادی با زمان میانگین ۰/۰۶ ثانیه به ازای هر تصویر، در مقایسه با روش‌های ارزیابی شده زمان پردازش مناسب تری دارد. دلیل این امر استفاده از مراحل پردازشی سبک و عدم نیاز به آموزش یا بهینه‌سازی یک مدل یادگیری است.

جدول ۴ - مقایسه زمانی الگوریتم‌های مشابه بر روی پایگاه داده

نوع روش	نام روش	FLOPs ($\times 10^6$)	میانگین هر عکس (ثانیه)
یادگیری عمیق	[۳۲] Ucolor	۷۰۱۰۰۰	-
	[۳۳] UDAformer	۱۰۰۰۰	۱/۴
	[۳۴] IACC	۳۳۰۰۰	۱/۱
	[۳۵] R-UNIQUE	۲۵۰۰۰	۱/۶
	[۲۷] UWCNN*	۶۵۰	۰/۴۸
کلاسیک با زمان اجرایی بالا	[۲] WCID	۲۰۰۰	۷۵/۹۲
	[۲۸] ACCC	۲۰	۰/۳۴
	[۲۹] GDCP	۲۶	۰/۲۲
	[۳۰] ACCD	۳۱	۰/۱۹
	[۳۱] PCDE	۲۸	۰/۱۸
کلاسیک با زمان اجرایی قابل مقایسه	[۲۶] MLLE	۲۵	۰/۱۶
	[۱۱] UDCP	۱۵	۰/۱۰
	[۱۰] DCP	۱۵	۰/۰۹
	[۲۵] GUDCP	۳۲	۰/۰۷
	پیشنهادی	۳۰	۰/۰۶

* زمان محاسبه روش UWCNN برای میانگین کل تصاویر پایگاه داده شده است و ممکن است با مقدار اعلامی داخل مقاله اصلی برای وضوح مختلف تصاویر تفاوت داشته باشد.



شکل (۱۲): (الف) نتایج بهینه‌سازی پارامترها α و β بر اساس معیار PSNR، (ب) نتایج بهینه‌سازی پارامترها α و β بر اساس معیار SSIM، (ج) نتایج بهینه‌سازی پارامترها α و β بر اساس معیار UIQM و (د) نتایج بهینه‌سازی پارامترها α و β بر اساس معیار UCIQE

جدول ۵ - مقایسه امتیاز روش‌های مختلف بر پایگاه داده با معیارهای بدون نیاز به مرجع. مقادیر دارای خط زیر نشان دهنده بهترین نتایج در مجموع و پررنگ شده نشان دهنده بهترین نتایج در بین روش‌های قابل مقایسه زمانی طبق جدول ۴ می باشد.

نوع روش	نام روش	UIQM	UCIQE
یادگیری عمیق	تصویر اصلی	۰/۵۴	۰/۳۸
	[۳۲] Ucolor	۱/۹۱	۰/۵۳
	[۳۳] UDAformer	۱/۹۵	۰/۵۵
	[۳۴] IACC	۱/۷۲	۰/۵۳
	[۳۵] R-UNIQUE	۲/۲۴	۰/۵۸
	[۲۷] UWCNN	۲/۶۳	۰/۴۶
کلاسیک با زمان اجرایی بالا	[۲] WCID	۰/۶۴	۰/۵۶
	[۲۸] ACCC	۰/۹۱	۰/۵۵
	[۲۹] GDCP	۰/۸۲	۰/۴۷
	[۳۰] ACCD	۰/۷۵	۰/۵۸
	[۳۱] PCDE	۰/۵۲	۰/۵۸
کلاسیک با زمان اجرایی قابل مقایسه	[۲۶] MLLE	۰/۷۶	۰/۵۸
	[۱۱] UDCP	۰/۴۶	۰/۷۴
	[۱۰] DCP	۰/۴۹	۰/۴۹
	[۲۵] GUDCP	۰/۷۱	۰/۷۸
	پیشنهادی	۰/۸۵	۰/۵۵

جدول ۶ - مقایسه امتیاز روش‌های مختلف بر پایگاه داده با معیارهای نیازمند به مرجع. مقادیر دارای خط زیر نشان دهنده بهترین نتایج در مجموع و پررنگ شده نشان دهنده بهترین نتایج در بین روش‌های قابل مقایسه زمانی طبق جدول ۴ می باشد.

نوع روش	نام روش	PSNR	SSIM
یادگیری عمیق	تصویر اصلی	۱۶/۳۵	۰/۷۶
	[۳۲] Ucolor	۲۱/۱۷	۰/۹۳
	[۳۳] UDAformer	۲۰/۵۱	۰/۹۳
	[۳۴] IACC	۲۲/۷۴	۰/۹۵
	[۳۵] R-UNIQUE	۱۳/۶۸	۰/۶۱
کلاسیک با زمان اجرایی بالا	[۲] WCID	۱۶/۲۰	۰/۷۴
	[۲۸] ACCC	۱۷/۱۳	۰/۸۴
	[۳۰] ACCD	۱۶/۹۲	۰/۸۸
	[۲۹] GDCP	۱۴/۰۱	۰/۷۳
	[۳۱] PCDE	۱۵/۸۴	۰/۷۷
کلاسیک با زمان اجرایی قابل مقایسه	[۲۶] MLLE	۱۷/۴۸	۰/۸۱
	[۱۱] UDCP	۱۲/۶۵	۰/۶۲
	[۱۰] DCP	۱۵/۳۵	۰/۷۳
	[۲۵] GUDCP	۱۱/۹۰	۰/۵۶
	پیشنهادی	۱۷/۶۸	۰/۸۳

۶-۲ مقایسه کمی با پایگاه داده مرجع

به منظور ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی، نتایج حاصل از پردازش ۸۴۰ تصویر بخش ارزیابی پایگاه داده UIEB با برخی از روش‌های منتخب پردازش تصاویر زیر آب مقایسه شد. معیارهای بدون مرجع UIQM و UCIQE برای ارزیابی کیفیت کلی، رنگ و تمایز تصاویر و همچنین با توجه به وجود تصاویر مرجع در این پایگاه داده، معیارهای PSNR و SSIM برای ارزیابی میزان شباهت خروجی‌ها به تصاویر مرجع مورد استفاده قرار گرفتند. نتایج حاصل در جداول (۵) و (۶) ارائه شده است.

لازم به ذکر است که روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق، با وجود نتایج بهتر در برخی معیارها به دلیل تفاوت در رویکرد پیاده‌سازی و هزینه محاسباتی به داده‌های آموزشی و منابع محاسباتی بیشتری نیاز دارند؛ بنابراین، مقایسه مستقیم آن‌ها با روش پیشنهادی که مبتنی بر پردازش تصویر کلاسیک و بدون نیاز به آموزش است، ممکن نیست. مطابق جدول (۵)، روش پیشنهادی با مقدار UIQM برابر ۰/۸۵ در رتبه دوم بین کل روش‌های مقایسه‌شده و رتبه اول بین روش‌های قابل مقایسه از لحاظ زمانی قرار گرفته است. در معیار UCIQE برخی روش‌ها، به‌ویژه روش‌های مبتنی بر کانال تاریک UDCP [۱۱] و GUDCP [۲۵]، مقادیر بالاتری از روش پیشنهادی کسب کرده‌اند. با توجه به ماهیت بدون مرجع این شاخص‌ها، افزایش اشباع و تمایز می‌تواند بدون بهبود واقعی کیفیت تصویر، موجب افزایش مقدار امتیاز شود؛ از این رو معیارهای مرجع‌دار PSNR و SSIM نیز در جدول (۶) و بعد از نتایج UIQM و UCIQE بررسی شده‌اند.

بر اساس نتایج جدول (۶)، روش پیشنهادی با میانگین PSNR برابر ۱۷/۶۸ و SSIM برابر ۰/۸۳، عملکرد مناسبی را از نظر حفظ ساختار و شباهت به تصاویر مرجع نشان می‌دهد. مقایسه این مقادیر با روش‌های قابل مقایسه از لحاظ زمانی نشان می‌دهد که روش پیشنهادی اصلاح نزدیک‌تری به تصاویر مرجع انجام داده است.

۶-۴ ارزیابی نتایج روی تصاویر نمونه

به منظور بررسی بصری عملکرد روش پیشنهادی، تصاویر نمونه روش پیشنهادی با خروجی چهار الگوریتم قابل مقایسه از لحاظ زمانی شامل DCP [۱۰]، UDCP [۱۱]، GUDCP [۲۵] و MLLE [۲۶] مقایسه شده است. تصاویر انتخاب‌شده شرایط متفاوتی از جمله غلبه رنگ‌های آبی و سبز، کاهش روشنایی و محوشدگی ناشی از پراکندگی نور را نشان می‌دهند. مطابق شکل (۱۳) و جدول ۷، روش پیشنهادی ضمن کاهش غلبه رنگی ناشی از محیط زیر آب، موجب بهبود روشنایی، افزایش تمایز و آشکار شدن جزئیات نواحی محوشده می‌شود و خروجی متعادل‌تری ارائه می‌شود.

جدول ۷- مقایسه نتایج کمی روش پیشنهادی و روش های قابل مقایسه بر روی تصاویر نمونه

روش	ورودی	PSNR SSIM UIQM UCIQE			
		MLLE [۲۶]	GUDCP [۲۵]	UDCP [۱۱]	DCP [۱۰]
۱	۱۷/۴۵	۲۱/۵۵	۱۱/۶۷	۱۴/۰۶	۱۳/۲۶
	۰/۸۳	۰/۸۴	۰/۷۲	۰/۸۲	۰/۸۲
	۰/۸۴	۱/۶۲	۱/۰۶	۱/۰۸	۰/۷۵
۲	۰/۲۴	۰/۳۹	۰/۵۰	۰/۴۳	۰/۴۰
	۱۵/۱۸	۲۰/۹۰	۱۱/۸۴	۱۱/۴۹	۱۳/۳۵
	۰/۷۸	۰/۸۱	۰/۷۱	۰/۷۰	۰/۷۸
۳	۰/۷۷	۱/۴۸	۰/۶۱	۰/۳۹	۰/۴۴
	۰/۲۵	۰/۴۰	۰/۴۰	۰/۴۵	۰/۳۴
	۱۲/۶۱	۱۵/۵۱	۱۳/۸۳	۱۲/۰۵	۱۲/۵۹
۴	۰/۵۷	۰/۶۳	۰/۷۶	۰/۶۳	۰/۵۷
	۰/۰۷	۰/۹۶	۰/۵۸	۰/۰۶	۰/۰۷
	۰/۲۷	۰/۴۸	۰/۳۳	۰/۴۷	۰/۲۷
۵	۲۱/۰۵	۲۲/۴۵	۱۰/۷۸	۹/۷۴	۱۳/۹۲
	۰/۸۵	۰/۷۷	۰/۴۶	۰/۴۳	۰/۷۷
	۰/۲۰	۰/۴۶	۰/۰۱	۰/۴۵	۰/۱۷
۶	۰/۲۲	۰/۳۶	۰/۵۲	۰/۵۲	۰/۳۱
	۱۳/۷۹	۲۰/۶۱	۱۲/۹۸	۱۱/۰۱	۱۳/۴۲
	۰/۶۷	۰/۷۵	۰/۷۳	۰/۵۵	۰/۶۵
۷	۰/۰۷	۰/۴۲	۰/۲۰	۰/۰۴	۰/۰۵
	۰/۳۷	۰/۴۸	۰/۳۵	۰/۵۴	۰/۳۹
	۱۰/۷۱	۱۷/۱۴	۸/۵۶	۸/۵۹	۱۰/۷۰
۸	۰/۶۲	۰/۵۶	۰/۴۹	۰/۴۴	۰/۶۲
	۰/۱۲	۱/۲۹	۰/۱۷	۰/۴۷	۰/۱۲
	۰/۲۵	۰/۴۰	۰/۳۴	۰/۴۹	۰/۲۵
۹	۱۳/۲۸	۲۰/۳۰	۱۱/۲۸	۱۰/۶۹	۱۳/۲۲
	۰/۶۲	۰/۷۸	۰/۶۴	۰/۵۴	۰/۶۱
	۰/۰۱	۰/۹۶	۰/۵۱	۰/۰۳	۰/۰۱
۱۰	۰/۲۶	۰/۴۳	۰/۴۵	۰/۴۷	۰/۲۶
	۱۹/۵۴	۱۹/۲۳	۱۵/۶۶	۱۳/۵۰	۱۷/۱۵
	۰/۸۴	۰/۸۴	۰/۷۶	۰/۷۳	۰/۸۴
۱۱	۱/۰۰	۱/۴۸	۱/۳۷	۰/۷۹	۰/۸۳
	۰/۳۸	۰/۴۵	۰/۵۱	۰/۵۸	۰/۴۷

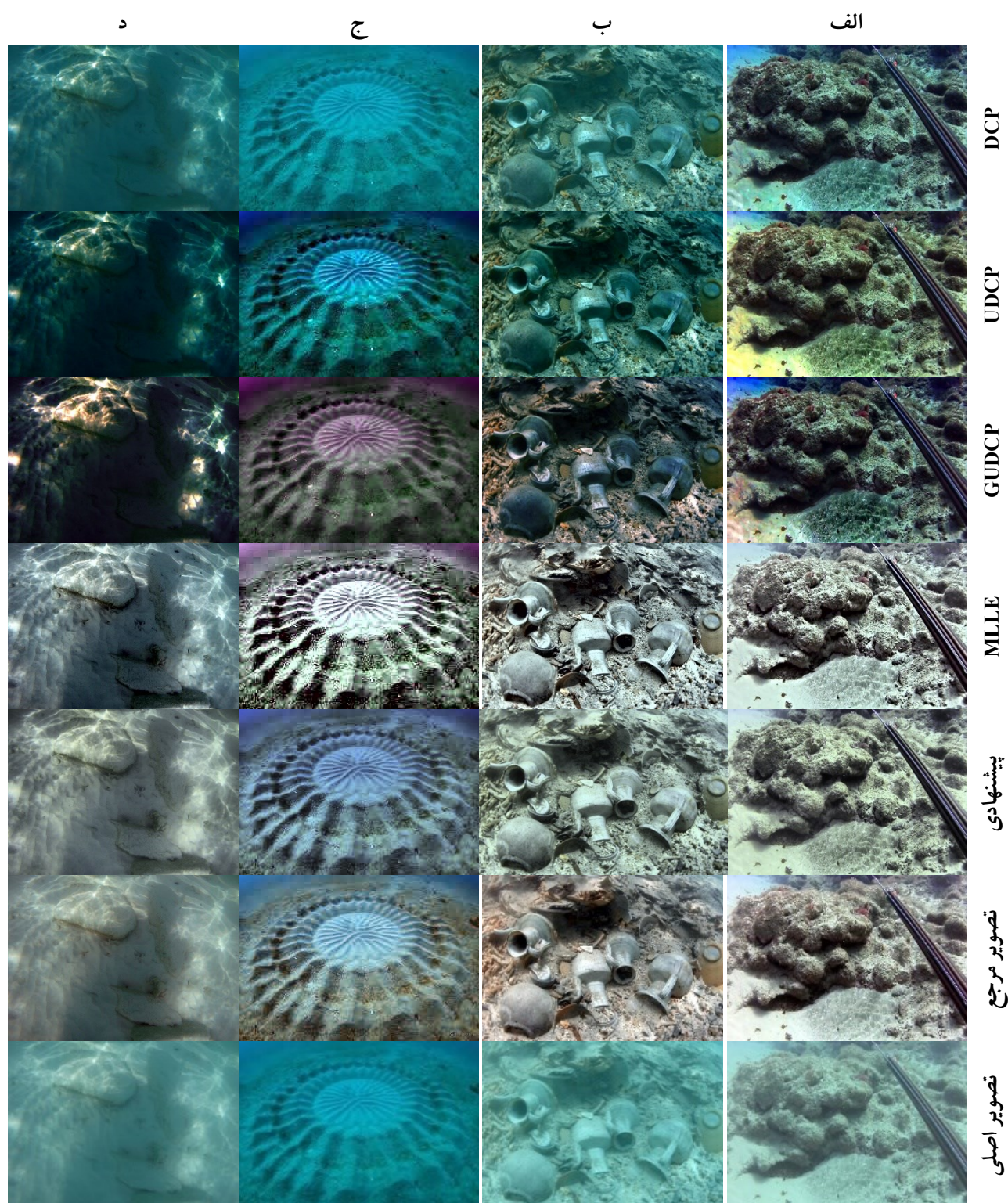
۷ نتیجه گیری

در این پژوهش، یک چارچوب ترکیبی مبتنی بر جبران رنگ و مدل سازی فیزیکی برای بهبود کیفیت تصاویر زیرآب ارائه شد. برای غلبه بر محدودیت های روش های مرسوم، این پژوهش ایده های خود را در سه گام اساسی ساختاردهی کرد: نخست، به منظور رفع مشکل از دست رفتن رنگ قرمز پیش از ورود به مدل فیزیکی، یک فرآیند

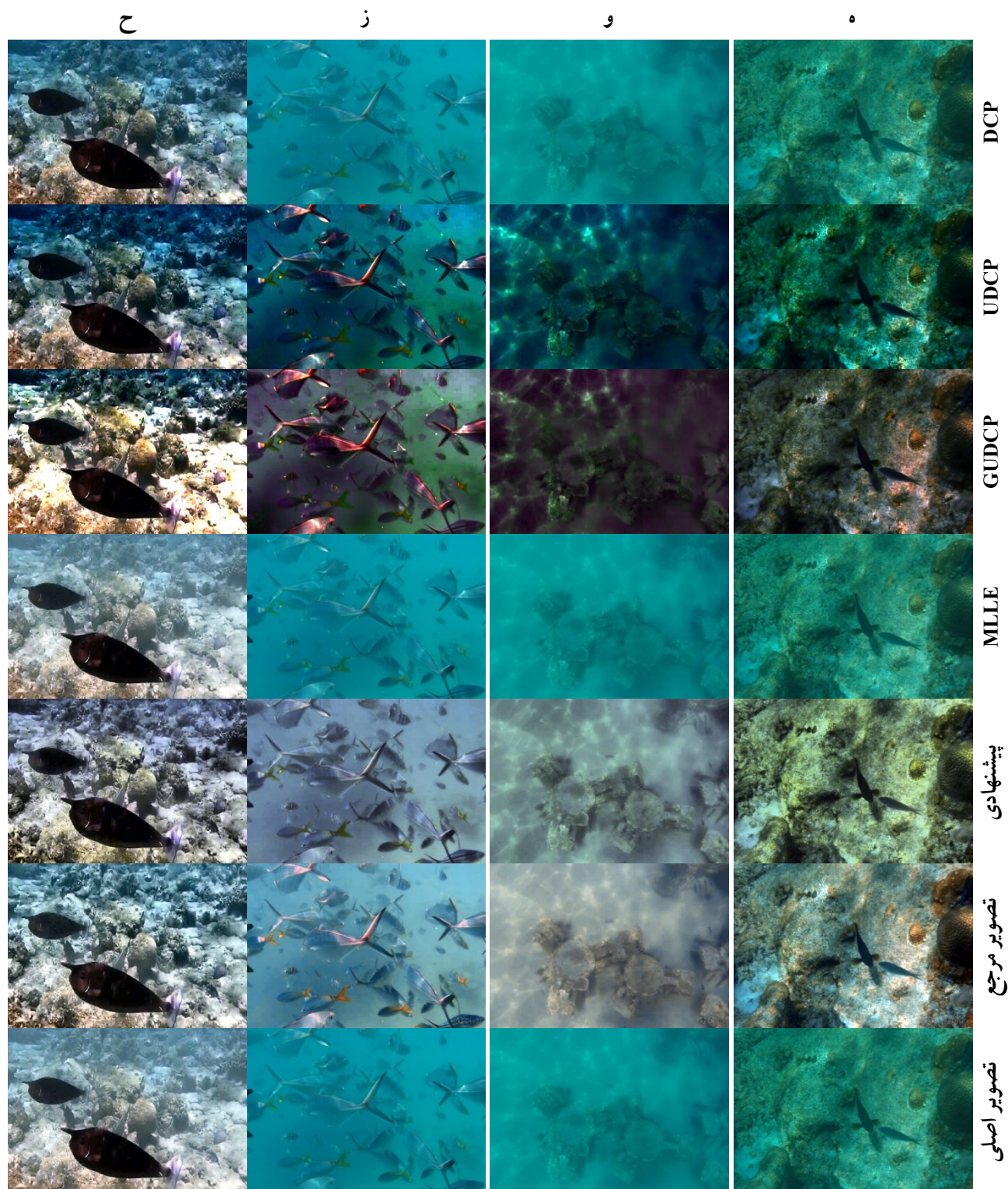
پیش پردازش تطبیقی الهام گرفته از CFA و کنترل اشباع رنگ معرفی شد. دوم، برای جلوگیری از تخریب رنگ ها در فرآیند محو زدایی، DCP بهینه سازی شده و بر روی مؤلفه های V و S در فضای رنگی HSV اعمال شد. در گام سوم نیز، نقشه انتقال تخمین زده شده توسط GuF پالایش شد و در نهایت، تمایز محلی تصویر با اعمال الگوریتم CLAHE روی کانال V ارتقا یافت. نتایج ارزیابی ها نشان داد که رویکرد مبتنی بر تلفیق جبران رنگ و مدل فیزیکی مبتنی بر HSV به عنوان یک راهکار سریع و قدرتمند برای غلبه بر محدودیت های سخت افزاری دوربین ها در زیر آب عمل می کند و وضوح تصاویر ورودی را در آب های کدر افزایش می دهد. محدودیت های روش: با وجود نتایج مطلوب، بررسی کیفی خروجی ها نشان می دهد که این روش در برخی شرایط تصویربرداری چالش برانگیز همچنان با محدودیت مواجه است. در تصاویری با روشنایی بسیار پایین یا کدورت شدید آب، به دلیل ضعف هم زمان سیگنال در تمام کانال های رنگی (نه فقط کانال قرمز)، مرحله جبران رنگ نمی تواند اطلاعات کافی برای بازسازی دقیق رنگ فراهم کند و ممکن است تصویر همچنان دارای افت جزئی تمایز باشد.

همچنین در صحنه های با منابع نور مصنوعی غیریکنواخت، فرض یکنواختی نور محیطی که مبنای تخمین A در الگوریتم کانال تاریک است نقض می شود و منجر به تخمین نادرست نور پس زمینه در بخشی از تصویر می شود. از سوی دیگر، در صحنه هایی که اشیای قرمز رنگ به طور طبیعی حضور دارند، جبران کانال قرمز مبتنی بر فرض تضعیف یکنواخت این کانال در برخی نواحی منجر به تشدید بیش از حد رنگ قرمز یا بروز رنگ های غیرطبیعی می شود. این موارد به عنوان زمینه ی پژوهش های آتی مطرح می گردند.

در راستای رفع این محدودیت ها و توسعه و ارتقای این پژوهش در مطالعات آتی، از آنجا که میزان کدورت و تضعیف طول موج ها در محیط های زیرآب به شدت متغیر و دارای عدم قطعیت است، پیشنهاد می شود از منطق فازی برای تنظیم خود کار و تطبیقی پارامترهای الگوریتم (نظیر ضریب حفظ عمق و ضریب تقویت اشباع) متناسب با شرایط هر تصویر استفاده شود؛ چنین رویکردی می تواند به ویژه در مواجهه با تغییرات نور محیطی غیریکنواخت، تخمین را نسبت به حالت فعلی مقاوم تر سازد. همچنین، برای مقابله با محدودیت مربوط به صحنه های دارای اشیای قرمز طبیعی، می توان از یک مرحله تشخیص و طبقه بندی مبتنی بر یادگیری سطحی، پیش از اعمال جبران رنگ، برای تمایز میان کاهش رنگ ناشی از محیط و رنگ ذاتی اشیاء بهره گرفت. در راستایی مکمل، ادغام روش های مبتنی بر مدل سازی فیزیکی عوامل تخریب با معماری های نوین شبکه های عصبی عمیق، به ویژه شبکه های متخاصم مولد و مکانیسم های توجه، می تواند ظرفیت سیستم را برای یادگیری نگاشت های غیرخطی پیچیده، به ویژه در شرایط نوری نامتعارف که فرضیات فیزیکی پایه در آن ها دقت کمتری دارند، به شدت افزایش دهد.



شکل (۱۳): تصاویر نهایی حاصل از الگوریتم‌های ذکر شده - مقایسه بصری (کیفی) عملکرد روش پیشنهادی با سایر الگوریتم‌های با سرعت مشابه. به ترتیب از پایین به بالا تصاویر زیرآب، تصاویر مرجع، روش پیشنهادی و نتایج حاصل از روش‌های MLLE [۲۶]، GUDCP [۲۵]، UDCP [۱۱] و DCP [۱۰]



ادامه شکل (۱۳): تصاویر نهایی حاصل از الگوریتم های ذکر شده - مقایسه بصری (کیفی) عملکرد روش پیشنهادی با سایر الگوریتم های با سرعت مشابه. به ترتیب از پایین به بالا تصاویر زیرآب، تصاویر مرجع، روش پیشنهادی و نتایج حاصل از روش های MLLE [۲۶]، GUDCP [۲۵]، UDCP [۱۰] و DCP [۱۱]

IEEE Transactions on Image Processing, vol. 21, no. 4, pp. 1756-1769, 2012.

[۳] C. Li, C. Guo, W. Ren, R. Cong, J. Hou, S. Kwong, and D. Tao, "An underwater image enhancement benchmark dataset and beyond," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 29, pp. 4376-4389, 2019.

[۴] E. H. Land, "The retinex theory of color vision," Scientific American, vol. 237, no. 6, pp. 108-129, 1977.

مراجع

- [۱] N. Deluxni, P. Sudhakaran, Kitmo, and M. F. Ndiaye, "A review on image enhancement and restoration techniques for underwater optical imaging applications," IEEE Access, vol. 11, pp. 111364-111388, 2023.
- [۲] J. Y. Chiang and A. S. Chen, "Underwater image enhancement by wavelength compensation and dehazing,"

- [۱۹] K. He, J. Sun, and X. Tang, "Guided image filtering," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 35, no. 6, pp. 1397-1409, 2013.
- [۲۰] A. Levin, D. Lischinski, and Y. Weiss, "A closed-form solution to natural image matting," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 30, no. 2, pp. 228-242, Feb. 2008.
- [۲۱] K. Panetta, C. Gao, and S. Agaian, "Human-visual-system-inspired underwater image quality measures," *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol. 41, no. 3, pp. 541-551, 2016.
- [۲۲] Y. Miao and A. Sowmya, "An underwater colour image quality evaluation metric," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 24, no. 12, pp. 6062-6071, 2015.
- [۲۳] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, "Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 13, no. 4, pp. 600-612, 2004.
- [۲۴] K. Zuiderveld, "Contrast limited adaptive histogram equalization," in *Graphics Gems IV*, P. S. Heckbert, Ed. San Diego, CA, USA: Academic Press Professional, Inc., 1994, pp. 474-485.
- [۲۵] Z. Liang, X. Ding, Y. Wang, X. Yan, and X. Fu, "GUDCP: Generalization of Underwater Dark Channel Prior for Underwater Image Restoration," *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 32, no. 7, pp. 4879-4884, 2022.
- [۲۶] W. Zhang, P. Zhuang, H.-H. Sun, G. Li, S. Kwong, and C. Li, "Underwater Image Enhancement via Minimal Color Loss and Locally Adaptive Contrast Enhancement," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 31, pp. 3997-4010, 2022.
- [۲۷] Li, C.; Anwar, S.; Porikli, F. Underwater scene prior inspired deep underwater image and video enhancement. *Pattern Recognition*. vol. 98, p. 107038, 2020.
- [۲۸] W. Zhang, Y. Wang, and C. Li, "Underwater image enhancement by attenuated color channel correction and detail preserved contrast enhancement," *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol. 47, no. 3, pp. 718-735, 2022.
- [۲۹] Y. Ueki and M. Ikehara, "Underwater image enhancement based on the iteration of a generalization of dark channel prior," 2019 *IEEE Visual Communications and Image Processing (VCIP)*, 2019.
- [۳۰] J. Zhang, Q. Yu, and G. Hou, "Underwater image restoration via adaptive color correction and dehazing," *Applied Optics*, vol. 63, no. 10, pp. 2728-2736, 2024.
- [۳۱] W. Zhang, S. Jin, P. Zhuang, and C. Li, "Underwater image enhancement via piecewise color correction and dual prior optimized contrast enhancement," *IEEE Signal Processing Letters*. vol. 30, pp. 229-233, 2023.
- [۳۲] C. Li, S. Anwar, J. Hou, R. Cong, C. Guo, and W. Ren, "Underwater image enhancement via medium transmission-guided multi-color space embedding," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 30, pp. 4985-5000, 2021.
- [۳۳] Z. Shen, H. Xu, T. Luo, Y. Song, and Z. He, "UDAformer: Underwater image enhancement based on
- [۵] D. J. Jobson, Z. Rahman, and G. A. Woodell, "Properties and performance of a center/surround retinex," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 6, no. 3, pp. 451-462, 1997.
- [۶] D. J. Jobson, Z. Rahman, and G. A. Woodell, "A multiscale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 6, no. 7, pp. 965-976, 1997.
- [۷] G. Simone, M. Fiorentini, and A. Rizzi, "Termite retinex," *Image Processing On Line*, available: <http://www.ipol.im/pub/pre/531/>, no date.
- [۸] C. Li, S. Tang, H. K. Kwan, J. Yan, and T. Zhou, "Color correction based on CFA and enhancement based on retinex with dense pixels for underwater images," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 129718-129729, 2020.
- [۹] E. J. McCartney, *Optics of the atmosphere: scattering by molecules and particles*, New York, NY, USA: John Wiley & Sons, 1976.
- [۱۰] K. He, J. Sun, and X. Tang, "Single image haze removal using dark channel prior," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 33, no. 12, pp. 2341-2353, 2011.
- [۱۱] P. Drews, E. Nascimento, F. Moraes, S. Botelho, and M. Campos, "Transmission estimation in underwater single images," in *IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW)*, 2013, pp. 825-830.
- [۱۲] S. Jin, P. Qu, Y. Zheng, W. Zhao, and W. Zhang, "Color correction and local contrast enhancement for underwater image enhancement," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 108698-108709, 2022.
- [۱۳] P. Kanagavel and D. Thanikaiselvan, "Balancing of attenuation disparity to restore the weak color channels in underwater images," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 107059-107076, 2024.
- [۱۴] M. Zhang and J. Peng, "Underwater image restoration based on a new underwater image formation model," *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 29, no. 12, pp. 3680-3693, 2019.
- [۱۵] N. Jiang, W. Chen, Y. Lin, T. Zhao, and C.-W. Lin, "Underwater Image Enhancement With Lightweight Cascaded Network," *IEEE Transactions on Multimedia*, vol. 24, pp. 4301-4313, 2022.
- [۱۶] R. Cong, W. Yang, W. Zhang, C. Li, C.-L. Guo, Q. Huang, and S. Kwong, "PUGAN: Physical Model-Guided Underwater Image Enhancement Using GAN with Dual-Discriminators," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 32, pp. 4472-4485, 2023.
- [۱۷] Liu, Z.; Lin, Y.; Cao, Y.; Hu, H.; Wei, Y.; Zhang, Z.; Lin, S.; Guo, B. Swin Transformer: Hierarchical vision transformer using shifted windows. In *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, Montreal, QC, Canada, (ICCV), Montreal, QC, Canada, , pp. 9992-10002 2021.
- [۱۸] L. Peng, C. Zhu, and L. Bian, "U-Shape Transformer for Underwater Image Enhancement," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 32, pp. 3066-3079, 2023.

dual attention transformer," Computers & Graphics, vol. 111, pp. 77–88, 2023.

[۳۴] J. Zhou, Q. Gai, D. Zhang, K.-M. Lam, W. Zhang, and X. Fu, "IACC: Cross-illumination awareness and color correction for underwater images under mixed natural and artificial lighting," IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 62, pp. 1–15, 2024.

[۳۵] Y. Zhang, D. M. Chandler, and M. Leszczuk, "Retinex-based underwater image enhancement via adaptive color correction and hierarchical U-shape transformer," Optics Express, vol. 32, no. 14, pp. 24018–24040, 2024.

آرین سحری مدارک کارشناسی و کارشناسی

ارشد خود را به ترتیب در گرایش الکترونیک و الکترونیک دیجیتال در سال‌های ۱۴۰۱ و ۱۴۰۵ از دانشگاه گیلان اخذ نمود. وی هم‌اکنون دانشجوی دکتری مهندسی برق در گرایش الکترونیک می‌باشد. زمینه‌های



پژوهشی ایشان شامل پردازش تصویر، منطق فازی، یادگیری ماشین و شبکه‌های یادگیری عمیق است.

رضا حسن زاده پاک رضائی مدرک

کارشناسی خود را در رشته مهندسی برق با گرایش الکترونیک در سال ۱۳۷۹ از دانشگاه گیلان دریافت کرد. ایشان مدرک کارشناسی ارشد و دکتری خود را به ترتیب در گرایش الکترونیک دیجیتال مهندسی برق در



سال‌های ۱۳۸۱ و ۱۳۸۶ از دانشگاه صنعتی امیرکبیر (پلی‌تکنیک تهران) اخذ نمود.

وی هم‌اکنون دانشیار گروه مهندسی برق دانشگاه گیلان است. زمینه‌های پژوهشی ایشان شامل پردازش سیگنال‌ها و تصاویر صنعتی و پزشکی، یادگیری ماشین، هوش محاسباتی و منطق فازی می‌باشد.