

حذف نویز تصاویر رنگی با استفاده از نمایش‌های تُنگ بر پایه‌ی جداسازی کانال‌های رنگی به صورت محلی

پریسا محمدی^۱، حمیدرضا شاهدوستی^۲

^۱ کارشناسی ارشد، دانشکده برق، دانشگاه صنعتی همدان
^۲ دانشیار دانشکده برق، دانشگاه صنعتی همدان، h.doosti@hut.ac.ir

چکیده

در این مقاله، یک روش جدید و موثر حذف نویز سفید گوسی جمع‌شونده از تصاویر رنگی بر پایه‌ی جداسازی کانال‌های تصویر به صورت گروه‌های محلی ارائه شده است. رویکرد پیشنهادی، روش مناسبی را برای تفکیک اطلاعات روشنایی و رنگ در نظر می‌گیرد و برخلاف روش‌های معمول، کانال‌های روشنایی-رنگی ایجاد شده در این رویکرد، کانال‌هایی ثابت و متناسب با ابعاد تصویر اصلی نیستند، بلکه آرایه‌هایی سه بعدی می‌باشند که از گروه‌بندی بلوک‌های مشابه در یک همسایگی محلی ساخته شده‌اند. در این رویکرد، اطلاعات روشنایی و رنگ هر گروه، در هر سه کانال RGB با استفاده از تبدیل PCA استخراج می‌شود؛ در واقع استفاده از تبدیل PCA این امکان را فراهم می‌آورد که به جای انتقال کل تصویر به فضای روشنایی-رنگی یا ضرائب ثابت و از پیش تعیین شده، بخش‌های مشابه را با ضرایبی مختص به آن نواحی، به فضای روشنایی و رنگ منتقل نمود و این کانال‌ها را مستقیماً در عملیات نویز زدایی شرکت داد. حذف نویز در این رویکرد، مشابه روش BM3D بر دو مرحله‌ی بازسازی اولیه و نهایی استوار است؛ به طوری که با اعمال تبدیل موجک سه بعدی و آستانه‌گذاری سخت در مرحله اول و اعمال فیلتر وینر در مرحله نهایی، صورت خواهد گرفت. نوآوری راهبرد پیشنهادی علاوه بر حذف موثر نویز، درک اطلاعات روشنایی-رنگ را سامان می‌بخشد. نتایج آزمایشات نشان می‌دهند که روش پیشنهادی در نویزهای ضعیف حدود ۱ dB و در نویزهای قوی حدود ۳ dB نسبت به سایر روشها، عملکرد بهتری دارد.

کلیدواژه

نویز سفید گوسی جمع‌شونده، جداسازی محلی کانال‌های رنگی، تبدیل سه بعدی موجک، فیلتر وینر

تصاویر صورت گرفته است.

مقدمه

با وجود پیشرفت‌های چشم‌گیر و ظهور دوربین‌های فوق پیشرفته، هنوز هم یکی از مشکلات شایع در تصاویر، وجود اجتناب‌ناپذیر نویز است که ممکن است در اثر عوامل مختلفی از جمله تنظیم نبودن نور و دمای محیط، ایده‌آل نبودن کیفیت دوربین، نوع و مسافت کابل کشی (در دوربین‌های مدار بسته) و... رخ دهد. این عامل مخرب همواره در کیفیت و درک اطلاعات تصاویر اثری منفی برجای می‌گذارد، از این رو حذف نویز از تصاویر به ویژه تصاویر هدفمندی که حاوی اطلاعات ارزشمندی هستند و تجزیه و تحلیل این اطلاعات منجر به یک فرآیند تصمیم‌گیری خواهد شد، چالش بسیار مهمی را ایجاد می‌کند. از گذشته تا کنون، روش‌های مختلفی برای بهبود کیفیت تصاویر به منظور ارتقای کیفیت بصری و بالا بردن دقت تشخیص و تفسیر اطلاعات استخراج شده از تصاویر در حوزه‌ی پیش‌پردازش حذف نویز مورد مطالعه قرار گرفته است و دسته‌بندی‌های متفاوتی برای تفکیک روش‌های مختلف حذف نویز از

تکنیک‌های حذف نویز را می‌توان به دو گروه اصلی روش‌های حذف نویز مبتنی بر پیکسل و روش‌های حذف نویز مبتنی بر بلوک دسته‌بندی کرد [۱]. روش‌های حذف نویز پیکسل محور به حذف نویز تصاویر به صورت پردازش مستقیم پیکسل‌ها اطلاق می‌شود [۲]، [۳]. در گروه دوم، پردازش بر روی بلوک‌بندی‌های صورت گرفته در یک تصویر به صورت جداگانه انجام می‌گیرد تا تخمینی از مقادیر پیکسل واقعی بر اساس تکه‌های مشابه در یک پنجره‌ی همسایگی محلی یا غیرمحلی ارائه شود. در واقع این روش از افزونگی و شباهت بین قسمت‌های مختلف تصویر ورودی به منظور حذف نویز بهره می‌برد [۴].

حذف نویز با روش‌های هر دسته مزایا و معایب مختص به خود را دارد. روش‌های مبتنی بر پیکسل معمولاً از پیچیدگی‌های محاسباتی کم‌تر و صرفه‌جویی در زمان بیشتری برخوردار هستند لیکن روش‌های حذف نویز بلوک محور نتایج مطلوب-

تری ایجاد می‌کنند [۱]. روش‌های مبتنی بر بلوک عموماً هزینه‌های محاسباتی و زمانی سنگینی را به سیستم پردازش تحمیل می‌کنند، زیرا اولاً این روش‌ها عملیات حذف نویز را بر روی بلوک یا مجموعه‌ای از بلوک‌های مشابه به صورت مجزا انجام می‌دهند، پس برای جلوگیری از مصنوعات مرزی در تصویر بازسازی‌شده، می‌بایست به هنگام بلوک‌چینی هم‌پوشانی بلوک‌های تصویر با استفاده از یک میانگین‌گیری در نظر گرفته شود و سهم مشارکت هر بلوک به هنگام بلوک‌چینی تعیین گردد. ثانیاً روش‌های مبتنی بر بلوک عموماً بر اساس مقایسه‌ی شباهت بین بلوک‌ها و یا ایجاد گروه‌بندی صورت می‌پذیرند و می‌بایست به ازای هر بلوک مرجع این محاسبات نسبت به سایر بلوک‌ها صورت گیرد [۴]، [۵]. با این حال، عملکرد روش‌های مبتنی بر بلوک به حدی قابل توجه است که می‌توان از پیچیدگی‌های محاسباتی آن‌ها چشم‌پوشی کرد، از این رو بسیاری از روش‌های اخیر پیشنهاد شده بر این اساس شکل گرفته‌اند [۳]، [۶]، [۷]. تمرکز این مقاله نیز تنها بر این دسته معطوف است.

روش‌های حذف نویز مبتنی بر بلوک، با در نظر گرفتن شباهت بین بلوک‌های ایجاد شده در تصویر، تنکی را به شکل مطلوبی افزایش می‌دهند که این امر موجب حذف چشم‌گیر نویز می‌گردد. در واقع تنکی یک مشخصه اساسی است که اجازه می‌دهد حذف نویز موثر باشد. به همین دلیل است که روش‌های مبتنی بر بلوکی که در حوزه‌ی تبدیل صورت می‌پذیرند از اهمیت ویژه‌ای برخوردار هستند [۸]. هدف از انتقال تصویر به حوزه‌ی تبدیل نمایش تنک سیگنال تصویر به منظور بهره‌گیری از خاصیت فشرده‌گی انرژی برای حذف موثر نویز است که می‌توان با استفاده از روش‌های این دسته به تنک‌ترین حالت ممکن دست یافت [۵]، [۹]. در این روش‌ها علاوه بر حذف موثر نویز، لبه‌ها و جزئیات تصویر نیز تا حد زیادی حفظ می‌شوند. از معروف‌ترین روش‌های موثر در این حوزه، می‌توان به روش $BM3D^1$ اشاره کرد [۵]، [۱۰]. این رویکرد با استفاده از فرآیندی به نام گروه‌بندی، آرایه‌هایی سه‌بعدی از بلوک‌های مشابه تصویر ایجاد می‌کند و با استفاده از شباهت بین بلوک‌ها در گروه‌های ساخته شده نمایش تنکی بالایی را از سیگنال واقعی در حوزه تبدیل سه‌بعدی فراهم می‌کند و در نتیجه با آستانه‌گذاری مناسب و اعمال فیلتر وینر^۲ در دو مرحله موجب کاهش چشم‌گیر نویز می‌شود [۱۱]، [۱۲]. در تعمیم این رویکرد برای تصاویر رنگی (C-BM3D³)، به منظور کاهش

هزینه‌های محاسباتی، فرآیند گروه‌بندی بعد از انتقال تصویر از فضای اصلی RGB به یک فضای روشنایی-رنگی مناسب، تنها در کانال مهم‌تر تصویر (کانال روشنایی) انجام می‌گیرد و گروه‌های ساخته شده به دو کانال دیگر تصویر نسبت داده می‌شوند. سپس مشابه عملیات صورت گرفته در BM3D حذف نویز در هر سه کانال به صورت مجزا صورت می‌پذیرد [۱۳].

این مقاله با بهره‌گیری از راه‌کار تطبیق بلوک به حذف نویز سفید گوسی جمع‌شونده از تصاویر رنگی می‌پردازد. نوآوری روش پیشنهادی، ارائه‌ی یک شیوه‌ی جدید جداسازی کانال‌های رنگی است که با الهام از رویکرد BM3D به مسئله حذف نویز پرداخته است. در رویکرد پیشنهادی تخمین تصویر بدون نویز در دو مرحله‌ی تخمین اولیه و نهایی انجام می‌شود که هر مرحله نقش موثر و مخصوص به خود را در حذف نویز ایفا می‌کند. در روش پیشنهادی به منظور بهبود حذف نویز تصاویر رنگی، در هر مرحله از تخمین، انتقال تصویر از فضای رنگ RGB به فضای رنگ مناسب تر، با استفاده از تبدیل PCA^۴ بر روی بلوک‌های مشابه‌ای که در یک همسایگی محلی شناسایی شده‌اند، صورت می‌گیرد. فضای رنگی ایجاد شده در این رویکرد بسیار دقیق است زیرا ضرائب PCA استخراج‌کننده ویژگی‌های روشنایی و رنگ، برای هر گروه متشکل از بلوک‌های مشابه، منحصر به فرد است. در هر مرحله از تخمین، این آرایه‌های ایجاد شده مستقیماً قبل از بلوک‌چینی در عملیات حذف نویز شرکت می‌کنند.

ساختار مقاله به این شرح است که ابتدا مقدمات روش پیشنهادی مورد بررسی قرار خواهد گرفت و سپس در بخش رویکرد پیشنهادی، حذف نویز با استفاده از رویکرد مقاله تشریح خواهد شد. نتایج آزمایشات نیز در بخش نتیجه‌گیری مورد مطالعه قرار می‌گیرند.

مقدمات روش پیشنهادی

قبل از تشریح حذف نویز با استفاده از رویکرد مقاله، به عنوان بخشی از مقدمه‌ی روش پیشنهادی، اهمیت استفاده از فضای رنگ مناسب در نویززدایی تصاویر رنگی مطرح خواهد شد. سپس، حذف نویز با استفاده از فیلتر گذاری وینر مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

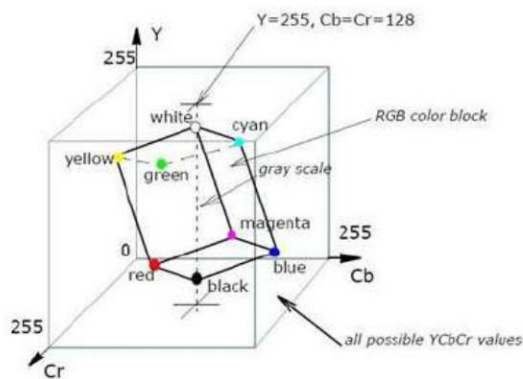
فضای رنگ

باتوجه به وسعت درک چشم انسان از گستره‌ی رنگ،

¹Block-Matching and 3D Filtering
²Wiener filter

³Color-Block-Matching and 3D Filtering
⁴Principal Component Analysis

شکل ۲، توصیف رنگ در مدل $YCbCr$ را بیان می‌کند. این فضا، هر رنگ را به صورت یک مولفه‌ی روشنایی (Y) و دو مولفه-ی رنگی (C_r و C_b) نمایش می‌دهد. در واقع روشنایی تصویر در کانال Y ذخیره می‌گردد و کانال C_b نگهدارنده‌ی مقادیر رنگ در جهت آبی می‌باشد؛ به این صورت که تفاوت مقدار نقاط آبی و نقاط مشابه در کانال روشنایی، در C_b ذخیره می‌گردد. کانال C_r نیز نگهدارنده‌ی مقادیر رنگ در جهت قرمز می‌باشد؛ به این صورت که تفاوت مقدار نقاط قرمز و نقاط مشابه در کانال روشنایی، در C_r نگهداری می‌شود [۲۱]. به عنوان مثالی از کارایی این فضای رنگی، در ردیف دوم از شکل ۳، تفکیک کانال‌های تصویر House در فضای رنگ $YCbCr$ صورت گرفته است. در این فضا، تفاوت اطلاعات مکانی و کنتراست در سه کانال کاملاً واضح و مشهود است.



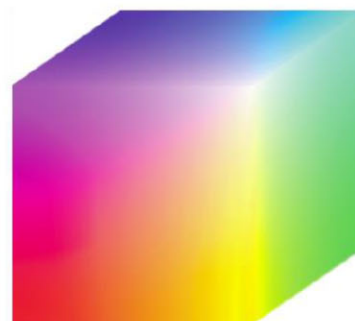
شکل ۲. مدل فضای رنگ $YCbCr$

یکی دیگر از روش‌های دست‌یابی به فضای روشنایی-رنگی، استفاده از تبدیل PCA است. کاربرد استخراج ویژگی تبدیل PCA این امکان را فراهم می‌کند که اطلاعات روشنایی و رنگ به عنوان ویژگی‌های اصلی تصویر قابل محاسبه باشند و در نتیجه استخراج این ویژگی‌ها، فضای روشنایی-رنگی دقیق‌تری را مختص به هر تصویر رنگی به دست می‌آورد [۲۲]. ردیف سوم شکل ۳، جداسازی کانال‌های رنگی تصویر House را با استفاده از تبدیل PCA نشان می‌دهد. مطابق با شکل مشاهده می‌شود که در این روش تمرکز اطلاعات مکانی تصویر در کانال PCA1 (کانال روشنایی) نسبت به دو کانال دیگر این فضا و هم‌چنین کانال روشنایی Y ، بیش‌تر است.

در این مقاله نیز، با استفاده از کاربرد تبدیل PCA، مولفه-ی اصلی در تصاویر یا همان اطلاعات مکانی، در هر سه کانال R ، G و B به صورت موثرتری نسبت به سایر روش‌ها شناسایی و استخراج شده و به عنوان کانال روشنایی در نظر گرفته شود. دو مولفه دیگر به دست آمده از تبدیل PCA نیز کانال‌های رنگی را

مدل‌های مختلفی برای ارائه‌ی فضای رنگ مطرح شده است که از جمله معروف‌ترین آن‌ها فضای رنگ RGB است که در صفحات نمایش الکترونیکی از جمله مانیتورها و گوشی‌های هوشمند و ... کاربرد دارد [۱۴]. این مدل بیان می‌کند که تشخیص و تجسم رنگ در سیستم بینایی انسان بر اساس درک چشم از سه ویژگی رنگ مایه، اشباع و روشنایی در هر رنگ صورت می‌پذیرد [۱۵]. لذا مطابق با شکل ۱ هر رنگ در این مدل، بر مبنای مختصاتش در سه بعد، بر اساس این سه متغیر توصیف می‌شود. ردیف اول شکل ۳ نیز، تفکیک سه کانال R ، G و B را برای تصویر House در این فضای رنگ نمایش می‌دهد.

علی‌رغم سازگاری این مدل رنگ با ساختار بینایی انسان، تصاویر فضای رنگ RGB گزینه‌های خوبی برای انجام برخی از عملیات پردازش تصویر مانند حذف نویز نیستند؛ زیرا همان‌طور که در شکل ۳ نشان داده شده است، کانال‌های رنگی R ، G و B این مدل رنگ، تقریباً دارای اطلاعات مکانی یکسان و کنتراست برابر هستند. از این رو، قبل از انجام عملیات پردازش تصویر، معمولاً تصویر منبع را طی یک عملیات ریاضی از فضای رنگ RGB به یک فضای روشنایی-رنگی مناسب مانند $YCbCr$ یا سایر فضای‌های رنگ مشابه منتقل می‌کنند [۱۶]. در چنین فضاهایی تفکیک کانال‌های تصویر بر اساس دو معیار اطلاعات مکانی (روشنایی) و رنگ صورت می‌پذیرد و هر سه کانال تصویر از دو حیث اطلاعات روشنایی و رنگ متمایز هستند [۱۸]، [۱۹]. به علاوه، انرژی یک تصویر رنگی را می‌توان بیش‌تر به کانال روشنایی آن نسبت داد، در واقع سیستم بصری انسان به اتلاف در بافت کانال روشنایی نسبت به اتلاف در بافت کانال‌های رنگی حساسیت بیش‌تری دارد [۲۰]. لذا در عملیات حذف نویز پیشرفته، پیدا کردن کانال روشنایی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. یافتن چنین کانالی با بیش‌ترین اطلاعات مکانی می‌تواند حذف نویز را بهبود بخشد و تصویر بازسازی شده را تا حد قابل توجهی به تصویر اصلی نزدیک سازد.



شکل ۱. مدل فضای رنگ RGB

همسایگی محلی را با ضرایب PCA مختص به این نواحی به صورتی کاملاً هدفمند به سه کانال روشنایی-رنگی منتقل کند. کانال روشنایی به دست آمده از این روش دارای اطلاعات ارزشمند مکانی است که به صورت کاملاً موثری از دو کانال رنگی که حاوی اطلاعات مفید رنگ هستند، تفکیک شده است. این نوع تفکیک موثر اطلاعات روشنایی و رنگ، در عملیات نویززدایی، موجب حذف بهتر نویز می‌گردد.

به وجود می‌آورند. نکته حائز اهمیت در این رویکرد، ایجاد کانال‌هایی به صورت گروه‌هایی محلی و با هم‌پوشانی است. در روش‌های معمول جداسازی کانال‌های تصویر از یک تبدیل با ضرایب ثابت برای کل تصویر استفاده می‌شود، در نتیجه کل بافت تصویر بدون توجه به ویژگی‌های محلی به کانال‌های هدف انتقال می‌یابد، اما رویکرد پیشنهادی یک روش انعطاف‌پذیر است که می‌تواند بافت‌های نواحی مختلف تصویر را به صورت محلی بررسی کرده و قسمت‌های مشابه شناسایی شده در یک



R



G



B



Y



C_b



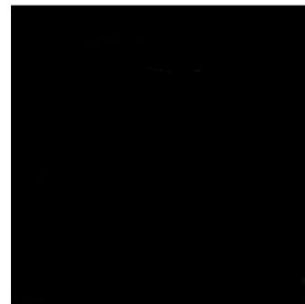
C_r



PCA1



PCA2



PCA3

شکل ۳. جداسازی کانال‌های تصویر House در سه فضای رنگ RGB و YC_bC_r و تبدیل PCA

گرفتن تصویر و نویز به عنوان متغیرهایی تصادفی سعی شده است نزدیک ترین تخمین از تصویر بدون نویز به دست آید، به طوری که خطای میانگین مربعات بین تصویر اصلی و تصویر تخمین زده شده کمینه شود [۲۳]-[۲۵]. برای به دست آوردن نتایج ایده آل باید به تصویر اصلی دسترسی داشت که

فیلتر وینر

از جمله فیلترگذاری‌های خطی‌ای که در چند دهه اخیر مرکز توجه بسیاری از محققان در حوزه‌ی پردازش تصویر بوده است، فیلترگذاری وینر می‌باشد. در این رویکرد با در نظر

میشود. در مرحله دوم نیز، از اعمال فیلتر وینر بر روی کانال های سه بعدی تصویر نویزی، تخمین نهایی ایجاد خواهد شد. بنابراین هر مرحله از تخمین شامل دو مرحله اصلی جداسازی کانال های تصویر و حذف نویز می باشد. جداسازی کانال ها با روش مقاله نیز از دو گام گروه بندی و تبدیل PCA تشکیل شده است.

تصویر نویزی Z که از تخریب تصویر اصلی و بدون نویز Y ، توسط یک نویز سفید گوسی جمع شونده با میانگین صفر و واریانس σ^2 به وجود آمده است را در نظر بگیرید. در ادامه حذف نویز تصویر Z مشابه روش BM3D در دو مرحله کلی تخمین اولیه و نهایی انجام می گیرد.

$$Z = Y + N(0, \sigma^2) \quad (2)$$

تخمین اولیه

مطابق با بلوک دیاگرام شکل ۴، تقریب تصویر نویززدایی شده ی اولیه در دو مرحله ی اساسی جداسازی کانال های تصویر به صورت گروه های محلی و حذف نویز از طریق اعمال تبدیل سه-بعدی موجک و آستانه گذاری سخت، به شرح زیر صورت می-پذیرد:

• جداسازی کانال های تصویر

دستیابی به کانال روشنایی با بالاترین سطح اطلاعات مکانی، اثر روش های حذف نویز مبتنی بر این کانال را بهبود می بخشد، در روش پیشنهادی سعی شده است اطلاعات مکانی و رنگ کانال-های تصویر اصلی با حفظ انسجام به کانال های هدف منتقل شوند. برای تفکیک کانال با توجه به روش مقاله دو گام اساسی (۱) گروه بندی، (۲) تبدیل PCA را در پیش رو خواهیم داشت.

گام اول: گروه بندی

برای گروه بندی بلوک های مشابه، از یک همسایگی از بلوک های هم پوشان استفاده می گردد. به این منظور، در هر کانال از تصویر نویزی، هر بلوک به عنوان بلوک مرجع در نظر گرفته می شود و همسایگی ای با بلوک های هم پوشان حول این بلوک مرجع شکل می گیرد، سپس میزان شباهت بلوک های موجود در همسایگی با بلوک مرجع سنجیده می شود و بلوک-هایی با بیش ترین میزان شباهت نسبت به بلوک مرجع، بلوک-های مشابه در نظر گرفته می شوند. این بلوک های مشابه دو-بعدی همراه با بلوک مرجع در یک آرایه ی سه بعدی گروه را به-وجود می آورند [۵]، [۱۰]، [۱۳]. حال آنکه به منظور

این امر در عمل غیر قابل اجراست لذا می توان به جای استفاده از نمونه اصلی تصویر، از یک تخمین اولیه برای به دست آوردن تخمین ثانویه بهتر استفاده کرد. طراحی و استفاده از این فیلتر بسیار ساده است اما نتایج بسیار خوبی به همراه دارد [۲۶].

در این مقاله نیز برای حذف نویز تصویر از فیلترگذاری وینر استفاده خواهد شد. به منظور دستیابی به یک تخمین قابل قبول از تصویر اصلی بعد از اعمال فیلترگذاری وینر، می بایست قبل از این مرحله یک تخمین اولیه از تصویر بدون نویز را به دست آورد. بنابراین طی یک مرحله، تخمین اولیه از تصویر اصلی با استفاده از تبدیل موجک و آستانه گذاری سخت ایجاد خواهد شد. سپس در مرحله ی بعد، از ضرائب موجک به دست آمده از تخمین اولیه تصویر برای طراحی ضرائب فیلتر وینر استفاده خواهد شد؛ به طوری که با اعمال ضرب جز به جز این ضرایب و تصویر نویزی، تخمین ثانویه ای از تصویر بدون نویز به دست خواهد آمد که نسبت به تخمین اولیه بسیار دقیق تر خواهد بود. ضرایب فیلتر وینر $W_{\hat{c}^k}^{wiener}$ طبق رابطه زیر قابل محاسبه است.

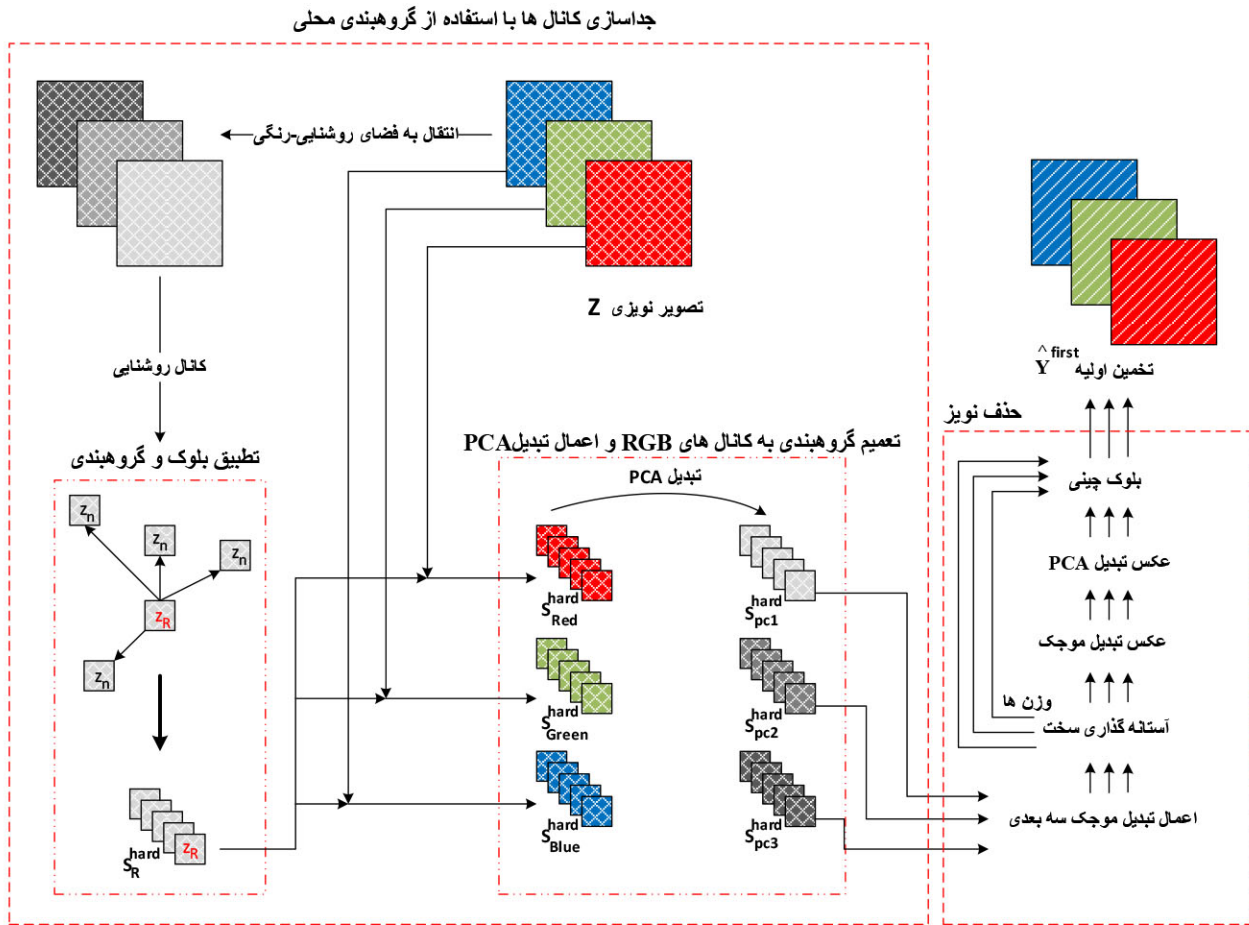
$$W_{\hat{c}^k}^{wiener} = \frac{|\hat{c}^k|^2}{|\hat{c}^k|^2 + \sigma^2} \quad (1)$$

در اینجا \hat{c}^k بیان گر ضرائب به دست آمده بعد از انتقال تصویر به حوزه تبدیل است و σ^2 نمایانگر واریانس نویز می باشد. با توجه به ضرایب به دست آمده و اعمال فیلترگذاری بر روی ضرایب تصویر نویزی c^k ، و اعمال معکوس حوزه تبدیل، تصویر تخمین زده شده \hat{y}^{final} ، مطابق رابطه (۲) به دست می آید.

$$\hat{y}^{final} = \tau^{wiener^{-1}}(W_{\hat{c}^k}^{wiener} \times c^k) \quad (1)$$

رویکرد پیشنهادی

در این بخش، نویززدایی تصویر در دو مرحله تخمین اولیه و نهایی با استفاده از نوآوری مقاله در جداسازی کانال های رنگی مورد بررسی قرار خواهد گرفت. به کارگیری رویکرد مقاله در جداسازی کانال های رنگی، بر خلاف روش های معمول، مسئله شباهت مناطق مختلف تصویر را در نظر می گیرد. از این-رو انتقال تصویر از فضای رنگ RGB به فضای روشنایی-رنگی، با ضرایب تبدیل PCA یکسان فقط برای مجموعه بلوک های مشابه صورت خواهد گرفت که نتیجه آن استخراج دقیق اطلاعات روشنایی-رنگی و حذف بهتر نویز است. در مرحله اول تخمین تصویر، از اعمال آستانه گذاری سخت بر روی کانال های به دست آمده از روش مقاله در فضای موجک حاصل



شکل ۴. تخمین اولیه

استفاده می‌کنیم و سپس میزان شباهت را بر اساس این فاصله به دست می‌آوریم [۵]، [۱۳]. معادله زیر فرمول فاصله اقلیدسی مورد استفاده در این روش را نشان می‌دهد:

$$d(z_R, z_n) = \frac{\| \gamma'(z_{2D}^{\text{hard}}(z_R)) - \gamma'(z_{2D}^{\text{hard}}(z_n)) \|_2^2}{(N_1^{\text{hard}})^2} \quad (3)$$

در این رابطه هر دو بلوک مرجع z_R و بلوک همسایه z_n متعلق به تصویر نویزی، با استفاده از تبدیل خطی دوبعدی t_{2D}^{hard} به فضای تبدیل منتقل می‌شوند و به منظور کاهش سطح نویز برای گروه‌بندی مناسب‌تر، یک آستانه‌گذاری سخت (γ') با توجه به میزان سطح نویز و مقدار ثابت μ_R بر روی آن‌ها اعمال می‌گردد که با فرض صفر بودن این مقدار ثابت، مقدار آستانه صفر در نظر گرفته می‌شود. مقدار N_1^{hard} ذکر شده در مخرج معادله بالا بیان‌گر سائز بلوک‌ها ($N \times N$) می‌باشد. بعد از محاسبه تمام فواصل اقلیدسی، مطابق رابطه (۵) بلوک‌هایی که دارای فواصلی کم‌تر از یک مقدار معین باشند، شبیه در نظر گرفته می‌شوند و در یک آرایه‌ی سه‌بعدی گروه را ایجاد می-

صرفه‌جویی در زمان و بهینه‌سازی بهتر است این عملیات تنها در یک کانال صورت گیرد، از آنجایی که شدت روشنایی در هر سه کانال R، G و B تقریباً برابر است؛ برای انجام دقیق‌تر عملیات گروه‌بندی، بهتر است ابتدا تصویر اصلی از فضای RGB به یک فضای مناسب‌تر مانند YCbCr منتقل شود و سپس از عملیات تطبیق بلوک در کانال روشنایی استفاده گردد [۱۳].

برای بررسی شباهت بین دو بلوک می‌توان از روش‌های متنوعی بهره برد، به طوری که این روش‌ها از محاسبه فاصله اقلیدسی^۶ ساده تا روش‌های مبتنی بر خوشه‌بندی^۷ از جمله خوشه‌بندی k-means [۲۷] و روش‌های مبتنی بر شبکه‌ی عصبی^۸ [۲۸] گسترده شده‌اند. با این حال، در این رویکرد از روش فاصله اقلیدسی بهره خواهیم برد. قبل از محاسبه فاصله اقلیدسی، به منظور کاهش سطح نویز برای گروه‌بندی موثرتر، ابتدا بر روی دو بلوک مورد استفاده، از یک آستانه‌گذاری سخت

Euclidean Distance⁶
Clustering⁷
Neural Networks⁸

پیکسل متناظر در مکان λ م سه بلوک λ م در هر آرایه نشان می‌دهد. اولین مجهول ما در این معادلات ضرایب ماتریس α هستند که مطابق با رابطه (۱۰) با در نظر گرفتن دو فرض بیشینه بودن واریانس اطلاعات مکان و محدود بودن ضرایب α و حل معادله از طریق مسئله لاگرانژ محاسبه می‌شوند.

$$\max(\text{var}(\text{pc}1_i^j) - \mu(\alpha^T \alpha - 1)) \quad (9)$$

در این رابطه ضریب لاگرانژ (μ) همان مقدار ویژه می‌باشد و بردار α نیز در واقع بردار ویژه متناسب با بزرگ‌ترین مقدار ویژه (μ) یا همان بردار استخراج‌کننده ویژگی مکان است. دو بردار β و γ نیز به ترتیب بردار ویژه متناسب با دومین و سومین ویژگی تصویر یعنی اطلاعات رنگ هستند که از روشی مشابه با آنچه گفته شد محاسبه می‌گردند، با این تفاوت که برای محاسبه این ضرایب علاوه بر فرض‌های قبل، شرط استقلال ویژگی دوم از ویژگی اول و همچنین استقلال ویژگی سوم از ویژگی‌های اول و دوم مفروض است. اعمال سه ماتریس انتقالی α, β, γ بر روی مقادیر بلوک‌های RGB، کانال‌های روشنایی-رنگی مورد نظر را به صورت آرایه‌هایی سه‌بعدی متشکل از بلوک‌های دوبعدی ($\text{pc}1_i, \text{pc}2_i, \text{pc}3_i$) ایجاد می‌کنند. با فرض $L=1,2,3$ نمایش ریاضی این آرایه‌های سه‌بعدی به صورت زیر است.

$$S_{\text{pcl}}^{\text{hard}} = \{\text{pc}L_1, \text{pc}L_2, \dots, \text{pc}L_i\} \quad (10)$$

• حذف نویز با استفاده از تبدیل موجک سه بعدی و آستانه‌گذاری سخت

به منظور حذف نویز، هر کدام از کانال‌های روشنایی-رنگی به دست‌آمده از مرحله قبل که به صورت آرایه‌هایی سه‌بعدی سازمان یافته‌اند، به فضای موجک منتقل می‌شوند. برای این منظور از یک تبدیل سه‌بعدی استفاده خواهیم کرد و با یک آستانه‌گذاری مناسب تخمین اولیه‌ی بلوک‌های موجود در گروه‌بندی را از تصویر نویزی به دست خواهیم آورد.

$$\hat{y}_{\text{pcl}}^{\text{first}} = \tau_{3D}^{\text{hard}^{-1}}(\gamma(\tau_{3D}^{\text{hard}}(S_{\text{pcl}}^{\text{hard}}))) \quad (11)$$

با در نظر گرفتن $\hat{y}_{\text{pc}3}^{\text{first}}, \hat{y}_{\text{pc}2}^{\text{first}}, \hat{y}_{\text{pc}1}^{\text{first}}, L=1,2,3$ بیان‌گر گروه‌های حذف نویز شده هستند که بعد از اعمال تبدیل موجک سه‌بعدی τ_{3D}^{hard} و آستانه‌گذاری سخت بر روی کانال‌های روشنایی-رنگی به دست آمده از گام قبل و در نهایت اعمال عکس تبدیل موجک حاصل شده‌اند. مقدار آستانه مورد استفاده در این‌جا از ضرب یک مقدار ثابت (γ/γ) در انحراف معیار نویز به دست می‌آید. سرانجام بلوک‌های حذف نویز شده‌ی اولیه

کنند.

$$S_R^{\text{hard}} = \{d(z_R, z_n) \leq t_{\text{match}}^{\text{hard}}\} \quad (4)$$

با توجه به رابطه (۴)، با در نظر گرفتن یک مقایسه‌ی شعاعی با مقدار حداکثر $t_{\text{match}}^{\text{hard}}$ ، بلوک‌های مشابه با بلوک مرجع شناسایی می‌شوند و در آرایه‌ی سه‌بعدی S_R^{hard} ، گروه‌بندی می‌گردند. همچنین می‌توان برای کم‌تر شدن حجم محاسبات، تعداد بلوک‌های موجود در هر گروه‌بندی را یکسان در نظر گرفت، به این صورت که به جای استفاده از مقایسه‌ی شعاعی رابطه، می‌توان گروه‌بندی را بر اساس k بلوک اول مشابه نسبت به بلوک مرجع لحاظ نمود.

گام دوم: تبدیل PCA

در این گام قصد داریم با توجه به گام قبل و با استفاده از تبدیل PCA، روشی جدید برای جداسازی سه کانال روشنایی-رنگی تصاویر ارائه دهیم به گونه‌ای که انتقال به این فضای رنگ برخلاف سایر روش‌های مرسوم از اعمال یک ماتریس ضرایب ثابت بر تصاویر رنگی صورت نمی‌پذیرد، بلکه این رویکرد استفاده از ضرائب ثابت را تنها برای بلوک‌های مشابه موجود در این آرایه‌های سه‌بعدی مجاز می‌داند. برای دستیابی به این هدف، مجدداً به تصویر نویزی در فضای RGB باز می‌گردیم و گروه به دست‌آمده در گام قبل را به کانال‌های R، G و B نسبت می‌دهیم. در واقع بلوک‌های متناظر با بلوک‌های گروه به دست آمده در مرحله‌ی پیشین را در سه کانال R، G و B می‌بایم و در هر کانال گروه‌بندی متناظر را اعمال می‌کنیم؛ به این ترتیب سه آرایه‌ی سه‌بعدی $S_{\text{red}}^{\text{hard}}, S_{\text{green}}^{\text{hard}}, S_{\text{blue}}^{\text{hard}}$ ایجاد می‌گردند. قصد داریم هر سه گروه متناظر ایجاد شده در این فضا را با ضرائب مناسب به فضای رنگ هدف منتقل سازیم، به طوری که مطابق با رابطه‌های (۶) تا (۸) هر پیکسل از بلوک‌های انتقال یافته به کانال‌های هدف، از ترکیب خطی این ضرایب با مقادیر R، G و B حاصل گردند.

$$\text{pc}1_i^j = \alpha^T C_i^j \quad (5)$$

$$\text{pc}2_i^j = \beta^T C_i^j \quad (6)$$

$$\text{pc}3_i^j = \gamma^T C_i^j \quad (7)$$

به طوری که:

$$\alpha = \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \alpha_3 \end{bmatrix}, \beta = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \beta_3 \end{bmatrix}, \gamma = \begin{bmatrix} \gamma_1 \\ \gamma_2 \\ \gamma_3 \end{bmatrix}, C_i^j = \begin{bmatrix} R_i^j \\ G_i^j \\ B_i^j \end{bmatrix} \quad (8)$$

$\text{pc}1_i^j$ بیان‌گر اطلاعات مکانی و $\text{pc}2_i^j$ و $\text{pc}3_i^j$ نیز نشان‌دهنده‌ی اطلاعات رنگ استخراج شده از سه پیکسل متناظر نویزی در مکان λ م بلوک‌های λ م در هر آرایه‌ی سه‌بعدی از فضای RGB می‌باشند. بردار C_i^j نیز سه ویژگی رنگ R، G و B را به ازای هر

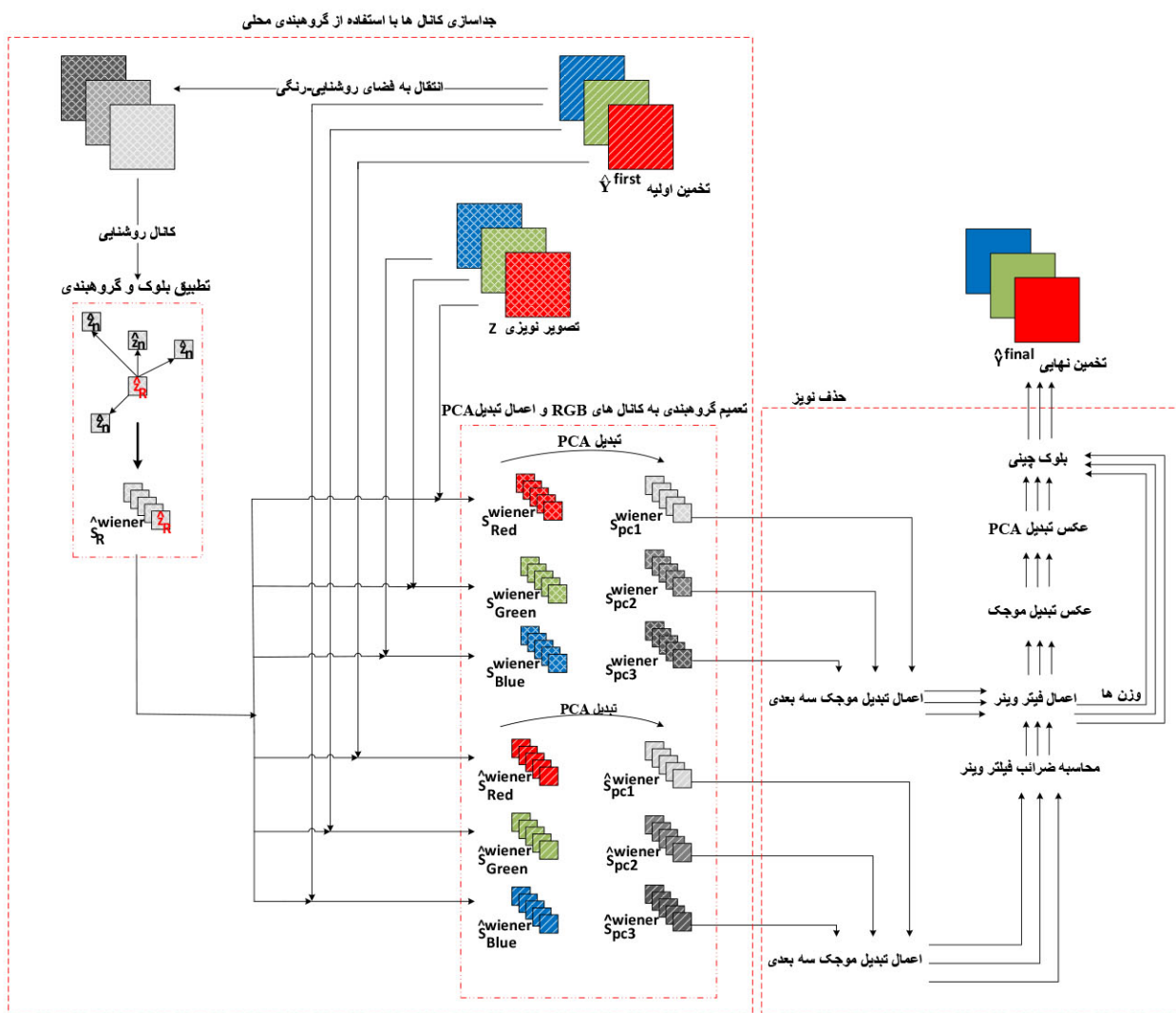
معکوس تبدیل موجک وزن‌های مورد استفاده در این عملیات برای هر گروه‌بندی از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$W_{agg}^{hard} = \begin{cases} \frac{1}{F \times \sigma^2} & , F = \{ \varphi \geq 0 \} \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

F در مخرج کسر بیان‌کننده مجموع ضرایب بزرگ‌تر از صفر چهار زیرباند به دست آمده از تبدیل موجک بعد از اعمال آستانه‌گذاری است. با توجه به وزن‌های به دست آمده و عملیات میانگین‌گیری، تصویر بازسازی شده‌ی اولیه یا همان تخمین اولیه (\hat{Y}^{first}) به دست می‌آید.

با توجه به درنظر گرفتن هم‌پوشانی، برای بازگرداندن درست تصویر می‌بایست حین انجام عملیات بلوک‌چینی از عمل میانگین‌گیری استفاده کرد. به‌علاوه کیفیت تصویر بازگردانده شده را می‌توان با استفاده از یک میانگین‌گیری وزن‌دار مناسب بهبود بخشید. برای این منظور گروه‌هایی که عملیات حذف نویز موثرتری داشته‌اند، هنگام بازیابی تصویر با توجه به هم‌پوشانی، سهم مشارکت بیش‌تری خواهند داشت. بنابراین قبل از اعمال

با توجه به درنظر گرفتن هم‌پوشانی، برای بازگرداندن درست تصویر می‌بایست حین انجام عملیات بلوک‌چینی از عمل میانگین‌گیری استفاده کرد. به‌علاوه کیفیت تصویر بازگردانده شده را می‌توان با استفاده از یک میانگین‌گیری وزن‌دار مناسب بهبود بخشید. برای این منظور گروه‌هایی که عملیات حذف نویز موثرتری داشته‌اند، هنگام بازیابی تصویر با توجه به هم‌پوشانی، سهم مشارکت بیش‌تری خواهند داشت. بنابراین قبل از اعمال



شکل ۵. تخمین نهایی

می پذیرد.

تخمین نهایی

• حذف نویز با استفاده از فیلتر وینر در حوزه تبدیل موجک

باتوجه به کانال‌های \hat{S}_{pc1}^{wiener} ، \hat{S}_{pc2}^{wiener} و \hat{S}_{pc3}^{wiener} ، برای حذف موثرتر نویز می‌توان یک فیلتر وینر طراحی کرد، به گونه‌ای که با اعمال ضرب جزء به جزء ضرایب این فیلتر و ضرایب کانال‌های نویزی در فضای موجک، تصویر نهایی بازسازی شده‌ی بهتری حاصل گردد. برای این منظور با استفاده از تبدیل موجک سه‌بعدی هر شش آرایه‌ی سه‌بعدی موجود را به فضای تبدیل منقل می‌کنیم. چهار زیرباند به دست آمده از تجزیه‌ی موجک هر بلوک از آرایه‌های سه‌بعدی به صورت زیر نمایش داده می‌شود:

$$[\hat{C}_{M,pcl}^1, \hat{C}_{M,pcl}^2, \hat{C}_{M,pcl}^3, \hat{C}_{M,pcl}^4] = \tau_{3D}^{wiener}(\hat{S}_{pCL}^{wiener}) \quad (14)$$

$$[C_{M,pcl}^1, C_{M,pcl}^2, C_{M,pcl}^3, C_{M,pcl}^4] = \tau_{3D}^{wiener}(S_{pCL}^{wiener}) \quad (15)$$

ضرایب فیلتر وینر با توجه به سه کانال \hat{S}_{pc2}^{wiener} ، \hat{S}_{pc1}^{wiener} و \hat{S}_{pc3}^{wiener} ، به ازای هر چهار زیرباند هر بلوک از این آرایه‌ها به صورت زیر قابل محاسبه است.

$$W_{M,pcl}^{wiener} = \frac{|\hat{C}_{M,pcl}^k|^2}{|\hat{C}_{M,pcl}^k|^2 + \sigma^2} \quad (16)$$

با در نظر گرفتن $W_{C_{M,pcl}^k}^{wiener}$ ، $W_{C_{M,pcl}^k}^{wiener}$ و $W_{C_{M,pcl}^k}^{wiener}$ ، $L=1,2,3$ به ترتیب بیانگر ضرایب وینر زیرباند k ام از بلوک M ام کانال‌های $pc1$ ، $pc2$ و $pc3$ به دست آمده از تخمین اولیه هستند. حذف نویز با اعمال ضرب جزء به جزء ضرایب فیلتر وینر و ضرایب زیرباندهای بلوک‌های نویزی متناظر صورت می‌پذیرد و گروه‌های حذف نویز شده بعد از اعمال تبدیل معکوس موجک به دست می‌آیند.

$$\hat{Y}_{pCL}^{final} = \tau_{3D}^{wiener-1}(W_{C_{M,pcl}^k}^{wiener} \times C_{M,pcl}^k) \quad (17)$$

در رابطه بالا با در نظر گرفتن $L=1,2,3$ سه گروه حذف-نویز شده‌ی \hat{Y}_{pc1}^{final} ، \hat{Y}_{pc2}^{final} و \hat{Y}_{pc3}^{final} به دست می‌آید. بعد از این مرحله عکس تبدیل PCA را اعمال می‌کنیم و گروه‌های حذف نویز شده‌ی نهایی \hat{Y}_{red}^{final} ، \hat{Y}_{green}^{final} و \hat{Y}_{blue}^{final} را در فضای RGB به دست می‌آوریم. ذکر این نکته الزامی است که با توجه به در نظر گرفتن هم‌پوشانی، در این مرحله نیز مانند مرحله اولیه، برای بازسازی تصویر و چینش بلوک‌ها با توجه به سهم گروه‌بندی آن‌ها در عملیات حذف نویز از یک میانگین‌گیری وزن دار

تصویر حذف نویز شده به دست آمده از تخمین اولیه را می‌توان تا حد زیادی در این مرحله بهبود بخشید. در این جا، حذف نویز تصویر در دوگام اصلی جداسازی محلی کانال‌ها و اعمال فیلتر وینر صورت می‌گیرد، که در ادامه مورد بررسی قرار خواهند گرفت. شکل ۵ بلوک دیگرام این مرحله را نمایش می‌دهد.

• جداسازی کانال‌های رنگی

در این مرحله نیز همانند مرحله اولیه جداسازی کانال‌ها در دو گام گروه‌بندی و تبدیل PCA صورت خواهند گرفت، با این تفاوت که در این جا گروه‌بندی بر روی تصویر بازسازی شده انجام خواهد شد. این دو گام به شرح زیر می‌باشند:

گام اول: گروه‌بندی

برای داشتن گروه‌بندی دقیق‌تر، این بار گروه‌بندی بر روی تصویر حذف نویز شده به دست آمده از مرحله قبل اعمال خواهد شد و گروه‌بندی بر اساس معادله (۱۴) صورت خواهد گرفت.

$$\hat{S}_R^{wiener} = \left\{ \frac{\|\hat{Z}_R - \hat{Z}_n\|_2^2}{(N_1^{wiener})^2} \leq \tau_{match}^{wiener} \right\} \quad (13)$$

در این رابطه، بلوک‌های \hat{Z}_R و \hat{Z}_n ، به ترتیب نشان‌دهنده‌ی بلوک‌های مرجع و همسایه در تصویر بازسازی شده هستند. مقدار N_1^{wiener} برابر با ساین بلوک‌ها ($N \times N$) است. τ_{match}^{wiener} نیز بیانگر حداکثر مقدار مجاز فاصله اقلیدسی دو بلوک از یکدیگر برای در نظر گرفتن شباهت بین آن دو می‌باشد، که با توجه به مطلب ذکر شده از قبل، می‌توان به جای استفاده از این روش، گروه‌بندی را بر اساس تعداد ثابتی از بلوک‌های مشابه اعمال نمود.

گام دوم: تبدیل PCA

گروه‌بندی به دست آمده از گام قبل را به سه کانال تصویر نویزی و بازسازی شده در فضای RGB نسبت می‌دهیم و شش کانال \hat{S}_{red}^{wiener} ، \hat{S}_{green}^{wiener} ، \hat{S}_{blue}^{wiener} ، \hat{S}_{red}^{wiener} ، \hat{S}_{green}^{wiener} و \hat{S}_{blue}^{wiener} را ایجاد می‌کنیم. همانند مرحله اول، با اعمال تبدیل PCA، کانال‌های مورد نظر را در فضای PCA نیز به دست می‌آوریم؛ به طوری که سه کانال \hat{S}_{pc1}^{wiener} ، \hat{S}_{pc2}^{wiener} و \hat{S}_{pc3}^{wiener} کانال‌های به دست آمده از تصویر نویزی هستند و سه کانال \hat{S}_{pc1}^{wiener} ، \hat{S}_{pc2}^{wiener} و \hat{S}_{pc3}^{wiener} از تصویر بازسازی شده به دست آمده‌اند. در مرحله‌ی بعدی، حذف نویز باتوجه به این شش آرایه‌ی سه‌بعدی ایجاد شده صورت

منظر معیارهای بصری و عددی، روش مقاله را مورد بررسی قرار خواهیم داد. نتیجه کلی راهبرد مورد نظر نیز در زیربخشی تحت همین عنوان ارائه خواهد شد.

نتایج

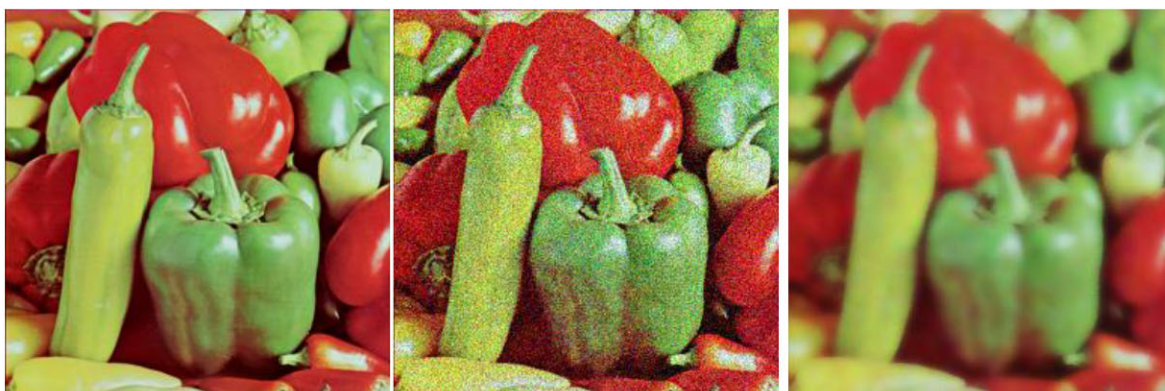
در این بخش عملکرد و کارآمدی راهبرد پیشنهادی را بر روی سه تصویر 256×256 پیکسل، House, Pepper و F16 مورد آزمایش و بررسی قرار می‌دهیم و نتایج به دست‌آمده از این رویکرد را با سه روش C-BM3D، فیلتر دوطرفه و فیلتر میانگین‌گیر غیر محلی مقایسه می‌کنیم.

استفاده می‌شود، به طوری که وزن‌های این میانگین‌گیری را می‌توان قبل از اعمال تبدیل معکوس موجک، با توجه به هر چهار زیرباند همهی بلوک‌ها به ازای هر آرایه به دست آورد. وزن هر گروه‌بندی به این صورت محاسبه می‌گردد:

$$W_{agg,pCL}^{wiener} = \frac{1}{\|W_{C_{pCL}}^{wiener}\|_2^2 \times \sigma^2} \quad (18)$$

آزمایشات و ارزیابی روش پیشنهادی

در این بخش، به راستی آزمایی رویکرد ارائه شده در این مقاله خواهیم پرداخت. در زیر بخش آزمایشات و نتایج، از دو



الف

ب

ج



د

ه

و

شکل ۶. الف: تصویر اصلی pepper- ب: تصویر نویزی با $\sigma=30$ - ج: تصویر حذف نویز شده با فیلتر دوطرفه- د: تصویر حذف نویز شده با روش فیلتر میانگین‌گیر غیر محلی- ه: تصویر حذف نویز شده با روش CBM3D- و: تصویر حذف نویز شده با استفاده از راهبرد پیشنهادی

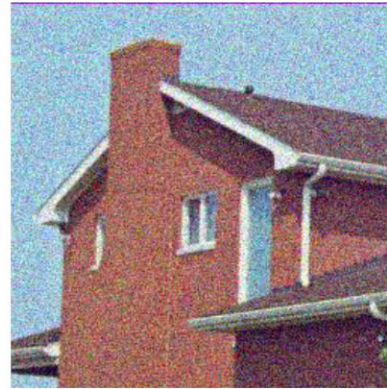
به منظور محدودیت گروه‌بندی حداکثر تعداد بلوک‌های مشابه موجود در هر گروه‌بندی در دو تخمین اولیه و ثانویه به ترتیب ۱۲ و ۱۶ بلوک در نظر گرفته شده است.

به منظور مقایسه بصری رویکرد مورد نظر با سایر روش‌های

همسایگی‌های به کاربرده شده در دو رویکرد پیشنهادی و C-BM3D پنجره‌هایی به ابعاد 19×19 با بلوک‌های هم‌پوشان 10×10 در نظر گرفته شده است. در تخمین‌های اولیه و ثانویه هر دو روش، گروه‌بندی با استفاده از دو مقدار آستانه ۲۵۰۰ (تخمین اولیه) و ۴۰۰ (تخمین ثانویه) ایجاد می‌شوند. هم‌چنین



الف



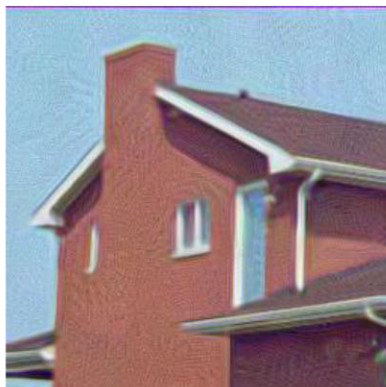
ب



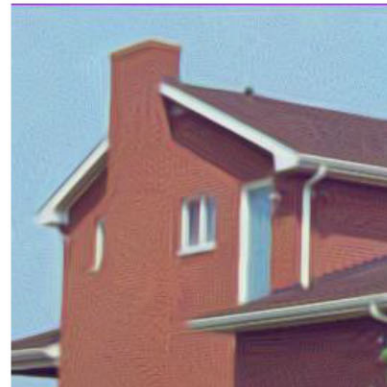
ج



د



ه



و

شکل ۷. الف: تصویر اصلی house - ب: تصویر نویزی با $\sigma=30$ - ج: تصویر حذف نویز شده با فیلتر دوطرفه - د: تصویر حذف نویز شده با روش فیلتر میانگین گیر غیر محلی - ه: تصویر حذف نویز شده با روش CBM3D - و: تصویر حذف نویز شده با استفاده از راهبرد پیشنهادی

و از مصنوعات رنگی کاذب جلوگیری شده است.

تفکیک کانال با توجه به رویکرد مورد نظر با اتکا بر جداسازی دقیق تر اطلاعات روشنایی و رنگ، دستیابی به بالاترین سطح اطلاعات روشنایی را فراهم می‌آورد. از این رو با توجه به

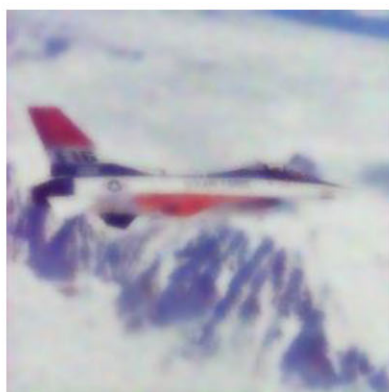
حذف نویز، سه تصویر Pepper, Home و F16 با سطح نویز ۳۰ دسیبل، در شکل ۶ تا شکل ۸ ارائه شده است. همانطور که از این مقایسه مشخص است، حذف نویز در روش پیشنهادی بسیار مؤثر صورت گرفته است به طوری که علاوه بر حذف چشم گیر نویز تا حد زیادی لبه ها و جزئیات تصویر حفظ شده



الف



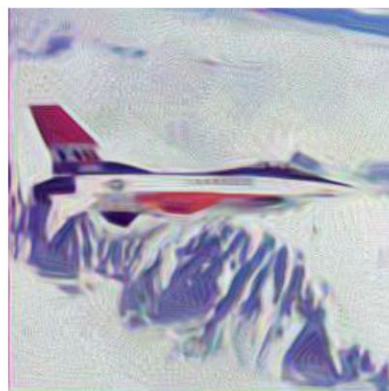
ب



ج



د



ه



و

شکل ۸. تصویر اصلی f16- ب: تصویر نویزی با $\sigma=30$ - ج: تصویر حذف نویز شده با فیلتر دو طرفه - د: تصویر حذف نویز شده با روش فیلتر میانگین گیر غیر محلی - ه: تصویر حذف نویز شده با روش C-BM3D و: تصویر حذف نویز شده با استفاده از راهبرد پیشنهادی

علاوه بر حذف موثر نویز، اطلاعات مکان و رنگ به خوبی حفظ گردیده است.

همچنین در تصاویر به دست آمده از رویکرد مورد نظر بر خلاف دو روش فیلتر دو طرفه و فیلتر میانگین گیر غیر محلی، بافت کارتونی ایجاد نشده است. به علاوه روش این مقاله نسبت به تعمیم اولیه روش BM3D به تصاویر رنگی (CBM3D) بسیار

حساسیت بالای سیستم بصری به این کانال، روش مورد نظر حذف نویز موثرتری را به دست می‌آورد. برتری راهبرد پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها از نظر مقایسه کیفی شکل ۶ تا شکل ۸ به این صورت نمایان می‌گردد که تصاویر بازسازی شده با استفاده از رویکرد مورد نظر در هر ۳ تصویر مورد آزمایش، بیشترین سطح شباهت به تصاویر اصلی را دارند، پس

جدول ۱. مقایسه مقادیر PSNR تصاویر حذف نویز با استفاده راهبرد پیشنهادی، CBM3D، میانگین‌گیری محلی و فیلتر دو طرفه برای سه تصویر مختلف House، Pepper و F16 در ۵ سطح متفاوت نویز

تصویر	روش	انحراف معیار نویز (بر حسب دسی بل)				
		۱۰	۱۵	۲۰	۲۵	۳۰
pepper	پیشنهادی	۳۰/۰۰۸۰	۲۹/۶۴۱۵	۲۹/۱۲۵۳	۲۸/۴۷۸۸	۲۷/۸۴۴۳
	CBM3D	۲۹/۳۰۰۲	۲۸/۳۴۶۲	۲۷/۱۷۴۲	۲۶/۱۵۱۸	۲۵/۲۰۳۶
	میانگین‌گیری غیر محلی	۲۴/۸۲۴۸	۲۴/۷۸۴۵	۲۴/۷۱۶۷	۲۴/۶۳۴۷	۲۴/۵۱۵۷
	فیلتر دو طرفه	۲۸/۵۲۸۹	۲۶/۴۰۴۷	۲۵/۱۷۰۶	۲۴/۳۵۱۲	۲۳/۷۵۵۹
house	پیشنهادی	۳۲/۸۵۸۴	۳۲/۲۸۲۱	۳۱/۵۳۵۴	۳۰/۸۲۷۸	۳۰/۱۱۸۲
	CBM3D	۳۱/۶۳۶۸	۳۰/۲۴۳۰	۲۸/۷۲۶۴	۲۷/۵۱۹۱	۲۶/۳۰۴۴
	میانگین‌گیری غیر محلی	۲۶/۱۲۶۷	۲۶/۱۲۳۳	۲۶/۰۸۶۹	۲۶/۰۵۷۳	۲۵/۹۱۸۶
	فیلتر دو طرفه	۲۹/۶۴۰۵	۲۷/۴۱۶۲	۲۶/۰۳۲۶	۲۵/۲۵۸۳	۲۴/۷۹۷۱
F16	پیشنهادی	۲۸/۲۹۸۵	۲۸/۰۵۴۸	۲۷/۸۰۸۷	۲۷/۴۷۱۷	۲۷/۱۱۴۵
	CBM3D	۲۷/۸۱۸۴	۲۷/۱۲۷۸	۲۶/۳۵۰۲	۲۵/۵۰۶۴	۲۴/۶۳۰۵
	میانگین‌گیری غیر محلی	۲۴/۱۵۶۴	۲۴/۱۷۸۸	۲۴/۱۷۸۶	۲۴/۱۷۸۳	۲۴/۱۶۷۶
	فیلتر دو طرفه	۲۷/۴۱۰۹	۲۵/۲۴۳۲	۲۴/۱۴۲۴	۲۳/۶۴۴۶	۲۳/۲۶۶۲

صورت جداگانه آورده شده است؛ به طوری که SSIM1 بیانگر مقادیر SSIM کانال روشنایی می باشد و SSIM2 و SSIM3 نیز بیانگر مقادیر بدست آمده از این شاخص در دو کانال رنگی می باشند.

نتیجه گیری

در این مقاله با هدف حذف موثر نویز از تصاویر رنگی، روش جدیدی برای جداسازی کانال های تصویر ارائه شد. رویکرد ارائه شده در مقاله، شباهت بلوک‌های موجود در یک همسایگی محلی برای ایجاد کانال‌های روشنایی-رنگی را در نظر گرفت. راهبرد مقاله برای انتقال از فضای رنگ RGB به فضای روشنایی-رنگی از ماتریس ضرایب ثابت و معمول استفاده نکرد، بلکه برای هر مجموعه‌ی متشکل از بلوک‌های مشابه، این ضرایب را با استفاده از تبدیل PCA به دست آورد و سپس به کار برد. بنابراین با بهره‌گیری از رویکرد تطبیق بلوک، شباهت بین بلوک‌های تصویر در همسایگی‌های محلی مورد بررسی قرار گرفت و بلوک های مشابه شناسایی شدند. سپس با استفاده از تبدیل PCA، اطلاعات روشنایی و رنگ برای این بلوک های مشابه استخراج گردید و کانال‌های روشنایی-رنگی سه بعدی ایجاد شدند. به دلیل الهام گرفتن مقاله از روش BM3D در مسئله حذف نویز و هم چنین شرکت مستقیم کانال‌های تصویر

بهتر عمل کرده است؛ به طوری که با استفاده از نوآوری ارائه شده در جداسازی کانال های روشنایی و رنگ، تصاویری واضح تر و نزدیک تر به تصویر اصلی ایجاد کرده است. جداول ۱ تا ۴ ارزیابی کمی چهار روش پیشنهادی، CBM3D، فیلتر میانگین‌گیری غیر محلی و فیلتر دو طرفه را با استفاده از دو شاخص رایج PSNR و SSIM نشان می‌دهند. جدول ۱ نمایانگر مقادیر PSNR به دست آمده از چهار روش مذکور برای سه تصویر آزمایشی با سطوح متفاوت نویز می باشد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، PSNR تصاویر بازسازی شده با روش پیشنهادی نسبت به سایر روش‌های مورد مقایسه، مقادیر بالاتری دارد. کارآمدی رویکرد مورد نظر از منظر شاخص PSNR، نسبت به سایر روش‌ها در مقادیر بالاتر نویز مشهودتر است.

نتایج به دست آمده در جداول ۲ تا ۴ نیز کارآمدی روش پیشنهادی را نسبت به سایر روش های مذکور با استفاده از شاخص SSIM تضمین می کند. با استفاده از شاخص SSIM، برتری رویکرد مورد نظر در حذف موثر نویز در کانال مهم‌تر تصویر یا همان کانال روشنایی بیش‌تر آشکار می‌گردد. از آنجایی که مقادیر SSIM عموماً بر روی کانال های روشنایی-رنگی به صورت جداگانه محاسبه و ارائه می گردند، در این جداول نیز این شاخص‌ها برای هر کانال روشنایی و رنگ به

جدول ۲. مقایسه مقادیر معیار SSIM به دست آمده در روش‌های پیشنهادی، CBM3D، میانگین‌گیری محلی و فیلتر دوطرفه برای تصویر Pepper در ۵ سطح متفاوت نویز

معیار	روش	انحراف معیار نویز (بر حسب دسی بل)				
		۱۰	۱۵	۲۰	۲۵	۳۰
SSIM1	پیشنهادی	۰/۹۲۸۲	۰/۹۱۹۹	۰/۹۰۵۹	۰/۸۸۸۴	۰/۸۶۶۴
	CBM3D	۰/۹۱۳۱	۰/۸۸۴۱	۰/۸۴۴۱	۰/۷۹۹۰	۰/۷۵۶۳
	میانگین‌گیری غیر محلی	۰/۸۲۰۰	۰/۸۲۰۳	۰/۸۱۹۵	۰/۸۱۸۳	۰/۸۱۶۰
	فیلتر دو طرفه	۰/۸۹۹۲	۰/۸۶۰۶	۰/۸۲۹۸	۰/۸۰۵۵	۰/۷۸۵۶
SSIM2	پیشنهادی	۰/۹۵۰۰	۰/۹۳۹۸	۰/۹۲۶۰	۰/۹۰۹۳	۰/۸۹۲۹
	CBM3D	۰/۹۳۰۱	۰/۸۹۹۹	۰/۸۶۲۶	۰/۸۲۵۷	۰/۷۸۳۹
	میانگین‌گیری غیر محلی	۰/۹۲۴۳	۰/۹۲۳۱	۰/۹۲۱۱	۰/۹۱۶۷	۰/۹۰۹۷
	فیلتر دو طرفه	۰/۹۴۷۲	۰/۹۳۱۷	۰/۹۱۸۰	۰/۹۰۵۷	۰/۸۹۵۰
SSIM3	پیشنهادی	۰/۹۴۷۸	۰/۹۳۷۷	۰/۹۲۴۲	۰/۹۰۸۸	۰/۸۹۱۴
	CBM3D	۰/۹۳۲۱	۰/۹۰۵۴	۰/۸۷۲۲	۰/۸۳۷۱	۰/۸۰۲۶
	میانگین‌گیری غیر محلی	۰/۹۱۸۸	۰/۹۱۸۴	۰/۹۱۷۰	۰/۹۱۴۲	۰/۹۰۴۶
	فیلتر دو طرفه	۰/۹۴۶۳	۰/۹۳۸۰	۰/۹۱۰۰	۰/۸۹۴۷	۰/۸۵۱۵

جدول ۳. مقایسه مقادیر معیار SSIM به دست آمده در روش‌های پیشنهادی، CBM3D، میانگین‌گیری محلی و فیلتر دوطرفه برای تصویر House در ۵ سطح متفاوت نویز

معیار	روش	انحراف معیار نویز (بر حسب دسی بل)				
		۱۰	۱۵	۲۰	۲۵	۳۰
SSIM1	پیشنهادی	۰/۹۲۷۴	۰/۹۰۹۶	۰/۸۸۲۷	۰/۸۵۴۲	۰/۸۲۲۰
	CBM3D	۰/۸۹۸۸	۰/۸۵۰۵	۰/۷۸۹۲	۰/۷۳۲۹	۰/۶۷۵۹
	میانگین‌گیری غیر محلی	۰/۸۰۵۷	۰/۸۰۶۷	۰/۸۰۸۰	۰/۸۰۸۸	۰/۸۰۶۹
	فیلتر دو طرفه	۰/۸۶۵۷	۰/۸۳۱۹	۰/۸۰۵۷	۰/۷۸۶۳	۰/۷۷۴۸
SSIM2	پیشنهادی	۰/۹۴۳۷	۰/۹۳۱۹	۰/۹۱۶۲	۰/۸۹۹۶	۰/۸۷۵۴
	CBM3D	۰/۹۳۷۰	۰/۸۹۵۷	۰/۸۵۸۵	۰/۸۱۶۹	۰/۷۷۲۲
	میانگین‌گیری غیر محلی	۰/۹۲۴۱	۰/۹۲۳۱	۰/۹۲۰۵	۰/۹۱۷۵	۰/۹۰۸۹
	فیلتر دو طرفه	۰/۹۳۹۶	۰/۹۲۷۱	۰/۹۱۴۹	۰/۹۰۵۰	۰/۸۹۸۹
SSIM3	پیشنهادی	۰/۹۴۷۸	۰/۹۳۵۲	۰/۹۱۸۵	۰/۹۰۰۷	۰/۸۸۱۳
	CBM3D	۰/۹۲۹۳	۰/۹۰۰۲	۰/۸۶۲۲	۰/۸۲۴۲	۰/۷۸۰۸
	میانگین‌گیری غیر محلی	۰/۹۲۶۱	۰/۹۲۴۸	۰/۹۲۳۲	۰/۹۱۹۳	۰/۹۱۱۵
	فیلتر دو طرفه	۰/۹۴۱۳	۰/۹۳۰۰	۰/۹۱۶۷	۰/۹۰۷۴	۰/۸۹۸۲

جدول ۴. جدول ۵: مقایسه مقادیر معیار SSIM به دست آمده در روش‌های پیشنهادی، CBM3D، میانگین‌گیری محلی و فیلتر دوطرفه برای تصویر F16 در ۵ سطح متفاوت نویز

معیار	روش	انحراف معیار نویز (بر حسب دسی بل)				
		۱۰	۱۵	۲۰	۲۵	۳۰
SSIM1	پیشنهادی	۰/۸۹۲۷	۰/۸۷۹۷	۰/۸۶۰۷	۰/۸۴۰۱	۰/۸۱۷۲
	CBM3D	۰/۸۷۰۸	۰/۸۲۹۴	۰/۷۸۴۰	۰/۷۳۴۶	۰/۶۸۲۲
	میانگین‌گیری غیر محلی	۰/۷۶۹۳	۰/۷۷۱۳	۰/۷۷۴۳	۰/۷۷۴۹	۰/۷۷۶۷
	فیلتر دو طرفه	۰/۸۶۳۱	۰/۸۰۸۸	۰/۷۷۰۵	۰/۷۵۲۰	۰/۷۳۶۶
SSIM2	پیشنهادی	۰/۹۵۱۹	۰/۹۴۱۰	۰/۹۲۷۴	۰/۹۱۰۲	۰/۸۹۲۹
	CBM3D	۰/۹۳۴۹	۰/۹۰۵۳	۰/۸۶۷۹	۰/۸۳۰۴	۰/۷۸۱۴
	میانگین‌گیری غیر محلی	۰/۹۳۷۳	۰/۹۳۵۸	۰/۹۳۴۶	۰/۹۳۱۵	۰/۹۲۴۴
	فیلتر دو طرفه	۰/۹۶۰۵	۰/۹۳۸۰	۰/۹۱۸۴	۰/۹۰۷۶	۰/۸۹۶۹
SSIM3	پیشنهادی	۰/۹۶۱۳	۰/۹۴۸۷	۰/۹۳۲۹	۰/۹۱۳۲	۰/۸۹۴۳
	CBM3D	۰/۹۴۲۷	۰/۹۱۰۵	۰/۸۶۸۴	۰/۸۲۳۲	۰/۷۷۵۸
	میانگین‌گیری غیر محلی	۰/۹۴۹۷	۰/۹۴۶۷	۰/۹۴۱۵	۰/۹۳۳۴	۰/۹۲۰۳
	فیلتر دو طرفه	۰/۹۵۱۳	۰/۹۳۷۷	۰/۹۲۹۵	۰/۹۲۲۶	۰/۹۱۶۵

Sci., vol. 26, no. 1, pp. 162–171, 2018.

- A. A. Yahya *et al.*, “BM3D image denoising algorithm based on an adaptive filtering,” *Multimed. Tools Appl.*, vol. 79, no. 27, pp. 20391–20427, 2020. [4]
- K. Dabov, A. Foi, V. Katkovich, and K. Egiazarian, “Image denoising with block-matching and 3D filtering,” in *Image Processing: Algorithms and Systems, Neural Networks, and Machine Learning*, 2006, vol. 6064, p. 606414, doi: 10.1117/12.643267. [5]
- B. Goyal, A. Dogra, S. Agrawal, B. S. Sohi, and A. Sharma, “Image denoising review: From classical to state-of-the-art approaches,” *Inf. fusion*, vol. 55, pp. 220–244, 2020. [6]
- D. Honzátko and M. Kruliš, “Accelerating block-matching and 3D filtering method for image denoising on GPUs,” *J. Real-Time Image Process.*, vol. 16, no. 6, pp. 2273–2287, 2019. [7]
- F. Gamino-Sánchez *et al.*, “Block-Matching Fuzzy C-Means clustering algorithm for segmentation of color images degraded with Gaussian noise,” *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 73, pp. 31–49, 2018. [8]
- B.-J. Zou, Y.-D. Guo, Q. He, P.-B. Ouyang, K. Liu, and Z.-L. Chen, “3D filtering by block matching and convolutional neural network for image denoising,” *J. Comput. Sci. Technol.*, vol. 33, no. 4, pp. 838–848, 2018. [9]

در عملیات نویز زدایی، این کانال‌های سه بعدی، دوبار در طی دو مرحله‌ی تخمین اولیه و نهایی ایجاد شدند و در هر مرحله از تخمین، قبل از بلوک‌چینی در عملیات حذف نویز شرکت کردند. حذف نویز در مرحله تخمین اولیه با استفاده از آستانه گذاری سخت در حوزه تبدیل موجک صورت گرفت و تخمین نهایی از تصویر اصلی با استفاده از فیلترگذاری وینر ایجاد شد. در بخش آزمایشات و نتایج، کارایی راهبرد مقاله با معیارهای بصری و عددی مورد ارزیابی قرار گرفت و حذف نویز با روش مقاله و سه روش دیگر مقایسه شدند.

مراجع

- M. H. Alkinani and M. R. El-Sakka, “Patch-based models and algorithms for image denoising: a comparative review between patch-based images denoising methods for additive noise reduction,” *EURASIP J. Image Video Process.*, vol. 2017, no. 1, pp. 1–27, 2017. [1]
- D. N. H. Thanh, S. Engin, and others, “An iterative mean filter for image denoising,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 167847–167859, 2019. [2]
- U. Erkan and L. Gökrem, “A new method based on pixel density in salt and pepper noise removal,” *Turkish J. Electr. Eng. & Comput.* [3]

- noise thresholding,” *Signal, Image Video Process.*, vol. 7, no. 6, pp. 1211–1227, 2013, doi: 10.1007/s11760-012-0389-y.
- L. Zhang, L. Zhang, X. Mou, and D. Zhang, “FSIM: A feature similarity index for image quality assessment,” *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 20, no. 8, pp. 2378–2386, 2011, doi: 10.1109/TIP.2011.2109730.
- A. Kaur and B. V. Kranthi, “Comparison between YCbCr color space and CIE Lab color space for skin color segmentation,” *Int. J. Appl. Inf. Syst.*, vol. 3, no. 4, pp. 30–33, 2012.
- C. Liu and J. Yang, “ICA color space for pattern recognition,” *IEEE Trans. neural networks*, vol. 20, no. 2, pp. 248–257, 2008.
- N. Wiener and I. Extrapolation, “Smoothing of Stationary Time Series, Appendix B by Norman Levinson.” John Wiley & Sons, Inc., New York, 1949.
- J. S. Goldstein, I. S. Reed, and L. L. Scharf, “A multistage representation of the Wiener filter based on orthogonal projections,” *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 44, no. 7, pp. 2943–2959, 1998.
- A. D. Hiller and R. T. Chin, “Iterative Wiener filters for image restoration,” in *International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1990, pp. 1901–1904.
- J. Chen, J. Benesty, Y. Huang, and S. Doclo, “New insights into the noise reduction Wiener filter,” *IEEE Trans. Audio. Speech. Lang. Processing*, vol. 14, no. 4, pp. 1218–1234, 2006.
- J. MacQueen, “Some methods for classification and analysis of multivariate observations,” in *Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability*, 1967, vol. 1, no. 14, pp. 281–297.
- Y. Quintana-Pacheco, D. Ruiz-Fernández, and A. Magrans-Rico, “Growing Neural Gas approach for obtaining homogeneous maps by restricting the insertion of new nodes,” *Neural networks*, vol. 54, pp. 95–102, 2014.
- K. Dabov, A. Foi, and K. Egiazarian, “Video denoising by sparse 3D transform-domain collaborative filtering,” *Eur. Signal Process. Conf.*, vol. 16, no. 8, pp. 145–149, 2007.
- L. Fan, F. Zhang, H. Fan, and C. Zhang, “Brief review of image denoising techniques,” *Vis. Comput. Ind. Biomed. Art*, vol. 2, no. 1, pp. 1–12, 2019.
- H. R. Shahdoosti and S. M. Hazavei, “A new compressive sensing based image denoising method using block-matching and sparse representations over learned dictionaries,” *Multimed. Tools Appl.*, vol. 78, no. 9, pp. 12561–12582, 2019.
- K. Dabov, A. Foi, V. Katkovnik, and K. Egiazarian, “Color image denoising via sparse 3D collaborative filtering with grouping constraint in luminance-chrominance space,” in *Proceedings - International Conference on Image Processing, ICIP*, 2006, vol. 1, pp. I–313, doi: 10.1109/ICIP.2007.4378954.
- R. C. Gonzalez and R. E. Woods, “Digital image processing: Pearson prentice hall,” *Up. Saddle River, NJ*, vol. 1, 2008.
- M. Loesdau, S. Chabrier, and A. Gabillon, “Hue and saturation in the RGB color space,” in *International conference on image and signal processing*, 2014, pp. 203–212.
- S. Y. Kahu, R. B. Raut, and K. M. Bhurchandi, “Review and evaluation of color spaces for image/video compression,” *Color Res. Appl.*, vol. 44, no. 1, pp. 8–33, 2019.
- Z. Tufail, K. Khurshid, A. Salman, I. F. Nizami, K. Khurshid, and B. Jeon, “Improved dark channel prior for image defogging using RGB and YCbCr color space,” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 32576–32587, 2018.
- P. Khojasteh, B. Aliahmad, and D. K. Kumar, “A novel color space of fundus images for automatic exudates detection,” *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 49, pp. 240–249, 2019.
- B. K. Shreyamsha Kumar, “Image denoising based on non-local means filter and its method