

به نام ایزدمنان



An adaptive method for image restoration based on high-order total variation and inverse gradient

**روشی تطبیقی برای بازیابی تصویر بر مبنای تغییرات کلی
درجه بالا و گرادیان معکوس**

فهرست مطالب

چکیده ۴

مقدمه ۵

مشکل رزولوشن تصویر و روش ادایته ساز رزولوشن تصویر مطرح شده ۱۱

نتایج تجربی ۱۶

خلاصه و کد matlab ۲۲

چکیده

مدل بهبود کلی واریانس (TV) برای بازیابی تصویر به دلیل ویژگی های حفظ لبه آن به طور گسترده ای مورد استفاده قرار می گیرد. به واسطه آن تلوزیون می تواند نوسانات کاذب را در مناطق حاشیه ای را کنترل کند. به این منظور روش تطابق رزولوشن تصویر ا لهلود واریان کلی با یک گرادیان معکوس بر مبنای پارامتر انطباق پذیر را پیشنهاد می دهند. این مدل به خوبی نویز را حذف می کند و ساختارهای تصویر را حفظ می کند.

به دلیل تخمین پارامترهای تطبیقی بر اساس گرادیان معکوس، این مدل از آسیب های مرتبط با تنظیمات TV و مدل های مشابه آن جلوگیری می کند. نتایج آزمایش ها نشان می دهد که روش پیشنهادی بهترین بازسازی ها را از نظر کیفیت تصویر و اندازه گیری های کمی دارد. به طور خاص، روش TV مرتبه ی بالاتر تطبیقی ما مقادیر PSNR، SSIM، MS-SSIM، F-SIM و P-SIM به ترتیب (۱۹.۳۱۵۹، ۰.۷۱۷۲، ۰.۹۰۹۸۵، ۰.۷۹۹۳۴، ۰.۹۹۸۳۸) را نسبت به مدل های مرتبط مانند TV-Bounded Hessian (18.9735، 0.6599، 0.8718، 0.73833، 0.99767 و 19.0345، TV-Laplacian (0.6719، 0.88198، 0.75405، 0.99789) دارد.

مقدمه

ترمیم تصویر نقش مهمی در خطوط پردازش تصویر خودکار دارد. هدف از ترمیم تصویر، به دست آوردن تصاویر بدون نویز از تصاویر خراب شده است. اخیراً رویکردهای متنوعی برای حل این مشکل وجود دارد. تنظیم مجدد یکی از ابزارهای ریاضی محبوب برای حل معکوس مسائل است. در میان مدل‌های متنوع تنظیم مجدد برای ترمیم تصویر، تغییر کلی بیشترین استفاده را دارد به دلیل ویژگی‌های قوی حفظ لبه‌ها.

مشکل ترمیم تصاویر اشکال‌های مختلفی دارد مانند تصویر دیجیتالی، تصویر تاری، تصویر پر کردن، تصویر تاری، تصویر بارانی. در این کار، ما بر روی مشکل ترمیم تصویر برای نویز افزایشی گوسی تمرکز داریم. برای بازیابی تصاویری که توسط نویز گوسی خراب شده‌اند، رودین و همکاران مدل ROF (Rudin-Osher-Fatemi) را پیشنهاد دادند که از تنظیم مجدد TV مشتق شده است.

مقدمه

اگرچه مدل ROF به طور موثر کار می‌کند و لبه‌ها را به خوبی حفظ می‌کند، اما هنوز چند مشکل موجود است: بازیابی تصاویر با استفاده از مدل ROF ویژگی‌های هندسی را حفظ نمی‌کند و می‌تواند آثار پله‌ای در مناطق صاف ایجاد کند. روش‌های زیادی وجود دارد که بر تنظیم مجدد TV و نسخه‌های آن تکیه دارند تا این معایب را از بین ببرند. یک روش معروف این است که تغییر کلی مرتبه اول در عبارت تنظیم مجدد را با تغییر کلی مرتبه دوم (یا مرتبه‌های بالاتر) جایگزین کند.

تغییر کلی مرتبه دوم می‌تواند به میزانی از آثار پله‌ای جلوگیری کند، اما کارایی آن برای حذف نویز ممکن است کمتر از تغییر کلی مرتبه اول باشد. بنابراین، ضروری است که مزایای تغییر کلی مرتبه اول و دوم را با وزن تعادلی کارآمد از این عبارات تنظیم مجدد ترکیب کنیم

مشکل رزولوشن تصویر و روش اداپته ساز رزولوشن تصویر مطرح شده

۱. مشکل رزولوشن تصویر

که در آن u_0 و v به ترتیب تصویر اصلی، بازسازی شده و مقایس آسیب دیده خاکسری هست. این مدل تنها برای مدل های دوبعدی به ار می رود. مشکل تصویرر می تواند با واریانس کلی مرتبه بالاتری نیز حل گردد که به شکل کوچک شده بی محدودیت زیر می باشد

$$\arg \min_u \left\{ \int_{\Omega} |\nabla^q u|_2 d\mathbf{x} + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} |\mathbf{K}u - v|_2^2 d\mathbf{x} \right\}$$

که در آن k اپراتور فیلتر سازی همچون یک اپراتور فیتری خطی است. اپراتور ∇ یک عملگر مشتق می باشد. در واقع تصویر تنها به واسطه نویز اثر می پذیرد. در این مقاله ما می توانیم $\|\cdot\|_2$ در فضای L_2 بوده استو مقدار k را هم راستا با λ است. اگر q برابر یک باشد، مدل یک مدلی کارآمد برای مشکل رزولوشن تصویر به واسطه واریانس کلی مرتبه اول می باشد. که آن را به عنوان مدل ROF هم می شناسند.

۱. مشکل رزولوشن تصویر

$$\arg \min_u \left\{ \int_{\Omega} |\nabla u|_2 d\mathbf{x} + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} |u - v|_2^2 d\mathbf{x} \right\} \circ$$

مدل ROF برای پاکسازی نویز گاوسی موثر است. این مدل از لبه ها محافظت می کند با این وجود این مدل دارای خواص هندسی از تصویر نیست و معمولا موجب موارد غیرحقیقی می گردد زمانی که مقدار q برابر p باشد آنگاه مدلی برای رزولوشن های به واسطه واریانس مرتبه دوم است:

$$\arg \min_u \left\{ \int_{\Omega} |\nabla^2 u|_2 d\mathbf{x} + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} |u - v|_2^2 d\mathbf{x} \right\} \circ$$

مدل ۳ در محافظت از لبه بهتر از مدل ۲ عمل نمی کند اما می تواند موارد مصنوعی را حفظ نماید، این مزیت اساسی برای منظم سازی به واسطه واریانس های کلی می باشد. اگر مدل های دو و سه رو با هم تلفیق کنیم مدلی به دست می آید که مقدار آلفا و بتا آن بیشتر از صفر می باشد و به شکل زیر است:

$$\arg \min_u \left\{ \alpha \int_{\Omega} |\nabla u|_2 d\mathbf{x} + \beta \int_{\Omega} |\nabla^2 u|_2 d\mathbf{x} + \frac{1}{2} \int_{\Omega} |u - v|_2^2 d\mathbf{x} \right\} \circ$$

مدل ۴ مدل محدود به تلوزیون یا همان TVBH شناخته می شود که این مدل برای حذف نویز گاوسی در لبه های و مصنوعیات مربوط به تلوزیون های قدمی موثر عمل می کند. با این وجود تخمین پارامتر ها به عنوان چاش بزرگ و موثر برای حذف این مصنوعات پلکانی بستگی به گزینش پارامتر های قوی دارد.

۲. روش رزولوشن تطبیقی مطرح شده

در مدل ۴ اگر ما k را بزرگتر از صفر در نظر بگیریم و آلفا با بتا تقسیم بر k برابر باشد آنگاه می توانیم داشته باشیم که:

$$\arg \min_u \left\{ \beta \left(\int_{\Omega} |\nabla u|_2 d\mathbf{x} + k \int_{\Omega} |\nabla^2 u|_2 d\mathbf{x} \right) + \frac{k}{2} \int_{\Omega} |u - v|_2^2 d\mathbf{x} \right\},$$

$$\arg \min_u \left\{ \int_{\Omega} |\nabla u|_2 d\mathbf{x} + k \int_{\Omega} |\nabla^2 u|_2 d\mathbf{x} + \frac{k}{2\beta} \int_{\Omega} |u - v|_2^2 d\mathbf{x} \right\}.$$

$$\arg \min_u \left\{ \int_{\Omega} |\nabla u|_2 d\mathbf{x} + k \int_{\Omega} |\nabla^2 u|_2 d\mathbf{x} + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} |u - v|_2^2 d\mathbf{x} \right\}$$

۲. روش رزولوشن تطبیقی مطرح شده

مدل (۷) به عنوان یک مدل بازسازی تصویر تطبیقی شناخته می‌شود که بر اساس ترکیب تغییرات کلی اول و دوم است و λ بزرگ تر از صفر پارامتر عبارت از محدودیت داده است، $k > 0$ پارامتر تعادل بین تغییرات کلی اول TV1 و دوم TV2 است.

مزایای مدل (۷) نسبت به مدل (۴) دوگانه است: k در مدل (۷) یک پارامتر تعادل است و نقش انتخاب اولویت را برای حذف نویز یا حذف آرتفکت ایفا می‌کند؛ و دوما ما می‌توانیم پارامتر تنظیم راحت تر در مدل (۷) نسبت به تخمین پارامترهای آلفا و بتا در مدل (۴) برآورد کنیم.

در عمل، مدل (۷) آسان تر برای پیاده سازی است زیرا تنها نیاز به تنظیم اولویت برای حذف نویز یا حذف آرتفکت داریم. برای تعادل بین کارایی حذف نویز، حفظ لبه و حذف آرتفکت، معمولاً $k = 1$ را تنظیم می‌کنیم. با این حال، در آزمایش‌ها، چندین حالت مختلف از k را آزمایش خواهیم کرد.

یکی از اهداف این کار، تمرکز بر برآورد پارامتر داده λ است. این پارامتر بر اساس برآورد چند پارامتره با محاسبات معکوس گرادینان تخمین زده می‌شود. برای حل مدل (۷)، چندین پیاده سازی عددی مؤثر در مطالعات بهینه سازی وجود دارد. در این کار، از روش جهت‌های جایگزین چندضلعی استفاده می‌کنیم که به روش تقسیم برگمن مربوط است، به دلیل کارایی آن نسبت به روش‌های بهینه سازی دیگر.

۳. تخمین مقیاس های چندگانه برای پارامتر تنظیم کننده

در فرمول ۱۱، نشان داده شده است که استفاده از پارامترهای مبتنی بر گرادیان معکوس می تواند عملکرد حذف نویز را در صورت ترکیب با تنظیم تلویزیون به میزان زیادی افزایش دهد. با تکیه بر موفقیت مدل های تلویزیون تطبیقی قبلی، ما گرادیان معکوس را برای تعیین پارامتر منظم سازی λ اتخاذ می کنیم.

$$\lambda(v) = \frac{\mu}{1 + \tau \max_{\rho} |G_{\rho} \star \nabla v|_2^2},$$

$$\arg \min_u \left\{ \int_{\Omega} |\nabla u|_2 d\mathbf{x} + k \int_{\Omega} |\nabla^2 u|_2 d\mathbf{x} + \frac{\lambda(v)}{2} \int_{\Omega} |u - v|_2^2 d\mathbf{x} \right\}.$$

۴. عملکرد عددی

روش مسیر جایگزین ضرایب ADMM برای مدل ۹ با تخمین پارامترهای تطبیق پذیر در زیر اجرا شده است. در الگوریتم لاندای بزرگ تر از صفر یک ضریب محسوب می شود. W_1, W_2 متغیرهای دوگانه ای هستند که در آن b_1, b_2 و u پارامترهای برگمن هستند:

گام اول: مقدار اولیه ای برای پارامترهای $u=v, b_1=b_2=w_1=w_2=0$. لاندای برابر ۱۰ می باشد

گام دوم: تخمین پارامتر لاندای به واسطه مقیاس های چند متغیره

گام سوم: برای هر ارور گام های ۱، ۲، ۳ و ... را طی کنید

ارزیابی راه حل به واسطه جهات:

۴. عملکرد عددی

این نکته را مدنظر داشته باشد که ما شرایط توقف را بر مبنای شما گام های تکرار یا بر مبنای تلورانس گزینش می کنیم. در این مقاله شمار تکرار مورد استفاده قرار گرفته است

۴. عملکرد عددی

$$u^{[r+1]} = \arg \min_u \left\{ \frac{\lambda(v)}{2} \|u - v\|_2^2 + \frac{\gamma}{2} \|b_1^{[r]} + \nabla u - w_1^{[r]}\|_2^2 \right. \\ \left. + k \frac{\gamma}{2} \|b_2^{[r]} + \nabla^2 u - w_2^{[r]}\|_2^2 \right\}$$

$$w_1^{[r+1]} = \arg \min_{w_1} \left\{ \|w_1\|_2 + \frac{\gamma}{2} \|b_1^{[r]} + \nabla u^{[r+1]} - w_1\|_2^2 \right\},$$

$$w_2^{[r+1]} = \arg \min_{w_2} \left\{ k \|w_2\|_2 + \frac{\gamma}{2} \|b_2^{[r]} + \nabla^2 u^{[r+1]} - w_2\|_2^2 \right\},$$

$$b_1^{[r+1]} = b_1^{[r]} + \nabla u^{[r+1]} - w_1^{[r+1]},$$

$$b_2^{[r+1]} = b_2^{[r]} + \nabla^2 u^{[r+1]} - w_2^{[r+1]}.$$



3096



16077



19021



38092



42049



43074



76053



103070



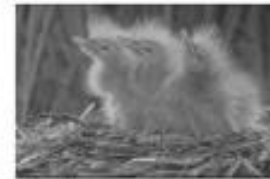
119082



126007



157055



163085



170057



182053



219090



220075



253027



295087



296007



300091

نتایج تجربی

۱. تصویر مجموع داده ها

ما عملکرد روش پیشنهادیمان را با داده های برکلی مقایسه کردیم. تمامی داده ها در مقیاس خاکستری و عکس هستند که مجموعه ۲۰ موردی آنان در شکل ۱ نشان داده شده است که تصویر حاوی مناظر طبیعی و ساختمان می باشد.

نتایج تجربی

به منظور ارزیابی کیفیت تصاویر بازیابی شده از نسبت سیگنال به نویز PSNR، شباهت های ساختاری SSIM شباهت ساختاری چند مقیاسی MS-SSIM، خصلت های مشابه، معیار تشابه اداری P-SIM که به شکل گسترده ای در مقاله مورد استفاده قرار می گیرند. نسبت پیک سیگنال به نویز به واسطه رابطه زیر به دست می آید:

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\omega_{max}^2}{MSE} \right) dB$$

این را در نظر داشته باشیم که PSNR کیفیت تصویر بهتری را نشان می دهند. تشابه ساختار معیار خطای مناسبتری را در قیاس با کیفیت تصویر دارد و این میزان در بازه صفر و یک می باشد که به یک نزدیک تر است حفظ ساختار بهتری را دارد. SSIM بر مبنای سیستم حقیقی انسانی بهتر مورد ارزیابی قرار می گیرد که SSIM دو تصویر با دو اندازه ای دارد که به شکل زیر به دست می آید.

$$SSIM = \frac{(2\mu_{\omega_1}\mu_{\omega_2} + c_1)(2\sigma_{\omega_1\omega_2} + c_2)}{(\mu_{\omega_1}^2 + \mu_{\omega_2}^2 + c_1)(\sigma_{\omega_1}^2 + \sigma_{\omega_2}^2 + c_1)}$$

۲. معیارهای ارزیابی کیفیت تصویر

نتایج تجربی

۳. تنظیم پارامترها

در مورد متریک شباهت ساختاری چند مقیاسی MS-SSIM و مقایسه آن با سایر معیارهای کیفیت تصویر بر اساس اصول سیستم بینایی انسان HVS بحث شده. MS-SSIM نسبت به SSIM انعطاف پذیرتر و در ارزیابی کیفیت تصویر بهتر در نظر گرفته می شود، زیرا تغییرات در وضوح تصویر و شرایط مشاهده را در بر می گیرد.

سایر معیارهای کیفیت تصویر ذکر شده عبارتند از: شباهت ویژگی F-SIM، شباهت ادراکی P-SIM، معیار وضوح تصویر خودکار رگرسیون ARI-SM، معیار کیفیت هدایت شده برجستگی تصاویر محتوای صفحه SQMS، و بر اساس تغییرات ساختاری. شاخص کیفیت SVQI معیارهای F-SIM و P-SIM، مانند SSIM و MS-SSIM، مقادیری در محدوده [۰، ۱] دارند و مقادیر بالاتر نشان دهنده کیفیت تصویر بهتر است. در مقاله ذکر شده، کیفیت تصویر با استفاده از PSNR، SSIM، MS-SSIM، F-SIM و P-SIM محک زده شده است.

۴. موارد تست شده و بحث و گفت و گو

برای تولید تصاویر پر سر و صدا، با استفاده از تابع در متلب، نویز گاوسی را به تصاویر اصلی اضافه می کنیم. برای اولین مورد آزمایشی، یک تصویر مصنوعی با پس زمینه سیاه حاوی یک دیسک سفید، یک دیسک سیاه در داخل یک مستطیل سفید و یک مثلث سفید، از نویز گاوسی با میانگین صفر و واریانس ۰.۲- استفاده می کنیم. برای دومین مورد آزمایشی، تصاویر طبیعی، از نویز گاوسی با میانگین صفر و واریانس ۰.۱- استفاده می کنیم.

در مورد آزمایش اول، مشاهده می کنیم که همه روش ها می توانند ساختارهای هندسی را به خوبی حفظ کنند. با این حال، لبه های حاصل از TVL تغییر کلی با تکرار Landweber به خوبی حفظ نمی شوند. لبه های حاصل از TVBH تغییر کلی با اوایلر به عقب- جلو) کمی تار هستند. روش ما بهترین نتایج را با مقادیر PSNR نسبت پیک سیگنال به نویز SSIM شاخص تشابه ساختاری و MS-SSIM شاخص تشابه ساختاری چند مقیاسی بالاتر در مقایسه با روش های دیگر ایجاد می کند.

۴. موارد تست شده و بحث و گفت و گو

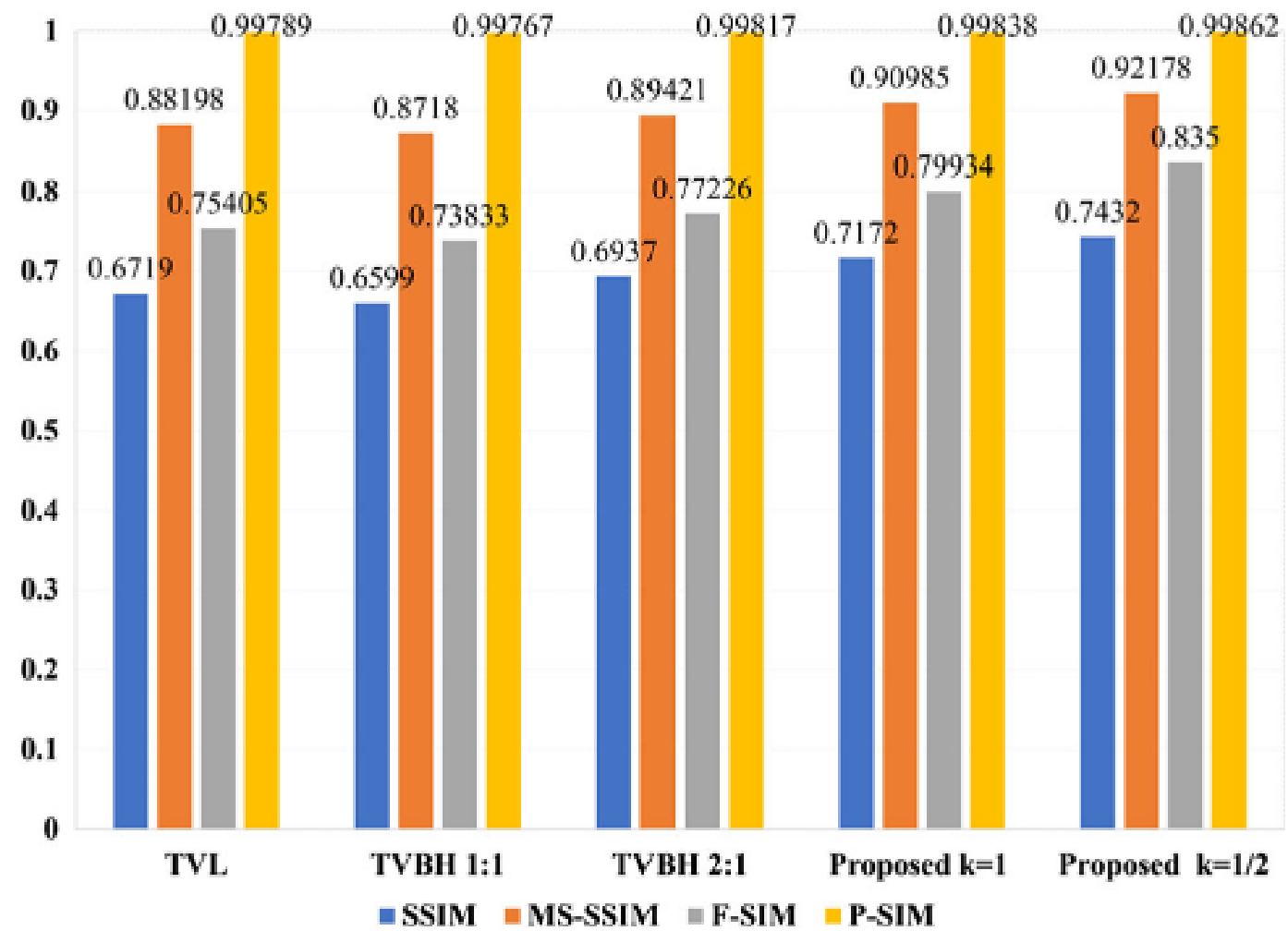
در مورد آزمایش دوم، ما روی تصاویر طبیعی، از جمله تصویر هواپیما ID 3096، پوستر تصویر ویولن ID 119082، و تصویر موج سوار ID 300092 آزمایش می‌کنیم. بررسی مدل‌های مختلف بازیابی تصویر در تصاویر صفحه در شکل ۳ نشان می‌دهد که جزئیات هواپیما در مورد TVL حفظ نمی‌شوند، به خصوص جزئیات روی مرز (لبه‌های) هواپیما، از جمله نماد A در دم صفحه. تار شدن در مورد TVBH، با نسبت ۱:۱، تصویر بسیار صاف است. با نسبت ۲:۱، نتیجه ترمیم بهتر به نظر می‌رسد. روش ما به طور کلی نتایج بهتری نسبت به روش‌های دیگر از نظر حفظ لبه و بدون مصنوعات مرتبط با مدل‌های تی‌وی (تغییر کلی) ارائه می‌دهد.

برای $k=1$ ، تصویر بازیابی شده کمتر از TVBH با نسبت ۱:۱ تار است و در مورد $k=1/2$ ، جزئیات تصویر بازیابی شده واضح‌تر از TVBH با نسبت ۲:۱ است. با معیارهای PSNR و SSIM، روش پیشنهادی با $k=1$ بهتر از TVL و TVBH 1:1 است. با $k=1/2$ بهترین نتیجه ترمیم را ارائه می‌دهد.

۴. موارد تست شده و بحث و گفت و گو

در مقایسه روش های بازیابی تصویر، روش پیشنهادی از نظر کیفیت تصویر و حفظ جزئیات بهتر از TVL، TVBH 1:1 و TVBH 2:1 عمل می کند. نتایج ترمیم برای تصاویر ویولن نواز و موج سوار نشان می دهد که روش پیشنهادی با $k=1/2$ بهترین حفظ جزئیات را ارائه می دهد، در حالی که روش با $k=1$ هنوز هم عملکرد خوبی دارد.

معیارهای PSNR، SSIM، MS-SSIM، F-SIM و P-SIM عملکرد بهبود یافته روش پیشنهادی را در مقایسه با روش های دیگر تأیید می کنند. زمان اجرا برای پردازش یک تصویر با اندازه ۱۰۲۴×۱۰۲۴ نیز در همه روش ها بسیار مشابه است و حداکثر ۳ ثانیه طول می کشد. به طور کلی، روش پیشنهادی عملکرد بهتری را در هر دو جنبه کیفی و کمی نشان می دهد و آن را به راحل مؤثرتری برای کارهای بازیابی تصویر تبدیل می کند.



خلاصه

در این مقاله، یک روش بازیابی تصویر تطبیقی را بر اساس ترکیبی از تغییرات کل مرتبه اول و مرتبه دوم با تخمین پارامتر چند مقیاسی تطبیقی پیشنهاد شد. این روش از مزایای حذف نویز و حفظ لبه تغییرات کلی مرتبه اول، حذف مصنوعات تغییرات کلی مرتبه دوم و تخمین پارامتر چند مقیاسی تطبیقی استفاده می کند. در اجرای روش پیشنهادی، فقط باید یک مقدار مثبت برای پارامتر k تنظیم شود تا اولویت تغییرات کل مرتبه اول یا تغییرات کل مرتبه دوم در فرآیند ترمیم باشد.

اگر $k > 1$ ، اولویت برای حذف مصنوعات است و اگر مقدار k بین صفر و یک باشد آنگاه اولویت با حذف نویز می باشد. برای متعادل کردن عملکرد حذف نویز و حذف مصنوع، می توانیم $k = 1$ را تنظیم کنیم. بر اساس مقایسه نتایج بازیابی از مدل های مختلف مرتبط، می توان تأیید کرد که روش پیشنهادی از نظر کیفی و همچنین کمی در معیارهای استاندارد کیفیت تصویر مانند PSNR، SSIM، MS-SSIM، F-SIM و P-SIM بهتر است.

مقادیر معیارهای کیفیت تصویر را با روش پیشنهادی خود به دست آمد در حالی که مدل های دیگر مانند تلویزیون محدود شده و تلویزیون -لاپلاسی نشان دهنده ترمیم های بهتر است.


```
clc;
close all;
% Call function I_out ATVBH(I_noise, k);
% where k is a balancing parameter for smoothness and artifact removal.
% by default, k1 if you call Iout ATVBH(I_noise);
I = imread('cameraman.tif');
In = imnoise(I, 'gaussian', 8.1);
Iout1 = ATVBH(In);
Iout2 = ATVBH(In, 2);
Iout1p2 = ATVBH (In, 1/2);
imshow([I In Iout1 Iout2 Iout1p2]);
%k-1
psnr(1, Iout1)
ssim(I, Iout1)
%k-2 psnr(1, Iout2) ssim(I, Iout2)
Xk-1/2
psnr(I, Iout1p2)
ssim(I, Iout1p2)
title('Original Noisy Denoise with k-1 | Denoise with k-2 | Denoise with k-1/2');
```

MATLAB