

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشکده : برق و رباتیک
گروه : الکترونیک و مخابرات

ارتقاء وضوح تصویر رنگی از روی رشته‌ای از تصاویر وضوح پایین

دانشجو : سیده مرضیه جمال آبادی

استاد راهنما :

دکتر علیرضا احمدی فرد

پایان نامه ارشد جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

ماه و سال انتشار : بهمن ۱۳۹۲

دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده: برق و رباتیک

گروه: الکترونیک و مخابرات

پایان نامه کارشناسی ارشد خانم سیده مرضیه جمال آبادی

تحت عنوان:

ارتقاء وضوح تصویر رنگی از روی رشته ای از تصاویر وضوح پایین

در تاریخ ۱۳۹۲/۱۱/۲۶ توسط کمیته تخصصی زیر جهت اخذ مدرک کارشناسی ارشد مورد ارزیابی و با درجه عالی مورد پذیرش قرار گرفت.

امضاء	اساتید مشاور	امضاء	اساتید راهنما
	نام و نام خانوادگی :		نام و نام خانوادگی :
	نام و نام خانوادگی :		نام و نام خانوادگی :

امضاء	نمایندة تحصیلات تکمیلی	امضاء	اساتید داور
	نام و نام خانوادگی :		نام و نام خانوادگی :
			نام و نام خانوادگی :
			نام و نام خانوادگی :
			نام و نام خانوادگی :

تقدیم ہے

پدر و مادر مہربانم کہ زندگیم را بدیون مہر و عطفوت آن ہامی دانم۔

باتقدیر و تشکر

از استاد گرامیم جناب آقای دکتر احمدی فرد، که در تمامی مراحل انجام این پایان نامه دلسوزانه مریاری فرمودند.

تعهد نامه

اینجانب سیده مرضیه جمال آبادی دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته الکترونیک-سیستم دانشکده برق و رباتیک دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه افزایش وضوح تصاویر رنگی با استفاده از رشته‌ای از تصاویر با وضوح پایین تحت راهنمایی دکتر علیرضا احمدی فرد متعهد می شوم .

- تحقیقات در این پایان نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است .
- در استفاده از نتایج پژوهشهای محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است .
- مطالب مندرج در پایان نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است .
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد و مقالات مستخرج با نام « دانشگاه صنعتی شاهرود » و یا « *Shahrood University of Technology* » به چاپ خواهد رسید .
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه ، در مواردی که از موجود زنده (یا بافتهای آنها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است .
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری ، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است .

تاریخ

امضای دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج ، کتاب ، برنامه های رایانه ای ، نرم افزار ها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد . این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود .
- استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی باشد.

چکیده

در سال‌های اخیر، پیشرفت‌های گسترده‌ای در زمینه‌ی سنسورهای تصویر و سیستم‌های تصویربرداری دیجیتال صورت گرفته‌است، اما هنوز محدودیت‌های تئوری و عملی بر روی وضوح تصاویر گرفته شده با این دوربین‌ها اثر می‌گذارد. تکنیک‌های فراتفکیک‌پذیری (سوپر رزولوشن) به منظور غلبه بر این محدودیت‌ها در سال‌های اخیر گسترش یافته‌اند. این تکنیک‌ها با استفاده از یک و یا چند تصویر کم وضوح، تصویری با وضوح بالاتر ایجاد می‌کنند. کارهای اخیر در زمینه‌ی فراتفکیک‌پذیری (که اغلب بر روی تصاویر خاکستری متمرکز شده‌است)، به منظور کاهش پیچیدگی محاسباتی و افزایش مقاومت در برابر خطاهای مدل‌سازی و نویز انجام شده‌است. از سویی دیگر، روش‌های موزائیک زدایی متعددی به منظور کاهش مصنوعات رنگی، که در نتیجه‌ی استفاده از دوربین‌های تک CCD است، مطرح شده - است.

در این پایان‌نامه، با استفاده از روش‌های آماری در پردازش سیگنال، چارچوب مقاومی را برای ترکیب تصاویر کم وضوح به منظور ایجاد تصویری با وضوح بالا پیشنهاد می‌دهیم. در این روش، با استفاده از معیار مقاوم به خطا در تابع هدف و تطبیق فرآیند تخمین برای هر تصویر کم وضوح متناسب با دقت پارامترهای مدل و سطح نویز آن، بازسازی مقاومی را ایجاد نموده‌ایم. همچنین با تعمیم این روش در حوزه‌ی رنگ، و ادغام فرآیند تفکیک‌پذیری و دموزائیک تصویر، توانسته‌ایم علاوه بر افزایش وضوح تصاویر رنگی، موزائیک زدایی تصویر را نیز به طور همزمان انجام دهیم. آزمایش‌های انجام شده نیز عملکرد خوب الگوریتم پیشنهادی را در مقابل نویز و خطا تصدیق می‌کند.

واژه‌های کلیدی:

فراتفکیک‌پذیری، ثبت تصاویر، تخمین M -، تنظیم کننده، موزائیک زدایی تصویر، فیلتر رنگی.

لیست مقالات مستخرج از پایان نامه

۱- م. جمال آبادی، ع. احمدی‌فرد، افزایش وضوح تصاویر به کمک فریم‌های ویدئویی کم وضوح مبتنی بر تخمین تطبیقی، دوازدهمین کنفرانس سیستم‌های هوشمند ایران (ICIS)، بم، ایران.

2- *M. jamalabadi, A. ahmadyfard, "Robust Color Super-Resolution from a Single CCD," 2014 Iranian Conference on Intelligent Systems (ICIS), bam, Iran.*

۱ فصل اول مقدمه.....	۱
۱.۱ فراتفکیک پذیری به عنوان یک مسئله معکوس.....	۷
۲.۱ فصل بندی پایان نامه.....	۱۰
۲ فصل دوم مرور کارهای گذشته.....	۱۳
۱.۲ مدل سیستم عکسبرداری.....	۱۴
۲.۲ فراتفکیک پذیری در حوزه فرکانس.....	۱۷
۳.۲ روشهای حوزه فضایی.....	۱۹
۱.۳.۲ درونپایی - بازسازی: روشهای غیر تکراری.....	۱۹
۲.۳.۲ روش های آماری.....	۲۱
۱.۲.۳.۲ حداکثر احتمال.....	۲۳
۲.۲.۳.۲ حداکثر احتمال پسین.....	۲۵
۳.۲.۳.۲ بازنشانی - MAP توام.....	۲۷
۳.۳.۲ رویکرد طرح ریزی بر روی مجموعه های محدب.....	۲۹
۴.۳.۲ رویکرد ترکیبی $ML-POCS$	۳۰
۳ فصل سوم ارتقاء وضوح تصاویر خاکستری.....	۳۱
۱.۳ ترکیب تصاویر کم وضوح مبتنی بر تخمین M	۳۲
۱.۱.۳ چارچوب تخمین M	۳۲
۲.۱.۳ ترکیب تصاویر مبتنی بر تخمین $Half-Quadratic$	۴۰
۱.۲.۱.۳ محاسبه پارامتر a مطابق با دقت هر فریم.....	۴۲
۳.۱.۳ تنظیم کننده ها.....	۴۵
۲.۳ روش پیشنهادی جهت ارتقاء وضوح.....	۴۹
۳.۳ آزمایش ها.....	۵۰
۱.۳.۳ بررسی روش های متفاوت بازسازی و تاثیر تنظیم کننده ها.....	۵۱
۲.۳.۳ ارزیابی عملکرد الگوریتم پیشنهادی در مقابل خطای ثبت.....	۵۲
۳.۳.۳ ارزیابی استحکام روش پیشنهادی در مقابل پرتی ها.....	۵۴
۴.۳.۳ پیاده سازی روش پیشنهادی روی تصاویر واقعی.....	۵۵
۴ فصل چهارم ارتقاء وضوح تصاویر رنگی.....	۶۵
۱.۴ مروری بر مسائل فراتفکیک پذیری در تصاویر رنگی و موزائیک زدایی تصویر.....	۶۶
۱.۱.۴ فراتفکیک پذیری در تصاویر رنگی.....	۶۶
۲.۱.۴ موزائیک زدایی تصویر.....	۶۷
۳.۱.۴ ادغام فراتفکیک پذیری و موزائیک زدایی در یک فرآیند.....	۷۳

۷۵	مدل ریاضی و حل مسئله	۲.۴
۷۵	مدل ریاضی سیستم عکسبرداری	۱.۲.۴
۷۸	روش پیشنهادی جهت موزائیک زدایی چند فریمی	۳.۴
۸۰	جمله‌ی وفاداری	۱.۳.۴
۸۰	جمله‌ی جریمه‌ی روشنایی	۲.۳.۴
۸۱	جمله‌ی جریمه‌ی رنگ	۳.۳.۴
۸۲	جمله‌ی جریمه‌ی وابستگی‌های رنگی	۴.۳.۴
۸۳	تابع هزینه کلی	۴.۴
۸۴	آزمایش‌ها	۵.۴
۸۶	بررسی عملکرد الگوریتم پیشنهادی در برابر خطاهای ثبت	۱.۵.۴
۸۷	بررسی عملکرد الگوریتم پیشنهادی در برابر پرتی‌ها	۲.۵.۴
۹۵	فصل پنجم جمع‌بندی و نتیجه‌گیری	۵
۹۶	نتیجه‌گیری	۱.۵
۹۷	پیشنهادهایی برای کارهای آتی	۲.۵
۱۰۱	منابع و مراجع	
۱۱۵	پیوست‌ها	

صفحه

فهرست اشکال

شکل ۱-۱ الگوی وضوح <i>USAF</i> ۱۹۵۱، آزمون کلاسیک، که برای تعیین وضوح سیستم و حسگرهای تصویربرداری استفاده می‌شود [۳].....	۳
شکل ۱-۲ ایده اصلی بازسازی فراتفکیک‌پذیری از فریم‌های کم وضوح. حرکت نسبی فریم‌های کم وضوح به اندازه کسری از پیکسل، در بازسازی تصویر وضوح بالا کمک می‌کند [۳].....	۵
شکل ۱-۳ نمایش مثال ساده از مسئله فراتفکیک‌پذیری مبتنی بر حرکت. (الف)، تصویر وضوح بالا شامل چهار پیکسل. (ب) - (ه)، تصاویر کم وضوح یک پیکسلی که توسط یک دوربین خیالی گرفته شده است. فرض بر این است که، <i>PSF</i> دوربین مشخص و سطح خاکستری تمام پیکسل‌های مرزی صفر است، مقادیر پیکسل‌های تصویر وضوح بالا می‌توانند دقیقاً از تصاویر کم وضوح تخمین زده شوند [۱۱].....	۶
شکل ۱-۲ مدل مشاهده یک سیستم تصویربرداری واقعی متناسب با تصویر وضوح بالا به فریم‌های مشاهده کم وضوح با حرکت بین صحنه و دوربین [۳].....	۱۵
شکل ۲-۲ رویکرد درونیابی <i>SR</i> مبتنی بر همترازی تصاویر <i>LR</i> و حذف ماتی تصویر بعنوان فرآیند پس پردازش [۳].....	۲۰
شکل ۱-۳ تاثیر افزایش مقیاس ماتریس D^T روی تصویر 3×3 و ماتریس کاهش مقیاس D روی تصویر متناظر افزایش مقیاس یافته 9×9 (ضریب افزایش وضوح ۳ است) [۱۱].....	۳۶
شکل ۲-۳ (الف) معیار خطاهای <i>Leclerc</i> , <i>Huber</i> , <i>Lorentzian</i> و <i>Tukey's Biweight</i> در حد آستانه $T=50$ ، (ب) توابع نفوذ متناظر.....	۳۹
شکل ۳-۳ (الف) معیار خطای $L2$, $L1$ و <i>Half-quadratic</i> (ب) توابع نفوذ متناظر آن‌ها.....	۴۱
شکل ۳-۴ (الف) معیار خطای <i>Half-quadratic</i> به ازای مقادیر مختلف a ، (ب) توابع نفوذ متناظر.....	۴۲
شکل ۳-۵ تصاویر اصلی مربوط به (الف) دیسک، (ب) اعلامیه.....	۵۶
شکل ۳-۶ (الف) تصویر اصلی، (ب) یکی از فریم‌های کم وضوح، (ج) درونیابی دوسویه، (د) بازسازی با روش جابجایی و اضافه کردن، (ه) تخمینگر <i>Half-quadratic</i> ، (و) روش پیشنهادی.....	۵۷
شکل ۳-۷ (الف) تصویر اصلی، (ب) یکی از فریم‌های کم وضوح، (ج) درونیابی دوسویه، (د) بازسازی با روش جابجایی و اضافه کردن، (ه) تخمینگر <i>Half-quadratic</i> ، (و) روش پیشنهادی.....	۵۸
شکل ۳-۸ نتایج بدست آمده با اعمال روش‌های مختلف بازسازی با در نظر گرفتن خطای ثبت در ۸ فریم انتهایی. (الف) $L2$ +تیخونوف، (ب) $L1$ + <i>BTV</i> ، (ج) <i>Huber</i> + <i>BTV</i> ، (د) روش پیشنهادی.....	۵۹
شکل ۳-۹ (الف) منحنی E_k برای فریم‌های کم وضوح که در ۸ فریم انتهایی دارای خطای ثبت می‌باشند، (ب) منحنی a_k با استفاده از روش پیشنهادی.....	۶۰
شکل ۳-۱۰ توابع نفوذ تخمینگر <i>Half-quadratic</i> با در نظر گرفتن مقادیر مختلف a_k برای ۵ فریم. منحنی - های فیروزه‌ای و بنفش بترتیب متناظر با فریم $LR\#14$ و فریم $LR\#16$ هستند که درگیر خطای ثبت می‌باشند.....	۶۰

شکل ۳-۱۱ منحنی مقادیر $PSNR$ متناظر با روشهای مختلف و سطوح مختلف نویز. (الف) در صورتی که نیمی از فریم‌ها درگیر نویز باشند، (ب) در صورتی که تمامی فریم‌ها درگیر نویز باشند. ۶۱.....

شکل ۳-۱۲ نتایج بازسازی تصویر با روشهای مختلف، در صورتی که تمامی فریم‌ها با نویز ۲۰٪ آلوده شده باشند. (الف) یکی از فریم‌های کم وضوح با نویز ۲۰٪؛ (ب) $L2$ +تیخونوف، (ج) $L1+BTv$ ، (د) $Huber+BTv$ ، (ه) روش مطرح شده در [۸۰]، (و) روش پیشنهادی. ۶۲.....

شکل ۳-۱۳ (الف) یکی از فریم‌های کم وضوح، (ب) بازسازی تصویر با روش درونیایی دوسویه، (ج) $L2$ +تیخونوف، (د) $L1+BTv$ ، (ه) $Huber+BTv$ ، (و) روش پیشنهادی. ۶۳.....

شکل ۳-۱۴ (الف) یکی از فریم‌های کم وضوح، (ب) بازسازی تصویر با روش درونیایی دوسویه، (ج) $L2$ +تیخونوف، (د) $L1+BTv$ ، (ه) $Huber+BTv$ ، (و) روش پیشنهادی. ۶۴.....

شکل ۴-۱ (الف) فیلتر رنگی با الگوی بایر در حالت $CCD-1$ ، (ب) آرایه حسگر $CCD-3$. ۶۸.....

شکل ۴-۲ اصول درونیایی خطی در الگوریتم موزائیک زدایی تک فریمی. (الف) قرمز، (ب) سبز، (ج) آبی. ۶۹.....

شکل ۴-۳ (الف) تصویر با وضوح بالا گرفته شده با دوربین $CCD-3$. (ب) تصویر کاهش مقیاس یافته با ضریب ۴. (ج) تصویری که ابتدا توسط فیلتر گوسی مات می‌شود و سپس با ضریب ۴ کاهش مقیاس داده می‌شود. تصاویر (الف)، (ب) و (ج) با روش [۱۲۵] موزائیک زدایی شده‌اند و نتیجه‌ی آن‌ها به ترتیب در شکل‌های (د)، (ه) و (و) نشان داده شده است. ۷۲.....

شکل ۴-۴ مثالی از فرآیند جابجایی و اضافه کردن تصویر رنگی ورودی با ضریب $r=2$ افزایش مقیاس می‌یابد، و متناظر با معکوس ماتریس حرکت، جابجا می‌شود. تصویر جابجا شده با سایر فریم‌هایی که آپسمل و جابجا شده‌اند، جمع می‌شود [۱۳۰]. ۷۴.....

شکل ۴-۵ نمودار مستطیلی مدل ریاضی تصویر که در این فصل در نظر گرفته می‌شود. x تصویر اصلی، v نویز افزوده و y تصویر کم وضوح فیلتر شده است. عملگرهای F ، H ، D و A به ترتیب فرآیندهای انحراف، ماتری، کاهش مقیاس و فیلتر رنگی هستند. ۷۶.....

شکل ۴-۶ نمایش نمودار مستطیلی رویکرد کلاسیک در بازسازی چندفریمی تصاویر رنگی. ۷۸.....

شکل ۴-۷ نمایش نمودار مستطیلی رویکرد مستقیم در بازسازی چندفریمی تصاویر رنگی. ۷۹.....

شکل ۴-۸ (الف) تصویر اصلی، (ب) یکی از فریم‌های کم وضوح فیلتر شده با الگوی بایر. ۸۷.....

شکل ۴-۹ (الف) نتیجه‌ی موزائیک زدایی یکی از فریم‌های کم وضوح که با روش [۱۲۳]، (ب) نتیجه‌ی موزائیک زدایی یکی از فریم‌های کم وضوح که با روش [۱۲۵]، (ج) نتیجه‌ی اعمال روش فراتفکیک‌پذیری خاکستری (معادله‌ی ۳-۳۰) روی فریم‌های کم وضوح موزائیک زدایی شده با روش [۱۲۳]، (د) نتیجه‌ی اعمال روش فراتفکیک‌پذیری خاکستری (معادله‌ی ۳-۳۰) روی فریم‌های کم وضوح موزائیک زدایی شده با روش [۱۲۵]. ۸۸.....

شکل ۴-۱۰ (الف) تصویر بدست آمده با روش جابجایی و اضافه کردن، (ب) بازسازی تصویر با روش [۱۱۵]، (ج) تصویر حاصل از پیاده‌سازی روش پیشنهادی روی داده‌های خام در صورتی که مقدار اولیه با درونیایی دو سویه از اولین فریم کم وضوح موزائیک زدایی شده با روش [۱۲۵] باشد، (د) تصویر حاصل از پیاده‌سازی روش پیشنهادی روی داده‌های خام در صورتیکه تصویر حاصل از روش جابجایی و اضافه کردن به عنوان مقدار اولیه استفاده شود. ۸۹.....

شکل ۴-۱۱ بزرگ نمایی بخشی از تصویر در لایه روشنایی، (الف) روش [۱۱۵]، (ب) روش پیشنهادی. ۹۰.....

شکل ۴-۱۲ رسم مقادیر a_k برای هر سه باند رنگی در صورتی که ۵ فریم انتهایی دارای خطای ثبت باشد..... ۹۰

شکل ۴-۱۳ بازسازی تصویر در صورتی که در ۵ فریم انتهایی خطای ثبت ایجاد شود، (الف) روش [۱۱۵]، (ب) روش پیشنهادی، (ج) بزرگنمایی بخش از تصویر (الف)، (د) بزرگنمایی بخش از تصویر (ب)..... ۹۱

شکل ۴-۱۴ نتایج بازسازی تصویر در صورتی که نیمی از فریم‌های کم وضوح به نویز فلفل و نمک با سطوح متفاوت آلوده باشند، (الف) روش [۱۱۵] در حضور سطح نویز ۰.۵٪، (ب) روش پیشنهادی با در حضور سطح نویز ۰.۵٪، (ج) روش [۱۱۵] در حضور سطح نویز ۰.۱۰٪، (د) روش پیشنهادی در حضور سطح نویز ۰.۱۰٪، (ه) روش [۱۱۵] در حضور سطح نویز ۰.۲۰٪، (و) روش پیشنهادی در حضور سطح نویز ۰.۲۰٪..... ۹۳

فهرست جداول

صفحه

جدول ۱-۳ بردارهای حرکت (در شبکه LR) استفاده شده برای ایجاد فریم‌های کم وضوح.....	۵۳
جدول ۲-۳ بردارهای نادرست حرکت (در شبکه LR) که برای شبیه‌سازی اثر خطای ثبت استفاده می‌شود.....	۵۳

۱

فصل اول

مقدمه

مقدمه

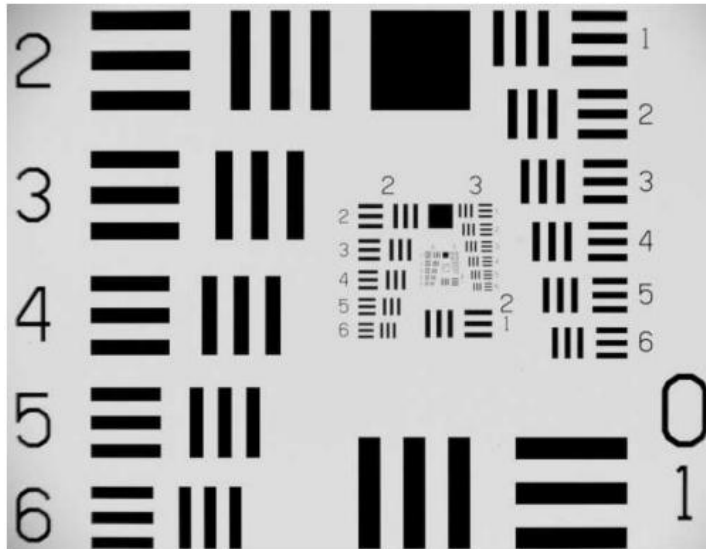
استفاده از فیلم‌ها و تصاویری با قدرت تفکیک‌پذیری بالا، در اکثر کاربردهای الکترونیکی مورد نیاز است. تمایل برای استفاده از تصاویری با وضوح بالا از دو زمینه اصلی نشات می‌گیرد: بهبود اطلاعات تصویری برای تفسیر انسان؛ و کمک به درک دستگاه‌های خودکار. وضوح تصویر، جزئیات موجود در تصویر را توصیف می‌کند. در وضوح بالاتر، جزئیات تصویر بیشتر است. وضوح یک تصویر دیجیتال را می‌توان در بسیاری از زمینه‌های مختلف طبقه‌بندی کرد: وضوح پیکسلی، وضوح فضایی، وضوح طیفی، وضوح زمانی و وضوح رادیومتری [۱]. در این پایان‌نامه، مباحث در حوزه‌ی وضوح فضایی مطرح می‌شود.

وضوح فضایی: یک تصویر دیجیتال از عناصر تصویر کوچکی به نام پیکسل ساخته شده است. وضوح فضایی، به تراکم پیکسل‌ها در یک تصویر اشاره دارد و معیار سنجش آن پیکسل در واحد سطح است.

شکل ۱-۱ آزمون کلاسیک برای تعیین وضوح فضایی یک سیستم تصویربرداری را نشان می‌دهد. وضوح فضایی تصویر ابتدا توسط حسگرهای تصویربرداری و یا دستگاه اکتساب تصویر محدود می‌شود. در دوربین دیجیتال، تصویربرداری بر روی فیلم صورت نمی‌گیرد بلکه توسط یک حسگر حساس (دستگاه جفت‌کننده‌ی بار (CCD)^۱ یا نیم‌رسانای اکسید فلزی مکمل (CMOS)^۲) انجام می‌پذیرد. این حسگرها معمولاً در یک آرایه دو بعدی، برای گرفتن سیگنال تصویر دو بعدی مرتب شده‌اند. در وهله اول، اندازه حسگر و یا به طور معادل تعداد عناصر حسگر به ازای هر واحد سطح، وضوح فضایی تصویر را تعیین می‌کند. حسگرها با تراکم بالاتر، وضوح فضایی بیشتری را برای سیستم تصویربرداری ممکن می‌سازد. سیستم تصویربرداری با آشکارسازهای ناکافی، تصاویری کم وضوح با اثرات بلوکی ایجاد می‌کند که ناشی از فرکانس پایین نمونه برداری فضایی است. تلاش‌های بسیاری جهت افزایش وضوح تصاویر دیجیتالی صورت گرفته است، که به دو بخش کلی نرم‌افزاری و سخت‌افزاری قابل تقسیم بندی می‌باشند.

¹ Charge Coupled Device

² Complementary Metal-Oxide-Semiconductor



شکل ۱-۱ الگوی وضوح *USAF* ۱۹۵۱، آزمونی کلاسیک، که برای تعیین وضوح سیستم و حسگرهای تصویربرداری استفاده می‌شود [۳].

در بخش سخت‌افزاری با هرچه غنی‌تر نمودن تعداد پیکسل‌های موجود بر روی حسگرهای دوربین‌های دیجیتالی در واحد سطح، می‌توان درجه تفکیک تصویر را افزایش داد. بعلاوه، با هرچه کوچکتر نمودن سلول‌های حسگرهای دوربین‌های دیجیتالی، مقدار نور مؤثر دریافت شده توسط هر سلول، کاهش می‌یابد؛ البته می‌توان با ایجاد شبکه‌ای از عدسی‌های محدب بر روی لایه فوقانی سلول‌های حسگر، مقدار نور مؤثر دریافتی توسط هر سلول حسگر را افزایش داد. لیکن به دلیل وجود تعداد بسیار زیاد سلول‌های حسگر، نویز ضربه‌ای ناشی از قطع و وصل جریان در درون این شبکه سلولی، همچنان وجود داشته و عامل مؤثری جهت کاهش کیفیت تصویر نهایی می‌گردد [۲].

در حالی که وضوح فضایی تصویر توسط حسگرهای تصویر محدود می‌شود، جزئیات تصویر (باند‌های فرکانس بالا) نیز به دلیل تاری لنز (مرتبط با تابع نقطه گستر حسگر)، اثرات انحراف لنز، انکسار روزنه و تاری نوری با توجه به حرکت، محدود می‌شوند. بنابراین روش سخت‌افزاری جهت رسیدن به تصاویری با کیفیت و وضوح بالاتر، بسیار پرهزینه و عملاً تا حدی غیر ممکن می‌باشد و معمولاً نمی‌توان از حد معینی، بدلیل محدودیت‌های تکنیکی موجود در تکنولوژی ساخت مدارات مجتمع، فراتر رفت. علاوه بر هزینه، وضوح یک دوربین نظارتی نیز به علت سرعت دوربین و سخت‌افزار ذخیره‌سازی محدود شده است. در بعضی موارد دیگر مانند تصاویر ماهواره‌ای، استفاده از حسگرهای وضوح بالا به دلیل محدودیت‌های فیزیکی آن دشوار است.

استفاده از روش نرم افزاری، جهت پذیرش خرابی‌های تصویر و استفاده از پردازش سیگنال در پس پردازش عکس‌های گرفته شده، به منظور تعامل بین هزینه‌های محاسباتی با هزینه‌های سخت افزاری، مطرح می‌گردد. روش‌های نرم افزاری از لحاظ اقتصادی مقرون به صرفه می‌باشد و امکان تولید تصویری با وضوح بالاتر توسط همان دوربین‌های تصویربرداری دیجیتال کم وضوح را فراهم می‌آورد. یکی از تکنیک‌های مطرح شده در بعد نرم‌افزاری، جهت افزایش کیفیت تصویر چه از لحاظ تعداد پیکسل‌ها و چه از لحاظ کاهش مقدار نویز، تکنیک فراتفکیک پذیری (SR)^۳ می‌باشد. این تکنیک از لحاظ نامگذاری بدلیل آنکه قادر خواهیم بود از محدوده توانایی سیستم تصویر برداری فراتر رویم، فراتفکیک پذیری نامیده می‌شود، و عمدتاً به دو گروه روش‌های مبتنی بر یادگیری و روش‌های مبتنی بر بازسازی چند فریمی تقسیم می‌شوند [۴]. در روش‌های مبتنی بر یادگیری، تنها از یک تصویر کم وضوح (LR)^۴ برای ایجاد تصویری با وضوح بالا (HR)^۵ استفاده می‌شود. این رویکرد، زیر گروهی از روش‌های یادگیری ماشین است. برخی از روش‌های پیشنهادی در این حوزه در [۱۰-۴] آورده شده است. گروه بعدی، روش‌های مبتنی بر بازسازی چندفریمی است که تمرکز ما در این پایان‌نامه بر روی این دسته از تکنیک‌ها می‌باشد.

در تکنیک‌های فراتفکیک‌پذیری چند فریمی، تلفیق چندین تصویر با وضوح پائین‌تر باعث تولید تصویر نهایی با وضوح بالاتر می‌گردد. این فرآیند موجب بازسازی اجزای فرکانس بالا و حذف خرابی‌هایی که به علت تصویربرداری با دوربین کم وضوح ایجاد شده است، می‌شود. ایده اصلی در تکنیک‌های فراتفکیک‌پذیری چند فریمی، ترکیب اطلاعات غیر زائد موجود در فریم‌های کم وضوح برای تولید یک تصویر با وضوح بالا است [۳]. روشی که به طور تنگاتنگ با SR مرتبط است رویکرد درون‌یابی تصویر می‌باشد، که می‌تواند برای افزایش اندازه تصویر مورد استفاده قرار گیرد. اما، از آنجا که هیچ اطلاعات اضافی ایجاد نمی‌شود، کیفیت درون‌یابی تک تصویر با توجه به ماهیت بدحالت^۶ مسئله، بسیار محدود است، و اجزای فرکانسی از دست رفته را نمی‌تواند بازیابی کند. اما در زمینه SR ,

^۳ Super-Resolution

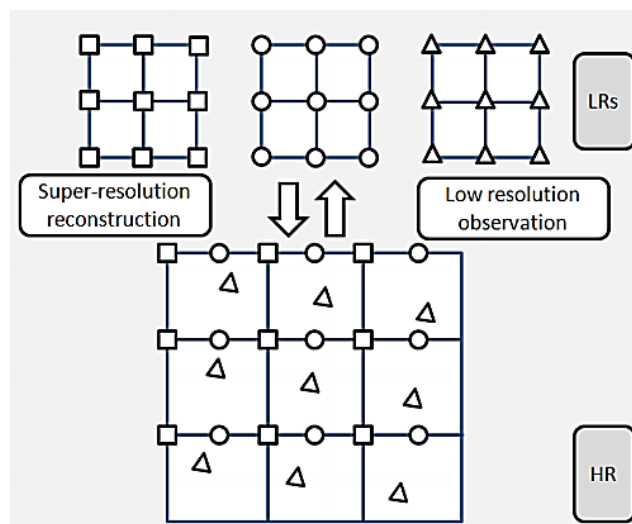
^۴ Low Resolution

^۵ High Resolution

^۶ یک مسئله زمانی بدحالت (*ill-posed*) است که، الف) بی‌نهایت جواب داشته باشد. ب) جواب منحصر بفرد نداشته باشد. ج) تغییر مقدار اولیه روی جواب نهایی بی‌تاثیر باشد.

مشاهدات متعدد کم وضوح برای بازسازی در دسترس هستند. اطلاعات غیر زائد موجود در این تصاویر کم وضوح، به طور معمول توسط جابجایی‌های در حد کسری از واحد پیکسل، که بین این تصاویر اتفاق می‌افتد، ایجاد می‌شود. این جابجایی‌های در حد کسری از واحد پیکسل ممکن است به دلیل حرکات غیر کنترل شده بین سیستم تصویربرداری و صحنه رخ دهد، به عنوان مثال، حرکت شی؛ و یا بعلاوه حرکات کنترل شده، مانند سیستم تصویربرداری ماهواره ای در مدار زمین که با سرعت و مسیر از پیش تعریف شده در حال حرکت است.

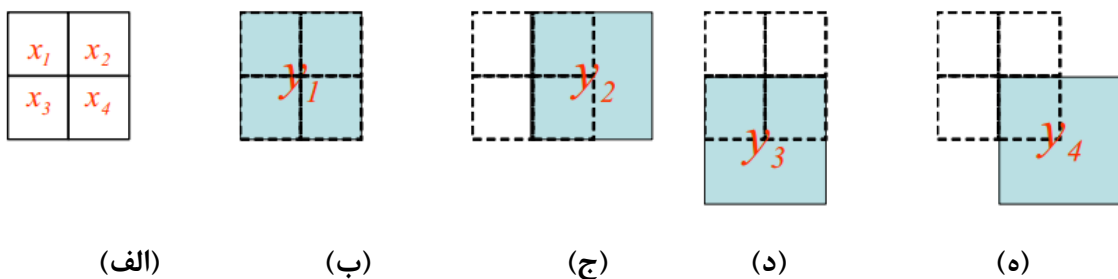
هر فریم کم وضوح، مشاهده اعوجاجی از صحنه واقعی است. فراتفکیک‌پذیری تنها در صورتی که حرکت در حد کسری از واحد پیکسل بین این فریم وضوح پایین وجود داشته باشد، امکان پذیر است. شکل ۱-۲ نمودار ساده‌ای از توصیف ایده اولیه بازسازی SR را نشان می‌دهد. در فرآیند تصویربرداری، دوربین چندین فریم LR را از صحنه HR ضبط می‌کند. این تصاویر LR نسبت به یکدیگر شیفت‌های حد کسری از واحد پیکسل دارند و همچنین با نرخ پایین نمونه‌برداری شده‌اند. ساخت و ساز تکنیک‌های SR چند فریمی، معکوس این فرآیند است؛ همترازی مشاهدات LR در دقت کسری از پیکسل، و ترکیب آن‌ها به یک شبکه تصویر HR (درون‌یابی) که حاصل آن غلبه بر محدودیت‌های تصویربرداری دوربین است.



شکل ۱-۲ ایده اصلی بازسازی فراتفکیک‌پذیری از فریم‌های کم وضوح. حرکت نسبی فریم‌های کم وضوح به اندازه کسری از پیکسل، در بازسازی تصویر سوپرزوضوح کمک می‌کند [۳].

اصول اولیه الگوریتم فراتفکیک پذیری مبتنی بر حرکت را با آزمایش بسیار ساده‌ای که در شکل ۳-۱ نشان داده شده، توضیح می‌دهیم. مطابق شکل ۳-۱(الف)، صحنه متشکل از چهار پیکسل با وضوح بالا است. دوربین خیالی با حرکت کسری از پیکسل کنترل شده، متشکل از تنها یک پیکسل، قطاری از تصاویر را از این صحنه را ایجاد می‌کند. شکل‌های ۳-۱(ب)-(ه)، چگونگی ایجاد این تصاویر را نشان می‌دهد. البته هیچ کدام از این تصاویر با کیفیت پایین نمی‌تواند جزئیات تصویر زمینه‌ای را نشان دهد. با فرض این که تابع نقطه گستر (PSF)^۷ دوربین خیالی (که پدیده‌ی ماتی نوری در یک دوربین را مدل می‌کند) یک تابع خطی شناخته شده است، و سطح خاکستری تمام پیکسل‌های مرزی صفر است، معادلات زیر، تصاویر کم وضوح تار شده را با نوع وضوح بالا مربوط با می‌سازد [۱۱]:

$$\begin{cases} y_1 = h_1 \cdot x_1 + h_2 \cdot x_2 + h_3 \cdot x_3 + h_4 \cdot x_4 + v_1 \\ y_2 = 0 \cdot x_1 + h_2 \cdot x_2 + 0 \cdot x_3 + h_4 \cdot x_4 + v_2 \\ y_3 = 0 \cdot x_1 + 0 \cdot x_2 + h_3 \cdot x_3 + h_4 \cdot x_4 + v_3 \\ y_4 = 0 \cdot x_1 + 0 \cdot x_2 + 0 \cdot x_3 + h_4 \cdot x_4 + v_4 \end{cases} \quad (1-1)$$



شکل ۳-۱ نمایش مثال ساده از مسئله فراتفکیک پذیری مبتنی بر حرکت. (الف)، تصویر وضوح بالا شامل چهار پیکسل. (ب) - (ه)، تصاویر کم وضوح یک پیکسلی که توسط یک دوربین خیالی گرفته شده است. فرض بر این است که، PSF دوربین مشخص و سطح خاکستری تمام پیکسل‌های مرزی صفر است، مقادیر پیکسل‌های تصویر وضوح بالا می‌توانند دقیقاً از تصاویر کم وضوح تخمین زده شوند [۱۱].

⁷Point Spread Function

که y_i و $i = 1, 2, 3, 4$ ، تصاویر کم وضوح، X مقادیر سطح خاکستری پیکسل در تصویر با وضوح بالا، H عنصر PSF مشخص و v نویز تصادفی اضافه شده از CCD به فریم‌های کیفیت پایین است. در مواردی که نویز اضافه شده کوچک باشد ($v \approx 0$)، با حل مجموعه معادلات خطی فوق، می‌توان مقادیر پیکسل وضوح بالا را بدست آورد. متأسفانه، همان‌طور که در بخش بعد خواهیم دید، فرض ساده مطرح شده در بالا به ندرت در شرایط واقعی معتبر خواهد بود.

فرا تفکیک پذیری در بسیاری از زمینه‌ها مطرح می‌شود، مانند:

- ویدیو نظارتی [۱۲، ۱۳]: بزرگ نمایی منطقه مورد نظر (ROI) در ویدئو برای درک انسان (به عنوان مثال دیدن پلاک خودرو در ویدئو)، افزایش وضوح تشخیص هدف اتوماتیک (به عنوان مثال سعی به تشخیص چهره جنایتکار).
- سنجش از راه دور [۱۴]: چند عکس از یک منطقه گرفته می‌شود، و یک تصویر با وضوح بهبود یافته را می‌توان یافت.
- تصویربرداری پزشکی (MRI ، CT)، اولتراسوند و غیره [۱۵-۱۸]: چند تصویر با وضوح محدود را می‌توان به دست آورد، و روش SR می‌تواند به منظور افزایش وضوح استفاده شود.
- تبدیل استانداردهای ویدئویی، به عنوان مثال تبدیل سیگنال ویدئویی $NTSC$ به سیگنال $HDTV$.

با این حال، خواهیم دید که فرا تفکیک پذیری، مسئله‌ای با محاسبات پیچیده و بدحالت است. تمامی این موارد فرا تفکیک پذیری را به یکی از جذاب‌ترین زمینه‌های تحقیقاتی در پردازش تصویر تبدیل کرده‌است.

۱.۱ فرا تفکیک پذیری به عنوان یک مسئله معکوس

الگوریتم‌های فرا تفکیک پذیری در تلاشند تا تصویری با وضوح بالا را که توسط محدودیت‌های یک سیستم تصویربرداری نوری خراب شده است، بازسازی کنند. این نوع مسئله یک مثال از مسئله معکوسی است، که در آن منبع اطلاعات (تصویر با وضوح بالا) از داده‌های مشاهده شده (وضوح تصویر کم و یا تصاویر) تخمین زده می‌شود. به طور کلی، در حل مسئله‌ی معکوس نیاز به ساخت یک مدل

رو به جلو است. رایج ترین مدل رو به جلو برای حل مسئله فراتفکیک پذیری، خطی و به صورت زیر فرموله می شود:

$$\underline{Y} = M \underline{X} + \underline{V} \quad (2-1)$$

که در آن \underline{Y} تصویر و یا مجموعه ای از تصاویر کم وضوح، \underline{X} تصویر مجهول با وضوح بالا و \underline{V} نویز تصادفی ذاتی در سیستم تصویربرداری است. در این رابطه تصاویر ورودی و خروجی سیستم را بصورت برداری در نظر گرفته و از نماد \underline{X} و \underline{Y} برای تاکید بر برداری بودن تصویر خروجی و ورودی استفاده می کنیم. در این فرمول، تصاویر به صورت بردار از جاروب تصاویر دو بعدی در امتداد سطرها بدست آمده اند. ماتریس M در مدل مستقیم فوق نشان دهنده سیستم تصویربرداری، متشکل از فرآیندهای متعددی است که بر کیفیت تصاویر تخمین زده شده اثر می گذارد. ساده ترین شکل ماتریس M همانی است، که ساده ترین نوع این مسئله و بعنوان یک مسئله حذف نویز ساده در نظر گرفته می شود. مسائل جالب توجه تر (و سخت تر برای حل) را می توان با توجه به مدل های پیچیده تر برای M تعریف کرد. به عنوان مثال، برای تعریف مسئله فراتفکیک پذیری در مقیاس خاکستری، یک سیستم تصویربرداری که شامل ماتی، تاری، و نمونه برداری با نرخ پایین از داده ها است را در نظر گرفتیم (در فصل ۲ و ۳ تعریف شده است). علاوه بر این، اضافه کردن فرآیند فیلتر کردن رنگ به مدل قبل، ما را قادر به حل مسئله موزائیک زدایی^۸ چند قابی که در فصل ۴ تعریف شده، می سازد.

گذشته از برخی موارد خاص که در آن پارامتر های سیستم تصویربرداری می تواند به صورت فیزیکی در صحنه اندازه گیری شود، ما ملزم به برآورد ماتریس سیستم M ، از داده ها هستیم. در این پایان نامه، فرض می کنیم که M در یک فرایند جداگانه داده شده و یا تخمین زده شده باشد. با این حال، اذعان داریم که چنین برآوردی مستعد خطا است، و روش ما با توجه به این واقعیت طراحی شده است. در این خصوص به طور مفصل در فصل ۳ صحبت می کنیم. با یک مدل رو به جلو، با یک راه حل تحلیلی که ساده به نظر می رسد، معادله (۲-۱) را می توان از طریق روش ماتریس شبه معکوس بدست آورد:

$$\underline{X} = (M^T M)^{-1} M^T \underline{Y} \quad (3-1)$$

⁸Demosaic

متأسفانه، ابعاد ماتریس M (که صریحاً در فصل بعدی تعریف می‌شود) آنقدر بزرگ است که حتی ذخیره سازی (جدا از مسئله معکوس) ماتریس $M^T M$ محاسباتی غیر عملی است. تابع هزینه حداقل مربعات (LS)، با استفاده از نُرم L_2 ، بردار باقی مانده را به حداقل می‌رساند.

$$\hat{\underline{X}} = \underset{\underline{X}}{\text{Arg min}} J(\underline{X}) = \underset{\underline{X}}{\text{Arg min}} \|\underline{Y} - M \underline{X}\|_2^2 \quad (۴-۱)$$

بردار نویز (V) را گوسی سفید با میانگین صفر در نظر می‌گیریم. این رویکرد به ارائه تخمین حداکثر احتمال می‌انجامد [۱۹]. در این پایان نامه نشان خواهیم داد که چنین تابع هزینه‌ای برای حل مسئله‌ی فراتفکیک‌پذیری کافی نیست. در رابطه‌ی بالا، پرسشی که مطرح می‌گردد آن است که آیا جوابی برای این معادله وجود دارد یا نه، و یا در صورت وجود این جواب، منحصر به فرد است یا خیر. ایراد دیگری که در استفاده از ماتریس‌های معکوس وجود دارد، حساسیت برخی از دستگاه‌های معادلات نسبت به خطاهای کوچک محاسباتی و گرد کردن اعداد می‌باشد. در نتیجه، تغییرات بسیار کوچک در ورودی (اضافه شدن نویز) به شدت در نتیجه حاصل اثر گذار است. که به اصطلاح ماتریس ناموزون^۹ است و خطای محاسباتی در معکوس کردن ماتریس M زیاد است. در بسیاری از حالات واقعی، مسئله با این واقعیت که ماتریس سیستم M منحصر به فرد است، تشدید خواهد شد.

چنانچه مدل ماتریس M منحصر به فرد باشد، با به حداقل رساندن معادله (۳-۱)، فضای نامتناهی از جواب ایجاد می‌شود. بنابراین، در مسئله فراتفکیک‌پذیری باید از برخی توابع تنظیم^{۱۰} در تابع هزینه، برای ایجاد ثبات در مسئله و یا محدود کردن فضای راه حل استفاده شود. نیازی به گفتن نیست، انتخاب تابع تنظیم مناسب، نقش حیاتی در عملکرد هر الگوریتم فراتفکیک‌پذیر دارد. تابع تنظیم، بصورت زیر به تابع هزینه اعمال می‌شود:

$$J(\underline{X}) = \|\underline{Y} - M \underline{X}\|_2^2 + \lambda \gamma(\underline{X}) \quad (۵-۱)$$

تابع $\gamma(\underline{X})$ یک جریمه برای بردار مجهول \underline{X} قرار می‌دهد تا آن را به یک راه حل مناسب‌تر هدایت کند. ضریب λ کنترل کننده جمله جریمه می‌باشد. به طور کلی، انتخاب λ می‌تواند به صورت

^۹ Ill-conditioned

^{۱۰} Regularization

دستی، با استفاده از مشاهده بصری، و یا به طور خودکار با استفاده از روش‌هایی مانند تعمیم اعتبارسنجی متقاطع^{۱۱} [۲۱، ۲۲]، منحنی- L [۲۳] و یا روش‌های دیگر انجام شود.

به طور خلاصه، یک راه حل کارآمد برای مسئله معکوس تصویربرداری چند قاب باید مراحل زیر را شامل شود:

۱. تعریف یک مدل رو به جلو با توصیف تمام اجزای کانال تصویربرداری (مانند تابع چگالی احتمال (PDF) از نویز افزودنی، تابع نقطه گستر تاری (PSF) ، بردارها حرکت نسبی و...).
۲. اتخاذ اطلاعات پیشین مناسب به نوبه خود برای تبدیل مسئله معکوس بد حالت به یک مسئله خوش حالت^{۱۲} (منظم).
۳. اعمال روشی برای تلفیق اطلاعات از چندین عکس که الف) مقاوم به خطا در مدل مستقیم و نویز در داده‌های تخمین زده شده باشد. ب) از نظر محاسباتی کارآمد باشد.

۲.۱ فصل بندی پایان نامه

در ادامه به معرفی اجمالی فصل‌های مطرح شده در این پایان نامه می‌پردازیم:

- در فصل ۲، علاوه بر تعریف فرآیند مدل‌سازی سیستم‌های تصویربرداری، روش‌ها و رویکردهای مورد استفاده برای حل مسئله فراتفکیک پذیری چند فریمی به همراه مزایا و معایب هر روش به طور مختصر بیان می‌شود.
- در فصل ۳، ما به مطالعه مسئله فراتفکیک‌پذیری چند فریمی برای تصاویر خاکستری می‌پردازیم. در حل این مسئله از روش‌های حوزه فضایی مبتنی بر رویکردهای آماری مقاوم استفاده می‌کنیم. ابتدا خلاصه‌ای از ساختار کلی تخمینگرهای مقاوم را مطرح کرده و سپس با استفاده از معیار $Half\text{-}quadratic$ در ترم وفاداری و با پیشنهاد معیار انطباقی جدید، روش

¹¹ *Cross Validation*

¹² *Well-posed*

تخمین مقاومی را پیشنهاد خواهیم کرد. نهایتاً تکنیک فراتفکیک پذیری تطبیقی مقاوم را ارائه می‌کنیم که در برابر نویز و خطاهای تخمین حرکت مقاوم است و تصاویری با لبه‌هایی نیز تولید می‌کند.

- در فصل ۴، بر روی تصاویر رنگی متمرکز می‌شویم و بدنبال روشی موثر برای حذف مصنوعات رنگی در تصاویر دیجیتال هستیم. ما به بررسی مسئله « موزائیک زدایی » تک فریمی می‌پردازیم، که به منظور حذف مصنوعات رنگی حاصل از فرآیند فیلتر کردن رنگی در دوربین‌های دیجیتال، استفاده می‌شود. با نگاهی دقیق‌تر به مسائل فراتفکیک‌پذیری و موزائیک زدایی، رابطه بین این دو مسئله آشکار می‌شود. دوربین‌های دیجیتال رنگی با هر دو مشکل وضوح فضایی و فیلترینگ رنگی درگیر هستند، و ما آنها را در محتوای واحدی مطرح می‌کنیم. نهایتاً، با ترکیب فراتفکیک‌پذیری و موزائیک زدایی، روشی مبتنی بر تکنیک تخمین MAP ^{۱۳} مقاوم پیشنهاد می‌دهیم.
- در فصل ۵، نتایج کلی این پایان نامه مطرح می‌شود، و با بیان مسائل و چالش‌های درگیر با فرآیند SR ، پیشنهادهایی برای کارهای آتی خواهیم داد.

¹³ *Maximum A Posterior*

۲

فصل دوم

مرور کارهای گذشته

مرور کارهای گذشته

از سال ۱۹۸۴ که ایده‌ی اولیه بازسازی SR توسط تی‌سای و هانگ [۲۴] مطرح شد، تا به امروز، این بخش به یکی از فعال‌ترین زمینه‌های تحقیقاتی در حوزه پردازش تصویر تبدیل شده‌است. تکنیک‌های زیادی در دو دهه اخیر از حوزه فرکانس تا حوزه فضایی، و از رویکرد پردازش سیگنال به رویکرد آموزش ماشین مطرح شده‌است. به طور عمده کارهای اولیه روی فراتفکیک‌پذیری، تئوری مطرح شده در [۲۴] را با جستجوی خواص جابجایی و اعوجاج تبدیل فوریه دنبال می‌کرد. با این حال، روش‌های حوزه فرکانس در مدل کردن سیستم عکسبرداری بسیار محصور هستند، در حالیکه مسائل حقیقی دارای مدل‌های پیچیده‌تری می‌باشند. امروزه اکثر محققان مسئله SR را در حوزه فضایی مطرح می‌کنند. از مهمترین علل این انتخاب به قابلیت انعطاف‌پذیری در مدل کردن انواع خرابی‌ها در این حوزه اشاره می‌شود. هدف این فصل معرفی و توضیح برخی از تکنیک‌های اساسی SR ، مزایا و معایب هر کدام است. با مطرح کردن مدل سیستم عکسبرداری، این فصل را شروع می‌کنیم.

۱.۲ مدل سیستم عکسبرداری

بدلیل محدودیت‌های سخت‌افزاری که سیستم‌های عکسبرداری دیجیتال با آن درگیر هستند، تصاویر حاصل با انواع مختلفی از خرابی‌ها مواجه می‌باشند. برای مثال، محدودیت اندازه دهانه دوربین، منجر به پدیده ماتی اپتیکی^{۱۴} خواهد شد که با تابع نقطه گستر^{۱۵} مدل می‌شود. محدودیت در سرعت باز و بسته شدن دهانه دوربین سبب ماتی حرکت^{۱۶} می‌شود که در ویدئوها اتفاق متداولی است. محدودیت اندازه حسگر، پدیده مات شدن حسگر^{۱۷} را ایجاد می‌کند. پیکسل تصویر توسط مجموع تمامی نواحی حسگر بجای نمونه‌برداری آنی تولید می‌شود. چگالی محدود حسگر، منجر به اثرات اعوجاجی می‌شود که وضوح فضایی تصویر را محدود می‌کند. تمامی این خرابی‌ها یا بخشی از آن در تکنیک‌های متفاوت SR مدل می‌شوند [۳].

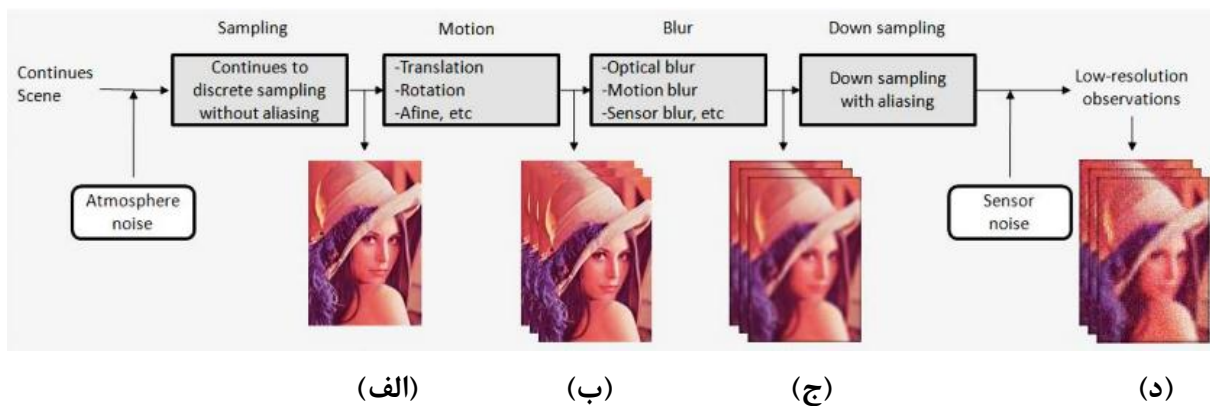
¹⁴ Optical blur

¹⁵ Point Spread Function (PSF)

¹⁶ Motion blur

¹⁷ Sensor blur

شکل ۲-۱ مدل متداول فرآیند عکسبرداری را با در نظر گرفتن وابستگی تصویر HR به فریم‌های ویدئوی LR ، نشان می‌دهد [۲۵، ۲۶]. ورودی سیستم تصویربرداری، صحنه طبیعی است که تقریب خوبی از سیگنال باند محدود است. این سیگنال ممکن است قبل از رسیدن به سیستم عکسبرداری با نویز محیطی خراب شود. چنانچه از این سیگنال پیوسته در نرخ نایکویست و یا بالاتر از آن نمونه‌برداری شود، تصویر دیجیتال با وضوح بالا (شکل ۲-۱ الف) ایجاد می‌شود. معمولاً در حین عکسبرداری، تکان‌هایی بین دوربین و صحنه ظاهر می‌شود. ورودی دوربین عکسبرداری، فریم‌های متعدد از صحنه هستند که با شیفت‌های محلی یا سرتاسری به یکدیگر مربوط می‌شوند (شکل ۲-۱ ب). انواع مختلفی از ماتمی که در بالا مطرح شده است، روی فریم‌های گرفته شده اثر می‌گذارد. این تصاویر مات شده در شکل ۲-۱ ج) نشان داده شده است. سپس این تصاویر در حسگرهای تصویر (مانند آشکارسازهای CCD) به علت تلفات نمونه‌برداری کاهش مقیاس^{۱۸} می‌یابند. در نهایت، تصاویر از نویز حسگر تاثیر می‌پذیرند. در نتیجه، تصاویری که با سیستم عکسبرداری کم وضوح گرفته می‌شود، نسخه مات شده، خراب شده و نویزی شده از صحنه حقیقی می‌باشد.



شکل ۲-۱ مدل مشاهده یک سیستم تصویربرداری واقعی متناسب با تصویر وضوح بالا به فریم‌های مشاهده کم وضوح با حرکت بین صحنه و دوربین [۳].

¹⁸Down sampled

X را تصویری با وضوح مطلوب در نظر می‌گیریم (بعبارتی تصویر دیجیتالی که بالاتر از نرخ نمونه‌برداری نایکوییست از صحنه پیوسته باند، محدود نمونه برداری شده است)، و Y_k ، مشاهده k -ام دوربین است. X و Y_k بصورت برداری مرتب شده‌اند (\underline{Y}_k و \underline{X}). با این فرض که دوربین، k -امین فریم را از صحنه X می‌گیرد؛ تصاویر LR با صحنه HR بصورت زیر مرتبط می‌باشند [۲،۳،۱۱،۲۶]:

$$\underline{Y}_k = D_k H_k F_k \underline{X} + V_k, k = 1, 2, \dots, K \quad (1-2)$$

که F_k اطلاعات حرکت، H_k اثرات ماتی، D_k اپراتور کاهش مقیاس و V_k نویز اضافه شده به k -امین فریم است. این معادلات خطی می‌تواند به سیستم خطی بزرگتر بازچینی می‌شود:

$$\begin{bmatrix} \underline{Y}_1 \\ \underline{Y}_2 \\ \vdots \\ \underline{Y}_K \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} D_1 H_1 F_1 \\ D_2 H_2 F_2 \\ \vdots \\ D_K H_K F_K \end{bmatrix} \underline{X} + \underline{V} \quad (2-2)$$

یا بطور معادل :

$$\underline{Y} = M \underline{X} + \underline{V} \quad (3-2)$$

ماتریس‌های F_k ، H_k ، D_k و یا M بسیار تنگ هستند [۲۷]، و این سیستم‌های خطی به طور معمول بدحالت نیز می‌باشند^{۱۹}. بعلاوه در سیستم‌های عکسبرداری واقعی، این ماتریس‌ها مجهول و نیازمند تخمین از تصاویر LR هستند. بنابراین، تنظیم کننده‌ی مناسب برای تصویر وضوح بالا همیشه مطلوب و حتی اغلب ضروری می‌باشد. در ادامه برخی تکنیک‌های پایه پیشنهاد شده در مقالات معرفی و خلاصه‌ای از پیشرفت‌های اخیر گزارش شده است.

^{۱۹} طریقه‌ی ساخت این ماتریس‌ها و خواص آن‌ها در پیوست آمده است.

۲.۲ فراتفکیک پذیری در حوزه فرکانس

دیدگاه حوزه فرکانس از اعوجاج‌های موجود در تصاویر LR به منظور بازسازی تصویر HR استفاده می‌کند. تی‌سای و هانگ [۲۴]، ابتدا رابطه‌ی بین تصویر وضوح بالا را با تصاویر کم وضوح شیفت یافته در حوزه فرکانس، بدست آوردند. دیدگاه حوزه فرکانس مبتنی بر اصول کلی زیر است:

- خاصیت جابجایی تبدیل فوریه
- رابطه اعوجاج بین تبدیل فوریه پیوسته (CFT) تصویر HR و تبدیل فوریه گسسته (DFT) تصاویر LR
- با فرض اینکه تصویر HR اصلی باند محدود است.

این ویژگی‌ها، امکان نوشتن CFT تصویر با وضوح بالا را با استفاده از ضرایب DFT تصاویر LR فراهم می‌سازد. برای مثال، فرض می‌کنیم که دو سیگنال یک بعدی که زیر نرخ نایکوئیست نمونه برداری شده‌اند، موجود می‌باشند. از سه قاعده بالا، سیگنال‌های LR با اعوجاج می‌توانند به سیگنال HR بدون اعوجاج تجزیه شوند. تصویر HR پیوسته را با $x(t_1, t_2)$ و CFT آن را به صورت $X(\omega_1, \omega_2)$ در نظر می‌گیریم. تنها حرکت در حوزه فرکانس در نظر گرفته می‌شود. K -امین تصویر شیفت یافته به صورت $x_k(t_1, t_2) = x(t_1 + \delta_{k1}, t_2 + \delta_{k2})$ است، که δ_{k1} و δ_{k2} مقادیر اختیاری اما مشخص می‌باشند، و $k=1, 2, \dots, K$. تبدیل فوریه پیوسته (CFT) تصویر بصورت $X(\omega_1, \omega_2)$ است که با توجه به خاصیت تبدیل فوریه، می‌تواند به صورت زیر نوشته شود:

$$X_k(\omega_1, \omega_2) = \exp[2\pi j(\delta_{k1}\omega_1 + \delta_{k2}\omega_2)]X(\omega_1, \omega_2) \quad (۴-۲)$$

تصاویر شیفت یافته با پریود نمونه برداری T_1 و T_2 ، تصاویر LR را به صورت $y_k[n_1, n_2] = x_k(n_1T_1 + \Delta_{k1}, n_1T_2 + \Delta_{k2})$ ایجاد می‌کنند. از رابطه‌ی اعوجاجی و با فرض محدود بودن باند، روابط بین CFT تصویر HR و DFT ، K -امین تصویر LR را می‌توان به صورت زیر نوشت:

$$y_k[\Omega_1, \Omega_2] = \frac{1}{T_1 T_2} \sum_{n_1=0}^{L_1-1} \sum_{n_2=0}^{L_2-1} X_k \times \left(\frac{2\pi}{T_1} \left(\frac{\Omega_1}{T_1} + n_1 \right), \frac{2\pi}{T_2} \left(\frac{\Omega_2}{T_2} + n_2 \right) \right) \quad (۵-۲)$$

با مرتب سازی شاخص‌های n_1 و n_2 در سمت راست و k در سمت چپ، بردار ماتریسی به صورت زیر بدست می‌آید:

$$\underline{Y} = \phi \underline{X} \quad (۶-۲)$$

که \underline{Y} بردار ستونی $p \times I$ با k -امین المان از ضرایب DFT عبارت $[n_1, n_2]$ ، y_k بردار ستونی با اندازه $L_1 L_2 \times I$ که نمونه‌های CFT مجهول $x(t_1, t_2)$ و ماتریس ϕ با اندازه‌ی $p \times L_1 L_2$ که DFT تصاویر LR از نمونه‌های تصویر HR پیوسته را بیان می‌کند. بنابراین، برای بازسازی تصویر HR مطلوب، ما ملزم به تعیین ϕ و حل این مسئله معکوس هستیم [۳]. فرمول فوق برای بازسازی SR ، یک مدل تبدیل کلی و بدون نویز و با فرض مشخص بودن پارامترها است. فرآیند کاهش مقیاس در نمونه برداری ضربه‌ای، بدون در نظر گرفتن اثر ماتی حسگر در نظر گرفته می‌شود. در ادامه، بسیاری از کارها که مدل‌های پیچیده‌تر مشاهداتی را در نظر گرفته، مطرح خواهیم کرد.

کیم و همکارانش [۲۸]، با توجه به نویز مشاهده و همچنین تاری فضایی، روش مطرح شده در [۲۴] را تعمیم دادند. کار بعدی آن‌ها [۲۹]، گسترش بیشتر کار با استفاده از تنظیم کننده‌ی تیخونوف بود [۳۰]. [۳۱]، که در آن یک مدل حرکت محلی با تقسیم تصاویر به بلوک‌های همپوشان و تخمین حرکت برای هر بلوک محلی به صورت جداگانه در نظر گرفته شده است. در [۳۲]، بازسازی و تخمین حرکت به طور همزمان و با استفاده از الگوریتم حداکثر انتظار (EM)^{۲۰} انجام می‌شود.

با این حال، تئوری SR در حوزه فرکانس فراتر از این آثار و آنچه در ابتدا پیشنهاد شده است، نمی‌باشد. مزیت اصلی این رویکرد، تئوری ساده‌ی آن است. اما تنها برای مدل‌های سیستم تصویربرداری که دارای حرکت انتقالی کلی و ماتی LSI هستند، قابل اجراست و چنانچه مدل‌های تخریب تصویر پیچیده‌تر شوند، امکان استفاده از آن وجود نخواهد داشت. همچنین به علت فقدان همبستگی داده در حوزه فرکانس، به کار بردن دانش اولیه حوزه فضایی برای تنظیم مشکل می‌باشد. کارهای بعدی در سوپر- وضوح تقریباً به طور انحصاری در حوزه فضایی است.

²⁰Expectation-Maximization

۳.۲ روش‌های حوزه فضایی

در سال‌های اخیر، بسیاری از رویکردهای حوزه فضایی [۳۳-۲،۳۵] برای غلبه بر مشکلات روش‌های حوزه فرکانس پیشنهاد شده‌اند. با توجه به اینکه تصویر HR و فریم‌های LR در یک سیستم خطی تُنک (۳-۲)، مشابه با مساله بازسازی تک تصویر به یکدیگر مربوط می‌شوند [۱۹]، بسیاری از تخمینگرهای انعطاف پذیر را می‌توان در بازسازی SR اعمال کرد. که شامل: حداکثر احتمال (ML)^{۲۱}، تخمینگر حداکثر احتمال پسین (MAP)^{۲۲} [۳۶،۳۷]، و طرح‌ریزی بر روی مجموعه‌های محدب ($POCS$)^{۲۳} [۳۸] است.

۱.۳.۲ درونیابی - بازسازی: روش‌های غیر تکراری

این بخش را با معرفی ساده‌ترین مدل‌های غیر تکراری رو به جلو برای بازسازی SR در حوزه فضایی، در مقایسه با روش حوزه فرکانس شروع می‌کنیم.

فرض کنید H_k مربوط به یک سیستم نامتغیر فضایی به صورت خطی (LSI)^{۲۴} و برای همه فریم‌ها یکسان است، و ما آن را به عنوان H در نظر می‌گیریم. و ماتریس F_k تنها مدل حرکتی ساده مانند جابجایی و چرخش باشد. سپس H و F_k جابجا می‌شوند [۳۹،۴۰]، و خواهیم داشت:

$$\underline{Y}_k = D_k F_k H \underline{X} + \underline{V}_k \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (۷-۲)$$

با در نظر گرفتن $\underline{Z} = H \underline{X}$ ، معادله (۷-۲) به صورت زیر بازنویسی می‌شود:

$$\underline{Y}_k = D_k F_k \underline{Z} + \underline{V}_k \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (۸-۲)$$

که رویکردی رو به جلو و غیر تکراری بر اساس درونیابی و بازنشانی را پیشنهاد می‌دهد. سه

²¹ Maximum likelihood

²² Maximum a Posteriori

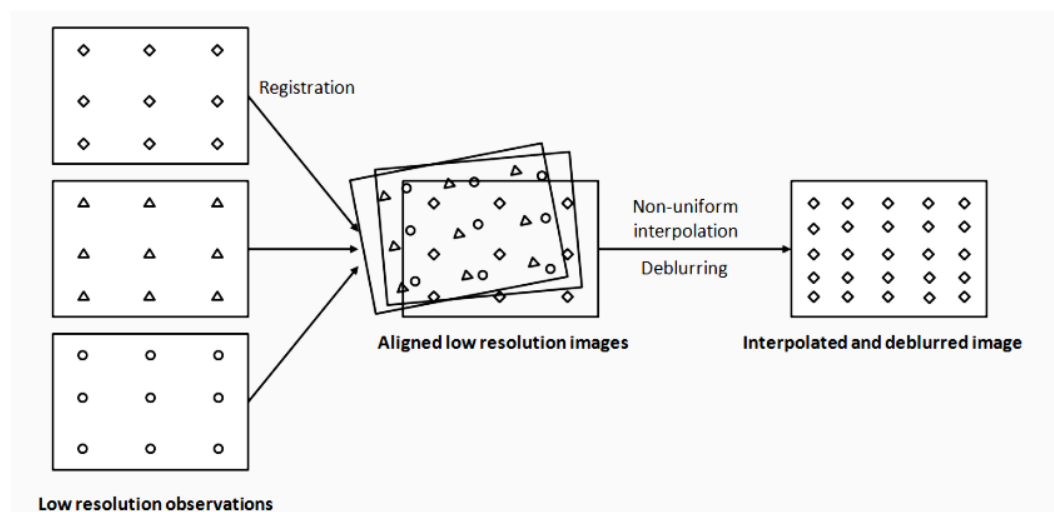
²³ Projection Onto Convex Sets

²⁴ Linearly Spatial Invariant

مرحله برای این رویکرد وجود دارد: (۱) ثبت تصاویر کم وضوح، (۲) درونیابی غیر یکنواخت به Z ، (۳) حذف ماتی و نویز برای به دست آوردن X .

شکل ۲-۲ روند چنین رویکردی را نشان می دهد. فریم‌های کم وضوح ابتدا توسط برخی از الگوریتم‌های ثبت تصویر [۴۱] با دقت کسری از پیکسل همتراز می‌شوند. سپس، این فریم‌های کم وضوح همتراز، در شبکه تصویر وضوح بالا قرار می‌گیرد، که از روش‌های درونیابی غیر یکنواخت برای پر کردن پیکسل‌های از دست رفته در شبکه تصویر HR به Z استفاده می‌شود. در نهایت ماتی Z توسط یک الگوریتم کلاسیک دیکانولوشن حذف می‌گردد و تصویر X محقق می‌شود. کرن و همکارانش [۴۲]، رویکرد دو مرحله‌ای را برای بازسازی SR مبتنی بر مدل حرکت کلی و چرخش ارائه دادند.

نویسندگان در [۴۳]، پیشنهاد درونیابی غیریکنواخت را از مجموعه‌ای از تصاویر کم وضوح شیفت یافته با استفاده از تئوری نمونه‌برداری چند کاناله تعمیم یافته [۴۴،۴۵]، دادند. در [۴۶]، الگوریتم SR با استفاده از درونیابی مبتنی بر موجک پیشنهاد شد. طرح درونیابی مبتنی بر نزدیک‌ترین همسایه وزن‌دار در [۴۷]، مطرح شد، و از فیلتر وینر برای حذف ماتی استفاده کردند. تمرکز بر روی موارد خاص بازسازی SR که در آن مدل مشاهده شامل فضای تاری ثابت، و نویز گاوسی افزوده تشکیل می‌شود، در [۳۹] ارائه شده است. این الگوریتم، به لحاظ محاسباتی بسیار کارآمد است.



شکل ۲-۲ رویکرد درونیابی SR مبتنی بر همترازی تصاویر LR و حذف ماتی تصویر بعنوان فرآیند پس پردازش [۳].

در [۴۹] روشی بر اساس سه گوشه سازی^{۲۵} برای درونیابی داده‌هایی که به صورت نامنظم نمونه برداری شده‌است، ارائه شده‌است. با این حال، این روش معمولاً در کاربردهای واقعی و در حضور نویز مقاوم نمی‌باشد. فام و همکارانش [۵۰]، یک روش مقاوم را برای درونیابی چنین داده‌هایی، بر اساس کانولوشن نرمال سازی شده [۵۱]، پیشنهاد دادند. اخیراً، تاکدا و همکارانش [۵۲]، روش رگرسیون هسته‌ی فرمان افقی (SKD)^{۲۶} را برای درونیابی شبکه‌ی HR (شبکه‌ای که تصاویر کم وضوح در آن ثبت و نگاشت می‌شوند)، پیشنهاد دادند.

روش‌های درونیابی - بازسازی، با فرض مدل‌های مشاهده ساده، محاسباتی ساده دارند [۴۰، ۵۳]، با این حال، روش گام به گام رو به جلو، تخمین بهینه‌ای را تضمین نمی‌کند و خطای ثبت به راحتی می‌تواند در پردازش‌های بعدی انتشار یابد. همچنین، مرحله درونیابی بدون توجه به اثرات نویز و ماتری، نامطلوب است. علاوه بر این، در رویکردهای مبتنی بر درونیابی، به علت استفاده نکردن از تابع تنظیم مناسب، نیازمند روش‌های خاص برای کاهش اعوجاج‌ها هستیم.

۲.۳.۲ روش‌های آماری

بر خلاف رویکردهای درونیابی - بازسازی، روش‌های آماری مراحل بازسازی SR را به طور آماری به سمت بازسازی مطلوب ارتباط می‌دهند. تصویر HR و حرکت بین ورودی‌های کم وضوح می‌توانند به عنوان متغیرهای تصادفی در نظر گرفته شوند. $M(v, h)$ به ماتریس تخریب تعریف شده توسط بردار حرکت v و هسته‌ی ماتری h اشاره دارد. بازسازی SR را می‌توان در یک چارچوب کاملاً بی‌زین شکل دهی کرد [۳]:

²⁵ *triangulation-based method*

²⁶ *steering kernel regression*

$$\begin{aligned}
X &= \arg \max_X \Pr(X|\underline{Y}) \\
&= \arg \max_X \int_{v,h} \Pr(X, M(v,h)|\underline{Y}) dv \\
&= \arg \max_X \int_{v,h} \frac{\Pr(\underline{Y}|X, M(v,h)) \Pr(X, M(v,h))}{\Pr(\underline{Y})} dv \\
&= \arg \max_X \int_{v,h} \Pr(\underline{Y}|X, M(v,h)) \Pr(X) \Pr(M(v,h)) dv
\end{aligned} \tag{۹-۲}$$

توجه داشته باشید که X و $M(v,h)$ از نظر آماری مستقل هستند [۳۷]. در اینجا چگالی احتمال شرطی فریم‌های LR به شرط تصویر HR و ماتریس تخریب است، $\Pr(X)$ ترم پیشین بر روی تصویر وضوح بالای مورد نظر و $\Pr(M(v,h))$ یک ترم پیشین در برآورد حرکت می‌باشد. در معادله (۲-۳)، V معمولاً به نويز اضافه شده اشاره می‌کند و فرض بر این است که بردار تصادفی نويز، سفید گوسی با میانگین صفر باشد. بنابراین:

$$\Pr(\underline{Y}|X, M(v,h)) \propto \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \|\underline{Y} - M(v,h)\|^2\right\} \tag{۱۰-۲}$$

$\Pr(X)$ به طور معمول با استفاده از توزیع گیبس در یک فرم نمایی تعریف می‌شود:

$$\Pr(X) = \frac{1}{Z} \exp(-\alpha A(X)) \tag{۱۱-۲}$$

که در آن $A(X)$ یک تابع بالقوه غیر منفی، و Z فقط یک عامل نرمالیزه است. فرمول‌های بی‌زین در معادله (۲-۹) با توجه به ادغام تخمین حرکت، پیچیده و دشوار است. اگر $M(v,h)$ از قبل داده شده باشد و یا تخمین زده شود (اشاره به M)، معادله (۲-۹) را می‌توان به صورت زیر ساده کرد:

$$\begin{aligned}
X &= \arg \max_X \Pr(\underline{Y}|X, M) \Pr(X) \\
&= \arg \min_X \left\{ \|\underline{Y} - MX\|^2 + \lambda A(X) \right\}
\end{aligned} \tag{۱۲-۲}$$

که در آن λ واریانس نويز را جذب می‌کند و α در معادله (۲-۱۱)، توازن بین استحکام داده^{۲۷} و قدرت تصویر HR پیشین را برقرار می‌کند. معادله (۲-۱۲) فرمول MAP برای SR با فرض مشخص

²⁷ data consistence

بودن M است. روش های آماری مورد بحث زیر، با ماتریس تخریب $M(v, h)$ ، ترم احتمال پیشین $Pr(X)$ و روش های استنباط آماری معادله (۲-۸) بصورت متفاوت برخورد می کند.

۱.۲.۳.۲ حداکثر احتمال

با فرض یکنواخت بودن نویز در سرتاسر تصویر X ، معادله (۲-۱۲) را می توان به ساده ترین تخمینگر حداکثر احتمال $(ML)^{28}$ خلاصه کرد. (تخمین حرکت به عنوان یک ترم پیشین در نظر گرفته می شود). تخمینگر ML تنها متکی بر مشاهدات، به دنبال محتملترین راه حل برای مشاهدات با به حداکثر رساندن $P(\underline{Y}|X)$ است:

$$\hat{X}_{ML} = \arg \min_X \|\underline{Y} - M \underline{X}\| \quad (۲-۱۳)$$

با مشتق گرفتن از معادله (۲-۱۲) نسبت به X و مساوی قرار دادن آن با صفر، شبه معکوس کلاسیک ایجاد می شود:

$$\hat{X}_{ML} = (M^T M)^{-1} M^T \underline{Y} \quad (۲-۱۴)$$

اگر $M^T M$ منفرد باشد، مساله بدحالت است و با توجه به فضای تهی M ، بی نهایت جواب دارد. در نتیجه برای بدست آوردن جواب یکتا، صرفاً از نقطه نظر جبری، نیازمند استفاده از تابع تنظیم کننده هستیم، که می توان در چارچوب بیزین تفسیر شود. بدلیل ابعاد بزرگ ماتریس $M^T M$ ، محاسبه این ماتریس معکوس بصورت مستقیم سنگین است. برای مثال، اگر اندازه تصاویر کم وضوح 100×100 باشد و به تصویر وضوح بالا با ابعاد 300×300 بزرگنمایی شود، اندازه ماتریس M ، 90000×90000 خواهد شد و نیاز به معکوس یک ماتریس با اندازه 90000×90000 خواهد بود. بنابراین، بسیاری از روشهای تکراری برای حل عملی این مجموعه بزرگ، از معادلات خطی تُنک^{۲۹} استفاده می کنند [۵۴].

ایرانی و پلاگ، با الهام از توموگرافی به وسیله کامپیوتر، یک روش ساده در عین حال محبوب

²⁸ maximum likelihood

²⁹ sparse linear equations

که مبتنی بر روش انتشار به عقب^{۳۰} می‌باشد را پیشنهاد دادند [۵۷-۵۵]. این الگوریتم تکراری، برآورد فعلی را توسط اضافه کردن کانولوشن خطای شبیه سازی شده با یک تابع انتشار به عقب (BPF)^{۳۱}، به روز رسانی می‌کند:

$$X^{i+1} = X^i + c \sum_k F_k^{-1} [h_{bpf} * S \uparrow (\hat{Y}_k - Y_k)] \quad (15-2)$$

که در آن c عددی ثابت است، h_{bpf} هسته انتشار به عقب، $S \uparrow$ اپراتور نمونه برداری با نرخ بالا و \hat{Y}_k k -امین فریم LR که از تخمین تصویر HR در تکرار جاری بدست می‌آید، است. در [۵۷]، نویسندگان این ایده را با ترکیب الگوریتم ردیابی حرکت‌های متعدد در کاربردهای واقعی بکار بردند. الگوریتم انتشار بعقب برای مدل‌هایی که درگیر با انواع فرآیندهای تخریب هستند، ساده و انعطاف‌پذیر است. با این حال، جواب نهایی این الگوریتم، با توجه به مقداردهی اولیه و انتخاب هسته انتشار بعقب منحصر به فرد نیست. انتخاب BPF برخی از فرضیات اساسی در مورد کواریانس نویز پیکسل-های کم وضوح را نشان می‌دهد [۵۸].

نویسندگان در [۳۲]، الگوریتمی مبتنی بر ML ، به منظور تخمین همزمان شیفت‌های کسری از پیکسل، نویز تصویر، و تصویر HR را پیشنهاد دادند. تخمین ML پیشنهادی، بوسیله الگوریتم حداکثر انتظار پیاده سازی می‌شود. همچنین زمانیکه تعداد تصاویر LR محدود است، استفاده از تخمینگر ML بصورت مستقیم و بدون تنظیم کننده در حذف نویز تصویر و در مورد گسترش تک تصویر می‌تواند به شدت بدحالت باشد، به ویژه هنگامی که ضریب بزرگنمایی بزرگ است (به عنوان مثال بیشتر از ۲).

استفاده از نُرم $L2$ ، تخمینگر را به نویز، خطاهای تخمین ثابت و PSF بسیار حساس می‌کند [۱۱]. در چنین حالتی تصاویر بازسازی شده، دارای مصنوعات بصری زیادی هستند. فرسیو و همکارانش از نُرم خطای $L1$ در ترم وفاداری استفاده کردند و نشان دادند که نُرم $L1$ در حضور نویز و خطاهای مربوط به مدل بسیار مقاوم تر هستند [۴۰]. اما استفاده از نُرم $L1$ تخمین را با واریانس بیشتر از نُرم $L2$ ایجاد می‌کند [۶۸،۷۳].

³⁰ Back-projection

³¹ Back-Projection Function

روش‌های آماری مقاوم، به عنوان گروهی از نظریات و تکنیک‌ها برای تخمین در حوزه‌های مختلف، و با در نظر گرفتن انحرافات از فرضیات مدل ایده‌آل در [۶۲-۵۹] پدیدار شده‌اند. بویژه تخمینگرهای ML مقاوم، که در بسیاری از کاربردهای بینایی ماشین موثر هستند [۶۳-۶۵]. خلاصه‌ای از کاربردهای روش‌های آماری مقاوم در زمینه بینایی ماشین در [۶۶] آورده شده است. به تازگی، تخمینگرهای ML مقاوم در حوزه بازسازی SR به منظور کاهش حساسیت تخمینگر به مدل فرض شده برای سیستم تصویربرداری، مورد استفاده قرار گرفته‌اند. فام و همکارانش از معیار خطای گوسی در بازسازی SR استفاده کردند [۶۷]. در [۶۸،۶۹]، طرح تخمینگر ML مقاوم را با استفاده از معیار خطای $Lorentzian$ گسترش دادند. استفاده از سایر تخمینگرها نظیر $Hample$ ، $Huber$ ، $Sine$ ، $Andrew's$ ، $Leclerc$ ، $Biweight$ ، $Tukey's$ ، $Half-quadratic$ در [۷۵-۷۸، ۸۱، ۸۰] مطرح شده است.

به علت بدحالت بودن مسئله‌ی فراتفکیک پذیری، استفاده از تنظیم کننده مناسب در روند بازسازی نیازی ضروری است. این امر منجر به جریان اصلی بازسازی SR مبتنی بر MAP می‌شود.

۲.۲.۳.۲ حداکثر احتمال پسین

بسیاری از آثار [۳۶،۸۲،۸۳] در بازسازی SR ، رویکرد حداکثر احتمال پسین (MAP)^{۳۲} را در معادله (۲-۱۲) دنبال کرده‌اند. این روش‌ها در مفروضات مدل سیستم عکسبرداری و ترم پیشین $Pr(X)$ متفاوت هستند. انواع مختلفی از دانش اولیه برای تصاویر طبیعی در مقالات مطرح شده است. در زیر، سه نوع از جملات پیشین تصویر را که معمولاً برای تکنیک‌های بازسازی SR استفاده می‌شود، را آورده‌ایم.

• MRF گوسی

میدان تصادفی گاوسی مارکوف ($GMRF$) [۸۴،۸۵] که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$A(X) = X^T Q X \quad (۲-۱۶)$$

³² Maximum a posteriori

که در آن Q یک ماتریس متقارن مثبت است، روابط فضایی بین پیکسل‌های مجاور در این عکس توسط عناصر خارج از قطر خود گرفته می‌شود. ماتریس Q اغلب به صورت $\Gamma^T \Gamma$ است، که در آن Γ به عنوان برخی از اپراتور مشتق اول و دوم بر روی تصویر X عمل می‌کند. در چنین حالتی، لگاریتم احتمال بصورت زیر است:

$$\log P(X) = -\alpha \|\Gamma X\|^2 \quad (17-2)$$

که به عنوان تنظیم تیخونوف شناخته شده است [۱۹،۳۰،۸۶،۸۷] و متداولترین روش برای تنظیم مسائل بدحالت است. معمولاً Γ به عنوان ماتریس تیخونوف نامیده می‌شود. در [۳۷]، یک چارچوب MAP را با استفاده از MRF گاوسی پیشین برای تخمین همزمان تصویر وضوح بالا و پارامترهای حرکت پیشنهاد دادند. نویسندگان در [۸۹]، پیشنهاد یک فرایند گاوسی پیشین ساده را دادند که در آن ماتریس کواریانس Q توسط همبستگی فضایی پیکسل‌های تصویر ساخته شده است. ویژگی‌های تحلیلی خوب فرآیند گاوسی این اجازه را به ما می‌دهد تا با استفاده از روش‌های بی‌زی، تخمین تصویر فراتفکیک‌پذیر مجهول را با تخمین پارامترهای مدل مشاهده (PSF) و پارامترهای ثبت) به صورت یکپارچه انجام دهیم.

گرچه $GMRF$ بسیاری از مزیت‌های تحلیلی را دارد، اما به علت تمایل به هموارسازی بیش از حد تصویر، باعث صاف شدن لبه‌ها می‌شود.

• هوبر MRF

مسئله $GMRF$ را می‌توان با تابع هوبر MRF ($HMRF$)، بهبود داد. که در آن پتانسیل گیبس توسط تابع هوبر تعیین می‌شود:

$$P(a) = \begin{cases} a^2; & |a| \leq \alpha \\ 2\alpha|a| - \alpha^2; & otherwise \end{cases} \quad (18-2)$$

که در آن a مشتق اول تصویر است. چنین ترم پیشینی مناطق بدون لبه را هموار می‌کند، و می‌تواند به خوبی لبه‌ها را حفظ کند. شولتز و استیونسن [۸۳]، تابع هوبر MRF را به مسئله گسترش تک تصویر و سپس به مسئله بازسازی SR [۸۴] اعمال کردند. در [۹۰،۸۳-۹۴]، از تابع هوبر MRF به عنوان تنظیم پیشین در مسئله فراتفکیک‌پذیری، استفاده شده است. اخیراً، از سایر توابع مانند

Tukey's Biweight و *Andrew's Sine Hample Leclerc Gaussian Lorentzian* به طور

مشابه به عنوان تنظیم کننده استفاده شده است [۷۷-۷۵].

۱- تغییرات کل

معیار تغییرات کل (TV)^{۳۳} به عنوان یک تابع جریمه شیب، در حذف نویز و ماتی تصویر بسیار است [۹۷-۹۵]. معیار TV ، مقدار تغییر کل در تصویر را جریمه می‌کند. این معیار توسط نرم $L1$ بزرگی شیب را بدست می‌آورد.

$$A(X) = \|\nabla X\|_1 \quad (19-2)$$

که در آن ∇ یک عملگر گرادیان است که می‌تواند توسط اپراتورهای لاپلاس تقریب زده شود [۹۷]. نرم $L1$ در معیار TV تمایل به حفظ شیب‌های پراکنده و شیب‌های تند محلی دارد، در حالی که هموارسازی مناطق هموار محلی را انجام می‌دهد [۹۱]. فرسیو و همکارانش [۴۰]، معیار TV را تعمیم دادند، و تنظیم تغییرات کل دوطرفه و یا به اصطلاح (BTV)^{۳۴} را پیشنهاد دادند. مدل اصلاح شده تنظیم کننده BTV برای حفظ بیشتر لبه‌ها در [۸۰] مطرح شده است. در فصل سوم، برای مقایسه‌ی بیشتر تاثیر این جملات پیشین بر روی جواب نهایی SR ، آزمایش‌هایی در این زمینه انجام شده است.

۳.۲.۳.۲ بازنشانی - MAP توام

بازسازی SR چند فریمی می‌تواند به دو زیر مسئله تقسیم شود: همترازی تصاویر LR و تخمین تصویر HR . در بسیاری از الگوریتم‌های قبل، این دو فرآیند به صورت دو فرآیند مجزا در نظر گرفته می‌شود؛ ابتدا ثبت انجام می‌شود و سپس تخمین توسط تخمینگر MAP صورت می‌پذیرد. با توجه به وابستگی بین مرحله همترازی و تخمین تصویر HR ، نتایج حاصل از حد مورد نظر پایین‌تر است. اگر تعامل بین تخمین حرکت و تخمین تصویر HR امکان پذیر باشد، ادغام این دو می‌تواند به نفع یکدیگر باشد.

³³ Total Variation

³⁴ bilateral TV

در بازنشازی- MAP توام^{۳۵}، معادله (۲-۱۲) به معادله‌ای که شامل تخمین حرکت و PSF باشد، بسط داده می‌شود:

$$\begin{aligned} \{X, v, h\} &= \arg \max_{X, v, h} \Pr(Y|X, M(v, h)) \Pr(X) \Pr(M(v, h)) \\ &= \arg \min_{X, v, h} -\log[\Pr(Y|X, M(v, h))] - \log[\Pr(X)] - \log[\Pr(M(v, h))] \quad (2-20) \end{aligned}$$

تام و همکارانش [۳۲]، مسئله SR را به سه زیر مسئله، یعنی ثابت، بازنشانی و درونیایی تقسیم کردند. آن‌ها بجای حل مستقل هریک از مسائل، به طور همزمان ثابت و بازنشانی را توسط حداکثر رساندن احتمال با استفاده از الگوریتم حداکثر انتظار تخمین زدند. بعدها آن‌ها درونیایی را نیز داخل چارچوب گنجانند و همه‌ی مجهولات را استفاده از الگوریتم EM تخمین زدند [۹۸].

در [۳۷]، از چارچوب بازنشانی- MAP توام، برای تخمین همزمان تصویر وضوح بالا و پارامترهای حرکت انتقالی (PSF به عنوان یک ترم پیشین، معلوم است) استفاده کردند. تصویر وضوح بالا و پارامترهای حرکت، با استفاده از روش بهینه سازی مختصات نزولی حلقوی^{۳۶} تخمین زده شد. این الگوریتم به آرامی همگرا می‌شود، اما تخمین را به مقدار زیادی بهبود می‌بخشد. در [۹۹، ۱۰۰]، رویکرد تخمین همزمان بردار حرکت متراکم و تصاویر HR ، برای ویدئو فشرده ارائه شد.

وودز و همکارانش [۱۰۱] با واریانس نویز، پارامترهای تنظیم و ثابت به عنوان پارامترهای مجهول برخورد کردند و به طور مشترک آن‌ها را در یک چارچوب بی‌زین بر اساس مشاهدات موجود تخمین زدند. چانگ و همکارانش [۴۴]، چارچوب مشترک بهینه سازی را ارائه کردند و برتری عملکرد آن را نسبت به روش مختصات نزولی نشان دادند [۸۲]. یکی از معایب استفاده از روش‌های بازنشانی- MAP توام، امکان بیش‌برازش^{۳۷} مسئله، بعلت تخمین همزمان پارامترهای حرکت، PSF و تصویر HR است [۸۹].

³⁵ Joint MAP -Restoration

³⁶ cyclic coordinate-descent

³⁷ Overfitting

۳.۳.۲ رویکرد طرح‌ریزی بر روی مجموعه‌های محدب

علاوه بر رویکردهای بهینه‌سازی مشتق شده از دیدگاه تصادفی (همانگونه که در بالا مطرح شد)، جریان دیگری از روش‌ها که کارایی مناسبی دارد، طرح‌ریزی بر روی مجموعه‌های محدب ($POCS$) است [۱۰۲]. روش‌های $POCS$ مسئله SR را توسط مجموعه‌های محدب محدود و متعدد که حاوی تصویر مورد نظر به عنوان یک نقطه در داخل مجموعه‌ها است، فرمول بندی می‌کند. تعریف چنین مجموعه‌های محدبی، انعطاف پذیر است و می‌تواند انواع مختلف محدودیت یا ترم پیشین، حتی غیرخطی و محدودیت‌های ناپارامتریک را ترکیب کند. به عنوان مثال، چندین مجموعه محدب رایج استفاده شده در روش $POCS$ معرفی می‌کنیم.

استحکام داده‌ها یا محدودیت‌های بازسازی را می‌توان به صورت k مجموعه‌ی محدب مدل کرد:

$$C_k = \left\{ X \mid \|D_k H_k F_k X - Y_k\|^2 \leq \sigma^2, 1 \leq k \leq K \right\} \quad (21-2)$$

محدودیت هموارسازی می‌تواند بصورت زیر تعریف شود:

$$C_\Gamma = \left\{ X \mid \|\Gamma X\|_p < \sigma^2 \right\} \quad (22-2)$$

که $P = 1, 2, \infty$ اشاره به نُرم‌های مختلف دارد. محدودیت دامنه نیز می‌تواند به صورت زیر مدل شود:

$$C_A = \left\{ X \mid A_1 \leq X[m, n] \leq A_2 \right\} \quad (23-2)$$

با گروهی از مجموعه‌های محدب M ، راه حل مورد نظر در اشتراک این مجموعه با $X \in C_s = \bigcap_{i=1}^M C_i$ نهفته است. روش $POCS$ برای پیدا کردن یک نقطه در مجموعه‌ی اشتراک و با در نظر گرفتن یک حدس اولیه، از الگوریتم بازگشتی زیر استفاده می‌کند:

$$X_{k+1} = P_M P_{M-1} \dots P_1 P_2 X_k \quad (24-2)$$

که X_0 حدس اولیه، و P_i اپراتور ترسیم‌گر است که یک نقطه را داخل مجموعه‌های محدب بسته C_i رسم می‌کند.

تکنیک‌های *POCS* اولیه برای بازسازی *SR* توسط استارک و همکارانش مطرح شد [۳۸]. ایده - های متفاوتی برای به کار بردن *PSF* تغییر پذیر، تاری حرکت، ماتی حسگر و اثرات اعوجاجی نمونه - برداری در [۱۰۳-۱۰۵] مطرح شد. بسیاری از کارهای فراتفکیک‌پذیری تنها اندازه دیافراگم غیر صفر (تاری لنز، *PSF*) را در نظر می‌گیرند، اما زمان دیافراگم نامحدود (ماتی حرکت) در فیلم‌های کم وضوح واقعی، کاملاً متداول است. تکنیک *POCS* به راحتی می‌تواند این گونه مسائل را تحمل کنند. سایر الگوریتم‌های مطرح شده در این زمینه در [۳،۲،۱۰۶] موجود می‌باشد.

مزیت *POCS* سادگی آن است، و همچنین می‌تواند از مدل مشاهداتی قدرتمندی در حوزه فضایی بهره گیرد. بعلاوه، اجازه گنجایش مناسب اطلاعات پیشین را می‌دهد. این روش‌ها دارای معایبی مانند: راه حل غیر منحصر بفرد، همگرایی آهسته، و هزینه محاسباتی بالا است.

۴.۳.۲ رویکرد ترکیبی *ML-POCS*

رویکرد ترکیبی *ML-POCS*، تخمین *SR* را با به حداقل رساندن تابع هزینه *ML* (یا *MAP*) در حالی که راه حل در مجموعه‌های خاص محدود می‌شوند، پیدا می‌کند. تلاش‌های اولیه برای این فرمول در کار شولتز و استیونسن [۳۶] انجام شد، که در آن از بهینه‌سازی *MAP* در حالی که محدودیت مبتنی بر طرح‌ریزی نیز اعمال شد، مورد استفاده قرار گرفت. در [۱۹]، یک الگوریتم عمومی ترکیبی بازسازی تصویر *SR*، که ترکیبی از مزایای این روش تصادفی و روش *POCS* است، پیشنهاد شده است. مزیت رویکرد ترکیبی این است که تمام دانش پیشین به طور موثر ترکیب شده و در مقایسه با رویکرد *POCS*، یکتائی جواب را تضمین می‌کند.

در فصل آینده، با استفاده از روش‌های آماری مبتنی بر *MAP*، توانسته‌ایم روشی مقاوم در برابر نویز و خطاهای مدل سیستم عکسبرداری، پیشنهاد دهیم.

۳

فصل سوم

ارتقاء وضوح تصاویر خاکستری

ارتقاء وضوح تصاویر خاکستری

در فصل پیش، به ارائه رویکردهای مختلف برای افزایش وضوح تصاویر پرداختیم. معمولاً این روش‌ها به نویز و مدل در نظر گرفته شده برای فرآیند تخریب بسیار حساس هستند، که منجر به محدودیت کارایی آنها خواهد شد. ما با استفاده از روش پردازش سیگنال با رویکرد آماری، روش قوی و کارآمدی را برای مقابله با مدل‌های مختلف داده و نویز در فرآیند افزایش وضوح تصویر، پیشنهاد می‌دهیم. در این روش پیشنهادی، بر اساس خطاها و نویزهای موجود در هر فریم کم وضوح، می‌توانیم میزان تاثیر هر فریم را در بازسازی تصویر نهایی کنترل کنیم. با توضیح روش ترکیب تصاویر کم وضوح مبتنی بر تخمین ML این فصل را آغاز خواهیم کرد.

۱.۳ ترکیب تصاویر کم وضوح مبتنی بر تخمین M

۱.۱.۳ چارچوب تخمین M

تخمین تصویر وضوح بالا، منحصرًا توسط مشاهدات کم وضوح صورت نمی‌گیرد، بلکه این تخمین بر اساس پیش فرض‌های زیادی نظیر نویز یا مدل‌های حرکت است. این مدل‌ها قرار نیست دقیقاً مشابه با واقعیت باشند، بلکه آنها صرفاً فرمولاسیون مناسب ریاضی از برخی اطلاعات پیشین کلی هستند. از بسیاری از تخمینگرهای موجود که تصویر HR را از مجموعه‌ای تصاویر کم وضوح و نویزی تخمین می‌زند، روشی که تخمین بهینه‌ای از فریم وضوح بالا را مبتنی بر فرضیات مشخص بر روی نویز و داده را به ما دهد، انتخاب می‌شود. هنگامی که مفروضات اساسی از داده‌ها و مدل نویز، داده‌های اندازه گیری شده را صادقانه توصیف نکند، عملکرد تخمینگر تنزل می‌یابد.

علاوه بر این، وجود نقاط پرت^۱، منجر به تخمینی نادرست خواهد شد. به طور کلی، روشی که جواب بهینه‌ای را برای کلاس محدودی از داده‌ها و مدل نویز بدهد، ممکن است موثرترین روش نباشد. در اغلب موارد، روش‌های تخمینی که به خطاهای مدل‌سازی و داده حساس نیستند، ممکن است نتایج بهتر و پایدارتری تولید کنند.

¹Outliers

خانواده محبوبی از تخمینگرها، تخمینگرهای نوع حداکثر احتمال می‌باشند (تخمینگر M). در زمینه SR ، تخمین M [۸۱، ۶۱]، مبتنی بر به حداقل رساندن تابع هزینه‌ای است که تفاوت بین تصاویر LR و تصویر HR تخمین زده شده را اندازه‌گیری می‌کند. تعریف تخمین M را بصورت مسئله بهینه‌سازی زیر می‌نویسیم:

$$\begin{aligned}\hat{\underline{X}} &= \arg \min_{\underline{X}} \left[\sum_{k=1}^K \rho(DH_k F_k \underline{X} - \underline{Y}_k) \right] \\ &= \arg \min_{\underline{X}} \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \rho(e_{k,m})\end{aligned}\quad (۱-۳)$$

یا با معادله:

$$= \sum_k \psi(DH_k F_k \underline{X} - \underline{Y}_k) = 0 \quad (۲-۳)$$

X را تصویر وضوح بالا مطلوب در نظر می‌گیریم (بعبارتی تصویر دیجیتالی که بالاتر از نرخ نمونه برداری نایکوییست از صحنه پیوسته باند محدود نمونه برداری شده است)، و Y_k ، مشاهده k -ام دوربین است. X و Y_k بصورت برداری مرتب شده‌اند و به ترتیب دارای ابعاد $[r^2 Q_1 Q_2 \times 1]$ و $[Q_1 Q_2 \times 1]$ هستند (r ضریب افزایش وضوح است). F_k ماتریس اطلاعات حرکت با ابعاد $[r^2 Q_1 Q_2 \times r^2 Q_1 Q_2]$ ، H_k ماتریس اثرات ماتری با ابعاد $[r^2 Q_1 Q_2 \times r^2 Q_1 Q_2]$ و ماتریس D_k اپراتور کاهش مقیاس مربوط به k -امین فریم با ابعاد $[Q_1 Q_2 \times r^2 Q_1 Q_2]$ است.

ρ تابعی مثبت، متقارن و زوج است، که مینیمم واحدی در $x=0$ دارد. این تابع را تخمین M می‌نامیم، زیرا مرتبط با تخمین ML است. $\psi(DH_k F_k \underline{X}, \underline{Y}_k) = (\partial / \partial \underline{X}) \rho(DH_k F_k \underline{X}, \underline{Y}_k)$. مشتق اول ρ نسبت به \underline{X} است، و به عنوان تابع نفوذ مطرح می‌شود. معادله (۱-۳) که فاصله بین مدل تخمینی و داده‌های ورودی را اندازه‌گیری می‌کند، جمله وفاداری نامیده می‌شود.

بسیاری از مقالات نظیر [۲۹، ۳۹، ۸۶]، برای پیدا کردن تصویر وضوح بالا با استفاده از تخمین حداکثر احتمال، معادله (۱-۲) را با فرض نویز گوسی سفید در نظر می‌گیرند. با استفاده از این مدل

نویز، رویکرد حداقل مربعات در تخمین حداکثر احتمال، ایجاد خواهد شد [۱۰۷]. فرمول حداقل مربعات زمانی که $\rho = 0.5 \times x^2$ باشد، بدست می‌آید:

$$\begin{aligned}\hat{X} &= \arg \min_{\underline{X}} \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \left\| DH_k F_k \underline{X} - \underline{Y}_k \right\|_2^2 \\ &= \arg \min_{\underline{X}} \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \frac{1}{2} e_{k,m}^2\end{aligned}\quad (۳-۳)$$

استفاده از نرم خطای $L2$ در تابع هزینه معادله (۳-۳)، منجر به کارایی ضعیف این تخمینگر در حضور نقاط پرت و یا خطاهای بزرگ مرحله‌ی ثبت می‌شود، در نتیجه تصویری با خطاهای بصری زیاد، تولید خواهد شد. غیر مستحکم بودن نرم $L2$ در تابع نفوذ خطی آن نهفته است. آزمایش‌های انجام شده در بخش ۳.۳، غیر مستحکم بودن این الگوریتم را در برابر خطاها تصدیق می‌کند. برای درک بهتر عملکرد الگوریتم‌های SR با استفاده از تخمین M ، در ادامه چگونگی ترکیب تصاویر کم وضوح را با استفاده از نرم $L2$ توضیح خواهیم داد.

فرض می‌کنیم، PSF تابعی نامتغیر با زمان بوده و کاهش مقیاس برای تمامی فریم‌ها یکسان باشد (بعبارتی تمامی تصاویر با یک دوربین یکسان گرفته شده باشد، $(\forall k, H_k = H, D_k = D)$). از آنجایی که ماتریس‌های F_k و H بلوکی-دایره‌ای^۱ هستند، می‌توان آنها را با یکدیگر جابجا کرد $(F_k^T H^T = H^T F_k^T$ و $F_k H = H F_k)$ ، در نتیجه معادله (۳-۳) بصورت زیر بازنویسی می‌شود [۱۱]:

$$\hat{X} = \arg \min_{\underline{X}} \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \left\| DF_k H \underline{X} - \underline{Y}_k \right\|_2^2 \quad (۴-۳)$$

با تعریف بردار \underline{Z} ، که \underline{Z} نسخه مات از تصویر وضوح بالا \underline{X} است، به جای بردار $H \underline{X}$ مساله مینیمم سازی، به دو مرحله مجزا شکسته می‌شود: (۱) تخمین تصویر مات شده وضوح بالا با استفاده از تصاویر LR ، (۲) تخمین تصویر \hat{X} با استفاده از نسخه مات شده‌ی آن (\hat{Z})، که برای پیدا کردن \hat{Z} از معادله (۵-۳) استفاده می‌کنیم:

$$\hat{Z} = \arg \min_{\underline{Z}} \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \left\| DF_k \underline{Z} - \underline{Y}_k \right\|_2^2 \quad (۵-۳)$$

^۱block-circulant

تابع نفوذ تخمینگر M -، بصورت $\psi(z) = \rho'(z)$ تعریف می‌شود [۱۱]. با محاسبه این تابع و مساوی صفر قرار دادن آن، تخمینی از تصویر HR مات را بدست می‌آوریم:

$$\psi(\underline{Z}) = \frac{\partial}{\partial \underline{Z}} \left(\sum_{k=1}^K \|DF_k \underline{Z} - \underline{Y}_k\|_2^2 \right) = 0 \quad (۶-۳)$$

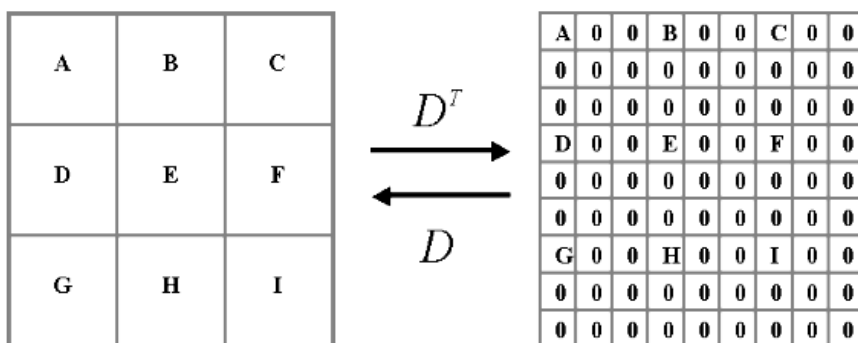
در نتیجه‌ی مشتق‌گیری و ساده کردن آن، معادلات زیر حاصل می‌شود:

$$\sum_{k=1}^K 2F_k^T D^T (DF_k \underline{Z} - \underline{Y}_k) = 0$$

$$\sum_{k=1}^K F_k^T D^T DF_k \underline{Z} = \sum_{k=1}^K F_k^T D^T \underline{Y}_k \quad (۷-۳)$$

این معادلات، چگونگی ترکیب فریم‌های همجوار را برای ایجاد تصویر HR نشان می‌دهد. فرض می‌کنیم شبکه HR ، ماتریسی با اندازه $rM \times rN$ و شبکه LR ، ماتریسی با اندازه $M \times N$ است که r ضریب افزایش وضوح است. اپراتور D ، پیکسل‌هایی را که در ردیف‌ها و ستون‌هایی با اندیس فرد قرار گرفته‌اند را به شبکه LR انتقال می‌دهد. اپراتور D^T معکوس این عمل را انجام می‌دهد. این کار با ایجاد یک ماتریس تمام صفر با ابعاد $rM \times rN$ ، و قرار دادن فریم LR بروی سطرها و ستون‌های فرد این ماتریس تمام صفر، صورت می‌گیرد. شکل ۳-۱، عملکرد افزایش مقیاس و کاهش مقیاس ماتریس‌های D و D^T را نشان می‌دهد. بنابراین $D^T y_k$ نسخه افزایش مقیاس یافته y ، با قراردادن مقادیر صفر در بین نمونه‌ها است. این کار بر روی هر یک از فریم‌های LR انجام می‌شود و پیکسل‌های آن‌ها بروی شبکه HR قرار داده می‌شوند.

F^T ، معکوس عمل جابجایی را برای برگرداندن پیکسل‌های y_k به موقعیت مناسبشان در فریم جاری انجام می‌دهد و حرکات مرتبط بین دو فریم را جبران می‌کند. در نتیجه، تخمین دقیق حرکات بین فریم‌های همجوار، نیاز اساسی برای ساخت فریم افزایش مقیاس یافته است.



شکل ۳-۱ تاثیر افزایش مقیاس ماتریس D^T روی تصویر 3×3 و ماتریس کاهش مقیاس D روی تصویر متناظر افزایش مقیاس یافته 9×9 (ضریب افزایش وضوح ۳ است) [۱۱].

اگر این حرکات درست تخمین زده شوند و تعداد فریم‌ها نیز کافی باشد، تمام پیکسل‌ها در موقعیت مناسبی در شبکه HR قرار می‌گیرند و هیچ پیکسل صفری باقی نخواهد ماند و نتیجه‌ی ترکیب فریم‌ها موثر خواهد بود. اگر تعداد فریم‌ها کمتر از $r^2 - 1$ باشد، مکان برخی از پیکسل‌ها در شبکه HR صفر باقی خواهد ماند. و چنانچه تعداد فریم‌ها از $r^2 - 1$ بیشتر باشد، می‌تواند بیشتر از یک نمونه برای هر مکان پیکسل در شبکه HR پیدا شود. در چنین حالتی، معیار $L2$ با میانگین‌گیری روی نمونه‌های فریم‌های همجوار، مقدار پیکسل مکان مورد نظر پیدا خواهد شد [۱۰۸]. فرسیو و همکارانش با استفاده از معیار خطای $L1$ بجای $L2$ به تخمین بهتری برای تصویر نهایی رسیدند [۴۰]. آنها تصویر HR را توسط معادله زیر بدست آوردند:

$$\begin{aligned} \hat{X} &= \arg \min_{\underline{X}} \sum_{k=1}^K \|DH_k F_k \underline{X} - \underline{Y}_k\|_1 \\ &= \arg \min_{\underline{X}} \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M |e_{k,m}^2| \end{aligned} \quad (۸-۳)$$

تابع نفوذ متناظر با معادله (۸-۳) بصورت زیر است:

$$\psi(\hat{X}) = \sum_{k=1}^K F_k^T H^T D^T \text{sign}(DHF_k \underline{X} - \underline{Y}_k) = 0 \quad (۹-۳)$$

در نرْم خطای $L1$ با توجه به آنکه $\psi(x) = \text{sign}(x)$ است، با اختصاص وزن مشابه (۱- یا ۱) برای تمامی خطاها (بزرگ و کوچک)، حساسیتی روی نقاط پرت ندارد. اما با در نظر گرفتن این مقدار ثابت، تفاوت بین خطاهای بزرگی که اغلب بعلت پرتی‌ها یا خطاهای مرحله ثبت ناشی می‌شود، با خطاهای کوچکی که مرتبط با نویز مشاهداتی هستند، ایجاد نمی‌شود. در نتیجه معیار خطای $L1$ نسبت به $L2$ ، تخمینگری با واریانس زیاد است. با این حال، نرْم $L2$ منجر به میانگین‌گیری می‌شود و برای کم کردن اثر خرابی‌های ناشی از نویز گوسی، موثر است. در نتیجه‌ی این توضیحات، استفاده از معیار خطایی که ترکیبی از مزایای دو نرْم $L1$ و $L2$ باشد، می‌تواند نتایج قابل قبولی برای ما ایجاد کند. در این راستا، تخمینگرهای متنوعی پیشنهاد شده است [۷۰، ۶۸، ۷۳] و [۷۵، ۸۰-۷۸].

یکی از این تخمینگرهای مقاوم، تخمینگر $Huber$ است [۷۰]. این تخمینگر ذاتاً تخمینگر حداقل مربعات می‌باشد، اما برای نقاطی که با توجه به حد آستانه مشخص، پرتی در نظر گرفته می‌شوند، از معیار $L1$ استفاده می‌کند. همانگونه که در شکل ۳-۲ نشان داده شده است، تخمینگر $Huber$ میتواند ترکیبی از رفتار هر دو معیار باشد؛ زمانیکه خطاها کوچک هستند، رفتاری مشابه معیار $L2$ دارد، اما مشابه معیار $L1$ حساسیت کمتری را روی خطاهای بزرگ دارد. معیار خطای $Huber$ و تابع نفوذ آن در زیر آورده شده است:

$$\rho_{Hb}(x) = \begin{cases} x^2; & |x| < T \\ 2T|x| - T^2; & otherwise \end{cases} \quad \psi_{Hb}(x) = \begin{cases} 2x; & |x| < T \\ 2T \cdot \text{Sign}(x); & otherwise \end{cases} \quad (10-3)$$

تخمینگری که منحنی تابع نفوذ آن دوباره به صفر بازمی‌گردد، مقاومت بیشتری را روی خطاها دارد. چنین تخمینگرهایی، تخمینگرهای دوباره کاهشی نامیده می‌شوند [۱۰۹]. رسم توابع نفوذ این تخمینگرها نشان می‌دهد، زمانیکه قدر مطلق x بیشتر از حد مشخصی شود، شیب منحنی تابع نفوذ کاهش می‌یابد و اثر این خطاها نیز کاهش پیدا می‌کند. تخمینگرهای $Leclerc$ ، $Lorentizan$ و $Tukey's Biweight$ جزء این دسته از تخمینگرها هستند [۷۵-۷۸]. تعریف معیار خطا به همراه تابع نفوذ آنها در زیر آمده است:

$$\rho_{Lec}(x,T) = 1 - e^{-\frac{x^2}{T^2}} \quad \psi_{Lec}(x,T) = \frac{2x}{T^2} e^{-\frac{x^2}{T^2}} \quad (11-3)$$

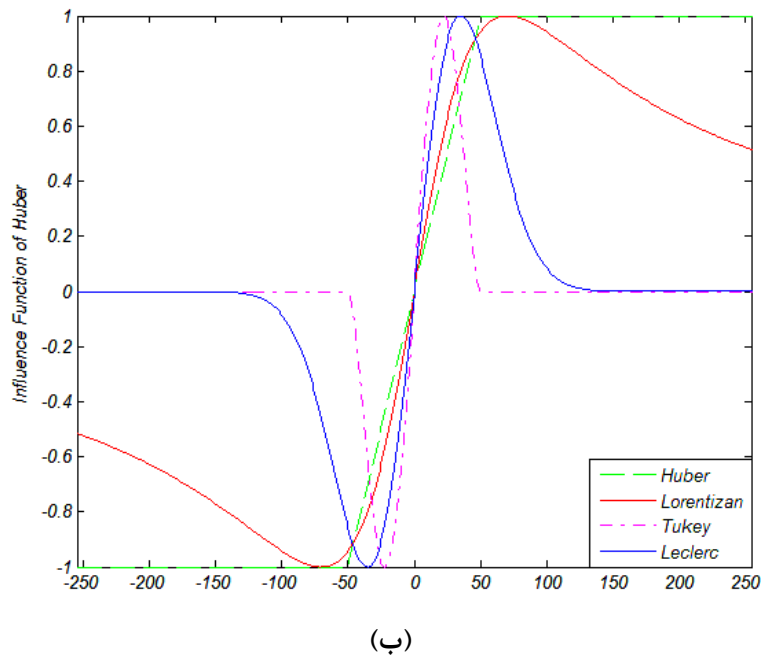
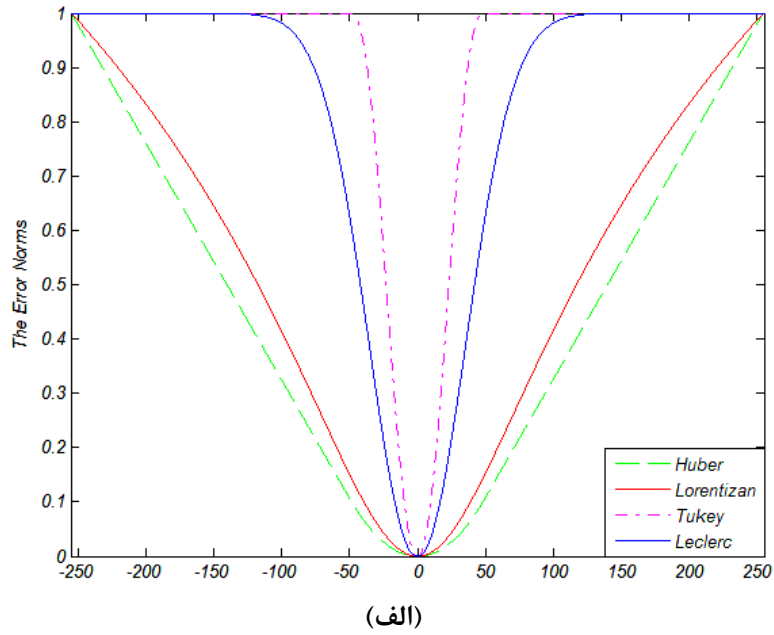
$$\rho_{Lor}(x,T) = \log\left(1 + \frac{x^2}{2T^2}\right) \quad \psi_{Lor}(x,T) = \frac{2x}{2T^2 + x^2} \quad (12-3)$$

$$\rho_{Tk}(x,T) = \begin{cases} \frac{x^2}{T^2} - \frac{x^4}{T^4} + \frac{x^6}{3T^6}; |x| < T \\ \frac{1}{3}; otherwise \end{cases}$$

$$\psi_{Tk}(x,T) = \begin{cases} \frac{2}{T^2} \left\{ x \left[1 - \left(\frac{x}{T} \right)^2 \right]^2 \right\}; |x| < T \\ 0; otherwise \end{cases} \quad (13-3)$$

پارامتر T حدآستانه می‌باشد و برای کنترل خطا استفاده می‌شود. معیار خطای *leclerc*، *Lorentzian* و *Tukey's Biweight* در $T=50$ به همراه تابع نفوذشان، در شکل‌های ۳-۲ آورده شده‌است. ویژگی‌های معادلات بالا را می‌توان بصورت واضح در این شکل‌ها مشاهده کرد. چنین تخمینگرهای (*Gaussian*, *Lorentzian*, *Hampel*, *Sin*, *Anderw's*, *Leclerc* و *Tukey's Biweight*) دو ویژگی اصلی دارند:

- برای تمام مقادیر کمتر از حد آستانه تاثیر تابع بصورت خطی و شبیه نرم L_2 می‌باشد.
 - برای تمامی مقادیر بالاتر از حد آستانه، این توابع به صفر میل می‌کند و بنابراین می‌تواند بصورت موثری پرتی‌ها را حذف کنند.
- در این الگوریتم‌ها مسئله پیدا کردن حدآستانه مناسب مطرح می‌شود. همچنین در معادله (۳-۱)، تابع هزینه غیرمحدب است در نتیجه با استفاده از تکنیک بهینه‌سازی گرادیان نزولی، تنها مینیمم محلی پیدا می‌شود، که این مینیمم به شدت به انتخاب مقدار اولیه وابسته است [۱۱۰، ۱۱۱]. علاوه بر این به علت غیرمحدب بودنشان، بسیاری از الگوریتم‌های پیچیده بهینه‌سازی برای حداقل رساندن مساله، نمی‌تواند استفاده شود.



شکل ۲-۳ (الف) معیار خطاهای *Huber*، *Leclerc* و *Tukey's Biweight* در حد آستانه

$T=50$ (ب) توابع نفوذ متناظر

۲.۱.۳ ترکیب تصاویر مبتنی بر تخمین *Half-Quadratic*

با توجه به توضیحات مطرح شده در بخش ۱.۱.۳، بدنبال تابع نفوذی هستیم که در برابر خطاهای کوچک بصورت خطی و با بزرگ شدن خطاها به تدریج ثابت شود. این تخمینگر باید به شدت محدب و بطور پیوسته دوبار مشتق پذیر باشد تا مسئله‌ی حداقل رسانی خوش حالت^۱ گردد. زنگ و همکارانش [۸۰]، معیار خطایی که این نیازها را ارضاء می‌کند، پیشنهاد کردند:

$$\rho(x, a) = a\sqrt{a^2 + x^2} - a^2 \quad (۱۴-۳)$$

این معیار خطا، *Half-quadratic* نامیده می‌شود، که a عددی مثبت است. این تابع برای اولین بار در [۱۱۱]، بعنوان تابع پتانسیلی که در آن a ثابت و برابر ۱ بود مطرح شد. با در نظر گرفتن a بصورت پارامتری، می‌توان این تابع را از حالت خطی به حالت شبه ثابت منتقل کرد. تابع $\rho(x, a)$ در بازگردانی تصویر تخریب شده و مرکب با نویز گوسی، با موفقیت عمل می‌کند [۱۱۲]. تابع نفوذ $\psi(x, a)$ مشتق اول از $\rho(x, a)$ نسبت به x است:

$$\psi(x, a) = \frac{ax}{\sqrt{a^2 + x^2}} \quad (۱۵-۳)$$

این تابع، بایاسی که خطای ویژه روی حل دارد را مشخص می‌کند. با ثابت ماندن پارامتر a زمانیکه x به حد کافی کوچک باشد $\rho(x, a) \approx x^2/2$ است و زمانیکه x به حد کافی بزرگ باشد $\rho(x, a) \approx a|x| - a^2$ خواهد شد. منحنی نرْم $L1$ و $L2$ و تابع نفوذ متناظر آنها در شکل ۳-۳ رسم شده است.

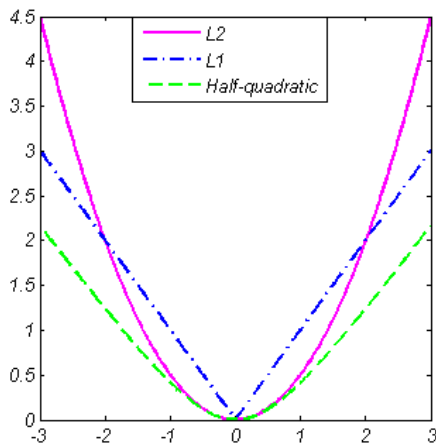
با اصلاح پارامتر a انتقال از نرْم $L1$ به $L2$ قابل کنترل است. در این حالت $\rho(x, a)$ معیار قوی تطبیقی است. شکل ۳-۴ این معیار خطا و تابع نفوذ متناظر آن را برای مجموعه‌ای از مقادیر مختلف a نشان می‌دهد. همانگونه که در شکل ۳-۴ می‌بینیم، معیار خطای تطبیقی محدوده بزرگتری از خطاها را مانند نرْم $L2$ می‌پذیرد. با استفاده از تابع تطبیقی معادله (۱۴-۳)، جمله وفاداری در تخمین *SR* بصورت زیر می‌باشد:

^۱ یک مسئله در صورتی خوش حالت (*well-posed*) است که: الف) یک جواب داشته باشد. ب) جواب آن منحصر بفرد باشد. ج) جواب با توجه به شرایط اولیه تغییر کند.

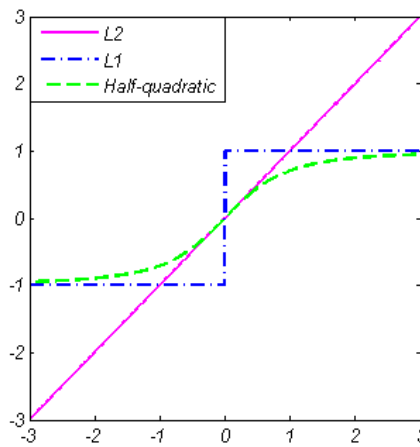
$$\begin{aligned}
 F(x) &= \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \rho(e_{k,m}, a_k) \\
 &= \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \left(a_k \sqrt{a_k^2 + e_{k,m}^2} - a_k^2 \right) \quad (۱۶-۳)
 \end{aligned}$$

که a_k پارامتر آستانه برای k -امین فریم است. در نتیجه، متناظر با سطوح دقت متفاوت، آستانه-های متفاوتی برای هر یک از فریم‌های LR در نظر می‌گیریم. مشابه این ایده، زمانیکه دقت پارامترهای ثبت برای هر فریم متفاوت است، در $[۸۰, ۶۹, ۷۹, ۶۸]$ مورد استفاده قرار گرفته است. تصویر وضوح بالا توسط مساله بهینه سازی زیر بدست می‌آید:

$$\hat{X} = \arg \min_{\underline{X}} \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \left(a_k \sqrt{a_k^2 + e_{k,m}^2} - a_k^2 \right) \quad (۱۷-۳)$$

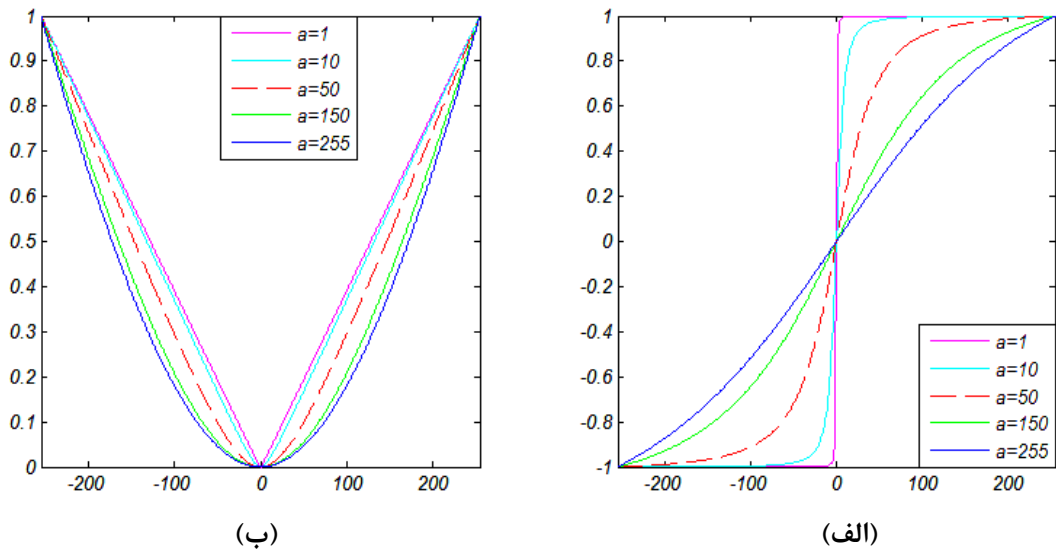


(ب)



(الف)

شکل ۳-۳ (الف) معیار خطای $L2, L1$ و $Half\text{-quadratic}$ ، (ب) توابع نفوذ متناظر آنها



شکل ۳-۴ (الف) معیار خطای *Half-quadric* به ازای مقادیر مختلف a ، (ب) توابع نفوذ متناظر

۱.۲.۱.۳ محاسبه پارامتر a مطابق با دقت هر فریم

همانگونه که پیش از این نیز گفته شد، تخمین دقیق پارامترهای ثابت و PSF ، در بازسازی تصویر HR بسیار با اهمیت است. اما در کاربردهای واقعی، تخمین دقیق این پارامترها بسیار سخت است. همچنین خطاهای هر فریم LR نیز به ناچار با این سه نوع نویز درگیر هستند: نویز ماتی بدلیل تخمین نادرست PSF ، نویز ثابت بدلیل ثابت نادرست و نویز گوسی اضافه شده. این سه نوع نویز، سطوح مختلفی از خطاها را در هر فریم ایجاد می‌کند. برای مثال در مرحله ثابت ممکن است، تخمین دقیق‌تری برای برخی از فریم‌ها نسبت به سایر فریم‌ها بدست آید. علاوه براین، PSF سیستم ممکن است بین فریم‌های مختلف به علت آشفتگی‌های جوی در زمان‌های مختلف، متفاوت باشد.

برای حل این مشکل، برخی مقالات [۶۸، ۷۹، ۶۹، ۸۰]، از یک استراتژی انطباقی، متناسب با نوع معیار خطا، برای بدست آوردن حد آستانه مناسب استفاده کردند. در نتیجه برای هر فریم LR ، با توجه به قابلیت اطمینان آن، حد آستانه‌ای را بدست آوردند. به این معنا که حد آستانه می‌تواند بعنوان شاخصی برای سودمندی و اهمیت هر قاب استفاده شود. فریم‌ها با خطای بزرگتر سهم کمتری را در تصویر HR بازسازی شده دارند و آستانه کمتری برای آنها در نظر گرفته می‌شود.

در این پایان نامه، X_0 مقدار اولیه برای تخمین SR است و با درونیایی دوسویه از اولین فریم LR بدست آمده است. بعلت سطوح دقت متفاوت مدل در نظر گرفته برای سیستم تصویربرداری، میانگین خطا برای هر فریم متفاوت است، که به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$E_k = \left\| DH_k F_k \hat{X}_0 - Y_k \right\|_2 / Q \quad (18-3)$$

که Q تعداد کل پیکسل‌های تصویر کم وضوح است.

زمانیکه پارامترهای ثابت و PSF برای یک فریم LR مشخص به درستی تخمین زده شده باشد، خطای مربوطه کم و حدوداً از توزیع گوسی پیروی می‌کند. در این حالت نرم $L2$ انتخابی مناسب است. بنابراین مقادیر a_k برای چنین فریم‌هایی بزرگ است و سهم بیشتری را در بازسازی تصویر نهایی پیدا می‌کنند. اما برای آن دسته از فریم‌هایی که درگیر خطا هستند، با اختصاص مقادیر کوچک a_k سهم کمتری را برای بازسازی تصویر HR به آنها می‌دهیم. بر اساس این تجزیه تحلیل، a_k برای هر فریم باید از اصول زیر پیروی کند:

- a_k بطور معکوس، متناسب با E_k باشد.
- a_k بزرگتر از صفر و اگر $E_k \rightarrow E_{min}$ (کمترین مقدار برای تمامی E_k) $a_k \rightarrow a_{max}$ (کران بالا برای a_k)
- اگر $E_k \rightarrow E_{max}$ (بیشترین مقدار برای تمامی E_k) $a_k \rightarrow a_{mix}$ (کران پایین برای a_k)

زنگ و همکارانش [۸۰]، از تابع درجه دوم و اکیدا نزولی زیر برای تعیین پارامتر a_k استفاده کردند:

$$a_k = -\tau E_k^2 + \gamma \quad (19-3)$$

که پارامتر $\tau > 0$ شیب این تابع درجه دوم را کنترل می‌کند. پارامتر τ و γ بصورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\tau = \frac{a_{max} - a_{min}}{E_{max}^2 - E_{min}^2} \quad \gamma = \frac{a_{max} E_{max}^2 - a_{min} E_{min}^2}{E_{max}^2 - E_{min}^2} \quad (20-3)$$

کران پایین برای a_k را $0/1$ و a_{\max} را ماکزیمم خطا بین تمام فریم‌ها ($a_{\max} = E_{\max}$) در نظر گرفتند.

در شرایطی که خطا تنها در بعضی از فریم‌ها دیده شود، این رویکرد می‌تواند نتایج مطلوبی را بدست آورد. اما زمانی که تمامی فریم‌های کم وضوح به نحوی درگیر خطا شوند، سطح خطای مینیمم در کل فریم‌ها نیز افزایش می‌یابد. در چنین شرایطی عملکرد این روش مشابه زمانی است که هیچ فریمی درگیر خطا نباشد و برای تمامی فریم‌ها مقادیر a_k نسبتاً بالایی قرار می‌دهد. در نتیجه با افزایش تاثیر این فریم‌های آلوده در فرآیند بازسازی تصویر HR ، تصویر خروجی با خرابی بصری شدیدی تولید خواهد شد. با توجه به این مساله، در الگوریتم پیشنهادی، تاثیر مینیم خطا در فرآیند بدست آوردن a_k حذف شده است. ما تابع درجه دوم زیر را برای بدست آوردن مقدار a_k پیشنهاد می‌دهیم:

$$a_k = \eta \left[(E_k - E_{\max})^2 + \frac{1}{\sqrt{\eta}} \right] \quad (21-3)$$

که η وزن مناسب را برای تابع درجه دوم مهیا می‌کند. برای بدست آوردن این وزن از پارامترهای آماری نظیر واریانس و قدرمطلق انحراف از میانه (MAD)¹ استفاده می‌کنیم. در آمار، معیار قدرمطلق انحراف از میانه [۷۹]، به عنوان یکی از دقیق‌ترین معیارهای مقاوم برای محاسبه تغییرات کل داده است. این معیار برای k -امین تصویر LR بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$MAD_k = \text{median}_i \left\{ r_{k,i} ([DH_k F_k \underline{X}; \underline{Y}_k]_i) - \text{median}_j r_{m,j} ([DH_k F_k \underline{X} - \underline{Y}_k]_j) \right\} \quad (22-3)$$

که $r_{k,i} ([DH_k F_k \underline{X}; \underline{Y}_k]_i) = [DH_k F_k \underline{X} - \underline{Y}_k]_i$ خطای باقیمانده‌ی بین تخمین تصویر HR تنزل یافته و k -امین فریم LR است. MAD معیار پراکندگی آماری است. با توجه به این تعریف، برای k -امین فریم LR ضریب مقیاس دهی η به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\eta = \left(\frac{MAD_k}{\text{Var}(E_k)} \right)^2 \quad (23-3)$$

¹Median Absolute Deviation

که در این رابطه، $Var(E_k)$ واریانس E_k است، و نشان می‌دهد که مجموعه‌ی خطاها در کل فریم‌ها چگونه حول مقدار میانگین خطا پخش می‌شوند.

علت استفاده از تابع درجه دوم در فرآیند محاسبه a_k در مشتق خطی آن نهفته است. نرخ تغییرات تابع درجه دوم با افزایش خطا بیشتر می‌شود. این خطا متناظر با فریم‌هایی است که تخمین نادرستی در ثبت یا PSF دارند. از این رو تابع درجه دوم پاسخی بسیار حساس به این فریم‌ها دارد و آستانه کوچکتری را برای این گونه فریم‌ها تنظیم می‌کند. از طرف دیگر، از آنجا که تخمین اولیه تصویر HR فقط تقریبی از تصویر HR اصلی است، خطای باقیمانده شامل برخی اطلاعات جدید است. تابع درجه دوم نرخ تغییرات کوچکتری در خطاهای کوچک دارد. این طبیعت باعث می‌شود، جواب نهایی به این خطاهای کوچک که در نتیجه‌ی اطلاعات جدید است، حساس نباشد.

۳.۱.۳ تنظیم‌کننده‌ها

همانگونه که در فصل یک اشاره شد، فراتفکیک پذیری مسئله بدحالت است. در حالت فرو معین^۱ (یا عبارتی زمانیکه تعداد فریم‌های موجود کمتر r^2 باشد)، بی‌نهایت جواب برای ارضای معادله (۱-۲) وجود خواهد داشت. در حالت مربع^۲ و یا فرا معین^۳، حل مسئله پایدار نخواهد بود؛ بدین معنی که، وجود مقداری نویز در اندازه‌گیری‌ها، انحرافات شدیدی را در جواب نهایی ایجاد می‌کند. بنابراین در نظر گرفتن جمله‌ی تنظیم‌کننده برای بدست آوردن حلی پایدار در فراتفکیک پذیری نیاز ضروری است. علاوه بر این، جمله‌ی تنظیم‌کننده، در حذف خرابی بصری در تصویر نهایی و همچنین تقویت نرخ همگرایی موثر است. از میان جملات تنظیم‌کننده، ما به دنبال تنظیم‌کننده‌ای هستیم که علاوه بر ایجاد لبه‌هایی تیزتر در تصویر نهایی، پیاده‌سازی آسانی داشته باشد. جمله تنظیم‌کننده با استفاده از برخی اطلاعات پیشین کلی درباره تصویر با وضوح مطلوب، می‌تواند اطلاعات اندازه‌گیری شده از دست رفته را جبران کند.

^۱ Underdetermined

^۲ حالتی که تعداد فریم‌های کم وضوح موجود، برابر با مربع عامل افزایش وضوح است.

^۳ حالتی که تعداد فریم‌های کم وضوح موجود، بیشتر از مربع عامل افزایش وضوح است (Overdetermined).

جمله تنظیم کننده معمولاً به صورت عامل جریمه در مینیمم سازی کلی تابع هزینه پیاده سازی می شود [۱۱].

$$\hat{X} = \arg \min_{\underline{X}} = \left[\sum_{k=1}^K \rho(\underline{Y}_k, D_k H_k F_k \underline{X} + \lambda Y(\underline{X})) \right] \quad (24-3)$$

که λ پارامتر تنظیم نامیده می شود و اسکالری است که بین جمله اول (هزینه مشابهت یا وفاداری) و جمله دوم (هزینه تنظیم)، وزن دهی مناسب را انجام می دهد و Y تابع هزینه تنظیم کننده است.

یکی از توابع تنظیمی که به طور گسترده استفاده می شود، تنظیم تیخونوف است [۱۹،۸۶]:

$$Y_T = \|\Lambda \underline{X}\|_2^2 \quad (25-3)$$

که Λ عملگری بالاگذر نظیر مشتق، لاپلاس و یا حتی ماتریس همانی است. عملکرد کلی این تنظیم کننده بصورت محدود کردن کل انرژی تصویر (زمانی که Λ ماتریس همانی است) و یا اجبار به هموارسازی فضایی تصویر نهایی است (برای حالتی که Λ مشتق یا لاپلاس است). از آنجایی که نویز و پیکسل های لبه جزء انرژی فرکانس بالای تصویر محسوب می شوند، با حذف آنها در این فرآیند تنظیم، تصویر بازسازی شده نهایی شامل لبه های تیز نخواهد بود. تعریف Λ به صورت عملگر لاپلاس به صورت زیر است:

$$\Lambda = \begin{vmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{vmatrix} \quad (26-3)$$

در [۷۳]، تنظیم کننده تیخونوف را با استفاده از تخمین *Lorentzian* گسترش دادند:

$$Y_{LorT} = \rho_{Lor}(\Lambda \underline{X}, T) \quad (27-3)$$

که T حد آستانه است. طبق ویژگی دوم تخمینگرهای M مقاوم، تنظیم کننده Y_{LorT} ، اجزای فرکانس بالای بزرگتر از حد آستانه را حذف نمی کند. بنابراین بازسازی لبه های تیز در تصویر بستگی به تنظیمات اولیه در شروع تکرار دارد.

سایر تخمینگرها شامل *Andrew's Sine*، *Hample*، *Leclerc*، *Huber*، *Gaussian* و *Tukey's Biweight* نیز می‌تواند در معادله (۳-۲۶) با جایگزینی تخمینگر *Lorentzian* استفاده شوند [۷۰، ۷۵، ۷۷].

انواع مشخصی از توابع تنظیم برای برخی از تصاویر خاص به خوبی کار می‌کنند اما برای عموم تصاویر مناسب نمی‌باشند. برای مثال تنظیم کننده حداکثر درگاشت^۱، بازسازی تیزی از اجسام نقطه‌ای نظیر ستاره‌ها در تصاویر نجومی ایجاد می‌کنند، با این حال بروی تصاویر طبیعی قابل اجرا نیست [۱۱].

یکی از موفق‌ترین روش‌های تنظیم برای حذف نویز و حذف ماتی، روش تغییرات کل (*TV*)^۲ است [۹۷]. معیار تغییرات کل مقدار کل تغییرات در یک تصویر را با استفاده از معیار *LI* بروی گرادیان دامنه، جریمه می‌کند و بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$Y_{TV} = \|\nabla \underline{X}\|_1 \quad (۳-۲۸)$$

که ∇ عملگر گرادیان است. با اهمیت‌ترین خاصیت معیار تغییرات کل، تمایل به حفظ لبه‌ها در بازسازی می‌باشد [۹۷، ۹۶]، زیرا شیب گرادیان‌های محلی را شدیداً جریمه نمی‌کند. مبتنی بر کلیات معیار تغییرات کل، معیار تغییرات کل دو طرفه (*BTV*)^۳ برای بازسازی تصویر با لبه‌هایی تیز تر بصورت زیر مطرح می‌شود [۴۰]:

$$Y_{BTV} = \sum_{l,m=-P}^P \alpha^{|m|+|l|} \|\underline{X} - S_x^l S_y^m \underline{X}\|_1 \quad (۳-۲۹)$$

که S_x^l و S_y^m عملگرهایی متناظر با جابجایی تصویر \underline{X} با l پیکسل در جهت افقی و m پیکسل در جهت عمودی است. این تابع هزینه در نتیجه‌ی محاسبات مشتق در سرتاسر مقیاس‌های متعدد وضوح است (که توسط پارامتر P تعیین می‌شود). پارامتر P ، اندازه متناظر با هسته فیلتر دو طرفه را

^۱Maximum Entropy

^۲Total Variation

^۳Bilateral Total Variation

تعریف می‌کند. وزن اسکالر α ، $0 < \alpha < 1$ ، برای ایجاد اثر کاهشی روی مجموع جمله تنظیم کننده اعمال می‌شود.

اگر $P = \alpha = 1$ باشد، Q_x و Q_y مشتق اول هستند ($Q_x = I - S_x$ و $Q_y = I - S_y$)، معادله (۳-۲۹) بصورت زیر بازنویسی می‌شود [۱۱]:

$$Y_{BTV}(X) = \|Q_x X\|_1 + \|Q_y X\|_1 \quad (30-3)$$

که همانگونه که در [۹۵] مطرح شده است، تقریبی موثر، قابل اطمینان و محاسباتی از معیار تغییرات کل است. با وجود اینکه تنظیم کننده‌های TV و BTV به حفظ لبه‌ها در بازسازی تصویرگرایش دارند، اما با اینحال به خوبی مشخص شده است که این تنظیم کننده‌ها، با اعمال نرم LI روی گرادیان، اغلب منجر به نتایج ثابت تکه‌ای می‌شود. از اینرو لبه‌هایی مصنوعی در مناطق صاف تولید می‌کنند.

چاربونیر و همکارانش [۱۱۱]، طرح رگولاسیون حفظ لبه را در کلاسی از توابع پتانسیل توسعه دادند. این نوع تنظیم با استفاده از پتانسیل در مجازات شیب تصویر، می‌تواند شیب‌های بزرگ متناظر با لبه‌ها را حفظ کند. در حالیکه شیب‌های کوچک که اغلب اثر نویز هستند، را هموار می‌کند. توجه کنید که تابع ρ در معادله (۶)، شرایط را برای حفظ لبه توابع بالقوه در [۱۱۱] ارضا می‌کند. در [۸۰]، با استفاده از این تابع تنظیم کننده‌ی جدیدی با نام تنظیم کننده‌ی حفظ لبه دوطرفه (BEP)^۱ پیشنهاد دادند:

$$Y_{BEP}(X) = \sum_{l=-P}^P \sum_{m=-P}^P \sum_{i=1}^N \alpha^{|l|+|m|} \rho((\underline{X} - S_x^l S_y^m \underline{X})[i], c) \quad (31-3)$$

که α ، P ، S_x^l و S_y^m مشابه معادله (۳-۲۹) هستند. $(\underline{X} - S_x^l S_y^m \underline{X})[i]$ ، i امین المان از بردار $\underline{X} - S_x^l S_y^m \underline{X}$ است. پارامتر c حد آستانه‌ای در مجازات تعویض شیب از شدید به خفیف است. با استفاده از معادله (۳-۱۴) به منظور مجازات شیب، ترم تنظیم پیشنهادی $Y_{BEP}(X)$ می‌تواند لبه‌هایی تیز شبیه تنظیم BTV داشته باشد. مزیت این تنظیم کننده نسبت به تنظیم کننده BTV ، هموار سازی محدوده‌ای از شیب‌های کوچک مانند تنظیم کننده تیخونوف است تا لبه‌های مصنوعی (ناپیوستگی‌ها) که توسط تنظیم BTV در نواحی پیوسته تولید شده را کاهش دهد. با تغییر پارامتر c ،

^۱ Bilateral Edge-Preserving

تغییر رفتار این تنظیم کننده از BTV به تیخونوف قابل کنترل است. علاوه بر این $\rho(x, c)$ به شدت محدب و بطور پیوسته مشتق پذیر است، بنابراین، مشکلات عددی که تنظیم کننده های BTV و TV با آن درگیر هستند را ایجاد نمی کند.

۲.۳ روش پیشنهادی جهت ارتقاء وضوح

در این بخش، مبتنی بر مباحث مطرح شده در بخش های (۲.۱.۳) و (۳.۱.۳)، روش حلی مقاوم، برای مسئله فراتفکیک پذیری پیشنهاد خواهیم داد. در ساختار پیشنهادی، با استفاده از معیاری جدید برای تاثیر گذاری فریم ها در بازسازی تصویر، حل مستحکمی را در برابر انواع خطاها بصورت زیر ارائه می کنیم:

$$\hat{\underline{X}} = \arg \min_{\underline{X}} \left[\sum_{k=1}^K \left(a_k \sqrt{a_k^2 + (DH_k F_k \underline{X} - \underline{Y}_k)^2} - a_k^2 \right) + \lambda \sum_{l=-P}^P \sum_{m=-P}^P \sum_{i=1}^N \alpha^{|l|+|m|} \left(c \sqrt{c^2 + \left((\underline{X}_n - S_x^l S_y^m \underline{X}_n) [i] \right)^2} \right) \right] \quad (3-32)$$

که a_k با استفاده از معادله (۳-۲۱) محاسبه می شود.

تحدب شدید تابع در معادله (۳-۱۴) حاکی از تحدب شدید تمام تابع در معادله (۳-۳۲) است، و به همین دلیل، استفاده از الگوریتم تندترین کاهش (SD)^۱، مسئله را به نقطه مینیمم کلی همگرا می کند. با اینحال، برای همگرایی سریعتر می توان از الگوریتم بهینه سازی گرادیان مزدوج استفاده کرد [۱۱۳، ۱۱۴]. با استفاده از روش بهینه سازی SD ، تخمین HR جاری بوسیله تابع زیر به روز رسانی می شود:

$$\hat{\underline{X}}_{n+1} = \hat{\underline{X}}_n - \beta \nabla \hat{\underline{X}}_n, n = 1, 2, \dots \quad (3-33)$$

که β اندازه گام در جهت گرادیان است، و $\nabla \hat{\underline{X}}_n$ بصورت زیر تعریف می شود:

¹Steepest Descent

$$\nabla \hat{\underline{X}}_n = \left[\sum_{k=1}^K (DH_k F_k)^T W_{k,n} (DH_k F_k \hat{\underline{X}}_n - Y_k) \right] + \lambda \sum_{l=-P}^P \sum_{m=-P}^P \alpha^{|l|+|m|} [I - S_x^{-l} S_y^{-m}] W_n (\hat{\underline{X}}_n - S_x^l S_y^m \hat{\underline{X}}_n) \quad (34-3)$$

که S_x^{-l} و S_y^{-m} ترانهاده ماتریس‌های S_x^l و S_y^m هستند و اثر انتقال در جهت مخالف S_x^l و S_y^m را دارند. F ، H و D به ترتیب ماتریس‌های حرکت، ماتی و کاهش مقیاس هستند و F^T ، H^T و D^T معکوس این ماتریس‌ها هستند. W_n و $W_{k,n}$ دو ماتریس قطری هستند که به ترتیب وزن خطای $DH_k F_k \hat{\underline{X}}_n - Y_k$ و گرادیان‌های $\hat{\underline{X}}_n - S_x^l S_y^m \hat{\underline{X}}_n$ هستند، i امین المان قطری ماتریس $W_{k,n}$ توسط تابع $\varphi((DH_k F_k \hat{\underline{X}}_n - Y_k)[i], a_k)$ محاسبه می‌شود و $\varphi(x, a_k) = a_k / (a_k^2 + x^2)^{1/2}$ ، i امین المان از بردار $DH_k F_k \hat{\underline{X}}_n - Y_k$ است. المان‌های قطری W_n از راهی مشابه با استفاده از $\varphi(x, c) = c / (c^2 + x^2)^{1/2}$ و $\hat{\underline{X}}_n - S_x^l S_y^m \hat{\underline{X}}_n$ بدست می‌آید. پارامتر c شدت جریمه گرادیان محلی را کنترل می‌کند. ما c را بعنوان عددی ثابت که مجازات برای سوئیچ شیب از شدید به خفیف را انجام می‌دهد، قرار می‌دهیم. همچنین، انتخاب مقدار مناسب λ که تعامل بین ترم وفاداری و تنظیم را کنترل می‌کند یک موضوع با اهمیت است. در آزمایش‌ها، پارامتر λ برای بالاترین مقدار $PSNR$ یا بهترین نتایج بصری ممکن انتخاب شد. نتایج شبیه سازی در بخش ۳.۳، قدرت الگوریتم پیشنهادی را نشان خواهد داد.

۳.۳ آزمایش‌ها

در این بخش عملکرد الگوریتم ارتقاء وضوح پیشنهاد شده در این فصل را با سایر روش‌های ارتقاء وضوح موجود مقایسه می‌کنیم. آزمایش‌ها بر روی داده‌های ساخته شده و واقعی انجام شده است. فریم‌های کم وضوح «دیسک» از [۷۲] گرفته شده‌است، و فریم‌های کم وضوح مربوط به تصویر «اعلامیه» به صورت مصنوعی ساخته شده‌است. برای ساخت فریم‌های کم وضوح از تصویر وضوح بالای نشان داده شده در شکل ۳-۵(الف) و (ب)، از معادله (۲-۱) استفاده شده است. ابتدا تصویر وضوح بالا به اندازه یک پیکسل در جهت عمودی جابجا می‌کنیم. سپس برای شبیه‌سازی اثر PSF دوربین، این تصویر وضوح بالای جابجا شده را با فیلتر پایین گذرگوسی متقارن با اندازه 5×5 و انحراف معیاری معادل یک، کانوال می‌کنیم. تصویر بدست آمده را با ضریب ۴ در هر جهت کاهش

مقیاس می‌دهیم. با همین روش و با بردارهای جابجایی متفاوت در جهت‌های افقی و عمودی (مطابق جدول ۳-۱)، ۱۶ فریم کم وضوح از صحنه اصلی ساخته می‌شود.

نهایتاً نویز گوسی برای بدست آوردن نسبت سیگنال به نویز (SNR)^۱ معادل ۱۸ دسیبل به فریم‌های کم وضوح اضافه می‌شود. معیار پیک سیگنال به پیک نویز ($PSNR$)^۲، به منظور اندازه‌گیری کیفیت تصاویر تخمین زده استفاده می‌شود و به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$PSNR = 10 \log_{10} (255^2 L_1 N_1 L_2 N_2 / \|\hat{X} - X\|^2) \quad (3-35)$$

که $L_1 N_1 L_2 N_2$ تعداد کل پیکسل‌های تصویر HR است، \hat{X} و X به ترتیب، تصویر HR ساخته شده و تصویر اصلی می‌باشد. تمامی مقادیر اولیه تکرار با درونیایی دوسویه از اولین فریم کم وضوح مرجع بدست آمده است. البته پارامتر $PSNR$ به تنهایی نمی‌تواند معیار مناسبی برای بررسی عملکرد الگوریتم‌های SR باشد و مقایسه بصری نیز باید انجام شود. پارامترهای تنظیم و بهینه‌سازی برای بالاترین مقدار $PSNR$ و بهترین دید بصری تنظیم شده‌اند. همچنین برای مشاهده‌ی بهتر نتایج در هر بخش، تنها قسمتی از تصاویر نشان داده شده است.

۱.۳.۳ بررسی روش‌های متفاوت بازسازی و تاثیر تنظیم‌کننده‌ها

در آزمایش اول، با توجه به بردارهای صحیح حرکت (جدول ۳-۱)، PSF مشخص و بدون در نظر گرفتن اثر نویز، به بازسازی تصاویر کم وضوح می‌پردازیم. ابتدا با استفاده از درونیایی دوسویه، یکی از تصاویر کم وضوح را با مقیاس ۴ بزرگنمایی می‌کنیم. همانگونه که از شکل ۳-۶ (ج) مشخص است، کیفیت تصویر ایجاد شده به شدت پایین است و نتوانسته جزئیات تصویر را بازسازی کند. در ادامه با استفاده از فرآیند غیر تکراری شیفت و اضافه کردن^۳ که در [۳۹] مطرح شده است، تصویر HR را بازسازی می‌کنیم. در این روش، با قرار دادن مقادیر صفر بین پیکسل‌های تصاویر کم وضوح، فریم‌های

این معیار بصورت $SNR = 10 \log_{10} (\sigma^2 / \sigma_n^2)$ تعریف می‌شود که σ_n^2 و σ^2 به ترتیب واریانس فریم و واریانس نویز می‌باشند.

^۲ peak signal-to-noise ratio

^۳ Shift and add

LR به شبکه HR نگاشت پیدا می کنند (مطابق شکل ۳-۱)، سپس این تصاویر با توجه به جابجایی بین فریم‌های همجوار در یک شبکه HR قرار خواهند گرفت. شکل ۳-۶(د)، نتیجه بازسازی تصویر را با این روش نشان می دهد.

این روش در مقایسه با درونیابی دوسویه عملکرد بهتری دارد اما تصویر ایجاد شده مات است و کیفیت مطلوبی ندارد. معمولاً برای بالا بردن کیفیت تصویر بازسازی شده در فرآیندهای تکرار شونده، از این روش به عنوان مقدار اولیه تصویر HR استفاده می شود. شکل ۳-۶(ه)، بازسازی تصویر را با معیار $Half\text{-}quadratic$ و بدون استفاده از تنظیم کننده را نشان می دهد. مطابق این شکل، در بازسازی تصویر بدون استفاده از تنظیم کننده‌ها، فضای خالی بین پیکسل‌ها به خوبی تخمین زده نمی شود و در مناطق بدون لبه (نواحی صاف تصویر) تصویر یکنواخت نیست. با کاهش تعداد فریم‌های LR ، مکان پیکسل‌های صفر تصویر افزایش می یابد. بازسازی تصویر با در نظر گرفتن تنظیم کننده BEP ، با پیاده‌سازی معادله (۳-۳۱) قابل اجراست. همانگونه که در شکل ۳-۶(و) نشان داده شده است، در این بازسازی علاوه بر یکنواخت کردن مناطق صاف، لبه‌ها نیز به خوبی حفظ شده اند و تصویر نهایی تیز می باشد. پارامترها در این روش به صورت، $\lambda=0.08$ ، $\alpha=0.4$ ، $P=2$ ، $\beta=2$ و $c=5$ است. شکل ۳-۷، این فرآیند را برای تصویر «اعلامیه» نشان می دهد. پارامترها برای این تصویر به صورت، $\lambda=0.08$ ، $\alpha=0.4$ ، $P=2$ ، $\beta=2$ و $c=5$ است.

۲.۳.۳ ارزیابی عملکرد الگوریتم پیشنهادی در مقابل خطای ثبت

در آزمایش دوم، با ایجاد خطا در تخمین حرکت (خطای ثبت)، عملکرد الگوریتم‌های مختلف در ترم وفاداری و تنظیم مورد بررسی قرار خواهد گرفت. برای شبیه سازی خطای ثبت، بایاسی معادل یک پیکسل جابجایی در شبکه LR (یا معادل ۴ پیکسل در شبکه HR) به پنج فریم انتهایی تصاویر ساخته شده اضافه می شود. بردارهای حرکت دارای خطا در جدول ۳-۲ آورده شده است.

نتیجه‌ی استفاده از معیار $L2$ و تنظیم تیخونوف در شکل ۳-۸(الف)، نشان داده شده است. همان‌گونه که مشخص است، معیار $L2$ هیچ‌گونه مقاومتی در برابر خطای حرکت ندارد و خرابی ناشی از خطای حرکت در تصویر HR بازسازی شده کاملاً دیده می شود. تصویر حاصل از پیاده سازی معیار $L1$ و تنظیم BTV در شکل ۳-۸(ب)، آورده شده است. این روش در مقایسه با معیار $L2$ ، عملکرد بهتری دارد، اما خرابی حرکتی در تصویر بازسازی شده هنوز قابل رویت است. شکل ۳-۸(ج) بکار

بدن تخمین *Huber* و تنظیم *BTV* را در بازسازی تصویر *HR* نشان می‌دهد. با تنظیم حد آستانه $T=0.01$ برای معادله (۳-۱۰)، مقاومت نسبت به خطا را افزایش دادیم و اعوجاج‌ها را تا حد زیادی کاهش پیدا کرد.

نهایتاً پیاده‌سازی روش پیشنهادی مطرح شده در بخش ۲.۳، در شکل ۳-۸(د) نشان داده شده است. پارامترهای انتخاب شده برای این روش به صورت $\lambda=0.03$ ، $\alpha=0.3$ ، $P=2$ ، $\beta=4$ و $c=10$ هستند. با مقایسه‌ی شکل ۳-۸(د) با سایر روش‌ها، متوجه می‌شویم که نه تنها روش پیشنهادی در حذف اعوجاج‌های ناشی از خطای حرکت به طور موثرتری عمل کرده است، بلکه تصویر حاصل شده لبه‌هایی تیزتر بدون اثرات رینگینگ دارد.

جدول ۱-۳ بردارهای حرکت (در شبکه *LR*) استفاده شده برای ایجاد فریم‌های کم وضوح

شماره فریم	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸
حرکت در جهت <i>X</i>	۰	۰,۲۵	۰,۵	۰,۷۵	۰	۰,۲۵	۰,۵	۰,۷۵
حرکت در جهت <i>Y</i>	۰	۰	۰	۰	۰,۲۵	۰,۲۵	۰,۲۵	۰,۲۵

شماره فریم	۹	۱۰	۱۱	۱۲	۱۳	۱۴	۱۵	۱۶
حرکت در جهت <i>X</i>	۰	۰,۲۵	۰,۵	۰,۷۵	۰	۰,۲۵	۰,۵	۰,۷۵
حرکت در جهت <i>Y</i>	۰,۵	۰,۵	۰,۵	۰,۵	۰,۷۵	۰,۷۵	۰,۷۵	۰,۷۵

جدول ۲-۳ بردارهای نادرست حرکت (در شبکه *LR*) که برای شبیه‌سازی اثر خطای ثبت استفاده می‌شود.

شماره فریم	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸
حرکت در جهت <i>X</i>	۰	۰,۲۵	۰,۵	۰,۷۵	۰	۰,۲۵	۰,۵	۰,۷۵
حرکت در جهت <i>Y</i>	۰	۰	۰	۰	۰,۲۵	۰,۲۵	۰,۲۵	۰,۲۵

شماره فریم	۹	۱۰	۱۱	۱۲	۱۳	۱۴	۱۵	۱۶
حرکت در جهت <i>X</i>	۰	-۰,۷۵	-۰,۵	-۰,۲۵	۰	-۰,۷۵	-۰,۵	-۰,۲۵
حرکت در جهت <i>Y</i>	-۰,۵	-۰,۵	-۰,۵	-۰,۵	-۰,۲۵	-۰,۲۵	-۰,۲۵	-۰,۲۵

علت عملکرد مطلوب تر روش پیشنهادی را می توان با توجه به رویکرد انطباقی اتخاذ شده تفسیر کرد. شکل ۳-۹ (الف) و (ب)، پارامتر a_k و E_k مطرح شده در بخش ۱.۲.۱.۳، را برای این آزمایش نشان می دهد. همانگونه که نشان داده شده است، در ۸ فریم انتهایی که خطا در پارامتر ثبت ایجاد شده است، مقادیر خطای باقیمانده برای فریم های متناظر افزایش یافته و در تبع آن، مقادیر a برای فریم های مزبور کاهش پیدا کرده است. در نتیجه، با کاهش تاثیر این فریم ها در بازسازی نهایی تصویر HR ، عملکرد مطلوب تری را در تصویر بازسازی شده خواهیم داشت.

شکل ۳-۱۰ تابع نفوذ تخمین گر $Half\text{-}quadratic$ را متناسب با مقادیر a_k بدست آمده برای این آزمایش نشان می دهد. تغییر عملکرد این تخمینگر با توجه به خطای هر فریم کاملا مشخص است. در فریم های درگیر خطا، منحنی این تخمینگر متمایل به نرم $L1$ است و حساسیت کمتری نسبت به خطا خواهد داشت.

۳.۳.۳ ارزیابی استحکام روش پیشنهادی در مقابل پرتی ها

در آزمایش سوم، مقاومت روش پیشنهادی را در برابر پرتی بررسی می کنیم و با مقایسه با سایر روش ها، عملکرد موثرتر روش پیشنهاد شده را توجیه خواهیم کرد. برای شبیه سازی اثرات پرتی ها ما نویز فلغل و نمک را با سطوح ۵٪ و ۱۰٪ و ۲۰٪ به فریم های کم وضوح اضافه خواهیم کرد.

در قسمت اول این آزمایش، سطوح متفاوت نویز را به نیمی از فریم های کم وضوح اضافه کرده و با توجه به مقدار $PSNR$ بدست آمده، به بررسی عملکرد روش های مطرح شده در آزمایش قبل می پردازیم. ابتدا با استفاده از معیار $L2$ و تنظیم تیخونوف به بازسازی تصویر HR می پردازیم. همانگونه که در شکل ۳-۱۱ (الف) مشاهده می شود، این روش در مقابل پرتی ها در تمامی سطوح غیر مستحکم بوده و کمترین مقدار $PSNR$ دارد. روش های معیار $L1$ و تخمینگر $Huber$ با تنظیم کننده BTV ، نسبت به معیار $L2$ مقاوم تر هستند. اما با افزایش سطح نویز عملکرد این روش ها نیز با توجه به مقادیر $PSNR$ حاصل شده کاهش می یابد. نهایتا روش مطرح شده در بخش ۲.۳ را با استفاده از استراتژی تطبیقی در [۸۰] و روش پیشنهادی در بخش ۱.۲.۱.۳ پیاده سازی می کنیم. همانگونه که مشاهده می شود، این دو روش در سطوح متفاوت نویز عملکرد ثابتی دارند و بالاترین مقدار $PSNR$ را ایجاد می کنند. پارامترهای تنظیم شده در این حالت $\lambda=0.08$ ، $\alpha=0.4$ ، $P=2$ ، $\beta=2$ و $c=8$ می باشد.

در بخش دوم، تمامی فریم‌های کم وضوح را با سطوح متفاوت نویز فلفل و نمک (۰.۵٪، ۱.۰٪ و ۲.۰٪) آلوده می‌کنیم. با توجه به شکل ۳-۱۱ (ب)، علاوه بر عملکرد ضعیف معیار $L2$ و تنظیم تیخونوف، مقاومت روش‌های $L1+BTV$ و $Huber+BTV$ نیز به شدت کاهش پیدا کرده است. در ادامه از روش مطرح شده در [۸۰] و روش پیشنهادی برای بازسازی تصویر استفاده می‌کنیم. با افزایش سطح نویز، عملکرد روش [۸۰] به شدت تنزل یافته، و $PSNR$ آن در مقابل سطح نویز ۲.۰٪، به طرز قابل توجهی کاهش می‌یابد. اما در مقابل، روش تطبیقی پیشنهاد شده با قرار دادن وزن‌های مناسب برای تمامی فریم‌های کم وضوح درگیر خطا، توانسته است در سطوح متفاوت نویز عملکرد ثابت و با بالاترین $PSNR$ حاصل شده را داشته باشد. از اینرو، روش پیشنهادی بشدت در مقابل پرتی‌ها مستحکم می‌باشد. در این آزمایش پارامترها به صورت $\lambda=0.1$ ، $\alpha=0.4$ ، $P=2$ ، $\beta=2$ و $c=10$ است.

همانگونه که پیش از این مطرح شد، معیار $PSNR$ به تنهایی نمی‌تواند برای بررسی عملکرد الگوریتم‌های فراتفکیک پذیری کافی باشد، بلکه مقایسه بصری نیز باید همواره مدنظر قرار بگیرد. بدین منظور، نتایج بازسازی HR ، با در نظر گرفتن سطح نویز ۲.۰٪ برای تمامی فریم‌های کم وضوح، با استفاده از روش‌های مطرح شده در شکل ۳-۱۲ آورده شده است. مطابق شکل ۳-۱۲ (ب)، معیار $L2$ به همراه تنظیم تیخونوف بسیار آسیب پذیر عمل کرده و نتوانسته در حذف پرتی‌ها به خوبی عمل کند. روش‌های $L1+BTV$ و $Huber+BTV$ علی‌رغم عملکرد موثرتر در حذف نویز، بازهم درگیر اثرات خرابی بصری ایجاد شده در تصویر است (شکل ۳-۱۲. ج و د). اما همانگونه که در شکل ۳-۱۲ (ه) مشخص است، روش مطرح شده در [۸۰]، عملکرد نامطلوبی در حضور نویز داشته و حضور نویز کاملاً در تصویر ایجاد شده با این روش مشهود است. در نهایت، شکل ۳-۱۲ (و) نیز کارایی موثر استراتژی تطبیقی پیشنهادی را در استحکام بیشتر الگوریتم در مقابل سطوح بالاتر نویز نشان می‌دهد.

۴.۳.۳ پیاده‌سازی روش پیشنهادی روی تصاویر واقعی

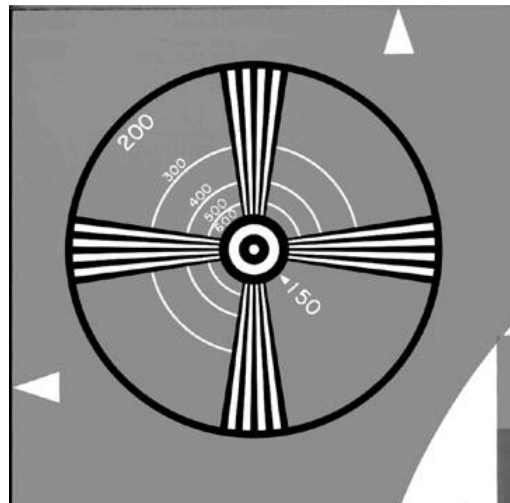
در آزمایش چهارم، عملکرد الگوریتم پیشنهادی را روی داده‌های واقعی ارزیابی می‌کنیم. برای این منظور از داده «متن» گرفته شده از [۷۲]، و داده کنترل ترافیک استفاده کرده‌ایم. در این حالت، تمامی پارامترهای مورد نیاز برای مدل، نظیر PSF و جابجایی بین فریم‌های کم وضوح برای ما مجهول است و نیاز به تخمین این پارامترها داریم. به منظور تخمین پارامترهای ثبت، روش پیشنهاد

شده در [۴۸] را پیاده‌سازی نمودیم. در این روش از رویکرد همبستگی فاز که به عنوان روشی قوی در تخمین شیفت‌های کسری است، استفاده شده است. همچنین از فیلتر پایین گذر گوسی 5×5 با واریانس معادل یک و میانگین صفر، برای مدل‌سازی PSF دوربین استفاده می‌کنیم.

برای هریک از تصاویر کم وضوح، به ترتیب از روش‌های درونیایی دوسویه، $L2$ +تیخونوف، $Huber+BTV, L1+BTV$ و روش پیشنهادی استفاده کرده‌ایم. در هر دو تصویر، استفاده از الگوریتم پیشنهادی توانسته است تصویری با کیفیت مطلوب‌تر، بدون اثرات رینگینگ و با لبه‌هایی تیزتر برای ما تولید کند (شکل ۳-۱۳ و ۳-۱۴). پارامترهای تنظیم شده برای شکل ۳-۱۳ (و) صورت $\lambda=0.05, P=2, \alpha=0.4$ و برای شکل ۳-۱۴ (و) $\lambda=0.08, P=2, \alpha=0.4, \beta=2, c=10$ و $c=8$ می‌باشد.

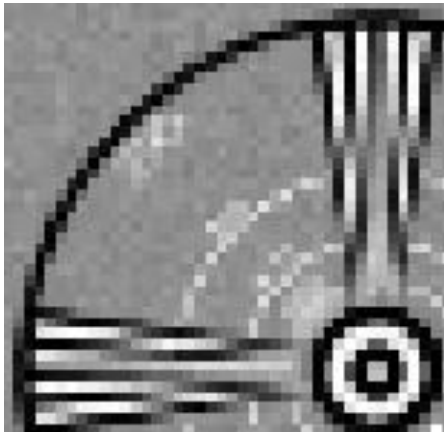


(ب)

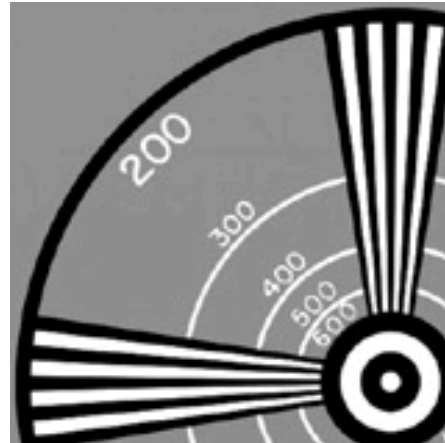


(الف)

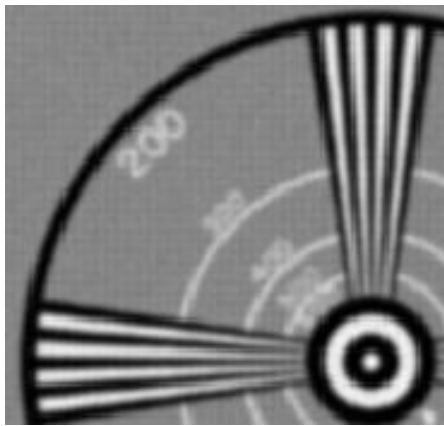
شکل ۳-۵ تصاویر اصلی مربوط به (الف) دیسک، (ب) اعلامیه



(ب)



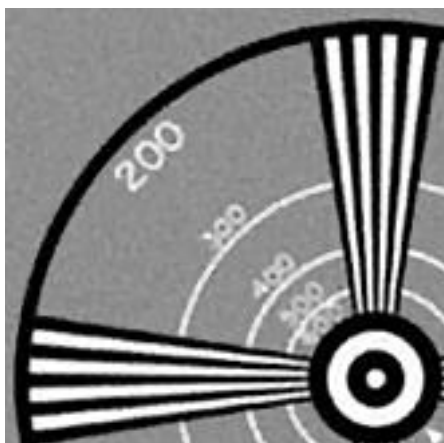
(الف)



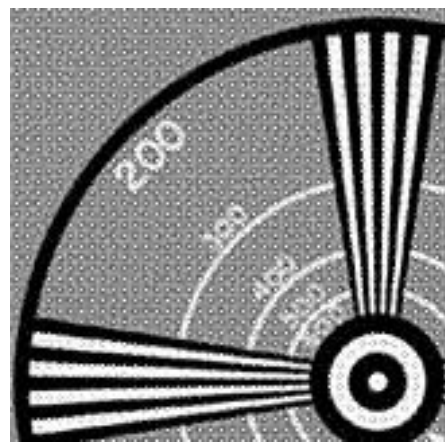
(د)



(ج)



(و)

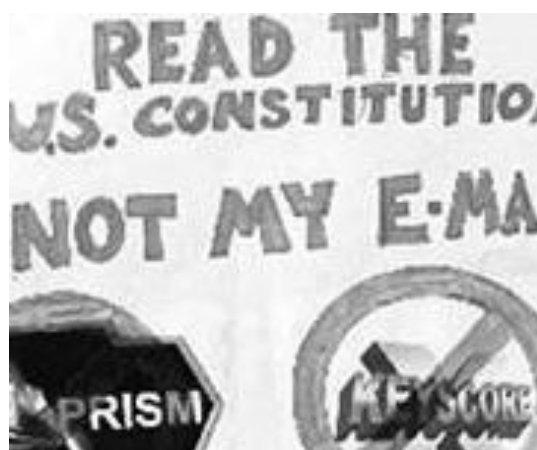


(ه)

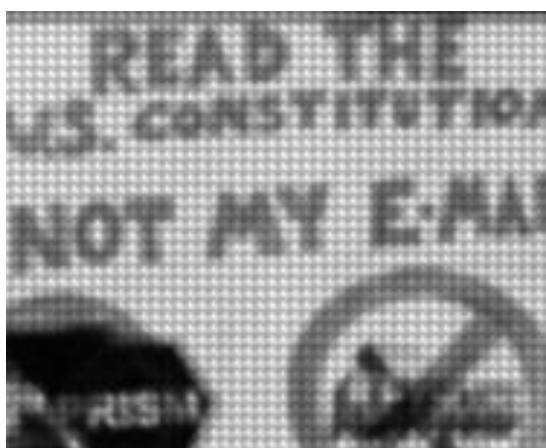
شکل ۳-۶ (الف) تصویر اصلی، (ب) یکی از فریم‌های کم وضوح، (ج) درونبایی دوسویه، (د) بازسازی با روش جابجایی و اضافه کردن، (ه) تخمینگر *Half-quadratic* (و) روش پیشنهادی



(ب)



(الف)



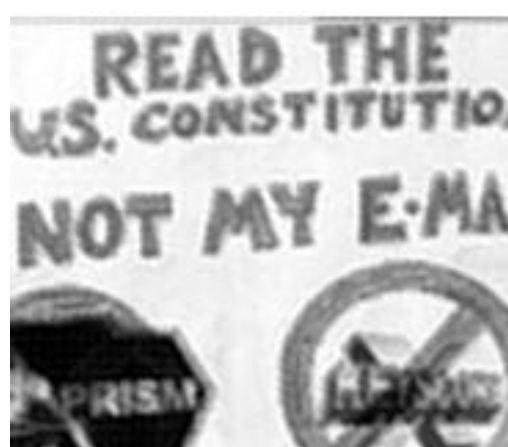
(د)



(ج)

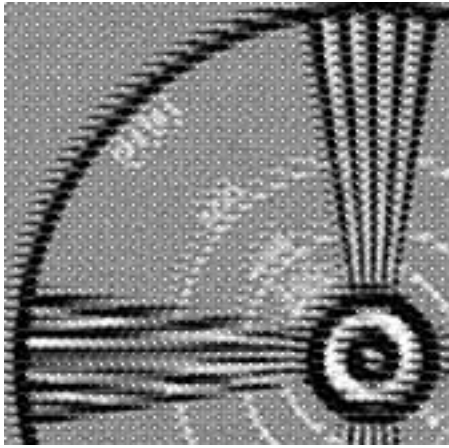


(و)

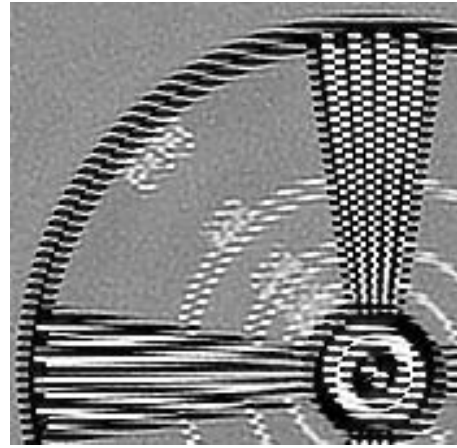


(ه)

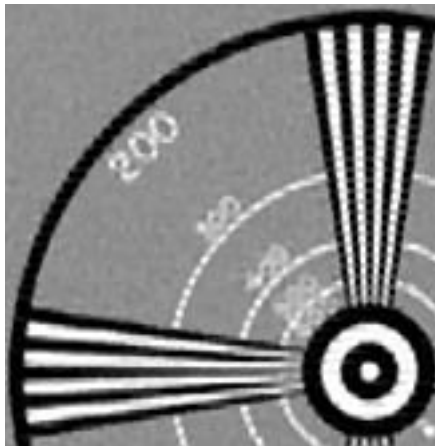
شکل ۳-۷ (الف) تصویر اصلی، (ب) یکی از فریم‌های کم وضوح، (ج) درونیایی دوسویه، (د) بازسازی با روش جابجایی و اضافه کردن، (ه) تخمینگر *Half-quadratic*، (و) روش پیشنهادی



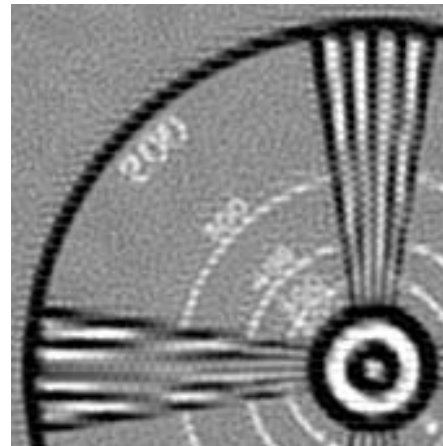
(ب)



(الف)

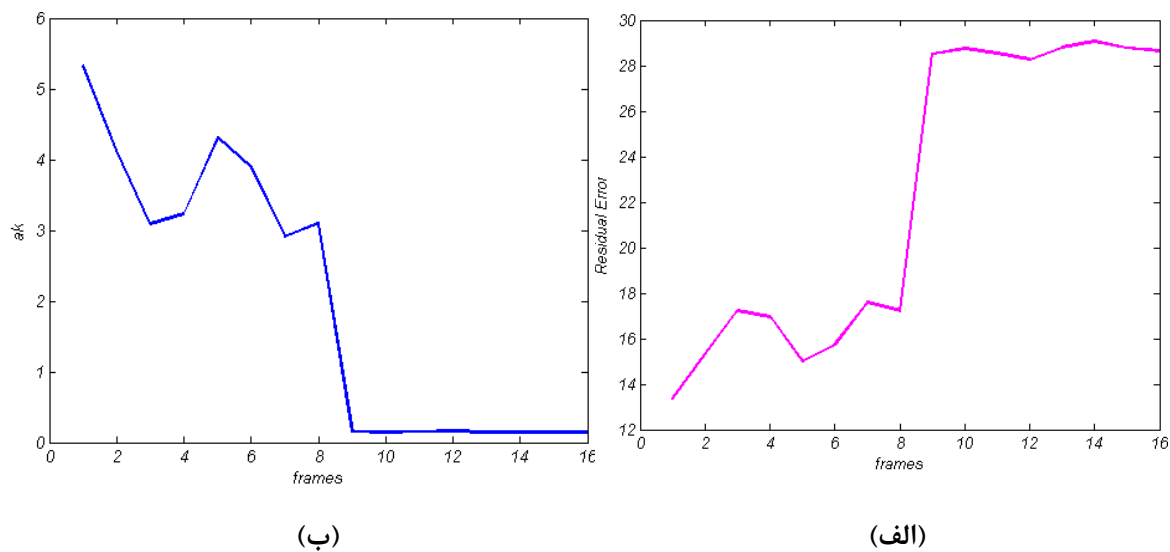


(د)

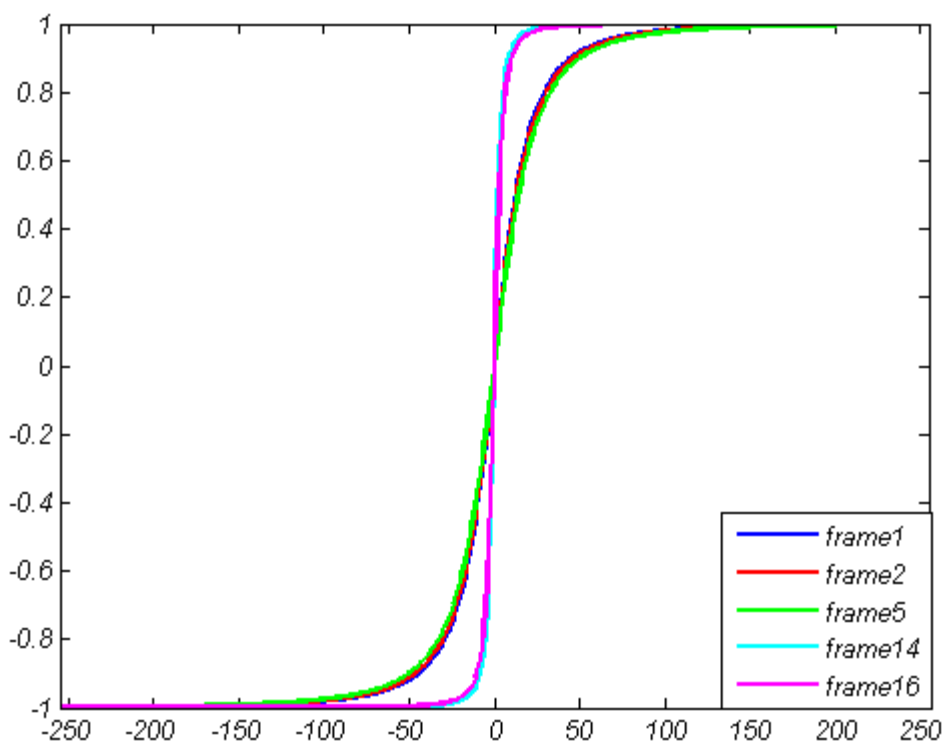


(ج)

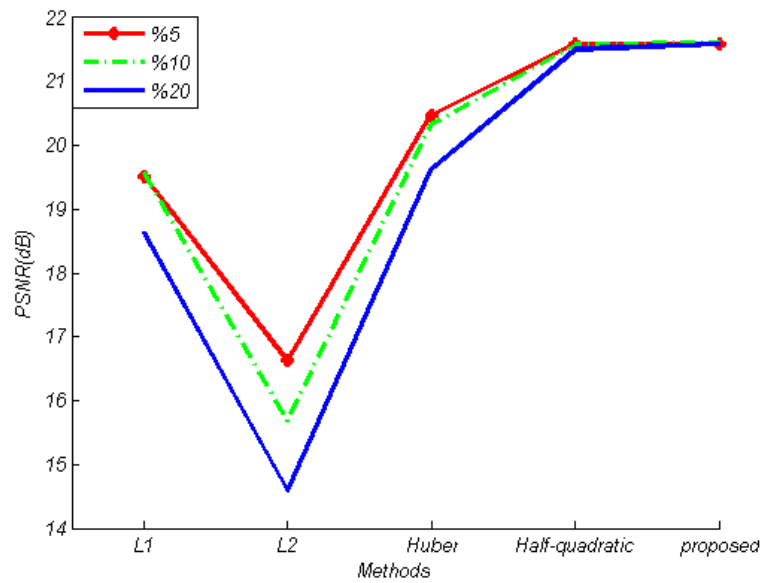
شکل ۳-۸ نتایج بدست آمده با اعمال روش‌های مختلف بازسازی با در نظر گرفتن خطای ثابت در ۸ فریم انتهایی. (الف) $L2$ +تیخونوف، (ب) $L1+BTv$ (ج) $Huber+BTv$ ، (د) روش پیشنهادی



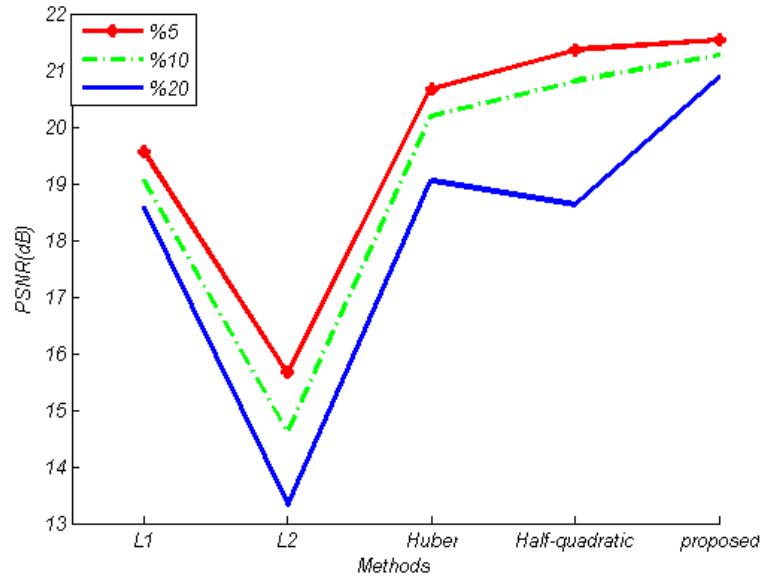
شکل ۳-۹ (الف) منحنی E_k برای فریم‌های کم وضوح که در ۸ فریم انتهایی دارای خطای ثابت می‌باشند، (ب) منحنی a_k با استفاده از روش پیشنهادی.



شکل ۳-۱۰ توابع نفوذ تخمینگر *Half-quadratic* با در نظر گرفتن مقادیر مختلف a_k برای ۵ فریم. منحنی‌های فیروزه‌ای و بنفش بترتیب متناظر با فریم $LR\#14$ و فریم $LR\#16$ هستند که درگیر خطای ثابت می‌باشند.

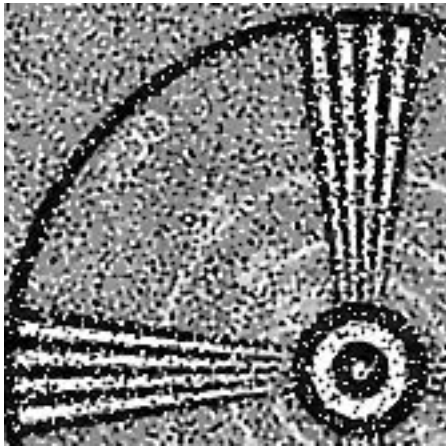


(الف)



(ب)

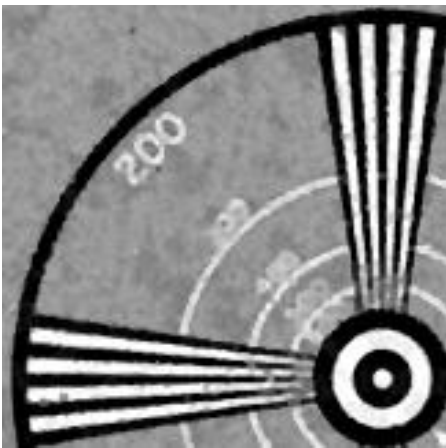
شکل ۳-۱۱ منحنی مقادیر $PSNR$ متناظر با روش‌های مختلف و سطوح مختلف نویز. (الف) در صورتیکه نیمی از فریم‌ها درگیر نویز باشند، (ب) در صورتیکه تمامی فریم‌ها درگیر نویز باشند.



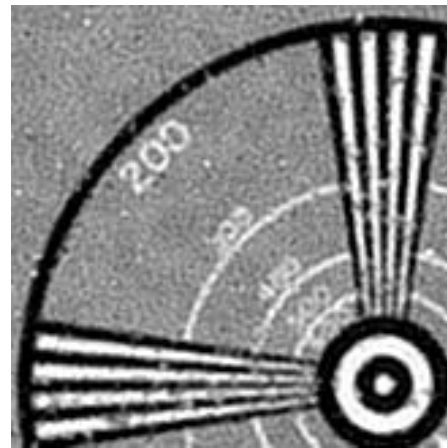
(ب)



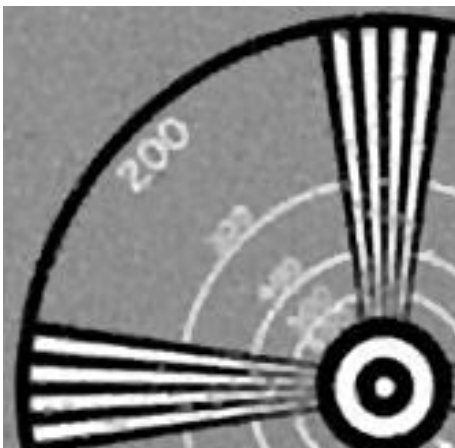
(الف)



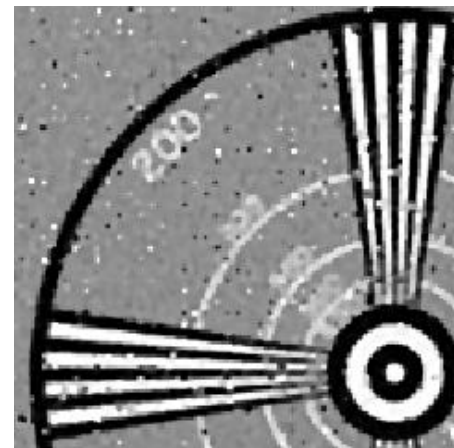
(د)



(ج)



(و)

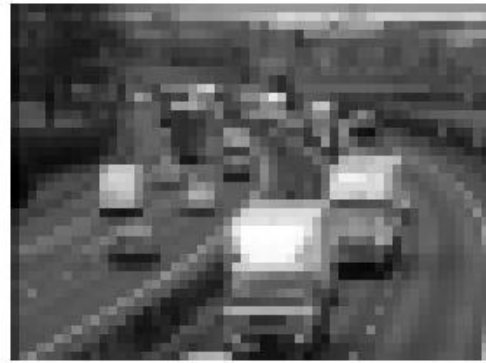


(ه)

شکل ۳-۱۲ نتایج بازسازی تصویر با روش‌های مختلف، در صورتیکه تمامی فریم‌ها با نویز ۲۰٪ آلوده شده باشند. (الف) یکی از فریم‌های کم وضوح با نویز ۲۰٪، (ب) $L2$ +تیخونوف، (ج) $L1+BTV$ ، (د) $Huber+BTV$ ، (ه) روش مطرح شده در [۸۰]، (و) روش پیشنهادی



(ب)



(الف)



(د)



(ج)

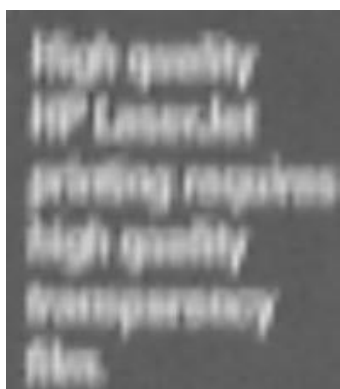


(و)



(ه)

شکل ۳-۱۳ (الف) یکی از فریم‌های کم وضوح، (ب) بازسازی تصویر با روش درونیابی دوسویه، (ج) $L2$ +تیخونوف، (د) $L1+BTv$ ، (ه) $Huber+BTv$ (و) روش پیشنهادی.



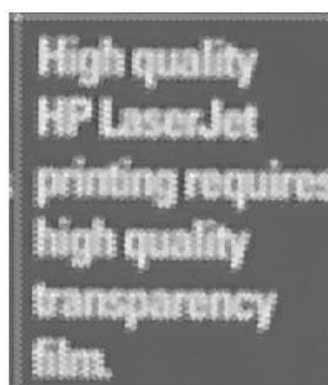
(ب)



(الف)



(د)



(ج)



(و)



(ه)

شکل ۳-۱۴ (الف) یکی از فریم‌های کم وضوح، (ب) بازسازی تصویر با روش درونیابی دوسویه، (ج) $L2$ +تیخونوف، (د) $L1+BTv$ ، (ه) $Huber+BTv$ (و) روش پیشنهادی.

۴

فصل چهارم

ارتقاء وضوح تصاویر رنگی

ارتقاء وضوح تصاویر رنگی

در فرآیند عکسبرداری دیجیتال، فراتفکیک پذیری و موزائیک زدایی تصویر به صورت دو مسئله مستقل از یکدیگر مورد مطالعه قرار گرفته می‌شوند. مسئله اول همانگونه که در فصل پیش بررسی شد اشاره به تعداد محدود پیکسل‌ها در یک تصویر و تمایل به رفع این محدودیت با استفاده از روش‌های نرم افزاری دارد. مسئله دوم اشاره به اعمال فیلتر رنگی بر روی آرایه *CCD* حسگرهای اکثر دوربین‌ها دارد، که زیر مجموعه‌ای از مقادیر قرمز، آبی و سبز را بجای کل ناحیه *RGB* اندازه‌گیری می‌کند. در نتیجه در نظر گرفتن این دو مسئله در یک مجموعه مشترک طبیعی است، زیرا هر دو مسئله به محدودیت‌های وضوح در دوربین اشاره می‌کنند. همچنین از آنجایی که تصاویر گرفته شده موزائیک شده هستند، حل مسئله فراتفکیک‌پذیری با استفاده از پیش پردازش تصاویر (موزائیک زدایی تصاویر)، نتایجی کمتر از حد مطلوب ایجاد می‌کند، و از اینرو نیاز به چارچوب حل واحدی در این زمینه داریم. در این فصل، روشی مستحکم مبتنی بر چارچوب *MAP* را برای ترکیب موزائیک زدایی چند فریمی و فراتفکیک‌پذیری رنگی پیشنهاد می‌دهیم.

۱.۴ مروری بر مسائل فراتفکیک‌پذیری در تصاویر رنگی و موزائیک -

زدایی تصویر

در این بخش، با بررسی تعدادی از کارهای گذشته در حوزه‌ی فراتفکیک‌پذیری و موزائیک زدایی، عدم کارایی در حل مستقل این دو مسئله را نشان می‌دهیم. همچنین موانع موجود در طراحی رویکرد واحد، برای برطرف کردن این دو نقطه ضعف رایج در دوربین‌های دیجیتال را مطرح می‌کنیم.

۱.۱.۴ فراتفکیک‌پذیری در تصاویر رنگی

وضوح فضایی دوربین‌های دیجیتال، توسط لنزهای نوری و آرایه‌های *CCD* استفاده شده در آنها محدود می‌شود. غلبه بر این محدودیت‌ها می‌تواند با گرفتن و ترکیب چندین تصویر کم وضوح از یک صحنه تحقق یابد، و تصاویری با قدرت تفکیک پذیری بالایی را ایجاد کند. این فرآیند، ایده‌ی اصلی در پشت تکنیک‌های *SR* است [۳] که در فصل پیش بررسی شد.

توجه کنید که تقریباً تمام روش‌های فراتفکیک پذیری برای افزایش وضوح تصاویر تک کاناله (خاکستری یا تک رنگ) طراحی شده‌اند. مسئله مرتبط با SR رنگ، ترکیب مجموعه‌ای از تصاویر کم وضوح موزائیک شده برای افزایش قدرت تفکیک‌پذیری فضایی است.

تا به امروز، کارهای کمی در زمینه‌ی ارتقاء وضوح تصاویر رنگی انجام شده است. متداول‌ترین راه حل در این خصوص، اعمال الگوریتم‌های SR تک رنگ به صورت مستقل به هریک از کانال‌های رنگی است، در حالی که از اطلاعات رنگ برای بهبود دقت و صحت عملکرد استفاده می‌شود [۱۱۶، ۱۱۷]. یک روش دیگر تجزیه تصویر به فضای رنگ آن است، که در آن لایه‌های رنگی از روشنایی جدا شده، و SR فقط به کانال روشنایی اعمال می‌شود [۱۱۸]. البته این دو روش، نتایج چندانی مطلوبی تولید نمی‌کنند. در بخش ۵.۴، نشان می‌دهیم که بدون در نظر گرفتن رابطه بین کانال‌های رنگی در یک تصویر، خرابی رنگ در تصاویر نهایی ایجاد خواهد شد. علاوه بر این، در این فصل اثبات خواهیم کرد که اگر تصاویر کم وضوح موجود موزائیک شده باشند، حتی اعمال روابط مناسب بین لایه‌های مختلف رنگی برای حذف خرابی رنگی کافی نیست. روش دیگر برای افزایش تفکیک‌پذیری تصاویر رنگی، استفاده از تکنیک‌های مبتنی بر یادگیری برای درون‌یابی تصویر رنگی است [۱۱۹]؛ با این حال هنوز نتایج به مرحله آموزش و مجموعه داده استفاده شده، وابسته است. این دلایل ما را برای توصیف مسئله موزائیک زدایی تصویر توجیه می‌کند.

۲.۱.۴ موزائیک زدایی تصویر

تصویر رنگی معمولاً با نمایش سه تصویر تک رنگ مجزا، به نمایش درمی‌آید. به طور ایده‌آل، هر پیکسل نشان دهنده سه باند رنگی است^۱. در عمل، در بسیاری از دوربین‌های دیجیتال، به منظور کاهش هزینه‌های تولید، تنها از یک سنسور رنگ (قرمز، سبز یا آبی) برای هر پیکسل استفاده می‌شود^۲. آرایه آشکارساز، شبکه‌ای از CCD ها است، که با قرار دادن آرایه فیلتر رنگ (CFA)^۳ در

^۱ این حالت برای بیشتر دوربین‌های گران قیمت $CCD-۳$ است.

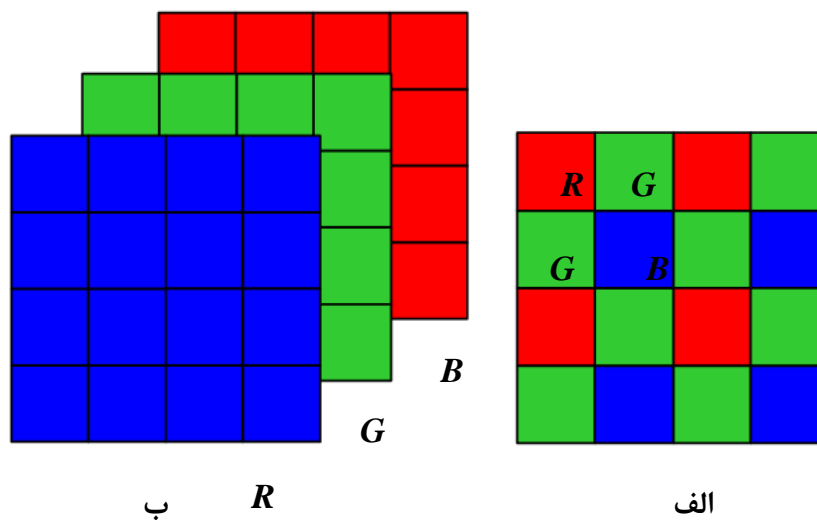
^۲ این حالت برای دوربین‌های ارزان قیمت $CCD-۱$ است.

^۳ Color Filter Array

مقابل *CCD*، هر یک حساس به یک رنگ می‌شوند. الگوی بایر^۱ که در شکل ۴-۱ (الف) نشان داده شده است، نمونه‌ای متداولی از چنین فیلتر رنگی می‌باشد. در این الگو، مولفه‌های سبز نیمی از تمام پیکسل‌ها و دو برابر پیکسل‌های آبی و قرمز هستند [۱۲۱]. بررسی سایر *CFA* ها به همراه ویژگی‌شان در [۸۸] آمده است.

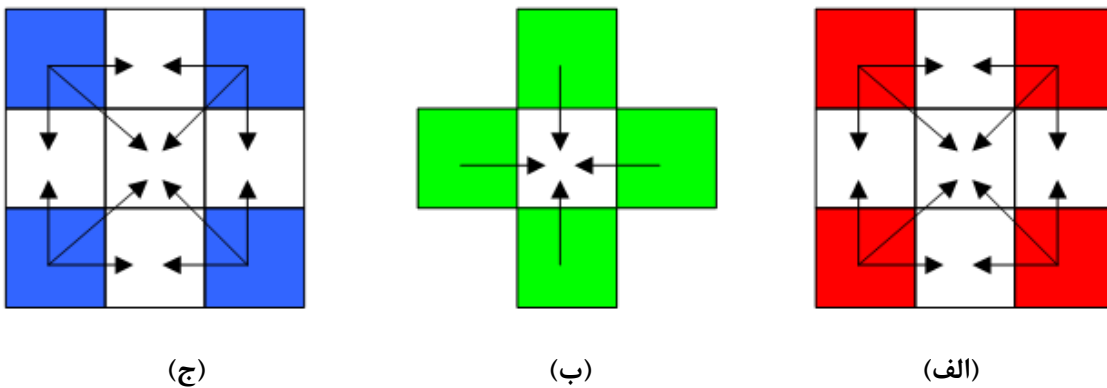
مقادیر باندهای رنگی از دست رفته در هر پیکسل، اغلب با استفاده از درونیابی مقادیر پیکسل‌های همسایه ساخته می‌شوند. این فرآیند به عنوان موزائیک زدایی رنگ شناخته شده است. روش‌های موزائیک زدایی متعددی برای حل این مسئله پیشنهاد شده است. در این قسمت برخی از روش‌های متداول را بررسی می‌کنیم.

در ساده‌ترین رویکرد، مقادیر پیکسل‌های مجهول را می‌توان با درون یابی خطی از پیکسل‌های مشخص در همسایگی مکان پیکسل، در هریک از باندهای رنگی به طور مستقل تخمین زد. شکل ۴-۲ نمایش استاندارد از درونیابی با استفاده از پیکسل‌های مجاور در مسئله‌ی موزائیک زدایی تک فریمی است.



شکل ۴-۱ (الف) فیلتر رنگی با الگوی بایر در حالت *CCD-۱*، (ب) آرایه حسگر *CCD-۳*

^۱ Bayer pattern



شکل ۴-۲ اصول درونیابی خطی در الگوریتم موزائیک زدایی تک فریمی. (الف) قرمز، (ب) سبز، (ج) آبی

این رویکرد برخی از اطلاعات مهم در مورد همبستگی بین باندهای رنگ را نادیده می‌گیرد و خرابی رنگی شدیدی را ایجاد می‌کند. توجه کنید که با توجه به الگوی بایر، کانال‌های آبی و قرمز نسبت به کانال سبز، با ضریب $0/5$ نمونه‌برداری شده‌اند. در نتیجه، فرض اینکه درونیابی مستقل از باند سبز منجر به بازسازی قابل اعتمادتر نسبت به رنگ قرمز یا آبی شود، کاملاً معقول است. این ویژگی، همراه با این فرض که نسبت پیکسل‌های قرمز/سبز و آبی/سبز برای پیکسل‌های همجوار مشابه‌اند، مبنای روش «گذر رنگ صاف»^۱ است که برای اولین بار در [۱۲۲] مطرح شد.

توجه داشته باشید که همبستگی ناچیزی بین مقادیر پیکسل‌های همجوار که در طرف یک لبه قرار گرفته‌اند، وجود دارد. بنابراین، اگر چه فرض «گذر رنگ صاف» برای نواحی صاف تصویر بازسازی شده منطقی است، اما در نواحی فرکانس بالای تصویر (لبه‌ها) موفق عمل نمی‌کند. با توجه به این موضوع که درونیابی در سراسر لبه‌های تصویر عمل نمی‌کند، روشهای مبتنی بر گرادیان، برای اولین بار در [۱۲۳] مطرح شد. روش غیرتکراری، از مشتق دوم کانال‌های قرمز و آبی به منظور تخمین جهت لبه در کانال سبز استفاده می‌کند. پس از آن، کانال سبز برای محاسبه مقادیر از دست رفته در کانال‌های قرمز و آبی استفاده می‌شود. بعدها در [۱۲۴] تغییراتی در این روش ارائه شد، که در آن از مشتق دوم کانال سبز و مشتق اول کانال قرمز (یا آبی) به منظور تخمین جهت لبه در کانال سبز استفاده می‌شود. پس از آن، روشهای مبتنی بر گرادیان و «رنگ صاف» در [۱۲۵] ترکیب شدند.

^۱smooth hue transition

در این روش تکراری، درونیایی «رنگ صاف» با توجه به شیب‌های محلی محاسبه شده در هشت جهت پیرامون یک پیکسل مشخص، انجام می‌شود. در مرحله دوم با استفاده از انتشار معکوس ناهمسانگرد، کیفیت تصویر بازسازی شده افزایش خواهد یافت. این رویکرد درونیایی دو مرحله‌ای، با یک مرحله ارتقاء در سایر مقالات استفاده شده است. در [۱۲۶]، همبستگی مکانی و طیفی در میان پیکسل‌های همسایه، به تعریف مرحله درونیایی می‌انجامد؛ در حالیکه فیلتر میانه‌ی تطبیقی به عنوان مرحله ارتقاء استفاده می‌شود. پیاده‌سازی تکراری متفاوتی از فیلتر میانه، بعنوان مرحله ارتقای روش، در [۱۲۱] تعریف می‌شود، که مزیت فرضیه همگن در پیکسل‌های همجوار را در بر دارد.

روشهای *MAP* تکراری، گروه مهم دیگری از روش‌های موزائیک زدایی هستند. در [۱۲۷] الگوریتم *MAP* را با فرض هموار بودن کرومینانس بعنوان دانش پیشین، بکار بردند. این ترم پیشین، در حالتی که تصویر اصلی به فضای YIQ^1 منتقل شده است، در [۱۲۷] نیز استفاده شد. درونیایی کرومینانس با استفاده از هموارسازی متقارن شکل گرفته می‌شود، و درونیایی لایه‌ی روشنایی با استفاده از جهت‌های لبه محاسبه شده با استفاده از موجک، انجام می‌شود. خلاصه‌ای از سایر روش‌ها در [۱۲۰] گردآوری شده است. تقریباً تمامی روش‌های موزائیک زدایی پیشنهاد شده، مبتنی بر یک یا چند تا از فرضیات زیر هستند [۱۱]:

۱. در تصویر ایجاد شده با الگوی موزائیک، حسگرهای سبز بیشتری با الگوی توزیع منظم، نسبت به نوع آبی یا قرمز وجود دارد (درمورد الگوی بایر، تعداد پیکسل‌های سبز نسبت به پیکسل‌های قرمز یا آبی دو برابر هستند و هریک توسط چهار پیکسل سبز احاطه شده‌اند).
۲. در اکثر الگوریتم‌ها با فرض الگوی *CFA* بایر، برای هریک از پیکسل قرمز، سبز و آبی یک همسایه در پیکسل‌های باندهای رنگی مختلف وجود دارد.
۳. برای هر پیکسل، یک و فقط یک مقدار رنگ وجود دارد.
۴. الگوی رنگی پیکسل‌های موجود سرتاسر تصویر تغییر نمی‌کنند.

^۱ استاندارد نمایش رنگی در سیستم‌های *NTSC*

۵. چشم انسان حساسیت بیشتری به جزئیات در مولفه روشنایی تصویر نسبت به جزئیات در مولفه رنگی دارد.

۶. چشم انسان حساسیت بیشتری به تغییرات رنگ در نواحی فرکانس پایین نسبت به تغییرات روشنایی دارد.

۷. درون یابی باید در امتداد و نه در سرتاسر لبه‌ها انجام می‌شود.

۸. باندهای رنگی مختلف با یکدیگر همبسته می‌شوند.

۹. لبه‌ها باید بین کانال‌های رنگی همتراز شوند.

توجه کنید که حتی محبوب‌ترین و پیچیده‌ترین روش‌های موزائیک زدایی، هنگامی که اعوجاج‌های شدید در تصویر رنگی فیلتر شده ظاهر شود، در تولید نتایج رضایت بخش با شکست مواجه خواهند شد. چنین اعوجاج‌های شدیدی هنوز در دوربین‌های ارزان قیمت تجاری و یا ویدئویی دیجیتال، با تعداد کمی از پیکسل‌های *CCD* اتفاق می‌افتد. خرابی رنگی با کاهش تعداد پیکسل‌های *CCD* بدتر می‌شود. در ادامه مثالی از این اثرات مطرح شده است [۱۱۵].

شکل ۴-۳ (الف) تصویری با وضوح بالا را که توسط دوربینی با ۳ آرایه *CCD* گرفته شده است را نشان می‌دهد. اگر برای این تصویر، بجای دوربین ۳-*CCD* از دوربین ۱-*CCD* با تعداد برابری از پیکسل‌های *CCD* استفاده شود، بطور اجتناب ناپذیری در فرآیند موزائیک زدایی، خرابی رنگی ایجاد می‌شود. شکل ۴-۳ (د) نتیجه‌ی اعمال روش موزائیک زدایی [۱۲۵] را با برخی از خرابی رنگی ناچیز روی لبه‌ها، نشان می‌دهد. در نظر داشته باشید که اکثر دوربین‌های ویدئویی دیجیتال تجاری می‌توانند در حالت‌های وضوح پایین‌تر در حالیکه در نرخ فریم بالاتری کار می‌کنند، استفاده شوند. شکل ۴-۳ (ب) تصویر گرفته شده با دوربین ۳-*CCD* و با ضریب کاهش مقیاس ۴ را نشان می‌دهد، و شکل ۴-۳ (ه) تصویر موزائیک زدایی شده‌ی آن را پس از فیلترینگ رنگی نشان می‌دهد.

توجه کنید که خرابی رنگی در این تصویر بسیار مشهودتر نسبت به شکل ۴-۳ (د) است. این خرابی رنگی ممکن است با اعمال فیلتر پایین گذر روی داده ورودی و قبل از فیلترینگ رنگی کاهش

پیدا کند. شکل ۳-۴ (ج) نسخه‌ی کتهش مقیاس یافته‌ی شکل ۳-۴ (الف)، با ضریب ۴ است، که با فیلتر پایین گذر گاوسی متقارن با اندازه‌ی 4×4 و با انحراف معیاری برابر یک، پیش از کاهش مقیاس، مات شده است. تصویر موزائیک‌زدایی شده در شکل ۳-۴ (و) خرابی رنگی کمتری نسبت به شکل ۳-۴ (ه) دارد، گرچه برخی از جزئیات فرکانس بالا را از دست داده است.



(ج)



(ب)



(الف)



(و)



(ه)



(د)

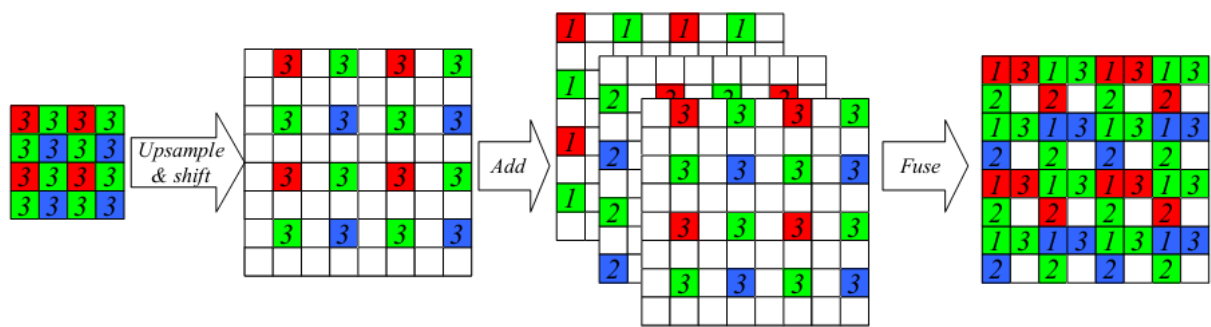
شکل ۳-۴ (الف) تصویر با وضوح بالا گرفته شده با دوربین ۳-CCD. (ب) تصویر کاهش مقیاس یافته با ضریب ۴. (ج) تصویری که ابتدا توسط فیلتر گاوسی مات می‌شود و سپس با ضریب ۴ کاهش مقیاس داده می‌شود. تصاویر (الف)، (ب) و (ج) با روش [۱۲۵] موزائیک‌زدایی شده‌اند و نتیجه‌ی آنها به ترتیب در شکل‌های (د)، (ه) و (و) نشان داده شده است.

کیفیت ناچیز تصاویر موزائیک‌زدایی شده‌ی تک فریمی، انگیزه‌ای برای یافتن روش‌های چند فریمی در [۱۱۵] بود، تا اطلاعات از چندین تصویر بی کیفیت، به منظور ایجاد تصاویر موزائیک‌زدایی شده با کیفیت بالا، با یکدیگر ترکیب شوند.

۳.۱.۴ ادغام فراتفکیک پذیری و موزائیک‌زدایی در یک فرآیند

با اشاره به اثرات موزائیک، هندسه‌ی مسئله موزائیک‌زدایی تک فریمی با چند فریمی اساساً متفاوت است. و اعمال الگوریتم‌های متداول موزائیک‌زدایی به حالت چند فریمی به سادگی ممکن نیست. برای درک بهتر مسئله موزائیک‌زدایی چند فریمی، مثالی را برای حالت حرکت انتقالی می‌زنیم. فرض کنید که مجموعه‌ای از تصاویر کم وضوح رنگی فیلتر شده موجود باشد. (شکل ۴-۴). ما از فرآیند دو مرحله‌ای که در بخش ۲.۱.۴ مطرح شده است برای ترکیب این تصاویر استفاده می‌کنیم.

تصویر حاصل از فرآیند «جابجایی و اضافه کردن» در شکل ۴-۴، الگوی سنجش حسگر را در شبکه وضوح بالا، نشان می‌دهد. تصویر فیلتر شده پس از نگاشت به شبکه‌ی HR با سایر فریم‌هایی که آپسپیل شده‌اند جمع می‌شود، و تصویر نهایی را ایجاد می‌کند. در چنین حالتی، الگوی نمونه-برداری کاملاً اختیاری و به حرکت نسبی بین تصاویر کم وضوح وابسته می‌شود. این مسئله ایجاد می‌کند، از الگوریتم‌های موزائیک‌زدایی متفاوتی نسبت به روش‌هایی که برای الگوهای بایر اصلی طراحی شده‌اند، استفاده شود. شکل ۴-۴، رفتار متفاوت کانال سبز را نسبت به کانال‌های آبی و قرمز نشان می‌دهد، در نتیجه روش‌های موزائیک‌زدایی تک فریمی که پیش از این مطرح شد، برای حالت چند فریمی مناسب نمی‌باشد. هنگامی که بطور کلی پیکسل‌های سبز بیشتری نسبت به پیکسل‌های آبی و قرمز وجود دارد، بطور محلی، هر پیکسل ممکن است بوسیله تنها رنگ‌های قرمز و یا آبی احاطه شوند. بنابراین اولویت کلی، برای یک باند رنگی نسبت به سایرین وجود ندارد (فرضیات اول و دوم در بخش ۲.۳.۴ برای حالت چند فریمی درست نمی‌باشد).



شکل ۴-۴ مثالی از فرآیند جابجایی و اضافه کردن. تصویر رنگی ورودی با ضریب $r=2$ افزایش مقیاس می‌یابد، و متناظر با معکوس ماتریس حرکت، جابجا می‌شود. تصویر جابجا شده با سایر فریم‌هایی که آپسپل و جابجا شده‌اند، جمع می‌شود [۱۳۰].

فرض دیگر، دسترسی یک و تنها یک مقدار باند رنگی برای هر پیکسل است، که در حالت چند فریمی صحیح نیست. زمانیکه تعداد فریم‌های ورودی ناکافی باشد، داده‌ی کافی برای پرکردن شبکه در تصویر وضوح بالا وجود ندارد. نماد \square در شکل ۴-۴ چنین پیکسل‌هایی را نشان می‌دهد. از طرف دیگر در حالتی که تعداد فریم‌ها زیاد باشد، برای برخی از پیکسل‌ها ممکن است بیشتر از یک مقدار رنگی موجود باشد. چهارمین فرضیه در مقالات موزائیک زدایی که اخیراً توضیح داده شد درست نمی‌باشد، زیرا میدان دید (FOV)^۱ تصاویر کم وضوح واقعی از یک فریم به فریم دیگری تغییر می‌کند، بنابراین الگوهای مرکز و گوشه‌ی پیکسل‌های قرمز، سبز و آبی در ایجاد تصویر وضوح بالا متفاوت هستند [۱۱].

^۱ Field of View

۲.۴ مدل ریاضی و حل مسئله

۱.۲.۴ مدل ریاضی سیستم عکسبرداری

در فصل پیش، ما تعدادی از فرآیندهای تخریب نظیر تاب^۱، تاری و نویز افزوده، که بر کیفیت تصویری که با دوربین‌های دیجیتال تجاری گرفته می‌شود را بررسی کردیم. این اثرات در شکل ۲-۳ نشان داده شد و بصورت ریاضی در معادله (۲-۱) مدل شد. در این فصل، مدل سیستم عکسبرداری را با در نظر گرفتن اثرات فیلتر رنگی مطابق شکل ۴-۵-۴ تعمیم می‌دهیم. در این الگو، صحنه‌ای از جهان واقعی به علت حرکت بین صحنه و دوربین، بصورت تاب دار در لنز دوربین دیده می‌شود. لنز نوری و دهانه دوربین، سبب مات شدن این تصویر تاب‌دار می‌شود، سپس این تصویر کاهش مقیاس می‌یابد و فیلتر رنگی روی آن اعمال می‌شود^۲. نهایتاً اضافه شدن نویز در آرایه CCD کیفیت تصویر گرفته شده را پایین می‌آورد. در [۱۱۵]، مدل تقریبی را برای این فرآیند، بصورت معادله‌ی زیر مطرح کردند:

$$\begin{aligned} \underline{Y}_i(k) &= D_i(k)H(k)F(K)\underline{X}_i - \underline{V}_i(k) \\ &= M_i(k)\underline{X}_i + \underline{V}_i(k) \quad k=1,\dots,K \quad i=R,G,B \quad (1-4) \end{aligned}$$

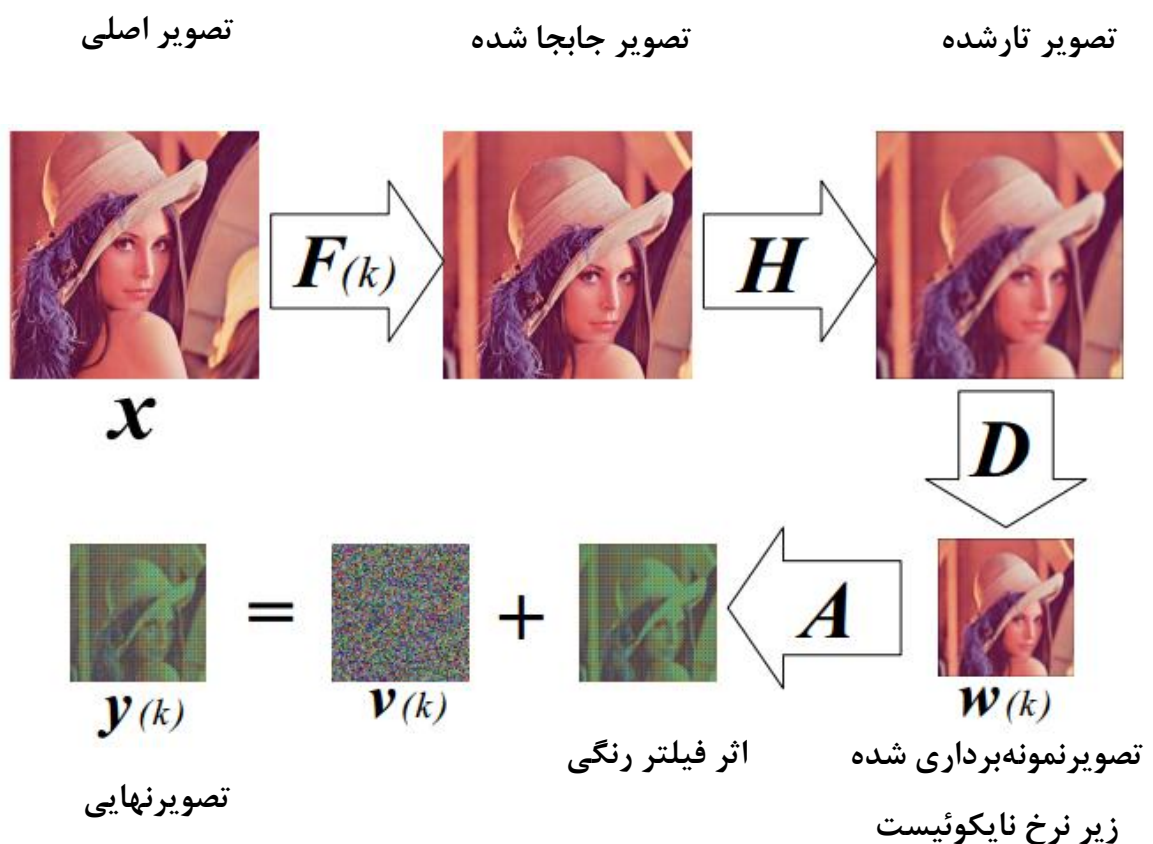
که به صورت زیر نیز بیان می‌شود:

$$\underline{Y} = M \underline{X} + \underline{V}. \quad \underline{Y} = \begin{bmatrix} \underline{Y}_R(1) \\ \underline{Y}_G(1) \\ \underline{Y}_B(1) \\ \underline{Y}_R(2) \\ \vdots \\ \underline{Y}_B(N) \end{bmatrix}, \underline{V} = \begin{bmatrix} \underline{V}_R(1) \\ \underline{V}_G(1) \\ \underline{V}_B(1) \\ \underline{V}_R(2) \\ \vdots \\ \underline{V}_B(N) \end{bmatrix}, M = \begin{bmatrix} \underline{M}_R(1) \\ \underline{M}_G(1) \\ \underline{M}_B(1) \\ \underline{M}_R(2) \\ \vdots \\ \underline{M}_B(N) \end{bmatrix}, \underline{X} = \begin{bmatrix} \underline{X}_R \\ \underline{X}_G \\ \underline{X}_B \end{bmatrix} \quad (2-4)$$

^۱ Warp

^۲ برای راحتی فرض می‌کنیم که $Di(k) = Ai(k)D(k)$ است، که $D(k)$ اثر کاهش مقیاس و $Ai(k)$ اثر فیلتر رنگی را مدل می‌کند.

که \underline{X}_i و \underline{Y}_i نشان دهنده i -امین کانال (R, G و یا B) از تصویر رنگی با وضوح بالا و k -امین فریم LR هستند. ماتریس $F(k)$ ، اپراتور حرکت هندسی بین فریم‌های کم وضوح است. تابع پراکندگی نقطه دوربین با ماتریس $H(k)$ مدل می‌شود. ماتریس $D(k)$ اپراتور کاهش مقیاس است که شامل عملگرهای فیلترینگ رنگ و کاهش مقیاس CCD است. حرکت هندسی، ماتری و نمونه - برداری تماماً با ماتریس M_i نشان داده می‌شود، که آن را ماتریس سیستم می‌نامیم. بردار $\underline{V}_i(k)$ نویز سیستم و K تعداد فریم‌های LR موجود می‌باشد.



شکل ۴-۵ نمودار مستطیلی مدل ریاضی تصویر که در این فصل در نظر گرفته می‌شود. x تصویر اصلی، y نویز افزوده و $W(k)$ تصویر کم وضوح فیلتر شده است. عملگرهای F, H, D و A به ترتیب فرآیندهای انحراف، ماتری، کاهش مقیاس و فیلتر رنگی هستند.

تصویر رنگی با وضوح بالای (\underline{X}) دارای اندازه $[12r^2M^2 \times 1]$ که r فاکتور افزایش وضوح است. اندازه بردارهای $\underline{V}_G(k)$ و $\underline{Y}_G(k)$ برابر $[2M^2 \times 1]$ و بردارهای $\underline{V}_B(k)$ ، $\underline{V}_R(k)$ ، $\underline{Y}_B(k)$ و $\underline{V}_R(k)$ اندازه برابر با $[M^2 \times 1]$ دارند. اندازه ماتریس‌های ماتی و حرکت هندسی $[4r^2M^2 \times 4r^2M^2]$ است. ماتریس‌های سیستم و نمونه‌برداری نرخ پایین نیز اندازه‌هایی معادل $[2M^2 \times 4r^2M^2]$ برای کانال سبز و $[M^2 \times 4r^2M^2]$ برای کانال‌های آبی و قرمز دارند^۱.

بطور کلی، فراتفکیک پذیری و موزائیک زدایی، حالتی خاص از مدل کلی نشان داده شده‌ی بالا هستند. در مقالات فراتفکیک پذیری تاثیر فیلتر رنگی حذف شده است [۱۹،۴۰] و بنابراین مدل بصورت زیر ساده می‌شود:

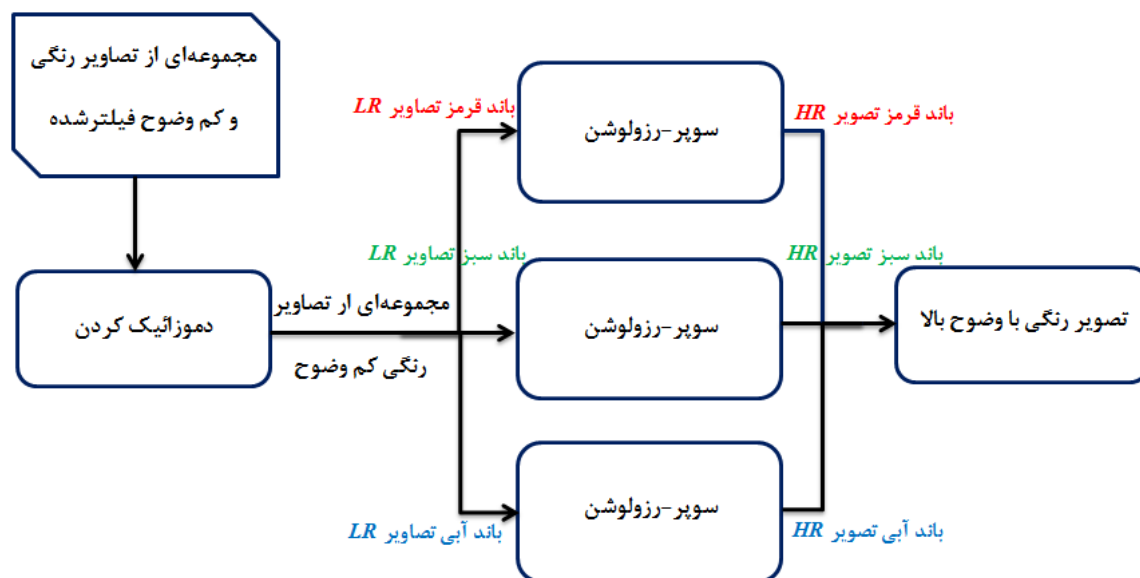
$$Y_i(k) = D(k)H(k)F(K)\underline{X}_i + \underline{V}_i(k) \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (۳-۴)$$

در این مدل (همانگونه که در فصل پیش مطرح شد)، فرض بر این است که تصاویر کم وضوح Y و تصویر وضوح بالا، تک رنگ هستند. از طرف دیگر، در مقالات موزائیک زدایی تصویر، تنها بازسازی تک فریمی تصویر رنگی در نظر گرفته می‌شود، که بصورت زیر ساده می‌شود:

$$\underline{Y}_i(k) = D_i \underline{X}_i + \underline{V}_i(k) \quad i = R, G, B \quad (۴-۴)$$

چنین دیدگاه کلاسیکی در بازسازی چند فریمی تصویر رنگی، فرآیند دو مرحله‌ای دارد. مرحله اول حل معادله (۴-۴) برای هر تصویر (مرحله موزائیک زدایی کردن)، و مرحله دوم استفاده از مدل (۳-۴) در ترکیب تصاویر کم وضوحی که از مرحله اول بدست آمده است، برای بازسازی تصویر پروضوح رنگی (معمولا هر باند R, G, B به طور مستقل پردازش می‌شود). شکل ۴-۶، بلوک دیاگرام این روش را نشان می‌دهد. البته این روش دو مرحله‌ای، در حل کل مسئله، روشی بهینه نیست. شکل ۷-۴ بلوک دیاگرام روش پیشنهادی را نشان می‌دهد.

^۱ توجه کنید که فراتفکیک پذیری رنگی حالت خاصی از این مدل است که، بردارهای $V_i(k)$ و $Y_i(k)$ با اندازه‌ی $[4Q_1Q_2 \times 1]$ و ماتریس‌های $M_i(k)$ و $D_i(k)$ با اندازه‌ی $[4Q_1Q_2 \times 4r^2Q_1Q_2]$ هستند.



شکل ۴-۶ نمایش نمودار مستطیلی رویکرد کلاسیک در بازسازی چندفریمی تصاویر رنگی

۳.۴ روش پیشنهادی جهت موزائیک زدایی چند فریمی

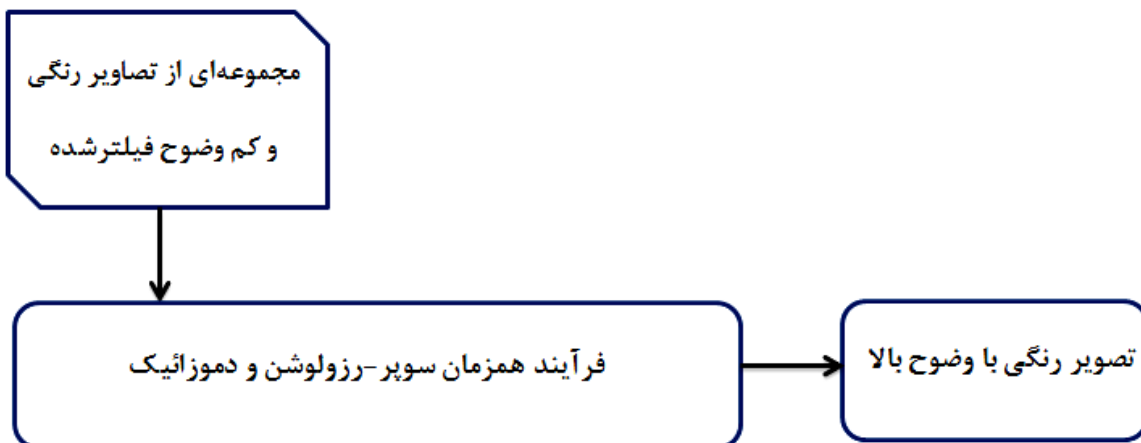
در بخش ۴.۴.۴، تفاوت‌های موزائیک زدایی چند فریمی را با موزائیک زدایی تک فریمی نشان دادیم. در نتیجه، برای ادغام دو مسئله‌ی فراتفکیک پذیری چند فریمی و موزائیک زدایی، نیازمند روشی متفاوت هستیم. فرسیو و همکارانش در [۱۱۵]، با ارائه‌ی تابع هزینه‌ای که شامل جملات مختلف بود، توانستند الگوریتم موزائیک زدایی چند فریمی را برای ادغام این دو مسئله پیشنهاد دهند. با پیاده‌سازی این روش، فرآیند موزائیک زدایی تصویر و افزایش وضوح آن بطور همزمان صورت می‌گیرد. شکل ۴-۷ بلوک دیاگرام چنین روشی را نشان می‌دهد. در زیر بطور خلاصه جملات استفاده شده در تابع هزینه این روش مطرح شده‌است:

۱. جمله‌ای که مجبور به ایجاد شباهت‌ها بین داده‌های خام و تخمین پروضوح می‌کند. (جمله‌ی وفاداری)
۲. جمله‌ای که تیزی لبه‌ها در مولفه‌ی روشنایی تصویر وضوح بالا را تقویت می‌کند. (جمله‌ی جریمه‌ی روشنایی)

۳. جمله‌ای که همواری در مولفه‌ی رنگ تصویر وضوح بالا را تقویت می‌کند. (جمله‌ی جریمه‌ی رنگ)

۴. جمله‌ای که تجانس مکان و جهت لبه‌ها را در باندهای رنگی مختلف را تقویت می‌کند. (جمله‌ی جریمه‌ی وابستگی‌های رنگی)

در ادامه، با توضیح بیشتر هریک از این جملات، اصلاحاتی که برای افزایش مقاومت آنها در برابر خطاها پیشنهاد کرده‌ایم، را توضیح خواهیم داد. در نتیجه‌ی این اصلاحات (همانگونه که در بخش ۴.۴ ملاحظه می‌شود)، توانسته‌ایم علاوه بر ایجاد تصویر رنگی با قدرت تفکیک‌پذیری بیشتر و مصنوعات رنگی کمتر، مقاومت این الگوریتم را در برابر خطاهای ثبت و پرتی‌ها افزایش دهیم.



شکل ۴-۷ نمایش نمودار مستطیلی رویکرد مستقیم در بازسازی چندفریمی تصاویر رنگی

۱.۳.۴ جمله‌ی وفاداری

این جمله، فاصله بین تصویر با وضوح بالا و تصاویر کم وضوح اصلی را اندازه‌گیری می‌کند. روش‌های استفاده شده در پیاده‌سازی جمله‌ی وفاداری در بخش ۱.۳ به طور کامل مطرح شد. در الگوریتم [۱۱۵]، از نرم $L1$ جهت اندازه‌گیری این فاصله استفاده شده است. اهمیت مقاوم سازی در حوزه‌ی رنگ، به دلیل ایجاد رنگ‌های مصنوعی که ممکن است به دلیل تخمین اشتباه رخ دهد، بسیار با اهمیت است. مواردی مانند خطاهای مرحله‌ثبت و یا نویزهایی که به طور ناخواسته وارد سیستم می‌شود، باعث ایجاد مصنوعات رنگی شدیدی در تصویر نهایی می‌شود. همانگونه که در فصل پیش نیز اثبات شد، استفاده از معیار $Half\text{-}Quadratic$ مبتنی بر استراتژی تطابقی برای هر فریم، بازسازی قدرتمندی را در برابر خطاهای ثبت و یا پرتی‌ها دارد. بر این اساس، با اعمال این معیار بروی هریک از کانال‌های رنگی به طور مجزا، می‌توانیم الگوریتم نهایی را در برابر هرگونه خطایی که ممکن است باعث ایجاد رنگ‌های اشتباه شود، مقاوم سازیم. با در نظر گرفتن مدل سیستم در معادله (۴-۱)، ترم وفاداری برای تصاویر رنگی را بصورت زیر تعریف می‌کنیم:

$$J_1(\underline{X}, \underline{Y}(k)) = \sum_{i=R,G,B} \sum_{k=1}^K \left(a_i(k) \sqrt{a_i^2(k) + (D_i HF(k) X_i(k) - Y_i(k))^2} - a_i^2(k) \right) \quad (۵-۴)$$

که پارامتر a برای هر فریم و برای هر سه کانال رنگی، بصورت جداگانه محاسبه می‌شود، و $\underline{Y}_i(k)$ ، فریم‌های خام ورودی در هریک از باندهای رنگی هستند (فریم‌هایی کم وضوح پس از فیلتر رنگی).

۲.۳.۴ جمله‌ی جریمه‌ی روشنایی

به منظور حذف خرابی رنگی، تصویر را در فضایی با کمترین همبستگی رنگی تعریف می‌کنیم. با در نظر گرفتن تجزیه فضای رنگ به مولفه‌های روشنایی و رنگ در فضای YIQ داریم [۱۲۹]:

$$\begin{aligned} X_Y &= 0.299 X_R + 0.5870 X_G + 0.1140 X_B \\ X_I &= -0.1687 X_R - 0.3313 X_G + 0.50 X_B \\ X_Q &= 0.50 X_R - 0.4187 X_G - 0.0813 X_B \end{aligned} \quad (۶-۴)$$

چشم انسان حساسیت بیشتری نسبت به جزئیات در مولفه‌ی روشنایی تصویر نسبت به جزئیات در مولفه‌ی رنگی دارد. بنابراین تیزی لبه‌ها در جزء روشنایی تصویر بازسازی شده اهمیت دارد. در نتیجه، با اعمال تنظیم کننده مناسب در مولفه‌ی روشنایی تصویر و بازسازی تیز لبه‌ها، می‌توانیم کیفیت تصویر بازسازی شده را بهبود دهیم. در الگوریتم موزائیک زدایی فریم متعدد که در [۱۱۵] مطرح شده است، از تنظیم کننده‌ی BTV جهت بازسازی لبه‌های تصویر در لایه‌ی روشنایی استفاده شده است. اما همانگونه که در بخش ۳.۱.۳ مطرح شد، به علت استفاده از نرم LI در این تنظیم کننده، در برخی از مناطق صاف تصویر لبه‌های مصنوعی ایجاد می‌شود. این ویژگی در مواردی که در جمله‌ی وفاداری، به دلیل وجود خطا نتوانسته‌ایم به تخمینی مناسبی برای تصویر برسیم، تشدید می‌یابد. همانگونه که در بخش ۳.۱.۳ نیز مطرح شد، تنظیم BPE می‌تواند لبه‌ها را بصورت تیزتری بازسازی نماید. نتیجه‌ی اعمال تنظیم BEP به مولفه‌ی روشنایی (Y) بصورت زیر است:

$$J_2(\underline{X}) = \sum_{l=-P}^P \sum_{m=P}^P \sum_{j=1}^N a^{|l|+|m|} \rho((\underline{X}_Y - S_x^l S_y^m \underline{X}_Y)[j], c) \quad (7-4)$$

در نتیجه، با استفاده از تنظیم کننده‌ی BPE علاوه بر بازسازی تیز لبه‌ها، از ایجاد لبه‌های مصنوعی اجتناب خواهیم کرد. علاوه بر این، در صورت افزایش خطا در مدل‌سازی سیستم، با تنظیم پارامتر c می‌توانیم عملکرد این تنظیم کننده را به سمت تنظیم کننده‌ی تیخونوف که گرایش به هموارسازی تصویر دارد، تغییر دهیم. در نتیجه، اثرات هرگونه خطا کاهش می‌یابد و مصنوعات رنگی کمتری ایجاد می‌شود.

۳.۳.۴ جمله‌ی جریمه‌ی رنگ

از آنجایی که سیستم بصری انسان حساسیت کمتری به مولفه‌ی رنگ دارد، هموارسازی متقارن برای لایه‌ی رنگی استفاده می‌شود. این جمله، بویژه زمانی که تعداد تصاویر ورودی کافی نباشد و معادله‌ی (۴-۵) فرو معین باشد، مورد نیاز است. با استفاده از فیلتر بالاگذر متقارن نظیر آنچه در معادله (۳-۲۴) تعریف شد (A)، جمله‌ی جریمه‌ی رنگی بصورت زیر تعریف می‌شود [۱۲۹]:

$$J_3(\underline{X}) = \|\Lambda \underline{X}_I\|_2^2 + \|\Lambda \underline{X}_O\|_2^2 \quad (8-4)$$

۴.۳.۴ جمله‌ی جریمه‌ی وابستگی‌های رنگی

این جمله‌ی جریمه، همبستگی بین سه کانال رنگی (RGB) تصویر اصلی را مشخص می‌کند. این تابع جریمه، عدم انطباق بین مکان یا جهت لبه‌ها در سرتاسر باندهای رنگی را مینیمم می‌کند. با توجه به [۱۱۵]، با مینیمم کردن نُرم ضرب برداری هر دو پیکسل رنگی مجاور، باندهای متفاوت را مجبور به داشتن مکان و جهت لبه‌های مشابه می‌کند. مربع نُرم ضرب خارجی بردارهای $\underline{U} : [u_r, u_g, u_b]^T$ و $\underline{W} : [w_r, w_g, w_b]^T$ ، که مقادیر دو پیکسل رنگی همجوار را نشان می‌دهد، بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$\|\underline{U} \times \underline{W}\|_2^2 = \|\underline{U}\|_2^2 \times \|\underline{W}\|_2^2 \sin^2(\Theta) =$$

$$\|\vec{i}(u_g w_b - u_b w_g)\|_2^2 + \|\vec{j}(u_b w_r - u_r w_b)\|_2^2 + \|\vec{k}(u_r w_g - u_g w_r)\|_2^2 \quad (۹-۴)$$

که Θ زاویه بین دو بردار و $\vec{i}, \vec{j}, \vec{k}$ بردارهای جهت اصلی در فضای سه بعدی هستند. همچنین جمله وفاداری مقادیر $\|\underline{U}\|$ و $\|\underline{W}\|$ را محدود خواهد کرد، با مینیمم ساختن $\|\underline{U} \times \underline{W}\|_2^2$ ، $\sin(\Theta)$ مینیمم می‌شود و در نتیجه‌ی آن، خود Θ نیز کم خواهد شد، که مقدار Θ ی کم نشان از جهت مشابه است. مبتنی بر تئوری اثبات شده در [۴۶]، نویسنده در [۱۲۷]، تابع هزینه‌ی که وابستگی بین رنگی پیکسل مشخص را به حداقل می‌رساند، پیشنهاد دادند. این جمله، نرم ضرب خارجی بردار همه‌ی پیکسل‌های همجوار را دارد، که بوسیله‌ی روش عامل محدود حل می‌شود. در [۱۱۵]، با ایجاد برخی اصلاحات، جمله‌ی وابستگی رنگی را بصورت زیر تعریف کردند:

$$J_3(\underline{X}) = \sum_{l,m=-1}^1 \left[\|\underline{X}_G \otimes S_x^l S_y^m \underline{X}_B - \underline{X}_B \otimes S_x^l S_y^m \underline{X}_G\|_2^2 \right] +$$

$$\|\underline{X}_B \otimes S_x^l S_y^m \underline{X}_R - \underline{X}_R \otimes S_x^l S_y^m \underline{X}_B\|_2^2 + \|\underline{X}_R \otimes S_x^l S_y^m \underline{X}_G - \underline{X}_G \otimes S_x^l S_y^m \underline{X}_R\|_2^2 \quad (۱۰-۴)$$

۴.۴ تابع هزینه کلی

تابع هزینه‌ی کل، مجموع تمامی توابع مطرح شده در بخش قبل می‌باشد:

$$\underline{X} = \text{Arg min}_{\underline{X}} [J_0(\underline{X}) + \lambda' J_1(\underline{X}) + \lambda'' J_2(\underline{X}) + \lambda''' J_3(\underline{X})] \quad (11-4)$$

بهینه‌سازی تندترین کاهش برای مینیمم‌سازی این تابع هزینه، قابل استفاده است. در اولین گام، مشتق معادله (۴-۱۳) نسبت به یکی از باندهای رنگی گرفته می‌شود. در مراحل بعد، مشتق را نسبت به سایر باندهای رنگی محاسبه خواهیم کرد. برای مثال، چنانچه از معادله (۴-۱۳) نسبت به باند سبز مشتق گرفته شود معادله زیر حاصل خواهد شد:

$$\begin{aligned} \nabla(\hat{X}_G^n) = & \sum_{k=1}^K (DH_k F_k)^T W_{k,n,G} (DH_k F_k \hat{X}_G^n - Y_k) + \\ & \lambda' \sum_{l=-q}^q \sum_{m=0}^q \alpha^{|l|+|m|} \times 0.5870 \times [I - S_x^{-l} S_y^{-m}] W_{Rn} (0.2989(\hat{X}_R^n - S_x^l S_y^m \hat{X}_R^n) \\ & W_{Rn} (+ W_{Gn} (0.5870(\hat{X}_G^n - S_x^l S_y^m \hat{X}_G^n)) + W_{Bn} (0.1140(\hat{X}_B^n - S_x^l S_y^m \hat{X}_B^n)) + \\ & \lambda'' \Lambda^T \Lambda \times (-0.1536 \times \underline{X}_R + 0.2851 \times \underline{X}_G - 0.1316 \times \underline{X}_B) \\ & \lambda''' \sum_{l,m=-1}^1 [2(X_B^{l,m} - S_x^{-l} S_y^{-m} X_B) (X_B^{l,m} \underline{X}_G - X_B S_x^l S_y^m \underline{X}_G) + \\ & 2(X_R^{l,m} - S_x^{-l} S_y^{-m} X_R) (X_R^{l,m} \underline{X}_G - X_R S_x^l S_y^m \underline{X}_G)] \end{aligned} \quad (12-4)$$

در معادله‌ی بالا S_x^{-l} و S_y^{-m} ترانهاد ماتریس‌های S_x^l و S_y^m هستند و اثر انتقال در جهت مخالف S_x^l و S_y^m را دارند. مشابه فراتفکیک پذیری برای تصاویر خاکستری، ماتریس‌های A ، H ، D و F و معکوس آن‌ها عملگرهای ماتی، فیلتر بالاگذر، کاهش مقیاس و جابجایی هستند، که بصورت مستقیم بروی تصویر اعمال می‌شوند. $W_{k,n,G}$ ، W_{Rn} ، W_{Gn} و W_{Bn} ماتریس‌های قطری هستند که به ترتیب وزن خطای $DH_k F_k \hat{X}_G^n - Y_k$ و گرادیان‌های $\hat{X}_n - S_x^l S_y^m \hat{X}_n$ در هر یک از باندهای رنگی هستند. i امین المان قطری ماتریس $W_{k,n,G}$ توسط تابع $\varphi((DH_k F_k \hat{X}_G^n - Y_k)[i], a_k)$ و $\varphi(x, a_k) = a_k / (a_k^2 + x^2)^{1/2}$ محاسبه می‌شود. همچنین بطور مشابه المان‌های قطری ماتریس‌های W_{Rn} ، W_{Gn} و W_{Bn} توسط تابع $\varphi(x, c) = c / (c^2 + x^2)^{1/2}$ و با در نظر گرفتن $\hat{X}_n - S_x^l S_y^m \hat{X}_n$ برای

هریک از کانال‌های R, G, B و محاسبه می‌شود. تنظیم پارامتر C به طور مستقل برای هر یک از کانال‌های رنگی به منظور دستیابی به کمترین خرابی رنگی و حفظ لبه‌ها صورت می‌گیرد.

ماتریس‌های X_B و X_R نمایش قطری بردارهای \underline{X}_B و \underline{X}_R هستند^۱. شیفت یافته‌ی این ماتریس‌ها بوسیله‌ی l و m پیکسل، در جهت‌ی افقی و عمودی به ترتیب توسط ماتریس‌های X_R^{lm} و X_B^{lm} نشان داده می‌شود. پارامترهای λ', λ'' و λ''' برای بدست آوردن تصویری با بهترین کیفیت بر اساس سعی و خطا تنظیم می‌شود.

مشق سایر کانال‌ها نیز بطور مشابه محاسبه می‌شود، و الگوریتم تکرارشونده‌ی تندترین کاهش برای محاسبه‌ی تخمین تصویر وضوح بالا بصورت زیر استفاده می‌شود:

$$\hat{X}_i^{n+1} = \hat{X}_i^n - \beta \nabla \hat{X}_i^n \quad i = R, G, B \quad (۱۳-۴)$$

که اسکالر β اندازه‌ی گام می‌باشد. در بخش ۴.۵، نتایج شبیه‌سازی روش پیشنهادی و مقایسه‌ی آن با الگوریتم مطرح شده در [۱۱۵] آمده است.

۵.۴ آزمایش‌ها

در این بخش، با انجام آزمایش‌هایی بر روی داده‌ی ساخته شده «فانوس دریایی» که از [۷۲] گرفته شده است، به مقایسه‌ی عملکرد الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم مطرح شده در [۱۱۵] می‌پردازیم. با استفاده از معادله (۴-۱)، مجموعه فریم‌های کم وضوح ساخته شده‌اند [۱۱]. تصویر رنگی اصلی در شکل ۴-۸ (الف) نشان داده شده است. ابتدا این تصویر با یک پیکسل در جهت عمودی شیفت یافته است. سپس به منظور شبیه‌سازی اثرات PSF دوربین، هر یک از باندهای رنگی این تصویر شیفت

^۱ نگاهت بردار $\underline{\Delta}$ به ماتریس قطری Δ بصورت زیر انجام می‌شود:

$$\underline{\Delta} = \begin{pmatrix} \Delta_1 \\ \Delta_2 \\ \vdots \\ \Delta_{4r^2 Q_1 Q_2} \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} \Delta_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \Delta_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \Delta_{4r^2 Q_1 Q_2} \end{pmatrix} = \Delta$$

یافته را با یک فیلتر گوسی پایین گذر متقارن با اندازه 5×5 و با انحراف معیاری برابر یک، کانوال کردند. تصویر حاصل، با ضریب $1/4$ در هر جهت نمونه برداری می‌شود. فرآیند مشابه با بردارهای حرکت متفاوت در جهت‌های عمودی و افقی، برای ایجاد 10 تصویر کم وضوح از تصویر اصلی استفاده شده است. جابجایی افقی بین تصاویر کم وضوح بین 0 تا 0.75 پیکسل در شبکه‌ی LR (0 تا 3 پیکسل در شبکه‌ی HR) متغیر است. همچنین، جابجایی عمودی بین تصاویر کم وضوح بین 0 تا 0.5 پیکسل در شبکه‌ی LR (0 تا 2 پیکسل در شبکه‌ی HR) متغیر است. نویز گوسی به منظور ایجاد SNR معادل 30 دسی‌بل به تصاویر کم وضوح اضافه شده است. نهایتاً هر یک از این تصاویر رنگی کم وضوح، بوسیله‌ی فیلتر بایر نمونه برداری می‌شود.

یکی از این تصاویر کم وضوح فیلتر شده با الگوی بایر، در شکل ۴-۸ (ب) نشان داده شده است. نتایج موزائیک زدایی کردن این تصویر با روش‌های [۱۲۳] و [۱۲۵]، به ترتیب در شکل‌های ۴-۹ (الف) و (ب) آمده است. همانگونه که مشخص است، هیچکدام از این روش‌ها نتوانسته‌اند عملکرد خوبی را در بازسازی تصویر داشته باشند، و رنگ‌های مصنوعی شدیدی را تولید کرده‌اند.

ما روش موزائیک زدایی [۱۲۵] روی هر یک فریم‌های کم وضوح اعمال می‌کنیم، و سپس الگوریتم فراتفکیک پذیری مطرح شده در ۲.۳ را روی هر یک از باندهای رنگی این تصاویر موزائیک زدایی شده اعمال می‌کنیم. شکل ۴-۹ (ج)، نتیجه‌ی این پیاده‌سازی را نشان می‌دهد. اعمال معادله‌ی (۳-۳۰) روی تصاویر موزائیک زدایی شده توسط روش [۱۲۵]، در شکل ۴-۹ (د) آمده است. همانگونه که مشخص است، تصویر نهایی بازسازی شده به شدت به روش موزائیک زدایی وابسته است، و با افزایش کیفیت روش موزائیک زدایی، کیفیت تصویر نهایی نیز افزایش می‌یابد. اما با اینحال، باز هم تصویر بدست آمده نتوانسته است جزئیات را بخوبی مشخص کند و رنگ‌های مصنوعی زیادی در تصویر وجود دارد.

نتیجه‌ی روش جابجایی و اضافه کردن [۳۹] روی داده‌های خام (تصاویر کم وضوح فیلتر شده)، در شکل ۴-۱۰ (الف) نشان داده شده است. مقدار اولیه برای این روش، بوسیله‌ی موزائیک زدایی اولین فریم با الگوریتم ساده‌ی درونیایی خطی (به منظور رنگی کردن تصویر) بدست آمده است. از تصویر بدست آمده بوسیله‌ی این روش به عنوان مقدار اولیه‌ی روش موزائیک زدایی چند فریمی برای به دست آوردن نتایج بهتر استفاده می‌شود.

نتیجه‌ی پیاده‌سازی الگوریتم مطرح شده در [۱۱۵] با مقدار اولیه‌ی حاصل از نتیجه‌ی جابجایی و اضافه کردن، در شکل ۴-۱۰ (ب) نشان داده شده است. همچنین، اعمال روش پیشنهادی در معادله (۴-۱۱) روی دیتای خام، در صورتیکه مقدار اولیه‌ی بوسیله درونیابی دوسویه^۱ از اولین فریم موزائیک زدایی شده بدست آمده باشد، در شکل ۴-۱۰ (ج) نشان داده شده است. در این حالت، پارامترهای معادله بصورت $\lambda = 0.05$ ، $\lambda' = 0.01$ ، $\lambda'' = 100$ ، $\lambda''' = 1$ ، $\alpha = 0.9$ ، $c_g = 5$ ، $c_b = c_r = 10$ ، $P = 2$ و $\beta = 0.002$ است. همچنین الگوریتم بهینه‌سازی SD در تکرار هشتماد و پنجم به جواب مطلوب می‌رسد.

برای افزایش کیفیت تصویر، از تصویر شکل ۴-۱۰ (د) به عنوان مقدار اولیه‌ی معادله‌ی استفاده می‌شود. تمامی پارامترهای معادله‌ی (۴-۱۱) مشابه قبل می‌باشد، با این تفاوت که در زمان کمتری همگرا می‌شود (در تکرار ۲۰-ام). با بهبود مقدار اولیه، علاوه بر بهتر شدن کیفیت تصویر، در زمان کمتری همگرا خواهد شد. برای مقایسه‌ی بهتر عملکرد الگوریتم پیشنهادی و روش [۱۱۵]، با تبدیل فضای RGB به YIQ ، قسمتی از تصویر نهایی در لایه‌ی رو شنایی را در شکل ۴-۱۱ نشان داده‌ایم. همانگونه که مشخص است، روش پیشنهادی توانسته است لبه‌ها را به صورت تیزتری بازسازی نماید.

۱.۵.۴ بررسی عملکرد الگوریتم پیشنهادی در برابر خطاهای ثبت

به منظور شبیه‌سازی اثرات خطای مرحله‌ی ثبت، بایاسی معادل ۰.۵، پیکسل جابجایی را به نیمی از فریم‌های کم وضوح در شبکه‌ی LR (معادل ۲ پیکسل جابجایی در شبکه‌ی HR) اضافه می‌کنیم. شکل ۴۴-۱۳ (الف) و (ب)، به ترتیب بازسازی تصویر را بوسیله‌ی روش مطرح شده در [۱۱۵] و روش پیشنهادی، و شکل‌های ۴-۱۳ (ج) و (د)، بزرگ‌نمایی بخشی از آن‌ها را نشان می‌دهد. همانگونه که مشخص است، تصویر حاصل از روش پیشنهادی، علاوه بر بازسازی بهتر لبه‌ها، رنگ‌های مصنوعی کمتری را نیز ایجاد کرده است. با بررسی مقادیر ak در هریک از باندهای رنگی (شکل ۴-۱۲) خواهیم دید که، با کاهش مقادیر ak برای فریم‌هایی که درگیر خطای ثبت هستند، توانسته‌ایم سهم کمتری را در بازسازی تصویر نهایی به آن‌ها بدهیم، و در نتیجه عملکرد الگوریتم بازسازی نسبت به خطای مرحله‌ی ثبت مقاوم خواهد شد.

^۱ در این آزمایش، به علت کم بودن تعداد فریم‌های ورودی، درونیابی برای مقدار اولیه ضروری است.

۲.۵.۴ بررسی عملکرد الگوریتم پیشنهادی در برابر پرتی‌ها

مطابق فصل گذشته، با اضافه کردن نویز فلفل و نمک به فریم‌های کم وضوح، اثر حضور نقاط پرت را در بازسازی تصویر بررسی می‌نماییم. به این منظور، به ترتیب نیمی از فریم‌های کم وضوح خام را به سطوح نویز ۰.۵٪، ۱۰٪ و ۲۰٪ آلوده می‌کنیم.

در ادامه با پیاده‌سازی روش مطرح شده در [۱۱۵] و روش پیشنهادی، به بازسازی فریم‌های آلوده به نویز می‌پردازیم. شکل ۴۴-۱۴ نتایج این شبیه‌سازی را نشان می‌دهد. شکل‌های ۴-۱۴(الف)، (ج) و (ه)، به ترتیب نتایج بازسازی با روش [۱۱۵] در سطح ۰.۵٪، ۱۰٪ و ۲۰٪ را نشان می‌دهد، و شکل‌های ۴۴-۱۴(ب)، (د) و (و)، نیز پیاده‌سازی با روش پیشنهادی است. همانگونه که مشخص است، روش [۱۱۵]، در مقابل حضور نویز عملکرد ضعیفی دارد و با افزایش سطح نویز در فریم‌های ورودی، رنگی‌های مصنوعی که به دلیل نویز ایجاد شده‌اند در تصویر نهایی تشدید می‌یابد. در مقابل، روش پیشنهادی توانسته است مقاومت بیشتری را در حضور این سطوح نویز داشته باشد، و به صورت بهتری در حذف نویز عمل کند. با اینحال، جزئیات تصویر به صورت مطلوبی بازسازی نمی‌شود.



(ب)



(الف)

شکل ۴-۸ (الف) تصویر اصلی، (ب) یکی از فریم‌های کم وضوح فیلتر شده با الگوی بایر



(ب)



(الف)



(د)



(ج)

شکل ۴-۹ (الف) نتیجه‌ی موزائیک زدایی یکی از فریم‌های کم وضوح که با روش [۱۲۳]، (ب) نتیجه‌ی موزائیک زدایی یکی از فریم‌های کم وضوح که با روش [۱۲۵]، (ج) نتیجه‌ی اعمال روش فراتفکیک پذیری خاکستری (معادله‌ی ۳-۳۰) روی فریم‌های کم وضوح موزائیک زدایی شده با روش [۱۲۳]، (د) نتیجه‌ی اعمال روش فراتفکیک پذیری خاکستری (معادله‌ی ۳-۳۰) روی فریم‌های کم وضوح موزائیک زدایی شده با روش [۱۲۵].



(ب)



(الف)



(د)



(ج)

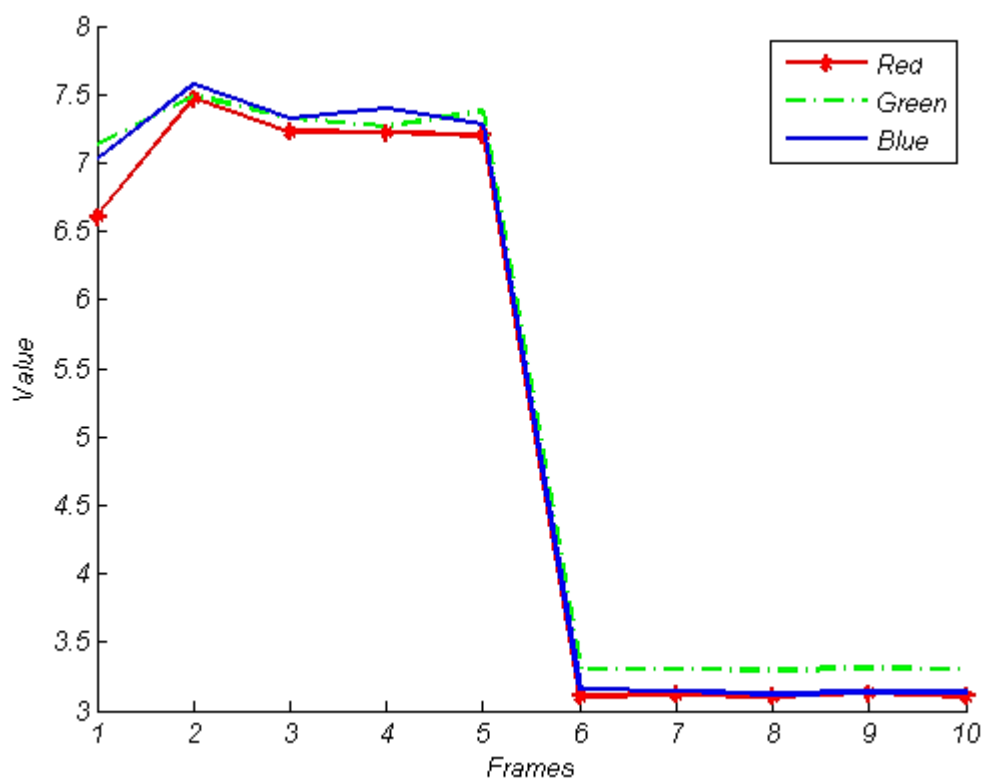
شکل ۴-۱۰ (الف) تصویر بدست آمده با روش جابجایی و اضافه کردن، (ب) بازسازی تصویر با روش [۱۱۵]، (ج) تصویر حاصل از پیاده‌سازی روش پیشنهادی روی داده‌های خام در صورتیکه مقدار اولیه با درونیابی دو سویه از اولین فریم کم وضوح موزائیک زدایی شده با روش [۱۲۵] باشد، (د) تصویر حاصل از پیاده‌سازی روش پیشنهادی روی داده‌های خام در صورتیکه تصویر حاصل از روش جابجایی و اضافه کردن به عنوان مقدار اولیه استفاده شود.



(ب)

(الف)

شکل ۴-۱۱ بزرگ نمایی بخشی از تصویر در لایه روشنایی، (الف) روش [۱۱۵]، (ب) روش پیشنهادی



شکل ۴-۱۲ رسم مقادیر a_k برای هر سه باند رنگی در صورتیکه ۵ فریم انتهایی دارای خطای ثابت باشد.



(ب)



(الف)



(د)



(ج)

شکل ۴-۱۳ بازسازی تصویر در صورتیکه در ۵ فریم انتهایی خطای ثبت ایجاد شود، (الف) روش [۱۱۵]، (ب) روش پیشنهادی، (ج) بزرگ‌نمایی بخش از تصویر (الف)، (د) بزرگ‌نمایی بخش از تصویر (ب)



(ب)



(الف)



(د)



(ج)



(و)



(ه)

شکل ۴-۱۴ نتایج بازسازی تصویر در صورتیکه نیمی از فریم‌های کم وضوح به نویز فلفل و نمک با سطوح متفاوت آلوده باشند، (الف) روش [۱۱۵] در حضور سطح نویز ۵٪، (ب) روش پیشنهادی با در حضور سطح نویز ۵٪، (ج) روش [۱۱۵] در حضور سطح نویز ۱۰٪، (د) روش پیشنهادی در حضور سطح نویز ۱۰٪، (ه) روش [۱۱۵] در حضور سطح نویز ۲۰٪، (و) روش پیشنهادی در حضور سطح نویز ۲۰٪.

۵

فصل پنجم

جمع بندی و نتیجه گیری

جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

۱.۵ نتیجه‌گیری

در این پایان‌نامه، روش‌هایی برای افزایش وضوح تصاویر خاکستری و رنگی ارائه شد. این روش‌ها در حوزه‌ی زمان و مبتنی بر تکنیک‌های آماری مقاوم است.

در فصل سوم، روش‌های مختلف مطرح شده برای ارتقای وضوح تصاویر خاکستری بررسی شد، و با مطرح کردن مزایا و معایب هر یک، استفاده از معیار خطای *half-quadratic* در الگوریتم بازسازی تصویر مورد استفاده قرار گرفته شد. مبنای کار این معیار خطا، بر پایه‌ی انتقال رفتار این تخمینگر از رفتاری مشابه L_1 به L_2 ، به منظور استفاده از مزایای هر دو روش، جهت بازسازی بهتر تصویر است. این انتقال رفتار، با توجه به میزان خطای هر فریم و به صورت اتوماتیک توسط روش پیشنهادی صورت می‌گیرد.

از آنجایی که، میزان خطای هر فریم به علت مواردی چون تخمین نادرست جابجایی در مرحله‌ی ثبت و یا نویزهای محیطی و ... متغیر است، در روش پیشنهادی، سهم هر فریم کم وضوح ورودی در فرآیند بازسازی تصویر نهایی، با توجه به میزان دقت پارامترهای تخمین زده‌ی آن، متغیر است. با استفاده از ویژگی‌های آماری خطا، ضریب تأثیر هر فریم محاسبه شد. این روش پیشنهادی با تعیین میزان تأثیر فریم‌های کم وضوح در فرآیند بازسازی، استحکام فوق‌العاده‌ای را به الگوریتم تخمینی داد، و توانست به طور موثری الگوریتم تخمین تصویر فرا تفکیک‌پذیر را به انواع خطاهایی که ممکن است در روند بازسازی رخ دهد، مقاوم سازد.

همچنین، استفاده از تابع تنظیم حفظ لبه‌ی دوجانبه در الگوریتم پیشنهادی، علاوه بر حفظ بهتر لبه‌ها، از ایجاد لبه‌های مصنوعی در مناطق صاف تصویر جلوگیری می‌کند. علاوه بر این، با تنظیم مناسب حد آستانه‌ی این تنظیم کننده، می‌توان در صورت نیاز، عملکرد آن را به سمت هموارسازی تصویر (مشابه تنظیم تیخونوف) تغییر داد. آزمایش‌های انجام شده در انتهای این فصل، بازسازی مطلوب تصویر را در حضور انواع خطا، توسط روش پیشنهادی و در مقایسه با سایر روش‌های مطرح شده نشان می‌دهد.

در فصل چهارم، با تعمیم روش پیشنهادی شده برای تصاویر خاکستری در حوزه‌ی رنگ، روش جدیدی برای بازسازی تصاویر رنگی کم وضوح ارائه شد، که علاوه بر افزایش وضوح تصاویر، به طور همزمان موزائیک زدایی تصاویر فیلتر شده را نیز انجام می‌دهد. مبنای این روش، بر پایه‌ی اصلاح روش موزائیک زدایی چند فریمی [۱۱۵]، به منظور افزایش استحکام آن در برابر انواع خطاها و کاهش مصنوعات رنگی بود. مقاوم سازی روش پیاده‌سازی در حوزه‌ی رنگ، از آنجایی که مانع تولید رنگ‌های مصنوعی و ناخواسته در تصویر تخمین زده‌ی نهایی می‌شود، کاملاً ضروری است. این اصلاح در جمله‌ی وفاداری و تابع تنظیم روشنایی صورت پذیرفت.

با استفاده از معیار *half-quadratic* بجای $L1$ در جمله‌ی وفاداری، و همچنین تعیین میزان تأثیر هر فریم ورودی مطابق روش پیشنهادی در فصل سوم، روش مطرح شده در برابر انواع خطاهای ورودی و مدل‌سازی مقاوم شد. استراتژی انطباقی برای هر فریم، در هر یک از کانال‌های رنگی به صورت مستقل محاسبه می‌شود.

با اعمال تنظیم کننده‌ی حفظ لبه‌ی دو طرفه در لایه‌ی روشنایی تصویر، بازسازی لبه‌های تصویر رنگی به صورت تیزتری انجام شد و از تولید رنگ‌های ناخواسته در تصویر جلوگیری می‌شود. ویژگی‌های این تابع تنظیم کننده، در حضور خطاهای ورودی باعث حذف موثر مصنوعات رنگی می‌شود.

توابع هزینه‌ی رنگ و وابستگی رنگی بین کانال‌ها، مصنوعات رنگی را از تصویر تخمین زده شده حذف می‌کند. مجموعه‌ی تمامی این توابع باعث بازسازی مطلوب تصویر نهایی خواهد شد. آزمایش‌های انجام شده در این بخش نیز، عملکرد بهتر روش پیشنهادی را در برابر انواع خطاها نشان می‌دهد.

۲.۵ پیشنهادهایی برای کارهای آتی

در طی پیاده‌سازی روش‌های ارتقاء وضوح تصویر، با چالش‌هایی روبرو شدیم که با برطرف کردن آن می‌توانیم در کارهای آینده بهبود مناسبی پیدا کنیم. در ادامه به توضیح این مسائل می‌پردازیم.

- **ثبت تصویر (رجیستر کردن)**

ثبت تصویر، یک مسئله اساسی در پردازش تصویر به منظور همترازی مجموعه‌ای از تصاویر است. تخمین دقیق جابجایی‌های در حد کسری از پیکسل در فریم‌های کم وضوح، در موفقیت بازسازی تکنیک‌های فراتفکیک پذیری چند فریمی، بسیار با اهمیت است. فرآیند همترازی تصاویر کم وضوح، زمانی که این تصاویر دارای مصنوعات بصری زیادی باشد، از مسئله فراتفکیک پذیری سخت‌تر خواهد بود. عملکرد الگوریتم‌های استاندارد ثبت تصویر با کاهش وضوح تصاویر، کاهش می‌یابد و خطاهای بیشتری را در مرحله ثبت ایجاد می‌کند. در تکنیک‌های فراتفکیک پذیری متداول، معمولاً ثبت تصویر به صورت یک فرآیند مجزا از فرآیند تخمین تصویر است. بنابراین، کیفیت تصویر بازسازی شده تا حد زیادی بستگی به دقت ثبت تصویر از مرحله قبل دارد. گرچه الگوریتم‌های پیشنهاد شده در این پایان‌نامه تا حد زیادی نسبت به خطای مرحله‌ی ثبت مقاوم است، با افزایش سطح خطا در این مرحله، کیفیت تصویر بازسازی شده کاهش می‌یابد. چنانچه مرحله‌ی ثبت تصویر با مرحله‌ی تخمین تصویر ادغام شود، می‌توان بجای کم کردن تأثیر آن دسته از فریم‌هایی که به صورت نادرست ثبت شده‌اند، فرآیند تخمین این گونه فریم‌ها به صورت جداگانه صورت گیرد.

- **بهره‌وری محاسبات**

یکی دیگر از مسائل محدود کننده‌ی کاربرد عملی تکنیک‌های فراتفکیک پذیری، محاسبات فشرده آن با توجه به تعداد زیاد مجهولات است، که نیاز به ضرب ماتریس‌های بزرگ دارد. در کاربردهای واقعی، بهره‌وری این الگوریتم‌ها ضروری است. در [۴۰]، پیشنهادهایی برای افزایش بهره‌وری محاسبات ارائه شده است. از کارهای جالب توجه در این زمینه، پیاده‌سازی یک سیستم واقعی فراتفکیک پذیری با استفاده از *FPGA* است، که تلاش خوبی برای استفاده عملی از فراتفکیک پذیری است [۱۳۱]. با این حال، این الگوریتم نیاز به ثبت دقیق تصویر دارد، که محاسبات فشرده در وهله‌ی اول است. بعلاوه، این الگوریتم برای مدل‌های حرکتی ساده کارآمد است، و نمی‌تواند در ویدئوها با مدل‌های پیچیده‌ی حرکتی به خوبی عمل کند. همچنین بررسی اثرات محاسبات موازی و پیاده‌سازی سخت افزاری مثلاً بر روی *GPU*، بر برنامه‌های آینده تکنیک‌های *SR* می‌تواند جالب باشد.

- معیار سنجش

تکنیک‌های فراتفکیک پذیری به یکی از فعال‌ترین زمینه‌های تحقیقاتی در حوزه پردازش تصویر تبدیل شده است، و هزاران مقاله در این حوزه منتشر شده است. با این حال، معیار مناسبی جهت ارزیابی عملکرد الگوریتم‌ها ارائه نشده است. مقدار $PSNR$ یکی از رایج‌ترین معیارهای سنجش عملکرد الگوریتم‌های SR است، که به طور قطعی نمی‌تواند بیانگر کیفیت مناسب تصویر بازسازی باشد. برای مثال، درونیابی با روش دوسویه، می‌تواند به مقدار $PSNR$ بالاتری نسبت به برخی از رویکردهای مبتنی بر مثال بیانجامد، با اینکه از لحاظ بصری کیفیت روش‌های مبتنی بر مثال بهتر می‌باشد [۱۳۲].

منابع و مراجع

- [١] G. Hansda, "super-resolution with better edge enhancement", M.Sc thesis, The University of Texas, Texas, Nov. 2012.
- [٢] S. Park, M. Park, and M. G. Kang, "Super-resolution image reconstruction, a technical overview," *IEEE Signal Process. Mag*, Vol. 20, No. 3, pp. 21–36, 2003.
- [٣] P. Milanfar, *super-resolution imaging*, 1st Edition, CRC Press, New York, United States of America, 2011.
- [٤] X. Gao, K.Zhang, D.Tao, and X.Li, "Image Super-Resolution With Sparse Neighbor Embedding," *IEEE Transactions on Image processing*, Vol. 21, No. 7, 2012.
- [٥] A. Maalouf, M. C. Larabi, "Colour image super-resolution using geometric grouplets", *IET Image Process*, Vol. 6, Iss. 2, pp. 168 – 180, 2012.
- [٦] X. Gao, K. Zhang, D. Tao, and X. Li, "Joint Learning for Single-Image Super-Resolution via a Coupled Constraint," *IEEE transactions on image processing*, Vol. 21, No. 2, 2012.
- [٧] W. T. Freeman, T. R. Jones, and E.C. Pasztor, "Example-based super-resolution," *IEEE Computer Graphics and Applications*, 22(2):56-65, 2002.
- [٨] T.-M. Chan and J. Zhang, "An improved super-resolution with manifold learning and histogram matching," in *Proc. IAPR Int. Conf. Bio-metrics*, pp. 756–762, 2006
- [٩] K. Zhang, X. Gao, X. Li, and D. Tao, "Partially supervised neighbor embedding for example-based image super-resolution," *IEEE J. Sel. Topics. Signal Process*, Vol. 5, No. 2, pp. 230–239, 2011.
- [١٠] K. I. Kim and Y. Kwon, "Single-image super-resolution using sparse regression and natural image prior," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell*, Vol. 32, No. 6, pp. 1127–1133, 2010.
- [١١] S. Farsiu, *A fast and robust framework for image fusion and enhancement*. PhD thesis, University of California, Santa Cruz, Dec. 2005.

- [12] D. L. Donoho, "Compressed sensing," *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 52, No. 4, pp. 1289-1306, 2006.
- [13] F. Lin, C.B. Fookes, V. Chandran, and S. Sridharan, "Investigation into optical flow super-resolution for surveillance applications," *In The Australian Pattern Recognition Society Workshop on Digital Image Computing*, 2005.
- [14] X. Jia, F. Li, and D. Fraser, "Universal HMT based super resolution for remote sensing images," *In IEEE International Conference on Image Processing*, pp. 333-336, 2008.
- [15] J. A. Kennedy, O. Israel, A. Frenkel, R. Bar-Shalom, and A. Haim, "Super-resolution in PET imaging," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol. 25, No. 2, pp137-147, 2006.
- [16] J. Maintz, and M. Viergever, "A survey of medical image registration, *Medical Image Analysis*," Vol.2, No.1, pp.1-36, 1998
- [17] K. Malczewski, and R. Stasinski, " Toeplitz-based iterative image fusion scheme for MRI," *In IEEE International Conference on Image Processing*, pp. 341-344, 2008.
- [18] S. Peleg, and Y. Yeshurun, "Super-resolution in MRI: application to human white matter fiber tract visualization by diffusion tensor imaging," *Magazine Resonance in Medicine*, Vol.45, No.1, pp. 29-35, 2001.
- [19] M. Elad and A. Feuer, "Restoration of single super-resolution image from several blurred, noisy and down-sampled measured images," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 6, pp. 1646–1658, 1997.
- [20] G. Golub, and C. V. Loan, *Matrix computations*, 3rd Edition, The Johns Hopkins University Press, London, England, 1996.
- [21] M. A. Lukas, "Asymptotic optimality of generalized cross-validation for choosing the regularization parameter," *Numerical Mathematic*, Vol. 66, No. 1, pp. 41–66, 1993.
- [22] N. Nguyen, P. Milanfar, and G. Golub, "Efficient generalized cross-validation with applications to parametric image restoration and resolution enhancement," *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 10, pp. 1299–1308, 2001.

- [۲۳] P. C. Hansen, and D. P. O’Leary, “The use of the L-curve in the regularization of ill-posed problems,” *SIAM J. Sci. Computer.*, Vol. 14, pp. 1487–1503, Nov. 1993.
- [۲۴] R. Y. Tsai, and T. S. Huang, “Multiple frame image restoration and registration,” *In Advances in Computer Vision and Image Processing*, Vol. 1, pp. 317–339, 1984.
- [۲۵] S.C. Park, M. Park, and M. Kang, “Super-resolution image reconstruction: a technical overview,” *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol. 20, No. 3, pp.21-36, 2003.
- [۲۶] M. Elad S. Farsiu, D. Robinson and P. Milanfar, “Advances and challenges in super-resolution,” *International Journal of Imaging Systems and Technology*, Vol.14, No.2, pp. 47-57, 2004.
- [۲۷] S. Borman, *Topics in Multiframe Super-resolution Restoration. PhD thesis*, University of Notre Dame, Notre Dame, IN, 2004.
- [۲۸] S. P. Kim, N. K. Bose, and H. M. Valenzuela, “Recursive reconstruction of high resolution image from noisy under sampled multiframe,” *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Vol. 38, No.6, pp. 1013 -1027, 1990.
- [۲۹] N. K. Bose, H. C. Kim, and H. M. Valenzuela. “Recursive implementation of total least squares algorithm for image reconstruction from noisy, undersampled multiframe,” *In Proceedings of the IEEE Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Vol. 5, pp. 269-272, 1993.
- [۳۰] A. N. Tikhonov and V. A. Arsenin, *Solution of ill-posed problems*, Winston & Sons, Washington, 1997.
- [۳۱] W. Su and S. P. Kim, “High-resolution restoration of dynamic image sequences,” *International Journal of Imaging Systems and Technology*, Vol. 5, No. 4, pp. 330-339, 1994.
- [۳۲] B. C. Tom, A. K. Katsaggelos, and N. P. Galatsanos, “Reconstruction of a high resolution image from registration and restoration of low resolution images,” *In Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing*, pp. 553-557, 1994
- [۳۳] S. Baker and T. Kanade, “Limits on super-resolution and how to break them,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 24, No.9,

pp. 1167-1183, 2002.

- [۳۴] S. Borman and R. Stevenson, "Super-resolution from image sequences - A review," In *Proceedings of the 1998 Midwest Symposium on Circuits and Systems*, pp. 374-378, 1998.
- [۳۵] R. R. Schultz and R. L. Stevenson, "A Bayesian approach to image expansion for improved definition," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 3, No. 3, pp. 233-242, 1994.
- [۳۶] R. R. Schultz and R. L. Stevenson, "Extraction of high-resolution frames from video sequences," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 5, No. 6, pp. 996-1011, 1996.
- [۳۷] R. C. Hardie, K. J. Barnard, and E. E. Armstrong, "Joint MAP registration and high resolution image estimation using a sequence of undersampled images," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 6, No. 12, pp. 1621-1633, 1997.
- [۳۸] H. Stark and P. Oskoui, "High-resolution image recovery from image-plane arrays, using convex projections," *Journal of Optical Society of America A*, Vol. 6, No. 11, pp. 1715-1726, 1989.
- [۳۹] M. Elad and Y. Hel-Or, "A fast super-resolution reconstruction algorithm for pure translational motion and common space invariant blur," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 10, No. 8, pp. 1187-1193, 2001.
- [۴۰] S. Farsiu, D. Robinson, M. Elad, and P. Milanfar, "Fast and robust multi-frame super-resolution," *IEEE Transaction on Image Processing*, Vol. 13, No. 10, pp. 1327-1344, 2004.
- [۴۱] M. Protter and M. Elad, "Super resolution with probabilistic motion estimation," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 18, No. 8, pp. 1899-1904, 2009.
- [۴۲] D. Keren, S. Peleg, and R. Brada, "Image sequence enhancement using subpixel displacements," In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 742-746, 1988.
- [۴۳] H. Ur and D. Gross. *Improved resolution from subpixel shifted pictures. CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, Vol. 54, No. 2, pp. 181-186, 1992.
- [۴۴] J. Chung, E. Haber, and J. Nagy, "Numerical methods for coupled super-resolution" *Inverse Problems*, Vol. 22, No. 4, pp. 1261-1272, 2006.

- [٤٥] A. Papulis, "Generalized sampling expansion," *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, Vol. 24, No. 11, pp. 652-654, 1977.
- [٤٦] N. Nguyen and P. Milanfar, "An efficient wavelet-based algorithm for image super-resolution," *In Proceedings of International Conference on Image Processing*, Vol. 2, pp. 351-354, 2000
- [٤٧] M. S. Alam, J. G. Bognar, R. C. Hardie, and B. J. Yasuda, "Infrared image registration and high-resolution reconstruction using multiple translationally shifted aliased video frames," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Vol. 49, No. 5, pp. 915-923, 2000.
- [٤٨] B. Setiyono, M. Hariadi, and M. H. Purnomo, "Survey of super-resolution using phased based image matching," *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, Vol. 43 No.2, pp. 245-253, 2012.
- [٤٩] S. Lerttrattanapanich and N. K. Bost, "High resolution image formation from low resolution frames using delaunay triangulation," *IEEE Trans-action on Image Processing*, Vol. 11, No. 12, pp. 1427-1441, 2002.
- [٥٠] T. Q. Pham, L. J. Vliet, and K. Schutte, "Robust fusion of irregularly sampled data using adaptive normalized convolution," *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 2006.
- [٥١] H. Knutsson, C.-F. Westin, "Normalized and differential convolution," *In Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 515-523, 1993.
- [٥٢] H. Takeda, S. Farsiu, and P. Milanfar, "Kernel regression for image processing and reconstruction," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 16, No. 2, pp. 349-366, 2007.
- [٥٣] M. C. Chiang and T. E. Boulte, "Efficient super-resolution via image warping," *Image and Vision Computing*, Vol. 18, No. 10, pp. 761-771, 2000.
- [٥٤] D. M. Young. *Iterative solution of large linear systems*. New York: Academic, 1971.
- [٥٥] M. Irani and S. Peleg, "Super resolution from image sequences" *In Proceedings of 10th International Conference on Pattern Recognition*, Vol. 2, pp. 115-120, 1990.

- [۵۶] *M. Irani and S. Peleg, "Improving resolution by image registration," CVGIP: Graphical Models and Imaging Processing, Vol. 53, No. 3, pp. 231-239, 1991.*
- [۵۷] *M. Irani and S. Peleg, "Motion analysis for image enhancement: resolution, occlusion and transparency," Journal of Visual Communications and Image Representation, Vol. 4, No. 4, pp. 324-335, 1993.*
- [۵۸] *D. Capel. Image Mosaicing and Super-resolution. Springer, 2004.*
- [۵۹] *P. J. Huber, "Robust Statistics," Wiley Series in Probability and Statistics, John Wiley & Sons, New York, NY, USA, 2003.*
- [۶۰] *F. R. Hampel, E. M. Ronchetti, P. J. Rousseeuw, and W. A. Stahel, "Robust Statistics: The Approach Based on Influence Functions," Wiley Series in Probability and Statistics, John Wiley & Sons, New York, NY, USA, 2005.*
- [۶۱] *R. A. Maronna, D. R. Martin, and V. J. Yohai, "Robust Statistics: Theory and Methods," Wiley Series in Probability and Statistics, John Wiley & Sons, New York, NY, USA, 2006.*
- [۶۲] *N. Sebe and M. S. Lew, "Robust Computer Vision: Theory and Applications," Springer, Berlin, Germany, 2003*
- [۶۳] *M. J. Black and P. Anandan, "The robust estimation of multiple motions: parametric and piecewise-smooth flow fields," Computer Vision and Image Understanding, Vol. 63, No.1, pp. 75–104, 1996.*
- [۶۴] *T. Rabie, "Robust estimation approach for blind denoising," IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 14, No. 11, pp. 1755–1765, 2005.*
- [۶۵] *M. J. Black, G. Sapiro, D. H. Marimont, and D. Heeger, "Robust anisotropic diffusion," IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 7, No. 3, pp. 421–432, 1998.*
- [۶۶] *P. Meer, D. Mintz, A. Rosenfeld, and D. Y. Kim, "Robust regression methods for computer vision: a review," International Journal of Computer Vision, Vol. 6, No. 1, pp. 59–70, 1991.*
- [۶۷] *T.Q. Pham, L.J. van Vliet, K. Schutte, "Robust super-resolution by minimizing a Gaussian-weighted l2 error norm," J. Phys.: Conf. Ser. 124 (2008) 012037.*

- [68] N.A. El-Yamany, P.E. Papamichalis, "An adaptive M-estimation framework for robust image superresolution without regularization," *SPIE Proc. SPIE-IS&T Electron. Image68221D*, pp. 112, 2008.
- [69] N.A. El-Yamany, P.E. Papamichalis, "Robust color image superresolution: an adaptive M-estimation framework," *EURASIP J. Image Video Process. Article ID 763254*, 2008.
- [70] V. Patanavijit, S. Jitapunkul, "A robust iterative multiframe super-resolution reconstruction using a Huber Bayesian approach with Huber-Tikhonov regularization," *International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communications, Yonago, Japan, 2006*.
- [71] N. A. El-Yamany, P. E. Papamichalis, and W. R. Schucany, "A robust image superresolution scheme based on redescending M-estimators and information-theoretic divergence," in *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP '07)*, Vol. 1, pp. 741–744, Honolulu, Hawaii, USA, 2007
- [72] <http://users.soe.ucsc.edu/~milanfar/software/sr-datasets.html>
- [73] V. Patanavijit and S. Jitapunkul, "A Lorentzian stochastic estimation for a robust iterative multiframe super-resolution reconstruction with Lorentzian-Tikhonov regularization," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2007, Article ID 34821, 21 pages, 2007.
- [74] V. Patanavijit, S. Tae-O-Sot, and S. Jitapunkul, "A robust iterative super-resolution reconstruction of image sequences using a Lorentzian Bayesian approach with fast affine block-based registration," in *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP '07)*, Vol. 5, pp. 393–396, San Antonio, Tex, USA, Sep-Oct 2007.
- [75] V. Patanavijit, "A robust iterative multiframe SRR based on Hampel stochastic estimation with Hampel-Tikhonov regularization," *Proceedings of IEEE 19th International Conference on Pattern Recognition (ICPR 2008)*, Florida, USA.
- [76] V. Patanavijit, "A Leclerc Bayesian approach for video reconstruction based on a robust iterative SRR and a general observation model," *Proceedings of International Symposium on Communications and Information Technologies (ISCIT 2010)*, pp. 856–861, Tokyo, Japan

- [77] V. Patanavijit, "A robust iterative multiframe SRR based on Andrew's Sine stochastic estimation with Andrew's Sine-Tikhonov regularization," *Proceedings of IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS 2008)*, Bangkok, Thailand.
- [78] V. Patanavijit, S. Jitapunkul, "A robust iterative multiframe super-resolution reconstruction using a Bayesian approach with Tukey's biweight," in: *Proceedings of IEEE 8th International Conference on Signal Processing (ICSP 2006)*, Beijing, China.
- [79] M. Vrigkas, C. Nikou, and L. P. Kondi, "A fully robust framework for MAP image super-resolution" *Image Processing, (ICIP2012)*, 19th IEEE International Conference on , pp. 2225 – 2228, 2012
- [80] X. Zeng, and L. Yang, "A robust multiframe super resolution algorithm based on half-quadratic estimation with modified BTV regularization." *Digital Signal Processing* 23, pp. 98-109, 2013.
- [81] P.J. Huber, *Robust Statistics*, Wiley, 1981.
- [82] E. Kaltenbacher, R. C. Hardie, "High-resolution infrared image reconstruction using multiple low resolution aliased frames," In *Proceedings of the IEEE National Aerospace Electronics Conference*, vol. 2, pp. 702-709, 1996.
- [83] D. Capel and A. Zisserman, "Computer vision applied to super-resolution," *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol. 20, No. 3, pp. 75-86, 2003.
- [84] K. M. Hanson and G. W. Wecksung. *Bayesian approach to limited-angle reconstruction in computed tomography. Journal of Optical Society of America*, Vol. 73, No. 11, pp. 1501-1509, 1983.
- [85] G. T. Herman, H. Hurwitz, "A. Lent, and H-P. Lung. On the Bayesian approach to image reconstruction," *Information and Control*, Vol. 42, No. 1, pp. 60-71, 1979.
- [86] N. Nguyen, P. Milanfar, and G. H. Golub, "A computationally efficient image super-resolution algorithm," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 10, No. 5, pp. 573-583, 2001.
- [87] E. Lee, M. Kang, "Regularized adaptive high-resolution image reconstruction considering inaccurate subpixel registration," *IEEE Trans. Image Process.* 12,

pp. 806–813, 2003.

- [88] http://en.wikipedia.org/wiki/Color_filter_array
- [89] M. E. Tipping, C. M. Bishop, “Bayesian image super-resolution.” In *Proceedings of Advances in Neural Information Proceeding Systems*, pp. 1279-1286, 2003.
- [90] D. Capel, A. Zisserman, “Automated mosaicing with super-resolution zoom,” In *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 885-891, 1998.
- [91] D. Capel, A. Zisserman, “Super-resolution enhancement of text image sequences,” In *Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition*, vol. 1, pp. 1600-1605, 2000.
- [92] D. Capel, A. Zisserman, “Computer vision applied to super-resolution,” *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol. 20, No. 3, pp. 75-86, 2003.
- [93] L. C. Pickup, D. P. Capel, S. J. Roberts, and A. Zisserman, “Bayesian image super-resolution, continued,” In *Proceedings of Advances in Neural Information and Proceedings Systems*, pp. 1089-1096, 2006.
- [94] L. C. Pickup, D. P. Capel, S. J. Roberts, and A. Zisserman, “Bayesian methods for image super-resolution,” *The Computer Journal*, Vol. 52, No. 1, pp. 101- 113, 2009.
- [95] Y. Li, F. Santosa, “A computational algorithm for minimizing total variation in image restoration,” *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 5, No. 6, pp. 987-995, 1996.
- [96] T. F. Chan, S. Osher, and J. Shen, “The digital TV filter and nonlinear denosing,” *IEEE Transaction on Image Processing*, Vol. 10, No. 2, pp. 231-241, 2001.
- [97] L. Rudin, S. Osher, and E. Fatemi, “Nonlinaer total variation based noise removal algorithms” *Physica D: Nonlinear Phenomena*, Vol. 60, No. 4, pp. 259-268, 1992.
- [98] B. C. Tom, A. K. Katsaggelos, “Reconstruction of a high-resolution image by simultaneous registration, restoration and interpolation of low-resolution images,” In *Proceedings of the IEEE International Conference on Image*

Processing, vol. 2, pp. 2539, 1995.

- [٩٩] C. A. Segall, A. K. Katsaggelos, R. Molina, and J. Mateos, "Bayesian resolution enhancement of compressed video," *IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 13, No. 7, pp. 898-910, 2004.*
- [١٠٠] C. A. Segall, R. Molina, and A. K. Katsaggelos, "High resolution images from low-resolution compressed video," *IEEE Signal Processing Magazine, Vol. 20, No. 3, pp. 37-38, 2003.*
- [١٠١] N. A. Woods, N. P. Galatsanos, and A. K. Katsaggelos, "Stochastic methods for joint registration, restoration and interpolation of multiple undersampled images," *IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 15, No. 1, pp. 210-213, 2006.*
- [١٠٢] D. C. Youla, H. Webb, "Image registration by the method of convex projections: Part 1-theory," *IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 1, No. 2, pp. 81-94, 1982.*
- [١٠٣] A. J. Patti, M. Sezan, and A. M. Tekalp, "Robust methods for high quality stills from interlaced video in the presence of dominant motion," *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 7, No. 2, pp. 328- 342, 1997.*
- [١٠٤] A. J. Patti, M. I. Sezan, and A. M. Tekalp, "High-resolution image reconstruction from a low-resolution image sequence in the presence of time-varying motion blur," *In Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing, vol.1, pp. 343-347, 1994.*
- [١٠٥] A. J. Patti, M. I. Sezan, and A. M. Tekalp, "Super resolution video reconstruction with arbitrary sampling lattices and nonzero aperture time," *IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 6, No. 8, pp. 1064-1076, 1997.*
- [١٠٦] D.-S. Huang, K. Li, and G.W, "POCS Super-Resolution Sequence Image Reconstruction Based on Image Registration Excluded Aliased Frequency Domain" *ICIC 2006, pp. 1240–1245, Berlin. Heidelberg.*
- [١٠٧] S. M. Kay, "Fundamentals of statistical signal processing: estimation theory," *vol. I. Prentice-Hall, 1993.*

- [108] *S. Najafi, Single and Multi-view Video Super-resolution. PhD thesis, McMaster University, Hamilton, Ontario, Canada, Oct. 2012.*
- [109] *A. Panagiotopoulou, V. Anastassopoulos, "Regularized super-resolution image reconstruction employing robust error norms," Optical Engineering 4811, 117004 November 2009*
- [110] *T. Rabie, "Robust estimation approach for blind denoising," IEEE Trans. Image Process. Vol. 14, pp. 1755–1765, 2005.*
- [111] *P. Charbonnier, L. Feraud, G. Aubert, and M. Borlaud, "Deterministic edge-preserving regularized in computed imaging," IEEE Trans. Image Process. Vol. 6, pp. 298–311, 1997.*
- [112] *X. Y. Zeng, L.Y. Yang, "Mixed impulse and Gaussian noise removal using detail-preserving regularization," Opt. Eng. Vol. 49, 2010.*
- [113] *D. P. Bertsekas, Nonlinear Programming, Athena Scientific, 1999.*
- [114] *J. Nocedal, S.J. Wright, Numerical Optimization, Springer-Verlag, 2006*
- [115] *S. Farsiu, M. Elad, and P. Milanfar, "Multiframe Demosaicing and Super-Resolution of Color Images," IEEE Transactions on Image Processing, VOL. 15, NO. 1, 2006.*
- [116] *N. R. Shah, A. Zakhor, "Resolution enhancement of color video sequences," IEEE Trans. Image Process., vol. 8, no. 6, pp. 879–885, 1999.*
- [117] *B. C. Tom and A. Katsaggelos, "Resolution enhancement of mono-chrome and color video using motion compensation," IEEE Trans. Image Process., vol. 10, no. 2, pp. 278–287, 2001.*
- [118] *M. Irani and S. Peleg, "Improving resolution by image registration," CVGIP: Graph. Models Image Process., vol. 53, pp. 231–239, 1991*
- [119] *Ni, K.S., Nguyem, T.Q. "Color image super resolution based on a stochastic combinational classification-regression algorithm," IEEE Int. Conf. on Image Processing, pp. 89–92, 2007.*

- [120.] X. Li, B. Zhang, "Image Demosaicing: A Systematic Survey" In *Proc. SPIE*, vol. 6822, 68221J, 2008.
- [121.] K. Hirakawa, T. W. Parks, "Adaptive Homogeneity-Directed Demosaicing Algorithm," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 14, No. 3, 2005
- [122.] D. R. Cok, "Signal processing method and apparatus for sampled image signals." *United States Patent 4,630,307*, 1987.
- [123.] C. Laroche, M. Prescott, "Apparatus and Method for Adaptive for Adaptively Interpolating a Full Color Image Utilizing Chrominance Gradients," *U.S. Patent 5 373 322*, 1994.
- [124.] J. Hamilton and J. Adams, "Adaptive Color Plan Interpolation in Single Sensor Color Electronic Camera," *U.S. Patent 5 629 734*, 1997.
- [125.] R. Kimmel, "Demosaicing: image reconstruction from color CCD samples," *IEEE Trans. Image Process.*, Vol. 8, No. 9, pp. 1221–1228, 1999.
- [126.] L. Chang and Y.-P. Tan, "Color filter array demosaicking: new method and performance measures," *IEEE Trans. Image Process.*, Vol. 12, No. 10, pp. 1194–1210, 2002.
- [127.] D. Keren, M. Osadchy, "Restoring subsampled color images," *Mach. Vis. Appl.*, Vol. 11, No. 4, pp. 197–202, 1999.
- [128.] S. C. Pei and I. K. Tam, "Effective color interpolation in CCD color filter arrays using signal correlation," *IEEE Trans. Image Process.*, Vol. 13, No. 6, pp. 503–513, 2003
- [129.] T. Gotoh and M. Okutomi, "Direct super-resolution and registration using raw CFA images," in *Proc. of the Int. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, vol. 2, pp. 600–607, 2004.
- [130.] A. L. Philip, *Single-Sensor Imaging: Methods and Applications for Digital Cameras*, 1st Edition, Taylor & Francis Inc, Boca Roca, United States, 2008.
- [131.] O. Bowen and C. S. Bouganis, "Real-time image super resolution using an FPGA," In *International Conference on Field Programmable Logic and*

Applications, pp. 89-94, 2008.

- [۱۳۲] *J. Yang, J. Wright, T. Huang, and Y. Ma, "Image super-resolution as sparse representation of raw image patches," In Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1-8, 2008.*

پیوست‌ها

الف. ماتریس‌های فضایی

الف.۱. ماتریس‌های *Toeplitz*

ماتریس $T \in R^{N \times N}$ را *Toeplitz* می‌نامیم، هرگاه مطابق معادله‌ی (الف-۱) تمامی المان‌های قطری‌اش ثابت باشد:

$$T = \begin{bmatrix} t_0 & t_{1-1} & \cdots & t_{-N+1} \\ t_1 & t_0 & t_{1-1} & t_{-N+1} \\ & t_1 & t_0 & \ddots \\ \vdots & & & \ddots \\ t_{N-1} & t_{N-2} & & t_0 \end{bmatrix} \quad (\text{الف-۱})$$

الف.۲. ماتریس‌های دایره‌ای

ماتریس $C \in R^{N \times N}$ *Toeplitz* یک ماتریس دایره‌ای است، هرگاه هر یک از ردیف‌هایش، یک المان به سمت راست چرخیده شود:

$$C = \begin{bmatrix} c_0 & c_{N-1} & \cdots & c_1 \\ c_1 & c_0 & c_{N-1} & c_2 \\ & c_1 & c_0 & \ddots \\ \vdots & & & \ddots \\ c_{N-1} & c_{N-2} & & c_0 \end{bmatrix} \quad (\text{الف-۲})$$

الف. ۳. ماتریس‌های بلوکی متداول

مجموعه‌ی ماتریس‌های بلوکی $N \times N$ با بلوک‌های $N \times N$ با $BM(N)$ مشخص می‌شود. به طور خاص، $A \in BM(N)$ به صورت ماتریس زیر تعریف می‌شود:

$$A = \begin{bmatrix} A_{1,1} & \cdots & A_{1,N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{N,1} & \cdots & A_{N,N} \end{bmatrix} \quad (\text{الف-۳})$$

که $\{A_{k,l}\}_{k,l=1}^N$ ماتریس‌های $N \times N$ هستند. المان‌های منحصر بفرد ماتریس $A_{k,l}$ توسط $[A_{k,l}]_{i,j}$ مشخص می‌شوند.

الف. ۴. ماتریس‌های $BCCB$

مجموعه‌ی ماتریس‌های دایره‌ای بلوکی $N \times N$ با بلوک‌های دایره‌ای $N \times N$ با $BCCB(N)$ مشخص می‌شود. به طور خاص، $C \in BCCB(N)$ بوسیله‌ی ماتریس جزء بندی شده‌ی زیر تعریف می‌شود:

$$C = \begin{bmatrix} C_0 & C_{N-1} & \cdots & C_1 \\ C_1 & C_0 & C_{N-1} & C_2 \\ & C_1 & C_0 & \\ \vdots & & & \ddots \\ C_{N-1} & C_{N-2} & & C_0 \end{bmatrix} \quad (\text{الف-۴})$$

که هر بلوک C_i یک ماتریس دایره‌ای $N \times N$ با ساختار زیر است:

$$C_i = \begin{bmatrix} c_{i,0} & c_{i,N-1} & \cdots & c_{i,1} \\ c_{i,1} & c_{i,0} & c_{i,N-1} & c_{i,2} \\ & c_{i,1} & c_{i,0} & \\ \vdots & & & \ddots \\ c_{i,N-1} & c_{i,N-2} & & c_{i,0} \end{bmatrix} \quad (\text{الف-۵})$$

در نتیجه ماتریس C تماما با ضرایب $\{C_{i,j} | 0 \leq i, j < N\}$ تعریف می شود، که می بایست به صورت تعریف ضرایب C رجوع شود. برای سادگی نشانه گذاری، فرض می شود شاخص گذاری پریودیک N زمانی که اشاره به ضرایب C_i دارد، به طور نامی به صورت زیر تعریف می شود:

$$c_{i+kN, j+lN} = c_{i,j} \quad \forall i, j, k, l \in Z \quad (\text{الف-۶})$$

نماد D_p^N مجموعه ای از اندیس های ماتریس (i, j) نظیر $(i - j)$ با مد $N=p$ را نشان می دهد. به طور خاص، D_0^N زیر نویس المان های روی قطر اصلی هستند، در حقیقت D_1^N اندیس المان های روی قطر دایره ای هستند که از مکان $(1, 2)$ شروع می شود و نزدیکی (I, N) ختم می شوند.

ب. ماتی

پدیده ماتی یکی از ویژگی های تمام سیستم های عکسبرداری است که ناشی از نقص سیستم نوری آن ها می باشد. همچنین ماتی می تواند به علت سایر عوامل نظیر حرکت (ماتی حرکت) یا حضور هوا (ماتی محیطی) باشد که معمولا در فرآیند SR در نظر گرفته نمی شود. ماتی لنز دوربین بوسیله ی کانوال تصویر با یک ماسک (ماتریس) متناظر با PSF سیستم نوری مدل شود. اکثر نویسندگان مات شدگی تصویر را یک عملگر ساده ی میانگین گیری در نظر می گیرند. مدل ماتی رایج دیگر گوسی می باشد، که با کانوال تصویر با یک ماسک گوسی دو بعدی با اندازه ی $G_{size} \times G_{size}$ و انحراف معیار σ^2 مدل سازی می شود. از آنجایی که عملگر ماتی روی بردار اعمال می شود، کانولوشن باید با ضرب ماتریس جایگزین شود. به طور معمول، برای بیان کردن کانولوشن به صورت ضرب، ماتریس به فرم $BCCB$ نوشته می شود. در زیر هسته ی ماتی و ماتریس متناظر با آن آورده شده است:

$$h = \begin{bmatrix} \ddots & & & & \ddots \\ & h_{i-1, j-1} & h_{i-1, j} & h_{i-1, j+1} & \\ \cdots & h_{i, j-1} & h_{i, j} & h_{i, j+1} & \cdots \\ & h_{i+1, j-1} & h_{i+1, j} & h_{i+1, j+1} & \\ \ddots & & & & \ddots \end{bmatrix} \quad (\text{ب-۱})$$

$$H = \begin{bmatrix} h_{i,j} & h_{i,j+1} & \dots & \dots & h_{i+1,j} & h_{i+1,j+1} & \dots & \dots \\ h_{i,j-1} & h_{i,j} & h_{i,j+1} & & h_{i,j-1} & h_{i+1,j} & h_{i+1,j+1} & \\ \dots & h_{i,j-1} & h_{i,j} & h_{i,j-1} & \dots & h_{i,j-1} & h_{i+1,j} & h_{i+1,j+1} \\ \vdots & & & \ddots & & & & \\ h_{i-1,j} & h_{i,j+1} & & & \ddots & & & \\ h_{i-1,j+1} & h_{i-1,j} & h_{i,j+1} & & \ddots & & & \\ \vdots & h_{i-1,j-1} & h_{i-1,j} & h_{i,j+1} & & \ddots & & \\ & & & \ddots & & & h_{i,j-1} & h_{i,j} & h_{i,j+1} \\ & & & & & & & h_{i,j-1} & h_{i,j} & h_{i,j+1} \\ & & & & & & & & h_{i,j-1} & h_{i,j} \\ \vdots & & & & & & & & & \end{bmatrix} \quad \text{(ب-۲)}$$

ج. ماتریس جابجایی

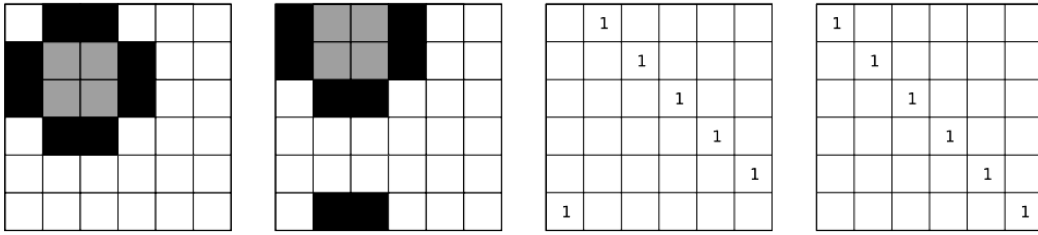
ماتریس F نشان دهنده‌ی عملگر جابجایی پیوسته در هر دو بعد است. با استفاده از ضرب کرونیچر^{۶۵}، این ماتریس می‌تواند به صورت زیر تجزیه شود:

$$F = F^{(2)} \otimes F^{(1)} \quad \text{(ج-۱)}$$

که $F^{(2)} \in R^{N \times N}$ و $F^{(1)} \in R^{N \times N}$ به ترتیب ماتریس‌های نشان دهنده‌ی جابجایی در امتداد اولین و دومین بعد صفحه‌ی تصویر است. ساختار این ماتریس‌ها وابسته به شرایط مرزی به کار گرفته شده‌است، بویژه زمانی که شرایط مرزی، پرئودیک فرض می‌شود. ماتریس‌های $F^{(1)}$ و $F^{(2)}$ ماتریس‌های دوار هستند، و بنابراین $F^{(1)}$ ماتریس $BCCB$ است. در ادامه مثالی را برای کمک به تجسم کردن ساختار $F^{(1)}$ و $F^{(2)}$ مطرح می‌کنیم.

فرض می‌کنیم $X_1, X_2 \in R^{6 \times 6}$ دو تصویر هستند که با جابجایی در امتداد اولین بعد به یکدیگر مربوط می‌شوند، همانگونه که در شکل‌های ۱(الف) و ۱(ب) نشان داده شده‌است.

⁶⁵ Kronecker product



(الف)

(ب)

(ج)

(د)

شکل ۱: ساختار ماتریس جابجایی F متناظر با دو تصویر X_1 و X_2 که با جابجایی در اولین بعد با

یکدیگر مرتبط می‌شوند. (الف) X_1 ، (ب) X_2 ، (ج) $F^{(1)}$ ، (د) $F^{(2)}$.

با استفاده از شکل برداری تصاویر به صورت $x_1 = \overset{\Delta}{vec}(X_1)$ و $x_2 = \overset{\Delta}{vec}(X_2)$ تبدیل می‌شوند. رابطه‌ی آن‌ها می‌تواند به صورت $x_2 = Fx_1$ بیان شود. $F^{(1)}$ و $F^{(2)}$ به ترتیب در شکل‌های (ج) و (د) نشان داده شده است.

جابجایی غیر صحیح نیز می‌تواند اعمال شود. برای مثال، ماتریس دایره‌ای نشان داده شده در معادله‌ی (ب-۱)، جابجایی ۰.۳ واحد بین دو تصویر را در امتداد بعد اول آن‌ها نشان می‌دهد.

$$\begin{bmatrix} 0.7 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.3 \\ 0.3 & 0.7 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.3 & 0.7 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.3 & 0.7 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.3 & 0.7 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.3 & 0.7 \end{bmatrix} \quad (ج-۱)$$

د. ماتریس کاهش مقیاس

ماتریس $D \in R^{M^2 \times N^2}$ اثر تخریب سنسور تصویر و کاهش مقیاس تصویر $X \in R^{N \times N}$ توسط ضریب Q در امتداد هر دو بعد است که تصویر کم وضوح را با ابعاد $M \times M$ ایجاد می‌کند. این ماتریس می‌تواند به صورت زیر نوشته شود:

$$D = D^{1d} \otimes D^{1d} \quad (د-۱)$$

که D^{1d} یک عملگر ماتریسی است که کاهش مقیاس یک سیگنال یک بعدی را با طول N و با ضریب Q انجام می‌دهد، و حاصل آن سیگنالی با طول M است. بر خلاف سایر ماتریس‌های مطرح شده در حوزه‌ی SR ، ماتریس D ساختار $BCCB$ ندارد. به طور خاص (نه همیشه) زمانی که ضریب کاهش مقیاس، عددی صحیح باشد، تنها یک المان غیر صفر در هر ردیف D وجود دارد که مقدار هریک از این المان‌ها یک می‌باشد. برای مثال، برای کاهش مقیاس تصاویر X_1 و X_2 (شکل ۱) با ضریب ۲ در امتداد هر دو جهت، از ماتریس D^{1d} مطابق شکل ۲(الف) استفاده می‌کنیم. نتایج تصاویر کاهش مقیاس یافته در شکل‌های ۲(الف) و (ب) نشان داده شده است.

1					
		1			
				1	

(الف)

	■		
■	■		

(ب)

■	■		
■	■		

(ج)

شکل ۲: نتیجه کاهش مقیاس تصاویر X_1 و X_2 در شکل ۱-۱ با ضریب ۲ در امتداد هر دو بعد با استفاده از ماتریس D (الف) ساختار D^{1d} ، (ب) تصویر کاهش مقیاس یافته‌ی X_1 ، (ج) تصویر کاهش مقیاس یافته‌ی X_2 .

Abstract

Theoretical and practical limitations usually constrain the achievable resolution of any imaging device. Image super-resolution (SR) reconstruction is the process of generating an image at a higher spatial resolution by using one or more low-resolution (LR) inputs from a scene. The early works on super-resolution (often designed for grayscale images), although occasionally mathematically optimal for particular models of data and noise, produced poor results when applied to real images. On another front, single frame demosaicing methods developed to reduce color artifacts, often fail to completely remove such errors.

In this thesis, we use the statistical signal processing approach to propose an effective framework for fusing low-quality images and producing higher quality ones. In our proposed method, the objective functional is formed by an adaptive strategy depending on the accuracies of the estimated low resolution image observation models. This strategy serves to adaptively weight low-resolution images according to their reliability and can add robustness in practical implementation of super-resolution. Also, extending this method to RGB field, we proposed an adaptive robust hybrid method of super-resolution and demosaicing, which increases the spatial resolution and reduces the color artifacts of a set of low-quality color images. Experimental results on synthetic and real data sets confirm the effectiveness of our methods.

Key Words: *Super-resolution, Registration, M-estimation, Regularization, Demosaicing, Color filter array.*



Shahrood University of Technology

Faculty of Electrical and Robotic Engineering

*Enhancing Color Image Resolution Using a Sequence of Low Resolution
Images*

Seyedeh Marzieh Jamalabadi

Supervisor:

Dr. Alireza Ahmadyfard

Date: February 2014