ارائهٔ روشی مؤثر برای بهبود تصاویر تاریک: بهبود بهینهٔ نقشهٔ روشنایی

مهدی احمدنیا[۱]، مجتبی مغربی[۲*]، رضا قنبری[۳]
دانشجوی دکتری رشتهٔ تحقیق در عملیات گروه ریاضی کاربردی دانشکدهٔ ریاضی، دانشگاه فردوسی، مشهد، ایران[۱]
دانشیار گروه مهندسی عمران دانشکدهٔ مهندسی، دانشگاه فردوسی، مشهد، ایران[۲]
دانشیار گروه ریاضی کاربردی دانشکدهٔ ریاضی، دانشگاه فردوسی، مشهد، ایران[۳]

چکیده

به‌طورمعمول جزئیات صحنهٔ هدف در تصاویر ضبط‌شده در محیط‌های کم‌نور به‌خوبی قابل‌تشخیص نیستند. این مشکل می‌تواند عملکرد بسیاری از الگوریتم‌های دید رایانه را کاهش دهد؛ به‌همین‌دلیل در این مقاله روشی جدید ارائه می‌شود تا با افزایش میزان روشنایی، جزئیات پنهان‌شده را دراین تصاویر نمایان سازد. در روش پیشنهادی ابتدا نقشهٔ روشنایی اولیهٔ تصویر محاسبه، سپس با استفاده از یک مدل ریاضی جدید نقشهٔ روشنایی اولیه بهبود داده می‌شود. مشتق‌پذیربودن تابع هدف مدل پیشنهادی وجه‌تمایز آن با سایر مدل‌های مشابه است. درکل روش‌های کلاسیک بهینه‌سازی مانند روش‌های نیوتن، گرادیان و ناحیهٔ اعتماد نیازمند مشتق‌پذیری تابع هدف‌اند؛ بنابراین برای حل مدل پیشنهادی می‌توان از روش‌های متنوع‌تری در مقایسه باسایر مدل‌های مشابه استفاده کرد. خطی‌بودن قیدها و محدب‌بودن مدل پیشنهادی از دیگر ویژگی‌های مثبت این مدل است. نتایج بررسی‌ها نشان می‌دهد که روش پیشنهادی عملکرد خوبی در روشن‌کردن تصاویر تاریک و همچنین نمایان‌ساختن جزئیات صحنهٔ هدف دارد و از این منظر قابل رقابت با بسیاری از روش‌های مطرح بهبود تصاویر تاریک است.

واژگان کلیدی: افزایش روشنایی، بهبود تصاویر تاریک، نقشهٔ روشنایی، نظریهٔ ریتاینکس، مدل بهینه‌سازی، پردازش تصویر.

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

Marziye Mir[1] and Samira Noferesti[2]
Mahdi Ahmadnia[1], Mojtaba Maghrebi[*2], Reza Ghanbari[3]
PhD Student of Department of Applied Mathematics, Faculty of Mathematics, Ferdowsi University, Mashhad, Iran[1]
Associate Professor of Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, Ferdowsi University, Mashhad, Iran[2]
Associate Professor of Department of Applied Mathematics, Faculty of Mathematics, Ferdowsi University, Mashhad, Iran[3]

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.

* نویسندهٔ عهده‌دار مکاتبات
* Corresponding author

• تاریخ ارسال مقاله: ۱۴۰۰/۵/۵ • تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۶/۱۰ • تاریخ انتشار: ۱۴۰۳/۸/۸ • نوع مطالعه: پژوهشی

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.61186/jsdp.21.2.91]

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

۱-مقدمه

الگوریتم‌هایی همچون کشف شیء[1] [۳-۱]، ردیابی[2] [۶-۴]، درک صحنه[3] [۷]، نظارت تصویری هوشمند [۸]، شناسایی چهره [۹] و تشخیص انسداد[4] [۱۰] بیشتر برای تصاویر با کیفیت بالا و روشن طراحی می‌شوند. استفاده از عکس‌هایی با کیفیت پایین و تاریک می‌تواند عملکرد این الگوریتم‌ها را به چالش بکشد. کیفیت تصاویر ضبط‌شده با دوربین‌ها، به‌عوامل مختلفی بستگی دارد؛ یکی از عوامل مهم و تأثیرگذار بر کیفیت بصری تصاویر ضبط‌شده، نورپردازی محیط تصویربرداری است. بیشتر اوقات تصاویری که در یک محیط کم‌نور ضبط می‌شوند، روشنایی و شدت‌نور[5] پایینی دارند؛ به‌همین‌دلیل در این گونه از تصاویر، برخی از جزئیات صحنهٔ هدف به‌خوبی قابل‌تشخیص نیستند؛ بنابراین، وجود نور کافی و مناسب در محیط تصویربرداری اهمیت زیادی دارد. بااین‌حال در بعضی از موارد، امکان نورپردازی مناسب در محیط تصویربرداری وجود ندارد، مانند[۱۱]:

- مأموریت‌های اطلاعاتی، نظارتی و شناسایی (مانند شناسایی و تشخیص کشتی‌های جنگی دشمن).
- عکس‌برداری در شرایط آب‌وهوایی نامساعد (مانند عکس‌برداری در مه و شب).
- وسایل نقلیهٔ بدون‌سرنشین (مانند فرود خودکار پهپادها)
- صنایع تجاری (مانند امنیت املاک و تلفن‌همراه شخصی)

بنابراین بهبود تصاویر تاریک و نمایان‌کردن جزئیات ازدست‌رفته حائز اهمیت و کاربرد است؛ برای این‌منظور می‌توان از روش‌های پردازش تصویر استفاده کرد.

بیشتر اوقات میزان روشنایی و شدت‌نور تصاویر ضبط‌شده در محیط‌های کم‌نور مطلوب نیست؛ به‌همین‌دلیل اغلب روش‌های بهبود تصاویر تاریک بر روی افزایش میزان روشنایی و شدت‌نور این تصاویر تمرکز دارند. ساده‌ترین و شهودی‌ترین روش بهبود تصاویر تاریک، افزایشِ مستقیمِ مقادیر روشنایی تصاویر است[۱۲]؛ اما این عملیات ممکن است، مناطق به‌نسبه روشن را اشباع کند و درنتیجه جزئیات مربوط به آن نقاط به‌خاطر افزایش بیش‌ازحد میزان روشنایی از دست برود[۱۲، ۱۳]. استراتژی‌های همسان‌سازی هیستوگرام، با نگه‌داشتن مقادیر روشنایی در بازه [0,1]، از این مشکل تاحدودی جلوگیری می‌کنند[۱۲]. این روش‌ها به‌منظور افزایش شدت‌نور تصاویر تاریک، مقادیر روشنایی تصویر ورودی را طوری تغییر می‌دهند که نخست مقادیر روشنایی کل بازه [0,1] را تسخیر کند و دوم هیستوگرام مربوط به این مقادیر، یکنواخت‌تر شود[۱۴]. همسان‌سازی هیستوگرام به‌دلیل سادگی و عملکرد مناسب، متداول‌ترین روش برای افزایش شدت‌نور تصاویر است[۱۵، ۱۶]؛ بااین‌حال این روش‌ها موفقیت زیادی در افزایش میزان روشنایی تصاویر تاریک ندارند[۱۷]. هزینهٔ محاسباتی بالا، کاهش شدت‌نور مناطقِ بسیار تاریک، افزایش نوفه در تصویر ورودی و ایجاد اثرات شطرنجی برروی تصاویر بهبودیافته از دیگر اشکالات روش‌های همسان‌سازی هیستوگرام است[۱۸].

همان‌طورکه در بالا ذکرشد، یکی از اشکالات جدی روش‌های همسان‌سازی هیستوگرام نبود توانایی کافی در افزایش میزان روشنایی تصاویر تاریک است؛ برای رفع این نقیصه پژوهش‌گران براساس نظریهٔ ریتاینکس [۱۹] روش‌هایی برای بهبود تصاویر تاریک پیشنهاد کرده‌اند.

[1] Object recognition
[2] Tracking
[3] Scene understanding
[4] Occlusion detection
[5] Contrast

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]
[DOI: 10.61186/jsdp.21.2.91]

مطابق این نظریه تصاویر را می‌توان به دو عامل بازتاب[1] و روشنایی[2] تجزیه کرد؛ در این تجزیه عامل روشنایی میزان شدت‌نور بر روی اشیا و عامل بازتاب ویژگی‌های فیزیکی اشیا را مشخص می‌کند[۲۰]. در برخی از پژوهش‌ها هر دو عاملِ بازتاب و روشنایی محاسبه می‌شوند (همچون [۲۰-۲۴])؛ اما دربرخی 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؛ بااین‌حال در [۱۳] ادعا شده‌است که کیفیت تصاویر بهبودیافته به‌وسیلهٔ روش آن‌ها درمقایسه با روش‌هایی که هر دو عامل را محاسبه می‌کنند، بهتر بوده‌است.

با استفاده از نظریهٔ ریتاینکس می‌توان روشنایی و شدت‌نور تصاویر تاریک را هم‌زمان افزایش داد[۲۷]؛ به‌همین‌دلیل در این مقاله براساس نظریهٔ ریتاینکس روشی برای بهبود تصاویر تاریک پیشنهاد شده‌است. روش پیشنهادی (EIMO[3]) برای روشن‌کردن تصاویر تاریک، ابتدا نقشهٔ روشنایی اولیهٔ تصویر را محاسبه می‌کند. اغلب تصویر به‌دست‌آمده از نقشهٔ روشنایی اولیه کیفیت بصری مطلوبی ندارد؛ به‌همین‌دلیل در روش EIMO به‌منظور بهبود نقشهٔ روشنایی اولیه، یک‌مدل ریاضی جدید ارائه می‌شود. مشتق‌پذیربودن تابع هدف مدل پیشنهادی وجه‌تمایز آن با سایر مدل‌های مشابه است. درکل روش‌های کلاسیک بهینه‌سازی مانند روش‌های نیوتن، گرادیان و ناحیهٔ اعتماد، نیازمند مشتق‌پذیری تابع هدف‌اند؛ بنابراین برای حل مدل پیشنهادی می‌توان از روش‌های متنوع‌تری در مقایسه باسایر مدل‌های مشابه استفاده کرد؛ علاوه‌براین، خطی‌بودن قیدها و محدب‌بودن مدل پیشنهادی از جمله ویژگی‌های مثبت این مدل محسوب می‌شود. با توجه به ویژگی‌های ذکرشده فرصت دست‌یابی به جواب بهینهٔ سراسری درمدل ریاضی پیشنهادی فراهم است؛ همچنین در این مقاله به‌منظور افزایش شدت‌نور از یک تبدیل خطی ساده استفاده شده‌است. نتایج بررسی‌ها نشان می‌دهدEIMO عملکرد خوبی در روشن‌کردن تصاویر تاریک و همچنین نمایان‌ساختن جزئیات صحنهٔ هدف دارد و از این‌منظر قابل‌رقابت با بسیاری از روش‌های مطرح بهبود تصاویر تاریک است.

در بخش دوم این مقاله به‌مرور 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 مقایسهٔ روش پیشنهادی با سایر روش‌های مطرح مشابه می‌پردازیم. در بخش شش با استفاده از نتایج به‌دست‌آمده از بخش پنج یک نتیجه‌گیری ارائه شده‌است.

۲-تاریخچه

تصاویری که در یک محیط کم‌نور ضبط می‌شوند، بیشتر اوقات، روشنایی و شدت‌نور پایینی دارند و جزئیات صحنهٔ هدف به‌خوبی در آن‌ها قابل‌مشاهده نیستند؛ تاکنون روش‌های متفاوتی برای بهبود این تصاویر ارائه شده‌است. این روش‌ها برای نمایان‌کردن جزئیات ازدست‌رفته، تغییراتی را بر روی تصاویر اولیه ایجاد می‌کنند. این تغییرات باید طوری باشد که ضمن افزایش روشنایی و شدت‌نور، کیفیت بصری تصاویر را دچار مشکل نکند. درکل روش‌هایی را که تاکنون برای بهبود تصاویر تاریک ارائه شده‌است می‌توان به سه‌دسته تقسیم کرد[۱۷]:

- روش‌های مبتنی بر توابع انتقال غیرخطی[4].
- روش‌های مبتنی بر همسان‌سازی هیستوگرام[5] که به دو دسته هیستوگرام سراسری و هیستوگرام محلی تقسیم می‌شوند.
- روش‌های مبتنی بر نظریهٔ ریتاینکس؛ در این روش‌ها سه‌عامل بازتاب، روشنایی و نوفه را می‌توان در نظرگرفت.

توابع انتقال غیرخطی مستقیم مقادیر روشنایی تصاویر تاریک را براساس یک تابع پیش‌فرض اصلاح می‌کنند[۱۷، ۲۸]. توابع انتقال غیرخطی به‌دلیل تنظیم آسان و اجرای کارآمد، به‌طورمعمول برای افزایش شدت‌نور و روشنایی تصاویر استفاده می‌شوند[۱۶، ۱۷]. ازطرفی از این روش‌ها به‌عنوان روشی تکمیل‌کننده برای افزایش شدت‌نور تصاویر بهبودیافته در سایر روش‌ها استفاده می‌شود(همچون [۱۳، ۲۰، ۲۹]). در میان توابع انتقال غیرخطی، اصلاح گاما در چند دههٔ گذشته به‌دلیل پیچیدگی محاسباتی کم و عملکرد خوب مورد استفادهٔ گسترده قرارگرفته‌است[۲۸]. اصلاح گاما

[1] Reflectance
[2] Illumination
[3] Enhance Illumination Map Optimally
[4] Non-linear transfer function based schemes
[5] Histogram-based techniques

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]
[DOI: 10.61186/jsdp.21.2.91]

به‌منظور افزایش شدت‌نور و کیفیت تصاویر، مقادیر روشنایی تصویر را با استفاده از یک تابع غیرخطی به‌گونه‌ای تغییر می‌دهد که هیستوگرام آن یکنواخت‌تر شود[۱۵، ۲۸، ۳۰]. در تصحیح گاما پارامتری به‌نام گاما وجود دارد؛ کارایی تصحیح گاما بستگی به انتخاب درست پارامتر گاما دارد. در روش اصلاح گامای اولیه انتخاب پارامتر گاما، به‌صورت آزمون‌وخطا 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[1] [۳۱] و روش اصلاح گامای تطبیقی با توزیع وزن[2] [۳۲] اشاره کرد. اشکال اصلی در روش‌های برمبنای تصحیح گاما این است که بر روی هر پیکسل جداگانه و بدون درنظرگرفتن رابطهٔ 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 شدت‌نور تصاویر تاریک، افزایش بیش‌ازحد روشنایی و ازدست‌رفتن برخی از جزئیات تصویر از دیگر معایب این روش است[۱۶].

روش‌های مبتنی بر همسان‌سازی هیستوگرام یکی‌دیگر از روش‌هایی است که برای بهبود تصاویر تاریک مورداستفاده قرارمی‌گیرد. درکل هرچه مقادیر روشنایی پیکسل‌های یک‌تصویر یکنواخت‌تر توزیع شده باشد، شدت‌نور آن بیشتر خواهد بود[۲۷]. به‌همین دلیل روش‌های همسان‌سازی هیستوگرام برای افزایش شدت‌نور تصاویر، تلاش می‌کنند مقادیر روشنایی تصویر را طوری تغییردهند که هیستوگرام مربوط به آن، یکنواخت‌تر شود[۳۳]؛ همچنین با قراردادن مقادیر روشنایی در بازه [0,1]، از اشباع‌شدن مناطق به‌نسبه روشن و درنتیجه ازدست‌رفتن جزئیات تصویر، جلوگیری می‌کنند[۱۳]. روش‌های همسان‌سازی هیستوگرام به‌دلیل سادگی و عملکرد به‌نسبه بهتر، متداول‌ترین روش برای افزایش شدت‌نور و بهبود تصاویر تاریک است[۳۴]. درحال‌حاضر روش‌های زیادی در مورد همسان‌سازی هیستوگرام تصاویر وجود دارد که می‌توان آن‌ها را به‌صورت زیر دسته بندی کرد[۱۸، ۳۰] :

- همسان‌سازی سراسری هیستوگرام[3]
- همسان‌سازی محلی هیستوگرام[4]

همسان‌سازی سراسری هیستوگرام (همچون [۳۵-۳۷])، از اطلاعات کل هیستوگرام تصویر ورودی استفاده می‌کند؛ ایدهٔ اصلی این روش‌ها، بازآفرینی سطوح خاکستری تصویر، براساس تابع چگالی تجمعی[4] 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، شدت‌نور سایر سطوح کوچک، کاهش پیدا می‌کند[۱۸، ۳۶] . برای رفع این مشکل می‌توان از همسان‌سازی هیستوگرام محلی (همچون [۳۹-۴۱]) استفاده کرد؛ در این روش برای هر پیکسل، یک پنجرهٔ کوچک شامل پیکسل‌های مجاور آن ایجاد، سپس با توجه به اطلاعات آن پنجره، یک‌تابع تبدیل محلی برای هرپیکسل تعریف می‌شود که با استفاده از آن، مقادیر روشنایی پیکسل‌های مرکزی تغییر می‌کنند[۳۶]. روش‌های همسان‌سازی محلی برای آشکارسازی جزئیات پنهان‌شده در تصاویر تاریک مناسب‌اند[۳۳] و برخلاف همسان‌سازی سراسری هیستوگرام، مشکل وجود سطوح با فرکانس بالا در تصویر را ندارند[۴۱]. هزینهٔ محاسباتی بالا، حساسیت به نوفه و غیرطبیعی به‌نظررسیدن رنگ‌ها درتصاویر بهبودیافته ازجمله معایب همسان‌سازی محلی هستند[۱۸، ۳۸].

به‌طورمعمول روش‌های همسان‌سازی هیستوگرام در افزایش شدت‌نور تصاویر عملکرد خوبی دارند؛ بااین‌حال مهم‌ترین مشکل روش‌های همسان‌سازی هیستوگرام، نبود توانایی کافی در افزایش میزان روشنایی تصاویر تاریک است[۱۷]. برای رفع این نقیصه به‌تازگی پژوهش‌گران براساس نظریهٔ ریتاینکس [۱۹] روش‌هایی برای بهبود تصاویر تاریک پیشنهاد کرده‌اند(همچون [۱۳، ۲۲-۲۰، ۲۹]). اصطلاح ریتاینکس (Retinex)، از ترکیب دو واژهٔ شبکیه (Retina) و قشر (Cortex) شکل گرفته‌است؛ درواقع تئوری ریتاینکس، درک دید انسان از رنگ را براساس فرایندهای شبکیه و قشر مدل می‌کند. این نظریه می‌تواند مواردی مانند افزایش شدت نور، متعادل‌سازی رنگ[5]، حذف سایه و فشرده‌سازی دامنهٔ دینامیکی را در نظر بگیرد[۴۲]؛ به‌همین‌دلیل تاکنون کاربردهای مختلفی مانند بهبود تصاویر تاریک (همچون [۲۳، ۲۵، ۴۳، ۴۴])، نگاشتِ تنِ تصویر با دامنهٔ ایستایی بالا[6] (همچون [۴۵، ۴۶])، تصحیح تصویری سنجش از دور[7] (همچون [۴۷]) و انتخاب و ردیابی هدف[8] (همچون [۵، ۶]) داشته‌است.

مطابق نظریهٔ ریتاینکس تصاویر را می‌توان به دو عامل بازتاب[9] و روشنایی[10] تجزیه کرد؛ در این تجزیه عامل روشنایی میزان شدت نور بر روی اشیا و عامل بازتاب ویژگی‌های فیزیکی اشیا را مشخص می کند[۲۰].

[1] Adaptive gamma correction
[2] Adaptive gamma correction with Weighting Distribution
[3] Global Histogram Equalization
[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

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]
[DOI: 10.61186/jsdp.21.2.91]

در برخی از پژوهش‌ها هر دو عاملِ 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[1] [۲۶] و ریتاینکس چندمقیاس[2] [۲۵]، عامل بازتاب را به‌عنوان نتیجهٔ بهبودیافتهٔ 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[3] [۴۸] می‌تواند این اشکالات را برطرف کند؛ اگرچه این روش مشکل اعوجاج[4] رنگ را تا حدودی حل می‌کند، اما ممکن است، نتواند جزئیات تصویر را به‌ویژه در مناطق روشن به‌خوبی حفظ کند[۴۲]. وانگ[5] و همکاران [۲۳] فیلتری را برای تجزیهٔ تصویر به بازتاب و روشنایی ارائه دادند که علاوه‌بر طبیعی به‌نظررسیدن رنگ‌ها، جزئیات تصویر را نیز افزایش می‌داد. محاسبهٔ هم‌زمان بازتاب و روشنایی در روش پیشنهادی آن‌ها باعث افزایش حجم محاسبات و زمان اجرای الگوریتم آن‌ها می‌شود؛ به‌همین‌دلیل گوا[6] و همکاران [۱۳] برای کاهش حجم محاسبات تنها از عامل روشنایی برای بهبود تصاویر تاریک استفاده کردند؛ بااین‌حال آن‌ها ادعا کردند که روش آن‌ها نسبت به [۲۳] و چند روش مشابه دیگر، بهتر عمل می‌کند.

یکی از اشکالات روش‌های مبتنی‌بر نظریهٔ ریتاینکس، وجود نوفه در تصاویر بهبودیافته است. برای رفع این مشکل به‌تازگی در مقالات [۴۹، ۵۰] عامل نوفه نیز درنظرگرفته می‌شود. روشنایی بیش از حد و کاهش شدت‌نور یکی دیگر از اشکالات روش‌های مبتنی‌برنظریهٔ ریتاینکس است[۱۳]؛ برای رفع این مشکل در این روش‌ها از روش‌هایی مانند تصحیح گاما برای تکمیل فرایند بهبود استفاده می‌شود.

درکل روش‌های مبتنی‌برنظریهٔ ریتاینکس نه‌تنها می‌توانند شدت‌نور 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. مشتق‌پذیرنبودن تابع هدف مدل‌های یادشده را می‌توان به‌عنوان نقطه‌ضعف آن‌ها به‌شمار آورد، به‌همین‌دلیل، در این مقاله تلاش شده‌است تا یک مدل ریاضی مشتق‌پذیر ارائه شود. محدب‌بودن و خطی‌بودن قیدهای مدل پیشنهادی ازدیگر ویژگی‌های مثبت این مدل محسوب می‌شوند؛ همچنین در روش پیشنهادی (EIMO) برای افزایش شدت‌نور نهایی تصاویر، از یک تبدیل خطی ساده استفاده خواهد شد.

درجدول (۱) برخی از پژوهش‌های درخصوص بهبود تصاویر تاریک دسته‌بندی شده‌است.

۳-روش پیشنهادی (EIMO)

در این بخش، به‌دنبال ارائهٔ روشی جدید برای بهبود تصاویر تاریک هستیم؛ همان‌طورکه 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 نظریهٔ ریتاینکس [۱۹] می‌توان روشنایی و شدت‌نور تصاویر تاریک را هم‌زمان و به‌خوبی افزایش داد[۲۷]؛ به‌همین‌دلیل، در ادامه براساس این نظریه روشی برای بهبود تصاویر تاریک ارائه می‌شود. نظریهٔ ریتاینکس تصاویر را به دو عامل بازتاب و روشنایی تجزیه می‌کند:

$$L = R \circ T \qquad (۱)$$

که در آن L بیان‌گر تصویر تاریک اولیه و R و T به‌ترتیب بیان‌گر بازتاب و روشنایی تصویرند. در روش EIMO ابتدا نقشهٔ روشنایی محاسبه می‌شود و سپس با استفاده از رابطهٔ (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)

[1] Single-Scale Retinex
[2] Multi-Scale Retinex
[3] Multi-Scale Retinex with Color Restoration
[4] Distortion
[5] Wang
[6] Guo

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]
[DOI: 10.61186/jsdp.21.2.91]

(جدول-۱): برخی از پژوهش‌های پیرامون بهبود تصاویر تاریک

(Table-1): Some researches have been done on enhancing low-light images

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

ازآنجاکه 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. پرکاربردترین مدل رنگی، مدل RGB است[۵۲]؛ در مدل RGB هر رنگ از ترکیب سه‌رنگ قرمز، آبی و سبز با شدت‌های متفاوت تشکیل می‌شود[۵۳]. براین‌اساس یک‌تصویر رنگی را می‌توان با تابع شدت[1] زیر نمایش داد:

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

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 سه‌ماتریس تشکیل شده‌است که این امر باعث افزایش حجم محاسبات می‌شود؛ لذا در روش EIMO به‌منظور کاهش حجم محاسبات، از نقشهٔ روشنایی اولیهٔ تصویر استفاده می‌شود. نقشهٔ روشنایی اولیهٔ یک‌تصویر را می‌توان از رابطهٔ زیر محاسبه کرد[۱۳، ۳۴]:

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

که درآن L بیان‌گر تصویر تاریک اولیه است. تصویر تولیدشده از نقشهٔ روشنایی اولیه ($\hat{T}$) را می‌توان براساس نظریهٔ ریتانیکس از رابطهٔ زیر محاسبه کرد:

$$\hat{\mathrm{R}} = \mathrm{L}/\hat{\mathrm{T}} \qquad (۴)$$

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

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

که در آن ϵ یک‌عدد بسیار کوچک برای جلوگیری از صفرشدن مخرج کسر است. همان‌طورکه در شکل (۲) مشاهده می‌شود، به‌طورمعمول تصویر $\hat{R}$ به‌دست‌آمده از نقشهٔ روشنایی اولیه ($\hat{T}$) بسیار روشن است.

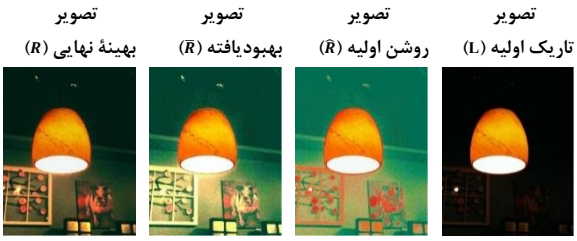
درتصویر $\hat{R}$ ممکن است برخی از رنگ‌های موجود در آن غیرطبیعی به‌نظر برسد؛ علاوه‌براین، جزئیات صحنهٔ هدف درآن به‌خوبی مشخص نیست؛ بنابراین، کیفیت بصری این تصویر ($\hat{R}$) به‌طورمعمول مطلوب نیست؛ به‌همین‌دلیل لازم است تغییراتی بر روی نقشهٔ روشنایی

[1] Intensity Function

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.61186/jsdp.21.2.91]

اولیهٔ ($\hat{T}$) به‌منظور افزایش کیفیت بصری تصویر انجام شود.



(شکل-۲): مقایسهٔ تصویر تاریک اولیه (L)، تصویر روشن اولیه ($\bar{R}$)، تصویر بهبودیافته ($\bar{R}$) و تصویر بهینهٔ 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 به‌نحوی صورت پذیرد که ضمن حفظ روشنایی، کیفیت ازدست‌رفته را به‌تصویر $\hat{R}$ باز گرداند. تاکنون مدل‌های ریاضی متفاوتی همچون [۱۳، ۲۰، ۲۴، ۴۹، ۵۰] برای بهبود نقشهٔ روشنایی اولیهٔ ($\hat{T}$) ارائه شده‌است. تابع هدف مدل‌های یادشده مشتق‌پذیر نیست؛ به‌همین‌دلیل برای حل این مدل‌ها نمی‌توان از بسیاری از روش‌های مطرح در بهینه‌سازی همچون روش نیوتن، روش گرادیان و روش ناحیهٔ اعتماد استفاده کرد[۵۴]؛ علاوه‌براین، در حل مدل‌های مشتق‌ناپذیر به‌طورمعمول از تقریب‌هایی برای محاسبهٔ مشتق تابع هدف استفاده می‌شود. این تقریب‌ها می‌تواند باعث کاهش دقت جواب به‌دست‌آمده شود؛ ازاین‌رو، در ادامه تلاش می‌شود مدلی مشتق‌پذیر و محدب برای بهبود نقشهٔ روشنایی اولیهٔ ($\hat{T}$) ارائه تا از این طریق امکان استفاده از روش‌های متنوع برای حل دقیق این مدل فراهم شود.

نقشهٔ روشنایی به‌دست‌آمده از حل مدل ریاضی پیشنهادی را نقشهٔ روشنایی بهبودیافته ($\bar{T}$) نام‌گذاری می‌کنیم. مدل پیشنهادی، نقشهٔ روشنایی بهبودیافته ($\bar{T}$) را با درنظرگرفتن مفروضات زیر محاسبه می‌کند:

I. نقشهٔ روشنایی بهبودیافته ($\bar{T}$) با نقشهٔ روشنایی اولیه اختلاف زیادی نداشته باشد(به‌منظور حفظ روشنایی).

II. در نقشهٔ روشنایی بهبودیافته ($\bar{T}$)، عدد مربوط به هر پیکسل تاحدامکان به‌پیکسل‌های مجاور آن نزدیک باشد(به‌منظور افزایش کیفیت و صاف‌شدن تصویر).

در نقشهٔ روشنایی هر اندازه عدد مربوط به‌هرپیکسل به پیکسل‌های مجاور خود نزدیک‌تر باشد، به‌طورمعمول جزئیات بیشتری در تصویر به‌دست‌آمده قابل‌مشاهده خواهد بود، اما نزدیک‌شدن اعداد پیکسل‌های مجاور به یکدیگر نباید باعث اختلاف زیاد از نقشهٔ روشنایی اولیهٔ ($\hat{T}$) شود؛ زیرا این امر ممکن است، روشنایی تصویر را تحت‌تأثیر قراردهد؛ بنابراین، مدل پیشنهادی به‌منظور دست‌یابی به‌تصویری روشن و باکیفیت بصری مطلوب، تعادل مناسبی بین این دو مورد برقرار می‌کند. مدل پیشنهادی به‌صورت زیر ارائه می‌شود:

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

$$\text{S.T}$$

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

$$-Q(i,j)\le \bar{T}(i,j-1)-\bar{T}(i,j)\le Q(i,j) \qquad (۶)$$

که در آن $\bar{T}$، P و Q به‌عنوان 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 قرارداده شده‌است و باید درقیدهای این مدل صدق کنند. مؤلفهٔ دوم تابع هدف به‌همراه قیدهای مدل ریاضی تلاش می‌کنند که از طریق کاهش اختلاف پیکسل‌های مجاور، کیفیت تصاویر بهبودیافته را افزایش دهند؛ همچنین به‌منظور تضمین روشنایی تصاویر، مؤلفهٔ نخست تابع هدف تلاش می‌کند که نقشهٔ روشنایی بهبودیافتهٔ ($\bar{T}$) اختلاف زیادی ازنقشهٔ روشنایی اولیهٔ ($\hat{T}$) نداشته باشد؛ به‌بیانی‌دیگر مؤلفهٔ نخست تابع هدف روشنایی و مؤلفهٔ دوم تابع هدف کیفیت بصری تصاویر را تضمین می‌کنند. تعادل بین روشنایی و کیفیت به‌وسیلهٔ پارامتر مثبت α برقرار می‌شود. هرچه α بزرگ‌تر انتخاب شود، تأثیر نقشهٔ روشنایی اولیه کمتر و در مقابل تأثیر پیکسل‌های مجاور بیشتر می‌شود؛ بنابراین، انتخاب یک عدد بزرگ برای α می‌تواند منجر به‌کاهش روشنایی تصاویر شود و با انتخاب یک‌عدد 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 به‌صورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$W_p(i,j)=\frac{1}{\left|\hat{T}(i,j)-\hat{T}(i-1,j)\right|+\epsilon} \qquad (۷)$$

$$W_q(i,j)=\frac{1}{\left|\hat{T}(i,j)-\hat{T}(i,j-1)\right|+\epsilon} \qquad (۸)$$

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])، مشتق‌پذیر است. محدب‌بودن و خطی‌بودن قیدها از دیگر ویژگی‌های مثبت این مدل به‌حساب می‌آید. به‌همین‌دلیل برای دست‌یابی به‌جواب بهینهٔ سراسری می‌توان از روش‌های کلاسیک بهینه‌سازی استفاده کرد.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.61186/jsdp.21.2.91]

برای حل مدل‌های ریاضی از حل‌کننده‌های متفاوتی می‌توان استفاده کرد. حل‌کنندهٔ CPLEX یکی از پیشرفته‌ترین و موردقبول‌ترین حل‌کننده‌ها در بهینه‌سازی به‌حساب می‌آید[۵۵]. از طرف دیگر، این حل‌کننده برای مدل‌هایی با ویژگی‌های مدل پیشنهادی (درجه‌دوم‌بودن، مشتق‌پذیربودن، محدب‌بودن، خطی‌بودن قیدها) عملکرد مطلوبی دارد؛ به‌همین‌دلیل، در این مقاله با استفاده از حل‌کنندهٔ CPLEX مدل پیشنهادی حل می‌شود. برای این‌منظور از نرم‌افزار IBM ILOG CPLEX استفاده شده‌است. پیاده‌سازی آسان مدل ازجمله مزیت‌های این نرم‌افزار است.

بعد از حل مدل پیشنهادی و به‌دست‌آوردن نقشهٔ روشنایی بهبودیافته ($\bar{T}$) می‌توان از رابطهٔ زیر تصویر بهبودیافته ($\bar{R}$) را به‌دست آورد:

$$\bar{R} = L/\bar{T} \qquad (۹)$$

همان‌طورکه در شکل (۳) مشاهده می‌شود، میزان روشنایی تصویر بهبودیافته ($\bar{R}$) بیش از اندازه است؛ به‌همین‌دلیل، برخی از جزئیات در این تصویر قابل‌مشاهده نیست؛ لذا در روش EIMO ازیک‌تبدیل خطی ساده برای اصلاح نقشهٔ روشنایی بهبودیافته ($\bar{T}$) استفاده می‌شود. نقشهٔ روشنایی اصلاح‌شده را نقشهٔ روشنایی بهینه (T) نام‌گذاری می‌کنیم. نقشهٔ روشنایی بهینه (T) را از تبدیل خطی زیر محاسبه می‌کنیم:

$$T = \bar{T} + \omega \qquad (۱۰)$$

که درآن ω پارامتری مثبت و نزدیک به صفر است. تصویر بهینهٔ نهایی (R) از رابطهٔ زیر به‌دست می‌آید:

$$R = L/T \qquad (۱۱)$$

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

۴-مقیاس‌های سنجش کیفیت بصری تصاویر

درحال‌حاضر ارزیابی بصری کیفیت تصاویر، دقیق‌ترین شیوه برای بررسی کیفیت تصاویر است؛ بااین‌حال 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 روش‌پیشنهادی از مقیاس‌های AMBE [۳۷]، LOE [۵۷]، SSIM [۵۸] و NIQE [۵۹] استفاده خواهد شد. درادامه به‌معرفی اجمالی این مقیاس‌ها می‌پردازیم:

- میانگین روشنایی تصویر (AMBE): به‌طورمعمول هرچه مقدار AMBE بیشتر باشد، تصویر از روشنایی بیشتری برخوردار است.
- خطای نظم سبکی[1] (LOE): این مقیاس می‌تواند اعوجاج ایجادشده درتصویر را محاسبه کند. به‌طورمعمول هرچه مقدار LOE کمتر باشد نشان‌دهندهٔ این است که درتصویر بهینهٔ نهایی (R) اعوجاج کمتری به‌وجود آمده‌است.
- سنجش کیفیت طبیعی تصویر[2] (NIQE): این مقیاس میزان طبیعی به‌نظررسیدن رنگ‌ها دریک‌تصویر را ارزیابی می‌کند و به‌طورمعمول هرچه مقدار آن کمتر باشد، تصویر از کیفیت بیشتری برخوردار خواهد بود.
- شاخص تشابه ساختاری (SSIM): این مقیاس برای اندازه‌گیری شباهت بین دوتصویر مورداستفاده قرارمی‌گیرد [۶۰] و به‌طورمعمول هرچه مقدار آن بیشتر باشد، بیان‌گر آن است که فرایند پردازش بهتر صورت گرفته‌است.

۵-نتایج عددی

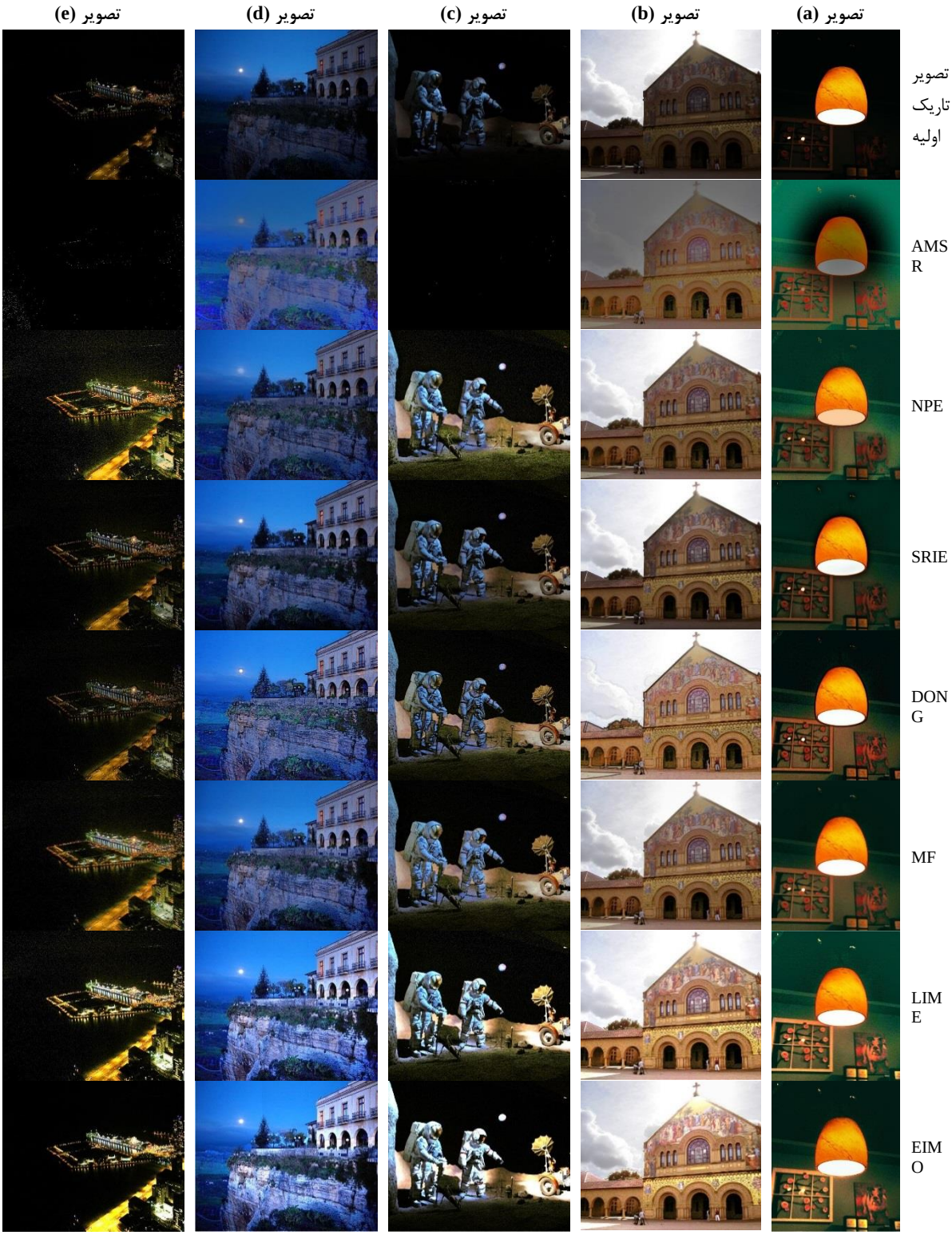
دراین‌مقاله روشی برای بهبود تصاویر تاریک ارائه شده‌است. درادامه عملکرد EIMO را با روش‌های مطرح AMSR [۶۱]، NPE [۲۳]، SRIE [۲۰]، DONG [۶۲]، MF [۳۴] و LIME [۱۳] مقایسه می‌کنیم؛ روش‌های مذکور ازجمله روش‌های قدرتمند بهبود تصاویر تاریک‌اند که بیشتر پژوهشگران روش خود را با آن‌ها مقایسه می‌کنند. به‌همین‌دلیل، دراین‌مقاله عملکرد EIMO با این روش‌ها مقایسه می‌شود؛ دراین‌مقایسه علاوه‌بر بررسی بصری کیفیت تصاویر بهبودیافته از مقیاس‌های AMBE [۳۷]، LOE [۵۷]، SSIM [۵۸] و NIQE [۵۹] نیز استفاده می‌کنیم. تصاویر استفاده‌شده دراین‌مقاله از مراجع [۱۳، ۵۷، ۶۳] استخراج و برای پیاده‌سازی کدهای معرفی‌شده از [۶۴] استفاده شده‌است. نتایجی که درادامه آورده می‌شود در سیستمی با ویندوز هفت با هشت‌گیگابایت و با سی‌پی‌یو core i5 به‌دست آمده‌است؛ همچنین مدل پیشنهادی در نرم‌افزار IBM ILOG CPLEX 12.10 پیاده‌سازی شده‌است.

در شکل (۳) پنج تصویر تاریک با استفاده از روش EIMO و همچنین چندروش مطرح دیگر بهبود داده‌شده‌است. باتوجه به آزمایش‌هایی که توسط نویسندگان بر روی تصاویر مختلف انجام شده‌است به‌طورمعمول EIMO به‌ترتیب با α و ω برابر با ۰/۶ و ۰/۰۸ عملکرد مطلوبی دارد. به‌همین‌دلیل درشکل (۳) از این مقادیر برای بهبود تصاویر تاریک استفاده شده‌است؛

[1] Lightness order error
[2] Natural Image Quality Evaluator

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]
[DOI: 10.61186/jsdp.21.2.91]

همچنین در اشکال (۴) و (۵) به‌ترتیب نمودار جعبه‌ای مقیاس‌های AMBE(↑) و LOE(↓) و در جدول (۲) میانگین این مقیاس‌ها برای تصاویر بهبودیافتهٔ شکل (۳) رسم شده‌است. در ادامه با توجه به شکل‌های (۳ تا ۵) و همچنین جدول (۲) عملکرد EIMO را بررسی و با دیگر روش‌های مطرح مقایسه می‌کنیم.



(شکل-۳): مقایسهٔ کیفیت بصری تصاویر بهبودیافته توسط EIMO با سایر روش‌های مطرح

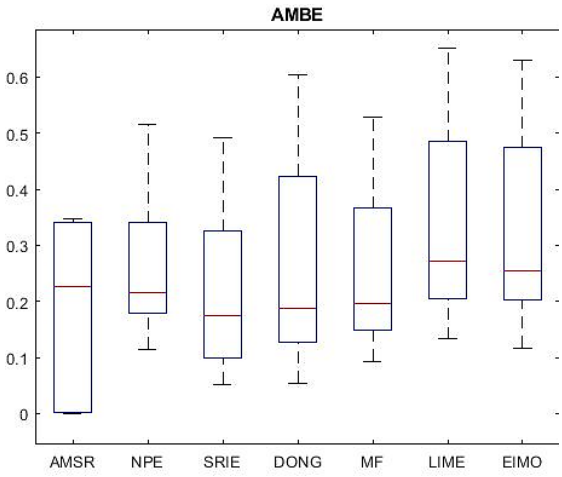
(Figure-3): Comparison of the visual quality of images enhanced by EIMO with other methods

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

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

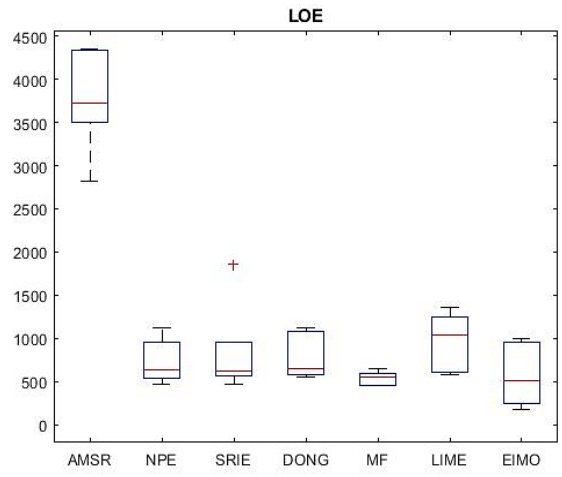
[DOI: 10.61186/jsdp.21.2.91]

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 همان‌طورکه مشاهده می‌شود، اگر تصویر (a) به‌وسیلهٔ EIMO بهبود داده شود، این اشکالات را نخواهد داشت. باتوجه 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): مقایسهٔ تصاویر بهبودیافته به‌وسیلهٔ EIMO با سایر روش‌های مطرح با استفاده از مقیاس (↑) AMBE

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



(شکل-۵): مقایسهٔ تصاویر بهبویافته به‌وسیلهٔ EIMO با سایر روش‌های مطرح با استفاده از مقیاس (↓) LOE

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

این بدان معناست که تصاویر بهبودیافته به‌وسیلهٔ 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 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 به‌وسیلهٔ EIMO در مقایسه با تصاویر بهبودیافته به‌وسیلهٔ MF روشن‌تر بوده و از تنوع رنگی بیشتری برخوردارند؛ برای مثال در تصویر بهبودیافته (a) به‌وسیلهٔ EIMO تنوع رنگی بیشتری در مقایسه با تصویر بهبودیافته به‌وسیلهٔ 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 به‌وسیلهٔ EIMO بیشتر از تصاویر بهبودیافته به‌وسیلهٔ 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 درمجموع به‌نظر می‌رسد که برای بهبود تصاویر تاریک استفاده از EIMO درمقایسه با MF عملکرد بهتری دارد.

با توجه به شکل (۳) کیفیت بصری تصاویر بهبودیافته به‌وسیلهٔ 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 به‌طورتقریبی 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؛ به‌عبارت‌دیگر، در تصاویر بهبودیافته به‌وسیلهٔ 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 (↑)	LOE (↓)	
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

باتوجه به این‌که کیفیت بصری تصاویر بهبودیافته به‌وسیلهٔ EIMO و LIME مشابه یکدیگرند؛ در ادامه تصاویر بهبودیافته به‌وسیلهٔ این دو روش را از منظر دو مقیاس NIQE و SSIM نیز موردبررسی و مقایسه قرار

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]
[DOI: 10.61186/jsdp.21.2.91]

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

(جدول-۳): مقایسهٔ کیفیت بصری تصاویر بهبودیافته به‌وسیلهٔ LIME و EIMO با استفاده از مقیاس (↓) NIQE

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

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

(جدول-۴): مقایسهٔ کیفیت بصری تصاویر بهبودیافته به‌وسیلهٔ LIME و EIMO با استفاده از مقیاس (↑) SSIM

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

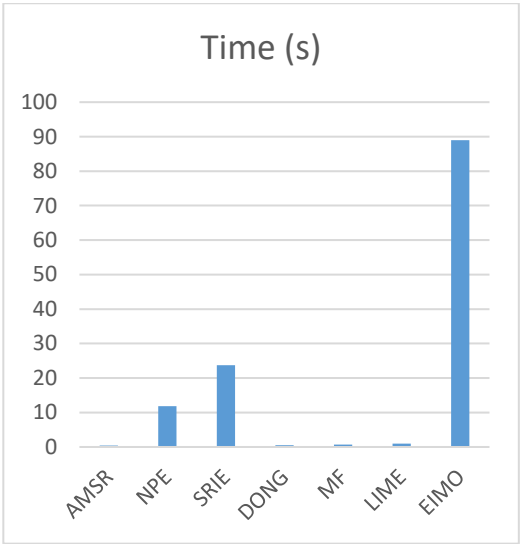
	تصویر(a)	تصویر(b)	تصویر(c)	تصویر(d)	تصویر(e)
LIME	۰/۱۷۹۵	۰/۵۵۰۵	۰/۱۵۶۹	۰/۶۱۵۰	۰/۱۴۰۱
EIMO	۰/۲۳۶۶	۰/۵۵۱۲	۰/۳۳۱۲	۰/۴۲۳۴	۰/۶۱۳۱

بر طبق جدول (۳) می‌توان گفت که از منظر مقیاس NIQE اغلب در بهبود تصاویر تاریک EIMO بهتر از LIME عمل می‌کند؛ به‌عبارت‌دیگر، رنگ‌ها در تصاویر بهبودیافته به‌وسیلهٔ EIMO در مقایسه LIME طبیعی‌تر به‌نظر می‌رسند؛ بنابراین از این منظر روش پیشنهادی EIMO نسبت به LIME می‌تواند گزینهٔ بهتری باشد.

با توجه به جدول (۴)، EIMO در مقایسه با LIME از منظر مقیاس SSIM به‌طورمعمول عملکرد بهتری دارد؛ برای مثال از منظر این مقیاس EIMO برای تصاویر (c) و (e) به‌ترتیب تقریباً دو و چهاربرابر بهتر از LIME عمل کرده‌است؛ دلیل این امر می‌تواند نوفه‌هایی باشد که به‌وسیلهٔ LIME در قسمت سیاه‌رنگ بالای این تصاویر ایجاد شده‌است؛ همان‌طورکه بیان شد، SSIM میزان شباهت بین تصویر نخست و تصویر بهبودیافتهٔ نهایی را ارزیابی می‌کند. بر این اساس تصاویر بهبودیافته به‌وسیلهٔ EIMO در مقایسه با تصاویر بهبودیافته به‌وسیلهٔ 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 به‌طورمعمول کارایی بهتری دارد؛ به‌همین‌دلیل به‌نظر می‌رسد که برای بهبود تصاویر تاریک استفاده از EIMO درمقایسه با LIME می‌تواند گزینهٔ بهتری باشد.

در شکل (۶) نمودار میانگین زمان اجرای روش EIMO و روش‌های AMSR، NPE، SRIE، DONG، MF و LIME رسم شده‌است. ازآنجاکه دراین‌مقاله مدل ریاضی پیشنهادی به‌صورت دقیق حل می شود، زمان اجرای EIMO نسبت به سایر روش‌ها بیشتر است، اما همان‌طورکه اشاره شد معمولاً کیفیت تصاویر بهبودیافته به‌وسیلهٔ EIMO بهتر ازدیگر روش‌هاست؛ همچنین باتوجه به‌ویژگی‌های مدل پیشنهادی (به‌ویژه مشتق‌پذیری تابع هدف) این احتمال وجود دارد که درصورت استفاده ازسایر روش‌های حل مدل، زمان هم‌گرایی نیز کاهش پیدا کند. این موضوع را می‌توان به‌عنوان پژوهش‌های آینده موردبررسی قرار داد. باتوجه به بحث بالا، عملکرد روش EIMO ازنظر کیفیت بصری تصاویر بهبودیافته و همچنین ازمنظر مقیاس AMBE بسیار نزدیک به‌روش قدرتمند LIME و بهتر از روش‌های AMSR، NPE، SRIE، DONG و MF است.



(شکل-۶): مقایسهٔ 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 درمجموع از دیگر روش‌های یادشده عملکرد بهتری دارد؛ لذا برای بهبود و افزایش روشنایی تصاویر تاریک می‌توان از روش EIMO استفاده کرد.

۶- نتیجه‌گیری

به‌طورمعمول پایین‌بودن میزان روشنایی تصاویر ضبط‌شده در محیط‌های تاریک، باعث کاهش جزئیات صحنهٔ هدف در این گونه ازتصاویر می‌شود؛ به‌همین‌دلیل عملکرد الگوریتم‌های دید رایانه دراین تصاویر می‌تواند کاهش پیدا کند؛ لذا در این مقاله براساس نظریهٔ ریتاینکس روشی (EIMO) برای بهبود تصاویر تاریک پیشنهاد شده‌است. در روش EIMO پس‌از محاسبهٔ نقشهٔ

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.61186/jsdp.21.2.91]

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. محدب‌بودن مدل پیشنهادی و همچنین خطی‌بودن قیدهای آن از دیگر ویژگی مطلوب این مدل محسوب می‌شود. به‌طورمعمول EIMO می‌تواند ضمن حفظ جزئیات صحنهٔ هدف، میزان روشنایی و شدت‌نور تصاویر تاریک را تاحد 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، علاوه‌بر 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 AMSR، NPE، SRIE، DONG و MF عملکرد بهتری دارد؛ همچنین کیفیت بصری تصاویر بهبودیافته به‌وسیلهٔ EIMO قابل‌رقابت با روش قدرتمند LIME است؛ بنابراین از EIMO برای بهبود تصاویر تاریک و همچنین افزایش کارایی الگوریتم‌های دید رایانه می‌توان بهره‌گرفت.

7- مراجع 7-Reference

[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.

[۳] رضائی، معصومه، رضائیان، مهدی و ولی درهمی، «توصیف‌گر موضعی جدید با استفاده از نگاشت مرکاتور به‌منظور تشخیص اشیای سه‌بعدی»، مجلهٔ پردازش علائم و داده‌ها، شمارهٔ ۱، صفحات ۱۱۱-۱۲۴، 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. Ahmadnia, 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.

[۹] احمدی، سید محمد و دیانت، روح الله، «یک چارچوب توزیعی مبتنی‌بر خوشه‌بندی دومرحله‌ای برای شناسایی چهره درمقیاس بالا»، مجله پردازش علائم و داده‌ها، شمارهٔ 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.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.61186/jsdp.21.2.91]

[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.
[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.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]
[DOI: 10.61186/jsdp.21.2.91]

[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، «توسعهٔ روش‌های مبتنی بر رفع نوفه اسپکل تصویر جهت رفع نوفه ویدئو ویسار»، مجله پردازش علائم و داده‌ها، شمارهٔ 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.



مهدی احمدنیا مدرک کارشناسی‌ارشد خود را در رشتهٔ بهینه‌سازی درسال ۱۳۹۹ از دانشگاه فردوسی مشهد دریافت کرده‌است؛ همچنین از سال ۱۳۹۹ دانشجوی دکترای رشتهٔ 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 موردعلاقهٔ وی است.
نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت‌است از:
ahmadnia.mahdi@mail.um.ac.ir



مجتبی مغربی در سال ۱۳۹۳ از دانشگاه UNSW استرالیا در رشتهٔ مهندسی عمران فارغ‌التحصیل شدند. ایشان با مرتبهٔ دانشیار عضو هیئت علمی دانشگاه فردوسی مشهد، استاد مدعو دانشگاه UNSW استرالیا و مؤسس و مدیرگروه پژوهشی ساخت هوشمند است. علائق پژوهشی ایشان بیشتر بر علم داده و بهینه‌سازی متمرکز است.
نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت‌است از:
mojtabamaghrebi@um.ac.ir



رضا قنبری مدرک کارشناسی خود را از دانشگاه فردوسی مشهد و مدرک کارشناسی‌ارشد و دکترای خود را از دانشگاه صنعتی شریف در رشتهٔ ریاضی کاربردی دریافت کردند. ایشان هم‌اکنون عضو هیئت علمی دانشگاه فردوسی مشهد، مسئول آزمایشگاه بهینه‌سازی این دانشگاه و دبیر حوزهٔ انرژی انجمن مدیریت تکنولوژی ایران است. ایشان در حوزه‌هایی مانند فناوری، مدیریت نوآوری، هوش‌مصنوعی و بهینه‌سازی فعالیت می‌کنند.
نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت‌است از:
rghanbari@um.ac.ir

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]
[DOI: 10.61186/jsdp.21.2.91]