



## بهبود الگوریتم ترمیم تصویر مبتنی بر نمونه با پنجره‌ی جستجو

<sup>۱</sup> سجاد صبحی امجد ، <sup>۲</sup> اعظم باستانفرد

<sup>۱</sup> دانشجوی کارشناسی ارشد مخابرات، دانشگاه صدا و سیما، sajjadsobhi.1880@yahoo.com

<sup>۲</sup> عضو هیئت علمی گروه مهندسی صدا، دانشگاه صدا و سیما، bastanfard@iribu.ac.ir

### چکیده

به فرآیندی که طی آن ناحیه‌ی مشخصی از یک تصویر بازسازی یا ترمیم می‌شود ترمیم تصویر<sup>۱</sup> گفته می‌شود. چالش اصلی در مساله ترمیم تصویر، پر کردن ناحیه‌ی حذفی به شیوه‌ای که به لحاظ بصری قابل باور باشد. در مساله‌ی ترمیم تصویر از آنجایی که بخش قابل توجهی از پیکسل‌های وصله‌ی هدف مجهول هستند، امکان بروز خطا در انتخاب منطبق‌ترین وصله وجود دارد. برای جلوگیری از وقوع چنین مواردی در این مقاله ایده‌ی پیشنهاد شده که می‌توان در هر تکرار الگوریتم، ناحیه‌ی جستجو را به سمتی هدایت کرد که وصله‌های موجود در ناحیه‌ی معلوم بیشترین انطباق را با وصله‌ی هدف داشته باشند. با این استراتژی با وجود تعداد محاسبات بسیار کمتر نسبت به روش جستجوی کلاسیک می‌توان به کیفیت ترمیم مطلوبی دست یافت. این الگوریتم را با سه روش ارزیابی کیفی، تعداد کل عملیات SSD<sup>۲</sup> و تعداد کل عملیات محاسباتی ارزیابی کرده و نتایج مطلوبی نسبت به الگوریتم‌های دیگر حاصل شد.

واژه‌های کلیدی: پنجره‌ی جستجو، حفره<sup>۳</sup>، شیء حذفی<sup>۴</sup>، انطباق وصله<sup>۵</sup>، ناحیه‌ی هدف<sup>۶</sup>، ناحیه‌ی منبع

### ۱- مقدمه

ترمیم تصاویر دیجیتال یکی از زمینه‌های بسیار مهم در پردازش تصویر است و هدف اصلی آن دستکاری تصاویر است، به طوری که بیننده متوجه تغییر در تصویر نشود [۱]. ترمیم تصویر شامل الگوریتم‌های پیچیده‌ای است که سعی در تخمین پیکسل‌های از دست رفته‌ی تصاویر تخریب شده با استفاده از پیکسل‌های معلومی که اطراف آنها وجود دارد، به طوری که تصویر ترمیم شده تا حد امکان به چشم بیننده طبیعی به نظر برسد. به ناحیه‌ی از دست رفته‌ی تصویر، حفره گفته می‌شود. ترمیم تصاویر دیجیتال به طور وسیع در بازسازی خراش‌های تصویر، حذف اشیاء ناخواسته، حذف نوشته‌های روی تصاویر، جبران خطاهای انتقال تصویر در شبکه‌ی اینترنت و حفاظت از حریم خصوصی استفاده می‌شود. در شکل (۱) به طور شماتیک اصطلاحاتی که در ترمیم تصویر بکار می‌رود، نمایش داده شده است.



شکل ۱: اصطلاحاتی که در مسئله‌ی ترمیم تصویر بکار می‌رود

تکنیک‌های ترمیم تصویر متعددی وجود دارد که در کل می‌توان آنها را در ترمیم مبتنی بر نمونه، روش مبتنی بر معادلات مشتقات جزئی [۲، ۳]، روش‌های ترمیم ترکیبی [۴، ۵]، روش‌های ترمیم مبتنی بر پراکندگی [۶] و روش‌های ترمیم عمومی [۷] دسته‌بندی کرد. این مقاله روی ترمیم مبتنی بر نمونه تمرکز کرده، زیرا عملکرد آن روی تصاویر دوبعدی و هزینه‌ی محاسباتی آن بسیار مناسب‌تر از سایر روش‌ها است و در واقع به طور همزمان هر دوی اطلاعات بافت و ساختار را در فرآیند ترمیم در نظر می‌گیرد. الگوریتم حریصانه مبتنی بر نمونه‌ی کریمیننسی [۱] یک الگوریتم تکرارشونده است که می‌تواند اشیاء بزرگ را از تصویر حذف کند. این الگوریتم ناحیه‌ی حذف شده (ناحیه‌ی هدف) را با ناحیه‌های پیرامون آن

<sup>1</sup> Image inpainting

<sup>2</sup> Sum of Squared difference

<sup>3</sup> Hole

<sup>4</sup> Object removal

<sup>5</sup> Patch matching

<sup>6</sup> Target region



(ناحیه‌ی منبع) پر می‌کند به طوری که تصویر منتجه به لحاظ بصری قابل باور باشد. هسته‌ی اصلی این الگوریتم، فرآیند نمونه‌برداری از تصویری که ایزوفوت‌های آن استخراج شده، است و مکانیسم سنتز جداگانه برای کنترل ایزوفوت‌ها نیاز نیست. براساس تعریفی که در [۸] ارائه شده ایزوفوت‌ها خطوطی با شدت روشنایی ثابت در داخل یک تصویر هستند. الگوریتم کریمینسی ابتدا در هر تکرار، مرز ناحیه‌ی هدف را براساس ویژگی‌های بافتی و ساختاری تصویر اولویت‌بندی می‌کند. این ویژگی‌ها را دو مؤلفه‌ی اطلاعات و اطمینان از وصله‌های مرزی استخراج می‌کنند و سپس با اولویت‌ترین وصله در هر تکرار انتخاب می‌شود. این وصله با وصله‌های هم اندازه‌ی خود در ناحیه‌ی منبع انطباق داده می‌شود و در نهایت منطبق‌ترین وصله انتخاب می‌شود و پیکسل‌های متناظر با حفره در وصله‌ی منبع را در وصله‌ی هدف کپی می‌کند. پر کردن ناحیه‌ی هدف به صورت وصله به وصله سرعت الگوریتم ترمیم و دقت انتشار ساختارهای تصویر را افزایش می‌دهد. الگوریتم ترمیم مبتنی بر نمونه‌ی کریمینسی به عنوان بنیادی بر کارهای بعدی تبدیل شده و پژوهشگران متعددی الگوریتم آن را بهبود دادند. در [۹] برای بهبود فرآیند جستجو در این الگوریتم، روشی را پیشنهاد کرده که ابتدا با استفاده از الگوریتم قطعه‌بندی K-means تصویر را به لحاظ بافتی قطعه‌قطعه کرده، سپس اولویت وصله‌های مرزی حفره را محاسبه می‌کند. بعد از انتخاب با اولویت‌ترین وصله، فرآیند جستجو فقط در قطعه‌ی شامل با اولویت‌ترین وصله در هر مرحله از تکرار الگوریتم، انجام می‌شود. در این الگوریتم، یک ترکیب مکانی بهبود یافته که موقعیت هندسی روان‌شناختی را در ناحیه‌ی ترمیم شده، کاهش می‌دهد پیشنهاد شده است. در [۱۰] یک الگوریتم جدید مبتنی بر نمونه با بهینه‌سازی در اندازه‌ی وصله معرفی شده است. در این الگوریتم بعد از یافتن با اولویت‌ترین وصله‌ی مرزی با اندازه‌ی وصله‌ی  $3 \times 3$ ، فرآیند انطباق در اولین وصله هم‌اندازه با وصله‌ی هدف در ناحیه‌ی معلوم شروع شده و به طور اتوماتیک تا اندازه‌ی وصله  $15 \times 15$  در آن محل و در صورت امکان (در صورتی که همه‌ی پیکسل‌های وصله‌ی منبع معلوم باشد) انجام می‌شود. از آنجایی که اندازه‌ی وصله بزرگتر  $SSE^1$  بالاتری ایجاد می‌کند، براساس یک معیاری متناسب با اندازه‌ی وصله، منطبق‌ترین وصله‌ی منبع انتخاب می‌شود. فرآیند جستجو در کل ناحیه‌ی معلوم به همین صورت انجام می‌شود. در [۱۱] یک روش ترمیم تصویر مبتنی بر وصله آگاه از محتوی پیشنهاد شده، این تکنیک به عنوان واصف بافتی، برای هدایت کردن و سرعت بخشیدن به فرآیند انطباق وصله‌ها استفاده می‌شود. این روش از تکنیک ترمیم عمومی<sup>۲</sup> با زنجیره‌ی تصادفی مارکوف استفاده می‌کند. ایده‌ی اصلی روش آگاه از محتوی، محدود کردن فضای جستجوی انتخاب وصله‌های کاندید، به بلوک‌های غیر محلی است. در این روش، وقتی پیکسل‌های از دست رفته در یک بلوک بیش از نصف پیکسل‌های موجود در آن بلوک باشد از بلوک‌های با اندازه‌ی وفقی استفاده می‌شود، در غیر این‌صورت، از اندازه‌ی ثابت بلوک استفاده می‌شود. اندازه‌های وفقی بلوک‌ها را می‌توان از روش تقسیم کردن بالا-پایین ساده بر مبنای همگنی<sup>۳</sup> بافت آنها سازمان‌دهی کرد. در [۱۲] از یک ضریب تنظیم‌کننده برای تعیین اولویت هر وصله استفاده شده است. در این الگوریتم همچنین از ترکیب مجموع مجذور اختلاف‌ها و اندازه‌ی همبستگی متقابل بین وصله‌ی منبع و وصله‌ی هدف استفاده کرده است. در [۱۳] الگوریتم کریمینسی را بوسیله‌ی تعریف تابع اولویت وزن‌دار شده، بهبود داده است. الگوریتم پیشنهادی در [۱۴] فرآیند جستجو را سریع‌تر کرده و زمان اجرای الگوریتم کریمینسی را با استفاده از اندکی نوآوری بهبود داده است. در این الگوریتم همچنین از تصاویر رنگ YCbCr برای افزایش کیفیت ترمیم تصویر استفاده شده است. بسیاری از محققان از جنبه‌های مختلف الگوریتم کریمینسی را بهبود دادند در [۱۵] یک الگوریتم جدید مبتنی بر نمونه مطرح شده که سراسر پراکندگی تصویر اصلی را جستجو می‌کند. آنها دو مفهوم جدیدی از پراکندگی در سطح وصله برای مدل کردن اولویت وصله و ارائه وصله پیشنهاد دادند. اولاً وصله با پراکندگی ساختاری بزرگتر به عنوان اولویت بالا شناخته می‌شود، ثانیاً آنها فرض کردند که وصله‌ی در دست ترمیم، می‌تواند بوسیله‌ی ترکیب خطی پراکندگی از وصله‌های کاندید تحت قیود انسجام وصله‌ی محلی در چارچوب ارائه‌ی پراکندگی، معرفی شود. در این مقاله یک روش ترمیم مبتنی بر نمونه جدید برای مقابله با انتخاب نادرست وصله در ناحیه‌ی منبع، در عمل انطباق پیشنهاد شده است. برای مقابله با این مسائل باید ناحیه‌ی جستجو را به سمتی هدایت کنیم که بیشترین انطباق را با وصله‌ی هدف در هر تکرار الگوریتم، داشته باشد. در واقع با این کار احتمال انتخاب صحیح وصله‌ی منبع و امکان حفظ ساختار تصویر بسیار بالا می‌رود. نتایج آزمایشی الگوریتم پیشنهادی نشان می‌دهد که با وجود کم کردن تعداد عملیات SSD و تعداد کل عملیات محاسباتی، بهبود قابل توجهی هم در کیفیت ترمیمی در مقایسه با الگوریتم‌های دیگر حاصل شده است.

این مقاله به صورت زیر سازمان‌دهی شده است: بخش ۲ به بیان مفاهیم اولیه این پژوهش مانند الگوریتم ترمیم کریمینسی و روش جستجوی کلاسیک اختصاص یافته است، در بخش سوم، روش پیشنهادی با جزئیات بیشتری توضیح داده خواهد شد. در بخش چهارم نتایج آزمایشی از الگوریتم پیشنهادی را با الگوریتم‌های دیگر که از روش جستجوی کلاسیک استفاده کردند، مقایسه خواهیم کرد. و در بخش پایانی نیز، از الگوریتم پیشنهادی نتیجه‌گیری کرده و به بیان برخی از نواقص و چالش‌هایی که این الگوریتم می‌تواند با آن مواجه شود خواهیم پرداخت.

<sup>1</sup> Sum Squared Error

<sup>2</sup> Global

<sup>3</sup> Homogeneity



## ۲- مرور بر مفاهیم اولیه

همانطور که قبلا بیان شد این مقاله بر روی روش ترمیم مبتنی بر نمونه تمرکز دارد. پایه‌ی اصلی این روش توسط کریمینسی در [۱] مطرح شده است. بنابراین ابتدا این الگوریتم را به طور مختصر شرح می‌دهیم و سپس به تفصیل الگوریتم پیشنهادی را توضیح خواهیم داد.

### ۲-۱ الگوریتم حذف شیء و ترمیم تصویر کریمینسی

الگوریتم ترمیم مبتنی بر نمونه کریمینسی ترکیبی از مزیت‌های هر دوی روش‌های سنتز بافت و تکنیک‌های ترمیم است. روش‌های سنتز بافت برای ترمیم حفره‌های بزرگ از بافت‌های نمونه‌ی اطراف آنها، مناسب است، در حالی که تکنیک‌های ترمیم برای پر کردن شکاف‌های کوچک مناسب است. مرز بین ناحیه‌ی حفره و ناحیه‌ی منبع با  $\square U$  مشخص شده که، مقدم بر پرشدن<sup>۱</sup> نامیده می‌شود. باید ابتدا الگوریتم به طور دقیق ناحیه‌های مرزی را شناسایی بکند برای اینکار باید از تکنیک‌های تشخیص لبه استفاده کرد. در الگوریتم کریمینسی از فیلتر لاپلاسی، با ماتریس ماسک ۳ در ۳ و با ضریب تقریب عددی ۵، استفاده شده است. از کانولوشن ماتریس ماسک فیلتر لاپلاسی با تصویر ماسک ورودی، مرزناحیه‌ی حفره به صورت لیستی از موقعیت پیکسل‌های آن ناحیه، در دسترس خواهد بود. سپس الگوریتم اولویت را برای هر وصله به مرکزیت آن پیکسل‌ها، محاسبه کرده و با اولویت‌ترین وصله را انتخاب می‌کند تابع اولویت‌بندی آن به صورت زیر است:

$$P(p) = C(p)D(p) \quad (1)$$

که در معادله (۱)،  $C(p)$  و  $D(p)$  به ترتیب مؤلفه اطمینان و مؤلفه‌ی اطلاعات نامیده می‌شود و برای هر پیکسل  $p$  به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$C(p) = \frac{\sum_{q \in \Psi_p \cap (I-U)} C(q)}{|\Psi_p|} \quad (2)$$

$$D(p) = \frac{|\nabla I_p^\perp \cdot n_p|}{\alpha} \quad (3)$$

که در معادله (۲)  $|\Psi_p|$  اندازه‌ی وصله است و در معادله (۳)  $\nabla I_p^\perp$  نشان‌دهنده بردار ایزوفوت است که فقط یک بار برای کل تصویر محاسبه می‌شود.  $\alpha$  فاکتور نرمالیزاسیون (به طور مثال  $\alpha = 255$ ) برای تصاویر سطوح خاکستری و  $n_p$  بردار واحد عمود بر ناحیه‌ی حفره در نقطه‌ی  $p$  است. برای مقداردهی اولیه، اگر پیکسل در ناحیه‌ی حفره قرار داشته باشد  $C(p)$  صفر در نظر گرفته می‌شود و اگر پیکسل در ناحیه‌ی منبع باشد، یک در نظر گرفته می‌شود:

$$C(q) = \begin{cases} 0 & q \in U \\ 1 & q \in S \end{cases} \quad (4)$$

بعد از یافتن بااولویت‌ترین وصله، این وصله با وصله‌های هم اندازه‌ی خود در ناحیه‌ی منبع انطباق داده می‌شود و منطبق‌ترین وصله براساس معادله‌ی زیر انتخاب می‌شود:

$$\psi(\hat{s}) = \arg \min_{\psi_s \in S} d(\psi_{\hat{p}}, \psi_s) \quad (5)$$

که در معادله (۵)،  $d(\psi_{\hat{p}}, \psi_s)$  مجموع مجذور اختلاف‌های (SSD) پیکسل‌های متناظر در وصله‌ی هدف و وصله‌ی منبع می‌باشد. در الگوریتم کریمینسی کل ناحیه‌ی جستجو در تمام تکرارها ثابت است و وصله‌های ترمیم شده در مراحل ابتدایی، به هیچ وجه در تکرارهای مرتبه بالا جستجو نمی‌شود. چون در اصل ناحیه‌ی ترمیم شده ناحیه‌ی مصنوعی است. بعد از یافتن منطبق‌ترین وصله، پیکسل‌های متناظر با حفره‌ها عینا در آنها کپی می‌شوند. در مرحله‌ی بعد بردار ایزوفوت وصله‌ی منبع انتخابی در پیکسل‌های تازه ترمیم شده، عینا کپی می‌شود و  $C(p)$  برای پیکسل‌های تازه ترمیم شده نیز همان مقداری که از معادله (۲) برای بااولویت‌ترین وصله در هر تکرار محاسبه شده، برورسانی می‌شود. در بخش بعد، یک روش مبتنی بر نمونه‌ی جدیدی پیشنهاد می‌شود. این روش را با روش‌هایی که از روش جستجوی کلاسیک استفاده می‌کنند هم به لحاظ کیفی و هم به لحاظ تعداد عملیات SSD انجام شده و تعداد کل عملیات محاسباتی که بر روی پیکسل‌های معلوم وصله‌ی هدف انجام می‌شود ارزیابی خواهیم کرد.

## ۳- الگوریتم پیشنهادی

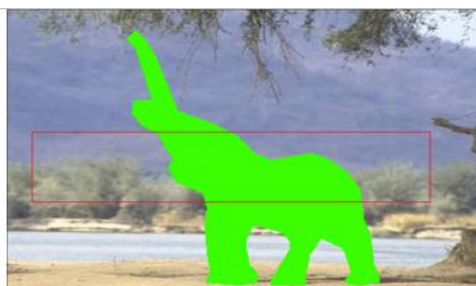
<sup>1</sup> Fill front



الگوریتم‌هایی که از روش جستجوی کلاسیک استفاده می‌کنند، در فرآیند انتخاب منطبق‌ترین وصله ممکن است دچار خطا شوند. بدلیل اینکه بخش قابل توجهی از پیکسل‌های وصله‌ی هدف مجهول هستند. در الگوریتم‌های ترمیم مبتنی بر نمونه پیکسل‌های مجهول بوسیله‌ی پیکسل‌های معلوم وصله‌ی هدف تخمین زده می‌شوند، در نتیجه احتمال وقوع خطا در این مورد بسیار بالا می‌رود. مخصوصاً زمانی که تعداد پیکسل‌های معلوم کم نیز باشد. بنابراین برای بهبود کیفیت ترمیم می‌توان ناحیه‌ی منبع را به قسمتی از تصویر هدایت کرد که بیشترین همبستگی را به لحاظ بافتی با وصله‌ی هدف در هر تکرار الگوریتم داشته باشد. با این کار ضمن بهبود کیفیت ترمیم، تعداد عملیات SSD و تعداد کل عملیات محاسباتی که بر روی مجموع پیکسل‌های معلوم وصله‌ی هدف انجام می‌شود به طور قابل توجهی کاهش پیدا می‌کند. ایده‌ی اصلی الگوریتم پیشنهادی به دو دلیل است اولاً هر وصله‌ی مرزی ناحیه‌ی هدف بیشترین همبستگی را با وصله‌های اطراف خود دارد و ثانیاً اغلب تصاویر به لحاظ بافتی و ساختاری در راستای طولی یا عرضی متقارن هستند بنابراین برای بهبود شرایط انتخاب منطبق‌ترین وصله، می‌توان ناحیه‌ی جستجو را به این نواحی هدایت کرد. در این صورت می‌توان با قاطعیت بالاتری انتظار داشت که در هر مرحله مناسب‌ترین وصله انتخاب می‌شود. نمونه‌هایی از چنین تصاویر در شکل (۲) نشان داده شده است.



ب) پنجره‌ی جستجو که توسط الگوریتم پیشنهادی ایجاد می‌شود



الف) تصویر اصلی با ماسک



د) پنجره‌ی جستجو که توسط الگوریتم پیشنهادی ایجاد می‌شود



ج) تصویر اصلی با ماسک

شکل ۲: نمونه‌هایی از تصاویر که در راستای افقی متقارن هستند، بنابراین اگر پنجره جستجو را به صورت طولی در نظر گرفته شود می‌توان با کمترین تعداد عملیات SSD به کیفیت مناسبی دست پیدا کرد.

ماتریس ناحیه‌ی منبع (ناحیه‌ی جستجو) به صورت زیر است:

$$S(i, j) = \begin{cases} 1 & (i, j) \in S \\ 0 & oth \end{cases} \quad (6)$$

در معادله‌ی (۶) اگر پیکسل در موقعیت  $(i, j)$ ، معلوم باشد، مقدار آن یک است و در صورت مجهول بودن، مقدار آن صفر است (مطابق تصویر شماره (ب) از شکل ۳). در این پژوهش برای ساخت پنجره جستجو ابتدا یک ماسک جدید ایجاد کردیم. این ماسک جدید در متلب در واقع یک ماتریس هم اندازه با ماسک ورودی اصلی با درایه‌های صفر می‌باشد. بعد از یافتن باولویت‌ترین وصله‌ی مرزی، به مرکزیت مختصات آن وصله در ماسک جدید، به اندازه‌ی  $len\_win$  تا درایه، به سمت راست و چپ و به اندازه‌ی  $wid\_win$  تا درایه، به سمت بالا و پایین حرکت کرده و درایه‌هایی که داخل این پنجره قرار می‌گیرند را برابر یک قرار می‌دهیم (مطابق تصویر شماره (ج) از شکل ۳). رابطه‌ی ریاضی ماسک جدید به صورت معادله‌ی (۷) می‌شود:

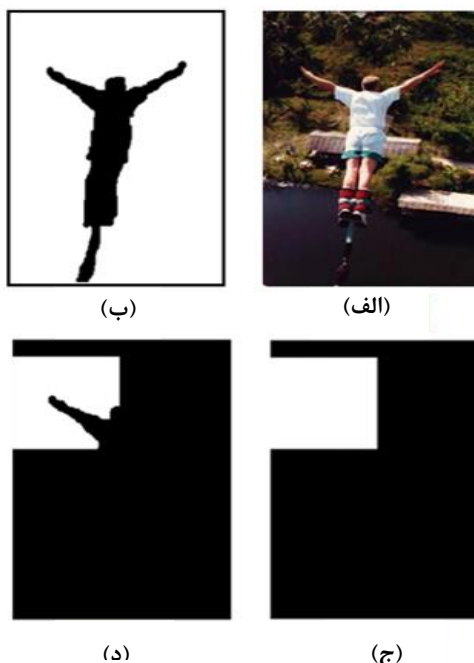
$$New\_mask(i, j) = \begin{cases} 1 & (i, j) \in (window) \\ 0 & oth \end{cases} \quad (7)$$

حال ماتریس ناحیه‌ی منبع را با ماتریس ماسک جدید به صورت درایه به درایه‌ی آن کرده تا ناحیه‌ی منبع جدید پیشنهادی مشخص شود (مطابق تصویر شماره (د) از شکل ۳). در نهایت ماتریس ناحیه‌ی منبع جدید پیشنهادی که به تابع جستجو داده می‌شود به صورت معادله‌ی (۸) خواهد بود



$$New\_S(i,j) = \begin{cases} 1 & (i,j) \in S | S(i,j).New\_mask(i,j) = 1 \\ 0 & oth \end{cases} \quad (8)$$

مراحل ساخت پنجره‌ی جستجوی پیشنهادی در شکل (۳) به طور کامل نمایش داده شده است. در الگوریتم‌های مطرح شده با روش جستجوی کلاسیک، برای یافتن منطبق‌ترین وصله کل ناحیه‌ی منبع (مطابق قسمت سفید رنگ تصویر شماره‌ی (ب) از شکل ۳) را جستجو می‌کردند. در این الگوریتم‌ها، در همه‌ی تکرارهای الگوریتم، ناحیه‌ی منبع ثابت بوده و الگوهای مرتبه‌ی بالا به هیچ وجه قسمت‌های ترمیم شده‌ی جدید را برای یافتن منطبق‌ترین وصله به وصله‌ی هدف، جستجو نمی‌کند. ولی در روش پنجره‌ی جستجوی پیشنهادی، ناحیه‌ی جستجو در تکرارهای متوالی یکسان نیست و بسته به مختصات باولویت‌ترین وصله‌ی هدف در آن تکرار، تغییر می‌کند. در این الگوریتم پیشنهادی نیز ناحیه‌ی جستجو باید جزء ناحیه‌ی منبع و پنجره‌ی جستجو در آن تکرار باشد و از قسمت‌های ترمیم شده قبلی نیز در فرآیند جستجو استفاده نمی‌شود. اندازه‌ی طول و عرض این پنجره‌ی جستجو را کاربر می‌تواند متناسب با میزان شباهت بافت و ساختار تصویر نسبت به ناحیه‌ی هدف، تعیین کند.



شکل ۳: مراحل اصلی ساخت پنجره‌ی جستجو که به مرکزیت باولویت‌ترین وصله‌ی مرزی به طور اتوماتیک توسط الگوریتم پیشنهادی، ساخته می‌شود. (الف) تصویر اصلی، (ب) تصویر ناحیه‌ی منبع (ناحیه‌ی جستجو)، (ج) تصویر ماسک جدید در تکرار ۶۴ ام با مقادیر  $(a = 0.4$  و  $b = 0.8)$  و پنجره جستجو با ابعاد  $101 \times 101$  پیکسل، (د) تصویر ناحیه‌ی منبع جدید را نشان می‌دهد. جستجو فقط در ناحیه سفید رنگ داخل پنجره‌ی جستجو انجام خواهد گرفت.

یکی از مراحل اصلی در الگوریتم‌های ترمیم تصویر، اولویت‌بندی وصله‌ها است. هدف از اولویت‌بندی وصله‌ها یافتن یک تعادل مناسب برای انتشار همزمان بخش‌های ساختاری و بخش‌های بافتی تصویر می‌باشد. تابع اولویت‌هایی که به صورت ضرب دو مؤلفه‌ی اطلاعات و اطمینان مطرح شده (مانند تابع اولویتی که در [۱] پیشنهاد شده است)، زمانی که با برخی از تصاویر دارای ساختارهای پیچیده و منحنی‌وار مواجه می‌شود دچار خطاهای عمده‌ای خواهند شد. براساس این گونه تابع اولویت‌ها برای هر پیکسل  $p$ ، اگر هر یک از مؤلفه‌های اطلاعات و اطمینان نزدیک به صفر باشد در حالی که دیگری بالاترین مقدار را دارا باشد، حاصل ضرب آنها عددی نزدیک به صفر در خواهد آمد. در نتیجه وصله‌ای که ممکن است در فرآیند ترمیم شایستگی پر شدن داشته باشد شانس آن برای کاندید شدن از بین برود. این مسئله می‌تواند در فرآیند ترمیم، مسئله‌ی انتشار ساختار را با چالش مواجه بکند. برای جلوگیری از وقوع چنین مسائلی این دو مؤلفه را باید به صورت ترکیب خطی از هم بکار ببریم. همچنین اگرچه مؤلفه اطمینان انتشار بافت تصویر را انجام می‌دهد و مؤلفه‌ی اطلاعات، همه‌ی لبه‌های موجود در تصویر را صرف نظر از اینکه آنها چقدر با اهمیت هستند پیدا می‌کند اما نمی‌تواند به طور کافی همه‌ی ساختارهای تصویر را حفظ بکند و آن در ترمیم تصاویر با ساختارهای قوی<sup>۱</sup> یا پیچیده<sup>۲</sup> شکست می‌خورد. به همین

<sup>1</sup> Strong

<sup>2</sup> Convoluted



خاطر اثر مؤلفه‌ی اطلاعات با استفاده از یک تابع نمایی تقویت شود، کیفیت ترمیمی مطلوبی به همراه خواهد داشت. در این پژوهش از این تابع اولویت استفاده شده است :

$$P(p) = (1 - \alpha).C(p) + \alpha.D(p)^\beta \quad (9)$$

که در معادله‌ی (۹) مقادیر پارامترها  $\alpha$  و  $\beta$  در بازه‌ی [۰,۱] هستند و  $\alpha$  و  $\beta$  وزن‌های مؤلفه‌ی اطلاعات به ترتیب به صورت نمایی و خطی هستند که می‌تواند اثر آن را در تابع اولویت تقویت بکنند. از آنجایی که مقدار  $D(p)$  عددی بین صفر و یک است و اگر به توان یک عدد بین صفر و یک برسد و این عدد هر چه به سمت صفر میل بکند اندازه‌ی حاصل آن به صورت نمایی افزایش پیدا خواهد کرد و  $\alpha$  نیز به صورت خطی می‌تواند آن را تقویت بکند در نتیجه با این دو ضریب اثرگذاری  $D(p)$  را در تعیین اولویت وصله‌ها می‌توان تقویت کرد. بنابراین ساختارها اولویت بالاتری در مرتبه‌ی پرکردن<sup>۱</sup> خواهند داشت.

#### ۴- نتایج آزمایشی و ارزیابی

به منظور ارزیابی الگوریتم پیشنهادی، تعدادی از تصاویر با اندازه‌های مختلف را بوسیله‌ی الگوریتم پیشنهادی ترمیم کرده و با الگوریتم [۱۶] که از روش جستجوی کلاسیک استفاده کرده، مقایسه کردیم. شکل (۴) تعدادی از نتایج الگوریتم پیشنهادی را در مقایسه با الگوریتم پیشنهاد شده در [۱۶] نشان می‌دهد. این تصاویر از خود مقاله بریده شده است. در تصاویر اصلی ماسک گذاری شده در شکل (۴)، قسمت‌های سبزرنگ، شیء حذفی را نشان می‌دهد و باید پس از حذف، پس زمینه‌ی آن ترمیم شود.

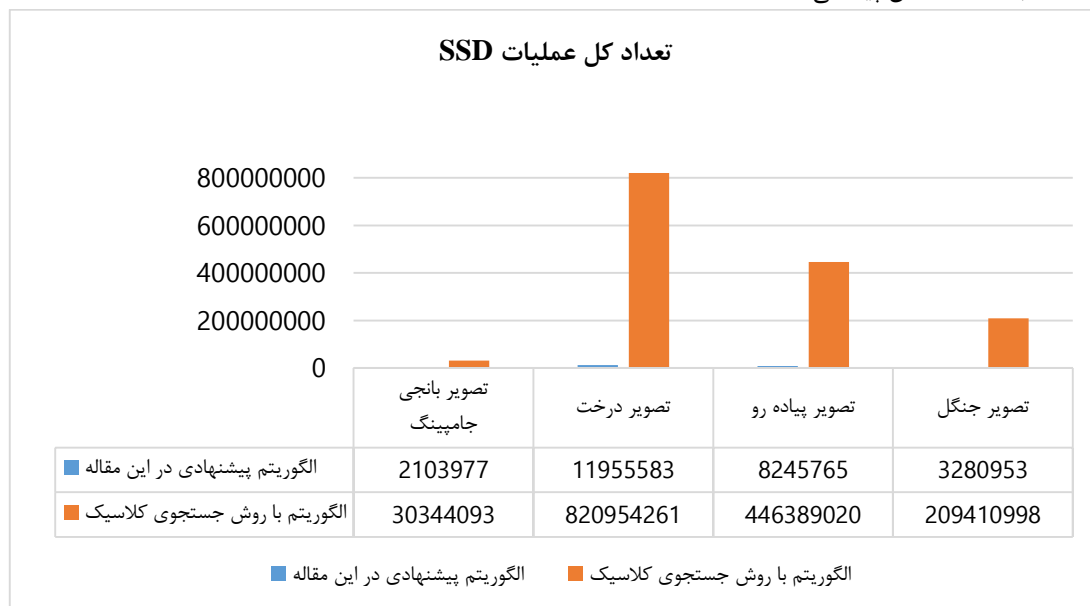
| نتیجه‌ی الگوریتم پیشنهادی در این مقاله  | نتیجه‌ی الگوریتم پیشنهادی در [۱۶]   | تصویر اصلی ماسک گذاری شده   |
|---|---|---|
|  |  |  |
|  |  |  |

<sup>1</sup> Filling order



شکل ۴: نتایج آزمایشی الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با نتایج الگوریتم مطرح شده در [۱۶]

جدول زیر تعداد عملیات SSD که الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم مطرح شده در [۱۶] برای ترمیم تصاویر بالا انجام داده را نشان می‌دهد. الگوریتم مطرح شده در [۱۶] از روش جستجوی کلاسیک برای ترمیم تصاویر استفاده کرده است. بدیهی است که با کاهش فضای جستجو تعداد عملیات SSD به شدت کاهش پیدا می‌کند.



شکل ۵: تعداد کل عملیات SSD که الگوریتم پیشنهادی با پنجره‌ی جستجو و بدون پنجره‌ی جستجو انجام می‌دهد.

جدول (۱) تعداد عملیات محاسباتی که بر روی پیکسل‌های معلوم وصله‌ی هدف در فرآیند انطباق در کل تکرار الگوریتم انجام می‌گیرد را نشان می‌دهد. تعداد این عملیات از رابطه‌ی زیر بدست می‌آید:

$$CO_T = 3 * SSD_T * P_T - SSD_T \quad (10)$$



که در معادله (۱۰)،  $CO_T$  نشان دهنده تعداد کل عملیات محاسباتی و  $SSD_T$  نشان دهنده تعداد کل عملیات SSD و  $P_T$  نشان دهنده مجموع تعداد پیکسل های معلوم وصله هدف در کل تکرار الگوریتم است. بدیهی است که بر روی هر پیکسل معلوم وصله هدف سه عمل محاسباتی (دو عمل جمع و یک عمل ضرب) انجام می گیرد.

جدول ۱: تعداد کل عملیات محاسباتی که بر روی پیکسل های معلوم وصله هدف، در کل تکرارهای الگوریتم انجام می گیرد.

| تعداد کل عملیات  | تصویر بانجی جامپینگ | تصویر درخت       | تصویر پیاده رو   | تصویر جنگل       |
|--|---------------------|------------------|------------------|------------------|
| درصد ناحیه مجهول از کل تصویر                           | ۱۲.۶٪               | ۸٪               | ۳٪               | ۳٪               |
| اندازه ی تصویر اصلی                                    | ۳۰۸*۲۰۶             | ۷۵۰*۵۶۳          | ۶۰۰*۸۰۰          | ۵۶۳*۷۵۰          |
| مجموع کل پیکسل های معلوم وصله هدف در کل تکرار الگوریتم | 21890               | 72718            | 33949            | 30432            |
| الگوریتم پیشنهادی در این مقاله                         | $1.38 * 10^{11}$    | $2.6 * 10^{12}$  | $8.4 * 10^{11}$  | $3 * 10^{11}$    |
| الگوریتم با روش جستجوی کلاسیک                          | $1.99 * 10^{12}$    | $17.9 * 10^{13}$ | $45.5 * 10^{12}$ | $19.1 * 10^{12}$ |

#### ۵- نتیجه گیری و کارهای آینده

هدف از این مطالعه ترمیم تصاویر آسیب دیده یا حذف اشیاء خاص از آنها است. به همین منظور، کلاس الگوریتم های ترمیم تصویر مبتنی بر نمونه به علت هزینه محاسباتی قابل قبول آنها و اینکه این الگوریتم ها می توانند هر دوی اطلاعات بافت و ساختار در فرآیند ترمیم انتشار بدهند. ایده اصلی در این مقاله، هدایت کردن فرآیند جستجو برای یافتن منطبق ترین وصله، به ناحیه هایی از تصویر که از لحاظ بافتی و ساختاری بیشترین شباهت را به وصله هدف در هر مرحله از تکرار الگوریتم داشته باشد. با توجه به اینکه در اغلب تصاویر هر قسمتی از یک شیء حذفی که ترمیم می شود بیشترین همبستگی را به ناحیه های اطراف خود دارد. به همین دلیل بعد از یافتن با اولویت ترین وصله ی مرزی حفره، پنجره ی جستجویی به مرکزیت آن ایجاد می شود. اندازه ی طول و عرض این پنجره ی جستجو را کاربر تعیین می کند. در نتیجه می توان با توجه به تصویر، ناحیه ی جستجو را به ناحیه های خاصی از تصویر هدایت کرد. نتایج آزمایشی این الگوریتم نشان می دهد که با وجود کاهش محاسبات انجام گرفته، تصاویر ترمیم شده از کیفیت ترمیمی مطلوبی برخوردار هستند. این الگوریتم اشکالاتی نیز دارد. اولاً اینکه در الگوریتم پیشنهادی جهت بهبود بافت های ناسازگار در ناحیه ی ترمیم شده، از الگوریتم های ترکیب مکانی وصله ها استفاده نشده است. ثانیاً این الگوریتم در ترمیم برخی از تصاویر با ساختارهای منحنی وار مشکل دارد. در کارهای آینده سعی می شود که از تابع اولویت های مناسب تری که نیاز به تعیین پارامتر نیز نداشته باشد و هم تصاویر با ساختار منحنی وار و پیچیده را نیز ترمیم بکند، استفاده شود.

#### ۶- مراجع

- [۱] A. Criminisi, P. Pérez, and K. Toyama, "Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting," *IEEE Transactions on image processing*, vol. ۱۳, pp. ۱۲۱۲-۱۲۰۰, ۲۰۰۴
- [۲] J. H. Elder and R. M. Goldberg, "Image editing in the contour domain," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. ۲۳, pp. ۲۹۶-۲۹۱, ۲۰۰۱
- [۳] D. Tschumperle and R. Deriche, "Vector-valued image regularization with PDEs: A common framework for different applications," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. ۲۷, pp. ۵۱۷-۵۰۶, ۲۰۰۵

<sup>1</sup> Computational operations





- [۴] K. s Mahajan and M. Vaidya, "Image inpainting techniques: A survey," *IOSR Journal of Computer Engineering (IOSRJCE) ISSN*, pp. ۰۶۶۱-۲۲۷۸, ۲۰۱۲
- [۵] J.-L. Starck, M. Elad, and D. L. Donoho, "Image decomposition via the combination of sparse representations and a variational approach," *IEEE transactions on image processing*, vol. ۱۴, pp. ۱۵۸۲-۱۵۷۰, ۲۰۰۵
- [۶] O. G. Guleryuz, "Nonlinear approximation based image recovery using adaptive sparse reconstructions and iterated denoising-part II: adaptive algorithms," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. ۱۵, pp. ۵۷۱-۵۵۵, ۲۰۰۶
- [۷] E. Candes and B. Recht, "Exact matrix completion via convex optimization," *Communications of the ACM*, vol. ۵۵, pp. ۲۰۱۲, ۱۱۹-۱۱۱
- [۸] C. Guillemot and O. Le Meur, "Image inpainting: Overview and recent advances," *IEEE signal processing magazine*, vol. ۳۱, pp. ۱۴۴-۱۲۷, ۲۰۱۴
- [۹] W. Huang and G. Zhang, "Improvement of the exemplar-based inpainting," *Journal of Electronic Imaging*, vol. ۲۵, pp. ۰۵۳۰۳۸-۰۵۳۰۳۸, ۲۰۱۶
- [۱۰] R. P. Borole and S. V. Bonde, "Image Restoration using Prioritized Exemplar Inpainting with Automatic Patch Optimization," *Journal of The Institution of Engineers (India): Series B*, pp. ۹-۱, ۲۰۱۶
- [۱۱] T. Ruzic and A. Pizurica, "Context-aware patch-based image inpainting using Markov random field modeling," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. ۲۴, pp. ۴۵۶-۴۴۴, ۲۰۱۵
- [۱۲] J. Wang, K. Lu, D. Pan, N. He, and B.-k. Bao, "Robust object removal with an exemplar-based image inpainting approach," *Neurocomputing*, vol. ۱۲۳, pp. ۱۵۵-۱۵۰, ۲۰۱۴
- [۱۳] Y. Zhou, L. Li, and K. Xia, "Research on weighted priority of exemplar-based image inpainting," *Journal of Electronics (China)*, vol. ۲۹, pp. ۱۷۰-۱۶۶, ۲۰۱۲
- [۱۴] V. K. Alilou and F. Yaghmaee, "Introducing a new fast exemplar-based inpainting algorithm," in *Electrical Engineering (ICEE), ۲۲ ۲۰۱۴nd Iranian Conference on*, ۲۰۱۴, pp. ۸۷۸-۸۷۴
- [۱۵] Z. Xu and J. Sun, "Image inpainting by patch propagation using patch sparsity," *IEEE transactions on image processing*, vol. ۱۹, pp. ۱۱۶۵-۱۱۵۳, ۲۰۱۰
- [۱۶] Y. Liu and V. Caselles, "Exemplar-based image inpainting using multiscale graph cuts," *IEEE transactions on image processing*, vol. ۲۲, pp. ۱۷۱۱-۱۶۹۹, ۲۰۱۳