

رتبه‌بندی و انتخاب فیلتر مناسب کاهش نویز گاوسی با روش تاپسیس

مهرداد نباهت^۱، فرزین مدرس خیابانی^۲، نیما جعفری نویمی پور^۳

چکیده

در اغلب تحلیل‌های پردازش تصویر کاهش قابل توجه نویز تصویر، بسیار مهم است. نویزهای مختلفی می‌تواند باعث خرابی تصویر شود که از معروفترین آن‌ها نویز گاوسی می‌باشد. روش‌های مختلفی برای کاهش نویز تصویر وجود دارد از جمله روش‌های مبتنی بر تبدیلات، روش‌های مبتنی بر فیلتر و روش‌های غیر محلی. در اغلب روش‌های ارائه شده فقط یک معیار (از جمله نسبت سیگنال به نویز) برای کاهش نویز تصویر در نظر گرفته می‌شود و حتی برخی از روش‌ها کیفیت تصویر و جزئیات ساختاری تصویر از جمله خطوط و لبه‌های تصویر را حفظ نمی‌کنند. بنابراین در این مقاله با استفاده از روش تاپسیس به رتبه‌بندی فیلترهای مختلف رفع نویز گاوسی با توجه به معیارهای متفاوت که در ارزیابی کیفیت تصویر اثر گذارند، می‌پردازیم. در واقع می‌خواهیم بدانیم با توجه به درجه‌ی انحراف معیار نویز گاوسی از چه فیلتر رفع نویزی استفاده شود که هم زمان دارای هر یک از معیارهای مد نظر باشد. نتایج محاسباتی روش پیشنهادی روی تصاویر با درجه انحراف‌های مختلفی از نویز گاوسی بررسی شده و در نتیجه فیلتر متناسب با آن درجه از نویز گاوسی برای کاربرد مشخص می‌شود.

کلیدواژه‌ها

کاهش نویز تصویر، نویز گاوسی، روش تاپسیس، پردازش تصویر.

تلاطم جوی تصادفی [۲]. بنابراین هدف اصلی رفع نویز، کاهش میزان نویز تصویر و افزایش کیفیت تصویر است [۳]. کاهش نویز تصویر می‌تواند در حوزه‌ی سخت افزاری و نرم افزاری صورت گیرد که علیرغم پیشرفت‌های جدید در اپتیک‌ها و سخت افزارها برای کاهش اثرات نامطلوب نویز تصاویر، روش‌های مبتنی بر نرم افزار که شامل برخی الگوریتم‌های مبتنی بر پارامتر است بخاطر عدم وابستگی به نوع دستگاه و گستردگی کاربردها بیشتر مورد توجه قرار گرفته شده است.

در سال‌های اخیر روش‌های مختلف مبتنی بر فیلتر که به دو دسته‌ی خطی و غیر خطی تقسیم می‌شوند معرفی شده است، از جمله‌ی فیلترهای خطی می‌توان به فیلتر میانگین [۴] اشاره کرد. ایده‌ی اصلی این فیلتر جایگزینی مقادیر هر یک از پیکسل‌های تصویر با مقدار میانگین درون یک پنجره از جمله خود پیکسل می‌باشد این فیلتر به رفع نویز تصویر پرداخته ولی باعث تاری لبه‌های تصویر می‌شود. از فیلترهای خطی دیگر می‌توان به فیلتر وینر [۵] اشاره کرد. این فیلتر به رفع نویز و تاری از سیگنالی که باعث

۱ مقدمه

در سال‌های اخیر، تصاویر دیجیتالی کاربردهای وسیعی در حوزه‌های مختلف علوم تجربی و مهندسی مانند تصویربرداری پزشکی، تصویربرداری رزونانس، توموگرافی کامپیوتری، مشاهدات ماهواره‌ای و غیره داشته‌اند. تصاویری که توسط سنسورهای مختلفی گرفته می‌شوند معمولاً آغشته به نویز [۱] می‌باشند. نویزهای مختلف که بر کیفیت تصویر اثر می‌گذارد توسط فاکتورهای جوییا عوامل سخت افزاری ایجاد می‌شود از قبیل: نویز سنسور، فوکوس اشتباه دوربین، حرکت نسبی شیء و دوربین،

این مقاله در آبان‌ماه سال ۱۳۹۹ دریافت، در بهمن‌ماه بازنگری و متعاقباً پذیرفته شد.

^۱ دانشجوی دکتری ریاضی، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران

رایانامه: M_nteach2009@yahoo.com

^۲ گروه ریاضی، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران.

رایانامه: F.modarres@iaut.ac.ir

^۳ گروه کامپیوتر، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران

رایانامه: Jafari@iaut.ac.ir

تخریب تصویر شده است می‌پردازد. این فیلتر در واقع مجذور خطاهای بین فیلترینگ معکوس و رفع نویز را کمینه می‌کند. با وجود اینکه فیلتر وینر به خوبی می‌تواند به کاهش نویز گاوسی بپردازد اما باعث از دست رفتن اطلاعات جزئی لبه‌ها می‌شود. فیلتر میانه [۶] یکی از فیلترهای غیر خطی رایج است، این فیلتر در حالیکه به کاهش نویز می‌پردازد بیشتر مناسب نویز فلغل نمکی می‌باشد. ایده اصلی این فیلتر جایگذاری مقدار پیکسل جاری با مقادیر میانه‌ی درون یک همسایگی از پیکسل مذکور می‌باشد. این فیلتر در عمل پیچیده و هزینه بر است چون زمان زیادی برای محاسبه‌ی میانه در هر پنجره لازم است.

یکی از روش‌های کاهش نویز، روش‌های مبتنی بر تبدیلات است که می‌توان به روش ^۱BLS-GSM [۷] اشاره کرد که یک روش در حوزه‌ی موجک می‌باشد. ایده‌ی اصلی این روش بدین صورت است که هنگامی که تصاویر در فضای موجک به نمایش چند بعدی تجزیه می‌شوند، همسایگی هر ضریب موجک با استفاده از مخلوط مقیاس گاوسی (^۲GSM) مدل سازی شده و ضرایب بدون نویز با بکارگیری حداقل مربعات بیز (^۳BLS) برآورد می‌شوند. یکی دیگر از روش‌های مبتنی بر تبدیلات روش ^۴BM3D [۸] است که یک الگوریتم تطبیق بلوک سه بعدی برای کاهش نویز تصاویر می‌باشد. ایده‌ی این روش برای کاهش نویز بدین صورت است که پراکنندگی تصویری که دارای نمایش‌های پراکنده در حوزه‌ی تبدیل است، با گروه بندی وصله‌های دو بعدی مشابه به گروه‌های سه بعدی ارتقا یابد.

از دیگر روش‌های کاهش نویز روش‌های غیر محلی است که شدت تمام پیکسل‌ها را بر اساس اطلاعاتی از کل تصویر، تخمین می‌زند و از این طریق از وجود الگوها و ویژگی‌های مشابه در یک تصویر بهره‌م‌برند در این راستا می‌توان به روش ^۵NLM [۹] اشاره کرد. برخلاف فیلترهای محلی میانگین که با جایگذاری میانگین گروهی از پیکسل‌ها که در همسایگی پیکسل هدف قرار گرفته‌اند بجای پیکسل هدف، به صاف کردن تصویر می‌پردازند روش میانگین غیر محلی میانگین تمامی پیکسل‌هایی که با مقدار تشابه این پیکسل‌ها به پیکسل هدف وزن دهی شده اند را محاسبه می‌کند. این عمل باعث وضوح بیشتر تصویر و باعث از دست دادن کمتر جزئیات تصویر در مقایسه با روش‌های میانگین محلی می‌شود. ژو و همکاران [۱۰] یک الگوریتم فیلترسازی نقطه‌ای تکراری بر اساس مدل فیلتر غیر محلی میانگین بیزی برای تصاویر سونوگرافی ارائه دادند. آنها از ویژگی آماری نویز برای اعمال مدل میانگین غیر محلی بیزی جهت بازسازی تصویر و بدست آوردن تابع چگالی احتمال کلیدی و ارائه فیلتری تکراری

استفاده کردند. فروسیو و کاتز [۱۱] نزدیکترین همسایگان آماری را برای کاهش نویز تصویر در نظر گرفته و دریافته‌اند که بکارگیری نزدیکترین همسایه باعث کاهش بار محاسباتی روش میانگین غیر محلی می‌شود. آنها نزدیکترین همسایه آماری را بعنوان معیار مجموعه‌ی همسایه‌های نامتشابه برای کاهش انحرافات ایجاد شده در تکه‌های بدون نویز معرفی کردند. روش معرفی شده‌ی آنها هم برای نویز سفید و هم رنگی بهتر از روش سنتی عمل می‌کند. آنها نشان دادند که نزدیکترین همسایه آماری باعث بهبود کیفیت تصویر در مورد فیلتر دوطرفه نیز می‌شود.

فیلتر دوطرفه ^۶[۱۲] یک فیلتر غیر خطی با میانگین فضایی می‌باشد که حافظ لبه‌های تصویر است و یک فیلتر کارا برای کاهش نویز است. عملکرد این فیلتر به انتخاب صحیح پارامترهای این فیلتر بستگی دارد که ربطی به تصویر نداشته و نیازمند تلاش‌های تجربی است. ساکنیداسان و ناگاپان [۱۳] با استفاده از فیلتر دوطرفه و الگوریتم ژنتیک تطبیقی، روشی برای کاهش نویز و بازسازی تصویر ارائه دادند. آنها به کاهش نویز تصویر با بکارگیری فیلتر ترکیبی با الگوریتم ژنتیک تطبیقی پرداختند. نتایج بدست آمده از تکنیک پیشنهادی آنها بیانگر این است که روش آنها عملکرد بهتری در کاهش انواع تصاویر نویزدار با افزایش نسبت PSNR داشته و با کیفیت بالاتری به بازسازی تصاویر می‌پردازد. وانگ و همکاران [۱۴] یک روش اتوماتیک برای انتخاب پارامترهای فیلتر دوطرفه با بکارگیری الگوریتم تراکم ذرات (^۷PSO) [۱۵] ارائه دادند که از معیار ^۸SSIM [۱۶] بعنوان تابع برازندگی برای ارزیابی کیفیت تصویر استفاده کردند. آسوکان و آنیتا [۱۷] به بهینه‌سازی پارامترهای فیلتر دوطرفه با استفاده از الگوریتم‌های تراکم ذرات، جستجوی فاخته و جستجوی فاخته تطبیقی برای کاهش نویز تصاویر ماهواره‌ای پرداختند. دوو و همکاران [۱۸] روشی موثر برای کاهش نویز با بکارگیری عملیات مورفولوژیکی و الگوریتم تراکم ذرات چند هدفه ارائه دادند. آنها در ابتدا فیلتر مورفولوژیکی ترکیبی سری و موازی با توجه به عمل باز-بسته، ایجاد کرده و یک عضو ساختاری با ابعاد مختلف که به رفع تمامی نویزها در یک پیوند سری بپردازد را انتخاب کرده، سپس از الگوریتم تراکم ذرات چند هدفه برای تنظیم پارامترهای چندگانه عضو ساختاری استفاده کردند. کومار و همکاران [۱۹] روشهای تطبیقی برای برای بازسازی تصاویر نویزدار ارائه دادند. آنها نویز تصویر را توسط فیلتر میانه فازی حذف کرده و برای از بین بردن ماتی تصویر از الگوریتم تراکم ذرات تطبیقی مبتنی بر الگوریتم لوسی ریچاردسن برای بازسازی تصویر استفاده کردند. کرمی و تفکری [۲۰] از برخی ویژگی‌های توزیع کوشی استفاده کرده و با در نظر گرفتن توزیع کوشی تعمیم یافته ماسکی را طراحی کردند که باعث کاهش نویز تصویر می‌شود. آنها به بهینه

^۱Bayesian least squares-Gaussian scale mixture

^۲Gaussian scale mixture

^۳Bayesian least squares

^۴3D Block Matching

^۵Non-Local Mean

^۶Bilateral Filter

^۷Particle swarm optimization

^۸Similarity index measure

سازی پارامترهای تابع کوشی تعمیم یافته توسط الگوریتم تراکم ذرات [۱۵] و با انتخاب معیار^۱ MSE [۲۱] بعنوان تابع برازندگی پرداخته و دریافته‌اند که روش مذکور بطور عمده باعث حفظ لبه‌ها و جزئیات تصویر می‌شود. فو و همکاران [۲۲] روش جدیدی که شامل الگوریتم تراکم ذرات و فیلتر وینر است برای یافتن خودکار پارامتر مناسب برای فیلتر وینر توسط الگوریتم تراکم ذرات در تصویر برداری کشتی ارائه دادند. در روش آنها که یک الگوریتم جستجوی موازی بسیار مفید است، راه حل بهینه با انتقال اطلاعات بین اجزا و به اشتراک گذاری اطلاعات، با انتخاب دقیق پارامتر، بدست می‌آید و باعث کاهش تاثیرات حلقوی و بهبود کیفیت تصویر بازسازی شده می‌شود.

یانگ و همکاران [۲۳] چارچوب بالابر گاوسی برای فیلتر دوطرفه و غیر محلی ارائه دادند که به تشابه بین تبدیلات موجک تفکیک پذیر و اهرام گاوسی متوسل می‌شود. اجرای دقیق این فیلتر نه تنها در کاربردهای پردازش تصویر بلکه برای تعدادی از مسائل معکوس منظم دوطرفه‌ی پیشنهادی اخیر نیز مهم است، که دقت جواب کاملاً به اجرای دقیق فیلتر بستگی دارد. آنها به بررسی طرح‌های بالابر گاوسی برای فیلتر دو طرفه و غیر محلی نیز پرداختند.

پن و همکاران [۲۴] مدلی برای انتخاب پارامتر تنظیم کننده برای مدل تغییرات کلی جهت کاهش نویز ارائه دادند. آنها در مرحله اول، الگوریتمی تکراری با استفاده از سازگاری بین مقدار شرایط برازش داده‌ای و کران بالایی، برای تخمین حد بالای بهینه ارائه دادند. ثانیاً، برای حل مسئله محدود، روشی مبتنی بر دوگان پیشنهاد دادند که از محاسبه ضریب لاگرانژ مربوط به آن محدودیت اجتناب می‌کند. الگوریتم پیشنهادی آنها به حل مسئله مقید پرداخته و همزمان پارامتر تنظیم کننده را تخمین می‌زند.

گویال و همکاران [۲۵] مروری بر انواع روش‌های کاهش نویز داشتند. آنها سعی کردن ترتیب سلسله مراتبی از توسعه و ایجاد روش‌های مختلف کاهش نویز گاوسی از روش ابتدایی میانگین گیری پیکسل‌های همسایه به تکنیک‌های ترکیبی پیچیده تر داشته باشند. سامولی و همکاران [۲۶] روشی جدید برای آموزش مدل های کاهش نویز، بر اساس گروهی غیر سازمان یافته از تصاویر خراب توصیف کردند. این آموزش نیازی به دسترسی به تصاویر مرجع صاف یا جفت تصاویر صریح نویزدار ندارد و بنابراین در شرایطی که دستیابی به چنین داده‌هایی غیر ممکن و یا هزینه بر می‌باشد، قابل استفاده است. تکنیک پیشنهادی آنها نیاز به داده‌های مرجع را با استفاده از شبکه‌های دارای "نقطه‌ی کور" در عرصه‌ی پذیرایی رفع کرده و کیفیت تصویر و کارایی آموزش را بطور قابل توجهی بهبود می‌بخشد. روش آنها همچنین به کنترل حالت‌هایی که پارامترهای مدل نویز هم در آموزش و هم در داده‌های ارزیابی متغیر و/یا نامشخص است، می‌پردازد.

یکی از مباحثی که می‌تواند مورد توجه پژوهشگران قرار گیرد استفاده از روش‌های تصمیم‌گیری چند معیاره در پردازش تصویر است. تصمیم‌گیری با لحاظ چندین معیار که هر یک از جایگاه ویژه‌ای بر خوردارند تنها با به کار گیری مدل‌های تصمیم‌گیری چند معیاره امکان پذیر است. در این روش از شاخص‌های مختلفی متناسب با نوع رتبه بندی استفاده می‌شود. در تصمیم‌گیری چند معیاره، تصمیم‌گیرنده به جای استفاده از یک معیار سنجش بهینگی، با چندین معیار مواجه است هدف اصلی در مدل‌های چند معیاره انتخاب گزینه برتر می‌باشد. بسیاری از روش‌های تصمیم‌گیری چند معیاره^۲ (MCDM) در زمینه‌های متنوعی مانند مهندسی، مدیریت، اقتصاد و غیره توسعه داده شده است و به کار می‌رود.

یکی از روش‌های کلاسیک تصمیم‌گیری چند معیاره روش تاپسیس (تکنیک رتبه بندی ترجیحات با تشابه به راه حل ایده‌آل) است که اولین بار توسط یون و هوانگ [۲۷] برای حل مسائل MCDM پیشنهاد شد که بر مبنای حالتی است که گزینه‌ی انتخابی باید دارای کوتاه ترین فاصله از ایده‌آل مثبت و دورترین فاصله از ایده‌آل منفی باشد. روش تاپسیس بعدها برای داده‌های فازی [۲۸, ۲۹]، داده‌های بازه‌ای [۳۰, ۳۱] و همچنین برای حل مسائل برنامه ریزی غیر خطی با توابع هدف چندگانه گسترش یافته است [۳۲]. اخیراً از روش تاپسیس در پردازش تصویر نیز استفاده شده است از جمله روش قطعه بندی زو و همکاران [۳۳]. آنها روش نوتروزوفیک مبتنی بر روش تاپسیس ارائه دادند که از اطلاعات مجموعه نوتروزوفیک برای جداسازی گرافیک استفاده می‌کند. در ابتدا تصویر ورودی به حوزه‌ی نوتروزوفیک تبدیل شده سپس برای کاهش عدم قطعیت و تقویت لبه‌های تصویر از دو عمل α میانگین اصلاح شده و ارتقای β استفاده کرده و در نهایت توسط روش تاپسیس و c میانگین فازی اصلاح شده، به قطعه بندی تصویر پرداختند. مالکی و همکاران [۳۴] با بکارگیری الگوریتم تصمیم‌گیری چند معیاره روشی برای بازیابی بینایی تصویر بر اساس توصیف تصویر ارائه دادند که چندین معیار با اوزان موثر متناسب را ترکیب کرده تا مناسب‌ترین توصیف برای تصویر جستجو بدست آید. روش پیشنهادی آنها مکانیزمی برای بازیابی توصیفی که ارتباط معناداری با تصویر جستجو دارد، طراحی کرده، سپس به انتخاب مناسب‌ترین زیرنویس با تقلید عمل انسان که بر اساس تصمیم‌گیری چند معیاره وزن‌دار است می‌پردازد.

با توجه به اینکه در اغلب روش‌های کاهش نویز تصویر فقط از یک معیار برای سنجش عملکرد روش انتخابی در کاهش نویز تصویر استفاده می‌شود، بخصوص در فیلترهای مبتنی بر الگوریتم‌های فرا ابتکاری که اغلب یک معیار برای سنجش کیفیت تصویر خروجی در نظر گرفته می‌شود بنابراین در این مقاله سعی شده است روشی

^۲Multi criteria decision making

^۱Mean squared error

که در آن MAX بیانگر ماکزیموم مقدار پیکسل‌های تصویر است و برابر ۲۵۵ در نظر گرفته شده است. شاخص سنجش شباهت ساختاری (SSIM) معیاری برای محاسبه‌ی شباهت ساختاری بین دو تصویر است که میزان آن را از سه منظر: روشنایی، کنتراست، ساختار اندازه‌گیری می‌کند. بنابراین هر چه مقدار آن بیشتر باشد بیانگر شباهت زیاد بین دو تصویر است و بصورت زیر تعریف شده است [۱۶]:

$$SSIM = \frac{(2\mu_I \mu_{I_n} + c_1)(2\sigma_{I, I_n} + c_2)}{(\mu_I^2 + \mu_{I_n}^2 + c_1)(\sigma_I^2 + \sigma_{I_n}^2 + c_2)} \quad (3)$$

که در آن I و I_n بترتیب بیانگر تصاویر اصلی و نویزدار بوده و μ_I, μ_{I_n} و $\sigma_I^2, \sigma_{I_n}^2$ بترتیب بیانگر میانگین و انحراف معیار تصاویر نویزدار و اصلی بوده و σ_{I, I_n} کوواریانس بین تصویر اصلی و نویزدار است و c_1, c_2 دو مقدار ثابت است که به صورت زیر تعریف شده است:

$$c_1 = (0.01 \times 255)^2, c_2 = (0.03 \times 255)^2$$

شاخص ارتقا (SDME) معیاری برای بهبود تصویر می‌باشد که از مفهوم مشتق مرتبه دوم بر گرفته شده است. این معیار عملکرد بهتری در مقایسه با سایر معیارها در ارزیابی کیفیت بینایی تصویر بعد از ارتقا (بهبود) دارد و بصورت زیر تعریف شده است [۳۵]:

$$SDME = -\frac{1}{b_1 b_2} \sum_{i=1}^{b_1} \sum_{j=1}^{b_2} 20 \ln \left| \frac{P_{max, j, i} - 2P_{cen, j, i} + P_{min, j, i}}{P_{max, j, i} + 2P_{cen, j, i} + P_{min, j, i}} \right| \quad (4)$$

فرض کنید تصویر به بلوک‌های $b_1 \times b_2$ تقسیم شده که شدت پیکسل‌های هر بلوک $P_{max}, P_{min}, P_{cen}$ بترتیب بیانگر مرکز، کمینه و بیشینه مقدار

انتروپی تصویر از یک دیدگاه می‌تواند بیانگر میزان بی‌نظمی در یک تصویر باشد هر چه میزان بی‌نظمی بیشتر باشد انتروپی افزایش می‌یابد و از دیدگاه دیگر می‌تواند برای ارزیابی محتوای یک تصویر بکار رود که مقدار بیشتر آن بیانگر این است که تصویر دارای جزئیات بیشتری است، انتروپی تصویر بر مبنای هیستوگرام به صورت زیر محاسبه می‌شود [۳۷]:

$$Entropy(I) = -\sum_{i=0}^{255} e_i \quad (5)$$

$$e_i = \begin{cases} p_i \log_2 p_i & p_i \neq 0 \\ 0 & p_i = 0 \end{cases} \quad (6)$$

که در آن p_i احتمال وقوع i امین شدت تصویر است. تعداد پیکسل‌های لبه که توسط لبه یاب سوبل [۳۸] ارزیابی می‌شود. در واقع عملگر سوبل اندازه‌ی گرادیان فضایی دو بعدی یک تصویر را محاسبه می‌کند، بنابراین روی ناحیه‌هایی که دارای فرکانس بیشتری باشند اثر می‌گذارد که متناظر لبه‌های تصویر می‌باشد.

برای کاهش نویز تصویر انتخاب شود که همزمان دارای معیارهای اشاره شده، باشد. هدف اصلی انتخاب گزینه مناسبی (روش کاهش نویز مناسبی) برای کاهش نویز گاوسی با درجه‌ی انحراف معیارهای مختلف با توجه به معیارهای مختلف می‌باشد. در واقع هدف پاسخگویی به این سوال است که با توجه به درجه انحراف معیار مختلف نویز گاوسی از چه روشی استفاده شود که همزمان دارای معیارهای مد نظر باشد. برای این منظور معیارهایی از قبیل: نسبت سیگنال به نویز (PSNR)^۱ [۲۱]، شاخص سنجش شباهت (SSIM) [۱۶]، تعداد پیکسل‌های لبه، انتروپی تصویر و معیار سنجش ارتقا تصویر همانند مشتق مرتبه دوم (SDME)^۲ [۳۵]، [۳۶] را در نظر گرفته و گزینه‌هایی مانند: فیلتر میانگین، فیلتر میانه، فیلتر وینر، فیلتر میانگین غیر محلی (NLM)، فیلتر تطبیق بلوک سه بعدی (BM3D)، فیلتر حداقل مربعات بی‌زی-ترکیب مقیاس گاوسی (BLS-GSM)، فیلتر دوطرفه مبتنی بر الگوریتم تراکم ذرات (BL-PSO)، فیلتر کوشی تعمیم یافته مبتنی بر الگوریتم تراکم ذرات (GC-PSO) را در نظر گرفته و با بکارگیری روش تاپسیس به رتبه بندی هر یک از این فیلترها پرداخته و فیلتر متناسب با آن درجه از انحراف معیار نویز گاوسی بدست می‌آید. با توجه به اینکه به ازای هر سطح از انحراف معیار نویز برای تصاویر مختلف ممکن است رتبه‌ی واحدی بدست نیاید از روش میانگین رتبه استفاده می‌شود. بخش‌های بعدی مقاله به صورت زیر خواهد بود: در بخش ۲ انواع معیارهای در نظر گرفته شده و روش تاپسیس توضیح داده می‌شود. در قسمت ۳ ایده‌ی اصلی خواهد آمد، در بخش ۴ نتایج روش پیشنهادی آمده است و در نهایت با بخش نتیجه‌گیری که در بخش ۵ آمده است خاتمه می‌یابد.

۲ پیش مقدمات

در ابتدا توضیح مختصری در رابطه با هر یک از معیارهای ارزیابی کیفیت تصویر داده می‌شود. خطای مجذور میانگین (MSE) که به محاسبه‌ی میانگین مجذور مقادیر بین پیکسل‌های تصویر واقعی (اصلی) و تصویر بدون نویز می‌پردازد، بصورت زیر تعریف شده است [۲۱]:

$$MSE = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I(x, y) - I_n(x, y))^2 \quad (1)$$

که در آن I و I_n بترتیب بیانگر تصاویر اصلی و نویزدار بوده که دارای M سطر و N ستون می‌باشند.

نسبت سیگنال به نویز (PSNR) نسبت ماکزیموم توان یک سیگنال به توان بر هم زنی نویزی است که بر نمایش تصویر اثر می‌گذارد. و به صورت زیر تعریف شده است [۲۱]:

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{MAX^2}{MSE} \quad (2)$$

^۱Peak signal to noise ratio

^۲Second derivative like measurement

۲-۱ روش تاپسیس

الگوریتم تاپسیس که توسط یون وهوانگ [۲۷] برای حل مسائل تصمیم گیری چند معیاره پیشنهاد شده است در زیر آمده است. برای جزئیات بیشتر به مرجع [۳۰] رجوع شود. در این روش فرض بر این است که $A_1, A_2, A_3, \dots, A_m$ گزینه‌های انتخابی و $C_1, C_2, C_3, \dots, C_n$ معیارهای مد نظر باشد، در این صورت x_{ij} مقادیر معیارهای مربوط به هر یک از گزینه‌ها بوده که در جدول تصمیم زیر قرار گرفته است.

	C_1	C_2	...	C_n
A_1	x_{11}	x_{12}	...	x_{1n}
A_2	x_{21}	x_{22}	...	x_{2n}
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
A_m	x_{m1}	x_{m2}	...	x_{mn}

گام‌های روش تاپسیس با توجه به جدول تصمیم فوق به صورت زیر است.

گام ۱. ایجاد ماتریس تصمیم نرمالیزه: این فرایند نوسانات معیارهای گوناگون را از بین می‌برد و به اعداد ثابت تبدیل می‌کند. یکی از روش‌های نرمالیزه سازی عبارتند از [۳۰]:

$$n_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}}, i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

گام ۲. ایجاد ماتریس تصمیم نرمالیزه وزندار: در این گام تصمیم گیرنده بر حسب ارزش و اهمیتی که به هر معیار قائل است بردار وزنی $\sum_{i=1}^n w_i = 1, W = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ را نسبت می‌دهد. مولفه‌های ماتریس نرمالیزه‌ی موزون به فرم زیر محاسبه می‌شود [۳۰]:

$$v_{ij} = w_j n_{ij}, i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n \quad (8)$$

گام ۳. تعیین گزینه ایده‌آل مثبت و منفی: این ایده‌آل‌ها به عنوان گزینه‌ای انتخاب می‌شوند که دارای بیشترین و کمترین مقادیر معیارها باشد. فرض کنید J مجموعه معیارهای مثبت (سود) و J' مجموعه معیارهای منفی (هزینه) باشد. گزینه ایده‌آل مثبت و منفی به ترتیب با A^+, A^- نمایش داده می‌شود که بصورت زیر تعریف می‌شود [۳۰]:

$$\begin{aligned} A^+ &= (v_1^+, v_2^+, \dots, v_n^+) & A^- &= (v_1^-, v_2^-, \dots, v_n^-) \\ v_j^+ &= \text{Max} \{v_{ij}\}, j \in J, i = 1, 2, \dots, m \\ v_j^+ &= \text{Min} \{v_{ij}\}, j \in J', i = 1, 2, \dots, m \\ v_j^- &= \text{Min} \{v_{ij}\}, j \in J, i = 1, 2, \dots, m \\ v_j^- &= \text{Max} \{v_{ij}\}, j \in J', i = 1, 2, \dots, m \end{aligned} \quad (9)$$

گام ۴. محاسبه‌ی شاخص جدایی: این شاخص بیانگر فاصله از بدترین و بهترین جواب‌هاست. فاصله هر یک از گزینه‌ها از ایده‌آل مثبت و منفی بترتیب بصورت زیر تعریف می‌شود [۳۰]

$$d_i^+ = \left(\sum_{j=1}^n (v_{ij} - v_j^+)^2 \right)^{\frac{1}{2}}, i = 1, 2, \dots, m \quad (10)$$

$$d_i^- = \left(\sum_{j=1}^n (v_{ij} - v_j^-)^2 \right)^{\frac{1}{2}}, i = 1, 2, \dots, m \quad (11)$$

گام ۵. محاسبه نزدیک‌ی نسبی به گزینه ایده‌آل: نزدیک‌ی نسبی به گزینه ایده‌آل از رابطه زیر محاسبه می‌گردد [۳۰]:

$$R_i = \frac{d_i^-}{d_i^- + d_i^+}, i = 1, 2, \dots, m \quad (12)$$

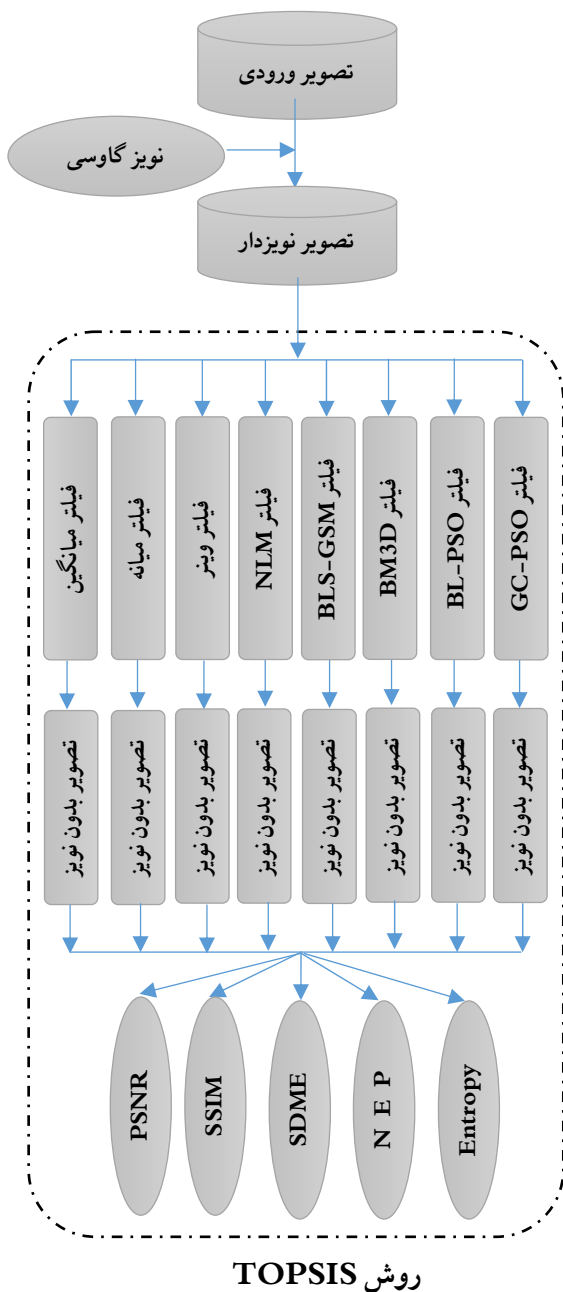
مقادیر R_i بین صفر و یک قابل تغییر است هرچه به یک نزدیکتر باشد اولویت گزینه A_i بالاتر خواهد بود. بنابراین ترتیب اولویت گزینه‌ها بر حسب مقادیر نزولی R_i قابل رتبه بندی می‌باشد.

۲-۲ تنظیم پارامترها

با توجه به اینکه سایز پنجره‌ی انتخابی در عملکرد فیلتر کاهش نویز موثر است بنابراین برای یک مقایسه‌ی عادلانه سایز پنجره برای تمامی فیلترهای کاهش نویز برابر ۳ در نظر گرفته شده است یعنی فیلترها در بلوک‌های ۳*۳ اجرا می‌شوند، حتی در روش وانگ (BL-PSO) که سایز پنجره پارامتری است که توسط الگوریتم تراکم ذرات و با در نظر گرفتن تابع برازندگی شاخص سنجش شباهت ساختاری (SSIM) بدست می‌آید، ثابت و برابر ۳ در نظر گرفته شده است. تعداد جمعیت اولیه و تعداد تکرارهای الگوریتم تراکم ذرات برای فیلترهای دوطرفه مبتنی بر الگوریتم تراکم ذرات (BL-PSO) و فیلتر کوشی تعمیم یافته مبتنی بر الگوریتم تراکم ذرات (GC-PSO) به ترتیب برابر ۵۰ و ۱۰۰ در نظر گرفته شده است. از آنجا که این دو فیلتر دارای ماهیت احتمالی هستند نتایج ارائه شده میانگین بدست آمده از ۳۰ بار اجرای هر یک از این الگوریتم‌ها می‌باشد.

۳ روش پیشنهادی

با توجه به اینکه در بیشتر فیلترهای کاهش نویز فقط یک معیار برای ارزیابی کیفیت تصویر خروجی استفاده می‌شود، علی‌الخصوص فیلترهای کاهش نویز مبتنی بر الگوریتم‌های فرا ابتکاری که اغلب یک معیار بعنوان تابع برازندگی جهت ارزیابی کیفیت تصویر حاصل در هر تکرار در نظر گرفته می‌شود لذا در روش پیشنهادی هدف اصلی رتبه بندی فیلترهای کاهش نویز گاوسی مطابق معیارهای مد نظر می‌باشد که پس از رتبه بندی فیلترها می‌توان فیلتر کارا جهت کاهش نویز را انتخاب کرد. در ابتدا تصویر سطح خاکستری ورودی که توسط نویز گاوسی با انحراف معیارهای $\sigma = 20, 30, 50$ آلوده شده است را در نظر گرفته سپس با فیلترهای مختلف کاهش نویز که عبارتند از: فیلتر



شکل ۱ دیاگرام روش پیشنهادی

میانگین، میانه، وینر، بلوک تطبیقی سه بعدی (BM3D)، حداقل مربعات بییزی-ترکیب مقیاس گاوسی (BLS-GSM)، میانگین غیر محلی (NLM)، فیلتر دو طرفه مبتنی بر الگوریتم تراکم ذرات (BL-PSO)، فیلتر کوشی تعمیم یافته مبتنی بر الگوریتم تراکم ذرات (GC-PSO) به رفع نویز به ازای هر درجه از انحراف معیار نویز پرداخته می‌شود، این فیلترها در واقع بعنوان گزینه‌های الگوریتم تاپسیس در نظر گرفته می‌شوند. معیارهای مختلف ارزیابی کیفیت تصویر از قبیل: نسبت سیگنال به نویز (PSNR)، شاخص سنجش شباهت (SSIM)، معیار سنجش ارتقا تصویر همانند مشتق مرتبه دوم (SDME)، انتروپی تصویر (Entropy) و تعداد پیکسل‌های لبه (N_E_P) به ازای هر تصویر خروجی از فیلتر محاسبه می‌شود. در نهایت الگوریتم تاپسیس برای یافتن فیلتر مناسب به ازای هر درجه‌ای از سطح نویز و رتبه‌بندی گزینه‌ها اعمال می‌شود. دو فرضیه برای وزن معیارها در نظر گرفته شده است، یکی زمانی که معیارها دارای وزن یکسانی باشند و دیگری زمانی که ارزش و اهمیت دو برابر به معیارهای انتروپی، معیار سنجش ارتقا تصویر همانند مشتق مرتبه دوم و تعداد پیکسل‌های لبه داده و سایر معیارها دارای ارزش یکسانی باشند. دیاگرام روش پیشنهادی در شکل ۱ آمده است.

۴ نتایج محاسباتی

برای توضیح روش پیشنهادی تصاویر خاکستری با ابعاد مختلف از جمله تصویر لنا با ابعاد (512×512)، تصویر فیلم‌بردار با ابعاد (256×256)، تصویر فلفل با ابعاد (256×256) و تصویر خانه با ابعاد (256×256) را بعنوان تصاویر ورودی در نظر گرفته و نویز گاوسی را با انحراف معیارهای $\sigma = 20, 30, 50$ روی تصویر ورودی اعمال می‌کنیم. حال فیلترهای مختلف کاهش نویز گاوسی که بعنوان گزینه‌های الگوریتم تاپسیس در نظر گرفته شده‌اند روی تصاویر نویزدار اعمال کرده و معیارهای نسبت سیگنال به نویز (PSNR)، شاخص سنجش شباهت ساختاری (SSIM)، معیار سنجش ارتقا تصویر همانند مشتق مرتبه دوم (SDME)، انتروپی تصویر (Entropy) و تعداد پیکسل‌های لبه (N_E_P) به ازای هر درجه از نویز گاوسی برای تصاویر خروجی (تصویر بدون نویز) محاسبه کرده که نتایج در جداول ۱ تا ۴ لیست شده است. برای نمونه نتایج اعمال هر یک از فیلترهای کاهش نویز روی تصاویر با انحراف معیار نویز ۲۰ در شکل ۲ آمده است. تمامی محاسبات روی تصاویر با نرم افزار متلب ۲۰۱۴b انجام شده و سپس الگوریتم تاپسیس در نرم افزار ++C اجرا شده است.

جدول ۲ روش پیشنهادی برای تصویر فیلمبردار به ازای فیلترهای کاهش نویز

Cameraman	PSNR	SSIM	SDME	N E P	Entropy
$\sigma = 20$					
Average	24.2774	0.9672	75.6481	2401	7.2547
Median	25.0871	0.9738	69.2485	2018	7.3025
Wiener	27.714	0.9855	74.3979	2309	7.2300
NLM	28.7056	0.9886	76.6518	2403	7.1275
BLS-GSM	29.6744	0.9908	75.6835	2480	6.987
BM3D	30.4763	0.9925	74.3663	2445	7.007
BL-PSO	28.0506	0.9867	73.5413	2264	7.2386
GC-PSO	26.2567	0.9796	68.2144	2277	7.3418
$\sigma = 30$					
Average	23.3561	0.959	72.7747	2305	7.3491
Median	23.4763	0.9621	64.368	1975	7.3782
Wiener	24.9812	0.9726	70.8052	2262	7.3481
NLM	26.3055	0.9798	73.9009	2399	7.2406
BLS-GSM	27.2307	0.9835	77.9871	2387	6.9662
BM3D	28.6329	0.9885	76.6215	2405	7.0314
BL-PSO	25.3367	0.9747	71.2895	2148	7.3418
GC-PSO	24.2463	0.9670	70.0362	2171	7.3959
$\sigma = 50$					
Average	21.3245	0.9328	68.1246	1940	7.4786
Median	20.6345	0.9282	57.7467	1909	7.4868
Wiener	21.08	0.9314	64.6469	2185	7.5247
NLM	22.683	0.952	69.4296	2537	7.4026
BLS-GSM	23.1797	0.9546	79.1201	1983	6.8995
BM3D	26.1188	0.9791	78.56	2231	7.0324
BL-PSO	21.9208	0.9427	68.397	1928	7.4824
GC-PSO	21.5608	0.9368	68.9323	1906	7.4951

جدول ۱ روش پیشنهادی برای تصویر لنا به ازای فیلترهای کاهش نویز

Lena	PSNR	SSIM	SDME	N E P	Entropy
$\sigma = 20$					
Average	28.8218	0.9815	81.9131	6867	7.4969
Median	28.3818	0.9798	76.5514	6312	7.5267
Wiener	29.0285	0.9826	80.0091	6719	7.5150
NLM	32.1904	0.9915	87.0886	7208	7.4555
BLS-GSM	32.2741	0.9916	82.3518	7499	7.4163
BM3D	43.039	0.9930	83.0932	7300	7.4235
BL-PSO	29.877	0.9855	82.7167	6128	7.4989
GC-PSO	29.1488	0.9829	82.5031	6661	7.5041
$\sigma = 30$					
Average	26.7168	0.9702	77.6708	6266	7.5317
Median	25.5545	0.9619	71.0946	6097	7.589
Wiener	52.8483	0.9642	74.5350	6587	7.5565
NLM	29.8714	0.9854	85.3831	7161	7.4804
BLS-GSM	30.4906	0.9872	83.6661	6829	7.3941
BM3D	31.2552	0.9895	84.8962	6822	7.4287
BL-PSO	27.2275	0.9735	78.6418	5607	7.5320
GC-PSO	26.8150	0.9709	78.7206	6097	7.5345
$\sigma = 50$					
Average	23.4104	0.936	71.193	5293	7.5569
Median	21.5891	0.91	62.8392	6030	7.6918
Wiener	21.8831	0.912	67.3007	7005	7.5915
NLM	26.6056	0.9681	82.6142	7344	7.4675
BLS-GSM	27.5514	0.9733	82.2223	5244	7.2946
BM3D	29.0463	0.9824	86.0846	5698	7.425
BL-PSO	23.6037	0.9388	71.9396	5015	7.5573
GC-PSO	23.4298	0.9363	71.9882	5213	7.5578

جدول ۴ روش پیشنهادی برای تصویر خانه به ازای فیلترهای کاهش نویز

House	PSNR	SSIM	SDME	N	E	P	Entropy
	$\sigma = 20$						
Average	27.1189	0.9703	84.1358	2285			7.0587
Median	27.8922	0.9754	79.1326	1882			7.1777
Wiener	28.8295	0.9801	83.3088	1906			7.1006
NLM	31.9659	0.9903	87.5775	2226			6.7209
BLS-GSM	32.572	0.9915	84.4198	2180			6.3856
BM3D	33.7647	0.9936	85.6437	2341			6.3054
BL-PSO	29.4486	0.9826	84.7429	1855			7.0764
GC-PSO	28.0306	0.976	82.2102	2028			7.1590
House	$\sigma = 30$						
Average	25.5539	0.9577	79.4694	2126			7.2553
Median	25.1554	0.9546	73.609	1751			7.3819
Wiener	25.7193	0.9599	77.659	1863			7.3249
NLM	29.2644	0.9819	85.4877	2202			6.9548
BLS-GSM	30.7394	0.9869	85.7647	2036			6.4815
BM3D	32.0772	0.9905	85.5274	2304			6.407
BL-PSO	26.8491	0.9686	81.0388	1713			7.2619
GC-PSO	25.8908	0.961	80.1	1943			7.2949
House	$\sigma = 50$						
Average	22.7815	0.9204	73.4234	1712			7.4388
Median	21.2834	0.8958	65.5822	1640			7.6066
Wiener	21.7966	0.9034	70.1255	1841			7.4982
NLM	25.7219	0.958	82.5527	1974			7.1955
BLS-GSM	27.6186	0.9717	84.6904	1727			6.4526
BM3D	29.6884	0.9834	85.7751	1983			6.5320
BL-PSO	23.3365	0.93	74.5749	1410			7.4462
GC-PSO	22.8597	0.9219	74.5607	1545			7.4460

جدول ۳ روش پیشنهادی برای تصویر فلفل به ازای فیلترهای کاهش نویز

Peppers	PSNR	SSIM	SDME	N	E	P	Entropy
	$\sigma = 20$						
Average	25.7355	0.9682	79.8153	2306			7.5678
Median	27.2629	0.9784	73.0834	2046			7.6022
Wiener	28.6288	0.9841	77.2457	2114			7.5944
NLM	30.051	0.9886	79.8375	2229			7.5721
BLS-GSM	30.6127	0.9899	79.321	2360			7.5316
BM3D	31.2795	0.9914	79.9385	2221			7.5461
BL-PSO	28.8003	0.9847	77.7343	2023			7.5919
GC-PSO	27.1009	0.9772	75.0586	2196			7.5976
Peppers	$\sigma = 30$						
Average	24.5598	0.9584	76.2306	2198			7.5928
Median	24.8198	0.9625	68.5235	1974			7.6474
Wiener	25.5999	0.9682	73.3007	2010			7.6303
NLM	27.1957	0.9779	75.9394	2141			7.6103
BLS-GSM	28.4403	0.9830	81.5750	2291			7.5043
BM3D	29.2754	0.9864	80.7792	2121			7.5503
BL-PSO	25.9396	0.9703	74.9145	1934			7.6139
GC-PSO	25.1304	0.9639	75.6446	2037			7.6610
Peppers	$\sigma = 50$						
Average	22.2378	0.9282	70.3845	1866			7.6091
Median	21.2186	0.9173	61.2469	1805			7.7188
Wiener	21.6552	0.9211	66.5654	1904			7.6551
NLM	23.2010	0.9433	70.221	2044			7.6354
BLS-GSM	24.6183	0.9557	82.2556	2092			7.3777
BM3D	26.6806	0.9749	82.8643	1859			7.5481
BL-PSO	22.4316	0.9323	70.6059	1768			7.6246
GC-PSO	22.3859	0.931	71.9129	1770			7.6176

جدول ۷ ماتریس تصمیم‌گیری نرمالیزه‌ی وزن دار با فرضیه‌ی دوم

$\sigma = 20$	PSNR	SSIM	SDME	N_E_P	Entropy
Average	0.0419	0.0440	0.0882	0.0886	0.0886
Median	0.0413	0.0439	0.0824	0.0814	0.0889
Wiener	0.0422	0.0440	0.0862	0.0867	0.0888
NLM	0.0468	0.0444	0.0938	0.0930	0.0881
BLS-GSM	0.0469	0.0444	0.0887	0.0967	0.0876
BM3D	0.0480	0.0445	0.0895	0.0942	0.0877
BL-PSO	0.0434	0.0442	0.0891	0.0791	0.0886
GC-PSO	0.0424	0.0441	0.0888	0.0859	0.0887

توجه شود از بین ۵ معیار مد نظر ۴ معیار PSNR، SSIM، SDME، N_E_P، بعنوان معیار مثبت در نظر گرفته شده است یعنی $J = \{1, 2, 3, 4\}$ چرا که هر چه مقادیر این معیارها در تصویر خروجی (بدون نویز) بیشتر باشد بیانگر این است که فیلتر مورد نظر بهتر عمل کرده است و معیار Entropy بعنوان معیارهای منفی در نظر گرفته شده است یعنی هر چه مقادیر آنها کمتر باشد بیانگر کارایی فیلتر مورد نظر است $J' = \{5\}$. در اینجا مقدار کمتر انتروپی بیانگر بی نظمی کمتر تصویر است لذا بعنوان معیار منفی در نظر گرفته شده است.

با اعمال گام سوم الگوریتم تاپسیس برای جدول ۶ راه حل‌های ایده‌آل مثبت و منفی به ترتیب به صورت زیر خواهند بود:

$$A^+ = (v_1^+, v_2^+, v_3^+, v_4^+, v_5^+) = (0.0769, 0.0712, 0.075, 0.0774, 0.0701)$$

$$A^- = (v_1^-, v_2^-, v_3^-, v_4^-, v_5^-) = (0.066, 0.0703, 0.066, 0.0632, 0.0712)$$

با اجرای گام ۴ برای جدول ۶ شاخص‌های جدایی بصورت زیر خواهد بود:

$$(s_1^+, s_2^+, s_3^+, s_4^+, s_5^+, s_6^+, s_7^+, s_8^+) = (0.0126, 0.0188, 0.0138, 0.0036, 0.0045, 0.004, 0.0164, 0.0132)$$

$$(s_1^-, s_2^-, s_3^-, s_4^-, s_5^-, s_6^-, s_7^-, s_8^-) = (0.009, 0.0019, 0.007, 0.0169, 0.0176, 0.0172, 0.0064, 0.0077)$$

نهایتاً با اجرای گام ۵ برای جدول ۶ داریم

$$(R_1, R_2, R_3, R_4, R_5, R_6, R_7, R_8) = (0.4152, 0.0919, 0.3351, 0.324, 0.7979, 0.8114, 0.2795, 0.37)$$

با توجه به مقادیر بالا رتبه بندی فیلترها به فرم ستون دوم جدول ۸ خواهد بود.

با در نظر گرفتن فرضیه‌ی دوم که ماتریس نرمالیزه‌ی وزندار آن در جدول ۷ آمده است ادامه‌ی الگوریتم تاپسیس به فرم زیر خواهد بود.

جداول فوق در واقع بعنوان جدول تصمیم‌گیری روش تاپسیس در نظر گرفته شده و الگوریتم تاپسیس به ازای هر درجه از نویز گاوسی و برای هر تصویر اجرا می‌شود. برای صرفه جویی در نمایش محاسبات الگوریتم تاپسیس را به ازای $\sigma = 20$ برای تصویر لنا در جدول ۱ اعمال کرده و سایر جداول نیز به طریق مشابه محاسبه می‌شوند. ابتدا گام ۱ الگوریتم تاپسیس به ازای $\sigma = 20$ در جدول ۱ اعمال شده یعنی به نرمالیزه سازی جدول تصمیم پرداخته که نتایج نرمالیزه سازی در جدول ۵ نمایش داده شده است.

جدول ۵ ماتریس تصمیم‌گیری نرمالیزه

$\sigma = 20$	PSNR	SSIM	SDME	N_E_P	Entropy
Average	0.3353	0.3519	0.3529	0.3544	0.3544
Median	0.3301	0.3513	0.3298	0.3257	0.3558
Wiener	0.3377	0.3523	0.3447	0.3467	0.3552
NLM	0.3744	0.3555	0.3751	0.372	0.3524
BLS-GSM	0.3754	0.3555	0.3547	0.387	0.3506
BM3D	0.3843	0.3560	0.3579	0.3767	0.3509
BL-PSO	0.3475	0.3534	0.3563	0.3162	0.3545
GC-PSO	0.3391	0.3524	0.3554	0.3437	0.3547

در گام دوم الگوریتم تاپسیس تصمیم‌گیرنده برای انتخاب وزن‌ها دو فرضیه مد نظر می‌گیرد. در فرضیه‌ی اول فرض بر این است که هر یک از معیارها دارای ارزش و اهمیت یکسانی باشند که در این صورت وزن متناظر هر یک از معیارها $w_i = \frac{1}{5}, i = 1, 2, \dots, 5$

خواهد بود. در فرضیه‌ی دوم تصمیم‌گیرنده اهمیت و ارزش دو برابر به معیارهای انتروپی، معیار سنجش ارتقا تصویر همانند مشتق مرتبه دوم و تعداد پیکسل‌های لبه داده و ارزش‌های یکسان به سایر معیارها اختصاص می‌دهد، در این صورت وزن معیارها

$$\text{عبارتند از: } w_i = \frac{2}{8}, i = 3, 4, 5, w_i = \frac{1}{8}, i = 1, 2$$

با اعمال گام دوم الگوریتم تاپسیس ماتریس تصمیم‌گیری نرمالیزه‌ی وزندار با فرضیه‌های اول و دوم به ترتیب به فرم جدول ۶ و ۷ خواهد بود.

جدول ۶ ماتریس تصمیم‌گیری نرمالیزه‌ی وزن دار با فرضیه‌ی اول

$\sigma = 20$	PSNR	SSIM	SDME	N_E_P	Entropy
Average	0.0671	0.0704	0.0706	0.0709	0.0709
Median	0.066	0.0703	0.066	0.0651	0.0712
Wiener	0.0675	0.0705	0.0689	0.0693	0.071
NLM	0.0749	0.0711	0.075	0.0744	0.0705
BLS-GSM	0.0751	0.0711	0.0709	0.0774	0.0701
BM3D	0.0769	0.0712	0.0716	0.0753	0.0702
BL-PSO	0.0695	0.0707	0.0713	0.0632	0.0709
GC-PSO	0.0678	0.0705	0.0711	0.0687	0.0709

نتایج گام ۳ بترتیب عبارتست:

$$A^+ = (v_1^+, v_2^+, v_3^+, v_4^+, v_5^+) = (0.048, 0.0445, 0.0938, 0.0967, 0.0876)$$

$$A^- = (v_1^-, v_2^-, v_3^-, v_4^-, v_5^-) = (0.0413, 0.0439, 0.0824, 0.0791, 0.0889)$$

با اجرای گام ۴ داریم:

$$(s_1^+, s_2^+, s_3^+, s_4^+, s_5^+, s_6^+, s_7^+, s_8^+) = (0.0117, 0.0203, 0.014, 0.004, 0.0052, 0.005, 0.0189, 0.0132)$$

$$(s_1^-, s_2^-, s_3^-, s_4^-, s_5^-, s_6^-, s_7^-, s_8^-) = (0.0112, 0.0024, 0.0085, 0.0188, 0.0196, 0.0181, 0.007, 0.0095)$$

با اجرای گام آخر داریم:

$$(R_1, R_2, R_3, R_4, R_5, R_6, R_7, R_8) = (0.4889, 0.1048, 0.3795, 0.8255, 0.79, 0.7827, 0.2702, 0.4175)$$

با توجه به مقادیر بدست آمده رتبه بندی فیلترها به فرم ستون دوم جدول ۹ خواهد بود. نتایج به ازای تصاویر و درجه انحراف معیارهای مختلف، با دو فرضیه‌ی اشاره شده به ترتیب در جداول ۸ و ۹ قابل محاسبه می‌باشد.

جدول ۸ روش پیشنهادی با فرضیه اول

Rank	$\sigma = 20$			
	Lena	Cameraman	Peppers	House
Average	4	6	5	4
Median	8	8	8	8
Wiener	6	4	4	7
NLM	1	3	3	3
BLS-GSM	3	1	1	2
BM3D	2	2	2	1
BL-PSO	7	5	6	5
GC-PSO	5	7	7	6
$\sigma = 30$				
Average	5	5	4	4
Median	8	8	8	8
Wiener	4	4	7	7
NLM	1	3	3	2
BLS-GSM	3	2	1	3
BM3D	2	1	2	1
BL-PSO	7	6	6	6
GC-PSO	6	7	5	5
$\sigma = 50$				
Average	7	7	5	5
Median	5	8	8	8
Wiener	4	4	7	4
NLM	1	2	3	3
BLS-GSM	3	3	1	2
BM3D	2	1	2	1
BL-PSO	8	5	6	7
GC-PSO	6	6	4	6

همانطور که در جدول ۸ مشخص است فیلتر تطبیق بلوک سه بعدی، فیلتر حداقل مربعات بی‌زی-ترکیب مقیاس گاوسی و فیلتر میانگین غیر محلی در تمامی تصاویر و به ازای سطوح مختلف از انحراف معیار نویز گاوسی با فرضیه‌ی اول دارای رتبه‌های اول تا سوم می‌باشند و پس از آن‌ها در اغلب تصاویر به ازای نویزهای با انحراف معیارهای مختلف فیلتر وینر دارای بیشترین رتبه می‌باشد. بوضوح فیلتر میانه به ازای هر سطح از انحراف معیار نویز گاوسی دارای آخرین رتبه بوده یعنی عملاً برای رفع نویز گاوسی با چنین معیارهایی نا کارآمد می‌باشد. با توجه به اینکه به ازای سطوح مختلف از انحراف معیار نویز در تصاویر متفاوت، رتبه فیلترها متفاوت می‌باشد لذا برای دستیابی به یک رتبه بندی یک‌ه از روش میانگین رتبه برای تصاویر مختلف به ازای هر درجه از انحراف معیار نویز گاوسی استفاده می‌شود که نتایج در جدول ۹ آمده است.

جدول ۹ روش میانگین رتبه برای تصاویر با فرضیه اول

Rank	$\sigma = 20$	$\sigma = 30$	$\sigma = 50$
Average	3	3	5
Median	7	7	7
Wiener	4	4	3
NLM	2	2	2
BLS-GSM	1	2	2
BM3D	1	1	1
BL-PSO	5	6	6
GC-PSO	6	5	4

همانطور که جدول ۹ روشن است، با اعمال فرضیه‌ی اول به ازای $\sigma = 20$ فیلتر تطبیق بلوک سه بعدی و فیلتر حداقل مربعات بی‌زی-ترکیب مقیاس گاوسی دارای رتبه‌ی اول بوده و فیلترهای میانگین غیر محلی، فیلتر میانگین، فیلتر وینر، فیلتر دوطرفه مبتنی بر تراکم ذرات، فیلتر کوشی مبتنی بر الگوریتم تراکم ذرات و فیلتر میانه به ترتیب در رتبه‌های دوم تا هفتم قرار می‌گیرند. به ازای $\sigma = 30$ و $\sigma = 50$ فیلتر تطبیق بلوک سه بعدی دارای رتبه‌ی اول و فیلترهای حداقل مربعات بی‌زی-ترکیب مقیاس گاوسی و فیلتر میانگین غیر محلی دارای رتبه‌ی دوم می‌باشند. به ازای $\sigma = 30$ فیلترهای میانگین، وینر، فیلتر کوشی مبتنی بر الگوریتم تراکم ذرات، فیلتر دوطرفه مبتنی بر تراکم ذرات و فیلتر میانه به ترتیب در رتبه‌های سوم تا چهارم قرار می‌گیرند. به ازای $\sigma = 50$ فیلترهای وینر، فیلتر کوشی مبتنی بر الگوریتم تراکم ذرات، فیلتر میانگین، فیلتر دوطرفه مبتنی بر تراکم ذرات و فیلتر میانه به ترتیب در رتبه‌های سوم تا هفتم قرار می‌گیرند. برای تعیین رتبه‌ی واحد به ازای تمامی تصاویر و درجه‌ی انحراف معیار نویز گاوسی روش میانگین رتبه را برای کل جدول ۸ به اجرا گذاشته و نتایج در ستون دوم جدول ۱۲ قرار می‌گیرد.

جدول ۱۰ روش پیشنهادی با فرضیه دوم

Rank	$\sigma = 20$			
	Lena	Cameraman	Peppers	House
Average	4	5	4	4
Median	8	8	8	8
Wiener	6	4	6	7
NLM	1	3	3	2
BLS-GSM	2	1	1	3
BM3D	3	2	2	1
BL-PSO	7	6	7	6
GC-PSO	5	7	5	5
$\sigma = 30$				
Average	5	4	4	4
Median	8	8	8	8
Wiener	4	5	7	6
NLM	1	3	3	2
BLS-GSM	3	2	1	3
BM3D	2	1	2	1
BL-PSO	7	6	6	7
GC-PSO	6	7	5	5
$\sigma = 50$				
Average	7	7	5	5
Median	5	8	8	7
Wiener	3	4	7	4
NLM	1	2	3	2
BLS-GSM	4	3	1	3
BM3D	2	1	2	1
BL-PSO	8	6	6	8
GC-PSO	6	5	4	6

مبتنی بر تراکم ذرات بترتیب دارای رتبه‌های ۴ تا ۷ بوده و فیلتر میانه دارای رتبه‌ی آخر می‌باشد. فیلتر تطبیق بلوک سه بعدی به ازای انحراف معیار نویز ۳۰ و ۵۰ دارای رتبه‌ی اول بوده، به ازای انحراف معیار نویز ۳۰ فیلترهای حداقل مربعات بی‌زی-ترکیب مقیاس گاوسی، فیلتر میانگین غیر محلی دارای رتبه‌ی دوم در ارزیابی توسط روش میانگین رتبه داشته و پس از آن به ترتیب فیلترهای میانگین، وینر، فیلتر کوشی مبتنی بر الگوریتم تراکم ذرات، فیلتر دوطرفه مبتنی بر تراکم ذرات در رتبه‌های سوم تا ششم قرار گرفته و فیلتر میانه دارای آخرین رتبه می‌باشد. به ازای انحراف معیار نویز ۵۰ فیلترهای میانگین غیر محلی، فیلتر حداقل مربعات بی‌زی-ترکیب مقیاس گاوسی، فیلتر وینر، فیلتر کوشی مبتنی بر الگوریتم تراکم ذرات، فیلتر میانگین بترتیب در رتبه‌های دوم تا ششم قرار گرفته و فیلترهای میانه و دوطرفه مبتنی بر تراکم ذرات دارای رتبه‌ی آخر خواهند بود. برای تعیین رتبه‌ی واحد به ازای تمامی تصاویر و درجه‌ی انحراف معیار نویز گاوسی روش میانگین رتبه را برای کل جدول ۹ به اجرا گذاشته و نتایج در ستون سوم جدول ۱۲ قرار می‌گیرد.

جدول ۱۱ روش میانگین رتبه برای تصاویر با فرضیه دوم

Rank	$\sigma = 20$	$\sigma = 30$	$\sigma = 50$
Average	4	3	6
Median	8	7	7
Wiener	6	4	4
NLM	3	2	2
BLS-GSM	1	2	3
BM3D	2	1	1
BL-PSO	7	6	7
GC-PSO	5	5	5

جدول ۱۲ روش میانگین رتبه

Rank	Proposed 1	Proposed 2
Average	4	4
Median	8	8
Wiener	5	5
NLM	3	2
BLS-GSM	2	3
BM3D	1	1
BL-PSO	7	7
GC-PSO	6	6

با اجرای روش میانگین رتبه برای جداول ۸ و ۹ جهت دستیابی به رتبه‌ای واحد ستون‌های دوم و سوم جدول ۱۲ بدست می‌آید. همانطور که روشن است با در نظر گرفتن فرضیه‌ی اول جهت اجرای روش تاپسیس برای تمامی تصاویر و به ازای تمامی سطوح از انحراف معیار نویز گاوسی و استفاده از روش میانگین رتبه، فیلتر تطبیق بلوک سه بعدی موثرترین فیلتر در کاهش نویز گاوسی می‌باشد و پس از آن فیلترهای حداقل مربعات بی‌زی-ترکیب مقیاس گاوسی، فیلتر میانگین غیر محلی، فیلتر میانگین، فیلتر

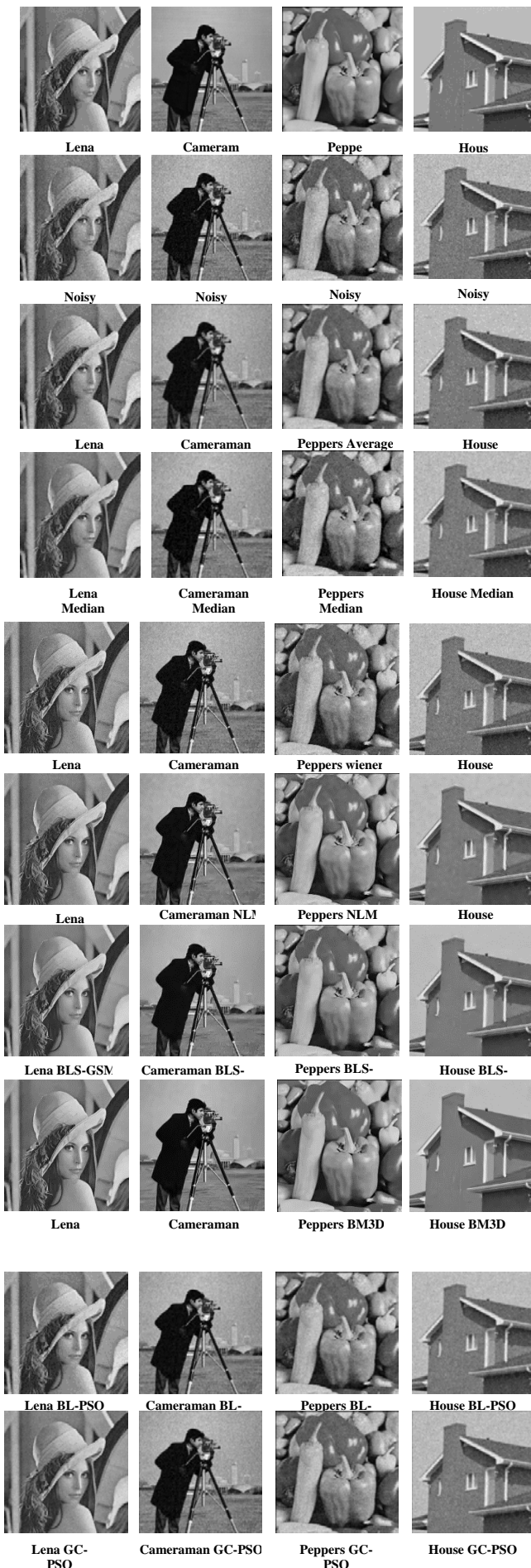
در جدول ۱۰ برای تصاویر مختلف به ازای اغلب سطوح از انحراف معیار نویز گاوسی و با فرضیه دوم فیلترهای حداقل مربعات بی‌زی-ترکیب مقیاس گاوسی و فیلتر تطبیق بلوک سه بعدی و فیلتر میانگین غیر محلی دارای رتبه‌های اول تا سوم بوده و سایر فیلترها در رتبه‌های بعد قرار گرفته و فیلتر میانه دارای رتبه‌ی آخر می‌باشد. با توجه به اینکه به ازای سطوح مختلف از انحراف معیار نویز گاوسی در تصاویر متفاوت، رتبه فیلترها متفاوت می‌باشد لذا برای دستیابی به یک رتبه بندی یکه از روش میانگین رتبه برای تصاویر مختلف به ازای هر درجه از انحراف معیار نویز گاوسی استفاده می‌شود که نتایج در جدول ۱۱ آمده است.

همانطور که در جدول ۱۱ آمده است، به ازای $\sigma = 20$ و برای تمامی تصاویر فیلترهای حداقل مربعات بی‌زی-ترکیب مقیاس گاوسی، فیلتر تطبیق بلوک سه بعدی و فیلتر میانگین غیر محلی به ترتیب دارای رتبه‌های اول تا سوم بوده و فیلترهای میانگین، فیلتر کوشی مبتنی بر الگوریتم تراکم ذرات، فیلتر وینر و فیلتر دوطرفه

وینر، فیلتر کوشی مبتنی بر الگوریتم تراکم ذرات، فیلتر دوطرفه مبتنی بر تراکم ذرات به ترتیب در رتبه‌های دوم تا هشتم قرار می‌گیرند. فیلتر تطبیق بلوک سه بعدی در کاهش نویز گاوسی با فرضیه دوم نیز کارا بوده و دارای رتبه‌ی اول می‌باشد پس از آن فیلترهای میانگین غیر محلی، فیلتر حداقل مربعات بیزی-ترکیب مقیاس گاوسی، فیلتر میانگین، فیلتر وینر، فیلتر کوشی مبتنی بر الگوریتم تراکم ذرات، فیلتر دوطرفه مبتنی بر تراکم ذرات به ترتیب در رتبه‌های دوم تا هشتم قرار می‌گیرند. بطور کلی با توجه به جدول ۱۲ فیلترهای تطبیق بلوک سه بعدی، فیلتر حداقل مربعات بیزی-ترکیب مقیاس گاوسی و فیلتر میانگین غیر محلی دارای رتبه‌های اول تا سوم بوده و موثرترین فیلترها در کاهش نویز گاوسی به ازای تمامی تصاویر و هر سطح از نویز گاوسی بوده و پس از آن بقیه‌ی فیلترها در کاهش نویز موثر می‌باشند.

۵ جمع بندی

در این مقاله انواع فیلترهای کاهش نویز برای کاهش نویز گاوسی بکار گرفته شد و معیارهای مختلفی برای هر یک از تصاویر حاصل از فیلترها محاسبه شد. فیلترهای بکارگرفته شده برای کاهش نویز به عنوان گزینه‌هایی برای روش تاپسیس در نظر گرفته شد و در نهایت با بکارگیری روش تاپسیس برای هر سطح از نویز توانستیم فیلتر کارای هر سطح از نویز را با توجه به دو فرضیه بدست آوریم. دو فرضیه برای وزن دهی به معیارها در نظر گرفته شد، فرضیه‌ی اول وزن یکسانی به هر یک از معیارها داده و فرضیه دوم ارزش و اهمیتی (وزن) دو برابر به معیارهای انتروپی، معیار سنجش ارتقا تصویر همانند مشتق مرتبه دوم و تعداد پیکسل‌های لبه داده و اهمیت و ارزش یکسانی به سایر باقی معیارها مد نظر می‌گیرد. با توجه به اینکه به ازای هر سطح از نویز و برای تصاویر مختلف رتبه بندی متفاوتی بدست می‌آید از روش میانگین رتبه استفاده می‌شود. با فرضیه‌ی اول و استفاده از روش میانگین رتبه فیلترهای تطبیق بلوک سه بعدی، فیلتر حداقل مربعات بیزی-ترکیب مقیاس گاوسی، فیلتر میانگین غیر محلی، فیلتر میانگین، فیلتر وینر، فیلتر کوشی مبتنی بر الگوریتم تراکم ذرات، فیلتر دوطرفه مبتنی بر تراکم ذرات به ترتیب در رتبه‌های اول تا هشتم قرار می‌گیرند. با فرضیه‌ی دوم نیز فیلترهای تطبیق بلوک سه بعدی، فیلتر میانگین غیر محلی، فیلتر حداقل مربعات بیزی-ترکیب مقیاس گاوسی، فیلتر میانگین، فیلتر وینر، فیلتر کوشی مبتنی بر الگوریتم تراکم ذرات، فیلتر دوطرفه مبتنی بر تراکم ذرات به ترتیب در رتبه‌های دوم تا هشتم قرار می‌گیرند. بنابراین نتیجه می‌شود که فیلتر تطبیق بلوک سه بعدی بعنوان کاراترین فیلتر و فیلتر میانه ناکاراترین فیلتر برای کاهش نویز گاوسی می‌باشند. در ادامه بعنوان پیشنهادی برای کارهای آینده می‌توان به رتبه بندی انواع فیلترها برای کاهش نویزهای دیگر از جمله نویز فلفل نمکی پرداخت و یا از سایر روش‌های تصمیم‌گیری چند معیاره از جمله روش AHP برای رتبه بندی استفاده کرد.



شکل ۲ خروجی فیلترهای کاهش نویز با انحراف معیار ۲۰

- [16] Wang, Z., et al., *Image quality assessment: from error visibility to structural similarity*. IEEE transactions on image processing, 2004. **13**(4): p. 600–612.
- [17] Asokan, A. and J. Anitha, *Adaptive Cuckoo Search based optimal bilateral filtering for denoising of satellite images*. ISA transactions, 2020. **100**: p. 308–321.
- [18] Dou, L., et al. *Image de-noising based on mathematical morphology and multi-objective particle swarm optimization*. in *Ninth International Conference on Digital Image Processing (ICDIP 2017)*. 2017. International Society for Optics and Photonics.
- [19] Kumar, N., H. Shukla, and R. Tripathi, *Image Restoration in Noisy Free Images Using Fuzzy Based Median Filtering and Adaptive Particle Swarm Optimization–Richardson–Lucy Algorithm*. International Journal of Intelligent Engineering and Systems, 2017. **10**(4): p. 50–59.
- [20] Karami, A. and L. Tafakori, *Image denoising using generalised Cauchy filter*. IET Image Processing, 2017. **11**(9): p. 767–776.
- [21] Huynh–Thu, Q. and M. Ghanbari, *Scope of validity of PSNR in image/video quality assessment*. Electronics letters, 2008. **44**(13): p. 800–801.
- [22] Fu, H.X., Y.C. Wang, and X. Su. *Restoration of Motion Blurred Image Based on PSO Combine Wiener Filter in Ship Imaging System*. in *Advanced Materials Research*. 2014. Trans Tech Publ.
- [23] Young, S.I., B. Girod, and D. Taubman, *Gaussian Lifting for Fast Bilateral and Nonlocal Means Filtering*. IEEE Transactions on Image Processing, 2020. **29**: p. 6082–6095.
- [24] Pan, H., Y.–W. Wen, and H.–M. Zhu, *A regularization parameter selection model for total variation based image noise removal*. Applied Mathematical Modelling, 2019. **68**: p. 353–367.
- [25] Goyal, B., et al., *Image denoising review: From classical to state-of-the-art approaches*. Information Fusion, 2020. **55**: p. 220–244.
- [26] Laine, S., et al. *High-quality self-supervised deep image denoising*. in *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2019.
- [27] Hwang, C.–L. and K. Yoon, *Multiple Attribute Decision Making—Methods and Applications Springer-Verlag Berlin Heidelberg*. New York, 1981.
- [28] Chen, S.–J. and C.–L. Hwang, *Fuzzy multiple attribute decision making methods*, in *Fuzzy multiple attribute decision making*. 1992, Springer. p. 289–486.
- [29] Jahanshahloo, G.R., F.H. Lotfi, and M. Izadikhah, *Extension of the TOPSIS method for decision-making problems with fuzzy data*. Applied Mathematics and Computation, 2006. **181**(2): p. 1544–1551.
- [30] Jahanshahloo, G.R., F.H. Lotfi, and A. Davoodi, *Extension of TOPSIS for decision-making problems*
- [1] Cho, T.S., et al., *Image restoration by matching gradient distributions*. IEEE Transactions on Pattern analysis and machine intelligence, 2012. **34**(4): p. 683–694.
- [2] Zhang, H., et al., *Image and video restorations via nonlocal kernel regression*. IEEE Transactions on cybernetics, 2013. **43**(3): p. 1035–1046.
- [3] Sankaran, K.S., S. Bhuvaneshwari, and V. Nagarajan. *A new edge preserved technique using iterative median filter*. in *Communications and Signal Processing (ICCSP), 2014 International Conference on*. 2014. IEEE.
- [4] Gonzalez, C. and E. Woods, *Digital Image Processing New York*. 1995, Addison–Wesley.
- [5] Kazubek, M., *Wavelet domain image denoising by thresholding and Wiener filtering*. IEEE Signal Processing Letters, 2003. **10**(11): p. 324–326.
- [6] Pitas, I. and A.N. Venetsanopoulos, *Nonlinear digital filters: principles and applications*. Vol. 84. 2013: Springer Science & Business Media.
- [7] Portilla, J., et al., *Image denoising using scale mixtures of Gaussians in the wavelet domain*. IEEE Transactions on Image processing, 2003. **12**(11): p. 1338–1351.
- [8] Dabov, K., et al. *Image restoration by sparse 3D transform-domain collaborative filtering*. in *Image Processing: Algorithms and Systems VI*. 2008. International Society for Optics and Photonics.
- [9] Buades, A., B. Coll, and J.–M. Morel. *A non-local algorithm for image denoising*. in *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*. 2005. IEEE.
- [10] Zhou, Y., et al., *An iterative speckle filtering algorithm for ultrasound images based on bayesian nonlocal means filter model*. Biomedical Signal Processing and Control, 2019. **48**: p. 104–117.
- [11] Frosio, I. and J. Kautz, *Statistical Nearest Neighbors for Image Denoising*. IEEE Transactions on Image Processing, 2018. **28**(2): p. 723–738.
- [12] Tomasi, C. and R. Manduchi. *Bilateral filtering for gray and color images*. in *Iccv*. 1998.
- [13] Sakthidasan, K. and N.V. Nagappan, *Noise free image restoration using hybrid filter with adaptive genetic algorithm*. Computers & Electrical Engineering, 2016. **54**: p. 382–392.
- [14] Wang, C., B. Xue, and L. Shang. *PSO-based parameters selection for the bilateral filter in image denoising*. in *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference*. 2017. ACM.
- [15] Eberhart, R. and J. Kennedy. *A new optimizer using particle swarm theory*. in *Micro Machine and Human Science, 1995. MHS'95., Proceedings of the Sixth International Symposium on*. 1995. IEEE.



نیما جعفری نویمی پور تحصیلات خود در مقطع کارشناسی مهندسی کامپیوتر (نرم افزار) در دانشگاه آزاد اسلامی واحد تبریز و کارشناسی ارشد مهندسی کامپیوتر (معماری کامپیوتر) را در همان دانشگاه به پایان رساند. سپس مدرک دکتری خود را سال ۱۳۹۳

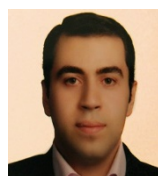
در رشته مهندسی کامپیوتر (معماری کامپیوتر) از دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات تهران اخذ کرد. ایشان هم اکنون عضو هیات علمی و دانشیار گروه مهندسی کامپیوتر دانشگاه آزاد اسلامی واحد تبریز بوده و تاکنون مقالات زیادی در نشریات و کنفرانس های بین المللی معتبر به چاپ رسانده است. همچنین، در سال ۲۰۲۰ با انتشار فهرست دانشمندان دو درصد برتر جهان توسط دانشگاه استنفورد، جعفری نویمی پور جزء دانشمندان برتر جهان قرار گرفت. وی به عنوان کمک سردبیر و عضو کمیته علمی در چندین نشریه با نمایه JCR همکاری داشته و زمینه اصلی پژوهشی وی رایانش ابری، اینترنت اشیا، سیستم های توزیع شده، هوش محاسباتی، نانوکامپیوترها و الگوریتم های بهینه سازی است.

with interval data: *Interval efficiency*. Mathematical and Computer Modelling, 2009. **49**(5-6): p. 1137-1142.

- [31] Jahanshahloo, G.R., F.H. Lotfi, and M. Izadikhah, *An algorithmic method to extend TOPSIS for decision-making problems with interval data*. Applied mathematics and computation, 2006. **175**(2): p. 1375-1384.
- [32] Abo-Sinna, M.A. and A.H. Amer, *Extensions of TOPSIS for multi-objective large-scale nonlinear programming problems*. Applied Mathematics and Computation, 2005. **162**(1): p. 243-256.
- [33] Xu, G., et al., *A neutrosophic approach based on TOPSIS method to image segmentation*. International Journal of Computers Communications & Control, 2018. **13**(6): p. 1047-1061.
- [34] Galandouz, H.M., M.E. Moghaddam, and M. Shamsfard, *A Weighted Multi-Criteria Decision Making Approach for Image Captioning*. arXiv preprint arXiv:1904.00766, 2019.
- [35] Panetta, K., et al., *Nonlinear unsharp masking for mammogram enhancement*. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2011. **15**(6): p. 918-928.
- [36] Zhou, Y., K. Panetta, and S. Agaian. *Human visual system based mammogram enhancement and analysis*. in *2010 2nd International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications*. 2010. IEEE.
- [37] Shannon, C.E., *A mathematical theory of communication*, Bell Systems Tech. J, 1948. **27**: p. 379-423.
- [38] Gonzales, R. and B. Fittes, *Gray-level transformations for interactive image enhancement*. Mechanism and Machine Theory, 1977. **12**(1): p. 111-122.



مهرداد نباهت تحصیلات خود را در مقطع کارشناسی ریاضی کاربردی در دانشگاه آزاد اسلامی واحد شبستر و کارشناسی ارشد ریاضی کاربردی را در دانشگاه آزاد اسلامی واحد تبریز به پایان رسانده و هم اکنون دانشجوی دکتری رشته ی ریاضی کاربردی گرایش تحقیق در عملیات دانشگاه آزاد اسلامی واحد تبریز می باشد، ایشان عضو هیات علمی دانشگاه آزاد ارومیه بوده که بیشتر در حوزه ی تحلیل پوششی داده ها و الگوریتم های فراابتکاری در پردازش تصویر فعالیت دارند.



فرزین مدرس خیابانی دانشیار ریاضی کاربردی گرایش تحقیق در عملیات دانشگاه آزاد اسلامی واحد تبریز که در زمینه های داده کاوی، بهینه سازی غیر خطی، نظریه صف، هوش مصنوعی و الگوریتم های فرا ابتکاری فعالیت دارند.