

# افزایش وضوح و روشنایی تصاویر کم‌نور با استفاده از رویکرد RETINEX و تبدیل غیر خطی

مریم قاسمی، مرتضی خادمی درح و عباس ابراهیمی مقدم

مختلف و تنزل اطلاعات مربوط به لبه‌ها می‌باشد [۲]. افزایش وضوح و روشنایی تصاویر کم‌نور، معمولاً از طریق تنظیم توزیع میزان روشنایی تصویر برای مشاهده و درک بهتر جزئیات آن صورت می‌گیرد [۳]. برای تحقق این هدف، روش‌های متعددی ارائه شده‌اند که می‌توانند در بهبود کیفیت این گونه تصاویر مفید باشند. استفاده از این روش‌ها باعث بهبود بصری و مطلوبیت این گونه تصاویر برای رؤیت توسط انسان و پردازش توسط کامپیوتر می‌شود [۴].

از مهم‌ترین کاربردهای موضوع این تحقیق می‌توان به سنجش از راه دور، شناسایی هدف و نظارت بر ترافیک؛ بینایی ماشین، پردازش تصاویر پزشکی<sup>۲</sup> و تشخیص بیماری [۵]، کنترل کیفیت در خطوط تولید و سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند [۶] اشاره کرد.

## ۲- کارهای مرتبط

محققان روش‌های مختلفی را برای بهبود وضوح و روشنایی تصاویر کم‌نور ارائه کرده‌اند. از جمله مهم‌ترین آنها عبارت هستند از روش‌های مبتنی بر متعادل سازی هیستوگرام<sup>۳</sup>، روش‌های مبتنی بر رویکرد RETINEX<sup>۴</sup> و روش‌های مبتنی بر یادگیری<sup>۵</sup> که برای هر یک از روش‌ها، الگوریتم‌های متعددی ارائه شده است.

روش‌های مبتنی بر HE، دارای روابط ریاضی ساده و سرعت اجرای بالایی بوده و به همین دلیل در بسیاری از کاربردهای پردازش تصویر مورد توجه هستند [۱]. این روش‌ها با نگاشت تصویر تحت تابع توزیع تجمعی تصویر، باعث بهبود وضوح و روشنایی شده و تابع چگالی احتمال تقریباً یکنواختی را ایجاد می‌کنند [۲] و دارای معایبی همچون امکان اشباع بیش از حد روشنایی و اعوجاج رنگ هستند. برای حل این نقاط ضعف، محققان تا کنون روش‌های مختلفی را ارائه داده‌اند [۱]. چانگ و همکاران، روش متعادل سازی هیستوگرام سازگار با محدودیت وضوح<sup>۶</sup> را ارائه کرده‌اند و از روش تصحیح گامای دوگانه برای افزایش وضوح با حفظ طبیعی بودن بهره برده‌اند [۷]. در [۸] از رویکرد HE برای تشخیص خوردگی فلزات استفاده شده که باعث افزایش کیفیت تصویر و در نتیجه دقت بیشتر در تشخیص می‌شود. در این روش به خاطر ترکیب ۲ الگوریتم

چکیده: تصاویر ضعیف‌شده در شرایط نوری ضعیف دارای روشنایی و وضوح پایین و نویز زیاد هستند، لذا برای بینایی انسان و ماشین نامناسب بوده و در عملکرد آنها تأثیرات منفی می‌گذارند. تحقیقات زیادی برای بهبود چنین تصاویری انجام شده است. روش‌های پیشنهادشده برای حل این مسئله به میزان قابل توجهی این گونه تصاویر را بهبود می‌بخشند. یک دسته از این روش‌ها، روش‌های مبتنی بر رویکرد RETINEX هستند که باعث اصلاح تصاویر کم‌نور شده‌اند. اما از آنجا که ساختار اولیه این رویکرد پیچیده است و کارایی پایینی دارد، محققان روش‌های دیگری همچون SSR، MSR و MSRCR را برای رفع مشکل آن ارائه داده‌اند. این روش‌ها نیز به نوبه خود مشکلاتی همچون غیر طبیعی بودن تصاویر حاصل و تقویت نویز دارند. در این تحقیق با به دست آوردن مؤلفه روشنایی بهینه، استفاده از تبدیل غیر خطی و اعمال هموارسازی روی تصویر به عنوان مرحله پس‌پردازش، این نقاط ضعف تا حد زیادی رفع می‌شوند. با اعمال روش پیشنهادی، تصاویر پردازش‌شده ظاهری طبیعی‌تر داشته و اطلاعات آنها بیشتر حفظ شده است. برای ارزیابی روش پیشنهادی از معیارهای ذهنی و عینی همچون PSNR، SSIM، JEF و IMMSE استفاده شده است. نتایج شبیه‌سازی، نشان‌دهنده برتری روش پیشنهادی نسبت به روش‌های رقیب می‌باشد.

کلیدواژه: بهبود تصاویر کم‌نور، بهبود روشنایی و وضوح، تبدیل غیر خطی، روش‌های مبتنی بر رویکرد RETINEX.

## ۱- مقدمه

تصویربرداری در شرایط نوری ضعیف توسط دوربین‌ها باعث می‌شود که تصاویر به دست آمده دارای کیفیت پایینی از لحاظ روشنایی، وضوح و نویز باشند. تصاویر گرفته‌شده در درون اتاق، روزهای ابری و غروب خورشید یا شب‌هنگام دارای روشنایی کم و غیر یکنواخت (تصاویر کم‌نور) هستند. در تصاویر کم‌نور، اطلاعات بافت تصویر پنهان شده و بنابراین باعث ایجاد اختلال در روند تشخیص و شناسایی می‌شود [۱]. از آنجا که کیفیت این گونه تصاویر پایین و تشخیص جزئیات در آنها دشوار است، استفاده از این تصاویر برای پردازش توسط ماشین با محدودیت جدی مواجه است [۲]. شکل ۱، ۳ تصویر کم‌نور را همراه هیستوگرام‌های مربوط نشان می‌دهد. هیستوگرام تصاویر کم‌نور دارای چند ویژگی از جمله تجمع هیستوگرام در نزدیکی صفر، کم‌بودن اختلاف سطوح خاکستری مربوط به کانال‌های رنگی

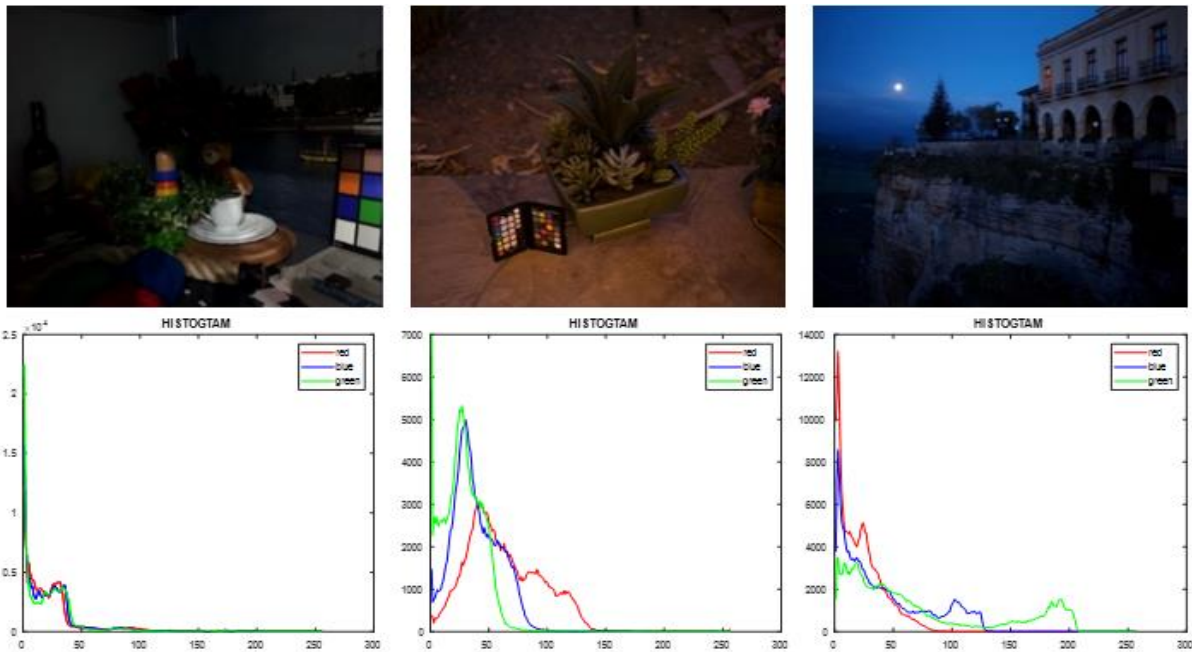
این مقاله در تاریخ ۸ آبان ماه ۱۴۰۰ دریافت و در تاریخ ۲۱ بهمن ماه ۱۴۰۰ بازنگری شد.

مریم قاسمی، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران، (email: ghasemi.maryam@mail.um.ac.ir)

مرتضی خادمی درح (نویسنده مسئول)، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران، (email: khademi@um.ac.ir)

عباس ابراهیمی مقدم، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران، (email: a.abrahimi@um.ac.ir)

1. Traffic Monitoring
2. Medical Image Processing
3. Histogram Equalization (HE) Based Methods
4. RETINEX Based Methods
5. Learning Based Methods
6. Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization



شکل ۱: مثالی از تصاویر کم‌نور و هیستوگرام‌های متناظر.

بهبود روشنایی تصاویر کم‌نور استفاده شده و به خوبی قادر به حفظ جزئیات تصویر بوده و شکل طبیعی آن را حفظ می‌کند، اما میزان بهبود روش بر روی انواع تصویر از جمله، تصاویر محیط‌های داخلی و محیط‌های بیرونی یکسان نیست. در [۱۷] با ترکیب دو رویکرد RETINEX و برجستگی بصری<sup>[۱۸]</sup>، روشی جدید برای بهبود تصاویر کم‌نور ارائه شده و اولین روشی است که اطلاعات تصویری سطح بالا را در روند بهبود تصویر کم‌نور ادغام کرده و باعث افزایش کیفیت برای دید انسان و ماشین می‌شود. در [۱۹] مشابه الگوریتم SSR، ابتدا مؤلفه روشنایی محاسبه شده و سپس با کم کردن شکل لگاریتمی آن از تصویر اصلی و سپس پردازش مؤلفه بازتاب با تابع سیگموئید و گامای اصلاح‌شده و نرمال‌سازی نتیجه، تصویر بهبود می‌یابد. این الگوریتم نسبتاً ساده و قابل درک بوده و نتایج بهبود قابل قبولی را ارائه می‌دهد. در [۲۰] ابتدا یک نگاهت بر روی تصویر، انجام و سپس به فضای HSV منتقل می‌شود و با اعمال تبدیل خطی روی مؤلفه V، آن را گسترش می‌دهد و از رویکرد RETINEX برای افزایش روشنایی بهره می‌برد. این روش نیز ساده و در عین حال دارای کاربردهای مختلفی برای بهبود تصاویر کم‌نور است.

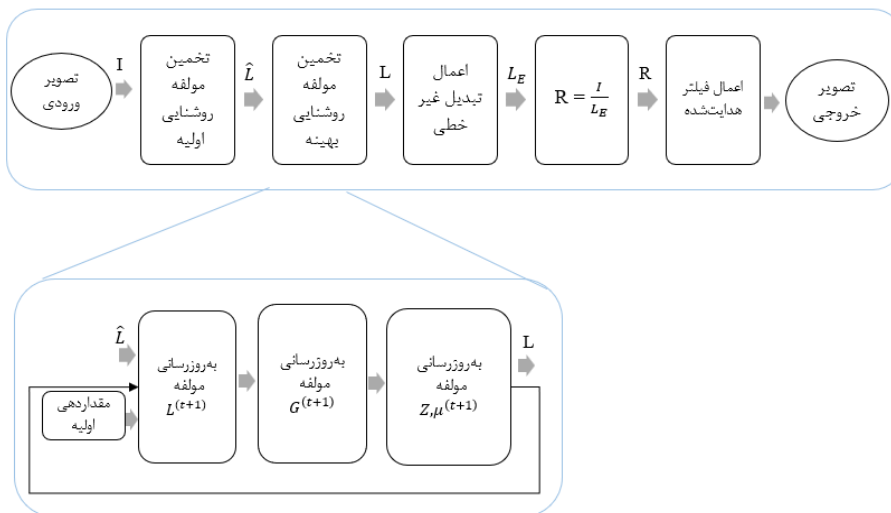
تحقیقات زیادی بر مبنای یادگیری عمیق از سال ۲۰۱۶ برای بهبود تصاویر کم‌نور انجام شده است. یکی از پرکاربردترین روش‌های یادگیری عمیق، روش شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN) است. CNN در بهبود تصاویر کم‌نور موفق بوده است اما چون از مقیاس‌های مختلف مکانی بهره نمی‌برد، روش‌هایی همچون [۲۱] ارائه شده‌اند. در [۲۲] برای بهبود مؤثر تصاویر کم‌نور از روش یادگیری عمیق استفاده گردیده است. مرجع [۱۴] از روش یادگیری عمیق برای بهبود تصاویر دریایی بهره برده که در آن، مؤلفه روشنایی اولیه به وسیله بیشینه مقادیر کانال‌های رنگی، محاسبه و در انتها از روش تصحیح گامای تطبیقی استفاده می‌شود. از آنجایی که یادگیری عمیق به داده اولیه زیادی احتیاج دارد، تصاویر حاصل از این دسته روش‌ها،

تعادل هیستوگرام و روش‌های حوزه فرکانس مثل تبدیل موجک و فیلترینگ همگن (HF)، پیچیدگی محاسباتی بالا رفته و در نتیجه باعث دشواری در پیاده‌سازی روش شده است. در [۹] از روش‌های مختلف پردازش تصویر همچون تغییر فضای رنگی، معکوس‌سازی تصویر، الگوریتم حذف مه و ترمیم تخریب رنگ استفاده شده و از روش حذف نویز به عنوان یک مرحله پس‌پردازش استفاده می‌کند که باعث ایجاد تصویری طبیعی‌تر می‌شود. روش HE دارای نقاط ضعفی همچون نتایجی با کیفیت پایین و تولید نویزهای ناخوشایند است و معمولاً در ترکیب با روش‌های دیگر مورد استفاده قرار می‌گیرد [۱۰].

رویکرد RETINEX، اولین بار توسط McCann و Land ارائه شد [۱۱]. این رویکرد از مدل روشنایی-بازتاب استفاده می‌کند که طبق آن یک تصویر را می‌توان حاصل ضرب دو مؤلفه روشنایی و بازتاب فرض کرد. روش‌های مبتنی بر این رویکرد می‌توانند به دو دسته تقسیم‌بندی شوند: دسته اول، مؤلفه بازتاب را به عنوان تصویر بهبودیافته در نظر می‌گیرد و دسته دوم با بهینه‌کردن دو مؤلفه و ترکیب آنها، تصویر بهبودیافته را به دست می‌آورد. نتایج نشان می‌دهند که دسته اول، دچار اعوجاج و افزایش بیش از حد روشنایی بوده است اما دسته دوم، نتایج قابل قبولی دارد [۱۲]. SSR [۲] روشی ساده در بهبود وضوح تصویر است و در عین حال باعث ایجاد اثرات هاله در لبه [۱۳]، عدم توانایی ثبات رنگ و حفظ جزئیات [۱۴] و ایجاد تصویری شبه‌خاکستری می‌شود [۱۵]. برای بهبود این اثرات، روش MSR [۲] ارائه شد که از چندین فیلتر گوسی برای تخمین روشنایی استفاده می‌کند. این روش نیز فاقد توانایی ثبات رنگ است [۱۵]. روش SSR و MSR با اعمال تقویت بر روی هر کانال رنگی به صورت جداگانه باعث اعوجاج رنگ می‌شوند [۲] و برای حل این مشکل، روش MSRCR [۲] که حاوی تابع بازبازی رنگ است، ارائه شد. این روش گرچه نسبت به روش MSR بهتر عمل می‌کند اما نمی‌تواند از اثرات هاله در نزدیکی لبه و تقویت نویز جلوگیری کند [۱۵]. در [۱۶] نیز از رویکرد RETINEX برای

5. RETINEX and Saliency Theories  
6. HSV Space (Hue, Saturation, Value)  
7. Convolutional Neural Network

1. Homomorphic Filter  
2. Single-Scale Retinex  
3. Multiscale Retinex  
4. MSR with Color Restoration



شکل ۲: دیاگرام جعبه‌ای روش پیشنهادی.

در صورت کم‌بودن داده اولیه، بهبود زیادی نخواهند داشت.

در ادامه این مقاله در بخش ۳، الگوریتم پیشنهادی و تئوری مربوط توضیح داده شده است. در بخش ۴، نتایج و آزمایش‌های انجام‌شده و در بخش ۵، نتیجه‌گیری این مقاله ارائه می‌گردد.

### ۳- روش پیشنهادی

شکل ۲، دیاگرام جعبه‌ای روش پیشنهادی را نشان می‌دهد. روش پیشنهادی، بهبوددهنده روش LIME [۲۳] بوده و مبتنی بر رویکرد RETINEX است. طبق مدل روشنایی-بازتاب داریم

$$I = R \times L \quad (1)$$

که در آن  $I$  تصویر ورودی است و  $R$  و  $L$  به ترتیب بیانگر مؤلفه‌های بازتاب و روشنایی هستند.

طبق دیاگرام جعبه‌ای، ابتدا مؤلفه روشنایی اولیه به صورت بیشینه مقادیر سه کانال رنگی، تخمین زده می‌شود

$$\hat{L}(x) = \max_{x \in \{R, G, B\}} I^c(x) \quad (2)$$

که در آن  $\hat{L}$  مؤلفه روشنایی اولیه و  $I^c(x)$  سه کانال رنگ تصویر کم‌نور ورودی است.

حال مؤلفه روشنایی بهینه از روی مؤلفه روشنایی اولیه ( $\hat{L}(x)$ ) تخمین زده می‌شود. برای این هدف، ابتدا ماتریس وزن به صورت زیر محاسبه می‌گردد [۲۳]

$$W_h(x) = \frac{1}{|\nabla_h \hat{L}(x)| + \varepsilon} \quad (3)$$

$$W_v(x) = \frac{1}{|\nabla_v \hat{L}(x)| + \varepsilon}$$

که در آن  $W_h$  و  $W_v$  دو مؤلفه افقی و عمودی ماتریس وزن و  $\nabla_h$  و  $\nabla_v$  دو مؤلفه افقی و عمودی فیلتر مشتق مرتبه اول می‌باشند.  $\varepsilon$  نیز مقدار ثابت کوچکی است.

روش LIME برای تخمین مؤلفه روشنایی بهینه، تابع هدفی را ارائه می‌نماید که به خوبی قادر به حفظ ساختار اصلی تصویر بوده و جزئیات بافت

را هموار می‌کند

$$\min_L \left\| \hat{L} - L \right\|_F^2 + \alpha \|W \circ \nabla L\| \quad (4)$$

در تابع هدف فوق،  $\hat{L}$ ،  $L$  و  $W$  به ترتیب مؤلفه روشنایی اولیه، بهینه و ماتریس وزن هستند.  $\alpha$  ضریب تعادل بین دو بخش تابع هدف و  $\circ$  ضرب عنصر به عنصر را نشان می‌دهد.  $\|\cdot\|_F$  و  $\|\cdot\|$  به ترتیب بیانگر نرم فرینیبوس و نرم  $l_1$  هستند. برای دستیابی به جواب در مسئله مورد نظر، می‌توان از روش کمینه‌سازی جهت متناوب (ALM) استفاده کرد.

با توجه به این که دو بخش تابع هدف مورد نظر شامل متغیر  $L$  می‌باشد، برای جداسازی بخش‌ها، متغیر کمکی  $G$  جایگزین گرادیان  $(\nabla L)L$  می‌شود، لذا تابع هدف به شکل زیر خواهد شد

$$\min_{L, G} \left\| \hat{L} - L \right\|_F^2 + \alpha \|W \circ G\| \quad (5)$$

s.t

$$\nabla L = G$$

تابع لاگرانژ تقویت‌شده<sup>۴</sup> را می‌توان به شکل زیر نوشت

$$l = \left\| \hat{L} - L \right\|_F^2 + \alpha \|W \circ G\| + \phi(Z, \nabla L - G) \quad (6)$$

$$\phi(Z, \nabla L - G) = \frac{\mu}{\nu} \left\| \nabla L - G \right\|_F + \langle Z, \nabla L - G \rangle$$

که  $\langle \cdot \rangle$  بیانگر ضرب داخلی ماتریس،  $\mu$  عددی مثبت و  $Z$  ضرب‌کننده لاگرانژ است. برای حل تابع هدف (۶) می‌توان متغیر مورد نظر را با ثابت نگه‌داشتن بقیه متغیرها به‌روزرسانی کرد. با تقسیم تابع هدف (۶) به سه مسئله و حل آنها می‌توان سه متغیر  $L$ ،  $G$  و  $Z$  را به‌روزرسانی کرده و مقادیر زیربهینه آنها را به دست آورد. این موضوع در شکل گسترده‌تر بلوک "تخمین مؤلفه روشنایی بهینه" در شکل ۲ دیده می‌شود.

برای به دست آوردن رابطه زیربهینه  $L$  از تابع هدف (۶)، دو مؤلفه دیگر ثابت فرض گردیده و سپس از آن نسبت به مؤلفه  $L$  مشتق گرفته شده [۲۳] و برای آسان کردن محاسبات از حوزه فوریه استفاده گردیده است. رابطه نهایی برای تخمین مؤلفه  $L$  به صورت زیر می‌باشد

$$R = I/L_E \quad (12)$$

طبق بلوک دیاگرام روش پیشنهادی در گام بعدی، مؤلفه بازتاب فیلتر می‌گردد. فیلتر مورد استفاده در این تحقیق، فیلتر هدایت‌شده‌آمی باشد که یک نوع صافی تصویر با حفظ لبه، جهت کاهش نویز است. این فیلتر برخلاف فیلتر دوطرفه<sup>۲</sup> دارای روابط ریاضی خطی ساده بوده و دچار مشکلات گرادیان از جمله معکوس گرادیان ناخواسته و در نتیجه تخریب تصویر نمی‌شود [۲۵].

خلاصه روش پیشنهادی علاوه بر بلوک دیاگرام شکل ۲ به صورت الگوریتم در شکل ۳ ارائه شده است.

#### ۴- شبیه‌سازی

در این بخش، عملکرد روش پیشنهادی با ۶ روش دیگر با توجه به معیارهای ارزیابی ذهنی مثل روش ۲AFC<sup>۵</sup> و عینی مثل معیارهای IE، PSNR، SSIM و IMMSE<sup>۶</sup> مقایسه می‌شود. روش‌های مورد مقایسه نیز عبارتند از CLAHE [۷]، LIME [۲۳]، WVM [۲۶]، AGCWD [۲۷]، MF [۲۸] و HE [۲۹].

در شکل ۴، مجموعه‌ای از تصاویر ورودی که شامل ۱۰ تصویر طبیعی برای ارزیابی بدون مرجع است، آمده و شکل‌های ۵ و ۶ مجموعه‌ای از ۱۰ تصویر موجود در نرم‌افزار Matlab را که به ترتیب به صورت یکنواخت و غیر یکنواخت کم‌نور شده‌اند، برای ارزیابی با معیارهای با مرجع نشان می‌دهند. همه آزمایش‌ها بر روی سیستمی با مشخصات intel (R), core(TM) i7 3337k CPU @ 3.5 GHZ 3.9 GHZ (RAM) 16.0 GHZ انجام شده است.

جدول ۱، مدت زمان اجرای الگوریتم پیشنهادی و ۶ روش رقیب را نشان می‌دهد. روش پیشنهادی به خاطر بخش‌هایی همچون نرم ۱ و استفاده از حوزه تبدیل فوریه دارای پیچیدگی محاسباتی است. طبق این جدول، زمان اجرای الگوریتم WVM به خاطر محاسبه جداگانه دو مؤلفه روشنایی و بازتاب با استفاده از تبدیل فوریه، نسبت به بقیه روش‌ها بیشتر است.

جدول ۲، نتایج ارزیابی ذهنی روش پیشنهادی را در مقایسه با ۵ روش دیگر نشان می‌دهد. ارزیابی ذهنی مطابق با پروتکل متداول ۲AFC است. طبق این پروتکل ارزیابی، از حداقل ۲۰ نفر خواسته می‌شود تا بین جفت تصاویری که نشان داده می‌شود، یکی را که از نظر روشنایی و وضوح دارای کیفیت بالاتری است، انتخاب کنند. در این آزمایش در جفت تصاویر نشان داده شده، روش پیشنهادی با ۵ روش رقیب مقایسه می‌شود. در آزمایش انجام‌شده از ۲۱ شرکت‌کننده خواسته شد تا جفت تصاویر (تصویر بهبودیافته توسط روش پیشنهادی و یکی از روش‌های رقیب) نشان داده شده را به مدت ۵ ثانیه مشاهده و در ۵ ثانیه بعدی رأی خود را ثبت کنند. جهت رعایت بی‌طرفی، تصویر پیشنهادی و تصویر روش‌های رقیب نام برده نشده‌اند و مخاطب، اطلاعاتی از این که تصویر روش پیشنهادی کدام است، ندارد. در این آزمایش میزان روشنایی محیط ۲۴۰ تا ۲۸۰ lux و روشنایی مانیتور ۷۵ درصد تنظیم شده و فاصله مخاطب تا صفحه نمایش ۵۰ سانتی‌متر است.

ورودی: تصویر کم‌نور،  $\beta = 0.8$  و  $\gamma = 0.8$ ،  $\alpha = 0.15$

(۱) تخمین اولیه مؤلفه روشنایی  $\hat{L}$  از روی تصویر اولیه کم‌نور با توجه به (۲)

(۲) محاسبه ماتریس وزن با توجه به (۳)

(۳) تخمین مؤلفه روشنایی  $L$  با توجه به روش LIME (۷)

(۴) اعمال تبدیل غیر خطی روی  $L$  با استفاده از (۱۱)

(۵) به دست آوردن مؤلفه بازتاب بهبودیافته با توجه به (۱۲)

(۶) اعمال فیلتر هدایت‌شده جهت هموارسازی تصویر

خروجی: تصویر بهبودیافته

شکل ۳: الگوریتم روش پیشنهادی.

$$L^{(t+1)} = F^{-1} \frac{F(\gamma \hat{L} + \mu^{(t)} D^T (G^{(t)} - \frac{Z^{(t)}}{\mu^{(t)}}))}{\gamma + \mu^{(t)} \sum_{d \in \{h,v\}} F(D_d) \circ F(D_d)} \quad (7)$$

که  $F()$  اپراتور تبدیل فوریه دوبعدی سریع است، در حالی که  $F^{-1}$  و  $\bar{F}$  به ترتیب معکوس و مزدوج مختلط تبدیل فوریه دوبعدی از  $F()$  و  $Z$  ماتریس با ابعاد متناسب با تصویر ورودی که همه مقادیر آن ۲ است، هستند. سپس برای یافتن رابطه زیربهمینه مربوط به مؤلفه  $G$  (شبه محاسبه مؤلفه قبل) در تابع هدف (۶)،  $Z$  مؤلفه  $L$  و  $Z$  ثابت فرض شده‌اند. از اپراتور shrinkage برای تخمین بهینه مؤلفه  $G$  استفاده می‌شود و بنابراین داریم

$$G^{(t+1)} = S_{\epsilon, \mu^{(t)}} [\nabla L^{(t+1)} + \frac{Z^{(t)}}{\mu^{(t)}}] \quad (8)$$

که  $S_{\epsilon, \mu^{(t)}}[\cdot]$  بیانگر اپراتور shrinkage است

$$S_{\epsilon}[x] = \text{sgn}(x) \max(|x| - \epsilon, 0) \quad (9)$$

مطابق محاسبه دو مؤلفه قبلی، تابع هدف (۶) نسبت به مؤلفه  $Z$  به دست آمده و با توجه به الگوریتم روش ALM، مؤلفه‌های  $Z$  و  $\mu$  به صورت زیر به‌روزرسانی می‌شوند

$$\begin{aligned} Z^{(t+1)} &\leftarrow Z^{(t)} + \mu^{(t)} (\nabla L^{(t+1)} - G^{(t+1)}) \\ \mu^{(t+1)} &\leftarrow \mu^{(t)} \rho \\ \rho &> 1 \end{aligned} \quad (10)$$

طبق شکل ۲، پس از تخمین مؤلفه روشنایی بهینه ( $L$ ) برای افزایش وضوح و روشنایی، تبدیل غیر خطی (۱۱) بر روی مؤلفه روشنایی ( $L$ ) اعمال می‌شود. این تبدیل به دو متغیر وابسته است و با اعمال این تبدیل، مؤلفه روشنایی بهبودیافته به صورت زیر به دست می‌آید [۲۴]

$$L_E = \frac{L'}{L' + (1 - L') \times \beta^\gamma} \quad (11)$$

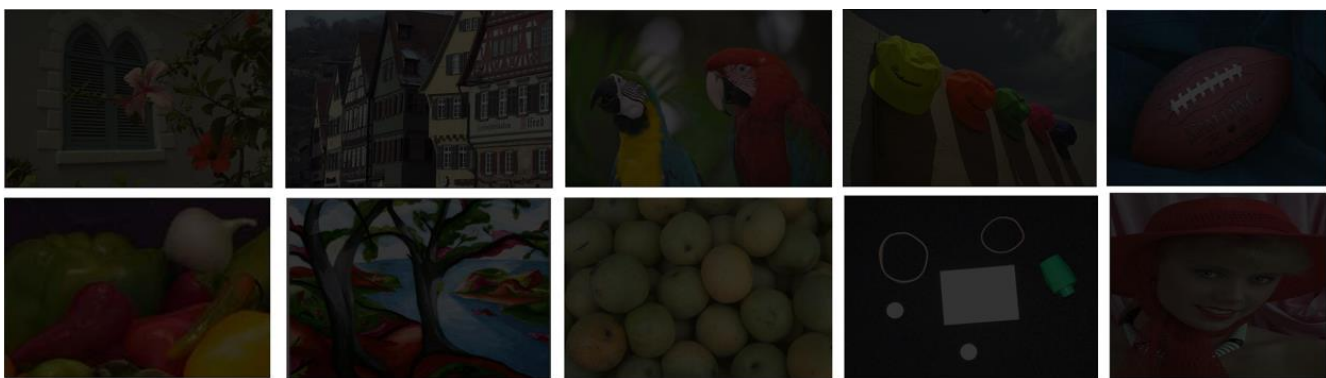
که  $\gamma$  پارامتر تصحیح گاما و  $\beta$  پارامتری ثابت در نظر گرفته شده که در این تحقیق، این دو پارامتر به صورت سعی و خطا به دست می‌آیند. بر اساس مدل روشنایی بازتاب، پس از بهبود مؤلفه روشنایی و اعمال تبدیل غیر خطی، مؤلفه بازتاب به صورت زیر محاسبه می‌شود

5. Information Entropy
6. Peak Signal-to-Noise Ratio
7. Structural Similarity Index Metric
8. Image Mean Square Error

1. 2D Inverse FFT and the Complex Conjugate
2. Guided Filter
3. Bilateral Filter
4. Two-Alternative Forced Choice



شکل ۴: مجموعه تصاویر طبیعی.



شکل ۵: مجموعه تصاویر Matlab که به صورت یکنواخت با ضریب ۰٫۲ کم‌نور شده‌اند.



شکل ۶: مجموعه تصاویر Matlab که به صورت غیر یکنواخت توسط تابع گاما کم‌نور شده‌اند.

جدول ۱: مقایسه میانگین زمان اجرای روش پیشنهادی با روش‌های [۷] CLAHE، [۲۳] LIME، [۲۶] WVM، [۲۷] AGCWD، [۲۸] MF و [۲۹] HE روی ۱۰ تصویر بر حسب ثانیه.

Methods	CLAHE	AGCWD	WVM	MF	LIME	HE	PROPOSED
Average Time	۰٫۱۴۱۴	۰٫۰۴۸۰	۱۵٫۵۶۲۰	۱٫۸۷۴۲	۴٫۵۹۲۸	۰٫۱۱۸۳	۵٫۹۷۲۵

مشاهده است. اعداد داخل سلول‌ها، نشان‌دهنده آرای داده‌شده به ۲ تصویر مقایسه‌شده بوده و بنابراین مجموع ۲ عدد هر سلول ۲۱ می‌شود. برای نشان دادن اهمیت آماری نتایج حاصل از ارزیابی ذهنی انجام‌شده، از آزمون  $t$  استفاده شده که خروجی آن معروف به مقدار احتمال یا مقدار  $p$  است. فرض صفر به این معنا می‌باشد که هیچ اختلافی بین دو تصویر وجود ندارد و تعداد آرای دو روش برابر است. مقدار مرزی برای  $p$  اغلب

قبل از شروع ارزیابی به شرکت‌کنندگان در آزمایش انجام‌شده، چگونگی انجام آزمایش توضیح داده شده است. از آنجا که مدت زمان در نظر گرفته شده برای هر تصویر جهت نمایش به مخاطب و ثبت رأی آن ۱۰ ثانیه است، کل زمان انجام آزمایش برای هر شرکت‌کننده حدود ۵ دقیقه می‌باشد. پس از انجام آزمایش، تعداد آرای داده‌شده در جدولی ثبت گردیده که آرای داده‌شده به هر تصویر بین ۲ روش مقایسه‌شده در سلول‌های جدول ۲ قابل

جدول ۲: مقایسه روش پیشنهادی با روش‌های HE [۲۹]، MF [۲۸]، AGCWD [۲۷]، WVM [۲۶]، LIME [۲۳]، CLAHE [۷]، در روش‌های HE [۲۹] توسط ارزیابی ذهنی.

Image Methods	Lamp	Cars	Bear	Land	Building	Tower
HE: Proposed	۱:۲۰	۴:۱۷	۱۵:۶	۲:۱۹	۹:۱۲	۲:۱۹
p-value	۰/۰۰۰۰۳۳۸	۰/۰۰۴۶	۰/۹۵۱	۰/۰۰۰۲۱	۰/۵۱۳	۰/۰۰۰۲۱
AGCWD: Proposed	۱۱:۱۰	۱۲:۹	۶:۱۵	۱۴:۷	۱۸:۳	۷:۱۴
p-value	۰/۱۷۲۷	۰/۴۸۷	۰/۰۴۹۵	۰/۸۷۳۴	۰/۹۹۸۹	۰/۱۲۶۶
WVM: Proposed	۱۲:۹	۱۴:۷	۱۳:۸	۱۴:۷	۲۰:۱	۱۲:۹
p-value	۰/۴۸۷	۰/۸۷۳	۰/۷۲۴۸	۰/۸۷۳	۰/۹۹۹۹	۰/۴۸۷
MF: Proposed	۸:۱۳	۱۰:۱۱	۱۶:۵	۱۳:۸	۱۹:۲	۱۸:۳
p-value	۰/۲۷۵۲	۰/۸۲۷۳	۰/۹۸۳۶	۰/۷۲۴۸	۰/۹۹۹۸	۰/۹۹۸۹
LIME: Proposed	۴:۱۷	۲:۱۹	۱۳:۸	۱:۲۰	۱:۲۰	۵:۱۶
p-value	۰/۰۰۴۶	۰/۰۰۰۲۱	۰/۷۲۴۸	۰/۰۰۰۰۳۳۸	۰/۰۰۰۰۳۳۸	۰/۰۱۶۴

جدول ۳: مقایسه روش پیشنهادی با روش‌های HE [۲۹]، MF [۲۸]، AGCWD [۲۷]، WVM [۲۶]، LIME [۲۳]، CLAHE [۷]، در روش‌های HE [۲۹] با معیار IE.

Methods	HE	CLAHE	AGCWD	WVM	MF	LIME	PROPOSED
Lamp	۴,۶۱۴۰	۵,۶۰۵۳	۵,۲۳۸۲	۶,۱۲۸۵	۶,۰۴۱۶	۷,۰۲۹۴	۶,۹۲۰۱
Cars	۵,۹۵۲۹	۷,۷۸۹۳	۷,۴۷۹۴	۷,۵۹۲۱	۷,۸۱۵۰	۷,۶۸۸۹	۷,۷۳۵۳
Bear	۵,۶۹۵۴	۶,۸۲۱۲	۶,۸۲۲۴	۶,۹۲۷۷	۷,۲۶۵۵	۷,۶۹۳۴	۷,۶۴۷۳
Tower	۵,۹۳۶۹	۷,۶۸۷۴	۷,۲۰۸۸	۷,۵۵۳۳	۷,۷۸۳۶	۷,۵۵۵۵	۷,۶۵۰۹
Moon	۵,۹۳۲۵	۷,۴۶۸۰	۷,۳۱۳۸	۷,۳۸۰۰	۷,۵۸۰۴	۷,۸۴۳۷	۷,۸۰۸۸
Robot	۵,۵۰۸۶	۷,۲۵۱۱	۶,۸۱۴۲	۷,۲۵۵۰	۷,۴۱۳۷	۷,۳۵۷۳	۷,۳۰۵۷
Paint	۵,۹۵۳۲	۷,۳۹۲۳	۷,۴۴۵۹	۷,۲۸۹۰	۷,۳۸۰۴	۷,۷۶۵۵	۷,۷۲۲۶
Wires	۵,۳۵۳۸	۵,۵۸۰۹	۵,۸۷۶۶	۵,۷۹۰۲	۶,۴۸۵۷	۷,۴۸۳۳	۷,۲۵۰۳
Building	۵,۷۳۹۶	۷,۰۱۰۶	۶,۸۱۸۳	۷,۲۶۸۴	۷,۴۱۶۲	۷,۷۰۳۶	۷,۵۵۵۶
Land	۵,۶۴۹۰	۶,۹۰۴۶	۶,۷۴۳۲	۶,۹۰۳۳	۷,۳۹۴۶	۷,۶۵۵۹	۷,۶۷۸۰
Average	۵,۶۳۳۶	۶,۹۵۱۱	۶,۷۷۶۱	۷,۰۰۸۸	۷,۲۵۷۷	۷,۵۷۷۷	۷,۵۲۷۵

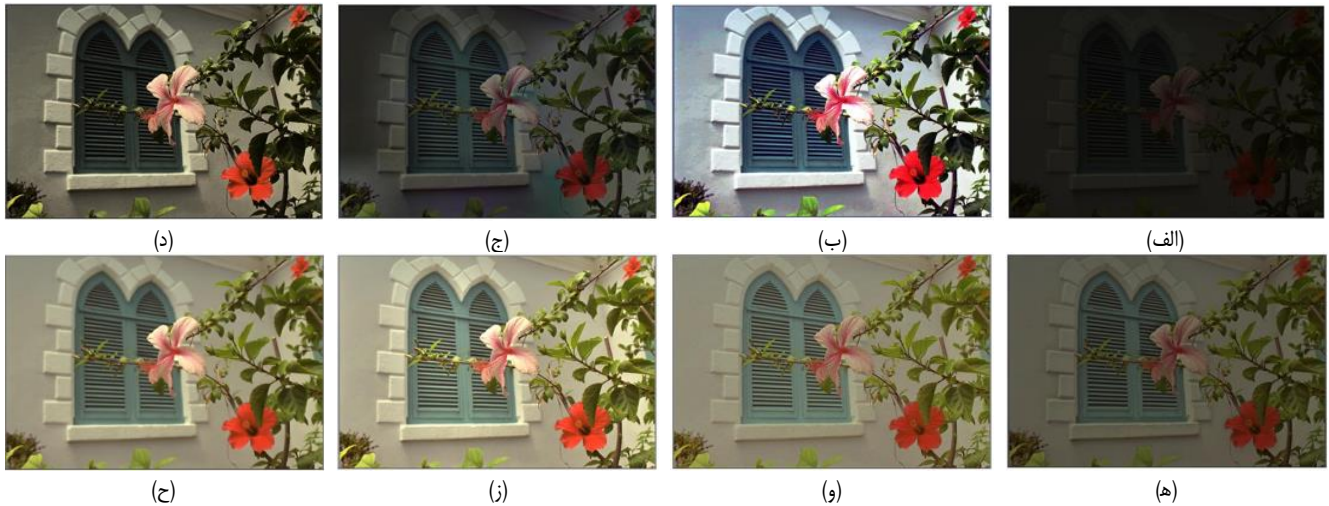
جدول ۴: میانگین مقادیر PSNR، SSIM و IMMSE روی ۱۰ تصویر کم‌نور یکنواخت، روش پیشنهادی و روش‌های HE [۲۹]، MF [۲۸]، AGCWD [۲۷]، WVM [۲۶]، LIME [۲۳]، CLAHE [۷]، در روش‌های HE [۲۹].

Criteria	HE	CLAHE	AGCWD	WVM	MF	LIME	PROPOSED
PSNR	۱۴,۷۳۰۸	۱۱,۹۰۳۵	۱۸,۳۵۷۲	۱۴,۵۳۵۳	۲۰,۰۶۰۱	۱۹,۱۸۷۳	۲۴,۲۶۸۷
SSIM	۰/۴۵۴۲	۰/۵۱۹۷	۰/۷۷۶۷	۰/۸۲۴۸	۰/۹۳۰۲	۰/۹۱۶۶	۰/۹۳۲۲
IMMSE	۰/۰۴۱۱	۰/۰۶۶۸	۰/۰۱۶۲	۰/۰۳۹۰	۰/۰۱۲۴	۰/۰۱۶۹	۰/۰۱۱۷

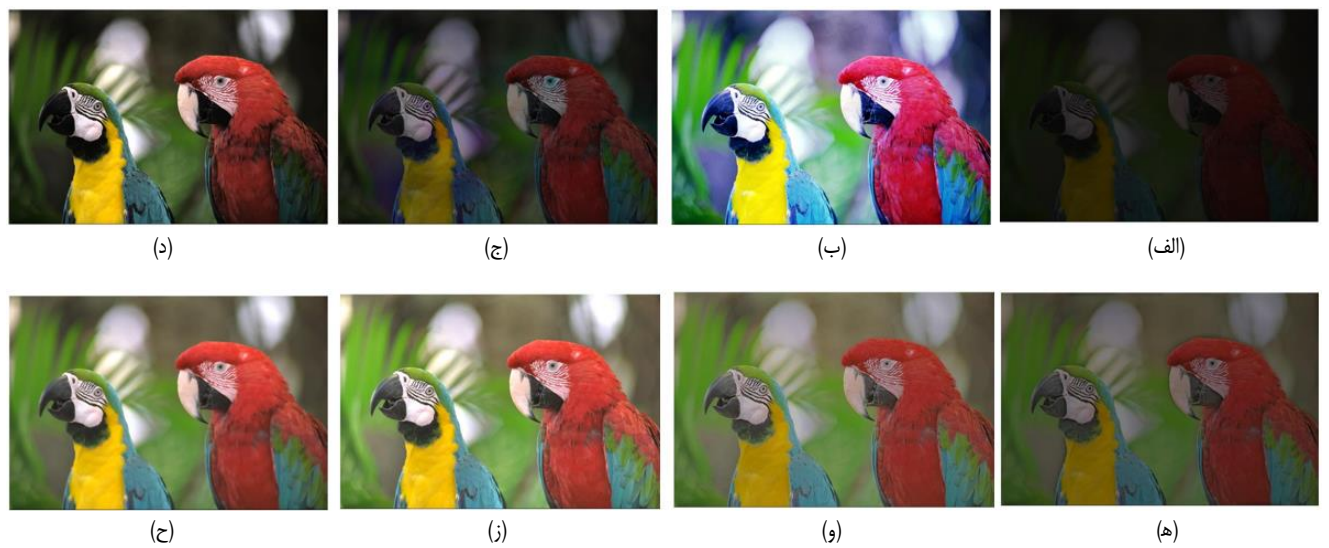
اطلاعات تصویر نسبت به چند روش دیگر موفق بوده است. جدول ۴، میانگین مقادیر حاصل از آزمایش را روی ۱۰ تصویر که به صورت یکنواخت کم‌نور شده‌اند، بر اساس معیارهای ارزیابی عینی با مرجع مثل PSNR، SSIM و IMMSE نشان می‌دهد. معیار ارزیابی PSNR، رایج‌ترین معیار در بررسی کیفیت تصویر محسوب می‌شود. مطابق این جدول، روش پیشنهادی با ۶ روش رقیب توسط این معیار مقایسه شده است. روش پیشنهادی از نظر حفظ سیگنال در برابر نویز در مقایسه با روش‌های رقیب، عملکرد بهتری داشته و قادر به حفظ اطلاعات و جزئیات تصویر می‌باشد. معیار SSIM نسبت به معیارهای عینی دیگر، مشابهت بیشتری با معیارهای ذهنی دارد. این معیار بر اساس ۳ ویژگی ساختار، روشنایی و وضوح، تصویر مرجع و تصویر بهبودیافته را با هم مقایسه می‌کند. مقدار این معیار در بازه [۰, ۱] بوده و هرچه به یک نزدیک‌تر باشد، شباهت ۲ تصویر بیشتر است. طبق جدول ۴، روش پیشنهادی در بهبود تصویر موفق‌تر از روش‌های رقیب بوده است. در ارزیابی با معیار IMMSE، هرچه مقدار این معیار به صفر نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده میزان انحراف و خطای کمتر و در نتیجه دقت بیشتر روش است. میانگین مقادیر این معیار برای روش پیشنهادی نسبت به ۶ روش رقیب، به صفر نزدیک‌تر می‌باشد که

۰/۰۵ در نظر گرفته می‌شود. اگر  $p$  خیلی کمتر از ۰/۰۵ باشد، به معنای رد فرض صفر و پذیرش فرض تحقیق است، اما اگر  $p$  نزدیک به ۰/۰۵ باشد، ادعای فرض تحقیق ضعیف بوده است. اگر  $p$  بیشتر از ۰/۰۵ باشد، روشی که بیشترین آرا را کسب کرده است، عملکرد بهتری را نشان می‌دهد. همان طور که در جدول ۲ نشان داده شده است،  $p$  در مقایسه بین روش پیشنهادی با روش LIME مورد قبول بوده و دلیل این که در برخی از مقایسه‌ها فرض تحقیق رد می‌شود، استفاده از فیلتر هدایت‌شده و ایجاد هموارسازی زیاد روی تصویر است.

جدول ۳، مقایسه‌ای را از روش پیشنهادی با روش‌های رقیب بر اساس معیار ارزیابی IE نشان می‌دهد. معیار IE معیاری جهت اندازه‌گیری میزان اطلاعات در تصویر می‌باشد و به صورت گسترده برای ارزیابی تصویر مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این نوع ارزیابی، هرچه مقدار آنتروپی تصویر بهبودیافته بیشتر باشد، بیانگر میزان اطلاعات بیشتر آن است و لذا جزئیات غنی‌تری در آن وجود دارد [۲]. در جدول ۳ مقادیر به صورت میانگین برای ۱۰ تصویر طبیعی، محاسبه شده است (شکل ۴). با توجه به جدول، مقدار میانگین معیار IE در روش پیشنهادی از روش‌های دیگر به جز روش LIME بیشتر می‌باشد و نشان می‌دهد که روش پیشنهادی در حفظ



شکل ۷: نتایج بصری، (الف) تصویر کم‌نور یکنواخت و روش‌های (ب) HE [۲۹]، (ج) CLAHE [۷]، (د) AGCWD [۲۷]، (ه) WVM [۲۶]، (و) MF [۲۸]، (ز) LIME [۲۳] و (ح) PROPOSED.



شکل ۸: نتایج بصری، (الف) تصویر کم‌نور یکنواخت و روش‌های (ب) HE [۲۹]، (ج) CLAHE [۷]، (د) AGCWD [۲۷]، (ه) WVM [۲۶]، (و) MF [۲۸]، (ز) LIME [۲۳] و (ح) PROPOSED.

جدول ۵: میانگین مقادیر PSNR، SSIM و IMMSE روی ۱۰ تصویر کم‌نور غیر یکنواخت، روش پیشنهادی و روش‌های CLAHE [۷]، LIME [۲۳]، WVM [۲۶]، AGCWD [۲۷]، MF [۲۸] و HE [۲۹].

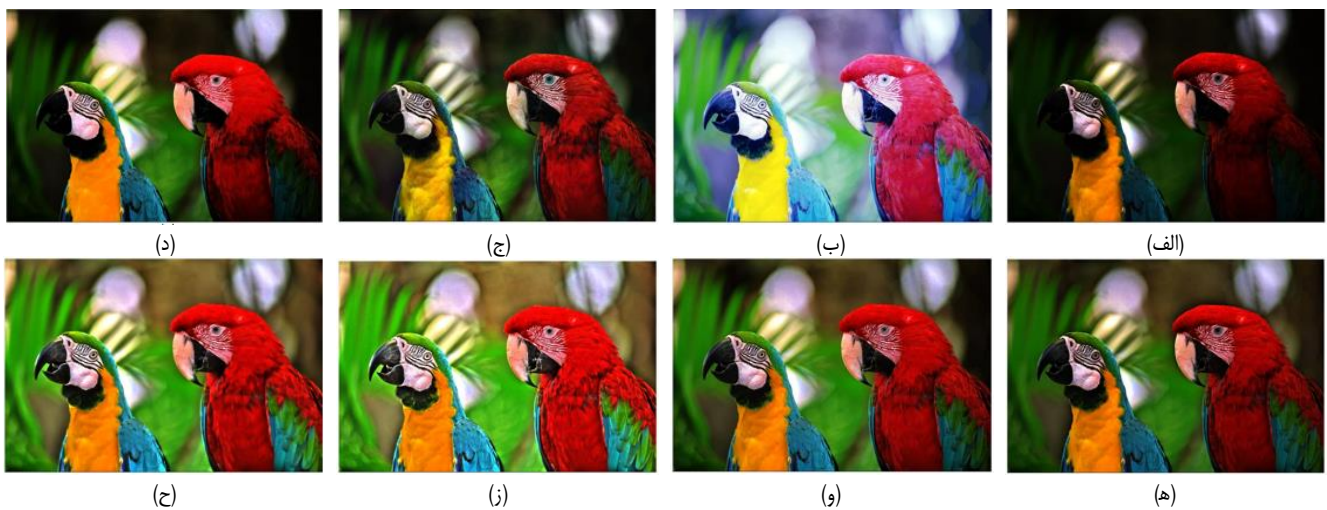
Criteria	HE	CLAHE	AGCWD	WVM	MF	LIME	PROPOSED
PSNR	۱۴,۲۴۶۹	۱۴,۹۵۹۱	۱۴,۲۲۳۱	۱۳,۷۶۸۷	۱۶,۴۹۷۸	۱۵,۶۹۷۸	۱۶,۹۴۸۳
SSIM	۰,۴۰۵۱	۰,۶۲۶۱	۰,۵۳۸۳	۰,۵۸۱۰	۰,۷۰۶۹	۰,۶۷۸۹	۰,۷۱۷۸
IMMSE	۰,۰۴۴۸	۰,۰۳۳۵	۰,۰۳۸۵	۰,۰۴۳۸	۰,۰۲۳۳	۰,۰۲۸۲	۰,۰۲۱۳

تصاویر بهبودیافته توسط روش‌های CLAHE، WVM، MF و LIME میزان بهبود کمتری را نسبت به روش پیشنهادی نشان می‌دهند. شکل‌های ۹ و ۱۰، نتایجی را از اعمال روش پیشنهادی و ۶ روش رقیب بر روی تصاویر کم‌نور غیر یکنواخت نشان می‌دهند. طبق شکل‌ها، تصویر بهبودیافته توسط روش پیشنهادی حالت طبیعی خود را حفظ کرده و میزان افزایش روشنایی بیشتری نسبت به ۶ روش رقیب دارد. شکل ۱۱، نتایج مقایسه روش پیشنهادی را با ۶ روش دیگر نشان می‌دهد. روش HE و AGCWD با انتقال تصویر RGB به فضای HSV و اعمال روش بهبود روی مؤلفه V و سپس برگرداندن به فضای RGB باعث بهبود تصاویر کم‌نور شده‌اند [۲۳]. همان‌طور که در شکل مشاهده می‌شود، روش AGCWD بر روی مناطق خیلی تاریک تأثیر چندانی

نشان‌دهنده ایجاد خطای کمتر در روش پیشنهادی نسبت به روش‌های مورد مقایسه است. جدول ۵، نتایج حاصل از ارزیابی روش پیشنهادی و روش‌های رقیب را بر اساس معیارهای عینی با مرجع بر روی ۱۰ تصویر کم‌نور که به صورت غیر یکنواخت کم‌نور شده‌اند، نشان می‌دهد. نتایج آزمایش‌های انجام‌شده نشان می‌دهند که روش پیشنهادی از نظر ۳ معیار PSNR، SSIM و IMMSE نسبت به روش‌های رقیب بهتر عمل می‌کند. شکل‌های ۷ و ۸، نتایجی را از اعمال روش پیشنهادی و ۶ روش رقیب بر روی تصاویر کم‌نور یکنواخت نشان می‌دهند. طبق شکل‌ها، تصویر بهبودیافته توسط روش HE حالت طبیعی را از دست داده است، تصویر بهبودیافته توسط روش AGCWD در برخی مناطق هنوز تاریک است و



شکل ۹: نتایج بصری، (الف) تصویر کم‌نور غیر یکنواخت و روش‌های (ب) HE [۲۹]، (ج) CLAHE [۷]، (د) AGCWD [۲۷]، (ه) WVM [۲۶]، (و) MF [۲۸]، (ز) LIME [۲۳] و (ح) PROPOSED.



شکل ۱۰: نتایج بصری، (الف) تصویر کم‌نور غیر یکنواخت و روش‌های (ب) HE [۲۹]، (ج) CLAHE [۷]، (د) AGCWD [۲۷]، (ه) WVM [۲۶]، (و) MF [۲۸]، (ز) LIME [۲۳] و (ح) PROPOSED.

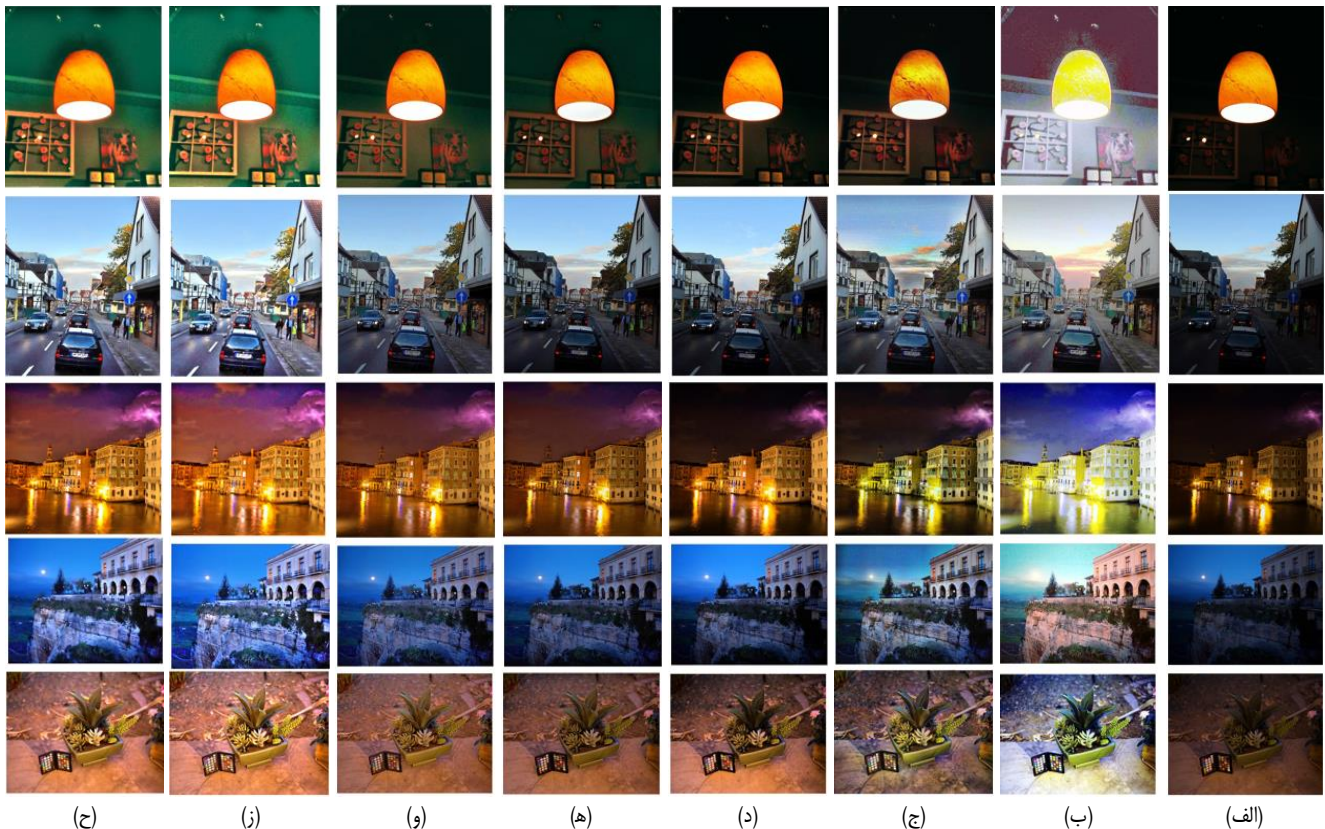
نسبت به روش پیشنهادی ضعیف‌تر عمل می‌کند. همان‌طور که در شکل ۱۱ دیده می‌شود، نتایج روش CLAHE نسبت به روش HE در بهبود روشنایی ناموفق بوده و همچنین از لحاظ بهبود هم‌زمان روشنایی و کنتراست عملکرد ضعیفی دارد.

### ۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله سعی شده تا راه حلی برای بهبود روشنایی و وضوح تصاویر کم‌نور ارائه شود. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهند که این هدف تا حد زیادی محقق گردیده است. روش پیشنهادی بر اساس رویکرد RETINEX که یکی از روش‌های پیشنهاد شده برای بهبود این تصاویر می‌باشد، طراحی شده است. در مرحله اول، یک مقدار اولیه برای مؤلفه روشنایی پیشنهاد می‌شود. در مرحله دوم با تخمین بهینه مؤلفه روشنایی و سپس اعمال تابعی غیر خطی بر روی آن، این مؤلفه تا حد زیادی بهبود پیدا می‌کند. در مرحله سوم با اعمال مؤلفه روشنایی بهبود یافته به کل تصویر اولیه، یک تصویر بهبود یافته از نظر روشنایی و وضوح به دست می‌آید. در آخر نیز برای کاهش اثرات ناخوشایند نویز از فیلتر هموارساز هدایت شده استفاده گردیده است. همان‌طور که نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهند، کیفیت

نگذاشته است. در روش AGCWD روشنایی زیاد می‌شود اما چون روش GC به صورت غیر خطی و پیکسل به پیکسل اعمال می‌شود و ارتباط بین همسایگان را در نظر نمی‌گیرد، تصاویر خروجی طبیعی به نظر نمی‌رسد و برخی قسمت‌های تصویر هنوز تاریک است. نتایج حاصل از روش HE، دارای اشباع در روشنایی شده و ظاهر طبیعی تصویر حفظ نشده است. اگرچه روش LIME از روش GC استفاده می‌کند، چون مؤلفه روشنایی توسط یک روش آگاه به ساختار به دست می‌آید، بنابراین در مقایسه با روش‌های دیگر، تصاویر حاصل دچار مصنوعات نشده و غیر طبیعی به نظر نمی‌رسند [۲۳]. در روش پیشنهادی مقاله از روش فیلتر هدایت شده که یک فیلتر هموارساز تصویر است و دارای روابط خطی می‌باشد، استفاده می‌شود. نتایج نشان می‌دهند روش پیشنهادی در مقایسه با روش LIME از نظر بصری کیفیت بالاتری دارد. روش WVM بر اساس مدل روشنایی-بازتاب، دو مؤلفه روشنایی و بازتاب را در حوزه فوری به دست می‌آورد. روش WVM برای تنظیم میزان روشنایی از روش GC روی مؤلفه روشنایی بهره می‌برد. همان‌طور که در تصاویر حاصل از روش WVM قابل مشاهده است، این روش در بهبود مناطق تاریک موفقیت چندانی نداشته است. روش MF از توابع غیر خطی مثل گاما و سیگموئید بهره می‌برد و از نظر افزایش روشنایی





شکل ۱۱: نتایج بصری اعمال روش‌های (ب) HE [۲۹]، (ج) CLAHE [۷]، (د) AGCWD [۲۷]، (ه) WVM [۲۶]، (و) MF [۲۸]، (ز) LIME [۲۳] و (ح) PROPOSED روی تصاویر کم‌نور طبیعی (الف).

- [4] S. Parihar and K. Singh, "A study on retinex based method for image enhanceceme," in *Proc. of the 2nd Int. Conf. on Inventive Systems and Control, ICISC'18*, pp. 619-624, Coimbatore, India, 19-20 Jan. 2018.
- [5] A. Mahmood, S. A. Khan, S. Hussain, and E. M. Almaghayreh, "An adaptive image contrast enhancement technique for low-contrast images," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 161584-161593, 2019.
- [6] T. Dong, G. Zhao, J. Wu, Y. Ye, and Y. Shen, "Efficient traffic video dehazing using adaptive dark channel prior and spatial-temporal correlations," *Sensors*, vol. 19, no. 7, Article ID: 1593, 2019.
- [7] Y. Chang, C. Jung, P. Ke, H. Song, and J. Hwang, "Automatic contrast-limited adaptive histogram equalization with dual gamma correction," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 11782-11792, 2018.
- [8] J. Xiong, *et al.*, "Application of histogram equalization for image enhancement in corrosion areas," *Shock and Vibration*, vol. 2021, Article ID: 8883571, 2021.
- [9] P. P. Banik, R. Saha, and K. D. Kim, "Contrast enhancement of low-light image using histogram equalization and illumination adjustment," in *Proc. IEEE Int. Conf. on Electronics, Information, and Communication, ICEIC'18*, 4 pp., Honolulu, HI, USA, 24-27 Jan. 2018.
- [10] K. A. Dar and S. Mittal, "An enhanced adaptive histogram equalization based local contrast preserving technique for HDR images," in *Proc. IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering*, vol. 1022, Article ID: 012119, 12 pp., 2021.
- [11] E. H. Land and J. J. McCann, "Lightness and retinex theory," *Journal of the Optical Society of America*, vol. 61, no. 1, pp. 1-11, 1971.
- [12] Y. Guo, Y. Lu, R. W. Liu, M. Yang, and K. T. Chui, "Low-light image enhancement with regularized illumination optimization and deep noise suppression," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 145297-145315, 2020.
- [13] H. Tanaka, Y. Waizumi, and T. Kasezawa, "Retinex-based signal enhancement for image dark regions," in *Proc. IEEE Int. Conf. on Signal and Image Processing Applications, ICSIPA'17*, pp. 205-209, Kuching, Malaysia, 12-14 Sept. 2017.
- [14] J. Zhou, D. Zhang, P. Zou, W. Zhang, and W. Zhang, "Retinex-based laplacian pyramid method for image defogging," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 122459-122472, 2019.
- [15] S. Park, K. Kim, S. Yu, and J. Paik, "Contrast enhancement for low-light image enhancement: a survey," *IEIE Trans. on Smart Processing & Computing*, vol. 7, pp. 36-48, 2018.
- [16] K. A. Dar and S. Mittal, "A dynamic fuzzy histogram equalization for high dynamic range images by using multi-scale retinex algorithm,"

## ۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله سعی شده تا راه حلی برای بهبود روشنایی و وضوح تصاویر کم‌نور ارائه شود. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهند که این هدف تا حد زیادی محقق گردیده است. روش پیشنهادی بر اساس رویکرد RETINEX که یکی از روش‌های پیشنهاد شده برای بهبود این تصاویر می‌باشد، طراحی شده است. در مرحله اول، یک مقدار اولیه برای مؤلفه روشنایی پیشنهاد می‌شود. در مرحله دوم با تخمین بهینه مؤلفه روشنایی و سپس اعمال تابعی غیر خطی بر روی آن، این مؤلفه تا حد زیادی بهبود پیدا می‌کند. در مرحله سوم با اعمال مؤلفه روشنایی بهبود یافته به کل تصویر اولیه، یک تصویر بهبود یافته از نظر روشنایی و وضوح به دست می‌آید. در آخر نیز برای کاهش اثرات ناخوشایند نویز از فیلتر هموار ساز هدایت شده استفاده گردیده است. همان طور که نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهند، کیفیت بصری تصویر به مقدار زیادی نسبت به روش‌های دیگر بهتر شده است. نتایج آزمایش‌های کمی نیز این بهبود را نشان می‌دهند. تنظیم بهینه پارامترهای بهینه‌سازی و استفاده از فیلترهای هموار ساز پیشرفته در ادامه این تحقیق پیشنهاد می‌شود.

## مراجع

- [1] Y. Xu, C. Yang, B. Sun, X. Yan, and M. Chen, "A novel multi-scale fusion framework for detail-preserving low-light image enhancement," *Information Sciences*, vol. 548, pp. 378-397, Feb. 2021.
- [2] W. Wang, X. Wu, X. Yuan, and Z. Gao, "An experiment-based review of low-light image enhancement methods," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 87884-87917, 2020.
- [3] X. Liu, G. Cheung, X. Ji, D. Zhao, and W. Gao, "Graph-based joint dequantization and contrast enhancement of poorly lit JPEG images," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 28, no. 3, pp. 1205-1219, Mar. 2018.

- [28] X. Fu, *et al.*, "A fusion-based enhancing method for weakly illuminated images," *Signal Processing*, vol. 129, no. C, pp. 82-96, Dec. 2016.
- [29] L. Li, S. Sun, C. Xia, P. Chen, and F. M. Dong, "Survey of histogram equalization technology," *Comput. Syst. Appl.*, vol. 23, no. 3, pp. 1-8, 2014.
- مریم قاسمی** در سال ۱۳۹۷ مدرک کارشناسی مهندسی برق گرایش مخابرات خود را از دانشگاه صنعتی قوچان دریافت نمود و از ۱۳۹۷ به دوره کارشناسی ارشد مهندسی برق گرایش مخابرات سیستم در دانشگاه فردوسی مشهد وارد شد. زمینه‌های علمی مورد علاقه ایشان شامل موضوعاتی مانند پردازش سیگنال، پردازش تصاویر و یادگیری ماشین می‌باشد.
- مرتضی خادمی** در مقاطع کارشناسی و کارشناسی ارشد مهندسی برق به ترتیب در سال‌های ۱۳۶۴ و ۱۳۶۶ در دانشگاه صنعتی اصفهان به پایان رسانده است. ایشان از سال ۱۳۶۶ تا ۱۳۷۰ به عنوان عضو هیأت علمی (مربی) در دانشگاه فردوسی مشهد به کار مشغول بود. پس از آن به دوره دکترای مهندسی برق در دانشگاه ولونگونگ (استرالیا) وارد و در سال ۱۳۷۴ موفق به اخذ درجه دکترا در مهندسی برق از دانشگاه مذکور گردید. دکتر خادمی از سال ۱۳۷۴ مجدداً در دانشکده مهندسی دانشگاه فردوسی مشهد مشغول به فعالیت شد و اینک نیز استاد این دانشکده است. زمینه‌های علمی مورد علاقه نام‌برده شامل موضوعاتی مانند مخابرات ویدئویی، فشرده‌سازی ویدئو، پردازش تصویر، پردازش سیگنال‌های پزشکی و پنهان‌سازی اطلاعات در ویدئو می‌باشد.
- عباس ابراهیمی مقدم** مدرک کارشناسی و کارشناسی ارشد برق گرایش مخابرات خود را به ترتیب از دانشگاه‌های صنعتی شریف و صنعتی خواجه نصیر اخذ کرده است. ایشان مدرک دکتری خود را از دانشگاه مک‌مستر کانادا دریافت کرده و از سال ۱۳۹۰ به عنوان استادیار در دانشگاه فردوسی مشهد فعالیت علمی می‌نمایند. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه وی پردازش گفتار، پردازش تصویر و ویدئو، بینایی ماشین و پردازش سیگنال‌های حیاتی می‌باشد.
- in *Proc. of the First Int. Conf. on Innovative Computing & Communications, ICICC'20*, 8 pp., 1-1 Apr. 2020.
- [17] P. Hao, S. Wang, S. Li, and M. Yang, "Low-light image enhancement based on retinex and saliency theories," in *Proc. Chinese Automation Congress, CAC'19*, pp. 2594-2597, Hangzhou, China, 22-24 Nov. 2019.
- [18] M. Cornia, L. Baraldi, G. Serra, and R. Cucchiara, "Predicting human eye fixations via an LSTM-based saliency attentive model," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 27, no. 10, pp. 5142-5154, Oct. 2018.
- [19] M. A. Al-Hashim and Z. Al-Ameen, "Retinex-based multiphase algorithm for low-light image enhancement," *Traitement du Signal*, vol. 37, no. 5, pp. 733-743, Oct. 2020.
- [20] S. Liu, W. Long, L. He, Y. Li, and W. Ding, "Retinex-based fast algorithm for low-light image enhancement entropy," *Entropy*, vol. 21, no. 6, Article ID: 746, 2021.
- [21] A. Arora, *et al.*, "Low Light Image Enhancement via Global and Local Context Modeling," arXiv preprint arXiv: 2101.00850, Jan. 2021.
- [22] H. Liang, A. Yu, M. Shao, and Y. Tian, "Multi-feature guided low-light image enhancement," *Applied Sciences*, vol. 11, Article ID: 5055, 11 pp., 2021.
- [23] X. Guo, Y. Li, and H. Ling, "LIME: low-light image enhancement via illumination map estimation," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 26, no. 2, pp. 982-993, Feb. 2017.
- [24] S. Rahman, *et al.*, "An adaptive gamma correction for image enhancement," *EURASIP J. on Image and Video Processing*, vol. 26, Article ID: 35, 13 pp., 2016.
- [25] Wikipedia, *Guided Filter*, last edited in 2021, [https://en.wikipedia.org/wiki/Guided\\_filter](https://en.wikipedia.org/wiki/Guided_filter).
- [26] X. Fu, D. Zeng, Y. Huang, X. P. Zhang, and X. Ding, "A weighted variational model for simultaneous reflectance and illumination estimation," in *Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 2782-2790, Las Vegas, NV, USA, 27-30 Jun. 2016.
- [27] S. C. Huang, F. C. Cheng, and Y. S. Chiu, "Efficient contrast enhancement using adaptive gamma correction with weighting distribution," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 22, no. 3, pp. 1032-1041, Mar. 2013.