

نوع مقاله

حذف نویز تصاویر حاصل از منابع تصویری آموزش ریاضی با استفاده از الگوریتم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی

مهرداد ناهت*^۱

^۱ گروه ریاضیات و علوم کامپیوتر، واحد ارومیه، دانشگاه آزاد
اسلامی، ارومیه، ایران، Mehrdadnabahat@iau.ac.ir

نویسنده مسئول:

* مهرداد ناهت، گروه ریاضیات و علوم کامپیوتر، واحد
ارومیه، دانشگاه آزاد اسلامی، ارومیه، ایران،
Mehrdadnabahat@iau.ac.ir

چکیده:

بهبود کیفیت تصاویر آموزشی ریاضی یک موضوع مهم در یادگیری دیجیتال است. بسیاری از تصاویر دریافتی از کتاب‌ها یا منابع آنلاین وضوح کافی ندارند و خطوط و نمادهای ریاضی در آن‌ها به خوبی دیده نمی‌شوند. روش‌های معمول بهبود تصویر، کیفیت تصویر را بالا می‌برند اما گاهی باعث محو شدن جزئیات مهم می‌شوند. برای حل این مشکل، در این کار از دو فیلتر هوشمند و الگوریتم‌های هوش مصنوعی استفاده شده است. این روش‌ها به گونه‌ای طراحی شده‌اند که هم نویز و اعوجاج تصاویر کاهش یابد و هم وضوح خطوط، نمودارها و فرمول‌ها حفظ شود. همچنین اندازه و پارامترهای فیلترها به طور خودکار بهینه‌سازی می‌شوند تا بهترین نتیجه به دست آید. الگوریتم‌های هوش مصنوعی استفاده شده عبارتند از الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ و الگوریتم مبتنی بر کسب و انتشار دانش. معیارهای استفاده شده برای ارزیابی کیفیت تصویر نویز زدایی شده عبارت است از: PSNR، SSIM، FOM، EPF. نتایج نشان می‌دهد که این روش‌ها در مقایسه با روش‌های کلاسیک، تصاویر آموزشی واضح‌تر و دقیق‌تری تولید می‌کنند و درک مطالب ریاضی را برای دانش‌آموزان و دانشجویان آسان‌تر می‌سازند.

کلید واژه‌ها: فیلتر دوطرفه، الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر کسب و انتشار دانش، فیلتر کوشی تعمیم یافته، الگوریتم بهینه‌سازی تراکم ذرات، الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ.

موضوع اصلی:

پردازش تصویر با الگوریتم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی

تاریخچه مقاله:

تاریخ دریافت:

تاریخ بازنگری:

تاریخ پذیرش:

۱-مقدمه

در سال‌های اخیر، تصاویر دیجیتال کاربردهای متعددی در علوم مختلف تحلیلی و مهندسی مانند تصویربرداری پزشکی، تصویربرداری تشدید، توموگرافی کامپیوتری، رصد ماهواره‌ای، و غیره پیدا کرده‌اند. با این حال، بیشتر تصاویر گرفته شده توسط حسگرها آغشته به نویز می‌باشند [۱]. انواع مختلفی از نویزهای ناشی از عوامل سخت افزاری یا جوی بر کیفیت تصویر تأثیر می‌گذارند [۲]، بنابراین اکثر محققان حذف نویز تصویر را جهت بهبود کیفیت تصویر و در عین حال حفظ اطلاعات ساختاری تصویر در نظر گرفته‌اند [۳]. حذف نویز باید زودتر انجام شود تا بر سایر مراحل تجزیه و تحلیل تصویر، مانند قطعه‌بندی تصویر، طبقه‌بندی تصویر و غیره تأثیری نداشته باشد. حذف نویز تصویر را می‌توان با رویکردهای سخت افزاری یا نرم افزاری انجام داد.

با وجود پیشرفت‌های جدید در اپتیک و سخت‌افزار برای کاهش اثرات نامطلوب نویز تصویر، روش‌های مبتنی بر نرم‌افزار، از جمله برخی الگوریتم‌های مبتنی بر پارامتر، به دلیل مستقل بودن از دستگاه و گسترده بودن، بسیار مورد توجه قرار گرفته‌اند. استفاده از منابع تصویری در آموزش ریاضی، از جمله اسکن کتاب‌ها و جزوات، عکس‌برداری از تخته و همچنین محتوای دیجیتال، گسترش فراوانی یافته است. با این حال، بسیاری از این تصاویر دارای مشکلاتی همچون وضوح پایین، اعوجاج هندسی، نور نامناسب و وجود نویز هستند که می‌توانند خوانایی فرمول‌ها، نمودارها و نمادهای ریاضی را با چالش مواجه سازند. بهبود کیفیت این تصاویر نه تنها برای افزایش فهم و درک بهتر دانش‌آموزان اهمیت دارد، بلکه در حوزه‌های پردازش خودکار همچون بازشناسی فرمول‌های ریاضی و تبدیل آن‌ها به فرمت‌های متنی استاندارد نیز نقشی اساسی ایفا می‌کند. پژوهش‌ها نشان داده‌اند که بهره‌گیری از روش‌های نوین پردازش تصویر و یادگیری عمیق می‌تواند کیفیت اسناد تصویری را به شکل چشمگیری ارتقا دهد. برای نمونه، مدل DocTr توانسته است مشکلاتی مانند اعوجاج هندسی و ناهمگونی نور در تصاویر اسناد را اصلاح کند و به بهبود نتایج OCR کمک نماید [۴]. همچنین بررسی مدل‌های جدید در زمینه‌ی بازشناسی فرمول‌های ریاضی نشان می‌دهد که ترکیب روش‌های بینایی ماشین و زبان طبیعی می‌تواند دقت تبدیل تصاویر فرمول‌دار به لاتکس را افزایش دهد [۵]. علاوه بر این، پژوهش‌های اخیر در کنفرانس CVPR نشان داده‌اند که معیارهای نوین ارزیابی بر اساس تشخیص کاراکتر می‌توانند نتایج بازشناسی فرمول را به صورت واقع‌گرایانه‌تری بررسی کنند و نیاز به تصاویر با کیفیت بالاتر را برجسته‌تر سازند [۶].

با گسترش فناوری‌های نوین، استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری برای حذف نویز تصاویر توجه قابل‌توجهی یافته است. این الگوریتم‌ها با استفاده از پاسخ‌های اولیه تصادفی، توانایی ارائه راه‌حل‌های بهینه برای مسائل پیچیده بهینه‌سازی را دارند و به چهار دسته اصلی تقسیم می‌شوند [۷]: الگوریتم‌های تکاملی، مانند الگوریتم ژنتیک GA^1 [۸] و تکامل دیفرانسیل DE^2 [۹]. الگوریتم‌های هوش جمعی، از جمله کلونی زنبورهای مصنوعی ABC^3 [۱۰]، الگوریتم کرم شب تاب FA^4 [۱۱]، بهینه‌سازی تراکم ذرات PSO^5 [۱۲]، بهینه‌سازی شعله پروانه MFO^6 [۱۳]، الگوریتم ازدحام سالپ SSA^7 [۱۴]، بهینه‌سازی گرگ خاکستری GWO^8 [۱۵] و الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ WOA^9 [۱۶]، الگوریتم‌های مبتنی بر فیزیک، مانند تبرید شبیه‌سازی شده SA^{10} [۱۷]، جستجوی هارمونی HS^{11} [۱۸]، الگوریتم‌های مبتنی بر انسان، از جمله بهینه‌سازی مبتنی آموزش و یادگیری $TLBO^{12}$ [۱۹]، الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر کسب و انتشار دانش GSK^{13} [۲۰]. این الگوریتم‌ها در کاربردهای متنوع مهندسی و علوم، جایگزینی مؤثر برای بازرسی‌های انسانی و تحلیل تصاویر پردازش‌شده فراهم می‌آورند.

الگوریتم بهینه‌ساز گرگ خاکستری بهبود یافته $I-GWO^{14}$ برای رفع مشکلاتی مانند کاهش تنوع جمعیت، عدم تعادل بین فاز شناسایی و استخراج، و همگرایی زودرس پیشنهاد شده است [۲۱]. این الگوریتم از شکار مبتنی بر یادگیری ابعادی DLH^{15} ، که رفتار شکار فردی گرگ‌ها را شبیه‌سازی می‌کند، برای تبادل اطلاعات میان همسایه‌ها و حفظ تعادل بین جستجوی محلی و کلی بهره می‌برد.

سرعت همگرایی الگوریتم نهنگ WOA کند است و به راحتی در دام بهینه محلی گرفتار می‌شود. برای حل این مشکل، الگوریتم چند جمعیتی نهنگ $MEWOA^{16}$ معرفی شده است [۲۲]. در $MEWOA$ ، افراد بر اساس تابع برازندگی به سه زیرجمعیت

¹ Genetic Algorithm

² Differential Evolution

³ Artificial Bee Colony

⁴ Firefly Algorithm

⁵ Particle Swarm Optimization

⁶ Moth-Flame Optimization

⁷ Salp Swarm Algorithm

⁸ Grey Wolf Optimizer

⁹ Whale Optimization Algorithm

¹⁰ The simulated Annealing Algorithm

¹¹ Harmony Search

¹² Teaching Learning-Based Optimization

¹³ Gaining Sharing Knowledge-based Optimization Algorithm

¹⁴ Improved Gray Wolf Optimizer

¹⁵ Dimension Learning-Based Hunting

¹⁶ Multi-Population Evolution Whale Optimization Algorithm

اکتشافی، استثمارگر و متوسط تقسیم می‌شوند و هر زیرجمعیت از استراتژی‌های حرکتی متفاوتی برای جستجوی کلی و محلی استفاده می‌کند. یک استراتژی تکامل جمعیت نیز برای افزایش توانایی بهینه‌سازی کلی و جلوگیری از گرفتار شدن در بهینه محلی به کار گرفته می‌شود.

علاوه بر این، الگوریتم فراابتکاری تکامل دیفرانسیل مبتنی بر بردار چند آزمایشی¹ (MTDE) با استفاده از رویکرد بردار چند آزمایشی² MTV² معرفی شده است [۲۳]. الگوریتم‌های جستجو را به کمک تولیدکنندگان بردار آزمایشی³ TVP³ ادغام می‌کند و تجربیات زیرجمعیت‌ها را از طریق آرشو مادام‌العمر به اشتراک می‌گذارد. سه نوع TVP در MTDE استفاده می‌شود: مبتنی بر نماینده، مبتنی بر تصادفی محلی، و مبتنی بر بهترین تاریخچه جهانی.

سینگ و همکاران [۲۴]، مساله‌ی قطعه‌بندی تصویر را با بکارگیری خوشه‌بندی فضایی C-Means⁴ (SFCM⁴) که یک طرح طبقه‌بندی بدون ناظر می‌باشد انجام دادند. نتیجه‌ی قطعه‌بندی SFCM با بکارگیری الگوریتم‌های مبتنی بر جمعیت همانند گرگ خاکستری بهینه‌سازی می‌شود.

در سال‌های اخیر، روش‌های مختلفی برای حذف نویز لکه‌ای پیشنهاد شده‌اند، اما بسیاری از آن‌ها علاوه بر نویز، جزئیات اصلی تصویر را نیز از بین می‌برند؛ پدیده‌ای که به فیلترینگ بیش‌ازحد معروف است. برای رفع این مشکل، کوشواها و سینگ [۲۵] فیلتر هیبریدی جدیدی را با ترکیب انتشار ناهمسانگرد⁵ AD⁵ و فیلتر باند پاس باتروث ارائه کردند. عملکرد این فیلتر با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی تراکم ذرات بهبود یافته و نتایج نشان می‌دهد که نسبت به الگوریتم جستجوی هارمونی HSA و سایر فیلترها کارایی بهتری دارد.

یک الگوریتم ژنتیک تطبیقی⁶ AGA⁶ همراه با فیلتر دوطرفه برای کاهش نویز و بازیابی تصویر ترکیب شد [۲۶، ۲۷]. نتایج نشان داد که این روش در حذف انواع نویز و افزایش نسبت سیگنال به نویز PSNR [۲۸] عملکرد بهتری دارد و تصاویر را با کیفیت بالا بازسازی می‌کند. در روش دیگری، الگوریتم تراکم ذرات برای بهینه‌سازی پارامترهای فیلتر دوطرفه با استفاده از شاخص تشابه ساختاری SSIM به‌عنوان تابع برازندگی به کار رفت [۱۲، ۲۹، ۳۰]. این بهینه‌سازی باعث بهبود چشمگیر عملکرد نویززدایی و افزایش پایداری فیلتر شد. همچنین، پارامترهای فیلتر دوطرفه با استفاده از الگوریتم‌های جستجوی فاخته و جستجوی فاخته تطبیقی برای کاهش نویز گاوسی در تصاویر ماهواره‌ای بهینه شدند [۳۱]. نتایج مقایسه با شاخص‌هایی چون PSNR، MSE، FSIM، آنتروپی و زمان CPU نشان داد که روش پیشنهادی علاوه بر حفظ لبه‌ها، پیچیدگی کمتری داشته و سریع‌تر عمل می‌کند. در ادامه، الگوریتم WOA نیز برای بهینه‌سازی پارامترهای فیلتر دوطرفه و بازیابی تصویر با بهینه‌سازی تابع پخش نقطه‌ای⁷ PSF⁷ در الگوریتم ریچاردسون-لوسی⁸ R-L⁸ به کار گرفته شد [۱۶، ۳۲].

کرمی و تفکری [۳۳] فیلتری برای حذف نویز تصویر پیشنهاد کردند. آن‌ها با طراحی ماسکی ثابت و به‌کارگیری تابع کوشی تعمیم‌یافته⁹ GC⁹ نشان دادند که این تابع در حذف نویز گاوسی مؤثر است. فیلتر طراحی شده ضمن کاهش نویز، لبه‌ها و جزئیات تصویر را حفظ می‌کند. پارامترهای تابع GC با الگوریتم PSO بهینه و مقدار MSE [۳۴] به‌عنوان تابع برازندگی انتخاب شد. نتایج نشان دادند که این روش می‌تواند بیشترین مقدار PSNR را به‌دست آورد و طراحی ساده‌ای دارد.

الگوریتم مبتنی بر کسب و انتشار دانش GSK [۲۰] الگوریتمی الهام‌گرفته از فرآیند یادگیری انسان است و در حوزه‌های مختلف به کار رفته است. نسخه باینری آن برای انتخاب ویژگی در [۳۵] استفاده شده و در [۳۶] بهبود یافته است. همچنین آگروال و همکاران [۳۷] از GSK برای حل مسائل برنامه‌ریزی تصادفی بهره بردند.

¹ Multi-trial vector-based differential evolution

² Multi-trial vector

³ Trial Vector Producers

⁴ Spatial Fuzzy C-Means

⁵ Anisotropic Diffusion

⁶ Adaptive Genetic Algorithm

⁷ Point Spread Function

⁸ Richardson-Lucy Algorithm

⁹ Generalized Cauchy

مرور مطالعات اخیر در زمینه حذف نویز تصاویر، اشکالات روش‌ها و تکنیک‌های مختلف به‌کاررفته در این حوزه را آشکار می‌کند. از جمله اشکالاتی که روش‌های مختلف کاهش نویز تصاویر دریافتی از منابع تصویری آموزش ریاضی مانند نمودار توابع، اشکال هندسی (مثل مثلث‌ها و چندضلعی‌ها)، گراف‌ها و شبکه‌های آموزشی، یا حتی نمودارهای آماری می‌توانند داشته باشند عبارتند از: تاری لبه‌های تصویر، از بین بردن داده‌های اصلی، حذف اطلاعات مفید، طراحی پیچیده، پیچیدگی محاسباتی و زمان‌بر بودن روش‌ها. بنابراین، استفاده از روش‌های نوین حذف نویز تصویر مبتنی بر الگوریتم‌های فراابتکاری ضروری به نظر می‌رسد. بررسی فیلتر کاهش نویز کرمی و تفکری نیز نشان می‌دهد اندازه ماسک نقش مهمی در عملکرد فیلتر دارد. در این پژوهش، اندازه ماسک و پارامترهای تابع GC به‌عنوان متغیرهای اصلی برای بهینه‌سازی در نظر گرفته شده‌اند. اکثر الگوریتم‌های فراابتکاری روی فیلتر دوطرفه، پارامترهای شدت و دامنه فضایی تابع گاوسی را بهینه می‌کنند و شعاع همسایگی را ثابت فرض می‌کنند؛ به جز روش‌هایی مانند وانگ و همکاران [۲۹]، نباهت و همکاران [۳۲] که شعاع همسایگی را نیز بهینه می‌کنند.

در این مقاله نشان داده شده که شعاع همسایگی و پارامترهای دامنه فضایی و شدت تأثیر قابل توجهی بر عملکرد فیلتر دوطرفه دارند. به دلیل عملکرد بهتر تابع GC نسبت به تابع گاوسی در حذف نویز، از GC در حوزه فضایی و شدت فیلتر دوطرفه استفاده شد. برای بهینه‌سازی پارامترهای فیلتر GC و فیلتر دوطرفه طراحی شده، با در نظر گرفتن PSNR به‌عنوان تابع برازندگی الگوریتم‌های WOA و GSK به‌کار رفتند.

الگوریتم WOA با دو مرحله کاوش و بهره‌برداری از گیر افتادن در بهینه محلی جلوگیری می‌کند و GSK با مقیاس‌پذیری بالا، تعادل میان اکتشاف و بهره‌برداری را حفظ می‌کند.

فیلترهای پیشنهادی روی تصاویر آموزشی ریاضی نوین‌دار اعمال شدند و با فیلترهای کلاسیک (میانگین، گاوسی، میانه، وینر، میانگین غیرمحلی) و چند فیلتر فراابتکاری GC_PSO، BW_PSO، BA_PSO مقایسه شدند. شاخص‌های PSNR، SSIM، FoM^۱ [۳۸] و EPF^۲ برای ارزیابی کارایی محاسبه شد و نشان داد فیلترهای پیشنهادی عملکرد بهتری دارند.

بقیه مقاله به شرح زیر سازماندهی شده است. بخش ۲ پیش‌مقدماتی راجع به فیلتر دوطرفه، تابع GC و الگوریتم‌های فراابتکاری ارائه می‌کند. روش پیشنهادی و شرح آن در بخش ۳ توضیح داده شده است. نتایج تجربی و بحث در مورد فیلترهای پیشنهادی در بخش ۴ ارائه می‌گردد و در نهایت، نتیجه‌گیری و پیشنهادات برای کارهای آتی در بخش ۵ ارائه شده است.

۲- پیش‌مقدمات

در ابتدا سعی می‌کنیم توابع و الگوریتم‌های کاربردی را توضیح دهیم. توضیحات در مورد توزیع کوشی تعمیم‌یافته و فیلتر دوطرفه به‌ترتیب در بخش‌های ۲-۱ و ۲-۲ آورده شده است. جزئیات در مورد الگوریتم‌های PSO، WOA و GSK به‌ترتیب در بخش‌های ۲-۳، ۲-۴ و ۲-۵ آورده شده است.

۲-۱- توزیع GC

توزیع GC یک توزیع نامتقارن با تابع چگالی زنگوله‌ای است که مشابه توزیع گاوسی است، اما با جرم بالاتر در دم‌ها و به دلیل دم‌های سنگین، به عنوان توزیع خاصی در نظر گرفته می‌شود. خانواده توزیع GC دارای خواصی است که به تابع چگالی احتمال برای کل خانواده بستگی دارد و دارای دنباله‌های جبری است که بسیاری از فرآیندهای تکانشی را در زندگی واقعی مدل می‌کند [۳۹]. یکی دیگر از پارامترهای توزیع GC توسط میلر و توماس [۴۰] انجام شد. بعداً، تابع چگالی احتمال به صورت زیر ارائه شد که عمده‌تاً برای حذف نویز لکه‌های رادیویی استفاده می‌شود [۴۱]. جزئیات در مورد توزیع GC در مرجع [۳۳] توضیح داده شده است.

$$f(x) = \frac{\mu \beta \Gamma(2/\beta)}{2(\Gamma(1/\beta))^2} (\mu^\beta + |x - \theta|^\beta)^{-\frac{2}{\beta}}, \beta, \mu > 0, x, \theta \in \mathbb{R} \quad (1)$$

¹ Figure of Merit

² Edge Preservative Factor

بطوری که β متناظر ثابت دم بوده (باعث تیزی یا عدم وضوح نقطه اوج منحنی و حرکت نقطه اوج منحنی به سمت بالا یا پایین می‌شود)، μ پارامتر مقیاس (باعث دورتر یا نزدیک‌تر شدن دم منحنی) است و θ اشاره به دم منحنی دارد که از حالت تقارن حرکت می‌کند و $\Gamma(\cdot)$ تابع گاما است.

۲-۲- فیلتر دوطرفه

همان‌طور که در [۴۲] ذکر شد، فیلتر دوطرفه که توسط توماسی [۲۶] پیشنهاد شد، یک فیلتر صاف کننده غیرخطی، حافظ لبه و کاهنده‌ی نویز است که ترکیبی از فیلتر دامنه و برد است و شدت میانگین وزنی پیکسل‌های مجاور را جایگزین شدت هر پیکسل می‌کند. وزن‌ها بر اساس توزیع گاوسی بوده که با توزیع GC در روش پیشنهادی جایگزین شده‌اند. با توجه به تعریف فیلتر دو طرفه، تصویر نویزدار از فرمول زیر فیلتر می‌شود:

$$I^{\text{filtered}} = \frac{1}{W} \sum_{x_i \in N} I(x_i) f_r(I(x_i) - I(x)) g_d(x_i - x) \quad (2)$$

وزن W به گونه‌ای تعریف می‌شود که پیکسل‌های مجاور در یک همسایگی با پیکسل مرکزی مقایسه می‌شوند و وزن‌های بالاتر به پیکسل‌هایی که شبیه‌تر و نزدیک‌تر به پیکسل مرکزی هستند، اختصاص می‌یابد.

$$W = \sum_{x_i \in N} f_r(I(x_i) - I(x)) g_d(x_i - x) \quad (3)$$

بطوری که I^{filtered} و I به ترتیب نشان دهنده تصاویر فیلتر شده و نویزدار هستند. x مختصات پیکسل فعلی است که باید فیلتر شود. N پنجره‌ای است که در مرکز x قرار دارد، بنابراین $x_i \in N$ یک پیکسل دیگر است. f_r و g_d هسته دامنه و برد برای هموارسازی تفاوت‌های بین شدت و مختصات هستند.

۲-۳- الگوریتم نهنگ

یکی از الگوریتم‌های الهام گرفته از طبیعت که از استراتژی شکار نهنگ گوژپشت استفاده می‌کند، الگوریتم نهنگ است [۱۶]. نهنگ‌های گوژپشت معمولاً ۱۰ تا ۱۵ متر زیر آب می‌روند و حباب‌های مارپیچی، شکل می‌دهند تا طعمه را محاصره کنند. سپس به سمت سطح آب و طعمه حرکت می‌کنند. این نوع رفتار نهنگ شامل دو مرحله اکتشاف و بهره برداری است. الگوریتم نهنگ با مقداردهی اولیه عوامل جستجو (نهنگ‌ها) و موقعیت هر عامل جستجو $Y_i, i=1,2,\dots,n$ شروع می‌شود که n تعداد عوامل جستجو را نشان می‌دهد. پس از مقداردهی اولیه، تابع برازندگی برای هر عامل جستجو مورد ارزیابی قرار می‌گیرد و بهترین مقدار در بین آنها Y^* در نظر گرفته می‌شود. از آنجایی که مکان دقیق طعمه در فضای جستجو مشخص نیست، بهترین جواب Y^* ، به عنوان مکان شکار یا نزدیک به آن در نظر گرفته می‌شود. بقیه عوامل جستجو با توجه به این پاسخ موقعیت خود را به روز می‌کنند که از معادلات زیر بدست می‌آید.

$$\vec{R} = \left| \vec{C} \cdot \vec{Y}^*(u) - \vec{Y}(u) \right| \quad (4)$$

$$\vec{Y}^*(u+1) = \vec{Y}^*(u) - \vec{A} \cdot \vec{R} \quad (5)$$

که در آن $u, \vec{Y}^*, \vec{Y}$ به ترتیب بیانگر تکرار جاری، بردار موقعیت بهترین راه حل فعلی و بردار موقعیت است، "||" نماد قدر مطلق، "·" نماد ضرب مولفه به مولفه است و بردارهای $\vec{A}$ و $\vec{C}$ به ترتیب از معادله های (۶) و (۷) به دست می‌آیند. لازم به ذکر است که اگر راه حل بهتری وجود داشته باشد، Y^* باید به روز شود.

$$\vec{A} = 2\vec{m} \cdot \vec{n} - \vec{m} \quad (6)$$

$$\vec{C} = 2\vec{n}$$

(۷)

در مراحل اکتشاف و بهره برداری، $\vec{n}$ یک مقدار تصادفی در بازه $[0,1]$ است و $\vec{m}$ در طول تکرارها از ۲ به ۰ کاهش می یابد. دو مکانیسم حمله حبابی شکل نهنگ به صورت زیر مدل سازی ریاضی می شوند:

• مکانیسم محاصره انقباضی که با کاهش مقدار $\vec{m}$ در معادله (۶) انجام می شود که متناظراً مقدار $\vec{A}$ نیز کاهش می یابد.

• مکانیسم مارپیچی به روزرسانی موقعیت که در آن نهنگ ها حرکت مارپیچ شکل را تقلید می کنند تا موقعیت بین شکار و نهنگ توضیح داده شده در معادله (۸) را به روز کنند.

(۸)

$$\vec{Y}(u+1) = \vec{R}' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + \vec{Y}^*(u)$$

که در آن $\vec{R}'$ ، l و b به ترتیب بیانگر فاصله بین طعمه و i امین نهنگ (راه حل بهینه فعلی $\vec{Y}^*$)، یک مقدار تصادفی در بازه $[-1,1]$ و ثابتی که با شکل لگاریتمی مارپیچ مطابقت دارد.

نهنگ های گوژپشت می توانند از هر دو مکانیسم به طور هم زمان استفاده کنند. با توجه به احتمال یکسان هر دو مکانیسم، مدل ریاضی به شرح زیر است.

$$\vec{Y}(u+1) = \begin{cases} \vec{Y}^*(u) - \vec{A} \cdot \vec{R} & p < 0.5 \\ \vec{R}' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + \vec{Y}^*(u) & p \geq 0.5 \end{cases}$$

(۹)

p یک عدد تصادفی در $[0, 1]$ است.

تغییرات در مقدار $\vec{A}$ به عنوان مرحله اکتشاف در نظر گرفته می شود. در این مرحله نهنگ های گوژپشت با توجه به موقعیت هر کدام به طور دلخواه جستجو می کنند. مقادیر دلخواه در محدوده $[-1, 1]$ قرار دارند و باعث می شود نهنگ ها دورتر از نهنگ مرجع حرکت کنند. در مرحله اکتشاف، موقعیت نهنگ ها با توجه به نهنگی که به طور تصادفی انتخاب شده است به روز می شود.

$$\vec{R} = |\vec{C} \vec{Y}_{rand}(u) - \vec{Y}(u)|$$

(۱۰)

$$\vec{Y}(u+1) = \vec{Y}_{rand} - \vec{A} \cdot \vec{R}$$

(۱۱)

الگوریتم نهنگ با توزیع دلخواه نهنگ ها در فضای جستجو شروع به یافتن بهترین راه حل می کند. نهنگ ها مکان خود را در هر تکرار با توجه به بهترین نهنگ یا نهنگ انتخابی دلخواه به روز می کنند. مقدار p نشان می دهد که نهنگ ها باید حرکت مارپیچی یا انقباضی داشته باشند. الگوریتم WOA زمانی به پایان می رسد که یک شرط خاتمه از پیش تعیین شده برآورده شود.

۴-۲- الگوریتم GSK

الگوریتم بهینه سازی مبتنی بر کسب و انتشار دانش (GSK) [۲۰] یک الگوریتم فراابتکاری جدید توسعه یافته است که از مفهوم به دست آوردن و به اشتراک گذاری دانش در طول زندگی انسان پیروی می کند. فرض کنید $\{y_1, y_2, \dots, y_M\}$ افراد جمعیت با اندازه M باشند. هر فرد مانند y_j به صورت $y_j = [x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jc}]$ تعریف می شود که در آن C شاخه ای از دانش است که به یک فرد اختصاص داده شده است. در هر تکرار، افراد با توجه به مقادیر تابع هدف به ترتیب صعودی مرتب می شوند و سپس از مرحله کسب و به اشتراک گذاری جوان و مرحله کسب و اشتراک گذاری ارشد برای به روزرسانی جمعیت افراد با هم استفاده می کنند.

۲-۴-۱- مرحله جوانی GSK

هر فرد y_j ، از دو فرد مجاور y_{j-1} (بهترین) و y_{j+1} (بدترین) دانش کسب می‌کند. همچنین دانش یک فرد را به صورت تصادفی y_{rand} به اشتراک می‌گذارد. افراد از طریق معادله (۱۲) به‌روز می‌شوند.

$$y_j^{new} = \begin{cases} y_j + k_f \cdot [(y_{j-1} - y_{j+1}) + (y_{rand} - y_j)], & \text{if } f(y_{rand}) < f(y_j) \\ y_j + k_f \cdot [(y_{j-1} - y_{j+1}) + (y_j - y_{rand})], & \text{if } f(y_{rand}) \geq f(y_j) \end{cases} \quad (12)$$

که در آن y_j^{new} یک بردار آزمایشی برای y_j است، f و k_f به ترتیب مقدار تابع هدف و عامل دانش هستند.

۲-۴-۲- مرحله ارشد GSK

پس از مرتب‌سازی افراد به ترتیب صعودی (بر اساس مقادیر تابع هدف) در این مرحله، افراد به سه دسته (بهترین، متوسط و بدترین) طبقه‌بندی می‌شوند. بهترین و بدترین سطوح هر کدام دارای $n \times M$ ($n \in [0, 1]$) فرد بوده و سطح میانی دارای بقیه $(1 - 2n) \times M$ فرد است. هر فرد مانند y_j دانش را از سه فرد از گروه‌های مختلف با استفاده از معادله (۱۳) به دست می‌آورد.

$$y_j^{new} = \begin{cases} y_j + k_f \cdot [(y_{pb} - y_{pw}) + (y_m - y_j)], & \text{if } f(y_m) < f(y_j) \\ y_j + k_f \cdot [(y_{pb} - y_{pw}) + (y_j - y_m)], & \text{if } f(y_m) \geq f(y_j) \end{cases} \quad (13)$$

که در آن y_{pb} ، y_{pw} و y_m افراد تصادفی بوده که به ترتیب از بهترین، متوسط و بدترین سطوح انتخاب شده‌اند. هر دو مرحله برای به‌روزرسانی ابعاد مختلف یک فرد انجام می‌شود. توجه داشته باشید که تعداد ابعادی که با استفاده از فاز جوانی و فاز ارشد به‌روزرسانی می‌شوند به ترتیب با فرمول زیر محاسبه می‌شوند:

$$c_{ja} = (1 - \frac{u}{u_{max}})^k \times c, \quad (14)$$

$$c_{se} = c - c_{ja} \quad (15)$$

به‌طوری که $k > 0$ ، u و u_{max} به ترتیب میزان دانش، تکرار فعلی و حداکثر تعداد تکرارها می‌باشد. مقدار $k_r \in [0, 1]$ نسبت دانش است که مقدار کل دانش به دست آمده و به اشتراک گذاشته را که در طول نسل‌ها به ارث می‌رسد کنترل می‌کند (نسبت بین تجربه فعلی و اکتسابی).

۲-۵- معیارهای ارزیابی کیفیت تصویر

در این قسمت معیارهای ارزیابی کیفیت تصویر پس از نویز زدایی توضیح داده می‌شود. این معیارها عبارتند از نسبت سیگنال به نویز PSNR، شاخص سنجش شباهت ساختاری SSIM، فاکتور نگهدارنده لبه EPF، شکل شایستگی FoM.

۲-۵-۱- نسبت سیگنال به نویز^۱

نسبت بیشینه توان یک سیگنال به توان نویز افزوده شده (که بر بازنمایی تصویر تأثیر می‌گذارد)، با عنوان PSNR شناخته می‌شود [۳۴] و یکی از رایج‌ترین معیارها برای سنجش کیفیت تصویر به‌شمار می‌رود. در این معیار، MAX بیانگر بیشینه مقدار پیکسل در تصویر است. هرچه مقدار PSNR بالاتر باشد، نشان‌دهنده‌ی بازسازی دقیق‌تر و کیفیت بهتر تصویر بازسازی‌شده خواهد بود.

1. Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR)

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{MAX^2}{MSE} \quad (16)$$

۲-۵-۲- شاخص سنجش شباهت ساختاری^۱

این معیار برای سنجش شباهت ساختاری میان دو تصویر به کار می‌رود و مقدار آن را از سه جنبه‌ی روشنایی، کنتراست و ساختار اندازه‌گیری می‌کند. بنابراین، هرچه مقدار این معیار بیشتر باشد، نشان‌دهنده‌ی شباهت بالاتر بین دو تصویر است. این معیار به صورت زیر تعریف می‌شود [۳۰].

$$SSIM = \frac{(2\mu_I \mu_{I_n} + c_1)(2\sigma_{I, I_n} + c_2)}{(\mu_I^2 + \mu_{I_n}^2 + c_1)(\sigma_I^2 + \sigma_{I_n}^2 + c_2)} \quad (17)$$

که در آن I و I_n به ترتیب بیانگر تصاویر اصلی و نویزدار بوده و μ_I, μ_{I_n} و $\sigma_I^2, \sigma_{I_n}^2$ به ترتیب میانگین و واریانس 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 $c_1 = (0.01 \times 255)^2, c_2 = (0.03 \times 255)^2$ تعریف شده است.

۲-۵-۳- شکل شایستگی^۲

این معیار، روشی برای مقایسه‌ی کمی میان الگوریتم‌های تشخیص لبه در حوزه‌ی پردازش تصویر است. مقدار آن بین صفر و یک قرار دارد و هرچه به یک نزدیک‌تر باشد، بیانگر عملکرد بهتر الگوریتم در نمایش دقیق لبه‌ها است. این معیار به صورت زیر فرمول‌بندی می‌شود [۳۸].

$$R = \frac{1}{\text{Max}(N_1, N_2)} \sum_{i=1}^{N_2} \frac{1}{1 + Cd^2(i)} \quad (18)$$

N_1, N_2 به ترتیب بیانگر تعداد لبه‌های واقعی و لبه‌های شناسایی شده بوده، C مقداری ثابت و برابر $\frac{1}{9}$ و $d(i)$ فاصله بین لبه‌ی واقعی و لبه‌ی شناسایی شده را نشان می‌دهد.

۲-۵-۴- فاکتور نگهدارنده لبه^۳

فاکتور نگهدارنده لبه [۴۳] معیاری است که توانایی حفظ جزئیات تصویر فیلتر شده را محاسبه می‌کند و از معادله زیر محاسبه می‌شود.

$$EPF = \frac{\sum (I_L - \mu_{I_L}) \times (DI_L - \mu_{DI_L})}{\sqrt{\sum (I_L - \mu_{I_L})^2 \times \sum (DI_L - \mu_{DI_L})^2}} \quad (19)$$

که در آن I_L و DI_L به ترتیب لاپلاسین تصاویر اصلی و فیلتر شده بوده و μ_{I_L} و μ_{DI_L} مقادیر میانگین مربوطه هستند. مقدار EPF بالاتر نشان می‌دهد که تصویر فیلتر شده دارای جزئیات بیشتری است.

۳- فیلترهای کاهش نویز پیشنهادی با بکارگیری الگوریتم‌های بهینه‌سازی نهنگ و کسب و انتشار دانش

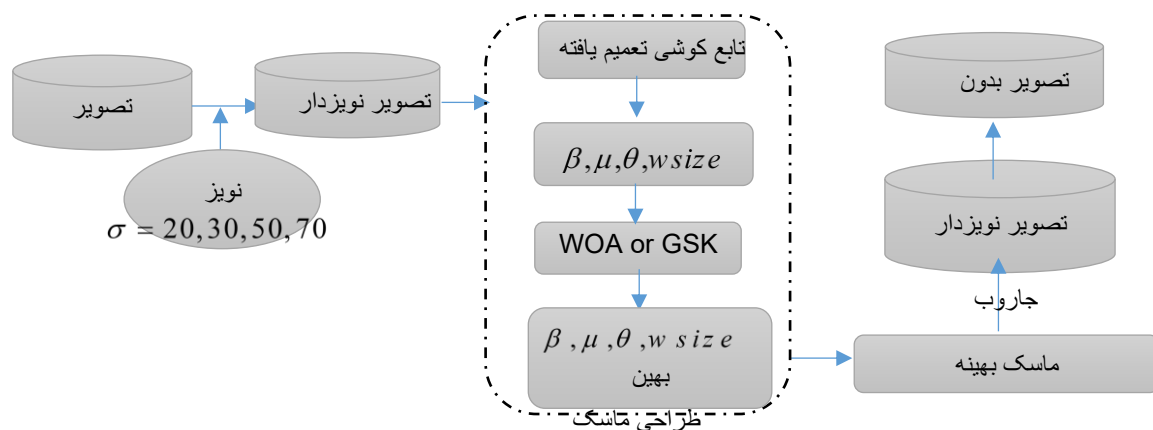
طراحی فیلتری کارا که علیرغم بهبود تصاویر بدست آمده از منابع تصویری آموزش ریاضی باعث حفظ لبه‌ها و اطلاعات ساختاری تصویر نیز شود یکی از چالش‌های مورد توجه اغلب محققین در حوزه‌ی پردازش تصویر است. در این قسمت هدف [۴۴] طراحی فیلترهای اتوماتیک برای بهبود تصاویر بدست آمده از منابع تصویری آموزش ریاضی با بکارگیری تابع کوشی تعمیم‌یافته می‌باشد.

1. Structural Similarity Index Measure (SSIM)

2. Figure of Merit (FoM)

3. Edge Preservative Factor (EPF)

در واقع دو فیلتر مختلف برای کاهش نویز طراحی می‌شود. در فیلتر پیشنهادی اول، ماسکی طراحی می‌شود که وقتی روی تصویر پزشکی نویزدار جاروب شود تصویر بدون نویز ایجاد کند. برای این منظور پارامترهای تابع کوشی تعمیم یافته β, μ, θ و همچنین سایز ماسک (ابعاد ماسک) W به عنوان پارامتر در نظر گرفته شده و مقادیر بهینه این پارامترها با حداکثر کردن تابع برازندگی تعریف شده در معادله (۲۴) در الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ و الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر کسب و انتشار دانش پرداخته می‌شود. کرمی و تفکری [۳۳] از برخی ویژگی‌های تابع کوشی تعمیم یافته استفاده کرده و ماسکی طراحی کردند که نویز تصویر را کاهش می‌دهد. آنها پارامترهای توزیع کوشی تعمیم یافته را با در نظر گرفتن خطای مجذور میانگین MSE به عنوان یک تابع برازندگی در الگوریتم تراکم ذرات بهینه‌سازی کردند. در روش آنها، در انتهای الگوریتم، نیاز به محاسبه مجدد نسبت سیگنال به نویز PSNR تصویر فیلتر شده می‌باشد. آنها اندازه ماسک انتخابی را ثابت و برابر با ۳ در نظر گرفته، در حالی که در روش پیشنهادی ما، اندازه ماسک به عنوان پارامتر بهینه‌سازی در نظر گرفته می‌شود. با تکرار و بررسی روش آنها بر روی تصاویر مختلف با اندازه‌های ماسک مختلف، متوجه شدیم که اندازه ماسک انتخابی به طور قابل توجهی بر عملکرد فیلتر تأثیر می‌گذارد، بنابراین روش پیشنهادی به حل این مساله می‌پردازد. دیاگرام مربوط به روش پیشنهادی در شکل ۱ مشخص شده است.



شکل ۱: دیاگرام روش اول برای کاهش نویز (تابع کوشی تعمیم یافته)

فرض کنید I_{input} تصویر خاکستری بدون نویز از مرتبه‌ی $m \times n$ توسط نویز گاوسی (Additive Gaussian Noise) نویزدار شود، بنابراین تصویر نویزدار I_{noisy} بدست می‌آید.

$$I_{noisy} = I_{input} + noise \quad (20)$$

ماسک طراحی شده F روی تصویر نویزدار جاروب شده و تصویر بدون نویز I_{output} بدست می‌آید.

$$I_{output} = I_{noisy} * F \quad (21)$$

برای طراحی فیلتر کاهش نویز، ابتدا تعداد n عامل جستجو $X_i, i = 1, 2, \dots, n$ یا (M شخص $Y_j, j = 1, \dots, M$) از الگوریتم نهنگ یا (الگوریتم مبتنی بر کسب و انتشار دانش) را که هر یک دارای ۴ پارامتر $\beta, \mu, \theta, wsize$ است مقاردهی اولیه (تصادفی) کرده، با این کار ماسک‌های مختلفی بدست می‌آید. هر یک از این ماسک‌ها را بر روی تصویر نویزدار جاروب کرده و تصاویر بدون نویز مختلفی بدست می‌آید. حال برای ارزیابی کیفیت تصاویر بدون نویز بدست آمده، مقدار تابع برازندگی را از معادله (۲۴) محاسبه کرده و بیشترین مقدار را در نظر گرفته می‌شود. با ادامه و اجرای بقیه‌ی مراحل الگوریتم نهنگ یا (الگوریتم

مبتنی بر کسب و انتشار دانش) و پس از طی تعداد تکرارهای از پیش تعیین شده‌ای الگوریتم خاتمه می‌یابد و تصویر بدون نویز با ماکزیموم تابع برازندگی بدست می‌آید. شبه کدهای روش پیشنهادی به صورت زیر خواهد بود.

شبه کد روش کاهش نویز با الگوریتم نهنگ

- ۱- تصاویر بدون نویز حاصل از منابع تصویری آموزش ریاضی را وارد کنید.
- ۲- تصاویر بدون نویز حاصل از منابع تصویری آموزش ریاضی را با سطوح مختلف از نویز گاوسی آغشته کنید.
- ۳- تعداد n عامل جستجو X_i که هر یک دارای پارامترهای $\beta, \mu, \theta, wsize$ می‌باشد مقدار دهی تصادفی کنید.
- ۴- ماسک‌های بدست آمده در مرحله ۲ را روی تصویر نویزدار جاروب کنید.
- ۵- مقدار ۱ به متغیر $Iter$ نسبت دهید.
- ۶- به ارزیابی تابع برازندگی مطابق معادله (۲۴) بین تصاویر بدست آمده و تصویر اصلی پرداخته و بهترین مقدار را X^* در نظر بگیرید.
- ۷- تا زمانی که $Iter$ کمتر از ماکزیموم تعداد تکرارها باشد مراحل زیر را انجام دهید.
- ۸- برای تمامی عوامل جستجو
- ۹- مقادیر a, A, C, p, l را به‌روز کنید.
- ۱۰- اگر $p < 0.5$
- ۱۱- اگر $|\vec{A}| < 1$
- ۱۲- موقعیت عوامل جستجو را بر حسب معادله ۵) به‌روز کنید.
- ۱۳- در غیر اینصورت اگر $|\vec{A}| \geq 1$
- ۱۴- یک عامل جستجو را بطور تصادفی انتخاب کنید. X_{rand}
- ۱۵- موقعیت عوامل جستجو را بر حسب معادله ۱۱) به‌روز کنید.
- ۱۶- در غیر اینصورت اگر $p \geq 0.5$
- ۱۷- موقعیت عوامل جستجو را بر حسب معادله ۸) به‌روز کنید.
- ۱۸- اگر عامل جستجویی خارج از محدوده‌ی فضای جستجو باشد دوباره مقداردهی تصادفی کنید.
- ۱۹- تابع برازندگی هر عامل جستجو را محاسبه کنید.
- ۲۰- اگر جوابی بهتر از بدست آید را به‌روز کنید.
- ۲۱- به $Iter$ یک واحد اضافه کنید. از حلقه خارج شوید.
- ۲۲- مقدار X^* را برگردانید.
- ۲۳- تصویر بدون نویز با ماکزیموم تابع برازندگی بدست می‌آید.

شبه کد روش کاهش نویز با الگوریتم مبتنی بر کسب و انتشار دانش

- ۱- تصاویر بدون نویز حاصل از منابع تصویری آموزش ریاضی را وارد کنید.
- ۲- تصاویر بدون نویز حاصل از منابع تصویری آموزش ریاضی را با سطوح مختلف نویز گاوسی خراب کنید.
- ۳- یک جمعیت تصادفی اولیه که هر کدام شامل ۴ پارامتر باشد ایجاد کنید.
- ۴- ماسک‌های به‌دست‌آمده در مرحله قبلی را روی تصویر نویزدار جاروب کنید.
- ۵- تابع برازندگی را برای هر فرد با استفاده از معادله (۲۴) ارزیابی کنید.
- ۶- به شمارنده تکرار u مقدار ۱ نسبت دهید.
- ۷- تا زمانی که u کمتر از ماکزیموم تعداد تکرارها باشد مراحل زیر را انجام دهید.
- ۸- افراد در جمعیت را بر اساس مقادیر تابع برازندگی به ترتیب صعودی مرتب کنید.

۹- تعداد ابعاد c_{ja} و گام های c_{se} جوان و ارشد را به ترتیب با استفاده از معادله های (۱۴) و (۱۵) محاسبه کنید.

۱۰- برای $j = 1$ تا M مراحل زیر را انجام دهید.

۱۱- برای $l = 1$ تا C مراحل زیر را انجام دهید.

۱۲- اگر $rand(0,1) < k_r$ آنگاه

۱۳- مرحله جوان GSK

۱۴- اگر $\frac{c_{ja}}{c} < rand(0,1)$ باشد آنگاه

۱۵- y_{jl}^{new} با بکارگیری معادله (۱۲) ایجاد کنید.

۱۶- در غیر اینصورت

۱۷- مرحله ارشد GSK

۱۸- y_{jl}^{new} را با بکارگیری معادله (۱۳) ایجاد کنید.

۱۹- پایان اگر

۲۰- در غیر اینصورت $y_{jl}^{new} = y_{jl}$

۲۱- پایان اگر

۲۲- پایان برای

۲۳- پایان برای

۲۴- معادله (۲۴) را برای هر بردار نمونه محاسبه کنید

۲۵- اگر بردار نمونه برتر از فرد هدف باشد، آن را بپذیرید.

۲۶- به u یک واحد اضافه کنید.

۲۷- پایان

۲۸- تصویر بدون نویز با حداکثر تابع برازندگی و مقادیر پارامتر بهینه به دست می آید.

در فیلتر پیشنهادی دوم، با استفاده از فیلتر دوطرفه فیلتری طراحی می شود که در آن به جای تابع گاوسی از تابع کوشی تعمیم یافته استفاده شده است. فرض کنید پیکسلی که در موقعیت (i, j) قرار دارد باید با استفاده از پیکسل های مجاور، نویز زدایی شود، و یکی از پیکسل های مجاور در موقعیت (k, l) قرار دارد. در این حالت وزن اختصاص داده شده به پیکسل برای کاهش نویز پیکسل به شرح زیر است:

$$w(i, j, k, l) = (\mu_d^{\beta_d} + |(\sqrt{(i-k)^2 + (j-l)^2}) - \theta_d|^{\beta_d})^{-\frac{2}{\beta_d}} \quad (22)$$

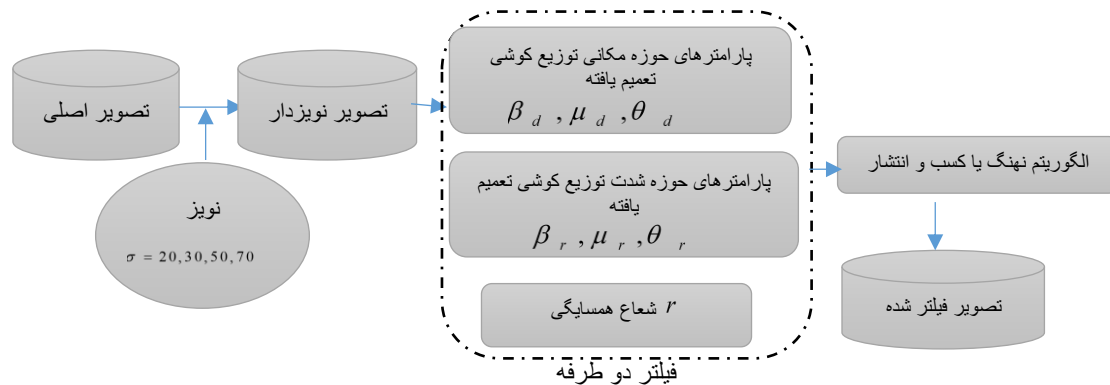
$$.(\mu_r^{\beta_r} + ||I(i, j) - I(k, l)| - \theta_r|^{\beta_r})^{-\frac{2}{\beta_r}}$$

که در آن β_d, μ_d, θ_d پارامترهای هموارسازی حوزه فضایی و β_r, μ_r, θ_r پارامترهای هموارسازی حوزه محدوده هستند و $I(i, j), I(k, l)$ شدت پیکسل های مربوطه هستند. خروجی فیلتر پیشنهادی به صورت زیر محاسبه می شود:

$$I_D(i, j) = \frac{\sum_{k,l} I(k, l) w(i, j, k, l)}{\sum_{k,l} w(i, j, k, l)} \quad (23)$$

در معادله فوق، مخرج کسر ضریب نرمال سازی بوده و I_D شدت پیکسل فیلتر شده در محل (i, j) می باشد. از آنجایی که مقادیر بهینه پارامترهای هموارسازی نیاز به تلاش های تجربی و دستی دارد، از الگوریتم های نهنگ و الگوریتم مبتنی بر کسب و انتشار دانش برای بدست آوردن مقادیر بهینه این پارامترها با در نظر گرفتن معادله (۲۴) به عنوان یک تابع برازندگی

استفاده می‌شود. در فیلتر مذکور، شعاع همسایگی r نیز بعنوان پارامتر بهینه‌سازی در نظر گرفته شده و به همین ترتیب، اندازه پنجره از رابطه ($wsiz e = 2r + 1, r = 1, 2, \dots$) به دست می‌آید. دیاگرام روش پیشنهادی دوم بصورت زیر است.



شکل ۲: دیاگرام روش دوم برای کاهش نویز

فرض کنید که I_{input} یک تصویر $m \times n$ بدون نویز خاکستری است که توسط نویز تخریب شده و I_{noisy} به دست آمده است. معادله (۲۳) روی تمام پیکسل‌های تصویر نویزدار اعمال شده و تصویر بدون نویز به دست می‌آید. تصویر نویزدار وارد الگوریتم‌های نهنگ و مبتنی بر کسب و انتشار دانش می‌شود، هر عامل جستجو (هر فرد) که حاوی پارامترهای " $\beta_d, \mu_d, \theta_d, \beta_r, \mu_r, \theta_r, r$ " است به‌طور تصادفی در محدوده تعریف شده مقداردهی اولیه می‌شود و با توجه به این پارامترها، معادله (۲۳) روی تمام پیکسل‌های تصویر نویزدار اعمال شده و تصاویر بدون نویز متفاوتی به دست می‌آید. مقدار برازندگی تصاویر خروجی از طریق معادله (۲۴) محاسبه می‌شود. بیشترین مقدار به عنوان بهترین جواب در نظر گرفته شده و این الگوریتم‌ها برای تکمیل تعداد از پیش تعیین شده‌ای از تکرارها ادامه می‌یابند. هنگامی که الگوریتم‌ها خاتمه می‌یابد، تصویر بدون نویز با ماکزیموم برازندگی به دست می‌آید. شبه کدهای روش پیشنهادی دوم بصورت زیر خواهد بود.

شبه کد روش دوم کاهش نویز با الگوریتم نهنگ

- ۱- تصاویر بدون نویز حاصل از منابع تصویری آموزش ریاضی را وارد کنید.
- ۲- تصاویر بدون نویز حاصل از منابع تصویری آموزش ریاضی را با سطوح مختلف از نویز گاوسی آغشته کنید.
- ۳- تعداد n عامل جستجو X_i که هر یک دارای پارامترهای $\beta_d, \mu_d, \theta_d, \beta_r, \mu_r, \theta_r, r$ می‌باشد مقداردهی تصادفی کنید.
- ۴- معادله (۲۳) به تمام پیکسل‌های تصویر نویزدار اعمال کنید.
- ۵- تصاویر بدون نویز متفاوتی به دست می‌آید.
- ۶- مقدار ۱ به متغیر $Iter$ نسبت دهید.
- ۷- به ارزیابی تابع برازندگی مطابق معادله (۲۴) بین تصاویر بدست آمده و تصویر اصلی پرداخته و بهترین مقدار را X^* در نظر بگیرید.
- ۸- تا زمانی که کمتر از ماکزیموم تعداد تکرارها باشد مراحل زیر را انجام دهید.
- ۹- برای تمامی عوامل جستجو
- ۱۰- مقادیر a, A, C, p, l را به‌روز کنید.
- ۱۱- اگر $p < 0.5$
- ۱۲- اگر $|\bar{A}| < 1$
- ۱۳- موقعیت عوامل جستجو را بر حسب معادله‌ی (۵) به‌روز کنید.
- ۱۴- در غیر اینصورت اگر $|\bar{A}| \geq 1$

- ۱۵- یک عامل جستجو را بطور تصادفی انتخاب کنید. X_{rand}
- ۱۶- موقعیت عوامل جستجو را بر حسب معادله ی (۱۱) به روز کنید.
- ۱۷- در غیر اینصورت اگر $p \geq 0.5$
- ۱۸- موقعیت عوامل جستجو را بر حسب معادله ی (۸) به روز کنید.
- ۱۹- اگر عامل جستجویی خارج از محدوده ی فضای جستجو باشد دوباره مقداردهی تصادفی کنید.
- ۲۰- اگر جوابی بهتر از X^* بدست آید X^* را به روز کنید.
- ۲۱- به $lter$ یک واحد اضافه کنید. از حلقه خارج شوید.
- ۲۲- مقدار X^* را برگردانید.
- ۲۳- تصویر بدون نویز با ماکزیموم تابع برازندگی بدست می آید.

شبه کد روش کاهش نویز با الگوریتم مبتنی بر کسب و انتشار دانش

- ۱- تصاویر بدون نویز حاصل از منابع تصویری آموزش ریاضی را وارد کنید.
- ۲- تصاویر بدون نویز حاصل از منابع تصویری آموزش ریاضی را با سطوح مختلف نویز گاوسی خراب کنید.
- ۳- یک جمعیت تصادفی اولیه که هر کدام شامل γ پارامتر $\beta_d, \mu_d, \theta_d, \beta_r, \mu_r, \theta_r, r$ باشد ایجاد کنید.
- ۴- تصاویر بدون نویز متفاوتی به دست می آید.
- ۵- تابع برازندگی را برای هر فرد با استفاده از معادله (۲۴) ارزیابی کنید.
- ۶- به شمارنده تکرار u مقدار ۱ نسبت دهید.
- ۷- تا زمانی که u کمتر از ماکزیموم تعداد تکرارها باشد مراحل زیر را انجام دهید.
- ۸- افراد در جمعیت را بر اساس مقادیر تابع برازندگی به ترتیب صعودی مرتب کنید.
- ۹- تعداد ابعاد c_{ja} و گام های c_{se} جوان و ارشد را به ترتیب با استفاده از معادله های (۱۴) و (۱۵) محاسبه کنید.
- ۱۰- برای $j = 1$ تا M مراحل زیر را انجام دهید.
- ۱۱- برای $l = 1$ تا C مراحل زیر را انجام دهید.
- ۱۲- اگر $rand(0,1) < k_r$ آنگاه
- ۱۳- مرحله جوان GSK
- ۱۴- اگر $\frac{c_{ja}}{c} < rand(0,1)$ باشد آنگاه
- ۱۵- $y_{new_{jl}}$ با بکارگیری معادله (۱۲) ایجاد کنید.
- ۱۶- در غیر اینصورت
- ۱۷- مرحله ارشد GSK
- ۱۸- $y_{new_{jl}}$ را با بکارگیری معادله (۱۳) ایجاد کنید.
- ۱۹- پایان اگر
- ۲۰- در غیر اینصورت $y_{new_{jl}} = y_{jl}$
- ۲۱- معادله (۲۴) را برای هر بردار نمونه محاسبه کنید.
- ۲۲- اگر بردار نمونه برتر از فرد هدف باشد، آن را بپذیرید.
- ۲۳- به u یک واحد اضافه کنید.
- ۲۴- پایان در حالی که
- ۲۵- تصویر بدون نویز با حداکثر تابع برازندگی و مقادیر پارامتر بهینه به دست می آید.

۳-۱- تابع برازندگی فیلترهای کاهش نویز پیشنهادی

هدف مسائل بهینه‌سازی بدست آوردن بهترین جواب برای مساله است بنابراین در اینجا هدف دستیابی به بهترین نتایج در فیلتر کوشی تعمیم یافته می‌باشد. در واقع عوامل جستجو باید طوری حرکت کنند که در هر تکرار بهتر و بهتر شوند. این عوامل جستجو باید مطابق تابع برازندگی در هر تکرار ارزیابی شوند. تابع برازندگی که در اینجا در نظر گرفته شده است، نسبت سیگنال به نویز PSNR می‌باشد.

$$fitness = PSNR \quad (24)$$

در واقع در این کار هدف ارزیابی این معیار بین تصویر اصلی بدون نویز و تصویر خروجی از فیلتر می‌باشد بنابراین مقادیر بالاتر آن بدین معنی است که شباهت ساختاری تصویر حاصل به تصویر اصلی بدون نویز نزدیک‌تر بوده و عملکرد فیلتر بهتر بوده است.

۴- نتایج روش‌های کاهش نویز پیشنهادی

برای نشان دادن کارایی فیلترهای پیشنهادی با استفاده از الگوریتم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی از جمله الگوریتم نهنگ و الگوریتم مبتنی بر کسب و انتشار دانش، آنها را با یکدیگر و پنج فیلتر کلاسیک و فیلترهای دو طرفه مبتنی بر تراکم ذرات وانگ و همکاران BW_PSO، فیلتر دو طرفه مبتنی بر تراکم ذرات آسوکان و همکاران BA_PSO و فیلتر کوشی تعمیم یافته مبتنی بر تراکم ذرات کرمی و تفکری GC_PSO مقایسه می‌شوند. برای بررسی تأثیر فیلترهای پیشنهادی بر مشکلات دنیای واقعی، تصویر اسکن شده از جزوه‌ی آموزش ریاضی (به ابعاد ۴۳۲×۵۹۳) را در نظر گرفته که توسط انحراف معیارهای مختلف از نویز گاوسی تخریب شده است. این تصویر با چهار انحراف معیار $\sigma = 20, 30, 50, 70$ از نویز گاوسی خراب می‌شوند. سپس برای تمام سطوح از انحراف معیارهای نویز گاوسی، فیلترهای کلاسیک مانند فیلتر میانگین، فیلتر گاوسی، فیلتر میانه، فیلتر وینر، فیلتر میانگین غیر محلی NLM، فیلتر GC_PSO، BW_PSO، BA_PSO، فیلتر اول پیشنهادی مبتنی بر الگوریتم نهنگ P1_WOA و فیلتر دوم پیشنهادی مبتنی بر الگوریتم کسب و انتشار دانش P1_GSK، فیلتر دوم پیشنهادی مبتنی بر الگوریتم نهنگ P2_WOA و فیلتر دوم پیشنهادی مبتنی بر الگوریتم کسب و انتشار دانش P2_GSK اعمال شده و معیارهایی مانند PSNR، SSIM، FOM و EPF را محاسبه کرده‌ایم. سپس نتایج حاصل را در جدول ۱ ثبت کرده‌ایم.

مقدار SSIM بین تصویر فیلتر شده و تصویر اصلی و مقدار SSIM بین تصویر اصلی و تصویر نویز دار محاسبه می‌شود. توجه داشته باشید که مقادیر SSIM بین تصاویر فیلتر شده و تصویر اصلی در همه روش‌ها به صورت دستی محاسبه می‌شود، به جز روش BW_PSO که به‌طور خودکار توسط الگوریتم PSO محاسبه می‌شود. در فیلتر GC_PSO و BA_PSO، مقدار MSE بین تصاویر فیلتر شده و اصلی به‌طور خودکار توسط الگوریتم PSO محاسبه می‌شود، اما مقدار PSNR بین تصاویر فیلتر شده و اصلی به صورت دستی محاسبه می‌شود. در فیلترهای پیشنهادی، مقدار PSNR به‌طور خودکار توسط WOA یا GSK محاسبه می‌شود. برای مقایسه منصفانه بین فیلترهای کاهش نویز، مقدار PSNR بین تصویر فیلتر شده و اصلی نیز به صورت دستی محاسبه می‌شود.

با توجه به ماهیت احتمالی الگوریتم‌های فرا ابتکاری هر یک از روش‌های مبتنی بر الگوریتم‌های فرا ابتکاری ۲۰ بار اجرا شده و بهترین نتایج بدست آمده در نظر گرفته شده است.

جدول ۱: معیارهای در نظر گرفته شده برای کاهش نویز گاوسی در تصویر حاصل از منابع تصویری آموزش ریاضی

	PSNR													
	Noisy	Average	Gaussian	Median	Wiener	NLM	GC	PSO	BW	PSOBA	PSOP1	WOA P2	WOA P1	GSK P2
$\sigma = 20$	19.۳۶۰۵	۲۰.۲۲۰۲	۲1.۴۴۲۴	۲1.۴۲۸۸	۲۲.۷1۰۷	۲۳.1۵۳۸	۲1.۶۰۹۲	۲۲.۶1۶۹	۲۳.۰۳۰۶	۲1.۶1۳۳	۲۳.۲۷۸۰	۲1.۶1۸۳	۲۳.۵۶11	
$\sigma = 30$	1۷.۷1۳۳	1۹.۴۴1۲	1۹.۹۰1۵	۲۰.۸۸۵۳	۲1.۰۸۷۲	۲۲.۰۳۹۹	۲۰.۳۲۷۴	۲1.۲۲۳۰	۲1.۴۹۹۳	۲۰.۳۷۴۵	۲۲.11۸۹	۲۰.۳۷۵۲	۲۲.۲۰۳۰	
$\sigma = 50$	1۵.۶1۵۴	1۸.۲۰۳۹	1۷.۸۷۴۷	1۹.۹۸۷۵	1۸.۹۵۰۴	۲۰.۲۷۹۸	1۸.۶۵۳1	1۹.۳۹۹۶	1۹.۵۴۰۴	1۸.۷۶۳۷	۲۰.۴۶۵۷	1۸.۷۶۴۴	۲۰.۵۰۴۸	
$\sigma = 70$	1۴.۲۴۴۴	1۷.۲۵۴۰	1۶.۵۲۰۳	1۹.1۹۴۶	1۷.۵۶1۲	1۸.۹۰۹۶	1۷.۵1۹۴	1۸.۰۲۲۸	1۸.۲۴۹۰	1۷.۶۸۳1	1۹.۲۵۹۰	1۷.۶۸۳۵	1۹.۳۶۸۴	
	SSIM													
	Noisy	Average	Gaussian	Median	Wiener	NLM	GC	PSO	BW	PSOBA	PSOP1	WOA P2	WOA P1	GSK P2
$\sigma = 20$	۰.۹۲۵۳	۰.۹۵۷۴	۰.۹۲۸۳	۰.۹۴۵۲	۰.۹۷۰۷	۰.۹۶1۲	۰.۹۳۹۴	۰.۹۹۹۹	۰.۹۶۵۲	۰.۹۳۸۸	۰.۹۶۵۵	۰.۹۳۹۰	۰.۹۹۹۹	
$\sigma = 30$	۰.۹۲۲1	۰.۹۴۴۴	۰.۹۲۰1	۰.۹۳۹1	۰.۹۵۶۳	۰.۹۴۵۲	۰.۹۲۲۳	۰.۹۴۴۳	۰.۹۵۳۰	۰.۹۲۲۷	۰.۹۸۸۶	۰.۹۲۳1	۰.۹۹1۲	

$\sigma = 50$	۰.۹۱۳۳	۰.۹۱۵۳	۰.۹۰۵۸	۰.۹۲۶۲	۰.۹۴۰۱	۰.۹۵۷۱	۰.۹۱۰۶	۰.۹۱۹۶	۰.۹۲۹۷	۰.۹۱۴۷	۰.۹۲۴۵	۰.۹۱۴۸	۰.۹۶۹۶
$\sigma = 70$	۰.۹۰۹۹	۰.۸۹۸۷	۰.۹۰۱۶	۰.۹۱۹۴	۰.۹۱۹۵	۰.۹۲۹۰	۰.۸۸۷۶	۰.۹۰۷۰	۰.۹۰۸۴	۰.۹۰۴۸	۰.۹۱۳۱	۰.۹۰۴۹	۰.۹۵۷۱
FOM													
$\sigma = 20$	۰.۲۵۷۳	۰.۷۸۹۹	۰.۳۲۸۳	۰.۵۱۷۴	۰.۹۲۲۴	۰.۸۱۵۴	۰.۴۱۶۸	۰.۷۳۴۱	۰.۹۱۱۰	۰.۴۸۶۶	۰.۹۳۲۷	۰.۴۹۷۲	۰.۹۳۷۳
$\sigma = 30$	۰.۲۲۵۳	۰.۶۲۸۱	۰.۲۶۱۱	۰.۳۹۲۰	۰.۷۳۴۰	۰.۸۱۳۷	۰.۳۰۹۸	۰.۶۷۲۲	۰.۶۴۲۷	۰.۳۵۸۱	۰.۸۳۳۷	۰.۳۶۳۷	۰.۹۲۸۲
$\sigma = 50$	۰.۱۹۵۷	۰.۳۰۷۹	۰.۲۲۰۰	۰.۳۲۱۴	۰.۴۴۱۶	۰.۴۸۸۱	۰.۲۴۸۴	۰.۴۸۱۲	۰.۳۴۲۶	۰.۲۸۲۶	۰.۵۵۲۹	۰.۲۸۶۵	۰.۸۳۳۷
$\sigma = 70$	۰.۱۷۸۶	۰.۲۴۶۸	۰.۱۹۹۸	۰.۲۸۹۲	۰.۳۳۰۴	۰.۳۳۴۶	۰.۲۲۳۷	۰.۳۳۹۷	۰.۲۷۰۲	۰.۲۵۵۱	۰.۴۲۸۲	۰.۲۵۸۰	۰.۷۳۹۳
EPF													
$\sigma = 20$	۰.۴۲۴۶	۰.۱۳۲۲	۰.۵۵۱۶	۰.۲۵۹۴	۰.۷۵۷۷	۰.۷۱۸۴	۰.۵۹۹۴	۰.۷۱۷۷	۰.۷۱۲۷	۰.۵۸۸۵	۰.۷۳۰۵	۰.۵۸۸۹	۰.۷۸۸۵
$\sigma = 30$	۰.۳۴۹۷	۰.۱۱۵۲	۰.۴۶۴۴	۰.۲۲۲۱	۰.۶۶۸۸	۰.۶۲۲۷	۰.۵۳۴۱	۰.۶۴۵۳	۰.۵۹۲۶	۰.۵۲۴۴	۰.۶۴۶۹	۰.۵۲۶۵	۰.۷۳۹۶
$\sigma = 50$	۰.۲۷۳۷	۰.۰۹۲۳	۰.۳۵۸۰	۰.۱۸۴۵	۰.۵۲۸۶	۰.۴۸۱۹	۰.۴۳۹۵	۰.۵۳۸۹	۰.۴۹۰۷	۰.۴۴۳۱	۰.۵۱۹۴	۰.۴۴۳۹	۰.۶۰۱۸
$\sigma = 70$	۰.۲۲۹۵	۰.۰۸۱۲	۰.۲۹۶۰	۰.۱۵۵۲	۰.۴۳۷۲	۰.۳۹۱۴	۰.۳۶۶۵	۰.۴۵۱۵	۰.۴۰۶۷	۰.۳۸۳۸	۰.۴۳۱۴	۰.۳۸۴۴	۰.۴۶۹۴

در جدول فوق، بالاترین مقادیر معیارها به صورت پررنگ مشخص شده است. برای تعیین اینکه کدام فیلتر به ازای تمام انحرافات معیار از نویز گاوسی بهتر عمل می‌کند، روش فریدمن برای هر معیار اعمال می‌شود و نتایج در جدول ۲ فهرست شده است.

۴-۱- تجزیه و تحلیل آماری

برای بررسی کیفیت و عملکرد الگوریتم‌ها از یک آزمون فرضیه آماری ناپارامتری مانند آزمون فریدمن استفاده می‌شود. فرض صفر بیانگر این است که هیچ اختلاف معناداری بین روش‌ها وجود ندارد و فرض جایگزین برعکس فرض صفر است. با توجه به مقدار p به دست آمده، تصمیم بر رد یا قبول فرض صفر گرفته می‌شود. اگر مقدار p از ۰.۰۵ بیشتر شود، فرض صفر پذیرفته می‌شود. در غیر این صورت مردود است. برای تمام انحراف معیارهای نویز گاوسی، میانگین رتبه فیلترها در تصاویر مختلف با استفاده از آزمون فریدمن بر حسب PSNR، SSIM، FOM و EPF به دست می‌آید. مقدار p محاسبه شده از طریق آزمون فریدمن صفر و کمتر از ۰.۰۵ است. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که بین عملکرد الگوریتم‌ها تفاوت معنی‌داری وجود دارد.

جدول ۲: نتایج آزمون فریدمن برای کاهش نویز گاوسی در تصویر حاصل از منابع تصویری آموزش ریاضی

Filters	Criteria	SSIM	PSNR	FOM	EPF	Total Rank	Ranking
Average		۸.۰۰	۱۱.۵۰	۷.۷۵	۱۲.۰۰	۱۰.۰۰	۱۰
Gaussian		۱۱.۵۰	۱۱.۲۵	۱۲.۰۰	۱۰.۰۰	۱۱.۲۵	۱۱
Median		۶.۲۵	۶.۲۵	۷.۲۵	۱۱.۰۰	۷.۷۵	۷
Wiener		۳.۰۰	۶.۷۵	۴.۲۵	۲.۵۰	۳.۷۵	۴
NLM		۳.۷۵	۳.۲۵	۳.۷۵	۵.۲۵	۳.۵۰	۳
GC_PSO		۱۰.۷۵	۹.۷۵	۱۱.۰۰	۸.۰۰	۱۰.۰۰	۱۰
BW_PSO		۵.۶۳	۵.۷۵	۴.۷۵	۳.۲۵	۴.۷۵	۵
BA_PSO		۴.۷۵	۴.۵۰	۵.۷۵	۵.۵۰	۵.۲۵	۶
P1_WOA		۱۰.۰۰	۸.۵۰	۹.۷۵	۸.۵۰	۹.۵۰	۹
P2_WOA		۴.۲۵	۲.۰۰	۲.۰۰	۳.۵۰	۳.۰۰	۲
P1_GSK		۹.۰۰	۷.۵۰	۸.۷۵	۷.۵۰	۸.۲۵	۸
P2_GSK		۱.۱۳	۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰	۱

در جدول ۲ ستون‌های ۲ تا ۵، میانگین رتبه فیلترها را نشان می‌دهد، مقادیر پایین‌تر پر رنگ هستند و عملکرد بهتر فیلتر را نشان می‌دهند. ستون ۶م جدول ۲ میانگین رتبه را با توجه به همه معیارهای در نظر گرفته شده نشان می‌دهد و ستون آخر رتبه بندی فیلترها را نشان می‌دهد. همان‌طور که آخرین ستون جدول ۲ نشان می‌دهد، روش P2_GSK نسبت به سایر فیلترها در کاهش نویز گاوسی و به دنبال آن فیلتر P2_WOA بهتر عمل می‌کند. به‌طور کلی اولین روش پیشنهادی در حذف نویز این تصویر موفق نبوده و فیلترهای مبتنی بر فیلتر دوطرفه بهتر از سایر فیلترها هستند. شکل ۳ نتایج فیلترهای پیشنهادی را بر روی تصویر اسکن شده از جزوه‌ی آموزش ریاضی نشان می‌دهد. در آن شکل، a, b, c, d, e, f, g, h, i, j, k, l, m, n به ترتیب تصویر اصلی، تصویر نویزدار با انحراف معیار ۳۰ و تصاویر فیلتر شده با فیلترهای میانگین، گاوسی، میانه، وینر، میانگین غیر

محلی، فیلتر کوشی تعمیم یافته مبتنی بر الگوریتم تراکم ذرات GC_PSO, BW_PSO, BA_PSO, P1_WOA, P1_GSK, P2_WOA و P2_GSK را نشان می‌دهند.

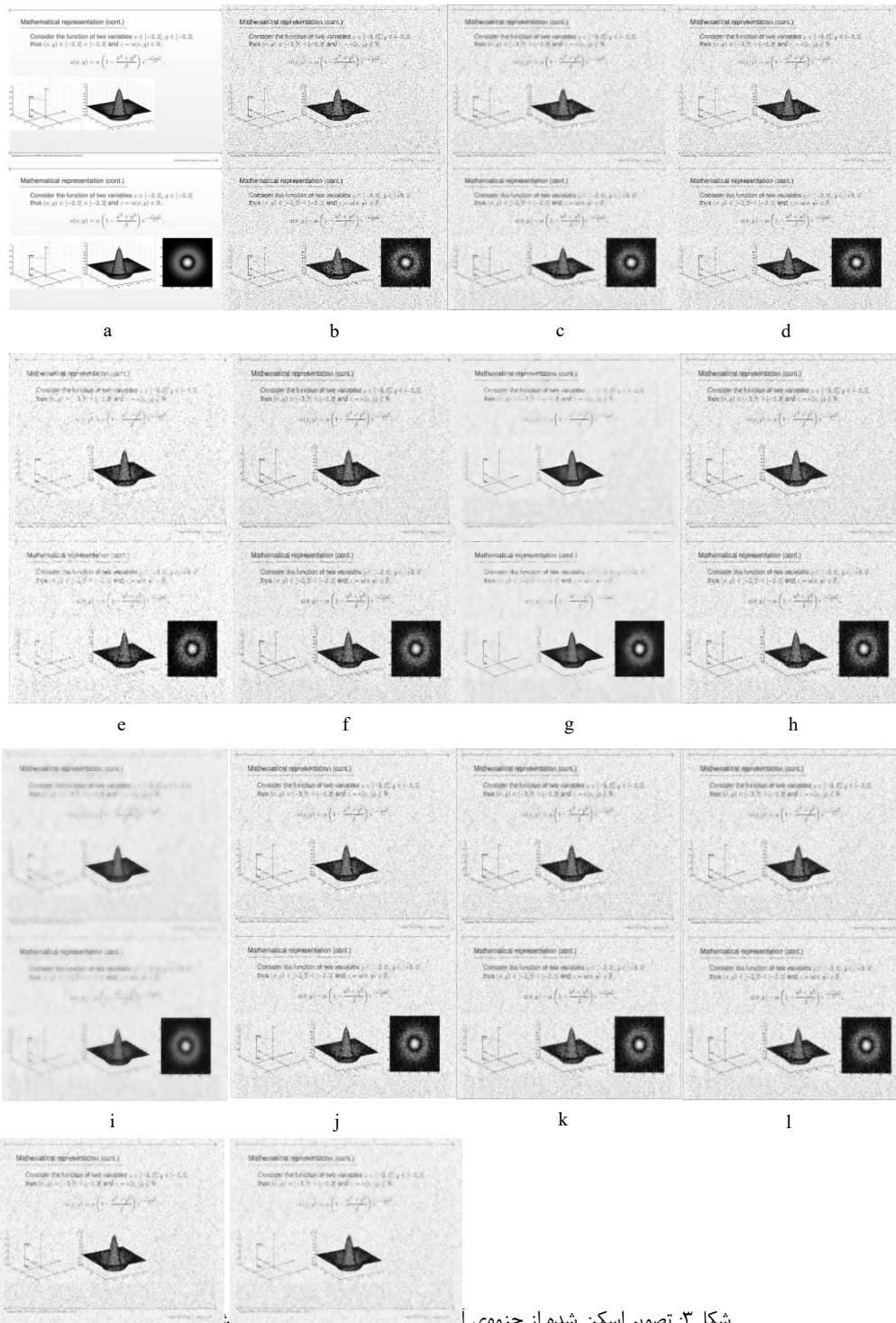
۴-۲- تحلیل زمان اجرای الگوریتم‌ها

زمان اجرای فیلترهای مبتنی بر هوش مصنوعی به عواملی مانند تعداد تکرارها، اندازه جمعیت، تعداد پارامترها، طول بازه‌ی هر متغیر و اندازه پنجره (که ثابت یا متغیر است)، بستگی دارد. بنابراین زمان اجرای فیلترهای P2_GSK و P2_WOA بیشتر از سایرین خواهد بود زیرا این الگوریتم‌ها باید تعداد ۷ پارامتر را بهینه کنند. زمان اجرای فیلترهای P1_GSK و P1_WOA نیز بیشتر از GC_PSO است زیرا اندازه ماسک نیز به‌عنوان یک پارامتر بهینه‌سازی است. صرف‌نظر از محدوده متغیرها، زمان اجرای فیلتر BW_PSO بیشتر از BA_PSO است زیرا شعاع همسایگی به‌عنوان یک پارامتر بهینه‌سازی در نظر گرفته شده است. محدوده‌ی یکی از متغیرها در فیلترهای BW_PSO و BA_PSO یکسان است. با این حال، اندازه محدوده متغیر دوم در فیلتر BW_PSO از محدوده متغیر دوم در فیلتر BA_PSO کوچکتر است بنابراین سرعت پردازش را افزایش می‌دهد. اما در روش BW_PSO شعاع همسایگی متغیر است که باعث افزایش زمان اجرای این الگوریتم می‌شود. به‌طور کلی، با در نظر گرفتن محدوده‌ی متغیرهای یکسان برای هر دو فیلتر، "فیلترهای BW_PSO و BA_PSO"، زمان اجرای BW_PSO به دلیل متغیر بودن شعاع همسایگی طولانی‌تر خواهد بود. همه محاسبات با استفاده از نرم افزار متلب 2012b بر روی رایانه شخصی با پردازنده مرکزی Core i5، ۴ گیگابایت رم با سیستم عامل Win ۷ اجرا شده است.

۵- نتیجه گیری و مسیرهای آینده

به طور خلاصه، دو فیلتر موثر مبتنی بر الگوریتم‌های هوش مصنوعی از قبیل WOA و GSK برای کاهش نویز تصویر اسکن شده از جزوه‌ی آموزش ریاضی ارائه شد. از آنجایی که ثابت بودن اندازه ماسک انتخابی در فیلتر ساخته شده توسط تابع GC، می‌تواند بر کارایی این فیلتر تأثیر بگذارد. از سوی دیگر، جدید بودن الگوریتم GSK، عدم کاربرد گسترده این الگوریتم در حوزه‌ی پردازش تصویر و توانایی این الگوریتم در حل مسائل پیچیده و در مقیاس بزرگ و همچنین توانایی WOA در حل مسائل پردازش تصویر، منجر به استفاده از GSK و WOA شده است. در این تحقیق ابتدا یک ماسک با استفاده از تابع GC طراحی شد و پارامترهای این تابع و اندازه ماسک انتخابی با حداکثر کردن مقدار PSNR به‌عنوان تابع برازندگی با WOA و GSK بهینه شد. در اکثر فیلترهای طراحی شده مبتنی بر فیلتر دوطرفه، شعاع همسایگی ثابت بوده و پارامترهای شدت و دامنه فضایی این فیلتر در تابع گاوسی، اهداف بهینه‌سازی بودند. با توجه به عملکرد بهتر و تقریباً مشابه GC نسبت به تابع گاوسی در حذف نویز و همچنین عدم استفاده از این تابع در فیلتر دوطرفه در کارهای قبلی باعث شده است تا از این تابع در فیلتر دوطرفه استفاده شود. بنابراین، یک فیلتر ترکیبی با جایگزینی تابع GC با تابع گاوسی در فیلتر دوطرفه طراحی شده و پارامترهای دامنه و محدوده تابع GC و همچنین اندازه شعاع همسایگی با به حداکثر رساندن PSNR به‌عنوان تابع برازندگی با استفاده از WOA و GSK بهینه‌سازی شدند. عملکرد فیلترهای پیشنهادی با یکدیگر و فیلترهای کلاسیک و همچنین فیلتر GC مبتنی بر PSO و دو فیلتر دوطرفه مبتنی بر الگوریتم تراکم ذرات BW_PSO, BA_PSO بر روی تصویر اسکن شده از جزوه‌ی آموزش ریاضی که با انحراف معیارهای متفاوت از نویز گاوسی خراب شده‌اند، مقایسه می‌شوند. به‌طور متوسط، عملکرد بهتر فیلترهای P2_GSK و P2_WOA از نظر همه‌ی معیارها در حذف نویز گاوسی به‌دست می‌آید. با این حال، P2_GSK و P2_WOA عملکرد قوی‌تری نسبت به فیلترهای P1_GSK و P1_WOA در حذف نویز گاوسی دارند. به دنبال فیلترهای P2_GSK و P2_WOA از نظر همه‌ی معیارها به‌ترتیب فیلترهای میانگین غیر محلی، فیلتر وینر، فیلتر BW_PSO، فیلتر BA_PSO، فیلتر میان، فیلتر P1_GSK، فیلتر P1_WOA (فیلتر GC_PSO میانگین رتبه‌ی یکسانی با فیلتر میانگین دارد) و فیلتر گاوسی قرار دارند. همچنین مشخص شد که با افزایش انحراف معیار نویز گاوسی، پارامترهای تابع GC توسط WOA یا GSK چنان مقدار دهی می‌شوند که منحنی توزیع GC به منحنی توزیع گاوسی نزدیک‌تر بوده، با این حال، دم سنگین‌تر از توزیع گاوسی می‌باشد. از آنجایی که میانگین رتبه‌ی فیلترهای P2_GSK و P2_WOA از نظر FOM و EPF بالا است، روش پیشنهادی دوم لبه‌ها و جزئیات ساختاری تصویر را

بیشتر حفظ می‌کند. فیلتر P1_GSK از نظر EPF و FOM بهتر از P1_WOA می‌باشد. به‌طور کلی می‌توان گفت که فیلتر پیشنهادی دوم از نظر PSNR، SSIM، FOM و EPF از همه فیلترهای دیگر بهتر است. یکی از مزایای فیلترهای پیشنهادی کاهش قابل توجه نویز تصاویر و طراحی آسان آنها می‌باشد. فیلترهای مبتنی بر GSK قوی‌تر و سریع‌تر هستند که یکی از مزایای آنها است. یکی از معایب فیلتر پیشنهادی دوم، زمان اجرای طولانی آن است و یکی دیگر از معایب آن عدم وجود کران بالا و پایین دقیق پارامترهای تابع GC می‌باشد، برای کارهای آینده می‌توان روشی جهت تعیین بازه‌ی دقیق برای پارامترها در نظر گرفت. همچنین می‌توان از الگوریتم‌های هوش مصنوعی تطبیقی برای افزایش سرعت همگرایی استفاده کرد. همچنین می‌توان از الگوریتم‌هایی برای جلوگیری از همگرایی زودرس، گرفتاری در جواب بهینه محلی و عدم تعادل بین فاز اکتشاف و بهره برداری استفاده کرد.



شکل ۳: تصویر اسکن شده از جزوی

مراجع

- [1] T. res, R. Szeliski, and W. T. Freeman, "Image and video restoration via nonlocal kernel regression," *IEEE Transactions on Pattern analysis and machine intelligence*, vol. 34, pp. 683-694, 2012.
- [2] H. Zhang, J. Yang, Y. Zhang, and T. S. Huang, "Image and video restorations via nonlocal kernel regression," *IEEE Transactions on cybernetics*, vol. 43, pp. 1035-1046, 2013.

- [3] K. S. Sankaran, 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, pp. 1750-1754.
- [4] H. Feng, Y. Wang, W. Zhou, J. Deng, and H. Li, "Doctr: Document image transformer for geometric unwarping and illumination correction," *arXiv preprint arXiv:2110.12942*, 2021.
- [5] C. Feichter and T. Schlippe, "Investigating models for the transcription of mathematical formulas in images," *Applied Sciences*, vol. 14, p. 1140, 2024.
- [6] B. Wang, F. Wu, L. Ouyang, Z. Gu, R. Zhang, R. Xia, *et al.*, "Image Over Text: Transforming Formula Recognition Evaluation with Character Detection Matching," in *Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition Conference*, 2025, pp. 19681-19690.
- [7] Z. Zhang, S. Ding, and W. Jia, "A hybrid optimization algorithm based on cuckoo search and differential evolution for solving constrained engineering problems," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 85, pp. 254-268, 2019.
- [8] D. E. Goldberg, "Genetic algorithm," *Search, Optimization and Machine Learning*, pp. 343-349, 1989.
- [9] L. dos Santos Coelho and V. C. Mariani, "Improved differential evolution algorithms for handling economic dispatch optimization with generator constraints," *Energy conversion and management*, vol. 48, pp. 1631-1639, 2007.
- [10] D. Karaboga and B. Basturk, "A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm," *Journal of global optimization*, vol. 39, pp. 459-471, 2007.
- [11] X.-S. Yang, "Firefly algorithm," *Nature-inspired metaheuristic algorithms*, vol. 20, pp. 79-90, 2008.
- [12] R. Eberhart 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, pp. 39-43.
- [13] S. Mirjalili, "Moth-flame optimization algorithm: A novel nature-inspired heuristic paradigm," *Knowledge-based systems*, vol. 89, pp. 228-249, 2015.
- [14] S. Mirjalili, A. H. Gandomi, S. Z. Mirjalili, S. Saremi, H. Faris, and S. M. Mirjalili, "Salp Swarm Algorithm: A bio-inspired optimizer for engineering design problems," *Advances in engineering software*, vol. 114, pp. 163-191, 2017.
- [15] S. Mirjalili, S. M. Mirjalili, and A. Lewis, "Grey wolf optimizer," *Advances in engineering software*, vol. 69, pp. 46-61, 2014.
- [16] S. Mirjalili and A. Lewis, "The whale optimization algorithm," *Advances in engineering software*, vol. 95, pp. 51-67, 2016.
- [17] X. Yao, "A new simulated annealing algorithm," *International Journal of Computer Mathematics*, vol. 56, pp. 161-168, 1995.
- [18] K. S. Lee and Z. W. Geem, "A new meta-heuristic algorithm for continuous engineering optimization: harmony search theory and practice," *Computer methods in applied mechanics and engineering*, vol. 194, pp. 3902-3933, 2005.

- [19] R. V. Rao, V. J. Savsani, and D. Vakharia, "Teaching-learning-based optimization: a novel method for constrained mechanical design optimization problems," *Computer-aided design*, vol. 43, pp. 303-315, 2011.
- [20] A. W. Mohamed, A. A. Hadi, and A. K. Mohamed, "Gaining-sharing knowledge based algorithm for solving optimization problems: a novel nature-inspired algorithm," *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, vol. 11, pp. 1501-1529, 2020.
- [21] M. H. Nadimi-Shahraki, S. Taghian, and S. Mirjalili, "An improved grey wolf optimizer for solving engineering problems," *Expert Systems with Applications*, vol. 166, p. 113917, 2021.
- [22] Y. Shen, C. Zhang, F. S. Gharehchopogh, and S. Mirjalili, "An improved whale optimization algorithm based on multi-population evolution for global optimization and engineering design problems," *Expert Systems with Applications*, vol. 215, p. 119269, 2023.
- [23] M. H. Nadimi-Shahraki, S. Taghian, S. Mirjalili, and H. Faris, "MTDE: An effective multi-trial vector-based differential evolution algorithm and its applications for engineering design problems," *Applied Soft Computing*, vol. 97, p. 106761, 2020.
- [24] T. I. Singh, R. Laishram, and S. Roy, "Image segmentation using spatial fuzzy C means clustering and grey wolf optimizer," in *Computational Intelligence and Computing Research (ICCIC), 2016 IEEE International Conference on*, 2016, pp. 1-5.
- [25] S. Kushwaha and R. K. Singh, *A new hybrid filtering technique for minimization of over-filtering issues in ultrasound images*: Infinite Study, 2018.
- [26] C. Tomasi and R. Manduchi, "Bilateral filtering for gray and color images," in *Iccv*, 1998, p. 2.
- [27] K. Sakthidasan and N. V. Nagappan, "Noise free image restoration using hybrid filter with adaptive genetic algorithm," *Computers & Electrical Engineering*, vol. 54, pp. 382-392, 2016.
- [28] J. Moreno, B. Jaime, and S. Saucedo, "Towards no-reference of peak signal to noise ratio," *Editorial Preface*, vol. 4, 2013.
- [29] C. Wang, 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, pp. 51-58.
- [30] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity," *IEEE transactions on image processing*, vol. 13, pp. 600-612, 2004.
- [31] X.-S. Yang and S. Deb, "Cuckoo search via Lévy flights," in *Nature & Biologically Inspired Computing, 2009. NaBIC 2009. World Congress on*, 2009, pp. 210-214.
- [32] M. Nabahat, F. Modarres Khiyabani, and N. Jafari Navmipour, "Optimization of bilateral filter parameters using a whale optimization algorithm," *Research in Mathematics*, vol. 9, p. 2140863, 2022.
- [33] A. Karami and L. Tafakori, "Image denoising using generalised Cauchy filter," *IET Image Processing*, vol. 11, pp. 767-776, 2017.
- [34] Q. Huynh-Thu and M. Ghanbari, "Scope of validity of PSNR in image/video quality assessment," *Electronics letters*, vol. 44, pp. 800-801, 2008.

- [35] P. Agrawal, T. Ganesh, and A. W. Mohamed, "A novel binary gaining–sharing knowledge-based optimization algorithm for feature selection," *Neural Computing and Applications*, vol. 33, pp. 5989-6008, 2021.
- [36] A. W. Mohamed, H. F. Abutarboush, A. A. Hadi, and A. K. Mohamed, "Gaining-sharing knowledge based algorithm with adaptive parameters for engineering optimization," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 65934-65946, 2021.
- [37] P. Agrawal, K. Alnowibet, and A. Wagdy Mohamed, "Gaining-sharing knowledge based algorithm for solving stochastic programming problems," 2022.
- [38] A. Akram and A. Ismail, "Comparison of edge detectors," *Int. J. Comp. Sci. Information Technol. Res*, vol. 1, pp. 16-24, 2013.
- [39] R. E. Carrillo, T. C. Aysal, and K. E. Barner, "Generalized Cauchy distribution based robust estimation," in *2008 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 2008, pp. 3389-3392.
- [40] J. Miller and J. Thomas, "Detectors for discrete-time signals in non-Gaussian noise," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 18, pp. 241-250, 1972.
- [41] G. R. Arce, *Nonlinear signal processing: a statistical approach*: John Wiley & Sons, 2005.
- [42] A. Asokan and J. Anitha, "Adaptive Cuckoo Search based optimal bilateral filtering for denoising of satellite images," *ISA transactions*, vol. 100, pp. 308-321, 2020.
- [43] K. Amitab, A. K. Maji, and D. Kandar, "Speckle noise filtering in SAR images using fuzzy logic and particle swarm optimization," *Journal of Computational Methods in Sciences and Engineering*, vol. 18, pp. 859-873, 2018.
- [44] M. Nabahat, F. M. Khiyabani, and N. J. Navmipour, "Hybrid Noise Reduction Filter Using the Gaining–Sharing Knowledge-Based Optimization and the Whale Optimization Algorithms," *SN Computer Science*, vol. 5, p. 417, 2024.

¹Department of Mathematics and Computer Science, Ur.C., Islamic Azad University, Urmia, Iran, Mehrdadnabahat@iau.ac.ir

Correspondence

Mehrdad Nabahat, Department of Mathematics and Computer Science, Ur.C., Islamic Azad University, Urmia, Iran, Mehrdadnabahat@iau.ac.ir

Denoising images from mathematical education visual sources using artificial intelligence-based algorithms

Mehrdad Nabahat, Assistant Professor ¹ 

Abstract

Enhancing the quality of mathematical educational images is a critical aspect of digital learning. Numerous images sourced from textbooks or online materials often lack sufficient clarity, rendering mathematical symbols and notations difficult to discern. Conventional image enhancement techniques can improve overall quality; however, they frequently result in the blurring of essential details. To address this limitation, the present study employs two intelligent filters in conjunction with artificial intelligence algorithms. These methods are designed to simultaneously reduce noise and distortions while preserving the sharpness of lines, graphs, and formulas. Furthermore, the filter parameters and configurations are automatically optimized to achieve optimal results. The artificial intelligence algorithms used include the whale optimization algorithm and the knowledge acquisition and dissemination algorithm. The criteria used to evaluate the quality of the denoised image are: PSNR, SSIM, FOM, EPF. Experimental findings demonstrate that, in comparison with traditional approaches, the proposed methodology produces clearer and more precise educational images, thereby facilitating a more effective comprehension of mathematical content for students.

Keywords: Bilateral filter, Gaining-Sharing Knowledge based algorithm (GSK), Generalized Cauchy (GC) filter, Particle Swarm Optimization (PSO), Whale Optimization Algorithm (WOA)