

ارائه یک روش جدید بازسازی متون در تصاویر نویزی مبتنی بر الگوریتم های P-نرم و بردار گرادیان

روحانگیز ثبوتی^{۱*}، ساراسادات بهبهانیا^۲

^۱دانشکده فنی و مهندسی، گروه کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی واحد زنجان، زنجان، ایران.

^۲دانشکده فنی و مهندسی، گروه کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی واحد قزوین، قزوین، ایران.

چکیده

با پیشرفت روزافزون دانش، نرخ تبادل اطلاعات به صورت چشمگیری افزایش یافته است. حجم بالایی از این اطلاعات به شکل تصاویر می باشند که این امر اهمیت پردازش تصویر را نشان می دهد. به علت طبیعت فیزیکی تصادفی موجود در سیستم های تصویربرداری، وجود نویز در تصویر اجتناب ناپذیر است که سبب می شود تا انجام پردازش های گوناگون تصویر مثل بخش بندی، تشخیص و تفسیر را با مشکل مواجه کند. حذف نویز از تصاویر دیجیتال یک چالش می باشد که این مقاله روشی ترکیبی جهت بازسازی متون در تصاویر نویزی با استفاده از دو تکنیک P-نرم و تکنیک گرادیان ارائه شده است و هدف این است که یک تصویر نویزی به نحوی ماتزدایی و نویزدایی شود تا مقدار نویز در تصویر در خروجی به حداقل مقدار رسیده یا کامل نویز زدایی شود. در واقع چون روش P-نرم در حذف نویز تصاویر با توزیع نویز بالا بسیار مناسب عمل می کند ابتدا تکنیک P-نرم روی عکس اعمال شده تا کیفیت عکس به بهترین شکل ممکن بهبود یابد و سپس از الگوریتم گرادیان نزولی جهت فیلتر کردن مجدد برای رفع نویزهای باقی مانده جهت اطمینان از حذف نویزهای موجود احتمالی در تصویر نهایی استفاده می شود. در شبیه سازی از سه تصویر که دارای نوشته (متن) می باشند استفاده شد که نتایج این شبیه سازی نشان داد، ترکیب این دو روش به صورت کارآمدی کیفیت از دست رفته ی تصاویر را برگرداند، طوری که خوانایی کامل نوشته ها حاصل شد.

کلمات کلیدی: بازسازی متون، تصویر، نویز، الگوریتم P-نرم و گرادیان.

تاریخچه مقاله:

تاریخ ارسال: ۱۳۹۹/۰۵/۰۱

تاریخ اصلاحات: ۱۳۹۹/۰۶/۰۲

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۶/۳۰

تاریخ انتشار: ۱۳۹۹/۰۷/۰۲

Keywords:

Reconstruction Texts

Pictures

Noise

Algorithm P-Norm and Gradient

*ایمیل نویسنده مسئول:

sobouti_87@yahoo.com

A new approach reconstruction texts of noisy images based on algorithms P-Norm and descending gradient

Roohangiz Sobouti^{*1}, Sarasadat Behbahania²

¹Faculty of Computer Engineering, Islamic Azad University, Zanjan Branch, Zanjan, Iran.

²Faculty of Computer Engineering, Islamic Azad University, Qazvin Branch, Qazvin, Iran.

Abstract

With the increasing advancement of knowledge, the rate of information exchange has increased dramatically. A large amount of this information is in the form of images, which shows the importance of image processing. due to the random physical nature of imaging systems, noise in the image is unavoidable. This makes it difficult to perform various image processes such as segmentation, recognition and interpretation. Searching to remove noise from digital images is a challenge. In this research, a combined method for reconstructing texts in noise imaging using two P-Norm techniques and gradient technique is presented. The purpose of this article is to blur and unmute a noise image so that the amount of noise in the output image is minimized or completely noise-free. Because the P-Norm method works very well in removing noise from images with high noise distribution. First, the P-Norm technique is performed on the photo to improve the image quality in the best possible way. The descending gradient algorithm is then used to re-filter to remove residual noise to ensure that any potential noise in the final image is removed. In the simulation, three images with text were used, which showed the results of this simulation. The combination of these two methods effectively restores the lost quality of the images so that the full readability of the writings results.

Yasmeen و همکارانش (۲۰۲۰) مقاله‌ای تحت عنوان " تشخیص متن و طبقه‌بندی تصاویر طبیعی با کیفیت پایین " ارائه دادند. آنها اظهار داشتند که شناسایی داده‌های متنی از تصاویر متنی یک مسئله بسیار قابل تأمل در زمینه گرافیک رایانه و تجسم است. این چالش زمانی پیچیده‌تر می‌شود که دستگاه‌های هوشمند لبه دار درگیر این روند شوند. تصویر با کیفیت پایین دارای چالش‌هایی مانند تاری، وضوح پایین و کنتراست که آن را برای تشخیص متن و طبقه‌بندی متنوع‌تر می‌کند. این فناوری پیشنهادی از سه سهم اصلی تشکیل شده است: الف: پس از تار شدن مصنوعی، تصویر تار پیش پردازش می‌شود و سپس فرآیند رفع تاری برای بازیابی تصویر اعمال می‌شود. ب: متعاقباً از روش استاندارد حداکثر پایدار مناطق شدید برای بومی‌سازی و شناسایی متن استفاده می‌شود. بلافاصله پس از آن K-Means اعمال می‌شود تا سه خوشه مختلف از تصویر پرس‌وجو برای جداسازی پیش‌زمینه و پس‌زمینه و همچنین ترکیب گروه‌بندی سطح کاراکترها به دست آید. ج: سرانجام، متن تقسیم‌بندی شده با استفاده از یک چارچوب جدید شبکه عصبی کانولوشن به مناطق متنی و غیر متنی طبقه‌بندی می‌شود. برای ارزیابی روش پیشنهادی، نتایج در سه مجموعه داده اصلی شامل SVT، IIT5K و ICDAR 2003 بدست می‌آید. نتایج طبقه‌بندی بدست آمده به ترتیب ۹۰.۳٪ برای مجموعه داده SVT، ۹۵.۸٪ برای مجموعه داده IIT5K و ۹۴.۰٪ برای مجموعه داده ICDAR 2003 بود. این برتری روش پیشنهادی را نشان می‌دهد که برای یادگیری مدل خوب به کار می‌رود. سرانجام، روش پیشنهادی برای ارزیابی اعتبار با روش‌های تشخیص متن قبلی مقایسه شد [۳].

Shah و همکارانش (۲۰۲۰) مقاله‌ای تحت عنوان " خنثی‌سازی مبتنی بر یادگیری عمیق و بازسازی تصاویر میکروسکوپ روشنایی دارای ساختار با وضوح فوق العاده " ارائه دادند. آنها اظهار داشتند که میکروسکوپ روشنایی ساختاری با وضوح فوق‌العاده است که رزولوشن فضایی نمونه‌های دارای برچسب ماورا بنفش را تا دو برابر افزایش می‌دهد. بازسازی تصاویر با کیفیت بالا SR-SIM به شدت به نورپردازی الگو با کنتراست مدولاسیون بالا بستگی دارد. در این مقاله، خنثی‌سازی تصویر SR-SIM مبتنی بر یادگیری عمیق نشان داد شده که منجر به تصاویر بازسازی شده با کیفیت بالا می‌شود. از شبکه عصبی کانولوشن رمزگشایی-رمزگشایی باقیمانده برای نفی موفقیت آمیز تصاویر پر نویز SR-SIM محاسباتی بازسازی شده استفاده شد. همچنین نادیده گرفتن و بازسازی کامل مبتنی بر یادگیری عمیق تصاویر سیم کارت خام به تصاویر SR-SIM با وضوح بالا نشان داده شده است. ثابت شده است که هر دو روش بازسازی تصویر در برابر مصنوعات بازسازی تصویر بسیار مقاوم هستند و به خوبی در مورد سطح مختلف نویز تعمیم می‌یابند. ترکیبی از محاسباتی

پردازش تصاویر شاخه‌ای از دانش رایانه است که با پردازش سیگنال دیجیتال که نماینده تصاویر برداشته شده با دوربین دیجیتال یا پویش شده توسط پویشگر هستند سر و کار دارد. پردازش تصویر عبارت‌است از هر نوع پردازش سیگنال که ورودی یک تصویر است مثل عکس یا صحنه‌ای از یک فیلم. خروجی پردازشگر تصویر می‌تواند یک تصویر یا یک مجموعه از نشانه‌های ویژه یا متغیرهای مربوط به تصویر باشد. ابتدایی‌ترین کاربردهای پردازش تصاویر رقومی در دهه ۶۰ و ۷۰ جنبه‌های نظامی و جاسوسی بود که باعث شد نیاز به تصاویر با کیفیت بالاتر بوجود آید. پس از آن مصارف دیگری برای تصاویر رقومی سطح زمین پیدا شد که کاربرد تصاویر چند طیفی^۱ در کشاورزی و جنگل داری از آن جمله است [۱]. امروزه استفاده از پردازش تصویر برای تسریع در امور شناسایی و تصمیم خودکار ماشین کاربرد فراوانی دارد. یکی از این کاربردها، تشخیص متن از روی تصاویر دیجیتال است. اما تشخیص متن به دلایل مختلفی با چالش‌های فراوانی روبه‌رو است. از جمله این موارد پیچیدگی تصویر پیش‌زمینه، نویز داخل تصویر، کجی تصویر، ماتی تصویر و سایر موارد ناخواسته دیگر می‌باشند که انجام این عمل را با موانعی مواجه می‌کند [۲]. پیچیدگی تصویر پیش‌زمینه به این مفهوم است که ممکن است عوامل جانبی متن به قدری زیاد و در هم پیچیده باشند که امکان تشخیص متن توسط ماشین میسر نباشد. عوامل نویز وارد شده در تصویر نیز ممکن است به علت لرزیدن دوربین و یا کیفیت پایین عکس برداری و یا فشرده‌سازی و یا هر عامل دیگری رخ دهد.

در نتیجه ارائه روشی که بتواند ابتدا متن مورد نظر را از تصویر پیش‌زمینه جدا کند، مرحله اول بازشناسی متن است. هدف از انجام این مقاله حذف نویز تصاویر جهت خواندن متن‌هایی است که درون تصاویر دیجیتال با پیش‌زمینه‌های گوناگون قرار گرفته‌اند. این تصاویر می‌توانند به هر دلیلی، دچار نویز شده و نوشته آن‌ها دیگر قابل خواندن نباشند که در این صورت با کیفیت بالا بازسازی می‌شوند. در نتیجه متن موجود در تصویر نویزی شده، بصورت شفاف و بدون نویز نمایش داده می‌شود. بخش‌های این مقاله به این صورت است که در بخش اول کارهای مربوطه توسط محققین، بخش دوم به تحلیل روش پیشنهادی پرداخته و در انتها نتایج تجربی که شامل پیاده‌سازی روش پیشنهادی، همه ارزیابی‌ها و تجزیه و تحلیل داده‌ها انجام شده و در پایان جمع بندی و نتایج کلی تحقیق ارائه شده است.

¹ Multi Spectral

روش توانسته است به خوبی نسبت به سایر روش های موجود تشخیص متن را انجام دهد [۷].

۳ - تحلیل روش پیشنهادی

پردازش تصویر، بهبود اطلاعات تصویر برای درک بهتر آن توسط انسان و یا ارائه بهتر آن برای درک یک ماشین می باشد. همان طور که مشخص است، پردازش تصویر دیجیتال، انجام دادن پردازش هایی بر روی تصویر دیجیتال می باشد که این عملیات را می توان در سه سطح پردازش سطح پایین، پردازش سطح میانه و پردازش سطح بالا دسته بندی کرد که در پردازش سطح پایین پردازش را می توان شامل پردازش های اولیه مانند، پیش پردازش - هایی برای حذف نویز، بهبود کنتراست تصویر و فیلتر کردن تصویر دانست.

در واقع سه مشخصه اصلی در بررسی کیفیت تصاویر عبارتند از: رزولیشن، کنتراست و نویز تصویر. حذف نویز تصویر را می توان به عنوان یک بخش از پردازش و یا به عنوان یک فرایند مستقل در نظر گرفت. در مورد اول، حذف نویز تصویر به منظور بهبود دقت الگوریتم های مختلف پردازش تصویر از جمله ثبت و یا دسته بندی بکار می رود. سپس، کیفیت این تصحیح مصنوعی، عملکرد فرایند را تحت تاثیر قرار می دهد. مورد دوم، حذف نویز با هدف بهبود کیفیت تصویر جهت بازرسی بصری بکار می رود. حفاظت از اطلاعات تصویر مربوطه مهم است. در روش پیشنهادی جهت بازسازی متون در تصاویر نویزی از دو تکنیک P-نرم و تکنیک گرادیان استفاده خواهد شد. در دو گام اصلی روش پیشنهادی بررسی می شود. گام اول با استفاده از روش P-نرم بهبود کیفیت عکس انجام می پذیرد و در گام دوم با استفاده از الگوریتم گرادیان نزولی به فیلتر کردن مجدد برای رفع نویزهای باقیمانده اقدام می شود. در واقع مزیت روش P-نرم این است که سبب حذف نویز در تصاویر با توزیع نویز بالا می شود که به همین دلیل ابتدا از روش P-نرم استفاده شده و سپس برای اطمینان از حذف نویزهای موجود احتمالی در تصویر نهایی و خرابی آن از روش گرادیان نزولی استفاده خواهد شد. در شکل ۱- بلوک دیاگرام روش پیشنهادی نشان داده شده است.

بازسازی و پس از آن خنثی سازی از طریق RED-Net حتی در صورت تغییر تنظیمات میکروسکوپ، عملکرد بسیار خوبی در حین استنباط بعد از آموزش نشان می دهد [۴].

Granata و همکارانش (۲۰۱۹) مقاله ای تحت عنوان " حذف نویز از تصاویر دارای فاصله از راه دور توسط ابزارهای غیر محلی با الگوریتم OpenCL " آنها یک اجرای قابل حمل چند پلتفرمی از روش غیر محلی برای حذف نویز از تصاویر با کنترل از راه دور ارائه دادند. این روش به ویژه برای سنسورهای فراتر از طیفی مناسب است که برنامه های کاربردی در آن ها فقط با الگوریتم های مبتنی بر CPU امکان پذیر نیست. در چند دهه، دستگاه های رایانه ای معمولاً مجموعه ای از مشخصات فروشنده متقابل (معماری ناهمگن سیستم) است که واحدهای پردازش مرکزی (CPU) و پردازنده گرافیکی (GPU) را با هم جمع می کند. با این حال، عدم استاندارد سازی منجر به این شد که اکثر پیاده سازی ها برای معماری خاص بسیار خاص هستند، استفاده مجدد از کد را در سیستم عامل های مختلف از بین می برد (یا باعث ایجاد بسیار متنوع) می شود. به منظور پرداختن به این مسئله، یک الگوریتم چند گزینه ای غیر محلی را که با استفاده از زبان محاسبات باز اعمال و برای تصاویر ابر طیفی Hyperion ایجاد شده، پیاده سازی شد. نتایج تجربی سرعت فوق العاده ای را که الگوریتم GPU با توجه به الگوریتم های متداول سریال در پردازنده و قابلیت حمل در سیستم عامل های مختلف به دست آورده است، نشان می دهد. این باعث می شود که حذف نویز واقعی تصاویر از طریق زمان واقعی و دقیق انجام شود [۵].

Yao و همکارانش (۲۰۱۴) مقاله این پیشنهاد دادند که با استفاده از تبدیل SWT تشخیص متن و درک معنایی آن صورت گرفته است. نوآوری این مقاله در این است که متن بازیابی شده توسط یک دیکشنری از پیش تعلیم داده شده مورد بررسی قرار می گیرد و بازیابی آن کلمه نیز بدست می آید. الگوریتم پیشنهادی در این روش نیز همانند مقاله قبلی می باشد که یک دیکشنری با استفاده از تصاویر سالم بدست می آید و سپس از روی دیکشنری بدست آمده و ویژگی های استخراجی از هر تصویر به تشخیص متن و بازیابی آن می پردازد [۶].

Yin و همکارانش (۲۰۱۴) مقاله ای این پیشنهاد دادند که با استفاده از سامانه های خودسازمانده و یادگیری ماشین به طبقه بندی و خوشه بندی تصاویر پرداخته شده است که با استفاده از آن متن مورد نظر شناسایی می شود. در این آزمایش نیز هدف اصلی تشخیص معنای متن دریافت شده است که در ۷۶٪ موارد توانسته است به درستی متن مورد نظر را دریافت کرده و بازسازی کند. تشخیص حروف در ای نروش نیز به صورت حرف به حرف است که در هر مرحله کلمه به حروف کوچکتر شکسته می شوند. این

خاصیت است. به نحوی که هر چه مقدار $\delta_j(\hat{X}_i)$ بیشتر باشد، کاهش و انقباض آن کمتر است. از این رو، راه مستقیم برای تنظیم وزن‌ها بدین صورت است که وزن باید تناسب معکوس با $\delta_j(\hat{X}_i)$ داشته و رابطه زیر برقرار باشد [۹]:

$$w_j = c\sqrt{n}/(\delta_j^{1/p}(\hat{X}_i) + \varepsilon) \quad (\text{رابطه-۲})$$

که در آن، n برابر با تعداد پچ‌های مشابه در Y_i بوده و ε برابر با مقدار 10^{-16} تنظیم می‌شود تا از تقسیم به صفر، اجتناب کرد. همچنین $c = 2\sqrt{2}\sigma_n^2$ است. از آنجا که مقدار $\delta_j(\hat{X}_i)$ قبل از تخمین \hat{X} مشخص نیست، می‌توان $\delta_j(\hat{X}_i)$ را به صورت زیر مقداردهی اولیه کرد [۹]:

$$\delta_j(\hat{X}_i) = \sqrt{\max\{\sigma_j^2(Y_i) - n\sigma_n^2, 0\}} \quad (\text{رابطه-۳})$$

برای بازسازی متناوب تصویر واضح، از رویهٔ منظم‌سازی متناوب پیشنهاد شده در مقاله [۱۰] استفاده می‌شود. این روش، باقی ماندهٔ فیلتر شده را به تصویر حذف نویز شده، باز می‌گرداند، یعنی [۹]:

$$y^{(k)} = \hat{x}^{(k-1)} + \alpha(y - \hat{x}^{(k-1)}) \quad (\text{رابطه-۴})$$

که در آن، k به تعداد تکرارها و α به پارامتر آرام‌سازی اشاره می‌کند. در نهایت، با جمع‌بندی تمام پچ‌های حذف نویز شده در کنار یکدیگر، می‌توان تصویر X را بازسازی کرد [۹].

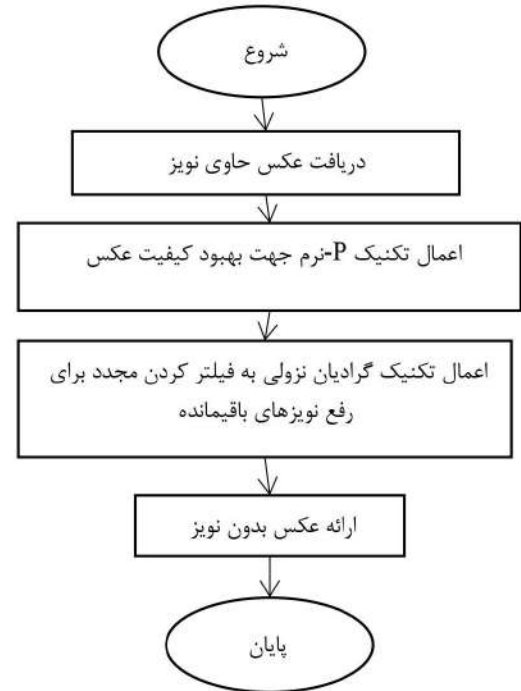
از این سو فرض می‌شود تمام مقادیر تکی دارای ترتیب غیرصعودی باشند. در این صورت، راه حل بهینهٔ رابطه-۱ برابر می‌شود با: $X = U\Delta V^T$ به همراه $\Delta = \text{diag}(\delta_1, \dots, \delta_r)$ ، به طوری که δ_i با حل مسئلهٔ رابطه-۵ بدست می‌آید، به شرطی که $i = 1, \dots, r$ در ازای j از $\delta_i \geq \delta_j$ و $\delta_i \geq 0$ [۲۷]:

$$\min_{\delta_1, \dots, \delta_r} \sum_{i=1}^r [(\delta_i - \sigma_i)^2 + w_i \delta_i^p], \quad (\text{رابطه-۵})$$

حتی با تبدیل رابطه-۱ به فرم کاهش یافته با شرط‌های ذکر شده مذکور، باز هم حل مسئلهٔ رابطه-۵ به دلیل غیر محدب بودن و غیر هموار بودن تابع هدف با شرط ترتیب اضافی، یعنی $\delta_i \geq \delta_j$ و $i \leq j$ ، حائز اهمیت است. اگر بتوان شرط‌های مذکور را به طور مستقیم حذف کرد، آنگاه مسئلهٔ رابطه-۵ به r زیر مسئلهٔ مستقل رابطه-۶ تقسیم می‌شود و بدین ترتیب، چالش حل مسئله کمتر می‌شود به طوری که $i = 1, 2, \dots, r$ [۹]:

$$\min_{\delta_i} f_i(\delta) = (\delta_i - \sigma_i)^2 + w_i \delta_i^p \quad (\text{رابطه-۶})$$

فرض کنید SVD^۳ (تجزیه ماتریس بر اساس مقادیر مختلف به عنوان مثال ماتریس $Y_{m \times n}$ رتبه k) مربوط به Y و برابر با $Y = V\Sigma U^T$ باشد. در این بخش بسیار مهم است که مشخص



(شکل-۱): بلوک دیاگرام روش پیشنهادی

الگوریتم بهینه‌سازی P-نرم وزنی شاتن^۱ برای حذف

نویز تصویر در روش پیشنهادی: متغیر Y_i به عنوان یک تصویر آسیب دیده Y و $\{Y_i\}_{i=1}^{n_i}$ ها در یک ماتریس مانند Y_i به صورت پشته که ستون‌های این ماتریس پچ‌های عمودی Y_i با شرط $i = 1, \dots, n_i$ و بر اساس مدل تخریب نویز گاوسی سفید افزایشی به شکل $Y_i = X_i + N_i$ می‌باشد. طوری که X_i و N_i به ترتیب، ماتریس‌های پچ تصویر اصلی و نویز می‌باشد. با فرض مرتبهٔ پایین، می‌توان تخمینی از ماتریس X_i را با استفاده از روش‌های LRMA^۲، از روی ماتریس Y_i بدست آورد. از این رو، مدل بهینه‌سازی مربوط به این روش، به صورت رابطه-۱ تعریف می‌شود [۸،۹].

$$\hat{X}_i = \arg \min_{X_i} \frac{1}{\sigma_n^2} \|Y_i - X_i\|_F^2 + \|X_i\|_{w,S,p}^p \quad (\text{رابطه-۱})$$

که در آن، σ_n^2 به واریانس نویز اشاره می‌کند. اولین عبارت در رابطه-۱، عبارت وفاداری داده‌های F-Norm است. عبارت دوم در این رابطه، نقش منظم‌سازی مرتبه پایین را ایفا می‌کند. معمولاً $\sigma_j(X_i)$ (یعنی j آمین مقدار تکی X_i) با یک مقدار بالا، مهم‌تر و ارزشمندتر از $\sigma_j(X_i)$ هایی با مقدار پایین هستند، چون انرژی j آمین مؤلفهٔ X_i را نشان می‌دهند. به طور مشابه، $\delta_j(\hat{X}_i)$ ، یعنی j آمین مقدار تکی راه حل بهینهٔ مدل (۱) نیز دارای همین

³ Singular Value Decomposition

¹ Weighted Schatten p-Norm Minimization

² Low Rank Matrix Approximation

در سال های اخیر، توجه بسیاری را به خود جلب کرده اند. در واقع در روش پیشنهادی پس از اینکه با استفاده از روش P-نرم اقدام به بهبود کیفیت عکس شد یک بار با استفاده از الگوریتم گرادیان نزولی اقدام به فیلتر کردن مجدد برای رفع نویز های باقیمانده اقدام می شود. این عملیات، جزء مسائل معکوس بوده و هر یک از این دو را می توان بعنوان مسئله بازایی یک مدل سطحی دو بعدی (m) از روی داده های دو بعدی مشاهده شده (یا مشخص شده) (b) و بر اساس رابطه زیر فرموله سازی کرد [۱۱].

$$b = F(m) + \epsilon, \quad (\text{رابطه-۷})$$

در رابطه بالا، $F(m)$ داده های پیش بینی شده را نشان می دهد و در واقع یک تابع خطی از مدل مشاهده شده m است. همچنین ϵ به نویز افزایشی اشاره می کند. هم m و هم b به روی یک گرید پیکسلی چهار گوش تعریف شده اند. با حفظ عمومیت، این گرید چهار گوش یک مربع در نظر گرفته می شود. این مربع، به مربع های واحد Ω با n^2 سلول مربعی گسسته سازی شده است که طول هر سلول برابر با $h = 1/n$ می باشد. در این بخش، مسئله مات زدایی بررسی می شود. [۱۱]:

از لحاظ محاسباتی، در اکثر موارد می توان مسئله مات زدایی را به طور خطی و بوسیله یک تابع پخش نقطه ای^۱ یعنی $f(x, y)$ مدلسازی کرد، به نحوی که این مدل در برابر تغییر و شیفت، ثابت و پایدار می ماند. بعلاوه، همانطور که در پردازش سیگنال و تئوری سیگنال ها اشاره شده است، یک عملگر خطی ثابت در برابر شیفت، باید به شکل کانولوشنی باشد، یعنی [۱۱]:

$$F(m) = f(x, y) * m(x, y) = \int_{\mathbb{R}^2} f(x - x', y - y') m(x', y') dx' dy' \quad (\text{رابطه-۸})$$

بنابراین یک تصویر مات مشاهده شده نظیر b، بوسیله رابطه زیر، به تصویر تیز ایده آل $m(x, y)$ مرتبط می شود که * به ضرب کانولوشنی اشاره می کند و تابع پخش نقطه ای $f(x, y)$ می تواند در فضا، متغیر باشد [۱۱]:

$$b = f(x, y) * m(x, y) + \epsilon \quad (\text{رابطه-۹})$$

شود تکنیک SVD دارای چه مراحل بوده و ماتریس های تجزیه چطور بدست می آیند [۹]. در واقع ماتریس و اجزای اصلی این تکنیک به شرح جدول ۱- است.

(جدول ۱-): اجزای اصلی تکنیک SVD

ماتریس	محاسبه
U	ماتریس متعامد $m \times m$ بردار ویژه AA^T
V	ماتریس متعامد $n \times n$ بردار ویژه $A^T A$
Σ	یک ماتریس مربعی A متعامد است اگر $A^T A = AA^T = I$ $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_r)$ $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_k > 0$ $\sigma_{k+1} = \dots = \sigma_n = 0$
A^T	ترانهاده ماتریس A

تمام اجزای تکنیک SVD (ماتریس های تکین V, U, Σ) را می توان از جدول ۱- محاسبه کرد [۱، ۲، ۶].
در این قسمت الگوریتم P-نرم گام اول روش پیشنهادی ارائه داده شده است:

الگوریتم روش p-norm در روش پیشنهادی

۱-	ورود عکس دارای نویز Y و تعداد (K) smoothing step.
۲-	مقادیر $\hat{X}_0 = Y$ و $\hat{Y}_0 = Y$ قرار بده.
۳-	$k = 1$
۴-	مقدار زیر را محاسبه کن: $\hat{Y}^{(k)} = \hat{X}^{(k-1)} + \alpha(Y - X^{(k-1)})$;
۵-	برای هر ستون Y_k^j انجام بده:
۶-	ستون های مشابه را برای تشکیل Y^j پیدا کن.
۷-	بردار وزن W را محاسبه کن.
۸-	تجزیه ی راست و چپ Y^j را به ماتریس های تکین U و V انجام بده.
۹-	ماتریس قطری Δ را محاسبه کن.
۱۰-	تقریب ستون \hat{X}^j را با معادله ی $\hat{X}^j = U \Delta V^T$ محاسبه کن و قرار بده $j = j+1$
۱۱-	در صورتی که تمام ستون ها پیموده نشده برو به ۵ در غیر این صورت برو به ۱۲.
۱۲-	ماتریس $\hat{X}^{(k)}$ را محاسبه کن.
۱۳-	قرار بده $k = k + 1$
۱۴-	در صورتی که $k \leq K$ برو به ۴ در غیر این صورت \hat{X}_k را به خروجی بده.

الگوریتم بهینه سازی حذف نویز و شفاف سازی گرادیان (نزولی) در روش پیشنهادی: عملیات مات زدایی و حذف نویز، فعالیت های اصلی در بازسازی و ترمیم تصویر به شمار می آیند و

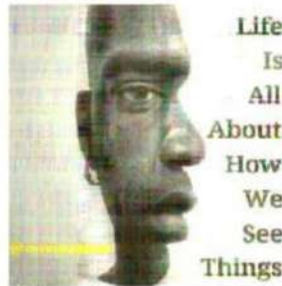
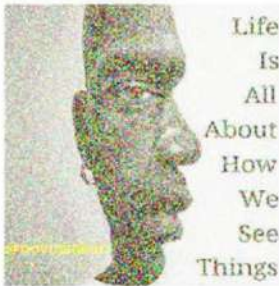
^۱ Point Spread Function



(شکل-۳): خروجی تصویر ۱ قبل و بعد حذف نویز



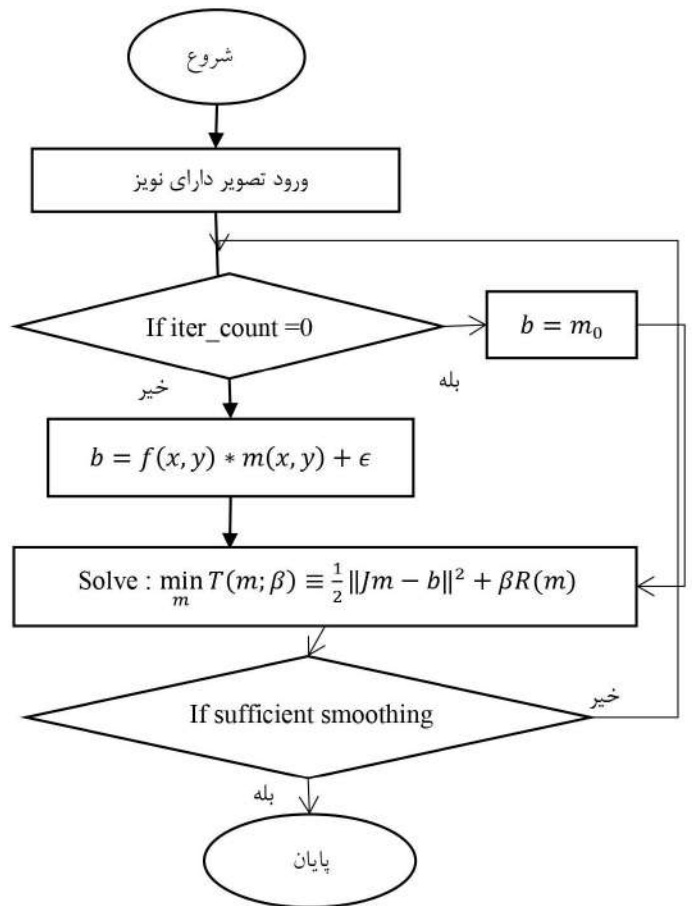
(شکل-۴): خروجی تصویر ۲ قبل و بعد حذف نویز



(شکل-۵): خروجی تصویر ۳ قبل و بعد حذف نویز

در این مقاله با توجه به ضعیف بودن سیستم استفاده شده برای امر محاسبات تعداد ۱۰ تکرار برای بهبود کیفیت تصویر قرار داده شده است. با این حال نتایج حاصل از ترکیب این دو روش به صورت کارامدی توانست کیفیت از دست رفته‌ی تصاویر را بازگردانده و نوشته‌ها قابل خواندن شوند. در زیر تصاویر استفاده شده را پس از نویزدار کردن و پس از حذف نویز در آنها ذکر شده است. همانگونه که در تصاویر و شکل‌های بالا دیده می‌شود متن موجود در تصویر به خوبی قابل تشخیص است و میزان نویز در این شبیه‌سازی‌ها در کیفیت تصویر نهایی چندان تأثیری نداشته است. برای نویز موجود در بالا مقدار $\sigma_n = 5$ در نظر گرفته شده است. پارامترهای مناسب بازسازی: برای بدست آوردن پارامتر بازسازی معمولاً از $PSNR^1$ استفاده می‌شود. هر چه مقدار PSNR بیشتر باشد یعنی دو تصویر به یکدیگر شبیه‌تر هستند. در مورد تصاویر نویزی و بازسازی شده با توجه به نتایج بدست آمده نکته‌ای که جلب توجه می‌کند این است که مقدار PSNR

¹ Peak Signal to Noise Ratio



(شکل-۲): فلوجارت نهایی الگوریتم بهینه‌سازی حذف نویز و شفاف سازی گرادیان (نزولی) در روش پیشنهادی

۴- نتایج تجربی

در این قسمت، نتایج شبیه‌سازی روش ارائه شده و ایده پیشنهاد شده بخش قبل در مرحله پیاده‌سازی قرار گرفته است که به منظور شبیه‌سازی محیط از نرم‌افزار Matlab استفاده شده است. شبیه‌سازی‌های انجام شده با استفاده از نرم‌افزار Matlab R2016b توسط یک سیستم خانگی با مشخصات بیان شده در جدول ۲ زیر انجام شده است.

(جدول-۲): مشخصات سیستم جهت شبیه‌سازی

CPU	AMD Athlon p320 dual core 2.1GH 2X
GPU	AMT ATI Radeon HD4200
HDD	Toshiba 5400rpm 1TB
RAM	8GB DDR3
OS	Microsoft Windows 10

ارزیابی: برای انجام شبیه‌سازی از سه تصویر استفاده شده است. هر یک از این تصاویر حاوی نوشته‌ای است و پس از پوشش آنها با نویز با توزیع گاوسی اقدام به دینویز کردن تصاویر شده است.

باشد(خطای سیستمی) اما حداکثر مقدار یک و حداقل مقدار صفر برای این معیار در نظر گرفته شده است.

در شبیه سازی های انجام شده مقدار ECR برای هر پارامتر محاسبه شده است. پارامترهای متغیر در شبیه سازی های انجام شده رو می توان در جدول ۳- مشاهده کرد:

(جدول-۳): معرفی پارامترهای شبیه سازی

نام پارامتر	دامنه ی تغییر در شبیه سازی
σ_n	5 – 50
p	0.1 – 1
J	100 – 5000
α	0.1 – 0.9

در جدول ۳- پارامتر p همان توان P -نرم می باشد و باید بین صفر و یک باشد که شبیه سازی مقدار ۰.۱ تا ۱ در نظر گرفته شده است، پارامتر σ_n توزیع نویز یا همان واریانس نویز را مشخص می کند که باید دارای چه مقداری باشد که با معیار انحراف معیار و واریانس سروکار دارد، پارامتر α همان پارامتر آرام سازی (رابطه-۴) است که یک معادله بازگشتی جهت بازسازی متناوب تصویر واضح، از رویه منظم سازی متناوب استفاده شده که باقی مانده فیلتر شده را به تصویر حذف نویز شده، باز می گرداند، همچنین پارامتر J که جهت تخمین الگوریتم نرمال سازی می باشد یعنی در واقع برای رسیدن به تصویر بدون نویز نهایی X^2 در الگوریتم p -norm برای محاسبه مقادیر منحصر بفرد^۴ ماتریس X به روش عددی خطای محاسبه زیاد بوده و انتخاب تعداد پارامتر J باعث تغییر زیادی در جواب می شود از این رو در این شبیه سازی مقدار ۱۰۰-۵۰۰ در نظر گرفته شده است. در واقع بخشی از دامنه ی تغییر در شبیه سازی برای این پارامترها از روی مقاله پایه و برخی به صورت دلخواه بر اساس نتیجه مطلوب مشخص شده است.

نمودارهای ECR برای سه تصویر مورد آزمایش به ازای تغییرات ضریب ریلکسیشن α در شکل ۶- آمده است که نرخ بازسازی ECR به ازای تغییرات α روندی صعودی داشته و مقادیر نزدیک به ۱ برای α ایده آل است. که طبق نمودار به ازای تغییرات و افزایش α پارامتر ضریب بازسازی موثر نیز افزایش می یابد. در این نمودارها کاملاً مشخص است که خطوط پیوسته به طور منظم صعود ندارد بلکه به طور کلی دارای صعود بوده اما در جزئیات نمودار دارای فراز و نشیب هایی است دلیل این است که هر بار که الگوریتم اجرا می شود نویز به طور تصادفی مجدد تولید می شود و در هر اجرا با نویزهای متفاوت اجرا می شود یعنی یک بار ممکن است تصویر با نویز بالا و یک بار با نویز کمتر و ... اجرا شود.

بدست آمده از مقدار انتظار بسیار پایین تر است. یکی از دلایل PSNR پایین این است که در یک تصویر نویز اضافه شده را می توان به نوعی داده به حساب آورد که به داده های قبلی اضافه شده است. در این صورت تصویر بازسازی شده ی نهایی حاصل دارای مقداری از این داده ها است که در تصاویر نیز این قضیه مشهود است. در بیشتر مقاله ها از معیار PSNR جهت ارزیابی کار استفاده شده است اما این معیار مناسب برای تصاویر سیاه سفید بوده و برای تصاویر رنگی نتیجه مطلوبی نتیجه نمی دهد. حال برای بررسی دقیق تر میزان تشابه تصویر بدست آمده از الگوریتم ترکیبی مورد مطالعه قرار گرفته مقیاسی دیگر را معرفی کرده و بر مبنای آن مقایسه های لازم را انجام شده است. این ضریب، ضریب بازسازی موثر نامیده شده و یک معادله مناسب برای آن در نظر گرفته شده است که بخش بعدی تعریف شده است.

ضریب بازسازی موثر: تعریف ضریب بازسازی موثر یا ECR^۱ شباهت نسبی نرمالایز شده تصویر بازسازی شده نسبت به تصویر اصلی را ECR نامیده و با رابطه-۱۰ بیان می شود:

$$ECR = \frac{\|X - \hat{X}\|}{\|X - Y\|} \quad (\text{رابطه-۱۰})$$

که در آن X تصویر دارای نویز، \hat{X} تصویر بازسازی شده و Y تصویر اصلی است. هر چه مقدار ECR به ۱ نزدیکتر باشد مقدار بازسازی تصویر بیشتر است. در واقع ECR به نوعی مقیاس نزدیک شدن تصویر به تصویر اصلی و فاصله گرفتن از تصویر نویزی است در واقع با این معیار نشان داده شده که نسبت کاهش نویز چقدر بوده است در واقع این رابطه معیار به عنوان رابطه اصلی این مقاله برای نوآوری معرفی می شود زیرا در این مقاله نیاز به معیاری است که بتواند نویزها را در رنگ های مختلف بررسی کند و همانطور که اشاره شد معیار PSNR نمی تواند برای مقایسه این روش مناسب باشد اما معیاری که در این مقاله معرفی شده است چنین عمل می کند که فاصله نرم را روی کل ماتریس تصویر رنگی اعمال می کند. با توجه به خواص همگرایی بیان شده الگوریتم در بخش قبل به سادگی دیده می شود که مقدار ECR بین ۰ و ۱ تغییر کرده و هر چه مقدار آن به ۱ نزدیک تر شود یعنی تصویر بهتری از خروجی الگوریتم حاصل شده است که کمترین مقدار را صفر و بیشترین مقدار را یک در نظر گرفته شده است. مقدار این پارامتر اینگونه مشخص می شود که در یک فضای محدب در نظر گرفته شده که یک طول بلندی بین تصویر نویزی تا تصویر اصلی در نظر گرفته شده است و تصویر بدون نویز^۲ ما بین آن قرار دارد و از لحاظ عددی ممکن است اشتباه صورت بگیرد یعنی مثلاً ممکن است در جایی عددی نزدیک به یک اما بیشتر وجود داشته

³ The Final Denoised Image X

⁴ Singular Values

¹ Effective Coefficient of Reconstruction

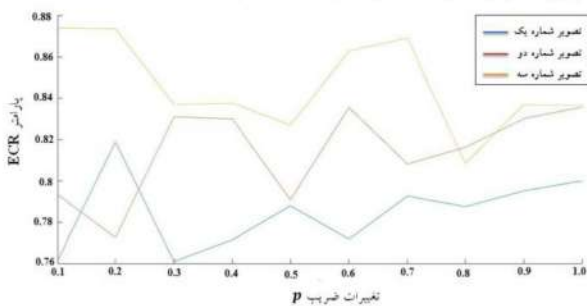
² Denoise

در زیر نتایج ECR به ازای تغییرات ضریب J در قالب جدول-۵ ارائه شده است که با دیدن مقادیرهای تقریبی عددی نتایج بیشتر قابل لمس باشد.

(جدول-۵): نتایج ECR به ازای تغییرات ضریب J

ضریب J	تصویر ۱	تصویر ۲	تصویر ۳
500-0	0.82-0.81 ~	0.81-0.82 ~	0.85-0.85 ~
1000-500	0.81-0.82 ~	0.81-0.81 ~	0.84-0.85 ~
1500-1000	0.81-0.81 ~	0.81-0.81 ~	0.80-0.84 ~
2000-1500	0.83-0.81 ~	0.75-0.81 ~	0.81-0.80 ~
2500-2000	0.77-0.83 ~	0.77-0.75 ~	0.85-0.81 ~
3000-2500	0.81-0.77 ~	0.81-0.77 ~	0.80-0.85 ~
3500-3000	0.76-0.81 ~	0.81-0.81 ~	0.85-0.80 ~
4000-3500	0.77-0.76 ~	0.81-0.81 ~	0.77-0.85 ~
4500-4000	0.81-0.77 ~	0.80-0.81 ~	0.87-0.77 ~
5000-4500	0.80-0.81 ~	0.77-0.80 ~	0.79-0.87 ~

در شکل-۸ نمودار ECR به ازای تغییرات ضریب p نمایش داده شده است که در مورد این ضریب می‌توان گفت که p نیز این قضیه کاملا مشهود است که تغییرات این پارامتر تأثیری در روند همگرایی تصویر ندارد که این نیز قابل انتظار است.



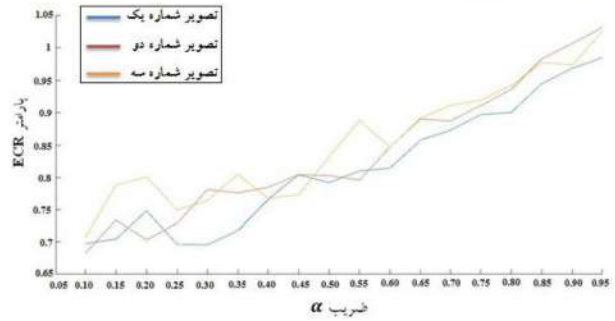
(شکل-۸): نمودار ECR به ازای تغییرات ضریب p

در زیر نتایج ECR به ازای تغییرات ضریب p در قالب جدول-۶ ارائه شده است که با دیدن مقادیرهای تقریبی عددی نتایج بیشتر قابل لمس باشد.

(جدول-۶): نتایج ECR به ازای تغییرات ضریب p

ضریب p	تصویر ۱	تصویر ۲	تصویر ۳
0.2-0.1	0.82-0.76 ~	0.77-0.798 ~	0.878-0.876 ~
0.3-0.2	0.76-0.82 ~	0.83-0.77 ~	0.839-0.878 ~
0.4-0.3	0.77-0.76 ~	0.83-0.83 ~	0.839-0.839 ~
0.5-0.4	0.79-0.77 ~	0.79-0.83 ~	0.83-0.839 ~
0.6-0.5	0.77-0.79 ~	0.893-0.79 ~	0.87-0.83 ~
0.7-0.6	0.799-0.77 ~	0.81-0.893 ~	0.874-0.87 ~
0.8-0.7	0.798-0.799 ~	0.82-0.81 ~	0.81-0.874 ~
0.9-0.8	0.80-0.798 ~	0.83-0.82 ~	0.84-0.81 ~
1.0-0.9	0.81-0.80 ~	0.84-0.83 ~	0.839-0.84 ~

همچنین در شکل-۹ نمودار ECR به ازای تغییرات ضریب σ_n نمایش داده شده است که در مورد پارامتر σ_n نیز چنین افزایش نرخ قابل شاهد است و در مورد σ_n میانگین ۸۰٪ مشاهده شده است و دلیل آن نیز گاوسی بودن توزیع نویز اضافه شدن به تصاویر است.



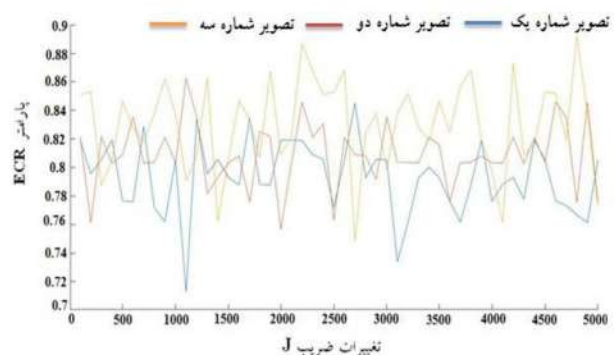
(شکل-۶): نمودار ECR به ازای تغییرات ضریب α

در زیر نتایج ECR به ازای تغییرات ضریب ریلکسیشن α در قالب جدول-۴ ارائه شده است که با دیدن مقادیرهای تقریبی عددی نتایج بیشتر قابل لمس باشد.

(جدول-۴): نتایج ECR به ازای تغییرات ضریب α

ضریب α	تصویر ۱	تصویر ۲	تصویر ۳
0.15-0.10	0.71-0.7 ~	0.73-0.68 ~	0.79-0.71 ~
0.20-0.15	0.75-0.71 ~	0.70-0.73 ~	0.80-0.79 ~
0.25-0.20	0.70-0.75 ~	0.73-0.70 ~	0.75-0.80 ~
0.30-0.25	0.70-0.70 ~	0.79-0.73 ~	0.77-0.75 ~
0.35-0.30	0.74-0.70 ~	0.78-0.79 ~	0.82-0.77 ~
0.45-0.35	0.82-0.74 ~	0.82-0.78 ~	0.78-0.82 ~
0.50-0.45	0.80-0.82 ~	0.82-0.82 ~	0.84-0.78 ~
0.55-0.50	0.83-0.80 ~	0.81-0.82 ~	0.90-0.84 ~
0.60-0.55	0.84-0.83 ~	0.86-0.81 ~	0.85-0.90 ~
0.65-0.60	0.86-0.84 ~	0.91-0.86 ~	0.90-0.85 ~
0.70-0.65	0.87-0.86 ~	0.90-0.91 ~	0.93-0.90 ~
0.75-0.70	0.90-0.87 ~	0.93-0.90 ~	0.94-0.93 ~
0.80-0.75	0.91-0.90 ~	0.94-0.93 ~	0.95-0.94 ~
0.85-0.80	0.95-0.91 ~	0.98-0.94 ~	0.97-0.95 ~
0.90-0.85	0.97-0.95 ~	1.03-0.98 ~	0.96-0.97 ~
0.95-0.90	0.99-0.97 ~	1.05-1.03 ~	1.03-0.96 ~

در شکل-۷ نمودار ECR به ازای تغییرات ضریب J نمایش داده شده است که می‌توان گفت در مورد پارامتر J با توجه به هموار بودن تابع $f(\delta)$ تأثیری در نرخ بازسازی ECR نداشته است. پارامتر J در سرعت همگرایی تأثیرگذار است اما روی همگرایی تأثیری ندارد و این در نمودار کاملا مشخص است که با افزایش ضریب J تغییراتی در پارامتر ECR نداشته است.



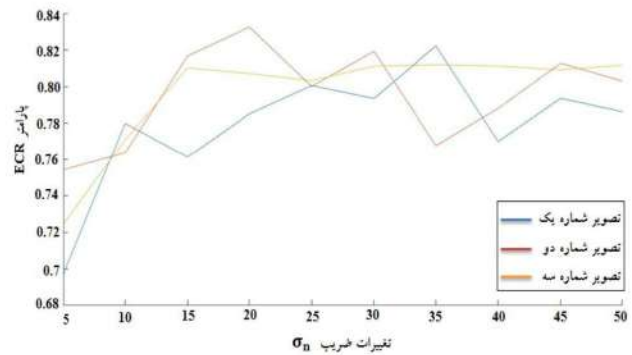
(شکل-۷): نمودار ECR به ازای تغییرات ضریب J

از روش P-نرم استفاده شده و از آن جهت بهبود کیفیت عکس استفاده گشت و با استفاده از الگوریتم گرادیان نزولی اقدام به فیلتر کردن مجدد برای رفع نویزهای جهت اطمینان از حذف نویزهای موجود احتمالی در تصویر نهایی استفاده شد. در شبیه سازی از سه تصویر استفاده شد که هر یک از این تصاویر دارای نوشته هایی بودند و پس از پوشش آنها با نویز با توزیع گاوسی اقدام به دینویز کردن تصاویر شد. در واقع با توجه به ضعیف بودن سیستم استفاده شده برای امر محاسبات تعداد ده تکرار برای بهبود کیفیت تصویر قرار داده شد و نتایج حاصل نشان داد که ترکیب این دو روش به صورت کارآمدی کیفیت از دست رفته تصاویر را بازگرداند و نوشته ها قابل خواندن شدند. برای بهبود و کارهای آینده در مورد روش پیشنهادی می توان به پیاده سازی کامل این روش در دنیای واقعی اشاره نمود به نحوی که نواقص روش پیشنهادی در دنیای واقعی کشف و مرتفع گردد.

همچنین می توان از روش های تکاملی و اکتشافی برای نشان دادن روشی بهتر جهت بازسازی متون در تصاویر حاوی متن که کاربردهای زیادی در دنیای امروز دارند بکار گرفت.

۶- مراجع

- [1] Amza, Catalin Gheorghe, and Dumitru Titi Cicic. "Industrial image processing using fuzzy-logic." *Procedia Engineering* 100 (2015): 492-498.
- [2] Joshi, Sayali R., and Sankirti S. Shiravale. "Restoration of Degraded Images for Text Detection and Recognition." *International Journal of Computer Applications* 975 (2016): 8887.
- [3] Yasmeen, Ujala, Jamal Hussain Shah, Muhammad Attique Khan, Ghulam Jillani Ansari, Saeed Ur Rehman, Muhammad Sharif, Seifedine Kadry, and Yunyoung Nam. "Text Detection and Classification from Low Quality Natural Images." *INTELLIGENT AUTOMATION AND SOFT COMPUTING* 26, no. 6 (2020): 1251-1266..
- [4] Shah, Zafran Hussain, Marcel Müller, Tung-Cheng Wang, Philip Maurice Scheidig, Axel Schneider, Mark Schüttpelz, Thomas Huser, and Wolfram Schenck. "Deep-learning based denoising and reconstruction of super-resolution structured illumination microscopy images." *Photonics Research* 9, no. 5 (2021): B168-B181.
- [5] Granata, Donatella, Angelo Palombo, Federico Santini, and Umberto Amato. "Noise Removal from Remote Sensed Images by NonLocal Means with OpenCL



(شکل-۹): نمودار ECR به ازای تغییرات ضریب σ_n

در زیر نتایج ECR به ازای تغییرات ضریب σ_n در قالب جدول ۷ ارائه شده است که با دیدن مقادیر تقریبی عددی نتایج بیشتر قابل لمس باشد.

(جدول-۷): نتایج ECR به ازای تغییرات ضریب σ_n

ضریب σ_n	تصویر ۱	تصویر ۲	تصویر ۳
10-5	0.78-0.699 ~	0.761-0.753 ~	0.763-0.728 ~
15-10	0.76-0.78 ~	0.819-0.761 ~	0.81-0.878 ~
20-15	0.79-0.76 ~	0.838-0.819 ~	0.809-0.81 ~
25-20	0.801-0.79 ~	0.80-0.838 ~	0.805-0.809 ~
30-25	0.79-0.801 ~	0.82-0.80 ~	0.81-0.805 ~
35-30	0.82-0.79 ~	0.768-0.82 ~	0.805-0.81 ~
40-35	0.77-0.82 ~	0.781-0.768 ~	0.805-0.805 ~
45-40	0.79-0.77 ~	0.81-0.781 ~	0.802-0.805 ~
50-45	0.78-0.79 ~	0.80-0.81 ~	0.815-0.802 ~

۵- نتیجه گیری و کارهای آتی

امروزه تصاویر نقش مهمی در ابعاد مختلف زندگی انسان دارند، بطوریکه در هر یک از جنبه های اجتماعی، سیاسی، فرهنگی و ... حضور تصاویر کاملا مشهود می باشد. از سوی دیگر ظهور پدیده تصاویر دیجیتال به این روند رو به رشد سرعت مضاعفی داده است. بازسازی یا استخراج متون در تصاویر به عنوان یک هنر در صنعت تصویر محسوب می شود که از دیرباز همواره مورد توجه محققین قرار داشته است. به عبارت دیگر پس از تولید یک تصویر این احتمال همواره وجود دارد که تصویر بصورت عمدی یا سهوی مورد تخریب قرار بگیرد و یا حتی لازم باشد ویرایش های نامحسوسی بر روی تصویر ایجاد گردد. این مبحث علمی در پردازش تصویر تحت عنوان ترمیم تصویر یا رتوش نمودن تصویر معرفی می شود. در این مقاله برای بازسازی متون در تصاویر نویزی از دو تکنیک P-نرم و تکنیک گرادیان استفاده شده است و هدف روش پیشنهادی این است که یک تصویر نویزی را دریافت کند و با استفاده از دو تکنیک P-نرم و گرادیان به نحوی مات زدایی و نویز زدایی کرده که مقدار نویز در تصویر در خروجی به حداقل مقدار رسیده یا کامل نویز زدایی شود و روند کار گونه است که به علت مزیت روش P-نرم در حذف نویز در تصاویر با توزیع نویز بالا ابتدا



سارا سادات بهبهانیا مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی کامپیوتر گرایش نرم‌افزار در سال ۱۳۸۹ و کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی فناوری اطلاعات گرایش شبکه‌های کامپیوتری در سال ۱۳۹۷ از دانشگاه آزاد واحد قزوین اخذ کرده است. زمینه‌های

پژوهشی مورد علاقه ایشان عبارتند از: رمزنگاری و نهم‌نگاری، پردازش تصویر. نشانه رایا نامه ایشان عبارتند از :

s.behbahania@yahoo.com

روش ارجاع به مقاله : ر. ثبوتی، س. بهبهانیا، ارائه یک روش جدید بازسازی متون در تصاویر نویزی مبتنی بر الگوریتم‌های P-نرم و بردار گرادیان ، دوفصلنامه محاسبات و سامانه های توزیع شده، سال سوم، شماره اول، شماره پیاپی ۵، صفحه ۸۵ تا ۹۴، سال ۱۳۹۹

Algorithm." Remote Sensing 12, no. 3 (2020): 414.

[6] Yao, Cong, Xiang Bai, and Wenyu Liu. "A unified framework for multioriented text detection and recognition." *IEEE Transactions on Image Processing 23, no. 11 (2014): 4737-4749.*

[7] Yin, Xu-Cheng, Xuwang Yin, Kaizhu Huang, and Hong-Wei Hao. "Robust text detection in natural scene images." *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence 36, no. 5 (2013): 970-983.*

[8] Dabov, Kostadin, Alessandro Foi, Vladimir Katkovnik, and Karen Egiazarian. "Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering." *IEEE Transactions on image processing 16, no. 8 (2007): 2080-2095.*

[9] Xie, Yuan, Shuhang Gu, Yan Liu, Wangmeng Zuo, Wensheng Zhang, and Lei Zhang. "Weighted Schatten p -norm minimization for image denoising and background subtraction." *IEEE transactions on image processing 25, no. 10 (2016): 4842-4857.*

[10] Dong, Weisheng, Guangming Shi, and Xin Li. "Nonlocal image restoration with bilateral variance estimation: a low-rank approach." *IEEE transactions on image processing 22, no. 2 (2012): 700-711.*

[11] Huang, Hui, and Uri Ascher. "Faster gradient descent and the efficient recovery of images." *Vietnam Journal of Mathematics 42, no. 1 (2014): 115-131.*

[۱۲] رحمتی و میرکمالی. (۱۳۹۵). "استخراج متن فارسی از تصاویر ویدئویی توسط استخراج جریان نوری ایجاد شده بین دو فریم متوالی". سومین کنفرانس بین المللی علوم و مهندسی. ۱۳۹۵. موسسه مدیران ایده پرداز پایتخت ویرا.



روح‌انگیز ثبوتی مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی کامپیوتر گرایش نرم-افزار در سال ۱۳۹۱ و کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی کامپیوتر گرایش نرم‌افزار در سال ۱۳۹۷ از دانشگاه آزاد واحد زنجان اخذ کرده است. نشانه رایا نامه ایشان عبارتند از :

نشانه رایا نامه ایشان عبارتند از :

sobouti_87@yahoo.com