



## استفاده از الگوریتم NRBAIE جهت بهبود کنتراست تصویر

الناز باصری<sup>(۱)</sup> – آذر محمودزاده<sup>(۲)</sup>

(۱) دانشجوی کارشناس ارشد مؤسسه آموزش عالی پاسارگاد، گروه برق دانشکده مهندسی برق و الکترونیک

ebasri829@gmail.com

(۲) استادیار مؤسسه آموزش عالی پاسارگاد، گروه برق دانشکده مهندسی برق و الکترونیک

azar\_mahmoodzadeh@yahoo.com

**خلاصه:** برای بهبود کیفیت از روش‌ها و الگوریتم‌ها و فیلترهای مختلفی استفاده می‌شود. این روش‌ها و فیلترها در حوزه‌های مختلف مثل حوزه مکانی یا حوزه فرکانسی روی تصاویر اعمال می‌شود. یکی از روش‌های بهبود تصویر افزایش میزان کنتراست آن است. کنتراست یک تصویر میزان متعادل بودن هیستوگرام یک تصویر را بیان می‌کند. در این مطالعه از دو الگوریتم استفاده شد و با استفاده از روش‌های بخش‌بندی، ابتدا محتویات تصویر استخراج و سپس هر قسمت از تصویر به صورتی مستقل متعادل‌سازی شد. ضمن این‌که برای تصاویر رنگی، به جهت استقلال رنگ از مؤلفه شدت روشنایی، از مدل‌های رنگ مناسبی برای بهبود کیفیت تصویر استفاده شد. نتایج حاصل از شبیه‌سازی نشان‌دهنده بهبود کیفیت بصری تصویر (معیار کیفی) و بهبود توزیع هیستوگرام با معیارهای متوسط شدت روشنایی، آنتروپی تصویر و کنتراست لیه (معیارهای کمی) بود. مقادیر آنتروپی گسسته برای روش پیشنهادی دوم در مقایسه با سایر راهکارهای مورد بررسی دارای حداقل یک واحد اختلاف می‌باشد؛ که حاکی از عملکرد مطلوب‌تر روش پیشنهادی دوم می‌باشد. همچنین، از نظر دیداری، به‌خوبی واضح است که روش پیشنهادی دوم در مقایسه با روش پیشنهادی اول دارای وضوح و اطلاعات بیشتری است.

**کلمات کلیدی:** هیستوگرام تصویر، متعادل‌سازی هیستوگرام، فضای رنگ، بخش‌بندی تصویر.

### ۱- مقدمه

تصویر نیست، اما بدون شک یکی از مهم‌ترین عوامل آن به شمار می‌رود. عموماً، کنتراست نشانگر اختلاف بین روشنایی تاریک‌ترین و روشن‌ترین نقاط یک تصویر است. وقتی کنتراست تصویر کم باشد، اختلاف بین روشنایی نقاط تصویر کم است. نتیجه پایین بودن کنتراست تصویر، کمبود محدوده شدت روشنایی تصویر و در نهایت محو بودن تصویر خواهد بود [۳].

هدف از این پژوهش بهبود کنتراست تصویر می‌باشد. به‌طور خاص در این پژوهش بهبود کنتراست در مورد تصاویر رنگی مورد بررسی قرار گرفته است. این حوزه از پردازش تصویر کمک می‌کند تا تصاویری که از کیفیت مناسبی برخوردار نیستند، یا دارای نویز هستند بهبود یابند. برای بهبود کیفیت از روش‌ها و الگوریتم‌ها و فیلترهای مختلفی استفاده

شاخه‌ای از دانش رایانه، پردازش تصویر دیجیتال است. پردازش تصویر عبارت از هر نوع عملیات پردازش سیگنال است که در آن ورودی یک تصویر مثل عکس یا صحنه‌ای از یک فیلم بوده و خروجی پردازشگر تصویر نیز می‌تواند یک تصویر یا یک مجموعه از نشانه‌های ویژه یا متغیرهای مربوط به تصویر باشد [۱]. دانش پردازش تصاویر دارای سه شاخه عمده بهبود تصاویر، بینایی ماشین و فشرده‌سازی تصویر است [۲].

کنتراست و یا کنتراست یک تصویر، یکی از معیارهای اصلی تعیین‌کننده کیفیت یک عکس است. اگرچه کنتراست تنها عامل تعیین‌کننده کیفیت

می‌شود. این روش‌ها و فیلترها در حوزه‌های مختلف مثل حوزه مکانی یا حوزه فرکانسی روی تصاویر اعمال می‌شود. بهبود کنتراست تصویر باعث وسعت محدوده تونال تصویر و بهبود فوکوس می‌گردد.

## ۱- الگوریتم پیشنهاد شده

الگوریتم پیشنهاد شده در این پژوهش می‌تواند علاوه بر بهبود شدت روشنایی تصویر، فضای رنگ تصویر ورودی را نیز حفظ کند. به همین دلیل، برای اجرای روش پیشنهادی ارائه شده، از دو فضای رنگ YCbCr و HSV استفاده شده است. به دلیل تفکیک پیکسل‌های تصویر به قسمت‌های متفاوت، از الگوریتم بخش‌بندی ارائه شده در مرجع [۴] استفاده شده است. بخش‌بندی تصویر باعث تعیین محتوای تصویر و درنهایت استخراج اطلاعات لبه، بافت و پس‌زمینه تصویر می‌شود. این سه بخش از جمله مهم‌ترین ساختارهای یک تصویر می‌باشند. سپس به روی هر بخش، پردازش متناظر با ویژگی آن بخش اعمال می‌شود. ترکیب نتایج حاصل، باعث بهبود کیفیت دیداری در تصاویر رنگی با کنتراست پایین، با قید حفظ فضای رنگ تصویر می‌شود.

### ۱-۱- تصاویر رنگی و مدل‌های رنگ

استفاده از رنگ در پردازش تصویر، دو انگیزه اصلی دارد: دلیل اول تحلیل خودکار تصویر است. رنگ، توصیفگر توانایی است که در اغلب موارد، شناسایی و استخراج شی از صحنه را ساده می‌سازد. دلیل دوم در مواردی که تحلیل تصویر به وسیله انسان انجام می‌شود، چشم انسان قادر است هزاران سایه و شدت رنگ را، در مقایسه با حدود ۲۴ سایه خاکستری تشخیص دهد. پردازش تصویر رنگی در حوزه اصلی تصویر، به دو دسته اصلی تقسیم می‌شود: پردازش تمام رنگ و پردازش شبه رنگی. در دسته پردازش تمام رنگ، تصاویر موردنظر معمولاً با یک حسگر تمام رنگی نظیر دوربین تلویزیون رنگی با پیمایش گر رنگی برداشته می‌شوند [۵]. این در حالی است که در دسته پردازش شبه رنگی، به هر شدت تک رنگ خاص یا محدوده‌ای از شدت‌ها یک سایه رنگی منتسب می‌شود. هدف از انتخاب مدل رنگ، تسهیل در تشخیص رنگ‌ها با استفاده از یک استاندارد است که معمولاً روش مورد قبولی است. در حقیقت تعریف یک مدل رنگ، شامل تعیین یک سامانه مختصات سه‌بعدی رنگ و زیر فضایی درون آن سامانه سه‌بعدی می‌باشد. در این فضای مختصات سه‌بعدی، هر رنگ تنها با یک نقطه بیان می‌شود [۶]. مدل‌های رنگی YIQ، RGB، YCbCr، HSV و HIS متداول‌ترین مدل‌هایی هستند که برای کار با تصویر رنگی و پردازش آن‌ها استفاده می‌شوند.

### ۱-۱-۱- مدل رنگ HSV و YCbCr

در فضای رنگ HSV یک رنگ بر پایه سه خاصیت رنگ اصلی، میزان اشباع رنگ و وزن بیان می‌شود. جداسازی صریح و ساده مؤلفه روشنایی از مؤلفه‌های رنگ، باعث شده است که این مدل رنگ‌ها، فضای رنگی مناسبی برای عملیات پردازش تصویر باشند. فضای رنگی YCbCr به‌عنوان یک مجموع وزن‌دار از مقادیر RGB ساخته می‌شود. دو مقدار

Cb و Cr با تفریق شدت روشنایی از مؤلفه‌های آبی و قرمز RGB به دست می‌آیند. جداسازی صریح و ساده مؤلفه روشنایی از مؤلفه‌های رنگ، باعث شده است که این مدل رنگ، فضای رنگی مناسبی برای عملیات پردازش تصویر باشد [۵].

## ۱-۲- بخش‌بندی تصویر

اولین مرحله در پردازش تصویر، بخش‌بندی تصویر است که هدف از آن استخراج اطلاعات داخل تصویر مانند لبه‌ها، نماها و هویت هر یک از نواحی است. برای بخش‌بندی تصویر روش‌های مختلفی وجود دارد که می‌توان آن‌ها را به دو دسته روش‌های مبتنی بر خوشه‌بندی و روش‌های مبتنی بر هیستوگرام تقسیم کرد. در روش‌های مبتنی بر خوشه‌بندی برای گروه‌بندی کردن داده‌ها از شباهت‌ها و روابط موجود بین آن‌ها استفاده می‌شود. در روش‌های مبتنی بر هیستوگرام، بخش‌بندی تصویر بر اساس توزیع شدن روشنایی پیکسل‌ها صورت می‌گیرد. در این روش‌ها داده‌ها به نحوی گروه‌بندی می‌شوند تا آن‌هایی که در داخل یک بخش قرار می‌گیرند دارای بیشترین شباهت به هم باشند [۷].

### ۱-۲-۱- شرایط بخش‌بندی

بخش‌بندی یک تصویر، در حالت کلی شامل الگوریتم‌هایی است که پیکسل‌های تصویر را به ناحیه‌های متفاوتی تفکیک می‌کنند. ناحیه‌های تفکیک شده باید شرایط خاصی داشته باشند. اولین شرط نواحی این خواهد بود که مجموع همه نواحی باید کل عکس را شامل شود. بدین ترتیب هر پیکسل از تصویر حتماً به یک ناحیه متعلق خواهد بود. دومین شرط نواحی نیز این است که این نواحی نباید با یکدیگر اشتراک داشته باشند؛ به عبارت دیگر نواحی تفکیک شده با یکدیگر هم‌پوشانی نخواهند داشت. در نتیجه یک پیکسل از تصویر حداکثر به یک ناحیه از تصویر تعلق خواهد داشت [۸].

### ۱-۲-۲- آستانه‌گیری روشنایی دوسطحی

برای بخش‌بندی اشیاء روشن قرار گرفته بر روی پیش‌زمینه سیاه و یا برعکس، نیاز به یک مقدار آستانه موردنظر برای جدا کردن پیکسل‌های روشن از پیکسل‌های تاریک می‌باشد. به‌طور متداول، از میانه و میانگین سطح روشنایی تصویر به‌عنوان یک آستانه استفاده می‌شود (شکل ۱).



شکل ۱- آستانه‌گذاری بر روی تصویر مقیاس خاکستری (سمت چپ) و تبدیل آن به تصویر باینری (سمت راست).

### ۳-۱- الگوریتم‌های بخش‌بندی

#### ۱-۳-۱ الگوریتم k-means

این الگوریتم با عنوان الگوریتم خوشه‌بندی کلاسیک نیز شناخته می‌شود. پس از اجرای این الگوریتم بر روی داده‌های داده شده، کل مجموعه داده‌ها به  $K$  خوشه مجزا تقسیم می‌شوند. هر خوشه با یک نقطه مرکزی که با  $ck$  نشان داده می‌شود و اعضای متعلق به آن خوشه شناسایی می‌شود [۹].

#### ۲-۳-۱ الگوریتم ICA

با توجه به این که تصاویر اولیه مورد پردازش، دارای ابهاماتی از لحاظ کیفیت و کنتراست تصویر می‌باشند می‌توان از آنالیز مؤلفه‌های مستقل به عنوان یک جداساز کور استفاده کرد. در استفاده از این الگوریتم، فرض بر این است که تصویر داده شده، ترکیبی از تصاویرهای دارای ابهام است [۱۰].

با استفاده از نمایش برداری ماتریسی، مدل تصویر مخلوط شده را می‌توان به صورت ترکیب خطی با وزن‌های مجهول  $X=AS$  بیان کرد. در این رابطه، ماتریس  $X$  همان تصویر ورودی (مشاهدات) است. ماتریس  $A$  ماتریس ترکیب‌کنندگی و  $S$  مؤلفه‌های مستقل یا همان منابع هستند. اگر از ستون‌های ماتریس  $A$  استفاده کنیم که با  $ai$  نمایش می‌دهیم، مدل مورد نظر به صورت رابطه ۱ نوشته می‌شود:

$$X = \sum_{i=1}^n a_i s_i \quad (1)$$

در رابطه فوق،  $si$  ستون شماره  $i$  از ماتریس ترکیب‌کنندگی  $S$  است. مدلی که در الگوریتم ICA برای ماتریس مشاهدات در نظر گرفته می‌شود در اصطلاح یک مدل تولیدی است. به این معنا که شرح می‌دهد چطور داده‌های مشاهده شده  $X$  توسط ترکیب وزن‌داری از بردارهای پایه  $ai$  با مؤلفه‌های  $si$  تولید شده‌اند. مؤلفه‌های مستقل متغیرهایی پنهان هستند. به این معنی که آن‌ها مستقیم قابل دیدن و اندازه‌گیری شدن توسط حسگرها و به طور خاص در تصویر توسط دوربین نیستند. نقطه شروع ما یک بردار سیگنال  $x(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t))^T$  است که شامل شدت یا مقادیر  $m$  دنباله زمانی  $xi(t)$  در زمان  $t$  است. در پردازش تصویر این دنباله زمانی، توسط استخراج قطعه‌های کوچک از تصویر و برداری نمودن آن قطعه تعیین می‌گردد [۱۱].

#### ۳-۳-۱ الگوریتم ESIHE

تصاویر با کنتراست ضعیف، به طور کامل محدوده دینامیکی را اشغال نمی‌کنند. تصاویری که هیستوگرام آن‌ها به سمت بخش‌های پایینی یا سطوح خاکستری تیره است، دارای شدت روشنایی کم هستند. درحالی‌که تصاویری که هیستوگرام آن‌ها به سمت بخش‌های بالایی یا بخش‌های روشن‌تر می‌باشد، شدت روشنایی بالایی دارند. تصویر بر اساس شدت روشنایی به زیر نوردهی و بالای نوردهی تقسیم می‌شود.

الگوریتم EDIHE، شامل ۳ گام است از جمله: محاسبه آستانه روشنایی، قطع (کوتاه کردن) هیستوگرام و تقسیم زیر هیستوگرام (هیستوگرام فرعی) و تعدیل سازی [۱۱].

### ۴-۳-۱ الگوریتم NRBAIE

نظریه رتینکس ابتدا توسط لند در [۱۲] پیشنهاد شده است. این نظریه می‌تواند فرآیند تصویربرداری سیستم بصری انسان را مدل کند. در این نظریه فرض بر این است که بینایی انسان، یک صحنه را به صورت تابعی از نور بازتاب شده از سطح آن‌ها می‌سازد. رابطه رتینکس به صورت  $S=R \times L$  مطرح می‌گردد [۱۰]. پارامتر  $S$  در این رابطه، شدت روشنایی تصویر است که در محدوده ۰ تا ۲۵۵ می‌باشد. پارامتر  $R$  بیانگر بازتاب در محدوده بین ۰ و ۱ بوده و پارامتر  $L$  نشان‌دهنده روشنایی با مقادیر بین ۰ تا ۲۵۵ است. به منظور تعیین  $S$  و  $R$  سه فرضیه از اطلاعات پیشین بیان شده است:

- فرض اول: روشنایی به صورت یکنواخت در تصویر پراکنده شده است به طوری که همه پیکسل‌ها مقدار تقریباً یکسانی دارند.
- فرض دوم: مقدار  $R$  بین ۰ و ۱ بوده، لذا  $S \leq L$  است. از آنجاکه همه اجسام بخشی از نور را جذب و بخشی را بازتاب می‌کنند لذا این فرض، معقول است.
- فرض سوم: بازتاب  $R$  باید شامل اطلاعات فرکانسی تصویر یعنی بافت و ساختار تصویر باشد.

با تعریف  $L$  بر مبنای تابع گوسی اعمالی به تصویر ورودی، مقدار  $L_0$  از اعمال فیلتر گوسی پایین گذر به روی تصویر ورودی به دست می‌آید. به منظور تعیین  $R$  و  $L$  از فضای رنگ HSV استفاده شده است. تصویر را به فضای HSV انتقال داده و کانال  $v$  آن با  $Sv$  نمایش داده شده است. حال  $R$  که باید شامل اطلاعات فرکانس باشد به صورت رابطه ۲ تعیین می‌شود:

$$R = F^{-1} \left( \frac{F(Sv/L)}{F(1) + \beta(F(Dx)) \times F(Dx) + F(Dy) \times F(Dy)} \right) \quad (2)$$

در رابطه بالا  $Dx$  و  $Dy$  بیانگر عملگرهای تفاضلی در راستای  $x$  و  $y$  هستند. تابع  $F$  نشانگر تبدیل فوری سریع (FFT) است و  $F^*$  (بیانگر مزدوج مختلط است. از آنجاکه می‌دانیم  $0 \leq R \leq 1$  باشد، بنابراین رابطه ۳ را داریم:

$$R = \min(1, \max(R, 0)) \quad (3)$$

پس از محاسبه  $R$ ، جهت تعیین  $L$  از رابطه ۴ استفاده می‌شود:

$$R = F^{-1} \left( \frac{F(\gamma L_0 Sv/L)}{F(1+\gamma) + \alpha(F(Dx)) \times F(Dx) + F(Dy) \times F(Dy)} \right) \quad (4)$$

و شبیه به محاسبه  $R$ ، برای  $L$  رابطه ۵ را داریم:

$$L = \max(L, Sv) \quad (5)$$

در رابطه فوق  $\gamma, \alpha, \beta$  فوق پارامترهای آزاد است که به ترتیب مقادیر ۰/۰۰۱، ۰/۱ و ۱۰ انتخاب شده است. حال به منظور افزایش کیفیت تصویر، شدت روشنایی توسط رابطه ۶ sigmoid بهبود داده شده است:

$$L_{adjusted} = 2 \arctan(aL) / \pi \quad (6)$$

مقدار  $a$  متغیر آزاد است که شکل تابع  $\arctan$  (.) را تغییر می‌دهد و عدد ۱۰ به آن اختصاص داده شده است. سپس الگوریتم CLAHE به روی شدت روشنایی  $V$  بهبود یافته مرحله قبل، اعمال شده و نهایتاً  $Sv_{final} = RL_{final}$ ، سپس، تصویر بهبود یافته از فضای HSV به RGB بازگردانده می‌شود. شبه کد و جزئیات الگوریتم NRBAIE در

مرجع [۱۰] موجود است.

کیفیت تصویر نسبت به روش قبلی بیشتر شده و جزئیات بیشتری از اشیاء در درون تصویر قابل مشاهده می‌باشد.

## ۲- روش تحقیق

### ۲-۱- روش پیشنهادی اول

همان‌طور که قبلاً ذکر شد، الگوریتم RS-ESIHE با زیر بخش نمودن هیستوگرام تصاویر خاکستری، عملکرد مطلوبی را نشان داده است. می‌توان برای یک تصویر رنگی مفروض با کنتراست، مانند تصویر نشان داده شده در شکل ۲، ابتدا تصویر را به سه کانال قرمز، سبز و آبی تفکیک کرد. سپس الگوریتم RS-ESIHE را به صورت مجزا به هر سه کانال رنگ اعمال نمود. در نهایت تصویر نهایی حاصل از این الگوریتم، از ترکیب سه کانال بهبود یافته تشکیل می‌شود. شکل ۲ نتیجه این الگوریتم را نشان می‌دهد.



شکل ۳- تصویر کانال Y در فضای رنگ YCbCr.



شکل ۴- بهبود کانال Y تصویر با الگوریتم پایه RS-ESIHE و

برگشت تصویر با Y بهبود یافته به فضای RGB.



شکل ۲- عکس بهبود یافته با الگوریتم RS-ESIHE روی هر کانال

تصویر RGB ورودی.

### ۲-۱-۲- مرحله دوم

الگوریتم RS-ESIHE یک الگوریتم عمومی است بدین معنی که بر روی تمامی قسمت‌های تصویر، به‌طور یکسان (همگن) عمل می‌کند. به همین دلیل اجرای آن برای همه قسمت‌های تصویر نتیجه یکسانی داشته و منجر به بهبود تصویر در آن ناحیه نخواهد شد. لذا به منظور دستیابی به محتوای تصویر، پیشنهاد می‌شود که از الگوریتم بخش‌بندی مبتنی بر ICA، بهره برده تا اطلاعات لبه، بافت و پس‌زمینه را به صورت تفکیک‌شده تعیین نموده و بهبود یابد. تصاویر موجود در شکل ۵، سه تصویر باینری را نشان می‌دهند که در آن‌ها هر پیکسل صفر (سیاه)، بیانگر عدم تحقق پیکسل به آن دسته بوده و هم‌چنین هر پیکسل سفید، نشان‌دهنده تعلق به آن خوشه می‌باشد.



شکل ۵- اطلاعات پس‌زمینه لبه و بافت تصویر.

### ۲-۱-۳- مرحله سوم

ساختار لبه، بافت و پس‌زمینه به فضای HSV انتقال داده می‌شود و

استفاده از این الگوریتم باعث افزایش شدت روشنایی تصویر و بهبود کنتراست می‌شود؛ اما این با استفاده از این الگوریتم، اطلاعات رنگ تصویر به خوبی حفظ نمی‌گردد؛ بنابراین هدف ارائه روش پیشنهادی مطلوب جهت بهبود کنتراست می‌باشد.

### ۲-۱-۱- مرحله اول

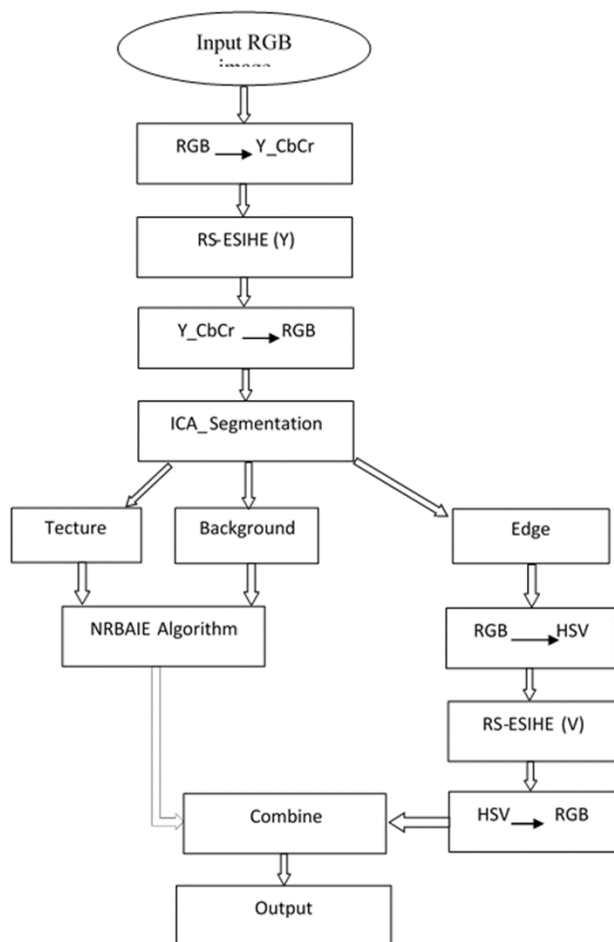
در فضای رنگ RGB، اطلاعات رنگ و شدت روشنایی تصویر به صورت وابسته، در هر سه کانال رنگی نهفته شده است؛ بنابراین امکان اصلاح شدت روشنایی و بهبود کنتراست تصویر بدون این‌که رنگ پیکسل‌های تصویر تحت تأثیر قرار نگیرد وجود ندارد. به همین دلیل، برای حفظ رنگ تصویر، باید تصویر را به فضاهای رنگی همچون HSI و یا YCbCr انتقال داد که در آن مؤلفه شدت روشنایی از مؤلفه رنگ مستقل می‌باشد. با الهام از این موضوع که الگوریتم RS-ESIHE برای اعمال بر روی تصاویر خاکستری، نتایج قابل‌ملاحظه‌ای از خود نشان داده است برای اعمال این الگوریتم به تصاویر رنگی، ابتدا تصاویر رنگی از فضای رنگ RGB به فضای رنگ YCbCr انتقال داده می‌شوند. در فضای جدید، کانال Y بیانگر شدت روشنایی است؛ بنابراین می‌توان کانال Y را مورد پردازش قرار داده و الگوریتم پایه RS-ESIHE را به فقط بر روی این کانال اعمال نمود. شکل ۳ و ۴ نتیجه اجرای این عملیات را بر روی تصویر موردنظر نشان می‌دهد. همان‌طور که در شکل ۳ دیده می‌شود،



تصویر رنگی، بافت و پس‌زمینه تصویر دارای اطلاعات رنگی مفیدی در مقایسه با لبه تصویر بوده و جزئیات تصویر را در بردارد. بافت و جزئیات تصویر با بهبود روشنایی تصاویر بر مبنای تئوری رتینکس، برجسته‌تر می‌گردد [۱۲]. به همین علت با به‌کارگیری الگوریتمی در این زمینه در راستای بهبود بافت و پس‌زمینه تصویر برآمدیم.

## ۲-۱-۴- بهبود روش پیشنهادی اول

از آنجایی که محتویات قسمت‌های بافت و پس‌زمینه تصویر دارای اطلاعات فرکانسی است از الگوریتم NRBAIE به‌منظور بهبود کنتراست آن نواحی می‌توان استفاده کرد. به‌منظور حفظ کیفیت رنگ ابتدا ناحیه لبه تصویر را به فضای HSV برده و سپس الگوریتم پایه RS-ESIHE را به روی کانال V آن اعمال نموده و خروجی بهبود یافته را از فضای HSV به RGB بازگردانده می‌شود. بلوک دیاگرام روش پیشنهادی دوم را در شکل ۸ نشان داده شده است.



شکل ۸- نمودار بلوکی الگوریتم پیشنهادی دوم.

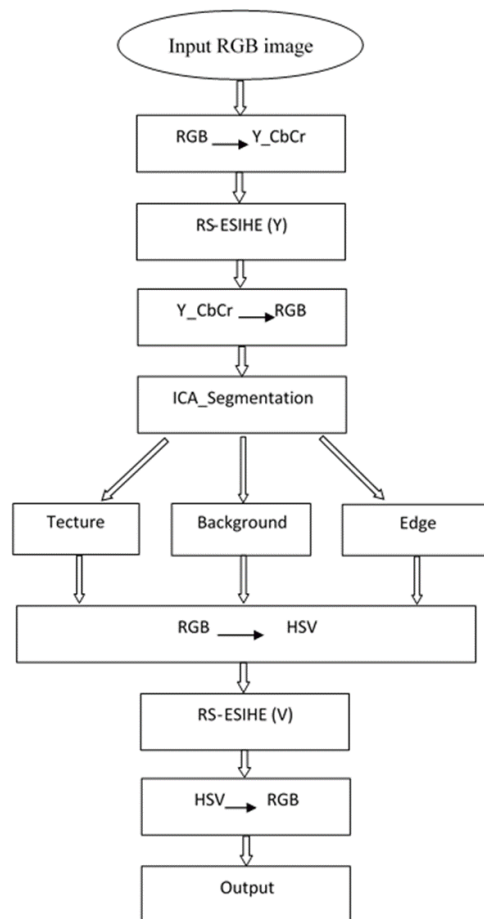
## ۲-۲- روش پیشنهادی دوم

در روش پیشنهادی دوم، به‌منظور تقویت کنتراست تصویر و حفظ

پردازش کانال V توسط الگوریتم پایه انجام شده و مجدداً از فضای HSV به فضای RGB بازگردانده می‌شود. نتایج حاصل نسبت به آنکه الگوریتم RS-ESIHE را به‌صورت مجزا به کانال‌های رنگ RGB اعمال نماییم، کیفیت رنگی بهتری از تصویر را حفظ نموده است. شکل ۶ گویای این موضوع می‌باشد. بلوک دیاگرام روش پیشنهادی به‌طور خلاصه در شکل ۷ نمایش داده شده است.



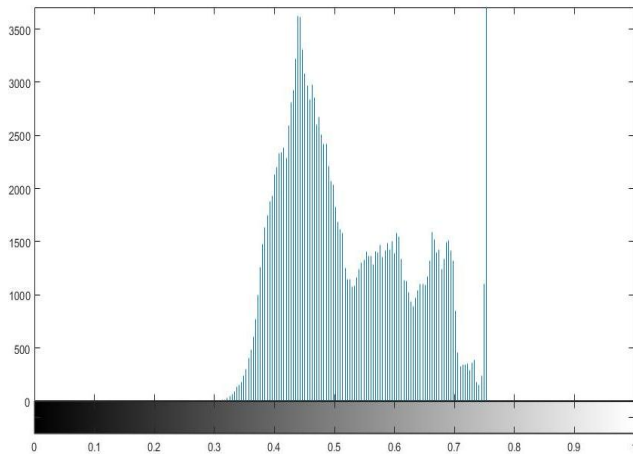
شکل ۶- تصویر اصلی و بهبود یافته توسط الگوریتم پیشنهادی.



شکل ۷- نمودار بلوکی الگوریتم پیشنهادی اول.

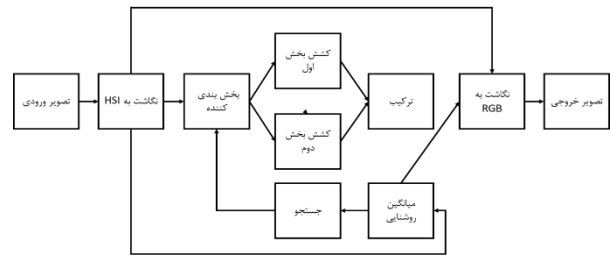
همان‌طور که مشاهده می‌شود الگوریتم در فضای HSV سبب حفظ رنگ تصاویر نسبت به اعمال به هر یک از کانال‌های RGB است. در یک

شده از تصویر اصلی است و محتوای تصویر را از نظر میزان شدت روشنایی نشان می‌دهد. هیستوگرام کانال روشنایی در تصویر ۱۱ نشان داده شده است.



شکل ۱۱- منحنی هیستوگرام یک تصویر نمونه.

روشنایی تصویر نتیجه شده در خروجی الگوریتم، رویکردی مبتنی بر کشش دامنه تصویر پیشنهاد شده است. روش پیشنهادی همانند بسیاری از روش‌های دیگر بهبود هیستوگرام، بر مبنای تقسیم هیستوگرام به زیر هیستوگرام‌ها عمل می‌کند. در این روش برای یافتن حد آستانه تقسیم هیستوگرام اولیه تصویر، الگوریتم جستجوی ناحیه طلایی استفاده شده است. شکل ۹ دیاگرام بلوکی کلی سیستم پیشنهادی را نشان می‌دهد.



شکل ۹- بلوک دیاگرام کلی سیستم پیشنهادی بلوک دیاگرام کلی سیستم پیشنهادی.

#### ۱-۱-۱- تقسیم سطوح روشنایی به دو بخش

پس از استخراج کانال روشنایی در مدل HSV و جدا کردن فضای رنگ از روشنایی تصویر، در مرحله بعد از این الگوریتم قسمت‌بندی پیکسل‌های تصویر موردنظر قرار می‌گیرد. بخش‌بندی در این الگوریتم بر اساس سطح روشنایی پیکسل‌ها و در حوزه هیستوگرام تصویر انجام می‌شود. در این مرحله از الگوریتم پیشنهاد شده، سطوح روشنایی تصویر به دو بخش برای تشکیل دو زیرهستوگرام تقسیم می‌شوند. برای شناسایی مقدار آستانه جداسازی دو هیستوگرام، از روش جستجوی منطقه طلایی استفاده می‌شود.

به‌منظور شکست هیستوگرام اصلی تصویر و تقسیم آن به دو زیرهستوگرام، از یک مقدار آستانه آزمایشی (اولیه) در بازه  $[0, L - 1]$  استفاده می‌شود که  $L$  تعداد سطوح روشنایی است. این دو زیرهستوگرام را با نمادهای  $\tilde{I}_{in} = \{I(i) | i < \tilde{I}_m\}$  که هیستوگرام سطح بالا و  $\{I(j) | j > \tilde{I}_m\}$  که هیستوگرام سطح پایین را بیان می‌کنند نشان داده می‌شوند. در این دو رابطه  $\tilde{I}_m$  مقدار حد آستانه را نشان می‌دهد که در ادامه توضیح داده خواهد شد.

#### ۱-۱-۲- کشش هیستوگرام و متعادل‌سازی

پس از این جداسازی، بازه دینامیکی هر یک از دو هیستوگرام تا حد مجاز کشیده می‌شود. برای کشیدن هیستوگرام سطح بالا، از رابطه ۷ استفاده می‌شود [۳]:

$$\tilde{I}_{hi} = \tilde{I}_m + 1 + \frac{\tilde{I}_{hi} - \min(\tilde{I}_{hi})}{\max(\tilde{I}_{hi}) - \min(\tilde{I}_{hi})} \times (L - 1 - \tilde{I}_m + 1) \quad (7) \text{ رابطه } (7)$$

#### ۱-۲-۲- دریافت تصویر ورودی و نگاشت فضای رنگ

در روش پیشنهادی دوم باید ابتدا تصویر را به فضای رنگ‌های دیگری منتقل کرد. برخلاف روش قبل که در آن از کانال روشنایی  $Y$  در مدل رنگ  $YCbCr$  استفاده می‌شد، در این روش، تصویر به فضای رنگ  $HSI$  منتقل می‌شود. شکل زیر نمایشی از یک تصویر رنگی در فضای  $RGB$  و نگاشت یافته آن به فضای  $HSI$  را نشان می‌دهد. سه کانال رنگی در فضای رنگ  $HSI$  به تفکیک نشان داده شده است.



ب

الف



د

ج

شکل ۱۰- یک تصویر نمونه در فضای رنگ  $RGB$  و نگاشت یافته

آن به فضای  $HSI$ ; (آ) تصویر در فضای  $RGB$ ، (ب) کانال  $H$ ، (ج) کانال  $S$ ، (د) کانال  $V$ .

همان‌طور که در شکل ۱۰ نیز دیده می‌شود، کانال  $V$  تصویر خاکستری

این صورت دو تابع چگالی احتمال متناظر با این دو زیر تصویر به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$P_L(X_k) = \frac{n_L^k}{n_L} \quad \text{رابطه (۱۲)}$$

که  $k=0.1, \dots, m$  و

$$P_U(X_k) = \frac{n_U^k}{n_U} \quad \text{رابطه (۱۳)}$$

که  $k=m+1, m+2, \dots, L-1$  بوده و توابع تجمعی به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$C_L(x) = \sum_{j=0}^k P_L(X_j) \quad \text{رابطه (۱۴)}$$

$$C_U(x) = \sum_{j=m+1}^k P_U(X_j)$$

در این صورت دو تابع نگاشت تعریف می‌شود:

$$f_L(x) = X_0 + (X_m - X_0)c_L(x) \quad \text{رابطه (۱۵)}$$

$$f_U(x) = X_{m+1} + (X_{L-1} - X_{m+1})c_U(x) \quad \text{رابطه (۱۶)}$$

و در نهایت تصویر نهایی به صورت زیر به دست می‌آید:

$$Y = \{Y(i, j)\} = f_L(X_L) \cup f_U(X_U) \quad \text{رابطه (۱۷)}$$

که در آن:

$$f_L(X_L) = \{f_L(X(i, j)) | \forall X(i, j) \in X_L\} \quad \text{رابطه (۱۸)}$$

$$f_U(X_U) = \{f_U(X(i, j)) | \forall X(i, j) \in X_U\} \quad \text{رابطه (۱۹)}$$

### ۳- ارزیابی روش پیشنهادی

به منظور ارزیابی روش پیشنهادی، تصاویری با کنتراست پایین، توسط روش پیشنهادی مورد پردازش قرار گرفته و نتایج حاصل، نمایش داده شده است. به منظور مقایسه کمی نتایج، از معیارهای MBE و آنتروپی و لبه استفاده شده است. نتایج به دست آمده، بیانگر آن است که روش پیشنهادی دارای عملکرد مطلوب تری می‌باشد. ضمناً تمامی آزمایش‌ها و پیاده‌سازی‌ها در نرم‌افزار متلب نسخه ۹ (۲۰۱۶) و بر روی سیستم با ۸ مگابایت حافظه اصلی و پردازنده ۲/۳ گیگاهرتزی انجام شده است.

#### ۳-۱- تصاویر مورد استفاده برای تست الگوریتم

به منظور ارزیابی روش‌های پیشنهادی برای بهبود کنتراست تصویر رنگی، تصاویر اول و دوم که تصاویری ساختگی می‌باشند، به لحاظ وجود تعداد زیادی رنگ در این تصاویر، برای این آزمایش‌ها انتخاب شده‌اند. ذکر این نکته الزامی است که اگرچه تصاویر محدودی برای این بررسی‌ها انتخاب شده است ولی تنوع تصاویر به حدی است که نتایج حاصل از آن، قابل تعمیم به گستره وسیعی از تصاویر دیگر می‌باشد.

برای مقایسه الگوریتم‌های پیشنهاد شده، از الگوریتم‌های متعادل‌سازی استاندارد، روش متعادل‌سازی با شکستن از نقطه میانگین، متعادل‌سازی با شکستن از نقطه میانه استفاده شده است. نتایج بصری خروجی نشان داده شده است و همچنین معیارهای کمی محاسبه شده‌اند. شکل ۱۲، مجموعه دو تصویر استفاده شده را نشان می‌دهد.

و برای کشیدن هیستوگرام سطح پایین از رابطه ۸ استفاده می‌شود.

$$\tilde{I}_{lo} = \frac{\tilde{I}_{lo} - \min(\tilde{I}_{lo})}{\max(\tilde{I}_{lo}) - \min(\tilde{I}_{lo})} \times \tilde{I}_m \quad \text{رابطه (۸)}$$

پس از این مرحله، الگوریتم متعادل‌سازی هیستوگرام پایه ES-RIHE که در فصل دوم اشاره شد، بر روی هر یک از زیر هیستوگرام‌ها به طور مستقل اعمال می‌شود. مجدداً هر دو هیستوگرام متعادل‌سازی شده با یکدیگر ترکیب شده و سپس تصویر بهبودیافته حاصل می‌شود. در این مرحله شدت روشنایی متوسط تصویر بهبود یافته به صورت رابطه ۹ محاسبه می‌شود.

$$\mu_m = \sum_{i=0}^{L-1} (i \times p(i)) \quad \text{رابطه (۹)}$$

### ۱-۱-۳- جستجوی منطقه طلایی

در روش جستجوی منطقه طلایی، فرایند تقسیم سطوح روشنایی به دو بخش، کشش هیستوگرام و متعادل‌سازی، برای دو حد آستانه انجام می‌شود. در این حالت برای دو آستانه آزمایشی  $\tilde{I}_{m,1}$  و  $\tilde{I}_{m,2}$  دو مقدار متناظر متوسط روشنایی  $\mu_1$  و  $\mu_2$  به دست خواهد آمد. هنگامی که حد آستانه آزمایشی نتواند تصویر مطلوب کاربر را تولید کند، جستجو برای یافتن مقدار حد آستانه مناسب با استفاده از الگوریتم جستجوی منطقه طلایی آغاز می‌شود. نرخ جستجوی  $\rho = \sqrt{5}-1/2$  و همچنین بازه آستانه به صورت  $\Delta_m = \tilde{I}_{m,1} - \tilde{I}_{m,2}$  تعریف می‌شود.

با فرض اینکه  $\tilde{I}_{m,2} > \tilde{I}_{m,1}$  باشد برای شروع فرایند جستجو از دو مقدار پیش فرض اولیه  $\tilde{I}_{m,1}=0$  و  $\tilde{I}_{m,2}=L-1$  استفاده می‌شود. تابع هدف (تابعی که به دنبال کمینه کردن آن هستیم) به صورت زیر خواهد بود.

$$f(\mu) = |\mu - \mu_m| \quad \text{رابطه (۱۰)}$$

که زمانی به کمینه خود می‌رسد که تفاوت میانگین روشنایی تصویر بهبود یافته با  $\mu$  میانگین روشنایی تصویر اصلی  $\mu_m$  کمینه شود. فرایندهای محاسبه خطا در شکستن هیستوگرام، کشش و بررسی روشنایی تا زمانی که آستانه‌ای یافت نشده باشد که خطای روشنایی را به حداقل برساند تکرار می‌شوند. سرانجام، هنگامی که تکرار خاتمه یابد، کانال شدت روشنایی بهبود یافته با کانال‌های رنگ اصلی و اشباع ترکیب می‌شود تا تصویر خروجی را از طریق تبدیل HSI به RGB تولید کند.

### ۱-۱-۴- متعادل‌سازی زیر هیستوگرام‌ها

روش ارائه شده با نام متعادل‌سازی هیستوگرام دوگانه به این صورت است که با فرض اینکه مقدار متوسط شدت روشنایی در تصویر  $X$  برابر  $X_m$  باشد، می‌توان تصویر را به دو تصویر  $X_m$  و  $X_U$  تجزیه کرد که

$$\begin{aligned} X &= X_L \cup X_U \\ X_L &= \{X(i, j) | X(i, j) < X_m, \forall X(i, j) \in X\} \\ X_U &= \{X(i, j) | X(i, j) > X_m, \forall X(i, j) \in X\} \end{aligned} \quad \text{رابطه (۱۱)}$$

فرض کنید که در تصویر  $X_L$  شدت روشنایی  $X_0, X_1, \dots, X_M$  و در تصویر  $X_U$  شدت روشنایی  $X_{M+1}, X_{M+2}, \dots, X_{L-1}$  دیده می‌شود. در

$$-f(x-1, y-1) - 2f(x-1, y) - f(x-1, y+1)$$

$$g_{y(x,y)} = f(x+1, y-1) + 2f(x+1, y) + f(x+1, y+1)$$

$$-f(x-1, y-1) - 2f(x, y-1) - f(x+1, y-1)$$
 پس از محاسبه گرادیان در راستای افقی و عمودی برای هر پیکسل، مقدار شدت گرادیان از طریق رابطه (۲۶) محاسبه می‌شود.

$$g(x, y) = \sqrt{g_x^2 + g_y^2} \quad \text{رابطه (۲۶)}$$

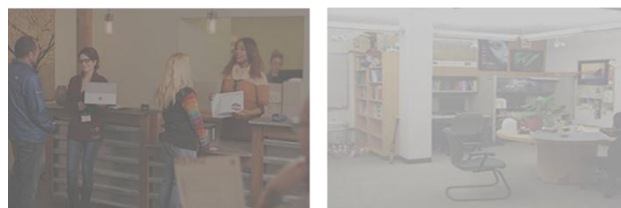
در نهایت معیار کنتراست مبتنی بر لبه با محاسبه میانگین  $e(i, j)$  بر روی تصویر به دست می‌آید.

#### ۴- یافته‌ها

شکل‌های زیر خروجی روش پیشنهادی و چند روش پایه دیگر در زمینه بهبود کنتراست را بر روی تصاویر تست نشان می‌دهد. در شکل ۱۳، تصویر (الف) نشان‌دهنده تصویر اصلی است که می‌خواهیم کنتراست آن را بهبود دهیم. تصاویر (ب)، (ج) و (د) نیز نسخه‌های دیگری از تصویر اصلی می‌باشند که در زیرنویس شکل‌ها معرفی شده‌اند. همان‌طور که قبلاً توصیف شد بهبود کنتراست تصویر (الف)، بر اساس تصاویر (ب)، (ج) و (د) انجام خواهد شد. نتیجه نهایی الگوریتم پیشنهادی، در تصویر (ه) نشان داده شده است. این پروسه در شکل‌های بعدی نیز به‌طور مشابه، انجام و نمایش داده شده است، لذا از تکرار توضیحات فوق برای آن‌ها می‌پرهیزیم.



شکل ۱۳- تصویر فانوس دریایی و بهبودیافته آن توسط الگوریتم‌های مختلف.



شکل ۱۲- تصاویر استفاده شده برای ارزیابی روش پیشنهادی.

#### ۳-۲- معیار ارزیابی

به‌منظور ارزیابی میزان افزایش کنتراست، از سه معیار خطای روشنایی، کنتراست و آنتروپی تصویر به‌عنوان معیار ارزیابی روش پیشنهادی استفاده شده است که هر یک از این سه معیار در ادامه تشریح شده است.

##### ۳-۲-۱- خطای میانگین روشنایی

در فرایند بهبود کنتراست، مطلوب است همزمان با بهبود کنتراست، میانگین شدت روشنایی تصویر ورودی با تصویر پردازش شده اختلاف کمی داشته باشد. به همین منظور از اختلاف میانگین شدت روشنایی دو تصویر استفاده شده است. در این رابطه  $\mu_{enh}$  میانگین شدت روشنایی تصویر بهبودیافته و  $\mu_{orig}$  میانگین شدت روشنایی تصویر ورودی است.

$$MBE = |\mu_{enh} - \mu_{orig}| \quad \text{رابطه (۲۰)}$$

##### ۳-۲-۲- آنتروپی تصویر

هر چه بازه دینامیکی تصویر کمتر باشد، آنتروپی تصویر هم کمتر است؛ به عبارت دیگر تصویر حاوی اطلاعات کمتری است و بالعکس هرچقدر بازه دینامیکی تصویر بزرگ‌تر باشد، آنتروپی تصویر بالا خواهد بود که در این شرایط تصویر حاوی اطلاعات بیشتری می‌باشد و کنتراست بالاتری دارد.

$$H = \sum_{i=0}^{L-1} p(i) \log(p(i)) \quad \text{رابطه (۲۱)}$$

##### ۳-۲-۳- کنتراست مبتنی بر لبه

به‌منظور ارزیابی میزان افزایش کنتراست، از معیار اندازه کنتراست به‌صورت رابطه ۲۲ استفاده شده است.

$$Contrast(i, j) = \frac{\|x(i, j) - e(i, j)\|}{\|x(i, j) + e(i, j)\|} \quad \text{رابطه (۲۲)}$$

که در این رابطه  $e(i, j)$  میانگین وزن‌دار محلی حول پیکسل  $(i, j)$  است که به‌صورت رابطه ۲۳ محاسبه می‌شود.

$$e(i, j) = \frac{\sum_{(k,l) \in N(i,j)} g(k,l) \times x(k,l)}{\sum_{(k,l) \in N(i,j)} g(k,l)} \quad \text{رابطه (۲۳)}$$

که در این رابطه نیز  $N(i, j)$  مجموعه پیکسل‌های حول پیکسل  $(i, j)$  هستند و  $g(k, l)$  مقدار گرادیان تصویر در پیکسل  $(k, l)$  است که توسط عملگر نوبل از روابط (۲۴ و ۲۵) محاسبه می‌شود.

$$g(x, y) = [g_x, g_y] \quad \text{رابطه (۲۴ و ۲۵)}$$

$$g_{x(x,y)} = f(x+1, y-1) + 2f(x+1, y) + f(x+1, y+1)$$



دریایی				
دفتر کار	۵/۷۶۰۴	۶/۴۶۱۲	۲/۶۴۴۶	۷/۰۸۹۶

در فرایند بهبود کنتراست، مطلوب است همزمان با بهبود کنتراست، میانگین شدت روشنایی تصویر ورودی با تصویر پردازش شده اختلاف کمی داشته باشد. به همین منظور از اختلاف میانگین شدت روشنایی دو تصویر یعنی خطای میانگین روشنایی (معیار MBE) استفاده شده است. همان طور که نتایج جدول ۱ نشان می‌دهد، مقدار خطای میانگین روشنایی (معیار MBE) در الگوریتم پیشنهادی نسبت به روش‌های دیگر پایین است که حاکی از تصویر با وضوح بالا است.

جدول ۳- الگوریتم پیشنهادی دوم (معیار آنتروپی).

روشنایی پیشنهادی	RGB-HE	تصویر اصلی	روش
فانوس دریایی	۵/۰۰۷۵	۵/۸۰۷۵	۷/۴۷۱۴
دفتر کار	۶/۴۷۴۰	۶/۶۵۴۲	۷/۳۴۰۷

مقدار گسسته آنتروپی به‌منظور سنجش کمی اثربخشی الگوریتم پیشنهادی مورد استفاده قرار می‌گیرد. این مقدار به‌طور عمده توانایی روش پیشنهاد شده با سایر روش‌های مورد مقایسه، برای استخراج جزئیات از تصاویر را ارزیابی می‌کند. مقدار آنتروپی بالاتر، متناظر با اطلاعات بیشتر استخراج شده از تصاویر است. همان طور که نتایج جدول ۲ و ۳ نشان می‌دهد، مقادیر آنتروپی گسسته برای روش پیشنهادی دوم در مقایسه با سایر راهکارهای مورد بررسی دارای حداقل یک واحد اختلاف می‌باشد؛ که حاکی از عملکرد مطلوب‌تر روش پیشنهادی دوم می‌باشد. همچنین، از نظر دیداری، به‌خوبی واضح است که روش پیشنهادی دوم در مقایسه با روش پیشنهادی اول دارای وضوح و اطلاعات بیشتری است.

## ۵- نتیجه گیری

به‌منظور بهبود کنتراست تصاویر رنگی از دو الگوریتم استفاده شد که هر کدام ویژگی‌هایی داشتند. این ویژگی‌ها عبارت‌اند از:

- الگوریتم پیشنهاد شده اول
  - بهبود شدت روشنایی تصویر
  - حفظ فضای رنگ تصویر ورودی
  - تعیین محتوای تصویر با بخش‌بندی تصویر
  - استخراج اطلاعات لبه، بافت و پس‌زمینه تصویر
- الگوریتم پیشنهاد شده دوم
  - در نظر گرفته شده فضای هیستوگرام تصویر، به‌عنوان فضای



شکل ۱۴- تصویر دفتر کار و بهبود یافته آن توسط الگوریتم‌های مختلف.

همان‌طور که در شکل‌های ۱۳ و ۱۴ ملاحظه می‌گردد، برای اجرای روش پیشنهادی ارائه شده، از دو فضای رنگ YCbCr و HSV استفاده شده است. به دلیل تفکیک پیکسل‌های تصویر به قسمت‌های متفاوت، از الگوریتم بخش‌بندی استفاده شده است. بخش‌بندی تصویر باعث تعیین محتوای تصویر و در نهایت استخراج اطلاعات لبه، بافت و پس‌زمینه تصویر می‌شود. این سه بخش از جمله مهم‌ترین ساختارهای یک تصویر می‌باشند. سپس به روی هر بخش، پردازش متناظر با ویژگی آن بخش اعمال می‌شود. ترکیب نتایج حاصل، باعث بهبود کیفیت دیداری در تصاویر رنگی با کنتراست پایین، با قید حفظ فضای رنگ تصویر، می‌شود. هم‌چنین، جدول‌های ۱، ۲ و ۳ معیارهای ارزیابی روش پیشنهادی را برای تصاویر تست نشان می‌دهد.

جدول ۱- الگوریتم پیشنهادی اول (معیار MBE).

روشنایی پیشنهادی	HE	BBHE	DSIHE	روش
فانوس دریایی	۳۷/۳۸۵۶	۳۷/۶۵۱۶	۴۶/۳۷۴۷	۱/۶۲۶۹
دفتر کار	۲۷/۳۳۵۴	۲۶/۷۱۰۲	۲۹/۶۴۴۹	۲/۶۱۶۶

جدول ۲- الگوریتم پیشنهادی دوم (معیار آنتروپی).

روشنایی پیشنهادی	HE	BBHE	DSIHE	روش
فانوس دریایی	۵/۹۴۲۷	۶/۸۹۲۸	۶/۹۰۰۵	۷/۲۳۹۷

mathematical statistics and probability, vol. 1, no. 14, pp. 281-297.

- [10] X. Fu, Y. Sun, M. LiWang, Y. Huang, X. P. Zhang, and X. Ding, (2014). "A novel retinex based approach for image enhancement with illumination", IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), pp. 1190-1194.
- [11] K. Singh, and R. Kapoor, (2014). "Image enhancement using Exposure based Sub Image Histogram Equalization," Pattern Recognition Letters, vol. 36, pp. 10-14.
- [12] J. MacQueen, (1967). "Some Methods for Classification and Analysis of Multivariate Observations", In Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability, vol. 1, no. 14, pp. 281-297.

مناسب برای بخش‌بندی تصویر

- نشان دادن چگالی آماری مقادیر یک تابع توسط تابع هیستوگرام
- دارا بودن پیک‌های مختلف و شیارهایی بین دو پیک متوالی توسط هیستوگرام یک تصویر
- تفکیک بافت‌های مختلف تصویر از یکدیگر این شیارها به‌منظور بررسی دقیق‌تر توصیه می‌شود از دیگر فضاها رنگی به‌جز HSV و YCbCr نیز استفاده شود. نحوه ناحیه‌بندی تصاویر می‌تواند تأثیر بسزایی در عملکرد فرآیند بهبود کنتراست داشته باشد؛ بنابراین استفاده از روش‌های دیگر ناحیه‌بندی تصاویر به‌منظور استخراج دقیق‌تر ویژگی‌ها با توجه به کاربرد موردنظر می‌تواند نتایج خوبی دربر داشته باشد. از آنجایی که ما تصاویر ورودی را بدون نویز در نظر گرفتیم و با توجه به این که تصاویر پایه در عمل حاوی نویز هستند، استفاده از روش‌های ترکیبی مبتنی بر حذف نویز می‌تواند در ادامه موردتوجه قرار گیرد. همچنین، استفاده از روش‌های ترکیبی بهبود کنتراست تصاویر در مراجع دیگر، می‌تواند مفید واقع شود.

## ۶- سپاسگزاری

بدین وسیله از مؤسسه آموزش عالی پاسارگاد که ما را در انجام این پژوهش یاری کرده‌اند، سپاسگزاریم.

## مراجع

- [1] R. Baraniuk, (2007). "A lecture on compressive sensing", IEEE Signal Processing Magazine, vol. 24, no. 4, pp. 118-120.
- [2] M. Elad, M. A. Figueiredo, and Y. Ma, (2010). "On the role of sparse and redundant representations in image processing", Proceedings of the IEEE, vol. 98, no.6, pp. 972-982.
- [3] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, and S. L. Eddins, (2010). "Morphological reconstruction", Digital image processing using MATLAB, MathWorks, pp. 518-522.
- [4] J. Zarei, J. Poshtan, and M. Poshtan, (2010). "Robust fault detection of non-linear systems with unknown disturbances", IEEE International Conference on Control Applications (CCA), pp. 725-730.
- [5] S. W. Jung, (2014). "Image Contrast Enhancement Using Color and Depth Histograms," IEEE Signal Processing Letters, vol. 21, no.4, pp.382-385.
- [6] J. A. Ojo, I. D. Solomon, and S. A. Adeniran, (2015). "Contrast enhancement algorithm for color images," Science and Information Conference (SAI), pp. 555-559.
- [7] P. Shanmugavadivu, K. Balasubramanian, and A. Muruganandam, (2014). "Particle swarm optimized bi-histogram equalization for contrast enhancement and brightness preservation of images", The Visual Computer, vol. 30, no. 4, pp. 387-399.
- [8] K. S. Fu, and J. K. Mui, (1981). "A survey on image segmentation", Pattern recognition, vol. 13, no. 1, pp. 3-16.
- [9] J. MacQueen, (1967). "Some Methods for Classification and Analysis of Multivariate Observations," In Proceedings of the fifth Berkeley symposium on