

ارائه روشی مؤثر برای بهبود تصاویر تاریک:

بهبود بهینه نقشه روشنایی

مهدی احمدنیا^۱، مجتبی مغربی^{۲*}، رضا قنبری^۳

دانشجوی دکتری رشته تحقیق در عملیات گروه ریاضی کاربردی دانشکده ریاضی، دانشگاه فردوسی، مشهد، ایران^۱

دانشیار گروه مهندسی عمران دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی، مشهد، ایران^۲

دانشیار گروه ریاضی کاربردی دانشکده ریاضی، دانشگاه فردوسی، مشهد، ایران^۳

چکیده

به طور معمول جزئیات صحنه هدف در تصاویر ضبط شده در محیط های کم نور به خوبی قابل تشخیص نیستند. این مشکل می تواند عملکرد بسیاری از الگوریتم های دید رایانه را کاهش دهد؛ به همین دلیل در این مقاله روشی جدید ارائه می شود تا با افزایش میزان روشنایی، جزئیات پنهان شده را در این تصاویر نمایان سازد. در روش پیشنهادی ابتدا نقشه روشنایی اولیه تصویر محاسبه، سپس با استفاده از یک مدل ریاضی جدید نقشه روشنایی اولیه بهبود داده می شود. مشتق پذیر بودن تابع هدف مدل پیشنهادی وجه تمایز آن با سایر مدل های مشابه است. در کل روش های کلاسیک بهینه سازی مانند روش های نیوتن، گرادیان و ناحیه اعتماد نیازمند مشتق پذیری تابع هدف اند؛ بنابراین برای حل مدل پیشنهادی می توان از روش های متنوع تری در مقایسه با سایر مدل های مشابه استفاده کرد. خطی بودن قیدها و محدب بودن مدل پیشنهادی از دیگر ویژگی های مثبت این مدل است. نتایج بررسی ها نشان می دهد که روش پیشنهادی عملکرد خوبی در روشن کردن تصاویر تاریک و همچنین نمایان ساختن جزئیات صحنه هدف دارد و از این منظر قابل رقابت با بسیاری از روش های مطرح بهبود تصاویر تاریک است.

واژگان کلیدی: افزایش روشنایی، بهبود تصاویر تاریک، نقشه روشنایی، نظریه ریتاینکس، مدل بهینه سازی، پردازش تصویر.

Providing an effective way to enhance low-light images: Enhanced Illumination Map Optimally

Marziye Mir¹ and Samira Noferesti²

Mahdi Ahmadnia¹, Mojtaba Maghrebi^{2*}, Reza Ghanbari³

PhD Student of Department of Applied Mathematics, Faculty of Mathematics, Ferdowsi University, Mashhad, Iran¹

Associate Professor of Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, Ferdowsi University, Mashhad, Iran²

Associate Professor of Department of Applied Mathematics, Faculty of Mathematics, Ferdowsi University, Mashhad, Iran³

Abstract

Low-light images often suffer from low brightness and contrast, which makes some scene details hard to see. This can affect the performance of many computer vision tasks, such as object recognition, tracking, scene understanding, and occlusion detection. Therefore, it is important and useful to enhance low-light images. One technique to enhance low-light images is based on the Retinex theory, which decomposes images into two components: reflection and illumination. Several mathematical models have been recently developed to estimate the illumination map using this theory. These methods first compute an initial illumination map and then refine it by solving a mathematical model.

* Corresponding author

* نویسنده عهده دار مکاتبات

This paper introduces a novel method based on the Retinex theory to estimate the illumination map. The proposed method employs a new mathematical model with a differentiable objective function, unlike other similar models. This allows us to use more diverse methods to solve the proposed model, as classical optimization methods such as Newton, Gradient, and Trust-Region methods need the objective function to be differentiable. The proposed model also has linear constraints and is convex, which are desirable properties for optimization. We use the CPLEX solver to solve the proposed model, as it performs well and exploits the features of the model. Finally, we improve the illumination map obtained from the mathematical model using a simple linear transformation.

This paper introduces a new method based on the Retinex theory for enhancing low-light images. The proposed method improves the illumination and the visibility of the scene details. We compare the performance of our method with six existing methods: AMSR, NPE, SRIE, DONG, MF, and LIME. We use four common metrics to evaluate the visual quality of the enhanced images: AMBE, LOE, SSIM, and NIQE. The results demonstrate that our method is competitive with many of the state-of-the-art methods for low-light image enhancement.

Keywords: Enhance illumination, Enhance low-light images, Illumination map, Retinex theory, Optimization model, Image Processing

بیشتر اوقات میزان روشنایی و شدت نور تصاویر ضبط شده در محیط های کم نور مطلوب نیست؛ به همین دلیل اغلب روش های بهبود تصاویر تاریک بر روی افزایش میزان روشنایی و شدت نور این تصاویر تمرکز دارند. ساده ترین و شهودی ترین روش بهبود تصاویر تاریک، افزایش مستقیم مقادیر روشنایی تصاویر است [۱۲]؛ اما این عملیات ممکن است، مناطق به نسبت به روشن را اشباع کند و در نتیجه جزئیات مربوط به آن نقاط به خاطر افزایش بیش از حد میزان روشنایی از دست برود [۱۲، ۱۳]. استراتژی های همسان سازی هیستوگرام، با نگه داشتن مقادیر روشنایی در بازه $[0,1]$ ، از این مشکل تا حدودی جلوگیری می کنند [۱۲]. این روش ها به منظور افزایش شدت نور تصاویر تاریک، مقادیر روشنایی تصاویر ورودی را طوری تغییر می دهند که نخست مقادیر روشنایی کل بازه $[0,1]$ را تسخیر کند و دوم هیستوگرام مربوط به این مقادیر، یکنواخت تر شود [۱۴]. همسان سازی هیستوگرام به دلیل سادگی و عملکرد مناسب، متداول ترین روش برای افزایش شدت نور تصاویر است [۱۵، ۱۶]؛ با این حال این روش ها موفقیت زیادی در افزایش میزان روشنایی تصاویر تاریک ندارند [۱۷]. هزینه محاسباتی بالا، کاهش شدت نور مناطق بسیار تاریک، افزایش نوفه در تصویر ورودی و ایجاد اثرات شطرنجی بر روی تصاویر بهبود یافته از دیگر اشکالات روش های همسان سازی هیستوگرام است [۱۸].

همان طور که در بالا ذکر شد، یکی از اشکالات جدی روش های همسان سازی هیستوگرام نبود توانایی کافی در افزایش میزان روشنایی تصاویر تاریک است؛ برای رفع این نقیصه پژوهشگران براساس نظریه ریتانیکس [۱۹] روش هایی برای بهبود تصاویر تاریک پیشنهاد کرده اند.

۱- مقدمه

الگوریتم هایی همچون کشف شیء^۱ [۳-۱]، ردیابی^۲ [۴-۶]، درک صحنه^۳ [۷]، نظارت تصویری هوشمند [۸]، شناسایی چهره [۹] و تشخیص انسداد^۴ [۱۰] بیشتر برای تصاویر با کیفیت بالا و روشن طراحی می شوند. استفاده از عکس هایی با کیفیت پایین و تاریک می تواند عملکرد این الگوریتم ها را به چالش بکشد. کیفیت تصاویر ضبط شده با دوربین ها، به عوامل مختلفی بستگی دارد؛ یکی از عوامل مهم و تأثیرگذار بر کیفیت بصری تصاویر ضبط شده، نورپردازی محیط تصویربرداری است. بیشتر اوقات تصاویری که در یک محیط کم نور ضبط می شوند، روشنایی و شدت نور^۵ پایینی دارند؛ به همین دلیل در این گونه از تصاویر، برخی از جزئیات صحنه هدف به خوبی قابل تشخیص نیستند؛ بنابراین، وجود نور کافی و مناسب در محیط تصویربرداری اهمیت زیادی دارد. با این حال در بعضی از موارد، امکان نورپردازی مناسب در محیط تصویربرداری وجود ندارد، مانند [۱۱]:

- مأموریت های اطلاعاتی، نظارتی و شناسایی (مانند شناسایی و تشخیص کشتی های جنگی دشمن).
 - عکس برداری در شرایط آب و هوایی نامساعد (مانند عکس برداری در مه و شب).
 - وسایل نقلیه بدون سرنشین (مانند فرود خودکار پهپادها)
 - صنایع تجاری (مانند امنیت املاک و تلفن همراه شخصی)
- بنابراین بهبود تصاویر تاریک و نمایان کردن جزئیات از دست رفته حائز اهمیت و کاربرد است؛ برای این منظور می توان از روش های پردازش تصویر استفاده کرد.

¹ Object recognition

² Tracking

³ Scene understanding

⁴ Occlusion detection

⁵ Contrast

در بخش دوم این مقاله به مرور پژوهش‌های مرتبط با بهبود تصاویر تاریک پرداخته می‌شود. در بخش سه روش پیشنهادی با جزئیات توضیح داده خواهد شد. در بخش چهار، دو مقیاس برای ارزیابی کیفیت بصری تصاویر معرفی می‌شود. در بخش پنج براساس مقیاس‌های ارائه‌شده در بخش چهار به مقایسه روش پیشنهادی با سایر روش‌های مطرح مشابه می‌پردازیم. در بخش شش با استفاده از نتایج به‌دست‌آمده از بخش پنج یک نتیجه‌گیری ارائه شده است.

۲- تاریخچه

تصاویری که در یک محیط کم‌نور ضبط می‌شوند، بیشتر اوقات، روشنایی و شدت نور پایینی دارند و جزئیات صحنه هدف به‌خوبی در آن‌ها قابل‌مشاهده نیستند؛ تاکنون روش‌های متفاوتی برای بهبود این تصاویر ارائه شده است. این روش‌ها برای نمایان کردن جزئیات از دست‌رفته، تغییراتی را بر روی تصاویر اولیه ایجاد می‌کنند. این تغییرات باید طوری باشد که ضمن افزایش روشنایی و شدت نور، کیفیت بصری تصاویر را دچار مشکل نکند. در کل روش‌هایی را که تاکنون برای بهبود تصاویر تاریک ارائه شده است می‌توان به سه دسته تقسیم کرد [۱۷]:

- روش‌های مبتنی بر توابع انتقال غیرخطی^۴.
- روش‌های مبتنی بر همسان‌سازی هیستوگرام^۵ که به دو دسته هیستوگرام سراسری و هیستوگرام محلی تقسیم می‌شوند.
- روش‌های مبتنی بر نظریه ریتاینکس؛ در این روش‌ها سه عامل بازتاب، روشنایی و نوفه را می‌توان در نظر گرفت.

توابع انتقال غیرخطی مستقیم مقادیر روشنایی تصاویر تاریک را براساس یک تابع پیش‌فرض اصلاح می‌کنند [۱۷، ۲۸]. توابع انتقال غیرخطی به دلیل تنظیم آسان و اجرای کارآمد، به‌طور معمول برای افزایش شدت نور و روشنایی تصاویر استفاده می‌شوند [۱۶، ۱۷]. از طرفی از این روش‌ها به‌عنوان روشی تکمیل‌کننده برای افزایش شدت نور تصاویر بهبودیافته در سایر روش‌ها استفاده می‌شود (همچون [۱۳، ۲۰، ۲۹]). در میان توابع انتقال غیرخطی، اصلاح گاما در چند دهه گذشته به دلیل پیچیدگی محاسباتی کم و عملکرد خوب مورد استفاده گسترده قرار گرفته است [۲۸]. اصلاح گاما

مطابق این نظریه تصاویر را می‌توان به دو عامل بازتاب^۱ و روشنایی^۲ تجزیه کرد؛ در این تجزیه عامل روشنایی میزان شدت نور بر روی اشیا و عامل بازتاب ویژگی‌های فیزیکی اشیا را مشخص می‌کند [۲۰]. در برخی از پژوهش‌ها هر دو عامل بازتاب و روشنایی محاسبه می‌شوند (همچون [۲۰-۲۴])؛ اما در برخی دیگر از پژوهش‌ها به‌منظور کاهش حجم محاسبات، فقط یکی از این عوامل محاسبه و عامل دیگر براساس عامل به‌دست‌آمده، تخمین زده می‌شود (همچون [۱۳، ۲۵، ۲۶]). در روش ارائه‌شده توسط گو و همکاران [۱۳] فقط عامل روشنایی محاسبه می‌شود؛ باین‌حال در [۱۳] ادعا شده است که کیفیت تصاویر بهبودیافته به‌وسیله روش آن‌ها در مقایسه با روش‌هایی که هر دو عامل را محاسبه می‌کنند، بهتر بوده است.

با استفاده از نظریه ریتاینکس می‌توان روشنایی و شدت نور تصاویر تاریک را هم‌زمان افزایش داد [۲۷]؛ به‌همین دلیل در این مقاله براساس نظریه ریتاینکس روشی برای بهبود تصاویر تاریک پیشنهاد شده است. روش پیشنهادی (EIMO^۳) برای روشن کردن تصاویر تاریک، ابتدا نقشه روشنایی اولیه تصویر را محاسبه می‌کند. اغلب تصویر به‌دست‌آمده از نقشه روشنایی اولیه کیفیت بصری مطلوبی ندارد؛ به‌همین دلیل در روش EIMO به‌منظور بهبود نقشه روشنایی اولیه، یک مدل ریاضی جدید ارائه می‌شود. مشتق‌پذیر بودن تابع هدف مدل پیشنهادی وجه تمایز آن با سایر مدل‌های مشابه است. در کل روش‌های کلاسیک بهینه‌سازی مانند روش‌های نیوتن، گرادیان و ناحیه اعتماد، نیازمند مشتق‌پذیری تابع هدف‌اند؛ بنابراین برای حل مدل پیشنهادی می‌توان از روش‌های متنوع‌تری در مقایسه با سایر مدل‌های مشابه استفاده کرد؛ علاوه بر این، خطی بودن قیدها و محدب بودن مدل پیشنهادی از جمله ویژگی‌های مثبت این مدل محسوب می‌شود. با توجه به ویژگی‌های ذکر شده فرصت دستیابی به جواب بهینه سراسری در مدل ریاضی پیشنهادی فراهم است؛ همچنین در این مقاله به‌منظور افزایش شدت نور از یک تبدیل خطی ساده استفاده شده است. نتایج بررسی‌ها نشان می‌دهد EIMO عملکرد خوبی در روشن کردن تصاویر تاریک و همچنین نمایان ساختن جزئیات صحنه هدف دارد و از این‌منظر قابل‌رقابت با بسیاری از روش‌های مطرح بهبود تصاویر تاریک است.

¹ Reflectance

² Illumination

³ Enhance Illumination Map Optimally

⁴ Non-linear transfer function based schemes

⁵ Histogram-based techniques

به منظور افزایش شدت نور و کیفیت تصاویر، مقادیر روشنایی تصویر را با استفاده از یک تابع غیرخطی به گونه‌ای تغییر می‌دهد که هیستوگرام آن یکنواخت‌تر شود [۱۵، ۲۸، ۳۰]. در تصحیح گاما پارامتری به نام گاما وجود دارد؛ کارایی تصحیح گاما بستگی به انتخاب درست پارامتر گاما دارد. در روش اصلاح گامای اولیه انتخاب پارامتر گاما، به صورت آزمون و خطا انجام می‌شود که این امر زمان‌بر و نامطلوب است [۱۶]. برای حل این مشکل می‌توان براساس اطلاعات تصویر ورودی، مقدار گاما را خودکار تعیین کرد [۳۱]. از دیگر روش‌های مشابه می‌توان به روش اصلاح گامای تطبیقی^۱ [۳۱] و روش اصلاح گامای تطبیقی با توزیع وزن^۲ [۳۲] اشاره کرد. اشکال اصلی در روش‌های بر مبنای تصحیح گاما این است که بر روی هر پیکسل جداگانه و بدون در نظر گرفتن رابطه هر پیکسل با همسایگان آن اعمال می‌شود [۱۳]؛ بنابراین ممکن است، نتایج آن آسیب‌پذیر و از نظر بصری با صحنه‌های واقعی ناسازگار باشد [۱۳، ۱۷]؛ همچنین نبود توانایی کافی در افزایش شدت نور تصاویر تاریک، افزایش بیش از حد روشنایی و ازدست رفتن برخی از جزئیات تصویر از دیگر معایب این روش است [۱۶].

روش‌های مبتنی بر همسان‌سازی هیستوگرام یکی دیگر از روش‌هایی است که برای بهبود تصاویر تاریک مورد استفاده قرار می‌گیرد. در کل هرچه مقادیر روشنایی پیکسل‌های یک تصویر یکنواخت‌تر توزیع شده باشد، شدت نور آن بیشتر خواهد بود [۲۷]. به همین دلیل روش‌های همسان‌سازی هیستوگرام برای افزایش شدت نور تصاویر، تلاش می‌کنند مقادیر روشنایی تصویر را طوری تغییر دهند که هیستوگرام مربوط به آن، یکنواخت‌تر شود [۳۳]؛ همچنین با قراردادن مقادیر روشنایی در بازه [0,1]، از اشباع شدن مناطق به نسبت روشن و در نتیجه ازدست رفتن جزئیات تصویر، جلوگیری می‌کنند [۱۳]. روش‌های همسان‌سازی هیستوگرام به دلیل سادگی و عملکرد به نسبت بهتر، متداول‌ترین روش برای افزایش شدت نور و بهبود تصاویر تاریک است [۳۴]. در حال حاضر روش‌های زیادی در مورد همسان‌سازی هیستوگرام تصاویر وجود دارد که می‌توان آن‌ها را به صورت زیر دسته بندی کرد [۱۸، ۳۰]:

- همسان‌سازی سراسری هیستوگرام^۳
- همسان‌سازی محلی هیستوگرام^۴

همسان‌سازی سراسری هیستوگرام (همچون [۳۵-۳۷])، از اطلاعات کل هیستوگرام تصویر ورودی استفاده می‌کند؛ ایده اصلی این روش‌ها، بازآفرینی سطوح

خاکستری تصویر، براساس تابع چگالی تجمعی^۴ سطح خاکستری تصویر است [۳۸]. اگرچه این رویکرد برای بهبود کلی تصاویر مناسب است، اما اگر در برخی از سطوح خاکستری تصویر، سطوحی با فرکانس بسیار بالا وجود داشته باشد، شدت نور سایر سطوح کوچک، کاهش پیدا می‌کند [۱۸، ۳۶]. برای رفع این مشکل می‌توان از همسان‌سازی هیستوگرام محلی (همچون [۴۱-۳۹]) استفاده کرد؛ در این روش برای هر پیکسل، یک پنجره کوچک شامل پیکسل‌های مجاور آن ایجاد، سپس با توجه به اطلاعات آن پنجره، یک تابع تبدیل محلی برای هر پیکسل تعریف می‌شود که با استفاده از آن، مقادیر روشنایی پیکسل‌های مرکزی تغییر می‌کنند [۳۶]. روش‌های همسان‌سازی محلی برای آشکار سازی جزئیات پنهان شده در تصاویر تاریک مناسب‌اند [۳۳] و برخلاف همسان‌سازی سراسری هیستوگرام، مشکل وجود سطوح با فرکانس بالا در تصویر را ندارند [۴۱]. هزینه محاسباتی بالا، حساسیت به نوفه و غیرطبیعی به نظر رسیدن رنگ‌ها در تصاویر بهبود یافته از جمله معایب همسان‌سازی محلی هستند [۱۸، ۳۸].

به طور معمول روش‌های همسان‌سازی هیستوگرام در افزایش شدت نور تصاویر عملکرد خوبی دارند؛ با این حال مهم‌ترین مشکل روش‌های همسان‌سازی هیستوگرام، نبود توانایی کافی در افزایش میزان روشنایی تصاویر تاریک است [۱۷]. برای رفع این نقیصه به تازگی پژوهش‌گران براساس نظریه ریتاینکس [۱۹] روش‌هایی برای بهبود تصاویر تاریک پیشنهاد کرده‌اند (همچون [۱۳، ۲۲-۲۰، ۲۹]). اصطلاح ریتاینکس (Retinex)، از ترکیب دو واژه شبکه (Retina) و قشر (Cortex) شکل گرفته است؛ در واقع تئوری ریتاینکس، درک دید انسان از رنگ را براساس فرایندهای شبکه و قشر مدل می‌کند. این نظریه می‌تواند مواردی مانند افزایش شدت نور، متعادل‌سازی رنگ^۵، حذف سایه و فشرده‌سازی دامنه دینامیکی را در نظر بگیرد [۴۲]؛ به همین دلیل تاکنون کاربردهای مختلفی مانند بهبود تصاویر تاریک (همچون [۲۳، ۲۵، ۴۳، ۴۴])، نگاشت تن تصویر با دامنه ایستایی بالا^۶ (همچون [۴۵، ۴۶])، تصحیح تصویری سنسور از دور^۷ (همچون [۴۷]) و انتخاب و ردیابی هدف^۸ (همچون [۵، ۶]) داشته است.

مطابق نظریه ریتاینکس تصاویر را می‌توان به دو عامل بازتاب^۹ و روشنایی^{۱۰} تجزیه کرد؛ در این تجزیه عامل روشنایی میزان شدت نور بر روی اشیا و عامل بازتاب ویژگی‌های فیزیکی اشیا را مشخص می‌کند [۲۰].

⁴ Cumulative density function

⁵ Color balancing

⁶ High dynamic range image tone mapping

⁷ Remote sensing image correction

⁸ Target selection and tracking

⁹ Reflectance

¹⁰ Illumination

¹ Adaptive gamma correction

² Adaptive gamma correction with Weighting Distribution

³ Global Histogram Equalization

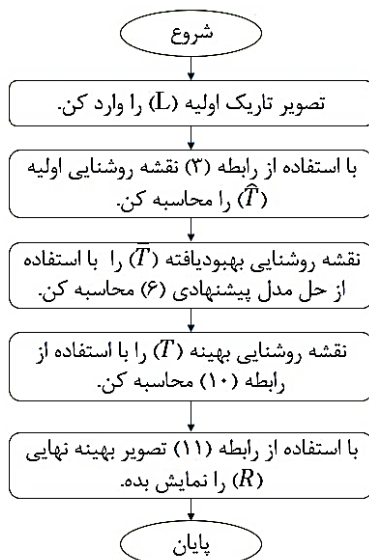
تا یک مدل ریاضی مشتق پذیر ارائه شود. محذب بودن و خطی بودن قیدهای مدل پیشنهادی از دیگر ویژگی‌های مثبت این مدل محسوب می‌شوند؛ همچنین در روش پیشنهادی (EIMO) برای افزایش شدت نور نهایی تصاویر، از یک تبدیل خطی ساده استفاده خواهد شد. در جدول (۱) برخی از پژوهش‌های درخصوص بهبود تصاویر تاریک دسته‌بندی شده‌است.

۳- روش پیشنهادی (EIMO)

در این بخش، به دنبال ارائه روشی جدید برای بهبود تصاویر تاریک هستیم؛ همان‌طور که بیان شد، افزایش مستقیم میزان روشنایی تصاویر تاریک می‌تواند باعث ازدست‌رفتن جزئیات در نقاط روشن تصویر شود [۱۶]؛ از طرف دیگر، روش‌های همسان‌سازی هیستوگرام نمی‌توانند روشنایی تصاویر تاریک را به‌خوبی افزایش دهند [۱۷]؛ اما با استفاده از نظریه ریتاینکس [۱۹] می‌توان روشنایی و شدت نور تصاویر تاریک را هم‌زمان و به‌خوبی افزایش داد [۲۷]؛ به‌همین دلیل، در ادامه براساس این نظریه روشی برای بهبود تصاویر تاریک ارائه می‌شود. نظریه ریتاینکس تصاویر را به دو عامل بازتاب و روشنایی تجزیه می‌کند:

$$L = R \circ T \quad (1)$$

که در آن L بیان‌گر تصویر تاریک اولیه و R و T به‌ترتیب بیان‌گر بازتاب و روشنایی تصویرند. در روش EIMO ابتدا نقشه روشنایی محاسبه می‌شود و سپس با استفاده از رابطه (۱) تصویر نهایی (R) به‌دست می‌آید. در شکل (۱) می‌توانید مراحل روش EIMO را مشاهده کنید:



(شکل-۱): مراحل روش پیشنهادی (EIMO)
(Figure-1): Steps of the proposed method (EIMO)

در برخی از پژوهش‌ها هر دو عامل بازتاب و روشنایی محاسبه می‌شوند (همچون [۲۲-۲۰])، اما در برخی دیگر از پژوهش‌ها به‌منظور کاهش حجم محاسبات، تنها یکی از این عوامل محاسبه و عامل دیگر براساس عامل محاسبه‌شده، تخمین زده می‌شود (همچون [۱۳، ۲۹]). تلاش‌های اولیه مانند ریتاینکس تک‌مقیاس^۱ [۲۶] و ریتاینکس چندمقیاس^۲ [۲۵]، عامل بازتاب را به‌عنوان نتیجه بهبودیافته نهایی تلقی کردند و عامل روشنایی را با استفاده از لگاریتم طبیعی بازتاب، تخمین زدند. افزایش بیش‌ازحد روشنایی و غیرطبیعی به‌نظررسیدن رنگ‌های تصویر، از معایب این دو روش محسوب می‌شوند. روش ریتاینکس چندمقیاس با ترمیم رنگ^۳ [۴۸] می‌تواند این اشکالات را برطرف کند؛ اگرچه این روش مشکل اعوجاج^۴ رنگ را تا حدودی حل می‌کند، اما ممکن است، نتواند جزئیات تصویر را به‌ویژه در مناطق روشن به‌خوبی حفظ کند [۴۲]. وانگ^۵ و همکاران [۲۳] فیلتری را برای تجزیه تصویر به بازتاب و روشنایی ارائه دادند که علاوه بر طبیعی به‌نظررسیدن رنگ‌ها، جزئیات تصویر را نیز افزایش می‌داد. محاسبه هم‌زمان بازتاب و روشنایی در روش پیشنهادی آن‌ها باعث افزایش حجم محاسبات و زمان اجرای الگوریتم آن‌ها می‌شود؛ به‌همین دلیل گوا^۶ و همکاران [۱۳] برای کاهش حجم محاسبات تنها از عامل روشنایی برای بهبود تصاویر تاریک استفاده کردند؛ با این حال آن‌ها ادعا کردند که روش آن‌ها نسبت به [۲۳] و چند روش مشابه دیگر، بهتر عمل می‌کند.

یکی از اشکالات روش‌های مبتنی بر نظریه ریتاینکس، وجود نوفه در تصاویر بهبودیافته است. برای رفع این مشکل به‌تازگی در مقالات [۴۹، ۵۰] عامل نوفه نیز در نظر گرفته می‌شود. روشنایی بیش از حد و کاهش شدت نور یکی دیگر از اشکالات روش‌های مبتنی بر نظریه ریتاینکس است [۱۳]؛ برای رفع این مشکل در این روش‌ها از روش‌هایی مانند تصحیح گاما برای تکمیل فرایند بهبود استفاده می‌شود.

در کل روش‌های مبتنی بر نظریه ریتاینکس نه تنها می‌توانند شدت نور و روشنایی تصویر را افزایش دهند، بلکه از نظر بهبود تصویر رنگی نیز دارای مزایای آشکاری هستند [۲۷]؛ به‌همین دلیل به‌تازگی مدل‌های ریاضی متفاوتی همچون [۱۳، ۲۰، ۲۴، ۴۹، ۵۰] براساس این نظریه ارائه شده‌است. مشتق‌پذیر نبودن تابع هدف مدل‌های یادشده را می‌توان به‌عنوان نقطه‌ضعف آن‌ها به‌شمار آورد، به‌همین دلیل، در این مقاله تلاش شده‌است

¹ Single-Scale Retinex

² Multi-Scale Retinex

³ Multi-Scale Retinex with Color Restoration

⁴ Distortion

⁵ Wang

⁶ Guo

(جدول-۱): برخی از پژوهش‌های پیرامون بهبود تصاویر تاریک
(Table-1): Some researches have been done on enhancing low-light images

روش استفاده‌شده					روش		
نظریهٔ ریتاینکس			هیستوگرام				
نوفه	روشنایی	بازتاب	محلی	سراسری	سال	نویسندگان	
					✓	۲۰۱۱	چیو و همکاران [۳۱]
					✓	۲۰۱۲	هوانگ و همکاران [۳۲]
					✓	۲۰۱۶	هوانگ و همکاران [۵۱]
					✓	۲۰۱۹	سرینیواس و بهندری [۱۷]
				✓		۱۹۷۷	کیم [۳۵]
				✓		۲۰۰۳	چن و راملی [۳۷]
				✓		۲۰۰۷	وانگ و وارد [۳۶]
			✓			۱۹۹۸	کیم و همکاران [۳۹]
			✓			۲۰۰۴	رضا [۴۰]
			✓			۲۰۱۱	لیو و همکاران [۴۱]
		✓				۱۹۹۷	جابسون و همکاران [۲۶]
		✓				۱۹۹۷	جابسون و همکاران [۲۵]
	✓	✓				۲۰۱۳	وانگ و همکاران [۲۳]
	✓	✓				۲۰۱۶	فو و همکاران [۲۰]
	✓	✓				۲۰۱۹	فو و همکاران [۲۴]
✓	✓	✓				۲۰۱۸	لی [۴۹]
✓	✓	✓				۲۰۱۸	رن و همکاران [۵۰]
	✓					۲۰۱۶	گو و همکاران [۱۳]
	✓					۲۰۲۱	روش پیشنهادی (EIMO)

که در آن L بیان‌گر تصویر تاریک اولیه است. تصویر تولیدشده از نقشه روشنایی اولیه ($\hat{T}$) را می‌توان براساس نظریه ریتانیکس از رابطه زیر محاسبه کرد:

$$\hat{R} = L / \hat{T} \quad (۴)$$

با جای‌گذاری $\hat{T}$ محاسبه‌شده از رابطه (۳) در رابطه (۴) برای هر پیکسل داریم:

$$\hat{R}(x, y) = L / (\max_{c \in \{R, G, B\}} L^c(x, y) + \epsilon) \quad (۵)$$

که در آن ϵ یک عدد بسیار کوچک برای جلوگیری از صفرشدن مخرج کسر است. همان‌طور که در شکل (۲) مشاهده می‌شود، به‌طور معمول تصویر $\hat{R}$ به‌دست‌آمده از نقشه روشنایی اولیه ($\hat{T}$) بسیار روشن است.

در تصویر $\hat{R}$ ممکن است برخی از رنگ‌های موجود در آن غیرطبیعی به‌نظر برسد؛ علاوه‌براین، جزئیات صحنه هدف در آن به‌خوبی مشخص نیست؛ بنابراین، کیفیت بصری این تصویر ($\hat{R}$) به‌طور معمول مطلوب نیست؛ به‌همین دلیل لازم است تغییراتی بر روی نقشه روشنایی

از آنجاکه تنها زبان قابل‌فهم برای سامانه‌ها و نرم‌افزارهای رایانه‌ای اعداد هستند، لازم است که درگام نخست تصاویر رنگی به اعدادی تبدیل شوند که بیان‌گر خصوصیات کامل تصویر باشند. پرکاربرترین مدل رنگی، مدل RGB است [۵۲]؛ در مدل RGB هر رنگ از ترکیب سه رنگ قرمز، آبی و سبز با شدت‌های متفاوت تشکیل می‌شود [۵۳]. براین‌اساس یک تصویر رنگی را می‌توان با تابع شدت^۱ زیر نمایش داد:

$$L_{RGB} = (L^R, L^G, L^B) \quad (۲)$$

که در آن L_{RGB} بیان‌گر تابع شدت و $L^R(x, y)$ ، $L^G(x, y)$ و $L^B(x, y)$ به‌ترتیب بیان‌گر میزان کانال‌های قرمز، سبز و آبی در پیکسل (x, y) هستند. تصویر RGB از سه ماتریس تشکیل شده است که این امر باعث افزایش حجم محاسبات می‌شود؛ لذا در روش EIMO به‌منظور کاهش حجم محاسبات، از نقشه روشنایی اولیه تصویر استفاده می‌شود. نقشه روشنایی اولیه یک تصویر را می‌توان از رابطه زیر محاسبه کرد [۱۳، ۳۴]:

$$\hat{T}(x, y) = \max_{c \in \{R, G, B\}} L^c(x, y) \quad (۳)$$

^۱ Intensity Function

دستیابی به تصویری روشن و باکیفیت بصری مطلوب، تعادل مناسبی بین این دو مورد برقرار می‌کند. مدل پیشنهادی به صورت زیر ارائه می‌شود:

$$\min_T \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (\bar{T}(i, j) - \hat{T}(i, j))^2 + \alpha \sum_{i=2}^m \sum_{j=2}^n (W_p(i, j)P(i, j) + W_q(i, j)Q(i, j))$$

S. T

$$-P(i, j) \leq \bar{T}(i-1, j) - \bar{T}(i, j) \leq P(i, j)$$

$$-Q(i, j) \leq \bar{T}(i, j-1) - \bar{T}(i, j) \leq Q(i, j) \quad (6)$$

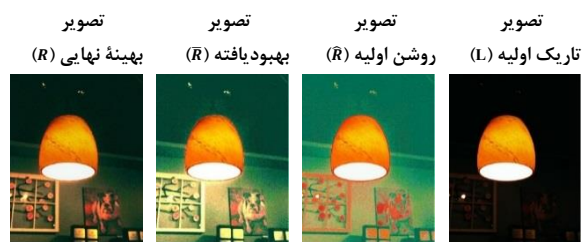
که در آن $\bar{T}$ ، P و Q به عنوان متغیر هستند و m و n پارامترهایی هستند که باتوجه به ابعاد تصویر ورودی مشخص می‌شوند. P و Q برای کاهش اختلاف پیکسل‌های مجاور با یکدیگر در تابع هدف قرارداد شده است و باید درقیدهای این مدل صدق کنند. مؤلفه دوم تابع هدف به همراه قیدهای مدل ریاضی تلاش می‌کند که از طریق کاهش اختلاف پیکسل‌های مجاور، کیفیت تصاویر بهبودیافته را افزایش دهند؛ همچنین به منظور تضمین روشنایی تصاویر، مؤلفه نخست تابع هدف تلاش می‌کند که نقشه روشنایی بهبودیافته ($\bar{T}$) اختلاف زیادی از نقشه روشنایی اولیه ($\hat{T}$) نداشته باشد؛ به بیانی دیگر مؤلفه نخست تابع هدف روشنایی و مؤلفه دوم تابع هدف کیفیت بصری تصاویر را تضمین می‌کنند. تعادل بین روشنایی و کیفیت به وسیله پارامتر مثبت α برقرار می‌شود. هرچه α بزرگ تر انتخاب شود، تأثیر نقشه روشنایی اولیه کمتر و در مقابل تأثیر پیکسل‌های مجاور بیشتر می‌شود؛ بنابراین، انتخاب یک عدد بزرگ برای α می‌تواند منجر به کاهش روشنایی تصاویر شود و با انتخاب یک عدد کوچک برای α ممکن است کیفیت بصری تصاویر کاهش پیدا کند؛ همچنین W_p و W_q ماتریس وزن نام دارد که میزان تأثیر پیکسل‌های مجاور را مشخص می‌کند. W_p و W_q به صورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$W_p(i, j) = \frac{1}{|\hat{T}(i, j) - \hat{T}(i-1, j)| + \epsilon} \quad (7)$$

$$W_q(i, j) = \frac{1}{|\hat{T}(i, j) - \hat{T}(i, j-1)| + \epsilon} \quad (8)$$

تابع هدف مدل ریاضی پیشنهادی یک تابع درجه دوم است؛ بنابراین، مدل پیشنهادی در مقایسه با سایر مدل‌های مشابه (همچون [۱۳، ۲۰، ۲۴، ۴۹، ۵۰])، مشتق پذیر است. محدب بودن و خطی بودن قیدها از دیگر ویژگی‌های مثبت این مدل به حساب می‌آید. به همین دلیل برای دستیابی به جواب بهینه سراسری می‌توان از روش‌های کلاسیک بهینه‌سازی استفاده کرد.

اولیه ($\hat{T}$) به منظور افزایش کیفیت بصری تصویر انجام شود.



(شکل-۲): مقایسه تصویر تاریک اولیه (L)، تصویر روشن

اولیه ($\bar{R}$)، تصویر بهبودیافته ($\bar{R}$) و تصویر بهینه نهایی (R)

(Figure-2): Comparison of the initial low-light image (L), the initial light image ($\bar{R}$), the enhanced image ($\bar{R}$) and the final optimal image (R)

این تغییرات باید به نحوی صورت پذیرد که ضمن حفظ روشنایی، کیفیت از دست رفته را به تصویر $\bar{R}$ باز گرداند. تاکنون مدل‌های ریاضی متفاوتی همچون [۱۳، ۲۰، ۲۴، ۴۹، ۵۰] برای بهبود نقشه روشنایی اولیه ($\hat{T}$) ارائه شده است. تابع هدف مدل‌های یاد شده مشتق پذیر نیست؛ به همین دلیل برای حل این مدل‌ها نمی‌توان از بسیاری از روش‌های مطرح در بهینه‌سازی همچون روش نیوتن، روش گرادیان و روش ناحیه اعتماد استفاده کرد [۵۴]؛ علاوه بر این، در حل مدل‌های مشتق ناپذیر به طور معمول از تقریب‌هایی برای محاسبه مشتق تابع هدف استفاده می‌شود. این تقریب‌ها می‌تواند باعث کاهش دقت جواب به دست آمده شود؛ از این رو، در ادامه تلاش می‌شود مدلی مشتق پذیر و محدب برای بهبود نقشه روشنایی اولیه ($\hat{T}$) ارائه تا از این طریق امکان استفاده از روش‌های متنوع برای حل دقیق این مدل فراهم شود.

نقشه روشنایی به دست آمده از حل مدل ریاضی پیشنهادی را نقشه روشنایی بهبودیافته ($\bar{T}$) نام گذاری می‌کنیم. مدل پیشنهادی، نقشه روشنایی بهبودیافته ($\bar{T}$) را با در نظر گرفتن مفروضات زیر محاسبه می‌کند:

I. نقشه روشنایی بهبودیافته ($\bar{T}$) با نقشه روشنایی اولیه اختلاف زیادی نداشته باشد (به منظور حفظ روشنایی).

II. در نقشه روشنایی بهبودیافته ($\bar{T}$)، عدد مربوط به هر پیکسل تا حد امکان به پیکسل‌های مجاور آن نزدیک باشد (به منظور افزایش کیفیت و صاف شدن تصویر).

در نقشه روشنایی هر اندازه عدد مربوط به هر پیکسل به پیکسل‌های مجاور خود نزدیک تر باشد، به طور معمول جزئیات بیشتری در تصویر به دست آمده قابل مشاهده خواهد بود، اما نزدیک شدن اعداد پیکسل‌های مجاور به یکدیگر نباید باعث اختلاف زیاد از نقشه روشنایی اولیه ($\hat{T}$) شود؛ زیرا این امر ممکن است، روشنایی تصویر را تحت تأثیر قرارداد؛ بنابراین، مدل پیشنهادی به منظور

برای حل مدل‌های ریاضی از حل‌کننده‌های متفاوتی می‌توان استفاده کرد. حل‌کننده CPLEX یکی از پیشرفته‌ترین و موردقبول‌ترین حل‌کننده‌ها در بهینه‌سازی به حساب می‌آید [۵۵]. از طرف دیگر، این حل‌کننده برای مدل‌هایی با ویژگی‌های مدل پیشنهادی (درجه دوم بودن، مشتق پذیر بودن، محدب بودن، خطی بودن قیدها) عملکرد مطلوبی دارد؛ به همین دلیل، در این مقاله با استفاده از حل‌کننده CPLEX مدل پیشنهادی حل می‌شود. برای این منظور از نرم‌افزار IBM ILOG CPLEX استفاده شده است. پیاده‌سازی آسان مدل از جمله مزیت‌های این نرم‌افزار است.

بعد از حل مدل پیشنهادی و به دست آوردن نقشه روشنایی بهبودیافته ($\bar{T}$) می‌توان از رابطه زیر تصویر بهبودیافته ($\bar{R}$) را به دست آورد:

$$\bar{R} = L/\bar{T} \quad (9)$$

همان‌طور که در شکل (۳) مشاهده می‌شود، میزان روشنایی تصویر بهبودیافته ($\bar{R}$) بیش از اندازه است؛ به همین دلیل، برخی از جزئیات در این تصویر قابل مشاهده نیست؛ لذا در روش EIMO از یک تبدیل خطی ساده برای اصلاح نقشه روشنایی بهبودیافته ($\bar{T}$) استفاده می‌شود. نقشه روشنایی اصلاح شده را نقشه روشنایی بهینه (T) نام‌گذاری می‌کنیم. نقشه روشنایی بهینه (T) را از تبدیل خطی زیر محاسبه می‌کنیم:

$$T = \bar{T} + \omega \quad (10)$$

که در آن ω پارامتری مثبت و نزدیک به صفر است. تصویر بهینه نهایی (R) از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$R = L/T \quad (11)$$

همان‌طور که در شکل (۳) مشاهده می‌شود، کیفیت تصویر بهینه نهایی (R) در مقایسه با تصویر بهبودیافته ($\bar{R}$) بسیار بیشتر است.

۴- مقیاس‌های سنجش کیفیت بصری تصاویر

در حال حاضر ارزیابی بصری کیفیت تصاویر، دقیق‌ترین شیوه برای بررسی کیفیت تصاویر است؛ با این حال ارزیابی بصری کیفیت تصاویر، بسیار وقت‌گیر و وابسته به انسان است [۵۶]. برای بررسی راحت‌تر کیفیت تصاویر، می‌توان از مقیاس‌های متفاوتی که تاکنون ارائه شده استفاده کرد. در این مقاله برای بررسی عملکرد و کارایی روش پیشنهادی از مقیاس‌های AMBE [۳۷]، LOE [۵۷]، SSIM [۵۸] و NIQE [۵۹] استفاده خواهد شد. در ادامه به معرفی اجمالی این مقیاس‌ها می‌پردازیم:

- میانگین روشنایی تصویر (AMBE): به طور معمول هرچه مقدار AMBE بیشتر باشد، تصویر از روشنایی بیشتری برخوردار است.
- خطای نظم سبکی^۱ (LOE): این مقیاس می‌تواند اعوجاج ایجاد شده در تصویر را محاسبه کند. به طور معمول هرچه مقدار LOE کمتر باشد نشان‌دهنده این است که در تصویر بهینه نهایی (R) اعوجاج کمتری به وجود آمده است.
- سنجش کیفیت طبیعی تصویر^۲ (NIQE): این مقیاس میزان طبیعی به نظر رسیدن رنگ‌ها در یک تصویر را ارزیابی می‌کند و به طور معمول هرچه مقدار آن کمتر باشد، تصویر از کیفیت بیشتری برخوردار خواهد بود.
- شاخص تشابه ساختاری (SSIM): این مقیاس برای اندازه‌گیری شباهت بین دو تصویر مورد استفاده قرار می‌گیرد [۶۰] و به طور معمول هرچه مقدار آن بیشتر باشد، بیان‌گر آن است که فرایند پردازش بهتر صورت گرفته است.

۵- نتایج عددی

در این مقاله روشی برای بهبود تصاویر تاریک ارائه شده است. در ادامه عملکرد EIMO را با روش‌های مطرح AMSR [۶۱]، NPE [۲۳]، SRIE [۲۰]، DONG [۶۲]، MF [۳۴] و LIME [۱۳] مقایسه می‌کنیم؛ روش‌های مذکور از جمله روش‌های قدرتمند بهبود تصاویر تاریک‌اند که بیشتر پژوهشگران روش خود را با آن‌ها مقایسه می‌کنند. به همین دلیل، در این مقاله عملکرد EIMO با این روش‌ها مقایسه می‌شود؛ در این مقایسه علاوه بر بررسی بصری کیفیت تصاویر بهبودیافته از مقیاس‌های AMBE [۳۷]، LOE [۵۷]، SSIM [۵۸] و NIQE [۵۹] نیز استفاده می‌کنیم. تصاویر استفاده شده در این مقاله از مراجع [۱۳، ۵۷، ۶۳] استخراج و برای پیاده‌سازی کدهای معرفی شده از [۶۴] استفاده شده است. نتایجی که در ادامه آورده می‌شود در سیستمی با ویندوز هفت با هشت گیگابایت و با سی‌پی‌یو core i5 به دست آمده است؛ همچنین مدل پیشنهادی در نرم‌افزار IBM ILOG CPLEX 12.10 پیاده‌سازی شده است.

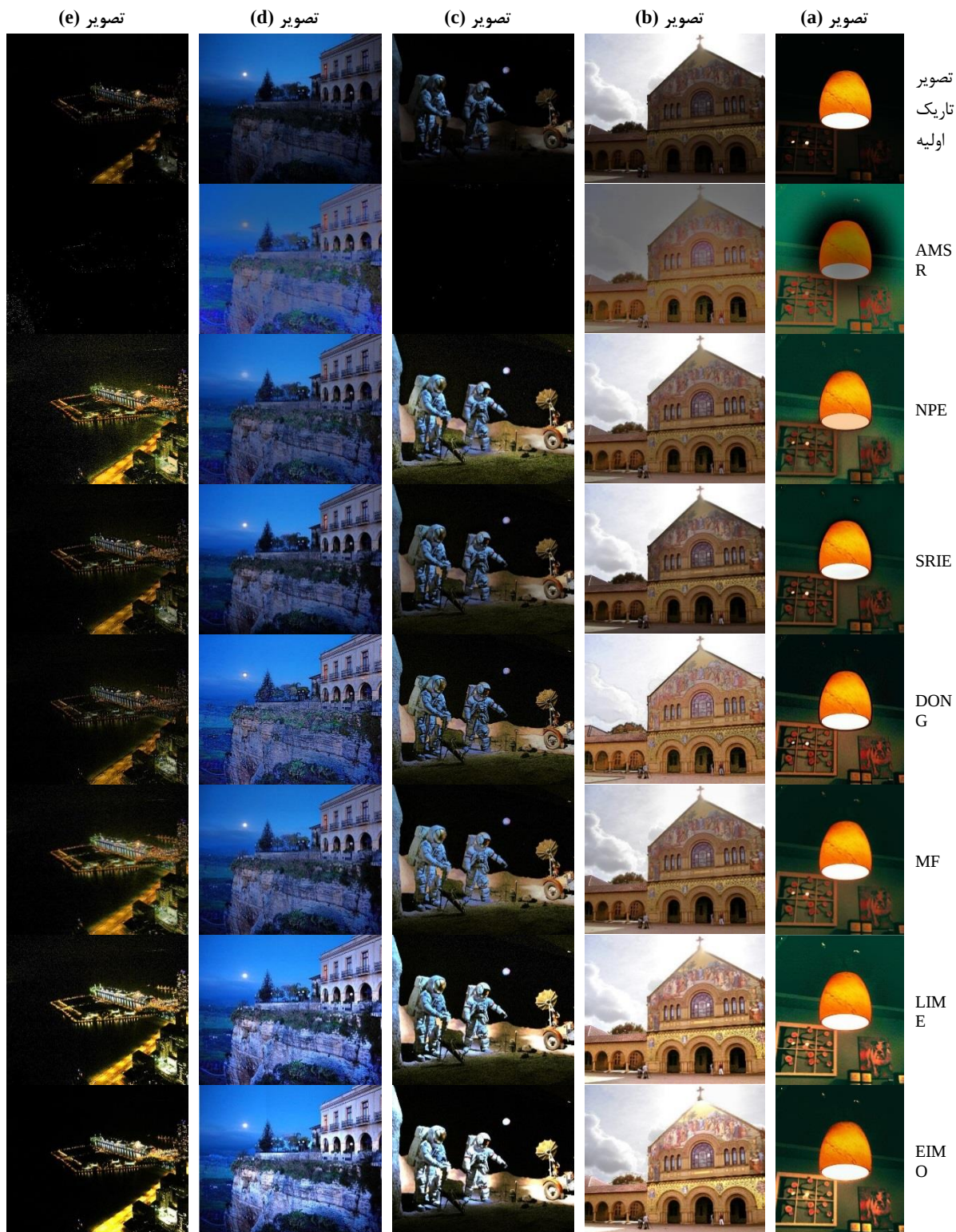
در شکل (۳) پنج تصویر تاریک با استفاده از روش EIMO و همچنین چند روش مطرح دیگر بهبود داده شده است. با توجه به آزمایش‌هایی که توسط نویسندگان بر روی تصاویر مختلف انجام شده است به طور معمول EIMO به ترتیب با α و ω برابر با ۰/۶ و ۰/۸ عملکرد مطلوبی دارد. به همین دلیل در شکل (۳) از این مقادیر برای بهبود تصاویر تاریک استفاده شده است؛

¹ Lightness order error

² Natural Image Quality Evaluator

همچنین جدول (۲) عملکرد EIMO را بررسی و با دیگر روش‌های مطرح مقایسه می‌کنیم.

همچنین در اشکال (۴) و (۵) به ترتیب نمودار جعبه‌ای مقیاس‌های $AMBE(\uparrow)$ و $LOE(\downarrow)$ و در جدول (۲) میانگین این مقیاس‌ها برای تصاویر بهبودیافته شکل (۳) رسم شده‌است. در ادامه با توجه به شکل‌های (۳ تا ۵) و



(شکل-۳): مقایسه کیفیت بصری تصاویر بهبودیافته توسط EIMO با سایر روش‌های مطرح
(Figure-3): Comparison of the visual quality of images enhanced by EIMO with other methods

هستند. رنگ‌ها در تصاویر بهبودیافته با EIMO در مقایسه با این روش‌ها طبیعی‌تر بوده و میزان روشنایی در آن‌ها نیز بیشتر است. این برتری برای تصاویر (a)، (c) و (d) مشهودتر است.

باتوجه به شکل (۳) از نظر میزان روشنایی و کیفیت بصری، تصاویر بهبودیافته به وسیله EIMO به نظر بهتر از تصاویر بهبودیافته با روش‌های AMSR، NPE، SRIE و DONG

بصری نیز می‌توان تشخیص داد؛ بنابراین، می‌توان گفت که EIMO در بهبود تصاویر تاریک عملکرد بهتری در مقایسه با AMSR، NPE، SRIE و DONG دارد.

با توجه به شکل (۳) تصاویر بهبودیافته به‌وسیله EIMO در مقایسه با تصاویر بهبودیافته به‌وسیله MF روشن‌تر بوده و از تنوع رنگی بیشتری برخوردارند؛ برای مثال در تصویر بهبودیافته (a) به‌وسیله EIMO تنوع رنگی بیشتری در مقایسه با تصویر بهبودیافته به‌وسیله MF مشاهده می‌شود. با توجه به شکل (۴) و جدول (۲)، EIMO از منظر مقیاس AMBE نسبت به MF برتری قابل‌توجهی دارد؛ این بدان معناست که میزان روشنایی تصاویر بهبودیافته به‌وسیله EIMO بیشتر از تصاویر بهبودیافته به‌وسیله MF است؛ همچنین با توجه به شکل (۵) و جدول (۲) می‌توان گفت که EIMO و MF از منظر مقیاس LOE عملکرد تقریباً مشابهی دارند؛ بنابراین در مجموع به‌نظر می‌رسد که برای بهبود تصاویر تاریک استفاده از EIMO در مقایسه با MF عملکرد بهتری دارد.

با توجه به شکل (۳) کیفیت بصری تصاویر بهبودیافته به‌وسیله EIMO و LIME تا حدودی مشابه یکدیگرند؛ همچنین با توجه به شکل (۴) و جدول (۲) عملکرد این دو روش از منظر مقیاس AMBE نیز مشابه یکدیگرند. این بدان معنی است که هر دو روش به‌طور تقریبی به یک اندازه میزان روشنایی تصاویر تاریک را افزایش می‌دهند، اما با توجه به شکل (۵) و جدول (۲) از منظر مقیاس LOE روش EIMO نسبت به LIME بهتر عمل می‌کند؛ به‌عبارت دیگر، در تصاویر بهبودیافته به‌وسیله EIMO در مقایسه با LIME اعوجاج کمتری ایجاد می‌شود.

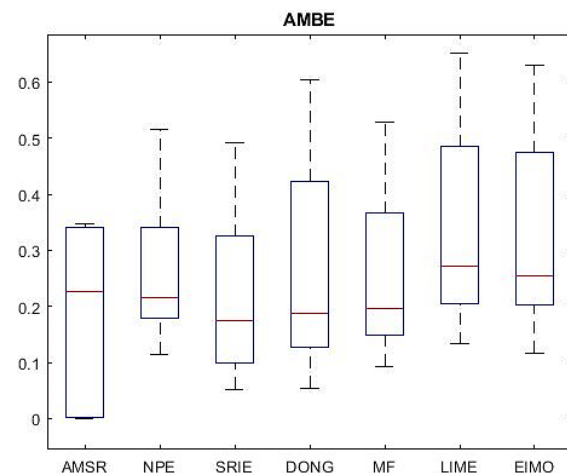
(جدول-۲): میانگین مقیاس‌های LOE و AMBE برای تصاویر شکل (۴)

(Table-2): Mean LOE and AMBE scales for the images in Figure (4)

AMBE ($\uparrow$)	LOE ($\downarrow$)	
۰.۱۸۲۸	۳۷۹۰	AMSR
۰.۲۶۵۹	۷۳۵	NPE
۰.۲۲۰۵	۸۴۱	SRIE
۰.۲۷۲۱	۷۹۶	DONG
۰.۲۵۹۶	۵۳۸	MF
۰.۳۴۳۰	۹۵۸	LIME
۰.۳۳۱۱	۵۷۹	EIMO

با توجه به این‌که کیفیت بصری تصاویر بهبودیافته به‌وسیله EIMO و LIME مشابه یکدیگرند؛ در ادامه تصاویر بهبودیافته به‌وسیله این دو روش را از منظر دو مقیاس NIQE و SSIM نیز مورد بررسی و مقایسه قرار

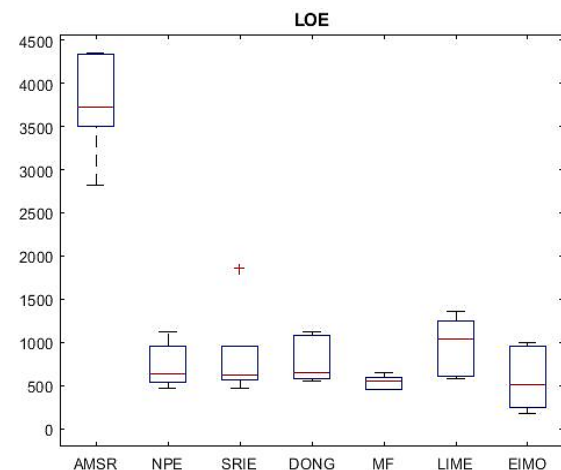
برای مثال AMSR در تصویر (a) اطراف لامپ وسط تصویر را سیاه کرده‌است. برای تصویر (a) NPE، SRIE و DONG نتوانسته‌اند میزان روشنایی را به‌خوبی افزایش دهند و علاوه‌براین، رنگ‌ها در تصاویر بهبودیافته با این روش‌ها غیرطبیعی به‌نظر می‌رسد، اما همان‌طور که مشاهده می‌شود، اگر تصویر (a) به‌وسیله EIMO بهبود داده شود، این اشکالات را نخواهد داشت. با توجه به شکل‌های (۴) و (۵) و همچنین جدول (۲) از منظر مقیاس‌های AMBE و LOE روش EIMO عملکرد بسیار بهتری در مقایسه با روش‌های AMSR، NPE، SRIE و DONG دارد.



(شکل-۴): مقایسه تصاویر بهبودیافته به‌وسیله EIMO با سایر

روش‌های مطرح با استفاده از مقیاس AMBE ($\uparrow$)

(Figure-4): Comparison of EIMO enhanced images with other proposed methods using the AMBE ($\uparrow$) scale



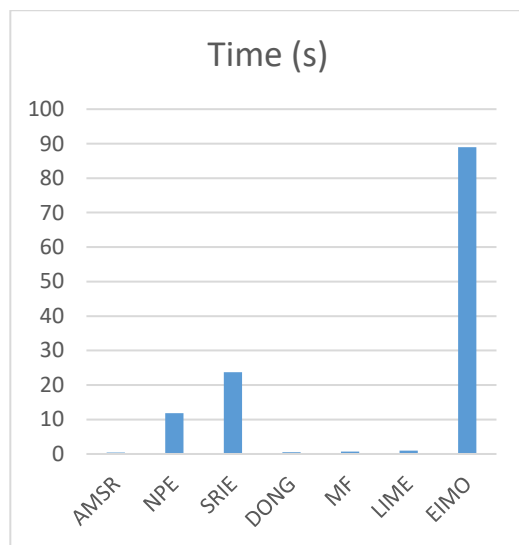
(شکل-۵): مقایسه تصاویر بهبودیافته به‌وسیله EIMO با سایر

روش‌های مطرح با استفاده از مقیاس LOE ($\downarrow$)

(Figure-5) Comparison of EIMO enhanced images with other proposed methods using LOE ($\downarrow$) scale

این بدان معناست که تصاویر بهبودیافته به‌وسیله EIMO در مقایسه با AMSR، NPE، SRIE و DONG از روشنایی بیشتری برخوردار است و علاوه‌براین در آن‌ها اعوجاج کمتری ایجاد شده‌است و این موارد را به‌صورت

EIMO نسبت به سایر روش‌ها بیشتر است، اما همان‌طور که اشاره شد معمولاً کیفیت تصاویر بهبودیافته به وسیله EIMO بهتر از دیگر روش‌هاست؛ همچنین باتوجه به ویژگی‌های مدل پیشنهادی (به‌ویژه مشتق‌پذیری تابع هدف) این احتمال وجود دارد که در صورت استفاده از سایر روش‌های حل مدل، زمان هم‌گرایی نیز کاهش پیدا کند. این موضوع را می‌توان به‌عنوان پژوهش‌های آینده مورد بررسی قرار داد. باتوجه به بحث بالا، عملکرد روش EIMO از نظر کیفیت بصری تصاویر بهبودیافته و همچنین از منظر مقیاس AMBE بسیار نزدیک به روش قدرتمند LIME و بهتر از روش‌های AMSR، SRIE، NPE، DONG و MF است.



(شکل-۶): مقایسه میانگین زمان اجرای EIMO با سایر روش‌ها
(Figure-6) Comparison of average EIMO execution time with other methods

همچنین روش EIMO از منظر مقیاس LOE تقریباً مشابه روش MF و بهتر از روش‌های AMSR، NPE، SRIE، DONG و LIME عمل می‌کند؛ بنابراین، می‌توان گفت که روش EIMO در مجموع از دیگر روش‌های یادشده عملکرد بهتری دارد؛ لذا برای بهبود و افزایش روشنایی تصاویر تاریک می‌توان از روش EIMO استفاده کرد.

۶- نتیجه‌گیری

به‌طور معمول پایین بودن میزان روشنایی تصاویر ضبط‌شده در محیط‌های تاریک، باعث کاهش جزئیات صحنه هدف در این گونه از تصاویر می‌شود؛ به‌همین دلیل عملکرد الگوریتم‌های دید رایانه در این تصاویر می‌تواند کاهش پیدا کند؛ لذا در این مقاله براساس نظریه ریتاینکس روشی (EIMO) برای بهبود تصاویر تاریک پیشنهاد شده‌است. در روش EIMO پس از محاسبه نقشه

می‌دهیم. در جدول (۳) و جدول (۴) به ترتیب نتایج حاصل از مقیاس‌های NIQE و SSIM برای تصاویر شکل (۳) گزارش شده‌است.

(جدول-۳): مقایسه کیفیت بصری تصاویر بهبودیافته به وسیله

LIME و EIMO با استفاده از مقیاس NIQE ($\downarrow$)

(Table-3): Comparison of the visual quality of images enhanced by LIME and EIMO using NIQE ($\downarrow$) scale

تصویر (a)	تصویر (b)	تصویر (c)	تصویر (d)	تصویر (e)	
۴.۷۰	۲.۸۳	۳.۷۲	۲.۵۳	۶.۳۰	LIME
۴.۵۰	۲.۵۷	۳.۹۵	۲.۴۳	۵.۳۶	EIMO

(جدول-۴): مقایسه کیفیت بصری تصاویر بهبودیافته به وسیله

LIME و EIMO با استفاده از مقیاس SSIM ($\uparrow$)

(Table-4): Comparison of the visual quality of images enhanced by LIME and EIMO using SSIM ($\uparrow$) scale

تصویر (a)	تصویر (b)	تصویر (c)	تصویر (d)	تصویر (e)	
۰/۱۷۹۵	۰/۵۵۰۵	۰/۱۵۶۹	۰/۶۱۵۰	۰/۱۴۰۱	LIME
۰/۲۳۶۶	۰/۵۵۱۲	۰/۳۳۱۲	۰/۴۲۳۴	۰/۶۱۳۱	EIMO

بر طبق جدول (۳) می‌توان گفت که از منظر مقیاس NIQE اغلب در بهبود تصاویر تاریک EIMO بهتر از LIME عمل می‌کند؛ به عبارت دیگر، رنگ‌ها در تصاویر بهبودیافته به وسیله EIMO در مقیاس LIME طبیعی‌تر به نظر می‌رسند؛ بنابراین از این منظر روش پیشنهادی EIMO نسبت به LIME می‌تواند گزینه بهتری باشد.

با توجه به جدول (۴)، EIMO در مقیاس با LIME از منظر مقیاس SSIM به‌طور معمول عملکرد بهتری دارد؛ برای مثال از منظر این مقیاس EIMO برای تصاویر (c) و (e) به ترتیب تقریباً دو و چهار برابر بهتر از LIME عمل کرده‌است؛ دلیل این امر می‌تواند نوفه‌هایی باشد که به وسیله LIME در قسمت سیاه‌رنگ بالای این تصاویر ایجاد شده‌است؛ همان‌طور که بیان شد، SSIM میزان شباهت بین تصویر نخست و تصویر بهبودیافته نهایی را ارزیابی می‌کند. بر این اساس تصاویر بهبودیافته به وسیله EIMO در مقیاس با تصاویر بهبودیافته به وسیله LIME شباهت بیشتری با تصویر اولیه دارد.

اگرچه غالباً LIME از منظر مقیاس AMBE در مقایسه با EIMO مقداری بهتر عمل می‌کند، اما در مقابل EIMO از منظر مقیاس‌های LOE، NIQE و SSIM به‌طور معمول کارایی بهتری دارد؛ به همین دلیل به نظر می‌رسد که برای بهبود تصاویر تاریک استفاده از EIMO در مقیاس با LIME می‌تواند گزینه بهتری باشد.

در شکل (۶) نمودار میانگین زمان اجرای روش EIMO و روش‌های AMSR، NPE، SRIE، DONG، MF و LIME رسم شده‌است. از آنجا که در این مقاله مدل ریاضی پیشنهادی به صورت دقیق حل می‌شود، زمان اجرای

and M. Er, "Development of a refined illumination and reflectance approach for optimal construction site interior image enhancement," *Constr. Innov.*, 2024, doi: 10.1108/CI-02-2022-0044.

[9] احمدی، سید محمد و دیانت، روح الله، «یک چارچوب توزیعی مبتنی بر خوشه‌بندی دومارحله‌ای برای شناسایی چهره درمقیاس بالا»، مجله پردازش علائم و داده‌ها، شماره ۱، صفحات ۵۳-۷۰، ۱۴۰۳

- [10] S. Sarkar, V. Venugopalan, K. Reddy, M. Giering, J. Ryde, and N. Jaitly, "Occlusion Edge Detection in RGB-D Frames using Deep Convolutional Networks," 2014, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1412.7007>.
- [11] K. G. Lore, A. Akintayo, and S. Sarkar, "LLNet: A deep autoencoder approach to natural low-light image enhancement," *Pattern Recognit.*, 2017, doi: 10.1016/j.patcog.2016.06.008.
- [12] W. Kim, R. Lee, M. Park, and S. H. Lee, "Low-Light Image Enhancement Based on Maximal Diffusion Values," *IEEE Access*, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2940452.
- [13] X. Guo, Y. Li, and H. Ling, "LIME: Low-light image enhancement via illumination map estimation," *IEEE Trans. Image Process.*, 2017, doi: 10.1109/TIP.2016.2639450.
- [14] S. Der Chen and A. R. Ramli, "Contrast enhancement using recursive mean-separate histogram equalization for scalable brightness preservation," *IEEE Trans. Consum. Electron.*, 2003, doi: 10.1109/TCE.2003.1261233.
- [15] T. Arici, S. Dikbas, and A. Altunbasak, "A histogram modification framework and its application for image contrast enhancement," *IEEE Trans. Image Process.*, 2009, doi: 10.1109/TIP.2009.2021548.
- [16] M. Veluchamy and B. Subramani, "Image contrast and color enhancement using adaptive gamma correction and histogram equalization," *Optik (Stuttg.)*, 2019, doi: 10.1016/j.ijleo.2019.02.054.
- [17] K. Srinivas and A. K. Bhandari, "Low light image enhancement with adaptive sigmoid transfer function," *IET Image Process.*, vol. 14, no. 4, pp. 668-678, 2020, doi: 10.1049/iet-ipr.2019.0781.
- [18] M. A. Al Wadud, M. H. Kabir, M. A. A. Dewan, and O. Chae, "A dynamic histogram equalization for image contrast enhancement," *IEEE Trans. Consum. Electron.*, 2007, doi: 10.1109/TCE.2007.381734.
- [19] Edwin H. Land, "The Retinex Theory of Color Vision," *Sci. Am.*, 1977.
- [20] X. Fu, D. Zeng, Y. Huang, X. P. Zhang, and X. Ding, "A Weighted Variational Model for Simultaneous Reflectance and Illumination Estimation," 2016, doi: 10.1109/CVPR.2016.304.
- [21] D. Parihar, A. Singh, and K. Singh, "Illumination Estimation for Nature Preserving low-light image enhancement," pp. 1-11, 2020.

روشنایی اولیه، از یک مدل ریاضی برای بهبود آن استفاده می‌شود. وجه برتری مدل پیشنهادی نسبت به دیگر مدل‌های مشابه، مشتق‌پذیری تابع هدف آن است. محذب‌بودن مدل پیشنهادی و همچنین خطی‌بودن قیدهای آن از دیگر ویژگی مطلوب این مدل محسوب می‌شود. به‌طورمعمول EIMO می‌تواند ضمن حفظ جزئیات صحنه هدف، میزان روشنایی و شدت نور تصاویر تاریک را تا حد قابل‌ملاحظه‌ای افزایش دهد؛ همچنین در این پژوهش کارایی روش EIMO در بهبود تصاویر تاریک با چند روش مطرح دیگر مورد بررسی و مقایسه قرارگرفت؛ در این بررسی، علاوه بر ارزیابی کیفیت بصری تصاویر بهبودیافته، از مقیاس‌های AMBE و LOE، NIQE و SSIM نیز استفاده شده‌است. نتایج بررسی‌های ما نشان می‌دهد که روش EIMO در مقایسه با روش‌های MF، DONG، SRIE، NPE، AMSR و MF عملکرد بهتری دارد؛ همچنین کیفیت بصری تصاویر بهبودیافته به‌وسیله EIMO قابل‌رقابت با روش قدرتمند LIME است؛ بنابراین از EIMO برای بهبود تصاویر تاریک و همچنین افزایش کارایی الگوریتم‌های دید رایانه می‌توان بهره‌گرفت.

7-Reference

۷- مراجع

- [1] D. Oneata, J. Revaud, J. Verbeek, and C. Schmid, "Spatio-temporal object detection proposals," 2014, doi: 10.1007/978-3-319-10578-9_48.
- [2] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "ImageNet classification with deep convolutional neural networks," 2012, doi: 10.1061/(ASCE)GT.1943-5606.0001284.
- [3] رضائی، معصومه، رضائیان، مهدی و ولی درهمی، «توصیف‌گر موضعی جدید با استفاده از نگاشت مرکاتور به‌منظور تشخیص اشیای سه‌بعدی»، مجله پردازش علائم و داده‌ها، شماره ۱، صفحات ۱۱۱-۱۴۰، ۱۴۰۱
- [4] K. Zhang, L. Zhang, and M. H. Yang, "Fast Compressive Tracking," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 2014, doi: 10.1109/TPAMI.2014.2315808.
- [5] Y. Liu, R. R. Martin, L. De Dominicis, and B. Li, "Using retinex for point selection in 3D shape registration," *Pattern Recognit.*, 2014, doi: 10.1016/j.patcog.2013.12.015.
- [6] C. Jung, T. Sun, and L. Jiao, "Eye detection under varying illumination using the retinex theory," *Neurocomputing*, 2013, doi: 10.1016/j.neucom.2013.01.038.
- [7] C. Couprie, C. Farabet, L. Najman, and Y. LeCun, "Indoor semantic segmentation using depth information," 2013.
- [8] J. K. W. Wong, M. Maghrebi, A. Ahmadian Fard Fini, M. A. Alizadeh Golestani, M. Ahmadiania,

- [36] Q. Wang and R. K. Ward, "Fast image/video contrast enhancement based on weighted thresholded histogram equalization," *IEEE Trans. Consum. Electron.*, 2007, doi: 10.1109/TCE.2007.381756.
- [37] S. Der Chen and A. R. Ramli, "Minimum mean brightness error bi-histogram equalization in contrast enhancement," *IEEE Trans. Consum. Electron.*, 2003, doi: 10.1109/TCE.2003.1261234.
- [38] N. Kong, "A Literature Review on Histogram Equalization and Its Variations for Digital Image Enhancement," *Int. J. Innov. Manag. Technol.*, 2013, doi: 10.7763/ijimt.2013.v4.426.
- [39] T. K. Kim, J. K. Paik, and B. S. Kang, "Contrast enhancement system using spatially adaptive histogram equalization with temporal filtering," *IEEE Trans. Consum. Electron.*, 1998, doi: 10.1109/30.663733.
- [40] A. M. Reza, "Realization of the contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) for real-time image enhancement," *J. VLSI Signal Process. Syst. Signal Image. Video Technol.*, 2004, doi: 10.1023/B:VLSI.0000028532.53893.82.
- [41] B. Liu, W. Jin, Y. Chen, C. Liu, and L. Li, "Contrast enhancement using non-overlapped sub-blocks and local histogram projection," *IEEE Trans. Consum. Electron.*, 2011, doi: 10.1109/TCE.2011.5955195.
- [42] R. R. Hussein, Y. I. Hamodi, and R. A. Sabri, "Retinex theory for color image enhancement: A systematic review," *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 2019, doi: 10.11591/ijece.v9i6.pp5560-5569.
- [43] H. Chang, M. K. Ng, W. Wang, and T. Zeng, "Retinex image enhancement via a learned dictionary," *Opt. Eng.*, 2015, doi: 10.1117/1.oe.54.1.013107.
- [44] Y. O. Nam, D. Y. Choi, and B. C. Song, "Power-constrained contrast enhancement algorithm using multiscale retinex for OLED display," *IEEE Trans. Image Process.*, 2014, doi: 10.1109/TIP.2014.2324288.
- [45] B. Gu, W. Li, M. Zhu, and M. Wang, "Local edge-preserving multiscale decomposition for high dynamic range image tone mapping," *IEEE Trans. Image Process.*, 2013, doi: 10.1109/TIP.2012.2214047.
- [46] S. Pan, X. An, and H. He, "Adapting iterative retinex computation for high-dynamic-range tone mapping," *J. Electron. Imaging*, 2013, doi: 10.1117/1.jei.22.2.023006.
- [47] X. Lan, H. Shen, L. Zhang, and Q. Yuan, "A spatially adaptive retinex variational model for the uneven intensity correction of remote sensing images," *Signal Processing*, 2014, doi: 10.1016/j.sigpro.2014.01.017.
- [48] G. A. Rahman, Z. U., Jobson, D. J., & Woodell, "Retinex processing for automatic image enhancement," *J. Electron. Imaging*, 2002.
- [22] M. K. Ng and W. Wang, "A Total Variation Model for Retinex," *SIAM J. Imaging Sci.*, 2011, doi: 10.1137/100806588.
- [23] S. Wang, J. Zheng, H. M. Hu, and B. Li, "Naturalness preserved enhancement algorithm for non-uniform illumination images," *IEEE Trans. Image Process.*, 2013, doi: 10.1109/TIP.2013.2261309.
- [24] G. Fu, L. Duan, and C. Xiao, "A Hybrid L2 -LP Variational Model for Single Low-Light Image Enhancement with Bright Channel Prior," 2019, doi: 10.1109/ICIP.2019.8803197.
- [25] D. J. Jobson, Z. U. Rahman, and G. A. Woodell, "A multiscale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes," *IEEE Trans. Image Process.*, 1997, doi: 10.1109/83.597272.
- [26] D. J. Jobson, Z. U. Rahman, and G. A. Woodell, "Properties and performance of a center/surround retinex," *IEEE Trans. Image Process.*, 1997, doi: 10.1109/83.557356.
- [27] W. Wang, X. Wu, X. Yuan, and Z. Gao, "An Experiment-Based Review of Low-Light Image Enhancement Methods," *IEEE Access*, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2992749.
- [28] Y. Chang, C. Jung, P. Ke, H. Song, and J. Hwang, "Automatic Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization with Dual Gamma Correction," *IEEE Access*, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2797872.
- [29] R. Kimmel, M. Elad, D. Shaked, R. Keshet, and I. Sobel, "A variational framework for retinex," *Int. J. Comput. Vis.*, 2003, doi: 10.1023/A:1022314423998.
- [30] J. Y. Kim, L. S. Kim, and S. H. Hwang, "An advanced contrast enhancement using partially overlapped sub-block histogram equalization," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, 2001, doi: 10.1109/76.915354.
- [31] Y. S. Chiu, F. C. Cheng, and S. C. Huang, "Efficient contrast enhancement using adaptive gamma correction and cumulative intensity distribution," 2011, doi: 10.1109/ICSMC.2011.6084119.
- [32] S. C. Huang, F. C. Cheng, and Y. S. Chiu, "Efficient contrast enhancement using adaptive gamma correction with weighting distribution," *IEEE Trans. Image Process.*, 2013, doi: 10.1109/TIP.2012.2226047.
- [33] C. R. Nithyananda, A. C. Ramachandra, and Preethi, "Review on Histogram Equalization based Image Enhancement Techniques," 2016, doi: 10.1109/ICEEOT.2016.7755145.
- [34] X. Fu, D. Zeng, Y. Huang, Y. Liao, X. Ding, and J. Paisley, "A fusion-based enhancing method for weakly illuminated images," *Signal Processing*, 2016, doi: 10.1016/j.sigpro.2016.05.031.
- [35] Y. T. Kim, "Contrast enhancement using brightness preserving bi-histogram equalization," *IEEE Trans. Consum. Electron.*, 1997, doi: 10.1109/30.580378.



مهدی احمدنیا مدرک کارشناسی ارشد خود را در رشته بهینه‌سازی در سال ۱۳۹۹ از دانشگاه فردوسی مشهد دریافت کرده‌است؛ همچنین از سال ۱۳۹۹ دانشجوی دکترای رشته پژوهش

در عملیات در دانشگاه فردوسی مشهد است. وی عضو آزمایشگاه بهینه‌سازی و آزمایشگاه ساخت هوشمند دانشگاه فردوسی مشهد است. بهینه‌سازی، مدل‌سازی، پردازش تصویر از جمله موضوعات پژوهشی مورد علاقه وی است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

ahmadnia.mahdi@mail.um.ac.ir



مجتبی مغربی در سال ۱۳۹۳ از دانشگاه UNSW استرالیا در رشته مهندسی عمران فارغ‌التحصیل شدند. ایشان با مرتبه دانشیار عضو هیئت علمی دانشگاه فردوسی مشهد، استاد

مدعو دانشگاه UNSW استرالیا و مؤسس و مدیر گروه پژوهشی ساخت هوشمند است. علائق پژوهشی ایشان بیشتر بر علم داده و بهینه‌سازی متمرکز است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

mojtabamaghrebi@um.ac.ir



رضا قنبری مدرک کارشناسی خود را از دانشگاه فردوسی مشهد و مدرک کارشناسی ارشد و دکترای خود را از دانشگاه صنعتی شریف در رشته ریاضی کاربردی دریافت کردند. ایشان هم‌اکنون

عضو هیئت علمی دانشگاه فردوسی مشهد، مسئول آزمایشگاه بهینه‌سازی این دانشگاه و دبیر حوزه انرژی انجمن مدیریت تکنولوژی ایران است. ایشان در حوزه‌هایی مانند فناوری، مدیریت نوآوری، هوش مصنوعی و بهینه‌سازی فعالیت می‌کنند.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

rgghanbari@um.ac.ir

- [49] M. Li, J. Liu, W. Yang, X. Sun, and Z. Guo, "Structure-Revealing Low-Light Image Enhancement Via Robust Retinex Model," IEEE Trans. Image Process., 2018, doi: 10.1109/TIP.2018.2810539.
 - [50] X. Ren, M. Li, W. H. Cheng, and J. Liu, "Joint Enhancement and Denoising Method via Sequential Decomposition," 2018, doi: 10.1109/ISCAS.2018.8351427.
 - [51] Z. Huang, T. Zhang, Q. Li, and H. Fang, "Adaptive gamma correction based on cumulative histogram for enhancing near-infrared images," Infrared Phys. Technol., 2016, doi: 10.1016/j.infrared.2016.11.001.
 - [52] K. León, D. Mery, F. Pedreschi, and J. León, "Color measurement in L*a*b* units from RGB digital images," Food Res. Int., 2006, doi: 10.1016/j.foodres.2006.03.006.
 - [53] T. Kumar and K. Verma, "A Theory Based on Conversion of RGB image to Gray image," Int. J. Comput. Appl., 2010, doi: 10.5120/1140-1493.
 - [54] S. Nocedal, Jorge and Wright, "Numerical optimization," Springer Sci. & Bus. Media, 2006.
 - [55] R. Anand, D. Aggarwal, and V. Kumar, "A comparative analysis of optimization solvers," J. Stat. Manag. Syst., 2017, doi: 10.1080/09720510.2017.1395182.
 - [56] Z. Wang, A. C. Bovik, and L. Lu, "Why is image quality assessment so difficult?," ICASSP, IEEE Int. Conf. Acoust. Speech Signal Process. - Proc., 2002, doi: 10.1109/ICASSP.2002.5745362.
 - [57] Z. Ying, G. Li, and W. Gao, "A bio-inspired multi-exposure fusion framework for low-light image enhancement," arXiv. 2017.
 - [58] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, "Image quality assessment: From error visibility to structural similarity," IEEE Trans. Image Process., 2004, doi: 10.1109/TIP.2003.819861.
 - [59] A. Mittal, R. Soundararajan, and A. C. Bovik, "Making a 'completely blind' image quality analyzer," IEEE Signal Process. Lett., 2013, doi: 10.1109/LSP.2012.2227726.
- [۶۰] عابدی، زهرا و یزدیان دهکردی، مهدی، «توسعه روش‌های مبتنی بر رفع نوفه اسپیکل تصویر جهت رفع نوفه ویدئو ویسار»، مجله پردازش علائم و داده‌ها، شماره ۱، صفحات ۱۳۷-۱۵۲، ۱۴۰۱
- [61] C. H. Lee, J. L. Shih, C. C. Lien, and C. C. Han, "Adaptive multiscale retinex for image contrast enhancement," 2013, doi: 10.1109/SITIS.2013.19.
 - [62] X. Dong et al., "Fast efficient algorithm for enhancement of low lighting video," 2011, doi: 10.1109/ICME.2011.6012107.
 - [63] C. Lee, C. S. Kim, and C. Lee, "Contrast enhancement based on layered difference representation of 2D histograms," IEEE Trans. Image Process., 2013, doi: 10.1109/TIP.2013.2284059.
 - [64] <https://github.com/dawnlh/low-light-image-enhancement-resources#metrics>.