

پایان نامه کارشناسی ارشد

## دانشگاه خوارزمی تهران



### بهینه سازی روش ادغام تصاویر با استفاده از فیلتر هدایتی

تابستان ۹۴

استاد راهنما :

دکتر جمشید شنبه زاده

گردآورنده :

حمید عدل دوست

شماره دانشجویی : ۹۱۳۸۲۱۵۲۰

به موجب این سند گواهی می شود که پایان نامه کارشناسی ارشد حاضر با عنوان :

بهبود سازی روش ادغام تصاویر با استفاده از فیلتر هدایتی

ارایه شده توسط :

حمید عدل دوست

حائز شرایط کسب مدرک کارشناسی ارشد می باشد.

استاد راهنما :

داور خارجی :

داور داخلی :

استاد مشاور :

رییس جلسه :

اینجانب، حمید عدل دوست، متعهد می شوم که مطالب مندرج در این پایان نامه حاصل کار پژوهشی اینجانب تحت نظارت و راهنمایی اساتید دانشگاه خوارزمی بوده و به دستاورد های دیگران که در این پژوهش از آنها استفاده شده است مطابق مقررات و روال متعارف ارجاع و در فهرست منابع و مآخذ ذکر گردیده است.

این پایان نامه قبلاً برای احراز هیچ مدرک هم سطح یا بالاتری ارایه نگردیده است. در صورت اثبات تخلف در هر زمان، مدرک تحصیلی صادر شده توسط دانشگاه از درجه اعتبار ساقط بوده و دانشگاه حق پیگیری قانونی خواهد داشت.

## تقدیم به

پدر و مادر بزرگوام که در تمام سال های تحصیل از دوران دبستان و دبیرستان تا سطوح دانشگاهی همواره از من حمایت کرده اند و از زحمات بی دریغشان نهایت سپاسگذاری را دارم.

همچنین از کمک های بی دریغ برادرم حامد نیز نهایت تشکر را دارم.

وظیفه خود می دانم که از زحمات و راهنمایی های ارزشمند استاد بزرگوام جناب آقای دکتر شنبه زاده نهایت تشکر و قدردانی را داشته باشم که به نتیجه رسیدن تلاش هایم را مدیون راهنمایی های بی دریغ ایشان هستم.

## چکیده :

ادغام تصاویر به مجموعه عملیاتی گفته می شود که طی آن، دو یا چند تصویر ورودی به هدف به دست آوردن تصویری بهتر و با اطلاعات مفید بیشتر جهت کاربردی خاص با هم ترکیب می شوند. حاصل ادغام تصاویر خود یک تصویر است که اطلاعات مفید آن جهت کاربرد مورد نظر از تمامی تصاویر ورودی بیشتر است. در این نوشتار، علاوه بر بررسی روش های متداول ادغام تصاویر اعم از ادغام در حوزه ی فرکانس یا ادغام در حوزه پیکسل، روش ادغام با استفاده از فیلتر هدایتی را مورد بررسی دقیق قرار داده و عملیاتی جهت بهبود نتایج حاصل از آن را معرفی خواهیم نمود. سپس الگوریتم بهینه شده را روی یکی از دیتاست های استاندارد ادغام تصاویر آزمایش خواهیم کرد و نتایج و شواهد را به مشاهده خواهیم گذاشت.

کلمات کلیدی :

پردازش تصویر - ادغام تصاویر - فیلتر هدایتی - فیلتر بایلترال - فیلتر ملایم ساز

## فهرست مطالب

مقدمه :	۱۰
فصل اول : پردازش تصویر، ادغام تصاویر و طبقه بندی تکنیک ها.....	۱۲
مفاهیم اولیه در پردازش تصاویر: .....	۱۳
تصویر دیجیتال:.....	۱۳
ادغام تصاویر : .....	۱۳
مراحل ادغام : .....	۱۴
طبقه بندی ادغام بر اساس نحوه حصول تصاویر:.....	۱۴
طبقه بندی ادغام بر اساس سطح پردازش.....	۱۵
طبقه بندی ادغام بر اساس نوع تکنیک ادغام : .....	۱۷
فصل دوم : فیلتر های مطرح در ادغام تصاویر.....	۱۸
مقدمه: .....	۱۹
فیلتر های ملایم ساز (smoothing filters) : .....	۲۰
ملایم سازی (smoothing) : .....	۲۰
انواع فیلر های ملایم ساز : .....	۲۰
فیلتر گاوسین (Gaussian Filter) : .....	۲۱
تصویر ۲-۲: توزیع گاوسین پیوسته دو بعدی .....	۲۱
فیلترهای ملایم ساز با حفظ لبه (Edge preserving smoothing filters) : .....	۲۲
فیلتر بایلترال (Bilateral Filter) : .....	۲۲
مقایسه ی عملکرد فیلتر گاوسین و فیلتر بایلترال : .....	۲۴
فیلتر هدایتی (guided image filtering):.....	۲۵
فصل سوم : معرفی برخی از روش های ادغام تصاویر.....	۲۸
مقدمه : .....	۲۹
روش های ادغام تصاویر : .....	۳۰
۱ - ادغام تصاویر با استفاده از میانگیری گیری ساده : Simple Average.....	۳۱
۲ - ادغام تصاویر با استفاده از یافتن بیشینه : Select Maximum.....	۳۱
۳ - تکنیک های مبتنی بر ادغام توسط تجزیه ی چند رزولوشنه و چند مقیاسی : .....	۳۱
۴ - DWT یا تبدیل ویولت گسسته : .....	۳۲
۵ - ادغام تصاویر بر اساس : Principal Components Analysis (PCA).....	۳۳

۳۶	فصل چهارم : بررسی ادغام تصاویر با استفاده از فیلتر هدایتی
۳۷	مقدمه :
۳۸	ادغام تصاویر با استفاده از فیلتر هدایتی :
۳۹	بخش اول : تجزیه به دو مقیاس پایه و جزئیات
۴۰	بخش دوم : ساخت نقشه ی وزن ها
۴۲	بخش سوم : بازسازی تصویر در دو مقیاس
۴۴	فصل پنجم : بهینه سازی و مشاهده نتایج
۴۵	مقدمه :
۴۵	بهینه سازی ادغام تصاویر با استفاده از فیلتر هدایتی :
۴۷	نتیجه اعمال الگوریتم بهینه شده بر روی دیتاست استاندارد :
۵۵	فصل ششم : پیشنهادات برای کارهای آینده
۵۷	منابع و مأخذ :
۶۲	ضمیمه ۱ : کد برنامه :

## فهرست تصاویر :

- تصویر ۱-۱: طبقه بندی ادغام تصاویر بر اساس سطح پردازش ----- ۱۶
- تصویر ۱-۲: طبقه بندی ادغام بر اساس نوع تکنیک ادغام ----- ۱۷
- تصویر ۱-۲: توزیع گاوسین پیوسته یک بعدی ----- ۲۱
- تصویر ۲-۲: توزیع گاوسین پیوسته دو بعدی ----- ۲۱
- تصویر ۳-۲: اعمال فیلتر گاوسین با دو مقدار ۳ و ۱۰ برای انحراف از معیار ----- ۲۲
- تصویر ۴-۲: نتیجه اعمال فیلتر بایلترال ----- ۲۳
- تصویر ۵-۲: مقایسه عملکرد فیلتر بایلترال و گاوسین ----- ۲۴
- تصویر ۶-۲: فیلتر هدایتی ----- ۲۵
- تصویر ۷-۲: نمونه ای از اجرای فیلتر هدایتی ----- ۲۷
- تصویر ۱-۳: دیاگرام تکنیک های مبتنی بر تبدیل های چند رزولوشنه و چند مقیاسی ----- ۳۲
- تصویر ۲-۳: دیاگرام ادغام بر اساس تبدیل ویولت ----- ۳۳
- تصویر ۱-۴: دیاگرام ادغام تصویر با استفاده از فیلتر هدایتی ----- ۳۸
- تصویر ۲-۴: مرحله اول ادغام ----- ۳۹
- تصویر ۳-۴: مرحله دوم ادغام ----- ۴۱
- تصویر ۱-۵: نتیجه اجرا روی دیتاست ----- ۴۷
- تصویر ۲-۵: نتیجه اجرا روی دیتاست ----- ۴۷
- تصویر ۳-۵: نتیجه اجرا روی دیتاست ----- ۴۸
- تصویر ۴-۵: نتیجه اجرا روی دیتاست ----- ۴۸
- تصویر ۵-۵: نتیجه اجرا روی دیتاست ----- ۴۹
- تصویر ۶-۵: نتیجه اجرا روی دیتاست ----- ۴۹
- تصویر ۷-۵: نتیجه اجرا روی دیتاست ----- ۵۰
- تصویر ۸-۵: نتیجه اجرا روی دیتاست ----- ۵۰



۵۱	تصویر ۵-۹ نتیجه اجرا روی دیتاست
۵۱	تصویر ۵-۱۰ نتیجه اجرا روی دیتاست
۵۲	تصویر ۵-۱۱ نتیجه اجرا روی دیتاست
۵۲	تصویر ۵-۱۲ نتیجه اجرا روی دیتاست
۵۳	تصویر ۵-۱۳ نتیجه اجرا روی دیتاست
۵۳	تصویر ۵-۱۴ نتیجه اجرا روی دیتاست
۵۴	تصویر ۵-۱۵ نتیجه اجرا روی دیتاست
۵۴	تصویر ۵-۱۶ نتیجه اجرا روی دیتاست

## مقدمه :

پردازش تصاویر و بینایی ماشین، از جمله حوزه‌هایی از علوم جدید می‌باشد که هر روز استفاده از آن افزایش یافته و نیاز به توسعه ابزارهای گوناگون بر اساس آن بیشتر از گذشته احساس می‌شود. این حوزه از دانش و تکنولوژی تقریباً تمامی ابعاد زندگی انسان، از تفریح و سرگرمی گرفته تا بیماری‌ها و درمان آنها را تحت تاثیر خود قرار داده است. امروزه دستگاه‌های تلفن همراه که همگی دارای دوربین هستند همواره در کنار انسان بوده و قابلیت ضبط تصاویر را در هر لحظه ممکن ساخته‌اند. ربات‌های انسان‌نما، ربات‌های صنعتی، ربات‌های نظامی، همه و همه بر اساس نوعی از دریافت اطلاعات مبتنی بر تصویر عمل می‌کنند. تصاویر ماهواره‌ای و هوایی، نقش بسزایی در توسعه یافته‌های علمی از زمین، فضا و اعماق دریاها داشته است.

هر کدام از حوزه‌های یاد شده، نیازمند بخشی از ابزارها و امکانات پردازش تصویر می‌باشند که در میان آنها، ادغام تصاویر<sup>۱</sup> یکی از پرکاربردترین‌ها می‌باشد. ادغام تصاویر در تصویربرداری‌های پزشکی جهت بهبود ترکیب داده‌های تصویری از سنسورهای مختلف همچون اشعه‌ی ایکس، MRI، تصویربرداری هسته‌ای و ... استفاده می‌گردد. همچنین در تصویربرداری هوایی و ماهواره‌ای جهت بهبود تصاویر دریافت شده از ماهواره‌ها، ترکیب تصاویر سنسورهای مختلف جهت نمایش فعالیت‌های درون زمین و ... به کار می‌رود.

با گذشت زمان و افزایش توانایی انسان در حوزه پردازش سیگنال‌ها و فرکانس‌ها، ادغام تصاویر نیز به دلیل آنکه خود ذاتاً نوعی از پردازش سیگنال می‌باشد، وارد دنیای جدیدی شد و امکانات فراوان دیگری را به دانشمندان این حوزه داد. همچنین امروزه با مطرح شده مباحث جدید مانند تصاویر ابر رزولون، تصاویر با نمونه برداری فشرده و ... ادغام تصاویر نیز همچنان راه‌های جدیدی در پیش روی خود می‌یابد.

ادغام تصاویر تقریباً از تمامی امکانات موجود در فیلد پردازش تصویر استفاده می‌کند و برای تسلط یافتن در این حوزه، نیاز به دانش کافی در مواردی چون، فیلترها، تبدیلات، روش‌های قطعه‌بندی تصاویر، یافتن لبه‌ها و مرزها می‌باشد.

در این نوشتار، ابتدا به معرفی مفاهیم ادغام تصاویر پرداخته و هدف از ادغام را مطرح خواهیم کرد. همچنین طبقه‌بندی‌ها مختلف صورت گرفته در این زمینه را معرفی نموده و پس از آن ۴ مورد از روش‌های ادغام را به طور خلاصه بررسی خواهیم کرد. تمرکز ما بر روی ادغام تصاویر در حوزه مکانی (پیکسل) می‌باشد گرچه در بخش معرفی روش‌های ادغام به روش‌های دیگری نیز اشاره شده است.

در فصل دوم، به معرفی فیلترهای لازم در این زمینه اشاره می‌کنیم. از آنجا که فیلترهای ملایم‌ساز و فیلترهای ملایم‌ساز با حفظ لبه در فصل بعدی مورد استفاده واقع خواهد شد، به بررسی بیشتر این نوع فیلترها و مقایسه‌ی رفتار آنان خواهیم پرداخت.

در فصل سوم، از میان روش های مختلف ادغام در حوزه ی مکانی، روش جدیدی با عنوان ادغام تصاویر با استفاده از فیلتر هدایتی<sup>۱</sup> که موفقیت های خوبی در قیاس با روش های دیگر کسب کرده است معرفی می کنیم. با بررسی دقیق این روش در ادغام حاصل از تصاویر چند فکوسی<sup>۲</sup> به مشکلات این روش اشاره کرده و با ارائه ی راهکار، نتایج حاصل را بهبود خواهیم بخشید.

و نهایتاً در فصل چهارم، نتیجه گیری خود را از موارد مطروحه ارائه کرده و مباحث باز در این زمینه را معرفی خواهیم کرد.

---

1 Image Fusion with Guided filtering

2 Multi focus

## **فصل اول :**

**پردازش تصویر، ادغام تصاویر**

**و طبقه بندی تکنیک ها**

## مفاهیم اولیه در پردازش تصاویر:

### تصویر دیجیتال:

تصویر دیجیتال در واقع یک سیگنال دیجیتال دو بعدی است که معمولاً به شکل یک آرایه ی دو بعدی از اعداد نمایش داده می شود. یک تصویر دیجیتال می تواند سیاه و سفید (gray scale) یا رنگی باشد.

### پردازش تصاویر دیجیتال:

در کتب و مقالات و سخنرانی های مختلف، تعاریف زیادی از پردازش تصویر ارائه گردیده است. اما به صورت کلی می توان گفت که پردازش تصاویر (دیجیتال) شاخه ای از پردازش سیگنال های دیجیتال دو بعدی است که در صنعت یا استفاده های عمومی به آن "تصویر" اطلاق می شود. نمونه ای از تعاریف ارائه شده در خصوص پردازش تصاویر به شرح زیر است:

پردازش تصاویر، دربر گیرنده ی فرآیندهایی است که ورودی ها و خروجی هایشان، تصاویر هستند و به علاوه فرآیندهایی را در بر می گیرد که خصوصیات را از تصاویر استخراج می کنند و تشخیص هر یک از تصاویر را پوشش می دهند. [۱]

### ادغام تصاویر<sup>1</sup>:

هدف از ادغام تصاویر، ترکیب اطلاعات تصاویر متعدد از یک منظره واحد است. نتیجه ادغام تصاویر خود یک تصویر است که جهت استفاده ی انسان، ماشین یا سایر عملیات پردازش تصویر مانند قطعه بندی<sup>۲</sup>، استخراج ویژگی<sup>۳</sup> یا تشخیص اشیاء<sup>۴</sup>، مناسب تر می باشد. [۲] این عملیات ممکن است هم در بعد فضایی (مکانی)<sup>۵</sup> و هم در بعد طیفی (فرکانسی)<sup>۶</sup> صورت پذیرد [۳].

---

1 Image fusion

2 Segmentation

3 Feature extraction

4 Object recognition

5 Spatial

6 Spectral

## کاربرد های ادغام و اهمیت آن :

کاربرد های ادغام تصاویر در تمامی حوزه هایی که از مفهوم تصویر استفاده می شود مطرح گردیده است. به عنوان مثال می توان از تصاویر پزشکی نام برد که در آن ها از سنسور های متفاوت استفاده می شود و نتایج حاصل از این سنسور ها پس از ادغام می تواند اطلاعات کاملتری در اختیار پزشک قرار دهد. همچنین تصاویر ماهواره ای و هوایی که از ماهواره های مختلف به دست آمده است نیز هر کدام دارای جزییاتی می باشد که پس از ادغام می تواند شامل بیشترین اطلاعات باشد. تمرکز ما در این نوشتار بر روی استفاده از ادغام تصاویر در مجموعه ی تصاویری است که از یک منظره ی واحد با فکوس های مختلف به دست آمده است و هدف از ادغام به دست آوردن تصویری است که دارای فکوس روی تمام بخش های تصویر باشد.

### مراحل ادغام :

روند ادغام، شامل ۳ مرحله اصلی می باشد [۴] :

۱- حصول تصاویر<sup>۱</sup> : حصول تصاویر شامل جمع آوری به دست آوردن تصاویر از یک یا چند حسگر تصویر است

۲- Image Registration : این مرحله شامل ایجاد تناظر بین تصاویر مختلفی است که یک منظره ی واحد یا مختلف را نمایش می دهند.

۳- ادغام تصاویر : مرحله ادغام شامل ترکیب اطلاعات مرتبط از چند تصویر اولیه در تصویر خروجی می باشد.

به شکل کلی، ادغام تصاویر را می توان با توجه به نوع تصاویر و اهداف ادغام به دسته های مختلفی طبقه بندی کرد [۳]

### طبقه بندی ادغام بر اساس نحوه حصول تصاویر:

در طبقه بندی بر اساس نحوه حصول تصاویر، بر اساس اینکه برای جمع آوری تصاویر از چه روش هایی استفاده شده است و بسته به هدف حصول تصاویر ، روش های ادغام تصاویر را می توان به ۴ دسته تقسیم کرد :

۱ - ادغام تصاویر حاصل از حسگر های متعدد<sup>۲</sup> : تصاویر حاصل از سنسور های مختلف را تجمیع می کند.

۲ - ادغام تصاویر حاصل از زمان های مختلف<sup>۳</sup> : هدف این روش ها ، یافتن تفاوت تصاویر در زمان های مختلف و یا ترکیب داده هایی است که در زمان مشخصی در آن منظره حضور نداشتند.

۳ - تصاویر حاصل از فکوس های مختلف<sup>۴</sup> : تصاویری را مورد بررسی قرار می دهد که از یک منظره سه بعدی به

---

1 Image Acquisition

2 Multi sensor

3 Multi Temporal

4 Multi Focus

صورت متعدد و با کانون های مختلف گرفته شده است.

۴ - تصاویر حاصل از زاویه دید های مختلف<sup>۱</sup> : تصاویری که در زمان واحد و از یک منظره واحد اما از زاویه دید های مختلف به دست آمده است.

همچنین در این خصوص دسته بندی دیگری را نیز آقایان «پل و جندرن» انجام داده اند [۵] :

۱ - سنسور واحد - زمان متفاوت<sup>۲</sup>

۲ - سنسور های متفاوت زمان های متفاوت<sup>۳</sup>

۳ - سنسور واحد مکان متفاوت<sup>۴</sup>

۴ - سنسور های متفاوت و مکان های متفاوت<sup>۵</sup>

۵ - داده ی واحد و سنسور های متفاوت<sup>۶</sup>

۶ - داده های جمع آوری شده از راه دور با داده های فرعی<sup>۷</sup>

### طبقه بندی ادغام بر اساس سطح پردازش

در طبقه بندی بر اساس سطح پردازش تصاویر ، سه طبقه قابل تعریف است :

۱ - ادغام در سطح پیکسل : در این ادغام، روند به صورت پیکسل به پیکسل پیش برده می شود و نهایتا هدف آن بهبود کارایی در تصویر نهایی برای تک تک پیکسل هایی است که اطلاعات مرتبط با آن از مجموعه ی تصاویر اولیه به دست آمده است.

۲ - ادغام در سطح بلوک : در این نوع از ادغام، اطلاعات یک پیکسل از پیکسل های همسایه ی آن به دست می آید. این روش های نیز جزء روش های بر اساس پیکسل طبقه بندی می شوند.

۳ - ادغام در سطح خصوصیات : این روش های نیازمند استخراج اشیاء درون تصویر است. در این نوع ادغام، عملیات روی خصائص بارز مانند اندازه، شکل، لبه ها و شدت نور ، بافت و ... از تصاویر اولیه ، صورت می پذیرد و این ویژگی ها در تصویر نهایی ادغام میشود.

۴ - ادغام در سطح تصمیم گیری : این روش ها شامل تجمیع اطلاعاتی است که در سطح بالا تری از انتزاع قرار دارند. در این نوع ادغام، تصاویر اولیه مورد پردازش قرار می گیرند سپس اطلاعات به دست آمده با استفاده از قوانین تصمیم گیری، برای تقویت مفاهیم مشترک در تصویر نهایی مورد استفاده قرار می گیرند. [۴]

---

1 - Multi View

2- Single Sensor – temporal

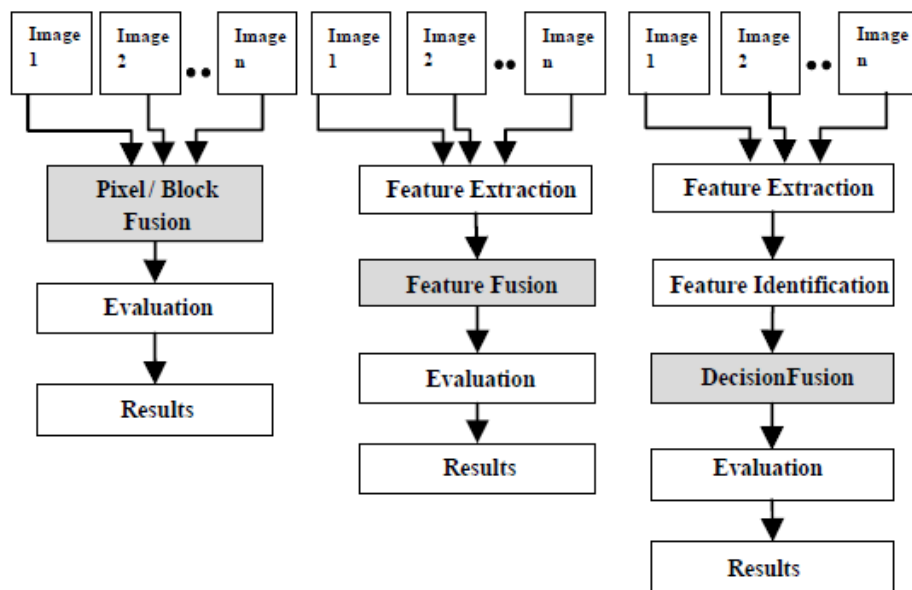
3 - Multi-sensor - temporal

4 - Single sensor - Spatial

5 - Multi-sensor- spatial

6 - Single data – multi sensor

7 - Remote Sensing data with ancillary data



تصویر ۱-۱: طبقه بندی ادغام تصاویر بر اساس سطح پردازش

در دهه های گذشته، ادغام تصاویر در سطح پیکسل توجه بسیاری را در تحقیقات به خود جلب کرده است. عموماً این الگوریتم ها می توانند به ادغام در دامنه فضایی<sup>۱</sup> و ادغام در دامنه ی تبدیل<sup>۲</sup> تقسیم شوند. [۶] تکنیک های دامنه ی فضایی، تصاویر منبع را توسط ویژگی های محلی مانند گرادیان، فرکانس فضایی و انحراف از معیار استاندارد، ادغام می کند. [۷] در روش های دامنه فرکانس، تصاویر به پایه های موضعی منعکس می شوند که معمولاً جهت نمایش تیزی ها و لبه ها طراحی شده اند. [۶] بنابر این، ضرایب انتقال داده شده (که هر کدام تناظری با پایه های انتقال دارند) یک تصویر، در یافتن ویژگی های برجسته تصویر، بسیار پر معنا هستند. از این رو با استفاده از اطلاعات تهیه شده از طریق این ضرایب می توان اطلاعات لازم جهت ساخت تصویر خروجی را ادغام کرد. [۸] با توسعه پایه های انتقال (تبدیل) انواع مختلفی از انتقال های چند رزولوشن نیز پدید آمدند که از آن ها در ادغام تصاویر نیز استفاده شد مانند :

۱ - Pyramid Decomposition [۹][۱۰][۱۱]

۲ - Discrete Wavelet (DWT) [۱۲][۱۳][۱۴][۱۵]

۳ - Stationary Wavelet (SWT) [۱۶][۱۷]

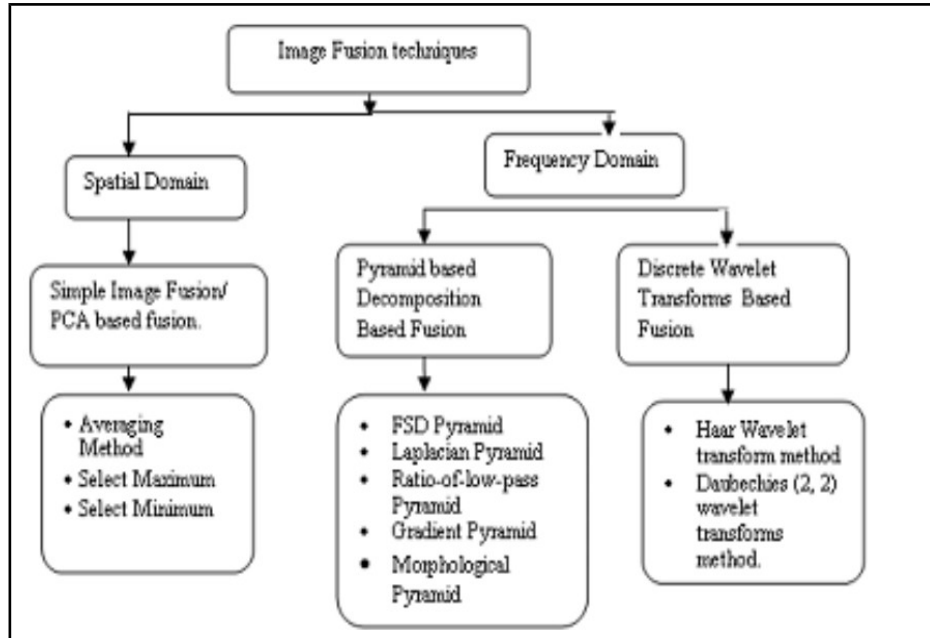
1 Spatial domain

2 Transform domain



## طبقه بندی ادغام بر اساس نوع تکنیک ادغام :

همچنین می توان روش های ادغام را بر اساس نوع تکنیک ادغام آنها نیز دسته بندی کرد که به عنوان مثال می توان دسته بندی زیر را ارایه نمود. [۱۸]



تصویر ۱-۲: طبقه بندی ادغام تصاویر بر اساس نوع تکنیک

در خصوص معرفی روش های مطرح در زمینه ادغام تصاویر در فصل سوم به تفصیل بحث خواهیم کرد.

## **فصل دوم :**

### **فیلتر های مطرح در ادغام تصاویر**

## **مقدمه:**

در تمامی حوزه های مطرح در پردازش تصاویر، فیلتر ها نقش بسیار مهمی را بر عهده دارند. در زمینه ادغام تصاویر نیز این موضوع صدق می کند. از میان فیلتر های مختلف، با بررسی پژوهش های صورت گرفته می توان دریافت که فیلتر های ملایم ساز، نقش بسزایی دارند. از این رو در این فصل با معرفی اجمالی فیلتر های ملایم ساز، به بررسی جزئی تر فیلتر هایی خواهیم پرداخت که در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفته اند.

## فیلتر های ملایم ساز (smoothing filters) :

### ملایم سازی (smoothing) :

در آمار و پردازش تصاویر، ملایم سازی مجموعه ای از داده ها جهت به دست آوردن تابعی تقریبی از داده ها استفاده می شود که بتوان توسط آن، الگوها و اطلاعات اصلی مجموعه را حفظ کرد به شکلی که داده های غیر مرتبط یا ناهمگون و نویزها را حذف نمود.

در تحلیل دادها، ملایم سازی می تواند به دو هدف مهم مورد استفاده قرار گیرد :

الف) برای ممکن ساختن کسب اطلاعات بیشتر از داده ها تا جایی که فرض ملایم سازی معقول باشد.

ب) برای ممکن ساختن تهیه ی آنالیزی از داده ها که همزمان انعطاف پذیر و قدرتمند باشد. [۱۹]

تار شدن تصویر و ضعیف تر شدن لبه ها در تصویر یکی از عوارض معمول فیلتر های ملایم سازی است.

### انواع فیلتر های ملایم ساز :

فیلتر های ملایم ساز بر اساس نیاز و هدف انواع مختلفی دارند که برخی از آنها جنبه ی عمومی تری داشته و بیشتر از بقیه مورد استفاده قرار می گیرد. که چند نمونه ی مهم از این فیلترها عبارتند از :

فیلتر گاوسین

فیلتر پایین گذر

فیلتر Butterworth

فیلتر لاپلاسین

فیلتر ملایم ساز هسته (kernel smoother)

و بسیاری دیگر ..

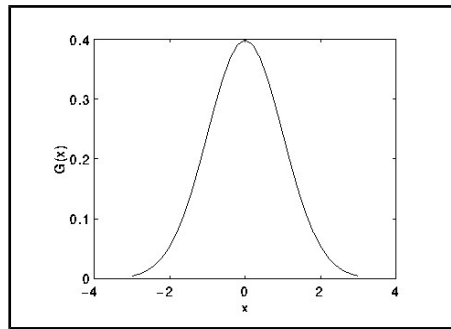
از میان فیلتر های مطرح شده در بالا، فیلتر گاوسین جزء پرکاربردترین فیلترها می باشد که بررسی ویژگی های این فیلتر می پردازیم.

## فیلتر گاوسین (Gaussian Filter) :

حاصل اعمال فیلتر گاوسین از کانولوشن تابع توزیع گاوسین در سیگنال تصویر به دست می آید. این توزیع در تعریف پیوسته‌ی آن به شکل زیر ارایه می شود :

$$G(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{\frac{-x^2}{2\sigma^2}}$$

که در آن  $\sigma$  انحراف از معیار استاندارد توزیع می باشد. همچنین در این فرمول مرکز توزیع صفر در نظر گرفته شده است. تصویر این توزیع با پارامترهای  $\sigma=1$  و میانگین صفر در شکل ۱-۲ نمایش داده شده است :

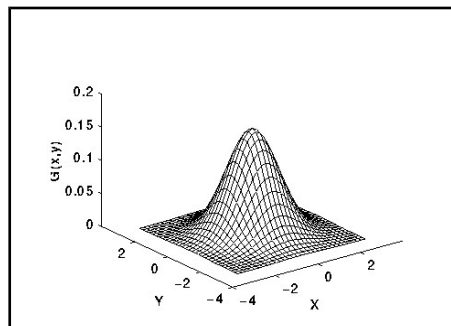


تصویر ۱-۲: توزیع گاوسین پیوسته یک بعدی

نمایش دو بعدی توزیع پیوسته گاوسین نیز به شکل زیر می باشد :

$$G(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{\frac{-(x^2+y^2)}{2\sigma^2}}$$

و نمایش آن در مختصات دوبعدی در تصویر ۲-۲ ارایه گردیده است.



تصویر ۲-۲: توزیع گاوسین پیوسته دو بعدی

در تصویر ۲-۳ تصاویر حاصل از اعمال فیلتر ملایم ساز گاوسین با دو مقدار متفاوت انحراف از معیار و تصویر اصلی مقایسه گردیده است که نشان می دهد اعمال این فیلتر باعث تضعیف لبه های تصویر گردیده است.



تصویر ۲-۳: اعمال فیلتر گاوسین با دو مقدار ۳ و ۱۰ برای انحراف از معیار

## فیلترهای ملایم ساز با حفظ لبه (Edge preserving smoothing filters):

فیلترهای ملایم ساز با حفظ لبه به فیلترهایی گفته می شود که در عین حال که به ملایم سازی تصویر و حذف داده های نویزی می پردازند از تضعیف لبه های تصویر جلوگیری می کنند. با توجه به اینکه در ادغام تصاویر، معمولاً لبه های تصاویر اهمیت زیادی دارند این نوع از فیلترها می توانند برای از بین بردن نویز تصاویر منبع به کار گرفته شوند. نمونه های مهم فیلترهای ملایم ساز حفظ لبه عبارتند از:

Bilateral Filter

Guided Filter

Anisotropic Filter

که در این نوشتار، دو مورد نخست را مورد بررسی قرار خواهیم داد.

### فیلتر بایلاترال (Bilateral Filter):

فیلتر بایلاترال یک فیلتر غیر خطی ملایم ساز با حفظ لبه و کاهش نویز برای تصاویر است. در این فیلتر، میزان شدت هر پیکسل با میانگین وزن دار پیکسل های همسایه جایگزین می شود. این وزن می تواند بر اساس توزیع

گوسین باشد. نکته ی مهم در این فیلتر آن است که وزن ها فقط بر اساس فاصله ی اقلیدسی تعیین نمی شوند بلکه تفاوت های رادیومتریک نیز در آن تاثیر گذار است.

این فیلتر با تنظیم کردن وزن های پیکسل های همسایه در یک حلقه به صورت سیستماتیک، لبه های تیز تصاویر را حفظ می کند.

فیلتر بایلترال به صورت زیر تعریف می شود :

$$I^{filtered} = \frac{1}{W_p} \sum_{x_i \in \Omega} I(x_i) f_r(|I(x_i) - I(x)|) g_s(|x_i - x|)$$

که در آن عبارت نرمال سازی

$$W_p = \sum_{x_i \in \Omega} f_r(|I(x_i) - I(x)|) g_s(|x_i - x|)$$

حفظ انرژی تصویر را تضمین می کند. در این فرمول :

$I^{filtered}$  : تصویر فیلتر شده

$I$  : تصویر اصلی

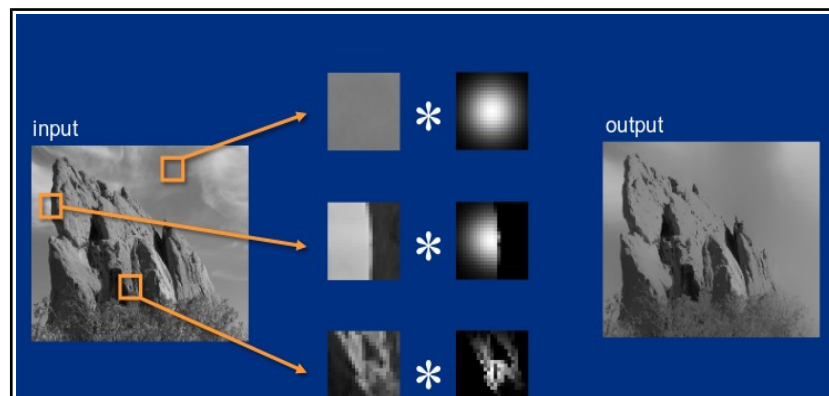
$x$  : مختصات نقطه ی فعلی برای فیلتر

$\Omega$  : پنجره ای به مرکزیت  $x$

$f_r$  : تابع هسته ی محدوده ای برای ملایم کردن تفاوت های شدت نقاط است که می تواند به عنوان مثال یک تابع گوسین باشد.

$g_s$  : تابع هسته ی مکانی برای ملایم کردن فاصله های مختصاتی نقاط است که می تواند به عنوان مثال یک تابع گوسین باشد. [۲۰]

این فیلتر می تواند با استفاده از پارامتر های  $\sigma_s = \text{space}$  و  $\sigma_r = \text{range}$  سفارشی سازی شود. در زیر نمونه ای از نحوه عملکرد فیلتر بایلترال روی بخش های متفاوت یک تصویر را مشاهده می کنید :



### مقایسه ی عملکرد فیلتر گاوسین و فیلتر بایلترال :

در واقع هر دو فیلتر گاوسین و بایلترال از یک ایده پیروی می کنند. هدف هر دو فیلتر اعمال میانگین وزن دار است و برای این وزن می توانند از توزیع گاوسین استفاده کنند با این تفاوت که فیلتر بایلترال در پی یافتن لبه ها و اعمال نکردن این میانگین گیری روی لبه های تصویر است تا بتواند این لبه ها را حفظ کند.

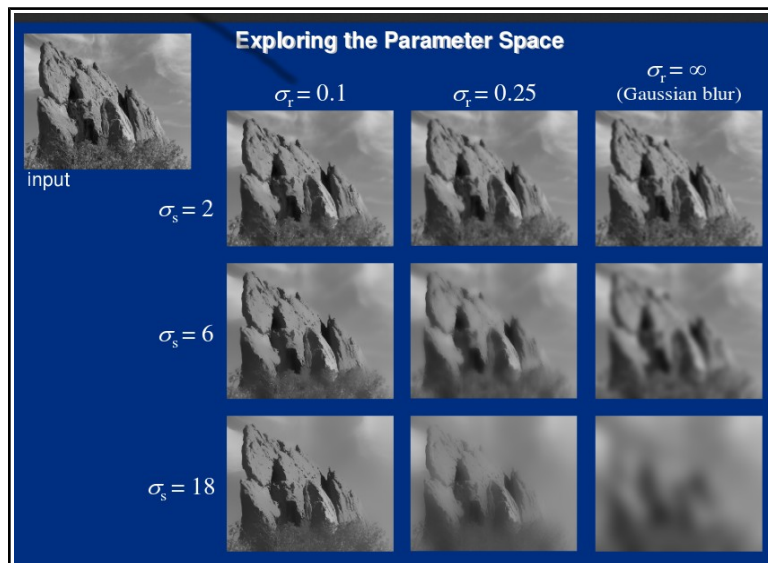
در مقایسه فرمول دو فیلتر می توانیم تفاوت و تشابه مطرح شده را به وضوح بررسی کنیم :

$$GF[I]_p = \sum_{q \in S} G_{\sigma}(\|p-q\|) I_q$$

$$BF[I]_p = \frac{1}{W_p} \sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p-q\|) G_{\sigma_r}(\|I_p - I_q\|) I_q$$

که در آن عبارت های  $\sigma_s$  پارامتر تعیین اندازه همسایگی و  $\sigma_r$  پارامتر تعیین رنج تفاوت شدت پیکسل برای حفظ لبه ها می باشد. عبارت ابتدایی نیز برای نرمالایز کردن جواب فیلتر استفاده شده است که در بخش قبل به آن اشاره شد.

در تصویر ۲-۵ مقایسه ی عملکرد دو فیلتر بایلترال و گاوسین به نمایش گذاشته شده است. ذکر این نکته دارای اهمیت است که هرچقدر پارامتر  $\sigma_r$  افزایش یابد، فیلتر بایلترال به فیلتر گاوسین نزدیک تر می شود و دلیل آن این است که پارامتر رنج در واقع تعیین کننده ی رنج قابل قبول برای همسطح در نظر گرفتن بخش های تصویر است به شکلی که وقتی این رنج به بی نهایت میل می کند، در واقع هیچ لبه ای برای تصویر متصور نشده ایم و فیلتر بایلترال به فیلتر گاوسین تبدیل خواهد شد.



تصویر ۲-۵ : مقایسه عملکرد فیلتر بایلترال و گاوسین

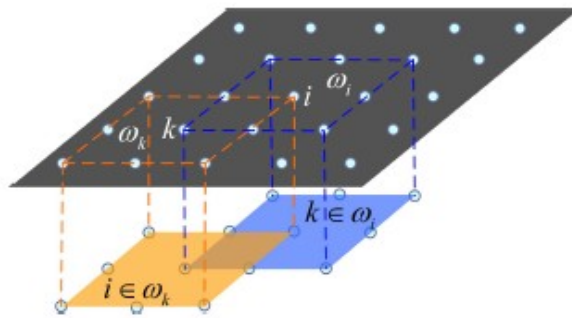


## فیلتر هدایتی (guided image filtering):

در میان فیلترهای حفظ لبه، فیلتر هدایتی اخیراً مطرح گردیده است که در آن هزینه‌ی محاسبات زمانی مستقل از اندازه فیلتر می‌باشد.

علاوه بر این، فیلتر هدایتی بر اساس یک مدل خطی محلی استوار است که آن را برای کاربردهایی مانند «image up-sampling»، «matting» و «colorization» مناسب کرده است. از لحاظ تئوری، فیلتر هدایتی فرض می‌کند که خروجی فیلتر  $O$ ، حاصل یک انتقال خطی از تصویر هدایتگر  $I$  در یک پنجره محلی بر مرکز پیکسل  $k$  است:

$$O_i = a_k I_i + b_k, \forall i \in \omega_k \quad (1)$$



تصویر ۲-۶: فیلتر هدایتی

که در آن  $\omega_k$  یک پنجره به ابعاد  $(2r+1)$  در  $(2r+1)$  می‌باشد و ضرایب خطی  $a_k$  و  $b_k$  ثوابتی هستند که می‌توان آنها را با کمینه کردن مجذور تفاوت  $O$  و  $P$  تخمین زد:

$$E_{(a_k, b_k)} = \sum_{i \in \omega_k} ((a_k I_i + b_k - P_i)^2 + \varepsilon a_k^2) \quad (2)$$

که در آن  $\varepsilon$  پارامتر regularization می‌باشد که توسط کاربر ارایه می‌گردد. همچنین ضرایب  $a_k$  و  $b_k$  می‌توانند مستقیماً از حل رابطه‌ی رگرسیون زیر به دست آید:

$$a_k = \frac{\frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} I_i P_i - \mu_k \bar{P}_k}{\delta_k + \varepsilon} \quad \text{و} \quad b_k = \bar{P}_k - a_k \mu_k \quad (3)(4)$$

که در آن  $\mu_k$  و  $\delta_k$  به ترتیب برابر با واریانس و میانگین I در  $\omega_k$  می باشد. همچنین  $|\omega|$  برابر با تعداد پیکسل های پنجره  $\omega_k$  بوده و  $\bar{P}_k$  برابر با میانگین P در  $\omega_k$  است. سپس خروجی فیلتر می تواند بر اساس فرمول ارایه (۱) شده محاسبه گردد اما از آنجا که طبق این عبارت، برای تمام پنجره های محلی به مرکزیت k، در پنجره ی  $\omega_i$  شامل پیکسل i خواهند بود پس مقدار  $O_i$  هر بار پس از محاسبه ی پنجره ی  $\omega_k$  تغییر خواهد کرد. برای رفع این مشکل ابتدا تمام مقادیر ممکن برای ضرایب  $a_k$  و  $b_k$  ابتدا میانگین گیری می شوند سپس خروجی فیلتر به شکل زیر تخمین زده می شود :

$$O_i = \bar{a}_i I_i + \bar{b}_i \quad (5)$$

که در آن

$$\bar{a}_k = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k \in \omega_i} a_k$$

و

$$\bar{b}_k = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k \in \omega_i} b_k$$

زمانی که تصویر ورودی (P) رنگی باشد خروجی فیلتر می تواند با اجرای فیلتر روی کانال های آبی، سبز و قرمز تصویر به دست بیاید. همچنین اگر تصویر هدایتی (I) رنگی باشد، اجرای فیلتر بایستی به شکل زیر انجام شود : معادله ی (۱) به شکل زیر نوشته خواهد شد :

$$O_i = a_k^t I_i + b_k \quad \forall i \in \omega_k \quad (6)$$

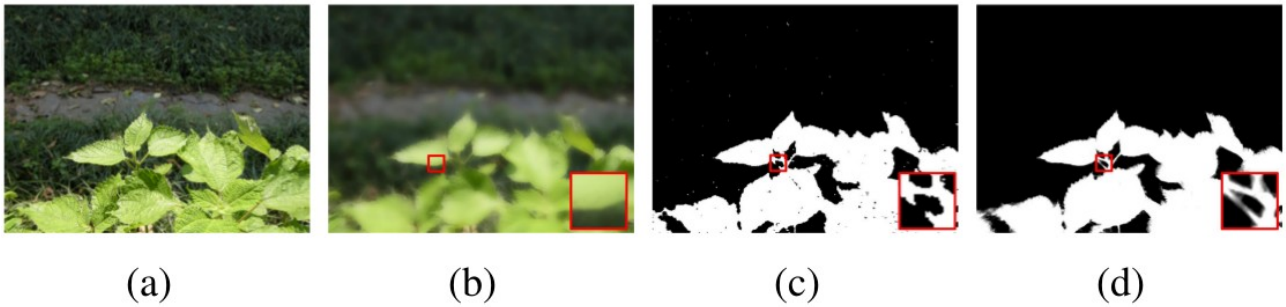
که در آن  $a_k$  یک وکتور ضرایب  $3 \times 1$  بوده و I یک وکتور رنگ  $3 \times 1$  می باشد. سپس همانند معادلات ۳ تا ۵ خواهیم داشت :

$$a_k = (\sum k + \epsilon U) \left( \frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k \right) \quad (7)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k^T \mu_k \quad (8)$$

$$O_i = a_i^T I_i + \bar{b}_i \quad (9)$$

که در آن  $\sum k$  برابر با ماتریس  $3 \times 3$  کواریانس I در  $\omega_k$  و U یک ماتریس واحد  $3 \times 3$  می باشد. [۲۱]



تصویر ۲-۷: نمونه ای از اجرای فیلتر هدایتی

تصویر ۲-۴ دو نمونه از انجام عملیات فیلتر هدایتی را نمایش می دهد. که در آن تصویر b حاصل اعمال فیلتر هدایتی بر روی تصویر a به عنوان تصویر ورودی و همچنین همان تصویر a به عنوان تصویر هدایتی با پارامتر های  $r=15, \epsilon=0.3$  می باشد. تصویر d نیز خروجی فیلتر هدایتی بر روی تصویر c به عنوان تصویر ورودی و تصویر a به عنوان تصویر هدایتی با پارامتر های  $r=10, \epsilon=10^{-6}$  می باشد.

## **فصل سوم :**

### **معرفی برخی از روش های ادغام تصاویر**

## مقدمه :

در این فصل، با بررسی روش های مطرح در زمینه ادغام تصاویر به معرفی روش هایی خواهیم پرداخت که کاربرد فراوان تری داشته و در پژوهش های صورت گرفته به صورت متداول تری مورد استفاده قرار گرفته است. در میان این روش ها، با توجه به اینکه تمرکز اصلی این تحقیق بر روی روش های پردازش سطح پیکسل می باشد، عمده ی روش هایی که مورد بررسی قرار می دهیم در این طبقه بندی قرار خواهند داشت.

## روش های ادغام تصاویر :

ادغام تصاویر، برای منظور های مختلف و تصاویر مختلف ، راه های مختلفی را نیاز خواهد داشت که گاهی روش های ابداعی یا ترکیب چند روش می تواند بهترین پاسخ را مهیا کند. شاید بتوان لیست بلندبالایی از انواع روش های ادغام که تا کنون به کار گرفته شده است را نام برد که بسیاری از آنها خاص منظوره ی همان مورد استفاده می باشد. جهت دسته بندی عملکردی این روشها نیز تلاش هایی صورت گرفته است. نمونه ای از این دسته بندی ها به شکل زیر است [۲۲] :

۱- تکنیک های دارای انتخاب باند

۲- تکنیک های مرتبط با رنگ

۳- روش های آماری و عددی

۴- روش های ترکیبی

همینطور در تلاش های صورت گرفته جهت بررسی تکنیک های ادغام، موارد زیر متداول تر بوده است: [۲۳] [۲۴]:

- ادغام تصاویر با استفاده از میانگیری گیری ساده : Simple Average

- ادغام تصاویر با استفاده از یافتن بیشینه : Select Maximum

- ادغام تصاویر با استفاده از تبدیل Wavelet

- ادغام با استفاده از روش های مبتنی بر PCA

- ادغام تصاویر با استفاده از Multi-resolution Oversampled Decomposition

- استفاده از مدل های ترکیب خطی برای ادغام تصاویر چند رزولوشنه<sup>۱</sup> و چند حسگری<sup>۲</sup>

- ادغام تصاویر بر اساس روش های ICA<sup>۳</sup>

- ادغام تصاویر با استفاده از روش های مبتنی بر Bayesian

- ادغام تصاویر با استفاده از بهینه سازی آماری اندازه گیری ها<sup>۴</sup>

- ادغام تصاویر بر اساس روش های منطقه ای<sup>۵</sup>

- ادغام تصاویر وفقی بر روی اشیاء

- و ...

---

1Multiresolution

2Multisensor

3Independent Component Analysis

4Optimization of Statistical Measurements

5Region Based

نهایتاً باید گفت که در تحقیقات انجام شده بر روی روش های مختلف بکار گرفته شده در ادغام تصاویر، نشان داده شده است که این فیلد از پردازش تصویر همچنان مبحثی داغ و پر کاربرد است که هنوز جای خالی های فراوانی در تحقیقات انجام شده وجود دارد. [۲۵]

در این فصل به بررسی تعدادی از روش های معمول در ادغام تصاویر خواهیم پرداخت.

## ۱ – ادغام تصاویر با استفاده از میانگیری گیری ساده : Simple Average

این روش در واقع ساده ترین و آسانترین روش ادغام محسوب می شود. هر پیکسل تصویر خروجی در این روش، بر اساس میانگیری پیکسل های متناظر در تصاویر ورودی به دست می آید.

$$O = \frac{\sum I_i}{n}$$

که در آن  $O$  برابر با تصویر خروجی ادغام و  $I_i$  هم تصاویر ورودی می باشند که تعداد آنها برابر با  $n$  است. البته این روش با توجه به ساده بودن پیاده سازی آن دارای ضعف های فراوانی نیز می باشد که معمولاً نتایج مناسبی را حاصل نمی کند [۲]. همچنین گاهی با توجه به نوع تصاویر ورودی و هدف ادغام، می توان به جای میانگیری گیری ساده از تصاویر ورودی، از میانگیری گیری وزن دار (Weighted Average) استفاده کرد که الگوریتم های فراوانی در این خصوص برای موارد مشخص استفاده معرفی شده است.

## ۲ – ادغام تصاویر با استفاده از یافتن بیشینه : Select Maximum

این روش نیز جزء روش های ساده در ادغام تصاویر محسوب می شود. همانگونه که از اسم آن نیز مشخص است، این روش با این فرض پیش می رود که به ازای هر پیکسل در تصاویر ورودی، تصویری که پیکسل مربوطه در آن دارای بالاترین مقدار است مقدار درست را خواهد داشت. از این رو در تصویر خروجی، به ازای هر پیکسل تصویر، مقدار بیشینه ی پیکسل متناظر در تصاویر ورودی انتخاب می شود.

$$O_{j,j} = \text{Max}(I_{i,j}^1, I_{i,j}^2, \dots, I_{i,j}^n)$$

## ۳ – تکنیک های مبتنی بر ادغام توسط تجزیه ی چند رزولوشنه و چند مقیاسی :

در حالت عمومی تکنیک های مبتنی بر ادغام توسط تجزیه ی چند رزولوشنه<sup>۱</sup> و چند مقیاسی<sup>۲</sup> در ابتدا، با استفاده از تبدیل های استاندارد، تصاویر منبع به دو مقیاس زیر باند فرکانس بالا و فرکانس پایین تقسیم می شوند. سپس در هر کدام از این زیر باند ها، ویژگی های مهم و برجسته جهت اعمال در عملیات ادغام انتخاب می شوند. پس از اتمام ادغام ویژگی های انتخاب شده در زیر باند ها، معکوس تبدیل صورت گرفته برای به دست آوردن تصویر

1 Multi-resolution

2 Multi-scale

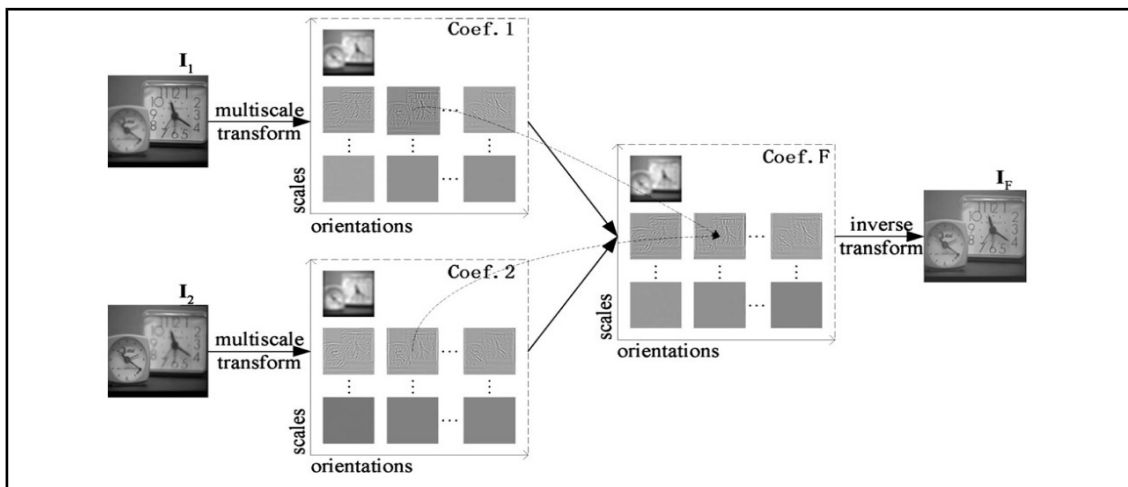
نهایی به کار گرفته می‌شود. (تصویر ۱-۳)

در تکنیک های ادغام در سطح پیکسل، دو مساله کلیدی وجود دارد :

۱ - مشخص نمودن مهمترین اطلاعات در تصاویر ورودی

۲ - انتقال ویژگی های برجسته به تصویر نتیجه ادغام

از این دو موضوع، در بسیاری از مقاله ها، با عناوین متداول اندازه گیری میزان فعالیت<sup>۱</sup> و ترکیب ضرایب<sup>۲</sup> یاد می شود. [۱۳][۱۴][۲۶]



تصویر ۱-۳: دیاگرام تکنیک های مبتنی بر تبدیل های چند رزولوشن و چند مقیاسی

#### ۴ - DWT یا تبدیل ویولت گسسته :

ادغام با استفاده از تبدیل ویولت، جزء تکنیک های مبتنی بر ادغام چند رزولوشن محسوب می شود [۸] که در آنها از تبدیل ویولت برای زیر باند ها در ادغام استفاده می شود. ویولت ها ، تابع با طول محدود نوسانی و مقدار میانگین صفر می باشند . بی قاعده بودن و خواص محلی سازی خوب آنها ، باعث شده است که پایه های خوبی برای آنالیز سیگنال های ناپیوسته باشند. ویولت ها می توانند توسط دو تابع توضیح داده شوند : تابع مقیاس که از آن به عنوان تابع پدر یاد می شود  $f(t)$  و تابع ویولت که از آن به عنوان تابع مادر یاد می شود  $\psi(t)$  . تابع مادر ویولت تحت دو عمل "مقیاس دهی" و "تبدیل" قرار می گیرد تا خانواده های ویولت خود متشابه ران نتیجه دهد :

1 Activity-level measurement

2 Coefficient combination



$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), (a, b \in \mathbb{R}), a > 0$$

که در آن  $a$  پارامتر مقیاس و  $b$  پارامتر تبدیل است.

که برای استفاده عملی از این تبدیل در محاسبات کامپیوتری، باید نسبت به گسسته کردن پارامترها اقدام کرد که به شکل زیر خواهد بود:

$$a = a_0^j, b = m a_0^j b_0, m \in \mathbb{Z}$$

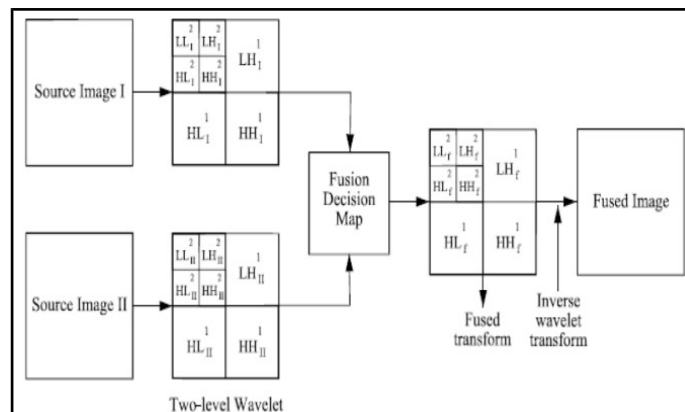
پس نهایتاً:

$$\psi_{j,m}(t) = a_0^{-j} \psi(a_0^{-j} t - m b_0) m, j \in \mathbb{Z}$$

که اگر در آن  $a_0 = 2$  و  $b_0 = 1$  باشد به آن DWT (تبدیل ویولت گسسته) استاندارد گفته می شود [۲۷].

تبدیل ویولت گسسته، تصویر را به ۴ زیرباند تصویر تبدیل می کند که جدا از زیر باند تقریب، یکی از آنها مربوط به جزئیات افقی تصویر، یکی مربوط به جزئیات عمودی تصویر و یکی مربوط به سایر جزئیات تصویر است که گاهی به آن جزئیات قطری گفته می شد.

با انجام تبدیل ویولت گسسته روی تصاویر ابتدایی، و ادغام نتایج به دست آمده به شکل زیر، و سپس انجام معکوس تبدیل ویولت گسسته، نتیجه ی نهایی شامل تصویر ادغام شده از تصاویر ابتدایی خواهد بود.



تصویر ۳-۲: دیاگرام ادغام بر اساس تبدیل ویولت

## ۵ - ادغام تصاویر بر اساس Principal Components Analysis (PCA)

PCA برای کد کردن<sup>۱</sup> تصاویر، فشرده سازی داده های تصاویر، بهبود تصاویر<sup>۲</sup>، تشخیص تغییرات دیجیتال<sup>۳</sup>، ابعاد

1 - Encoding

2 - Image Enhancement

3 - Digital Change Detection

4 - Multi-temporal Dimensionality

این روش، یک روش آماری است که یک مجموعه داده‌ی چند متغیره‌ی مرتبط را به یک ترکیب خطی جدید از داده‌های اصلی غیر مرتبط تبدیل می‌کند. این روش، مجموعه‌ای از محورهای جدید متعامد را تولید می‌کند. روش استفاده شده برای محاسبه‌ی مولفه‌های اصلی (PC ها) شامل مراحل زیر می‌شود:

۱ - ماتریس کواریانس (Understandardised PCA) یا کاربلیشن (standard PCA)

۲ - مقادیر یا وکتورهای آیگن<sup>۱</sup>

۳ - مولفه‌های اصلی (PC ها)

یک PCA معکوس داده‌های ترکیب شده را به فضای تصویر اصلی انتقال می‌دهد. استفاده از ماتریس Correlation باعث می‌شود مقیاس پذیرگی محورها می‌شود و بنا بر این ویژگی‌ها (feature ها) واریانس واحدی را دریافت می‌کنند. این کار از تأثیر گذاشتن برخی از فیچرهای دارای مقادیر عددی بزرگ بر روی تصویر جلوگیری می‌کند. SNR (Signal-to-Noise ratio) با استفاده از PCA استاندارد به طرز چشمگیری بهبود پیدا کرد [۲۸] همچنین در صورتی که آمارها از کل مجموعه مورد مطالعه به جای بخشی از آن به دست آمده باشد، نتایج بهتری نیز کسب می‌شود. [۲۹]

دو نوع PCA می‌تواند انجام شود: انتخابی یا آماری. نوع استاندارد آن، از تمام باند‌های ممکن تصویر ورودی استفاده می‌کند و نوع انتخابی آن، تنها از بخشی از باند‌هایی که انتخاب می‌شوند بر اساس دلنش قبلی یا هدف کاربرد استفاده می‌کند. [۳۰]

PCA در ادغام تصاویر دارای دو روش است:

۱ - PCA تصویر چند کاناله: جایگزینی مولفه‌ی اولیه با تصاویر ثانوی (جایگزینی مولفه‌های اصلی - PCS<sup>۲</sup>)

۲ - PCA تمام کانال‌های همه‌ی تصاویر [۵]

به طور خلاصه، PCA یک تکنیک عمومی بر اساس آمار است که داده‌های چند متغیره با متغیرهای وابسته به هم را یک داده با متغیرهای غیر همبسته تبدیل می‌کند. عموماً از این تکنیک برای کاهش ابعاد مجموعه‌ی داده‌های مورد بررسی استفاده می‌شود. معمولاً این تکنیک باعث می‌شود تا ساختار درونی داده‌ها به شکلی بایاس نشده آشکار گردد. اما این روش می‌تواند باعث تخریب در حوزه‌ی طیفی (فرکانسی) گردد.

تصویر ادغام شده از این طریق به شکل زیر قابل تفسیر است:

$$I_f(x, y) = P_1 I_1(x, y) + P_2 I_2(x, y)$$

که در آن،  $P_1$  و  $P_2$  مولفه‌های نرمال شده‌ای هستند که مقادیر آنها به شرح زیر می‌باشد:

$$P_2 = \frac{V(2)}{\sum V}, \quad P_1 = \frac{V(1)}{\sum V}$$

---

1 - Eigen

2- Principal Component Substitution

که در آن  $V$  بردار "آیگن" می باشد و  $P_1 + P_2 = 1$ .

## **فصل چهارم :**

# **بررسی ادغام تصاویر با استفاده از فیلتر هدایتی**

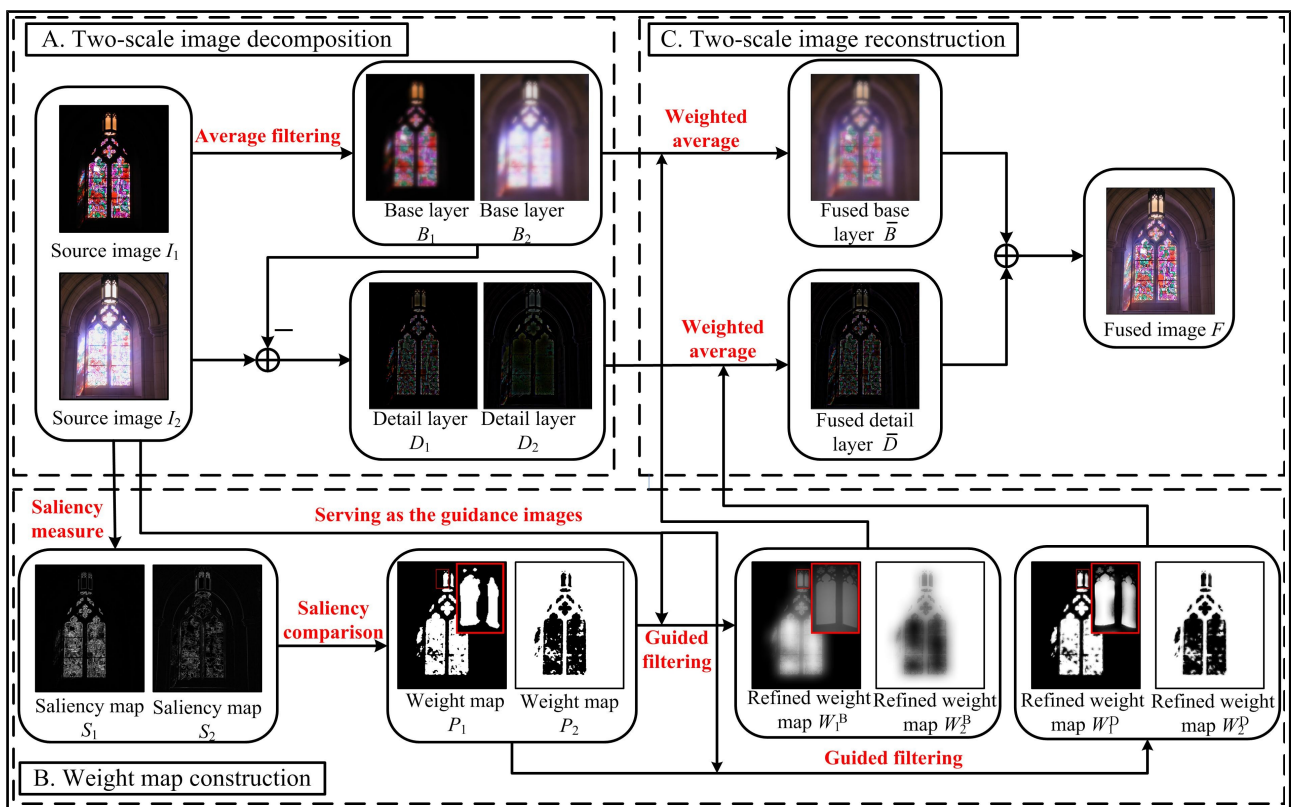
## مقدمه :

در فصل گذشته با بررسی روش های متداول در زمینه ادغام تصاویر، با شمای کلی مساله و نحوه ی حل مساله آشنا شدیم. در این فصل به معرفی روشی خواهیم پرداخت که موضوع اصلی این تحقیق می باشد و در حین این بررسی با مشاهده ی دیاگرام مرحله به مرحله ی این روش، زمینه ی کافی را برای انجام عملیات بهینه سازی فراهم خواهیم آورد. نهایتاً و با بررسی جزییات آن و نحوه عملکرد اجزاء آن در فصل بعد به بهینه سازی روش خواهیم پرداخت.

## ادغام تصاویر با استفاده از فیلتر هدایتی :

همانطور که پیش تر اشاره شد روش های مختلفی با توجه به هدف ادغام و جنس تصاویر مورد استفاده در ادغام مورد استفاده قرار می گیرد که برخی از آنها مانند ادغام با استفاده از تبدیل ویولت در مجموعه ی روش های حوزه ی فرکانس قرار می گیرد اما برخی دیگر مانند میانگین و میانگین وزن دار در مجموعه ی روش های حوزه پیکسل - مکانی<sup>۱</sup> قرار دارند.

روش ادغام با استفاده از فیلتر هدایتی از جمله روش های حوزه ی پیکسل مکانی می باشد و در آن تصاویر ورودی با استفاده از فیلتر هدایتی ملایم ساز تصاویر و یک تصویر هدایتگر طی مراحل مختلف ادغام می گردد. تصویر ۱-۳ مراحل مختلف این روش ادغام را به صورت خلاصه بیان می کند که ذیلا به تشریح هر یک از آنها خواهیم پرداخت.



تصویر ۴-۱: دیگرام ادغام تصویر با استفاده از فیلتر هدایتی

<sup>۱</sup> spatial

همان طور که در تصویر ۳-۱ مشخص شده است، عملیات ادغام به صورت کلی شامل ۳ بخش می شود که بخش اول مربوط به تولید لایه های پایه و جزئیات در تصویر است. بخش دوم شامل به یافتن وزن ها و بهینه سازی آنها و نهایتاً بخش سوم هم شامل ادغام اطلاعات به دست آمده از بخش های اول و دوم و ساخت تصویر نتیجه می باشد. در بخش بعدی به تشریح کامل هر یک از این سه مرحله می پردازیم.

### بخش اول: تجزیه به دو مقیاس پایه و جزئیات

در این روش، ابتدا تصاویر اولیه با استفاده از فیلتر میانگین، هر کدام به نمایشی دو مقیاسی تجزیه می شوند. لایه ی پایه ی هر کدام از تصاویر به شکل زیر به دست می آید:

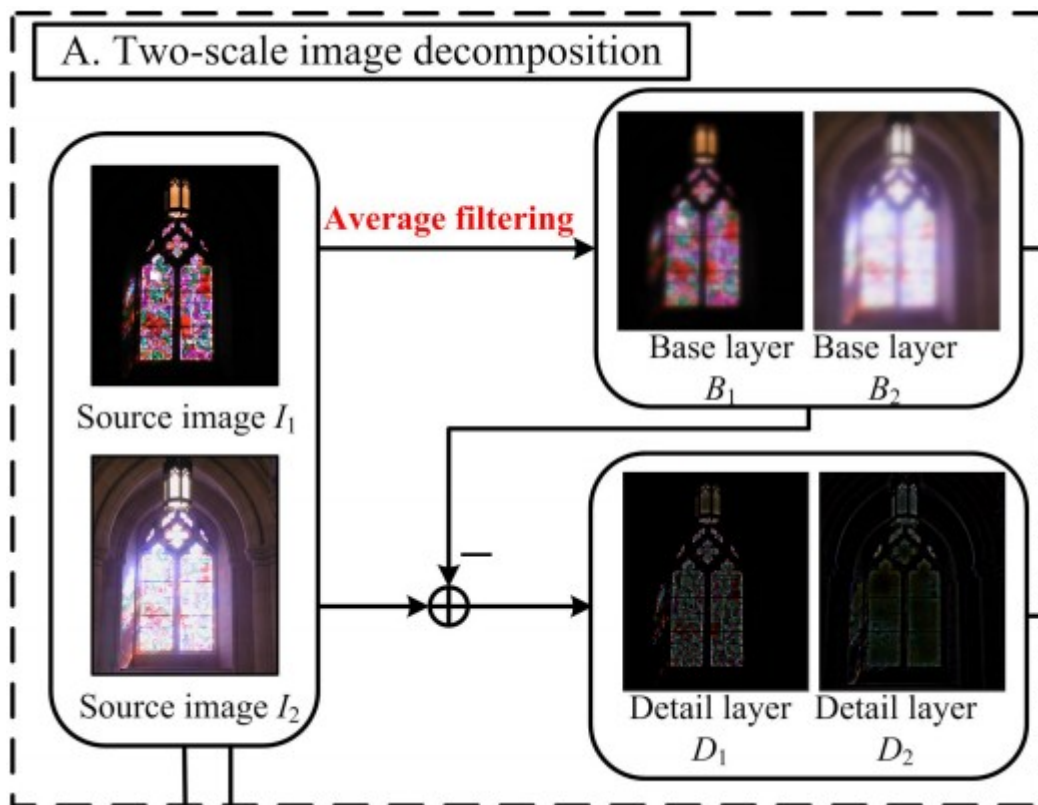
$$B_n = I_n * Z \quad (1)$$

که در آن  $B_n$  برابر با لایه ی پایه ی تصویر  $n$  ام بوده و  $I_n$  برابر با تصویر ورودی  $n$  ام می باشد.

همچنین  $Z$  برابر با فیلتر میانگین با ابعاد دلخواه (با توجه به اندازه تصویر و جزئیات آن) است.

پس از به دست آوردن لایه ی پایه ی تصاویر ورودی، لایه ی جزئیات از تفاضل تصویر اصلی با لایه ی پایه به دست خواهد آمد:

$$D_n = I_n - B_n \quad (2)$$



تصویر ۴-۲: مرحله اول ادغام

در واقع هدف از مرحله ی اول به دست آوردن تصاویر در دو مقیاس است :

- ۱ - لایه پایه که حاوی تغییرات بزرگ در میزان شدت نقاط است.
- ۲ - لایه ی جزئیات که شامل جزئیات در مقیاس کوچک می باشد.

## بخش دوم : ساخت نقشه ی وزن ها

هدف از بخش دوم ساختن نقشه ی وزن ها می باشد که به شکل زیر به دست می آیند :

ابتدا فیلتر لاپلاسیین بر روی هر کدام از تصاویر ورودی اعمال می شود تا تصویر بالا گذر از هر کدام از آنها به دست بیاید :

$$H_n = I_n * L \quad (۳)$$

که در آن  $I_n$  تصویر ورودی ام و همچنین  $H_n$  خروجی فیلتر متناظر با آن می باشد و  $L$  برابر فیلتر لاپلاسیین با ابعاد  $۳*۳$  می باشد.

پس از آن، از مقدار قدر مطلق خروجی برای به دست آوردن نقشه برجستگی های تصویر استفاده می شود :

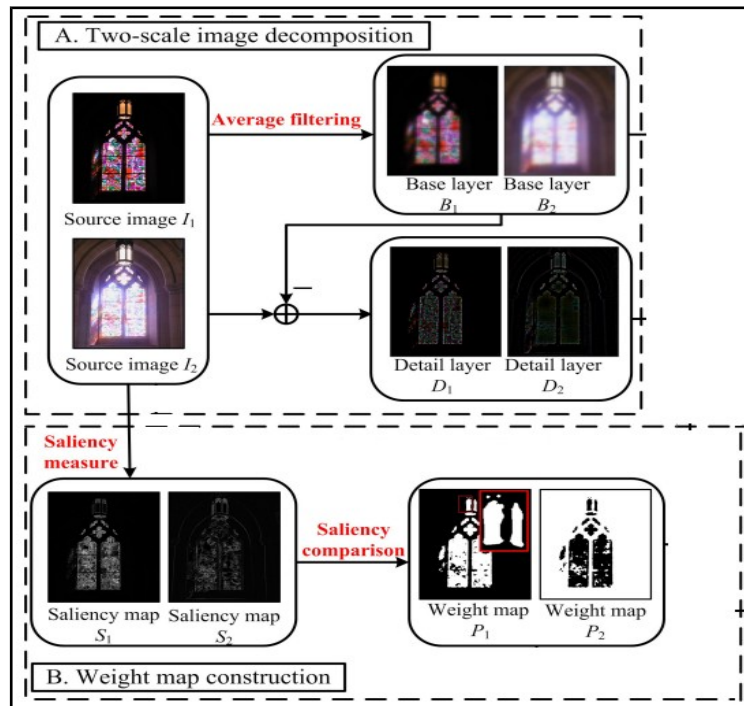
$$S_n = |H_n| * G_{r_g, \sigma_g} \quad (۴)$$

در فرمول ۴،  $G$  یک فیلتر گاوسیین پایین گذر به ابعاد  $(2r_g+1)(2r_g+1)$  می باشد و پارامترهای  $r_g$  و  $\sigma_g$  برابر با ۵ تنظیم شده اند.

پس از یافتن میزان  $S_n$  ها، مقادیر نقشه ی برجستگی ها برای تعیین نقشه وزن ها مقایسه می شوند :

$$P_n^k = \begin{cases} 1 & \text{if } s_n^k = \max(s_1^k, s_2^k, \dots, s_n^k) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (۵)$$





تصویر ۳-۴: مرحله دوم ادغام

معادلات فوق گویای این است که در نقشه ی وزن های حاصل از هر تصویر، پیکسل  $k$  دارای مقدار ۱ خواهد بود اگر و فقط اگر مقدار مربوط به آن پیکسل در آن تصویر، برابر با میزان ماکسیمم مقادیر آن پیکسل در بین تمام تصاویر باشد.

اما نقشه تصویر های به دست آمده به روش فوق، معمولاً دارای نویز بوده و با مرز های اشیاء تراز نشده اند که می تواند باعث ایجاد مشکلاتی در تصویر ادغام شده شود.

استفاده از «قوام مکانی»<sup>۱</sup> می تواند راه حل خوبی برای این مشکل باشد. «قوام مکانی» به این معنی است که «اگر دو پیکسل همجوار در تصویر دارای مقدار یا رنگ یکسان باشند، تمایل به داشتن وزن یکسان دارند». یک روش محبوب در ادغام تصاویر بر پایه ی قوام مکانی، فرموله کردن یک تابع انرژی است که در آن برجستگی های پیکسل ها، در داخل تابع کدگذاری شده اند

سپس این تابع انرژی می تواند به صورت سراسری مینیمم شود تا نقشه ی وزن های مطلوب به دست آید. اما معمولاً در عمل روش های مبتنی بر بهینه سازی، چندان کارآمد نیستند.

<sup>1</sup> spatial consistency

بنا بر این روش جالب دیگری برای این روش های بهینه سازی جایگزین شده است. ادغام هدایتی تصاویر، برای هر یک از نقشه های وزن  $P_n$  از تصاویر ورودی متناظر  $I_n$  به عنوان تصویر هدایتگر استفاده نموده است.

$$W_n^B = G_{r_1, \epsilon_1}(P_n, I_n) \quad (6)$$

9

$$W_n^D = G_{r_2, \epsilon_2}(P_n, I_n) \quad (7)$$

که در آن پارامتر های  $r_1, \epsilon_1, r_2$  و  $\epsilon_2$  پارمتر های فیلتر هدایتی و  $W_n^B$  و  $W_n^D$  نقشه های وزن به دست آمده بر اساس لایه های جزئیات و پایه هستند.

نهایتا تمامی  $n$  نقشه وزن به دست آمده طوری نرمال سازی می شود که مجموع تمامی آنها برای هر پیکسل برابر با ۱ گردد. انگیزه این روش ساخت نقشه ی وزن از این قرار است که مشاهده شده است که اگر واریانس محلی در پیکسل  $k$  بسیار کم باشد، یعنی این نقطه در یک محل هموار از تصویر هادی قرار دارد. بنابر این مقدار ضریب  $a_k$  فیلتر هدایتی به صفر میل خواهد کرد و خروجی فیلتر  $O$  برابر خواهد بود با  $\bar{p}_k$  که همان میانگین پیکسل های همسایه در تصویر ورودی است.

همینطور اگر واریانس محلی در این پیکسل زیاد باشد، یعنی این نقطه بر روی لبه قرار دارد و ضریب  $a_k$  از صفر دور خواهد بود.

علاوه بر این، همانطور که در تصویر ۳-۱ مشاهده می شود، تصاویر لایه ی پایه تصاویر ملایمی هستند و بنا بر این انتظار می رود که وزن های متناظر نیز ملایم باشند.

در واقع می خواهیم جزئیات و لبه های تیز را برای ادغام باقی بگذاریم اما از آنجا که اگر تصاویر خیلی ملایم باشند ممکن است جزئیات حذف شوند، یک فیلتر با ابعاد بزرگ و درجه ی تارکنندگی<sup>۱</sup> بالا برای ادغام لایه های پایه می تواند مناسب باشد. همچنین یک فیلتر با ابعاد کوچک و درجه تارکنندگی کم برای ادغام جزئیات تصویر مناسب تر است.

## بخش سوم: بازسازی تصویر در دو مقیاس

بازسازی تصویر شامل دو مرحله زیر خواهد بود :

۱ - ابتدا تصاویر پایه و جزییات تصاویر با استفاده از نقشه های وزن به دست آمده متناظر باهم ادغام می شوند :

$$\bar{B} = \sum_{n=1}^N W_n^B B_n \quad (۸)$$

و

$$\bar{D} = \sum_{n=1}^N W_n^D D_n \quad (۹)$$

۲ - سپس تصویر ادغامی خروجی حاصل جمع دو مقدار ادغامی تصاویر پایه و جزییان خواهد بود:

$$F = \bar{B} + \bar{D} \quad (۱۰)$$

## **فصل پنجم :**

### **بهینه سازی و مشاهده نتایج**

## مقدمه :

در فصل های گذشته، با مفاهیم ادغام، ابزار های لازم جهت ادغام آشنا شده و روش های متداول در تحقیق های صورت گرفته را بررسی کردیم. سپس با بررسی جزئی تر روش ادغام با استفاده از فیلتر هدایتی، با تک تک مراحل این روش و ابزار های استفاده شده در آن با مشاهده ی دیاگرام کامل این روش آشنا شدیم. در این فصل با مطرح کردن معایب موجود در این روش و ارایه ی راه حل به بهینه سازی این روش خواهیم پرداخت.

## بهینه سازی ادغام تصاویر با استفاده از فیلتر هدایتی :

همانطور که در بخش قبل برای به دست آوردن نقشه ی وزن ها و در فرمول (۳) مشاهده شد، برای یافتن لبه های تصاویر ورودی از فیلتر لاپلاسیین استفاده شده است و سپس در مرحله بعدی، جهت از بین بردن نویز های موجود در مارتیس به دست آمده از خروجی (۳)، در عبارت (۴) از فیلتر گاوسین استفاده شده است.

نکته مهمی که در استفاده از فیلتر گاوسین وجود دارد، این است که این فیلتر با وجود اینکه در حذف نویز ها بسیار خوب عمل می کند و انواع مختلفی از نویز ها مانند نویز نمک و فلفل که امکان دارد در اثر مراحل قبلی یا نوع تصویر برداری به وجود آمده باشد را به خوبی از بین می برد، اما این فیلتر جزء دسته ی فیلتر های حافظ لبه محسوب نمی شود. بدین معنی که در کاربرد هایی که لبه های تصویر در مرحله ی بعدی نیاز مبرم خواهند بود، استفاده از فیلتر گاوسین می تواند تاثیرات مخربی برجای گذارد.

لذا با بررسی فیلتر هایی که عملکرد مشابه در تار سازی تصویر (از بین بردن نویز ها) دارند، مشاهده می شود که فیلتر بایلترال، با عملکرد مطلوب در حذف نویز، حافظ لبه ها نیز می باشد (که نحوه ی عملکرد این فیلتر در بخش قبل توضیح داده شد)

با توجه به کاربرد مطرح شده در این نوشتار که ادغام تصاویر می باشد، در بسیاری از موارد ادغام مانند ادغام تصاویر با فوکوس متفاوت<sup>۱</sup> نگهداری لبه ها از اهمیت خاصی برخوردار است زیرا تفاوت اصلی در تصاویر با فوکوس های مختلف، در واقع در لبه های تصویر قرار دارد که در قسمت فوکوس شده لبه ها واضح بوده و در قسمت دیگر لبه ها ناواضح می باشد از این رو انتظار می رود که استفاده از فیلترهای حفظ لبه مانند بایلترال موفقیت بیشتری نسبیب الگوریتم ادغام هدایتی نماید.

با اعمال فیلتر بایلترال به جای عبارت (۴) ، این عبارت به صورت زیر جایگزین می شود :

---

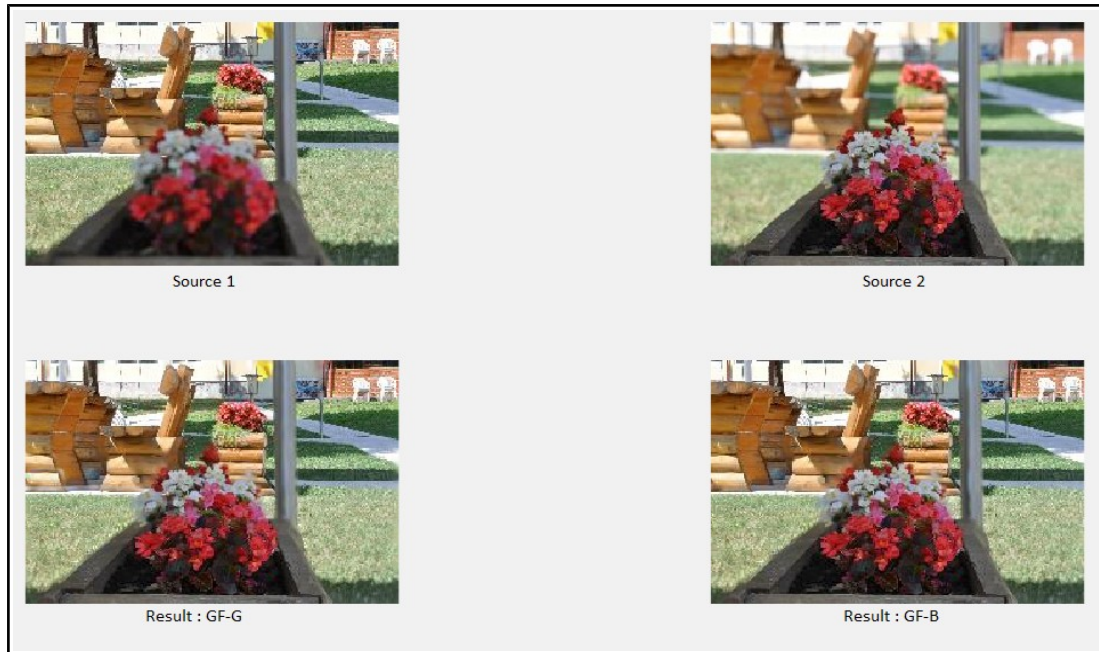
1 - multi focus

$$S_n = \text{bilateral}(|h_n|, 7, 5)$$

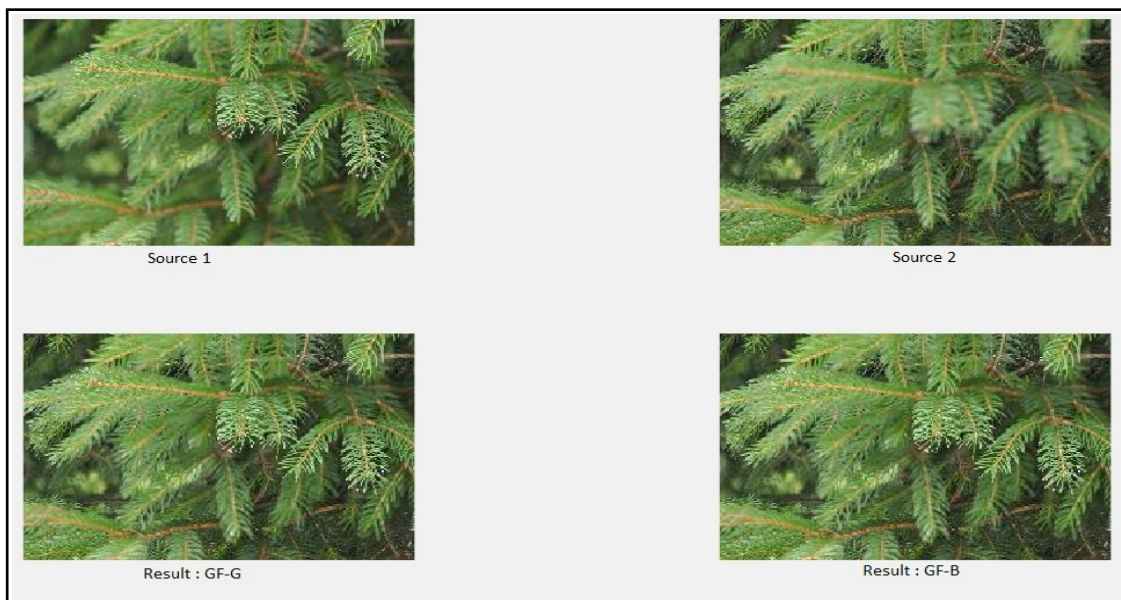
که در آن، ۷ و ۵ در پارامترهای فیلتر تنظیم شده است.

پس از پیاده سازی و اجرای برنامه و مقایسه ی دو روش، مشاهده شد که همانطور که انتظار می رفت در بسیاری از تصاویر، الگوریتم بهینه شده با فیلتر بایلترال پاسخ بهتری نسبت به الگوریتم پیشین به دست آورده است که در زیر نتایج اجرای این الگوریتم را روی دیتاست استاندارد می بینیم.

## نتیجه اعمال الگوریتم بهینه شده بر روی دیتاست استاندارد :



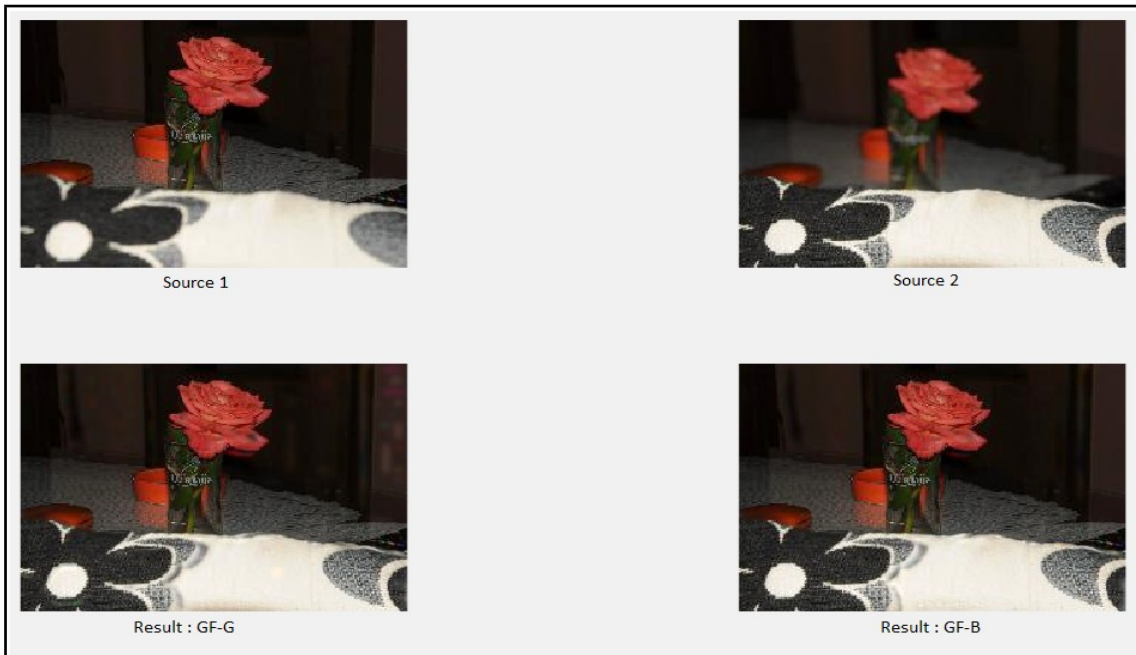
تصویر ۱-۵: نتیجه اجرا روی دیتاست



تصویر ۲-۵: نتیجه اجرا روی دیتاست

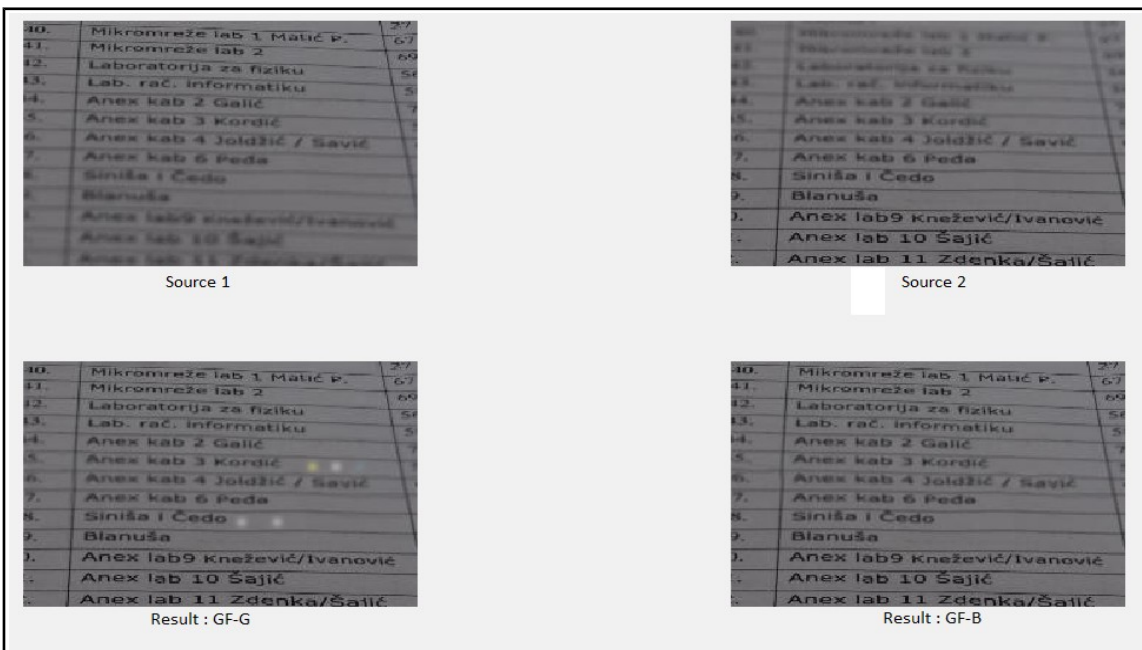


تصویر ۳-۵: نتیجه اجرا روی دیتاست



تصویر ۴-۵: نتیجه اجرا روی دیتاست

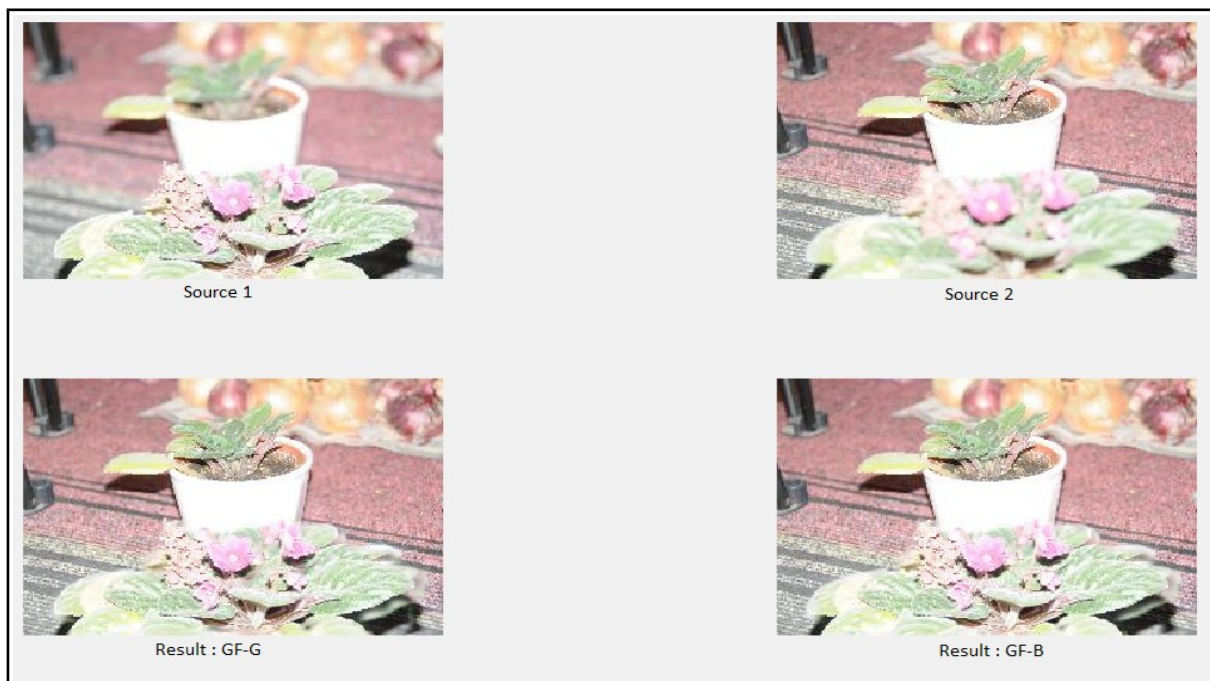




تصویر ۵-۵: نتیجه اجرا روی دیتاست



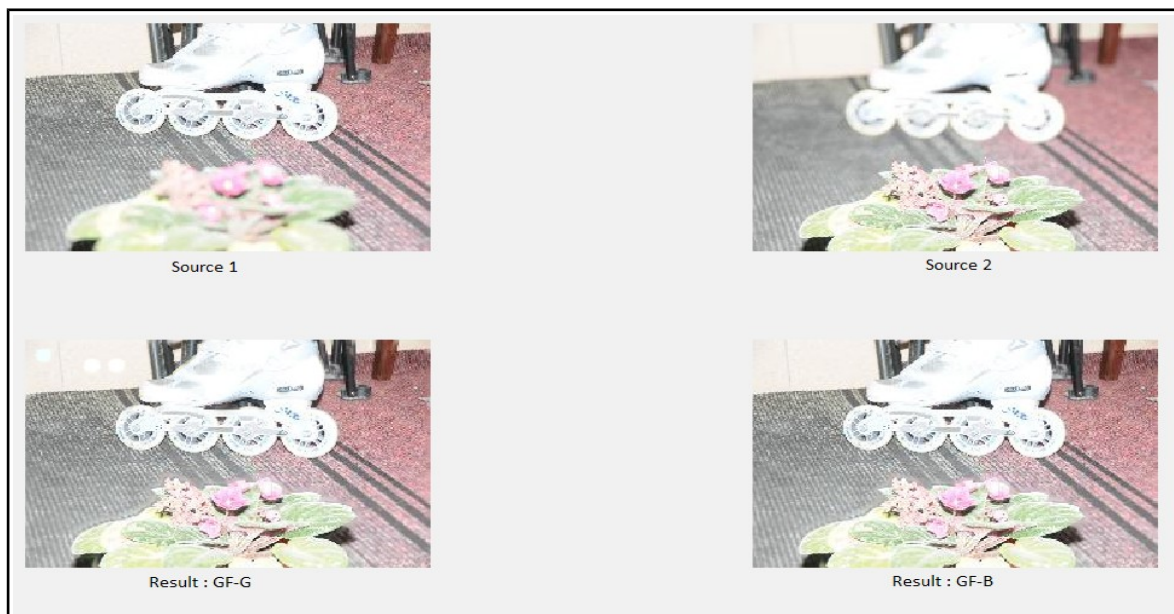
تصویر ۶-۵: نتیجه اجرا روی دیتاست



تصویر ۵-۷: نتیجه اجرا روی دیتاست



تصویر ۵-۸: نتیجه اجرا روی دیتاست



تصویر ۵-۹: نتیجه اجرا روی دیتاست



تصویر ۵-۱۰: نتیجه اجرا روی دیتاست





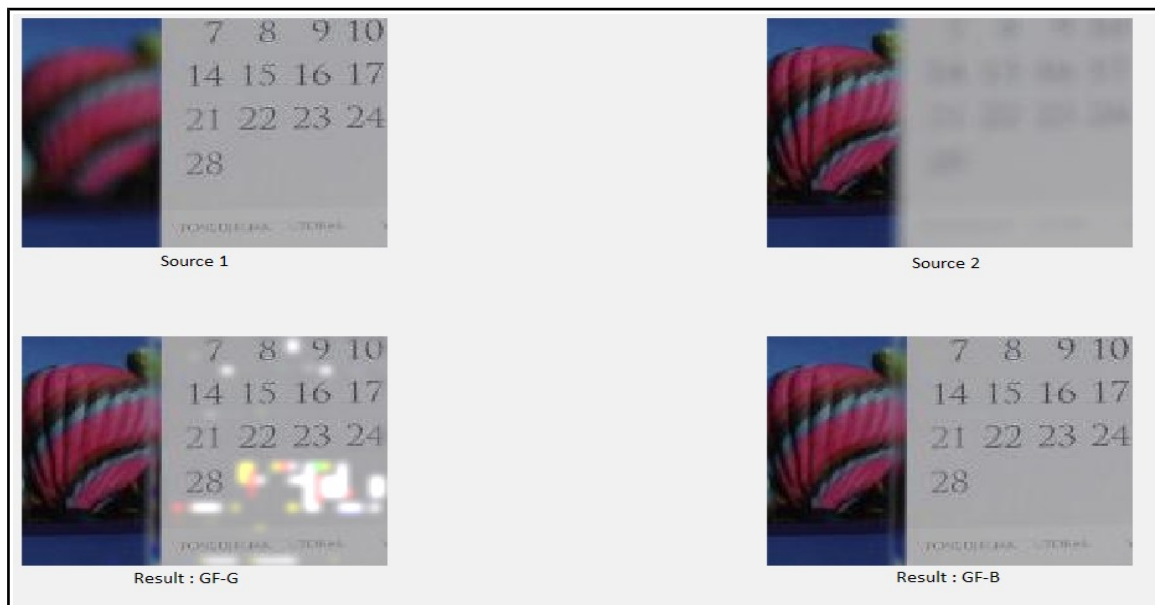
تصویر ۵-۱۱: نتیجه اجرا روی دیتاست



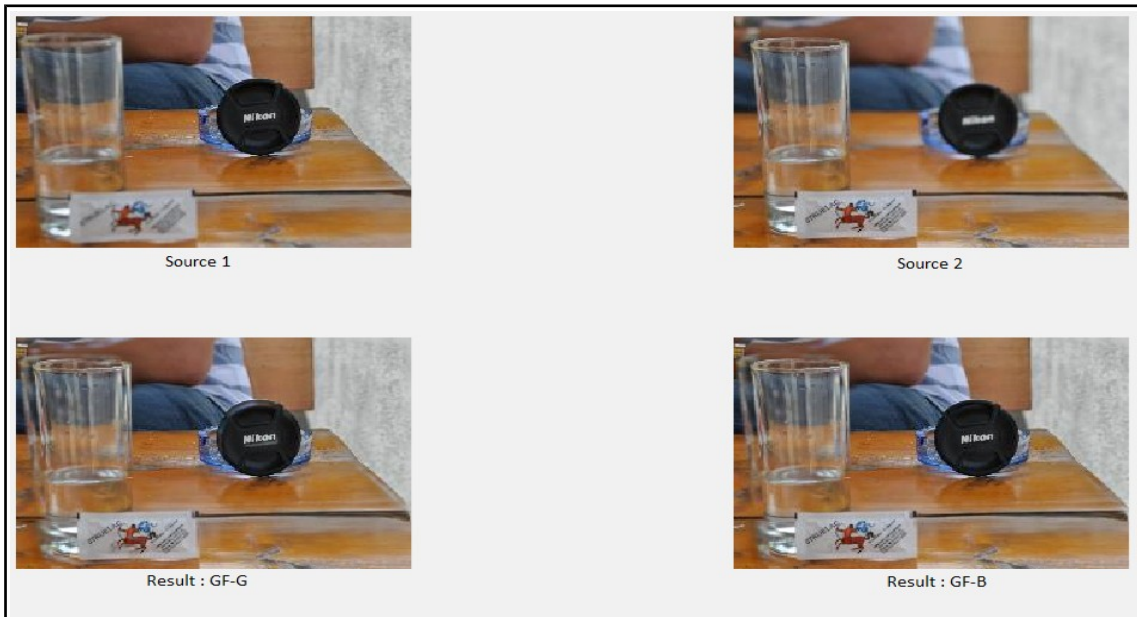
تصویر ۵-۱۲: نتیجه اجرا روی دیتاست



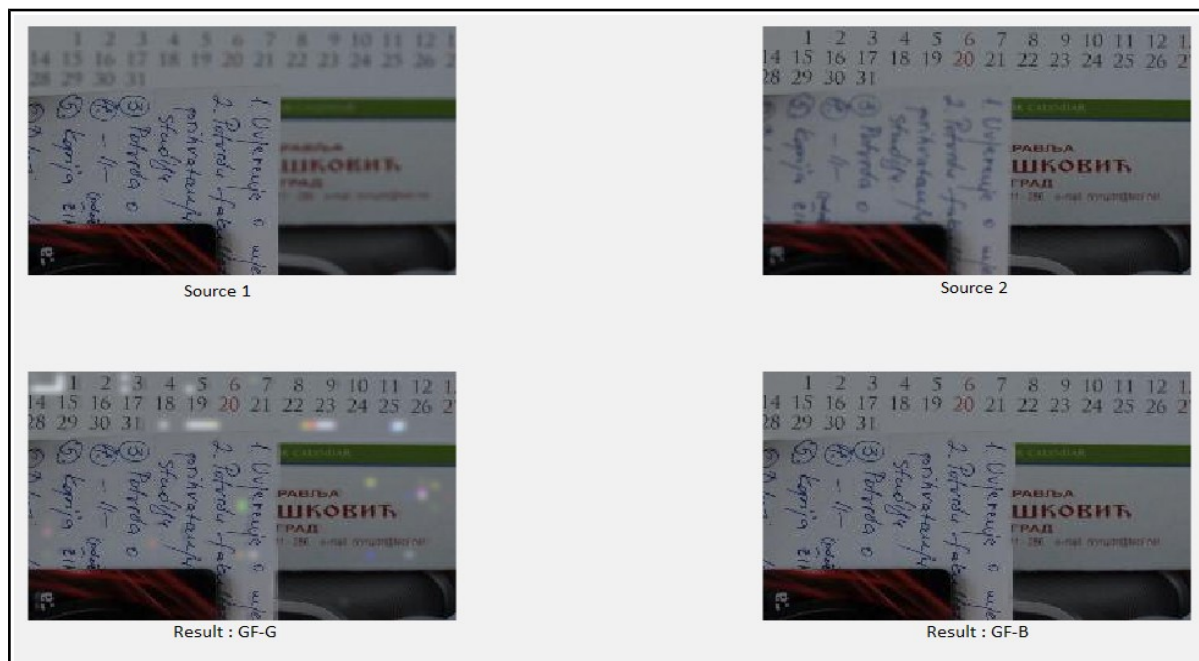
تصویر ۵-۱۳: نتیجه اجرا روی دیتاست



تصویر ۵-۱۴: نتیجه اجرا روی دیتاست



تصویر ۵-۱۵: نتیجه اجرا روی دیتاست



تصویر ۵-۱۶: نتیجه اجرا روی دیتاست

## **فصل ششم :**

# **پیشنهادات برای کارهای آینده**

در سال های اخیر، حوزه ی جدیدی با عنوان «نمونه برداری فشرده» در زمینه پردازش سیگنال و در پی آن در عرصه پردازش تصویر ایجاد شده است که با داشتن ظرفیت بسیار بالا در حل مسایل توانسته است توجه بسیاری از محققین این عرصه را به خود جلب نماید. با انجام تحقیقات گسترده در این زمینه، می توان گفت این حوزه از پردازش تصویر تبدیل به یک فریم ورک جدید جهت اجرای تمامی کاربردهایی شده است که تا پیش از مطرح شدن این موضوع به صورت معمول انجام گردیده است.

در زمینه ی ادغام تصاویر نیز، همانند سایر زمینه های پردازش تصویر تلاش های خوبی در این عرصه صورت گرفته و نتایج مناسبی نیز به دست آمده است اما با توجه به نو ظهور بودن آن، به نظر می رسد جای خالی های فراوانی برای انجام تحقیقات گسترده در این زمینه وجود دارد.



## منابع و مأخذ :

[۱] پردازش دیجیتالی تصاویر، رافائل سی گنزalez، انتشارات کتاب نیاز، ۱۳۹۰

[2] J. M. d. l. C. Gonzalo Pajares, “A wavelet-based image fusion tutorial”, Pattern Recognition, Vol 37, 1852-1872 – 2004

[3] M. Deepak Kumar Sahu, “Different Image Fusion Techniques : A Critical Review”, International Journal of Modern Engineering Research (IJMER), Vol 2, No5, 4298-4301, 2012

[4] DR. H.B. KEKRE, DR. DHIRENDRA MISHRA, RAKHEE SABOO, “REVIEW ON IMAGE FUSION TECHNIQUES AND PERFORMANCE EVALUATION PARAMETERS”, International Journal of Engineering Science and Technology, Vol 5, No 4, 880-889, 2013

[5] C.Pohl and L.Van Genderen, “Review article Multisensor image fusion in remote sensing : concepts, methods and applications”, International Journal of remote sensing, Vol 19, No, 5, 823-854, 2001

[6] N.Mitianoudis, T.Stathaki, “Pixel-based and region-based image fusion schemes using ICA bases”, Information Fusion, Vol 8, No 2, 131-142, 2007

- [7] A.A. Goshtasby, S.Nikolov, "Image fusion advances in the state of art", Information fusion, Vol 8, No 2, 114-118, 2007
- [8] Li Shutao, Bin Yang, and Jianwen Hu, "Performance comparison of different multi-resolution transform form image fusion", Vol 12, No 2, 74-78, 2011
- [9] A. Toet, "image fusion by a ratio of low-pass pyramid", Pattern Recognition, 245-253, 1989
- [10] Z.liu, K. Hansaki, Y.H.Ho, Y.P.Dai, "image fusion by using steerable pyramid", Pattern Recognition Letters, Vol 9, 929-939, 2001
- [11] P.T. Burt, E.H. Andelson, "The laplacian pyramid as a compact image code", IEEE on Communicationss, 532-540, Vol 3, No 4, 1983
- [12] H. Li, B. Manjunath, S.Mitra, "Multi sensor image fusion the wavelet transform", Graphical Models and image processing, Vol 57, No 3, 235-245, 1995
- [13] Z.Zhang, R S. Blum, "A categorization of multiscale-decomposition-based image fusion schemes with a performance study for a digital camera application", Proceeding of the IEEE, 1315-1326, Vol 78 No 8, 1999

- [14] G. Pajares J.Cruz, “A wavelet based image fusion tutorial”, Pattern recognition, Vol 37, No, 9 1855-1872, 2004
- [15] S.Mallat, “A wavelet tour of signal processing, 3rd Ed”, Academic press, Vol 3, 2008
- [16] M. Unser, “texture classification and segmentation using wavelet frames”, IEEE transactions of Image processing, Vol 4, No 11, 1549-1560, 1995
- [17] S.T. Li, J.T. kwok, Y.N. Wang, “using the descrete wavelet frame transform to merge Landsat TM and spot panchromatic images”, Image fusion, Vol 3, No 1, 17-23, 2002
- [18] S. S. Bedi, Rati Khandelwal, “Comprehensive and Comparative Study of Image Fusion Techniques”, March , 300-304, 2014
- [19] Simonoff, Jeffrey S, “Smoothing Methods in Statistics, Springer”, ISBN : 978-0387947167, 2nd Edition
- [20] Carlo Tomasi and Roberto Manduchi, “Bilateral filtering for gray and color images”, Sixth International Conference on . IEEE, 839- 846, 1998

[21] Shutao Li, Xudong Kang and Jianwen Hu, "Image Fusion with Guided Filtering", IEEE, 2007

[22] C. Pohl and L. Van Genderen, "Review article Multisensor image fusion in remote sensing : concepts, methods and applications", International Journal of remote sensing, Vol 19, No, 5, 823-854, 2001

[23] D. N. Mitianoudis, "Image Fusion: Theory and Application", International Hellenic University, 2010

[24] Tania Stathaki, "Image Fusion: Algorithms and Applications", ACADEMIC PRESS, ISBN : 0123725291, August 2008

[25] Anamika Maurya and Rajinder Tiwari, "Theoretic Study of Image Fusion Techniques : A Survey ", International Journal of Computer Sciences and Engineering, Vol 2, 43-49 , 2014

[26] G. Piella, "a general framework for multiresolution image fusion: from pixels to regions", Information fusion, Vol 4, No 4, 259-280, 2003

[27] Susmitha Vekkot, Pancham Shukla, "A Novel Architecture for Wavelet based Image Fusion", World Academy of Science, Engineering and Technology, Vol 9, 356-361, 2009

[28] Singh A, Harrison A, “Standardised Principal Components”,  
International Journal Of Remote Sensing, Elsevier, Vol 6, 883-896, 1985

[29] Fung T and Ledrew E., “Application of Pricipal Component Analysis  
to change detection”, Photogrametric Engineering and remote sensing, Vol  
53, 1649-58, 1987

[30] Yesou H. Besnus J and Pion J C, “Merging Seasat abd SPOT imagery  
for the study of geologic structures in a temperate agricultural region”,  
Remote Sensing of environment, Vol 43, 256-280, 1993

## ضمیمه ۱: کد برنامه :

```
clc;
clear;
im1 = 'testna_slika6a.bmp';
im2 = 'testna_slika6b.bmp';
input1 = imread(im1);
input2 = imread(im2);
input1 = im2double(input1);
input2 = im2double(input2);
imgsize = size(input1);
rows = 2;
column = 2;
imgCounter = 1;
figure
subplot(rows,column,1),imshow(input1);
imgCounter = imgCounter + 1;
subplot(rows,column,2),imshow(input2);
imgCounter = imgCounter + 1;
h = ones(6,6)/(6*6);
b1 = imfilter(input1, h);
b2 = imfilter(input2, h);
% subplot(rows,column,imgCounter),imshow(b1);
% imgCounter = imgCounter + 1;
% subplot(rows,column,imgCounter),imshow(b2);
% imgCounter = imgCounter + 1;
d1 = input1 - b1;
d2 = input2 - b2;
% subplot(rows,column,imgCounter),imshow(d1);
% imgCounter = imgCounter + 1;
% subplot(rows,column,imgCounter),imshow(d2);
```

```

% imgCounter = imgCounter + 1;
l = [-1, -1, -1; -1, 8, -1; -1, -1, -1];
h1 = abs(imfilter(input1, l));
h2 = abs(imfilter(input2, l));
for i = 1 : imgsize(1)
    for j = 1:imgsize(2)
        for k = 1:3
            if(h1(i,j,k)>= 1)
                h1(i,j,k) = h1(i,j,k)/2;
            end
        end
    end
end
end
% subplot(rows,column,imgCounter),imshow(h1);
% imgCounter = imgCounter + 1;
% subplot(rows,column,imgCounter),imshow(h2);
% imgCounter = imgCounter + 1;
g = fspecial('gaussian', 3, 8);
doubleH1 = im2double(h1);
doubleH2 = im2double(h2);
s1 = imfilter(h1, g);
s2 = imfilter(h2, g);
% subplot(rows,column,imgCounter),imshow(s1);
% imgCounter = imgCounter + 1;
% subplot(rows,column,imgCounter),imshow(s2);
% imgCounter = imgCounter + 1;
p1 = ones(imgsize(1), imgsize(2), imgsize(3));
p2 = ones(imgsize(1), imgsize(2), imgsize(3));
for i= 1:imgsize(1)
    for j = 1:imgsize(2)

```

```

for k = 1:imgsize(3)
    if(s1(i,j,k) > s2(i,j,k))
        p1(i, j, k) = 1;
        p2(i, j, k) = 0;
    elseif(s1(i,j, k) < s2(i,j, k))
        p1(i,j, k) = 0;
        p2(i, j, k) = 1;
    else
        p1(i,j, k) = 1;
        p2(i, j, k) = 1;
    end
end
end
end
% subplot(rows,column,imgCounter),imshow(p1);
% imgCounter = imgCounter + 1;
% subplot(rows,column,imgCounter),imshow(p2);
% imgCounter = imgCounter + 1;
w1 = imguidedfilter(p1, input1);
w2 = imguidedfilter(p2, input2);
% subplot(rows,column,imgCounter),imshow(w1);
% imgCounter = imgCounter + 1;
% subplot(rows,column,imgCounter),imshow(w2);
% imgCounter = imgCounter + 1;
IB = w1.*b1 + w2.*b2;
ID = w1.*d1 + w2.*d2;
% subplot(rows,column,imgCounter),imshow(IB);
% imgCounter = imgCounter + 1;
% subplot(rows,column,imgCounter),imshow(ID);
% imgCounter = imgCounter + 1;

```



```

F = IB + ID;
subplot(rows,column,imgCounter),imshow(F);
imgCounter = imgCounter + 1;
bilGFusionV2(im1, im2, rows, column, imgCounter);

```

---

```

function bilGFusionV2(im1, im2, rows, column, imgCounter)

```

```

input1 = imread(im1);
input2 = imread(im2);
imgsize = size(input1);
% figure
% subplot(rows,column,1),imshow(input1);
% imgCounter = imgCounter + 1;
% subplot(rows,column,2),imshow(input2);
% imgCounter = imgCounter + 1;
input1 = im2double(input1);
input2 = im2double(input2);
h = ones(6,6)/(6*6);
b1 = imfilter(input1, h);
b2 = imfilter(input2, h);
% subplot(rows,column,imgCounter),imshow(b1);
% imgCounter = imgCounter + 1;
% subplot(rows,column,imgCounter),imshow(b2);
% imgCounter = imgCounter + 1;
d1 = input1 - b1;
d2 = input2 - b2;
% subplot(rows,column,imgCounter),imshow(d1);
% imgCounter = imgCounter + 1;
% subplot(rows,column,imgCounter),imshow(d2);
% imgCounter = imgCounter + 1;

```

```

l = [-1, -1, -1; -1, 8, -1; -1, -1, -1];
h1 = abs(imfilter(input1, l));
h2 = abs(imfilter(input2, l));
for i = 1 : imgsize(1)
    for j = 1:imgsize(2)
        for k = 1:3
            if(h1(i,j,k)>= 1)
                h1(i,j,k) = h1(i,j,k)/2;
            end
        end
    end
end
end
% subplot(rows,column,imgCounter),imshow(h1);
% imgCounter = imgCounter + 1;
% subplot(rows,column,imgCounter),imshow(h2);
% imgCounter = imgCounter + 1;
h1 = double(h1)/256;
h2 = double(h2)/256;
s1 = bfilter2(h1,7,3);
s2 = bfilter2(h2,7,3);
s1 = s1*256;
s2 = s2*256;
% subplot(rows,column,imgCounter),imshow(s1);
% imgCounter = imgCounter + 1;
% subplot(rows,column,imgCounter),imshow(s2);
% imgCounter = imgCounter + 1;
p1 = ones(imgsize(1), imgsize(2), imgsize(3));
p2 = ones(imgsize(1), imgsize(2), imgsize(3));
for i= 1:imgsize(1)
    for j = 1:imgsize(2)

```

```

for k = 1:imgsize(3)
    if(s1(i,j,k) > s2(i,j,k))
        p1(i, j, k) = 1;
        p2(i, j, k) = 0;
    elseif(s1(i,j, k) < s2(i,j, k))
        p1(i,j, k) = 0;
        p2(i, j, k) = 1;
    else
        p1(i,j, k) = 1;
        p2(i, j, k) = 1;
    end
end
end
end
% subplot(rows,column,imgCounter),imshow(p1);
% imgCounter = imgCounter + 1;
% subplot(rows,column,imgCounter),imshow(p2);
% imgCounter = imgCounter + 1;
w1 = imguidedfilter(p1, input1);
w2 = imguidedfilter(p2, input2);
% subplot(rows,column,imgCounter),imshow(w1);
% imgCounter = imgCounter + 1;
% subplot(rows,column,imgCounter),imshow(w2);
% imgCounter = imgCounter + 1;
IB = w1.*b1 + w2.*b2;
ID = w1.*d1 + w2.*d2;
% subplot(rows,column,imgCounter),imshow(IB);
% imgCounter = imgCounter + 1;
% subplot(rows,column,imgCounter),imshow(ID);
% imgCounter = imgCounter + 1;

```

```

F = IB + ID;
subplot(rows,column,imgCounter),imshow(F);
imgCounter = imgCounter + 1;
end
-----
function B = bfilter2(A,w,sigma)
% Verify that the input image exists and is valid.
if ~exist('A','var') || isempty(A)
    error('Input image A is undefined or invalid.');
```

end

```

if ~isfloat(A) || ~sum([1,3] == size(A,3)) || ...
    min(A(:)) < 0 || max(A(:)) > 1
    error(['Input image A must be a double precision ',...
        'matrix of size NxMx1 or NxMx3 on the closed ',...
        'interval [0,1].']);
end
% Verify bilateral filter window size.
if ~exist('w','var') || isempty(w) || ...
    numel(w) ~= 1 || w < 1
    w = 5;
end
w = ceil(w);
% Verify bilateral filter standard deviations.
if ~exist('sigma','var') || isempty(sigma) || ...
    numel(sigma) ~= 2 || sigma(1) <= 0 || sigma(2) <= 0
    sigma = [3 0.1];
end
% Apply either grayscale or color bilateral filtering.
if size(A,3) == 1
```

```

    B = bfltGray(A,w,sigma(1),sigma(2));
else
    B = bfltColor(A,w,sigma(1),sigma(2));
end
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% Implements bilateral filtering for grayscale images.
function B = bfltGray(A,w,sigma_d,sigma_r)

% Pre-compute Gaussian distance weights.
[X,Y] = meshgrid(-w:w,-w:w);
G = exp(-(X.^2+Y.^2)/(2*sigma_d^2));
% Create waitbar.
h = waitbar(0,'Applying bilateral filter...');
set(h,'Name','Bilateral Filter Progress');
% Apply bilateral filter.
dim = size(A);
B = zeros(dim);
for i = 1:dim(1)
    for j = 1:dim(2)
        % Extract local region.
        iMin = max(i-w,1);
        iMax = min(i+w,dim(1));
        jMin = max(j-w,1);
        jMax = min(j+w,dim(2));
        I = A(iMin:iMax,jMin:jMax);
        % Compute Gaussian intensity weights.
        H = exp(-(I-A(i,j)).^2/(2*sigma_r^2));
        % Calculate bilateral filter response.
        F = H.*G((iMin:iMax)-i+w+1,(jMin:jMax)-j+w+1);
        B(i,j) = sum(F(:).*I(:))/sum(F(:));
    end
end

```

```

end

waitbar(i/dim(1));

end

% Close waitbar.

close(h);

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% Implements bilateral filter for color images.
function B = bfltColor(A,w,sigma_d,sigma_r)

% Convert input sRGB image to CIELab color space.
if exist('applycform','file')
    A = applycform(A,makecform('srgb2lab'));
else
    A = colorspace('Lab<-RGB',A);
end

% Pre-compute Gaussian domain weights.
[X,Y] = meshgrid(-w:w,-w:w);
G = exp(-(X.^2+Y.^2)/(2*sigma_d^2));

% Rescale range variance (using maximum luminance).
sigma_r = 100*sigma_r;

% Create waitbar.
h = waitbar(0,'Applying bilateral filter...');
set(h,'Name','Bilateral Filter Progress');

% Apply bilateral filter.
dim = size(A);
B = zeros(dim);
for i = 1:dim(1)
    for j = 1:dim(2)

        % Extract local region.

```

```

iMin = max(i-w,1);
iMax = min(i+w,dim(1));
jMin = max(j-w,1);
jMax = min(j+w,dim(2));
I = A(iMin:iMax,jMin:jMax,:);

% Compute Gaussian range weights.
dL = I(:,:,1)-A(i,j,1);
da = I(:,:,2)-A(i,j,2);
db = I(:,:,3)-A(i,j,3);
H = exp(-(dL.^2+da.^2+db.^2)/(2*sigma_r^2));

% Calculate bilateral filter response.
F = H.*G((iMin:iMax)-i+w+1,(jMin:jMax)-j+w+1);
norm_F = sum(F(:));
B(i,j,1) = sum(sum(F.*I(:,:,1)))/norm_F;
B(i,j,2) = sum(sum(F.*I(:,:,2)))/norm_F;
B(i,j,3) = sum(sum(F.*I(:,:,3)))/norm_F;

end

waitbar(i/dim(1));
end
% Convert filtered image back to sRGB color space.
if exist('applycform','file')
    B = applycform(B,makecform('lab2srgb'));
else
    B = colorspace('RGB<-Lab',B);
end
% Close waitbar.
close(h);

```