

افزایش تفکیک‌پذیری چند تصویری در حضور نویز با تعیین تطبیقی وزن جمله‌ها در تخمینگر MAP

نفسه مفیدی^۱ و علیرضا احمدی‌فرد^۲

چکیده

به منظور ارتقاء توان تفکیک‌پذیری تصویر و غلبه بر محدودیت‌های فیزیکی سیستم‌های تصویربرداری روش فراتفکیک‌پذیری تصویر مطرح می‌گردد. در این روش یک تصویر با تفکیک‌پذیری بالا از صحنه به کمک تلفیق رشته‌ای از تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین صحنه، بازسازی می‌گردد. از آنجایی که رویکرد بسیاری از روش‌های فراتفکیک‌پذیری که اخیراً مورد استفاده قرار می‌گیرند بازسازی تصویر حذف نویز شده با تاکید بر حفظ لبه و جزئیات است، در این مقاله بر مبنای الگوریتم‌های آماری، روشی تطبیقی پیشنهاد شده است که نسبت به نویز گوسی که موثرترین نویز تخریب‌کننده کیفیت تصویر است مقاوم بوده و دارای عملکرد مطلوبی نسبت به سایر روش‌های مطرح شده است. در این روش تطبیقی، با معرفی ضرایب جدید، اثرات نسبی جمله خطای داده و جمله تنظیم را در هر پیکسل تصویر تخمین زده شده‌ی با تفکیک‌پذیری بالا، کنترل می‌نماییم. این ضرایب با توجه به اطلاعات همسایگان پیکسل مورد نظر تعیین می‌گردد. آزمایش‌های انجام شده بر روی تصاویر ساخته شده و تصاویر واقعی نیز، عملکرد خوب الگوریتم پیشنهادی را نسبت به سایر روش‌ها تصدیق می‌کند.

کلیدواژه‌ها

فراتفکیک‌پذیری، تخمین-M، وزن تطبیقی، جمله تنظیم BEP، ماتریس شاخص لبه

درون‌یابی یک تصویر با تفکیک‌پذیری پایین^۱ (LR) ساخته شود نسبت به تصویر اصلی دارای تفکیک‌پذیری بالاتری نخواهد بود، بدین علت که اگرچه تعداد پیکسل‌ها در واحد سطح افزایش یافته ولی توان تفکیک‌پذیری به لحاظ حفظ جزئیات به همان میزان افزایش نیافته است. حد تفکیک‌پذیری تصویر زمانی بهبود می‌یابد که علاوه بر افزایش ابعاد تصویر، جزئیات فرکانس بالای تصویر نیز افزایش یابند، که این خواسته، هدف اصلی الگوریتم فراتفکیک‌پذیری^۲ (SR) در تصویر است. الگوریتم‌های فراتفکیک‌پذیری با ترکیب رشته‌ای از تصاویر LR مات شده و آلوده به نویز که از یک صحنه واحد اخذ شده‌اند، تصویری با

۱ مقدمه

تفکیک‌پذیری یک تصویر در واقع توصیف جزئیات موجود در تصویر است و عموماً تصویری که دارای تفکیک‌پذیری بالاتری است به دلیل قابلیت توان تحلیل و تفسیر بهتر از مقبولیت بیشتری برخوردار است. تصویری که صرفاً با افزایش تعداد پیکسل‌ها و

این مقاله در دی‌ماه سال ۱۳۹۴ دریافت، در مردادماه سال ۹۵ بازنگری و در مردادماه همان سال پذیرفته شد.

^۱ دانشکده مهندسی برق و رباتیک، دانشگاه صنعتی شاهرود.

رایانامه: mofidi@shahroodut.ac.ir

^۲ دانشکده مهندسی برق و رباتیک، دانشگاه صنعتی شاهرود.

رایانامه: ahmadyfard@shahroodut.ac.ir

¹ Low Resolution(LR)

² Super Resolution(SR)

ML/MAP/POCS از جمله الگوریتم‌های مبتنی بر بازسازی در حوزه فضایی هستند [۱۵-۱۷].

همان‌طور که می‌دانیم مسئله بازسازی SR مسئله‌ای معکوس بوده و برخی عوامل نظیر نویز، خطاهای موجود در فرآیند (مانند خطای ثبت^۸، خطای تخمین PSF و نقاط پرت^۹) و همچنین ناکافی بودن تعداد تصاویر LR در دسترس، مسئله بازسازی SR را به مسئله‌ای بدحالت مبدل می‌نماید. با توجه به همین امر، الگوریتم‌های آماری مبتنی بر حداکثر احتمال پسین به دلیل مقاوم بودن، انعطاف‌پذیری در مدل‌سازی مشخصات نویز و به‌کارگیری اطلاعات پیشین که در قالب جمله تنظیم^{۱۰} ارائه می‌گردد، در بدست آوردن پاسخ مسأله بصورت قابل توجهی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. مفهوم کلی MAP دستیابی به حداکثر احتمال پسین تصویر HR از روی مجموعه تصاویر LR است [۱۸]. در حالت کلی این روش متشکل از دو جمله خطای داده^{۱۱} و جمله تنظیم است که توسط پارامتر تنظیم^{۱۲} با یکدیگر ترکیب می‌گردند. در پژوهش‌های متعددی از تخمین‌گرهای L_1 , L_2 , Huber, Lecrec, Tukey's Biweight, Lorentzian در جمله خطای داده استفاده شده است [۱۹-۲۰]. نرم خطای L_1 در تصاویری که آلوده به نویز ضربه و یا خطای ثبت هستند کارکرد مطلوبی دارد و نرم L_2 نسبت به حضور نویز گوسی مقاوم است. عملکرد سایر تخمین‌گرهای مطرح‌شده به شدت تابع پارامتر حد‌آستانه^{۱۳} آن‌ها بوده و بنابراین انتخاب مناسب این پارامتر در موفقیت فرآیند بازسازی بسیار تاثیرگذار است. با توجه به ویژگی‌های مطلوب تخمین‌گرهای L_1 و L_2 ، در بسیاری از تحقیقات صورت گرفته مدل‌های متنوعی ارائه گردیده است که ترکیبی از رفتار هر دو آنها باشد [۲۱-۲۲].

همان‌طور که عنوان گردید جهت دستیابی به جواب پایدار و با توجه به ماهیت بدحالت بودن مسأله بازسازی SR، استفاده از جمله تنظیم لازم به نظر می‌رسد. الگوریتم‌های تیخونوف^{۱۴} [۲۳]، تغییرات سراسری^{۱۵} (TV) [۲۴] و همچنین معیار تغییرات کل دوطرفه^{۱۶} (BTV) [۲۵] از جمله الگوریتم‌هایی هستند که به‌عنوان جمله تنظیم مورد استفاده قرار می‌گیرند. روش تیخونوف انرژی کل تصویر را محدود می‌نماید و از آنجایی که نویز و پیکسل‌های لبه جزء انرژی فرکانس بالای تصویر محسوب می‌شوند، با حذف آنها تصویر بازسازی‌شده نهایی هموار خواهد شد. یکی از موفق‌ترین جمله‌های تنظیم در حذف نویز و کاهش ماتنی تصویر الگوریتم TV است که ضعف‌ها و کمبودهای تیخونوف را کاهش می‌دهد. معیار BTV نیز برای داشتن تصویری با جزئیات بهتر مطرح گردید. این

تفکیک‌پذیری بالا^۱ (HR) ایجاد می‌کنند. این تصویر دارای تفکیک‌پذیری بالاتری نسبت به هرکدام از تصاویر LR در دسترس خواهد بود. بهبود تفکیک‌پذیری تصویر در این روش، از طریق تلفیق جزئیات فرکانس بالای تصاویر LR ثبت شده که دارای جابجایی کسری از پیکسل هستند صورت می‌گیرد.

الگوریتم‌های فراتفکیک‌پذیری می‌توانند بر اساس فاکتورهای متفاوتی نظیر تعداد تصاویر LR در دسترس و یا حوزه کاری دسته‌بندی گردند. اولین دسته‌بندی الگوریتم‌های SR که با توجه به تعداد تصاویر LR صورت می‌پذیرد، شامل روش‌های مبتنی بر یادگیری و روش‌های مبتنی بر بازسازی هستند. در روش‌های مبتنی بر یادگیری که از روی یک تصویر LR، تصویر HR آن تخمین زده می‌شود؛ بازایی جزئیات فرکانس بالای تصویر HR از طریق یک مجموعه آموزشی که شامل چندین زوج از قطعات^۲ تصاویر LR و HR صورت می‌پذیرد [۳-۱]. در روش‌های مبتنی بر بازسازی که مدنظر ما در این مقاله هستند از یک رشته فریم ویدئویی استفاده شده تا یک تصویر HR از صحنه بازسازی شود. این پردازش بر مبنای اطلاعات موجود در تک‌تک تصاویر، میزان جابجایی‌های نسبی، نرخ نمونه‌برداری کاهشی، مات‌شدگی تصاویر LR و نویز اضافه‌شده به آن‌ها صورت می‌پذیرد [۴-۶]. دسته‌بندی دیگر الگوریتم‌های SR مرتبط با حوزه کاری آن‌ها می‌باشد که در یکی از حوزه‌های فرکانس و فضایی جای می‌گیرند [۷].

اولین پژوهش‌های انجام‌شده در مسئله بازسازی SR با استفاده از رشته‌ای از تصاویر، توسط تی‌سای و هانگ در حوزه فرکانس صورت گرفته است [۸]. بعدها کیم [۹] اثر حضور نویز و مات‌شدگی فضایی را با استفاده از تئوری حداقل مربعات وزن‌دهی شده^۳ و بر مبنای یک الگوریتم بازگشتی مورد بررسی قرار داد. اگرچه نتایج بازسازی با روش مطرح‌شده تا حدودی بهبود یافت ولی به دلیل استفاده از توابع کرنل فازی پاسخی ناپایدار داشت. با وجود آنکه اولین الگوریتم‌های SR بر اساس روش‌های پردازش سیگنال در حوزه فرکانس مطرح گردیدند، اما اکثریت این الگوریتم‌ها به دلیل محدودیت‌های موجود در حوزه فرکانس نظیر مدل‌سازی سیستم عکسبرداری، بدحالت بودن^۴ این مسئله و عدم امکان استفاده از اطلاعات پیشین در حوزه فضایی گسترش یافتند. روش‌هایی نظیر درونیابی غیریکنواخت [۱۰]، نگاشت بازگشتی تکرارشونده [۱۱-۱۲]، نگاشت بر روی مجموعه‌های محدب^۵ [۱۳-۱۴] و مجموعه‌ای از الگوریتم‌های آماری و احتمالاتی مبتنی بر قانون بیز که شامل الگوریتم‌های حداکثر درست‌نمایی^۶ (ML)، بیشینه‌سازی احتمال پسین^۷ (MAP) و ترکیبی از

⁸ Registration error

⁹ Outlier

¹⁰ Regularization term

¹¹ Data error term

¹² Regularization Parameter

¹³ Threshold Parameter

¹⁴ Tikhonov Regularization

¹⁵ Total Variation(TV)

¹⁶ Bilateral Total Variation(BTV)

¹ High Resolution(HR)

² Patches

³ Weighted least squares theory

⁴ Ill-posed

⁵ Projection onto Convex Sets(POCS)

⁶ Maximum-Likelihood(ML)

⁷ Maximum a Posteriori(MAP)

دریافت شده را محدود کند. تمامی این خرابی‌ها به صورت کامل و یایی نسبی در الگوریتم‌های مختلف SR قابل پیاده‌سازی است. ورودی سیستم تصویربرداری صحنه‌های طبیعی پیوسته است که به صورت تعدادی سیگنال باند محدود قابل تقریب است. این سیگنال‌ها ممکن است قبل از اینکه به سیستم تصویربرداری برسند توسط نویز محیطی و یا توربولانس اتمسفری (در تصاویر ماهواره‌ای) تخریب و آلوده گردند. نمونه‌گیری با نرخ فرای نرخ نایکوئیست، تصویری مطلوب با تفکیک‌پذیری بالا را تولید می‌کند. در مدل‌سازی SR، معمولاً انواع مختلفی از جابجایی‌ها بین دوربین و صحنه اتفاق می‌افتد. ورودی دوربین چند فریم از صحنه مذکور است که توسط یک سری جابجایی‌های سراسری به یکدیگر مربوط شده‌اند. به علت ماهیت ساختمان دوربین، انواع مختلفی از مات‌شدگی‌ها از جمله مات‌شدگی اپتیکی و حرکتی بر روی تصاویر اخذ شده تاثیر گذارند. سپس این تصاویر مات شده به نسبت مساحت هر سلول آشکارساز، درون پیکسل‌ها نمونه‌برداری کاهشی^۸ می‌گردند.

کمی جلوتر، به این تصاویر نگاشت شده نویز آشکارساز و نویز فیلترهای رنگی نیز اضافه می‌شود. در نهایت تصویری داریم که توسط یک سیستم با تفکیک‌پذیری نسبتاً پایین دریافت گردیده و به واقع نمونه مات شده، تحت تاثیر تلفات قرار گرفته و نویزی شده تصویر صحیح اصلی خواهد بود.

همانطور می‌دانیم یک بخش حساس از مسئله ارتقاء و بازیابی تصویر، درک عوامل مؤثر بر تخریب تصویر و کاهش تفکیک‌پذیری آن است. اولین گام در تحلیل فرآیند SR تبیین یک مدل ریاضی است که ارتباط تصویر HR با تصویر LR اخذ شده را توصیف نماید. فرض می‌گردد که تصاویر LR یعنی $x_L^{(k)}$ توسط تصویر HR یعنی x_H تولید شده‌اند که در آن $k = 1, 2, \dots, K$ و K تعداد کل تصاویر LR است. در گام اول جابجایی نسبی بین $x_L^{(k)}$ و x_H با اعمال عملگر انتقال و چرخش (f_k) بر x_H به دست می‌آید. سپس تصویر جابجا شده با تابع PSF پیچش^۹ می‌یابد. کرنل PSF (h_k) می‌تواند نشان‌دهنده ترکیب اثراتی همچون مات‌شدگی سنسور، مات‌شدگی اپتیکی و خارج از فوکوس بودن و ... باشد. در نهایت عملگر نمونه‌برداری کاهشی (d) اعمال می‌گردد که نقش نمونه‌گیری ضربه ایده‌آل را ایفاء می‌کند. همان‌گونه که در هر سیستم دیگری ممکن است اتفاق بیفتد، تصاویر LR در معرض نویز جمع شونده محیط و سنسور e_k هستند. با توجه به موارد ذکر شده مدل تصویربرداری می‌تواند از لحاظ ریاضی به صورت زیر نگاشته شود [۲۷]:

$$x_L^{(k)} = dh_k f_k x_H + e_k, \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (1)$$

با در نظر گرفتن هر یک از عملگرهای تعریف شده بصورت ماتریسی و بیان تصاویر بصورت بردار ستونی می‌توان عمگر

روش نسبت به الگوریتم تیخونوف مقاوم‌تر بوده و می‌تواند جزئیات بیشتری را نسبت به آن حفظ نماید. به منظور حفظ همواری نسبی در تصویر بازسازی شده در روش LABTV^۱، از یک یک عملگر BTV سازگار محلی مبتنی بر آنتروپی فازی به عنوان جمله تنظیم استفاده شده است [۲۶]. در این روش که به صورت هم‌زمان جمله خطای گرادیان به عنوان جمله همگن‌سازی گرادیان اضافه شده است می‌تواند به ترتیب لبه‌ها و نواحی مسطح در تصویر LR را، در تصویر بازسازی شده SR تیز و هموار نگاه دارد. اگرچه که این شیوه بر محدودیت‌های عملکردی روش‌های قبلی غلبه کرده و نتایج نسبتاً بهتری را ارائه می‌نماید، اما تحت تاثیر انتخاب غیر خودکار^۲ پارامترهای تنظیم بوده و به آن وابسته است.

در مقاله پیش‌رو رویکردی جدید جهت افزایش تفکیک‌پذیری تصویر با استفاده از توالی فریم‌ها با تاکید بر حفظ لبه و حذف نویز تصویر ارائه شده است. در این مقاله به منظور دستیابی به لبه‌های تیز و بافت عاری از نویز، وزن بین جمله خطای داده و جمله تنظیم با استفاده از ضرایبی که از روی ماتریس شاخص لبه^۳ استخراج می‌گردد کنترل می‌شود.

مطالب این مقاله در ادامه بصورت زیر سازماندهی شده است. در بخش بعدی مدل شکل‌گیری تصویر توصیف شده است. در بخش سوم تابع خطای Half-quadratic به عنوان یک نُرم خطای مقاوم تشریح شده است. الگوریتم پیشنهادی بازسازی SR تصویر بر مبنای کنترل وزن تطبیقی بین دو جمله خطای داده و جمله تنظیم در بخش چهارم آمده است. نتایج آزمایشات به منظور ارزیابی الگوریتم پیشنهادی در بخش پنجم آورده شده و نهایتاً در بخش ششم نتیجه‌گیری صورت گرفته است.

۲ مدل مشاهداتی تصویر

یک سیستم تصویربرداری دیجیتال به دلایلی همچون محدودیت‌های سخت‌افزاری و تخریب‌های مختلفی که ممکن است به یک تصویر تحمیل گردد، هیچگاه کامل نیست. به عنوان مثال محدودیت در اندازه دریچه سیستم تصویربرداری سبب نوعی مات‌شدگی اپتیکی^۴ می‌شود که توسط تابع پخش نقطه‌ای^۵ مدل‌سازی می‌گردد. مات‌شدگی حرکتی^۶ نیز ناشی از محدودیت در مدت زمان باز بودن دریچه دوربین است که در تصاویر دیجیتال بسیار رایج است. اندازه محدود سنسورها نیز که با عنوان مات‌شدگی سنسور^۷ شناخته می‌شود تا حدی در مات‌شدگی تصویر نقش دارد. از سوی دیگر تعداد محدود پیکسل‌ها سبب تولید اثرات تداخلی شده و می‌تواند تفکیک‌پذیری فضایی تصویر

¹ Locally Adaptive Bilateral Total Variation (LABTV)

² Manual

³ Edge Map Matrix

⁴ Optical Blur

⁵ Point Spread Function (PSF)

⁶ Motion Blur

⁷ Sensor Blur

⁸ Down Sampling

⁹ Convolution

مشخص می‌شود. علاوه بر مسئله ثبت سطح نویز در تصاویر ورودی LR و میزان مات شدگی تصاویر و از طرف دیگر وجود نقاط پرت از جمله عواملی هستند که در موفقیت فرآیند بازسازی بسیار تاثیر گذارند [۷]. از اینرو انتخاب تابع تخمین مناسب به لحاظ پایداری و مقاومت آن در برابر انواع عوامل تخریب امری بسیار مهم است. در این میان تخمین‌گرهای M^1 که خانواده گسترده‌ای می‌باشند به دلیل عملکرد مطلوبشان در حوزه SR بسیار مورد توجه قرار گرفته‌اند [۲۱ و ۲۸]. در حل مسئله SR به کمک تخمین‌گر M هدف به حداقل رساندن تابع هزینه‌ای است که اختلاف بین تصاویر LR نگاشت یافته و تصویر HR تخمین زده شده را اندازه‌گیری می‌کند [۲۱]. بر مبنای تخمین‌گر فوق مسئله پیدا کردن تصویر HR می‌تواند بصورت زیر بیان شود. در این روش، راه‌حل بوسیله مینیمم‌سازی تابع زیر به دست خواهد آمد:

$$\hat{X}_H = \arg \min_{X_H} \left[\sum_{k=1}^K \rho(DH_k F_k \underline{X}_H, \underline{X}_L^{(k)}) \right] \quad (۳)$$

که در آن $\rho(x)$ تابعی است که اختلاف بین مدل مشاهداتی و مدل تخمینی را می‌سنجد. $\rho(x)$ تابعی مثبت، متقارن و زوج است که کمینه واحدی در $x=0$ دارد. معادله ۳ که فاصله بین مدل تخمینی و داده‌های ورودی را اندازه‌گیری می‌کند، جمله خطای داده نامیده می‌شود [۲۱ و ۲۹].

$\psi(x) = \rho'(x)$ مشتق اول ρ نسبت به X_H است و تابع نفوذ^۲ نامیده می‌شود [۱۹]. اگر نُرم خطای L_1 در جمله خطای داده به‌عنوان تابع تخمین فاصله مدنظر قرار گیرد، با توجه به آنکه تابع نفوذ آن برابر $\psi(x) = \text{sign}(x)$ است، به علت اختصاص وزن مشابه (۱- یا ۱) و ثابت برای تمامی خطاها (بزرگ و کوچک)، تفاوتی بین خطاهای بزرگ که اغلب به‌علت داده‌های پرت یا خطاهای مرحله ثبت بوجود می‌آید با خطاهای کوچکی که مرتبط با نویز هستند، ایجاد نمی‌شود. با درنظر گرفتن نُرم خطای L_2 ، تابع نفوذ بصورت $\psi(x) = x$ بوده و با خطا رابطه خطی دارد (به‌گونه‌ای که برای خطاهای بزرگتر جریمه بیشتری در نظر گرفته می‌شود). نُرم خطای L_2 کارایی تخمین‌گر را در حضور نقاط پرت و یا خطاهای بزرگ مرحله ثبت به‌طور چشمگیر کاهش می‌دهد [۲۵] و در نتیجه تصویر HR ساخته شده دارای خطای بصری زیادی خواهد بود. با توجه به معایب هر یک از روش‌ها، استفاده از تابع تخمینی که ترکیبی از مزایای دو نُرم L_1 و L_2 باشد، مورد توجه قرار گرفته است [۲۱-۲۲]. این تخمین‌گر بایستی به‌شدت محدب بوده و بطور پیوسته دوبار مشتق‌پذیر باشد تا مسأله بهینه‌سازی جوابی منحصر به فرد داشته باشد.

با توجه به موارد عنوان شده در مرجع [۲۱] تابع برآورد خطایی که تخمین Half-Quadratic نامیده می‌شود پیشنهاد شده است که شرایط فوق را برآورده می‌سازد:

پیچش را بصورت ضرب ماتریسی پیاده کرد. فریم k -ام از تصاویر LR به ابعاد $M \times N$ که $X_L^{(k)}$ است، به صورت بردار $\underline{X}_L^{(k)}$ با ابعاد $MN \times 1$ نمایش داده می‌شود. به‌طور مشابه x_H که اشاره به تصویر HR مطلوب با ابعاد $rM \times rN$ دارد، به صورت یک بردار ستونی \underline{X}_H با ابعاد $r^2 MN \times 1$ نشان داده می‌شود. پارامتر r بیانگر نسبت تغییر مقیاس یا نسبت تفکیک‌پذیری تصویر HR به تفکیک‌پذیری تصاویر LR است. عملگر حرکت f_k نیز توسط یک ماتریس مربعی F_k با ابعاد $r^2 MN \times r^2 MN$ نمایش داده می‌شود. پیچش با کرنل PSF (h_k) می‌تواند توسط ماتریس پیچش معادل (H_k) با ابعاد $r^2 MN \times r^2 MN$ نشان داده شود. در نهایت عملگر نمونه‌برداری کاهشی (d) توسط ماتریس D با ابعاد $MN \times r^2 MN$ نمایش داده می‌شود. نویز اضافه‌شده نیز یک بردار ستونی با ابعاد $MN \times 1$ در نظر گرفته می‌شود. در مدل ارائه‌شده فرض می‌گردد که نویز با تصاویر ورودی ناهمبسته بوده و واریانس آن ثابت است، همچنین e_k نیز به شکل برداری \underline{E}_k در نظر گرفته می‌شود. لذا با توجه به تعاریف فوق معادله ۱ بصورت ذیل بازنویسی می‌گردد:

$$\begin{bmatrix} x_L^{(1)} \\ \vdots \\ x_L^{(K)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} dh_1 f_1 \\ \vdots \\ dh_K f_K \end{bmatrix} x_H + \begin{bmatrix} e_1 \\ \vdots \\ e_K \end{bmatrix} \quad (۲)$$

$$\Leftrightarrow \underline{X}_L^{(k)} = A_k \underline{X}_H + \underline{E}_k$$

که در آن $A_k = DH_k F_k$ ماتریس تبدیل برای k -امین تصویر LR است که جابجایی تصویر، مات شدگی و فرآیند نمونه‌برداری را توصیف می‌کند. بنابراین هدف از بازسازی SR، تخمین تصویر HR (\underline{X}_H) از تصاویر LR ($\underline{X}_L^{(k)}$) برای K تصویر LR دسترس است.

۳ بازسازی SR تصویر بر مبنای تخمین‌گر M

در فرآیند بازسازی تصویر SR با استفاده از چندین فریم متوالی سعی بر این است که با استفاده از اطلاعات موجود در مجموعه تصاویر LR یک تصویر HR از صحنه ساخته شود. با توجه به اهمیت این موضوع در بسیاری از کاربردها، در مهر و موم‌های اخیر شاهد رشد بسیار فزاینده‌ای در تحقیقاتی که در این حوزه صورت گرفته است بوده‌ایم. این تحقیقات شامل الگوریتم‌هایی هستند که معمولاً از یک مدل مشاهده خطی برای ایجاد ارتباط بین تصاویر LR ثبت شده و تخمین تصویر HR ناشناخته استفاده می‌کنند. نکته ضروری که به‌منظور موفقیت هر نوع الگوریتم SR لازم است، پیدا کردن یک راه بسیار دقیق در تطبیق نقطه‌به‌نقطه یا ثبت تصاویر ورودی است، چراکه یک فرآیند ثبت کم‌دقت منجر به ایجاد نتایج نامطلوب خواهد شد. در فرآیند ثبت تصاویر، یکی از تصاویر LR ورودی به‌عنوان تصویر LR مرجع انتخاب و جابجایی سایر تصاویر LR با تصویر مرجع فوق تعیین می‌گردد. اطلاعات ثبت تصاویر LR در مدل بیان‌شده توسط ماتریس F_k

¹ M-Estimator

² Influence function

$$\eta = \left(\frac{MAD(E_k)}{Var(E_k)} \right)^2 \quad (۸)$$

که در این رابطه $Var(E_k)$ ، واریانس E_k است و نشان می‌دهد که مجموعه خطاها در کل فریم‌ها چگونه حول مقدار میانگین خطا پخش می‌شوند [۲۹].

۳-۱ تخمین تصویر HR در یک فرآیند تکرارپذیر

همان‌طور که پیش از این نیز عنوان گردید به علت آلوده بودن تصاویر LR به نویز و ناکافی بودن تعداد تصاویر LR، مسأله SR بدحالت بوده و لذا بدست آوردن یک جواب مستقیم از معادله ۲ عملاً غیرممکن است. در نتیجه جهت تخمین تصویر \hat{X}_H می‌توان از معادله ۵ و یا به عبارت بهتر از مشتق اول آن استفاده نمود:

$$\frac{\partial}{\partial \hat{X}_H} \left[\sum_{k=1}^K \left(a_k \sqrt{a_k^2 + (DH_k F_k \underline{X}_H - \underline{X}_L^{(k)})^2} - a_k^2 \right) \right] = 0 \quad (۹)$$

که "۰" در سمت راست معادله نشان‌دهنده یک بردار خنثی بوده و با محاسبه مشتق، نتیجه ذیل حاصل می‌گردد:

$$\sum_{k=1}^K A_k^T \frac{a_k}{\sqrt{a_k^2 + (A_k \underline{X}_H - \underline{X}_L^{(k)})^2}} (A_k \underline{X}_H - \underline{X}_L^{(k)})^2 = 0 \quad (۱۰)$$

که در آن $A_k = DH_k F_k$ است. با توجه به ناپایداری مجموعه معادلات خطی فوق به منظور محاسبه \hat{X}_H با استفاده از تعداد محدودی از تصاویر LR و ماتریس سیستم (A_k) ، از یک الگوریتم استاندارد تکرارشونده استفاده می‌نماییم. الگوریتم‌های تکرارشونده در مواردی که \hat{X}_H ابعاد بزرگی دارد عملکرد موفق‌تری نسبت به سایر روش‌ها دارند. در این الگوریتم‌ها با استفاده از روش گرادینان نزولی هرکدام از المان‌های \hat{X}_H بصورت تکرارشونده به‌روزرسانی می‌گردد. بنابراین:

$$\hat{X}_H^{n+1} = \hat{X}_H^n - \beta \left(\sum_{k=1}^K A_k^T \frac{a_k}{\sqrt{a_k^2 + (A_k \hat{X}_H^n - \underline{X}_L^{(k)})^2}} \times (A_k \hat{X}_H^n - \underline{X}_L^{(k)}) \right) \quad (۱۱)$$

n اندیس مربوط به مرحله تکرار الگوریتم و β نرخ یادگیری الگوریتم بهینه‌سازی است. انتخاب مناسب β در سرعت همگرایی و رسیدن به جواب مطلوب نقش موثری دارد، به‌نحوی که اگر برای β مقدار بزرگی انتخاب گردد با ایجاد گام جهشی در فرآیند تکرارشونده، در تصویر HR حاصل، نواحی مصنوعی ایجاد شده و کیفیت تصویر حاصل کاهش می‌یابد. بالعکس با کوچک بودن مقدار β از سرعت همگرایی کاسته می‌شود و بهینه‌سازی زمان بیشتری به طول می‌انجامد.

۳-۲ بازسازی SR مبتنی بر استفاده از تنظیم‌کننده‌ها

همان‌طور که قبلاً عنوان گردید در بسیاری از موارد، SR یک جواب واحد ندارد؛ این مشکل نیز می‌تواند با استفاده از جمله

$$\rho(x, a) = a \sqrt{a^2 + x^2} - a^2 \quad (۴)$$

که در آن a عددی مثبت است. در تابع فوق با ثابت ماندن پارامتر a زمانی که x به حد کافی کوچک باشد $\rho(x, a) = x^2/2$ و رفتار آن مشابه نُرم L_2 است و زمانی که x به حد کافی بزرگ باشد $\rho(x, a) = a|x| - a^2$ و عملکرد آن مشابه نُرم L_1 خواهد شد. با انتخاب مناسب پارامتر a ، انتقال از نُرم L_1 به نُرم L_2 کنترل‌شده و از همین رو $\rho(x, a)$ یک نُرم مقاوم تطبیقی نامیده شده است [۲۱]. با استفاده از تابع تطبیقی معادله ۴، معادله ۳ بصورت زیر تغییر می‌یابد:

$$\hat{X}_H = \arg \min_{X_H} \sum_{k=1}^K \left(a_k \sqrt{a_k^2 + (DH_k F_k \underline{X}_H - \underline{X}_L^{(k)})^2} - a_k^2 \right) \quad (۵)$$

که a_k پارامتر حدآستانه برای k -امین فریم است. این حدآستانه که بعنوان معیاری برای اهمیت هر فریم تصویر و به عبارت بهتر میزان اثرگذاری هر فریم در فرآیند بازسازی تصویر HR است، متناسب با سطح خطای هر فریم انتخاب می‌گردد؛ بطوریکه فریم‌های با خطای بزرگتر سهم کمتری در تصویر HR بازسازی‌شده دارند و آستانه کمتری برای آن‌ها در نظر گرفته می‌شود. در فرآیند محاسبه a_k ، در ابتدا میزان خطای هر فریم LR نسبت به فریم مرجع به‌صورت زیر محاسبه می‌گردد:

$$E_k = \left| DH_k F_k \underline{X}_H(0) - \underline{X}_L^{(k)} \right|_2 / (M \times N) \quad (۶)$$

که $X_H(0)$ اولین تخمین از تصویر HR می‌باشد. واضح است که اگر $X_H(0)$ با یک تخمین خوب از تصویر HR شروع شود، باعث همگرایی سریع‌تر مسأله و دستیابی به تصویر HR با کیفیت بالاتر خواهد شد. بنابراین، تخمین اولیه از تصویر HR یکی از نکاتی است که در بازسازی تصویر با کیفیت بالا نقش کلیدی دارد. در این مقاله، $X_H(0)$ با درونیابی دوسویه از روی فریم LR ای که دارای کمترین میزان خطا نسبت به میانگین خطای کل فریم‌ها است بدست می‌آید. بدین ترتیب که با درونیابی تمامی فریم‌های موجود، خطای تک‌تک آن‌ها را از رابطه $DH_k F_k \underline{X}_H - \underline{X}_L^{(k)}$ محاسبه نموده و با توجه به میانگین خطای فریم‌ها، فریمی که دارای کمترین میزان خطا نسبت به میانگین خطاست به‌عنوان فریم مرجع انتخاب می‌گردد. پس از محاسبه میزان خطای فریم‌های LR، برای بدست آوردن مقدار a_k از تابع درجه دوم زیر استفاده می‌شود [۲۹]:

$$a_k = \eta \left[(E_k - E_{\max})^2 + \frac{1}{\sqrt{\eta}} \right] \quad (۷)$$

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) که معیار پراکندگی آماری است، استفاده شده است [۳۰]. با توجه به این تعریف، برای k -امین فریم LR ضریب مقیاس‌دهی η به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

تنظیم بر روی جواب برطرف گردد. اگر این جمله مشتق پذیر باشد و بتوان مشتق آن را از تصویر تخمین زد، به آسانی می‌تواند با مدل SR ترکیب گردند. علاوه بر این، SR یک مسأله معکوس است که هدف آن معکوس نمودن اثرات حرکت، مات شدگی دوربین و اتمسفر، نویز و نمونه برداری کاهشی بر روی رشته‌ای از تصاویر ورودی است. بدین معنی که وجود مقداری نویز در اندازه‌گیری‌ها، انحرافات شدیدی را در جواب نهایی ایجاد می‌کند. از آنجایی که لبه‌ها دارای اطلاعات مهمی در تصویر هستند از میان جملات تنظیم، به دنبال جمله‌ای هستیم که علاوه بر ایجاد لبه‌هایی تیزتر در تصویر نهایی، همواری را نیز در بافت تصویر حفظ نماید. جمله تنظیم با استفاده از برخی اطلاعات پیشین کلی درباره تصویر با تفکیک پذیری مطلوب، می‌تواند اطلاعات اندازه‌گیری شده از دست رفته را جبران کند. افزودن جمله فوق به همگرایی سریع‌تر در رسیدن به یک جواب پایدار در حضور عوامل نامطلوب (پرتی‌ها) و اثراتی همچون نویز و خطای ثبت کمک موثری خواهد کرد.

با استفاده از جمله‌های تنظیم که به عنوان قید در حل مسأله بکار می‌روند و با بازنویسی معادله ۳ خواهیم داشت:

$$\hat{X}_H = \arg \min_{X_H} (J_d(X_H, X_L^{(k)}) + \lambda J_s(X_H)) \quad (12)$$

که $J_d(X_H, X_L^{(k)})$ جمله خطای بین فریم‌های LR مشاهده شده و تصویر HR تخمینی است. $J_s(X_H)$ تابع هزینه تنظیم و λ پارامتر تنظیم است ($\lambda > 0$). پارامتر تنظیم (λ)، مصالحه بین جمله خطای داده $J_d(X_H, X_L^{(k)})$ و جمله تنظیم $J_s(X_H)$ را کنترل می‌کند که از آن به عنوان میزان همواری جواب یاد می‌گردد. مقادیر بزرگ λ منجر به یک جواب هموارتر می‌گردد. این موضوع در حذف نویز موثر است ولی از سویی دیگر سبب هموارسازی لبه‌ها در تصویر می‌گردد. به عبارت دیگر، مقادیر کوچک λ لبه‌ها را حفظ می‌کند ولی نمی‌تواند بصورت موثر و کامل نویز را حذف نماید.

این روش نسبت به الگوریتم‌های TV و تیخنوف مقاوم‌تر بوده و می‌تواند جزئیات بیشتری را نسبت به آنها حفظ نماید، لیکن این الگوریتم در تصاویر چندفوکوس^۱، که در آن‌ها برخی نواحی تصویر دچار ماتی^۲ (خارج از فوکوس بودن) و برخی نواحی تصویر تیز^۳ (داخل فوکوس بودن) هستند نمی‌تواند همواری نسبی را در تمام نقاط تصویر بدست آورد. این اتفاق به این معناست که BTV قابلیت سازگاری محلی (وابسته به مکان) را نداشته و از این رو دارای توانایی محدودی در فرآیند SR است و به عبارت دیگر نمی‌تواند تعادل را به نحوی برقرار کند که در عین از بین بردن نویز جزئیات تصویر را نیز حفظ نماید [۳۱].

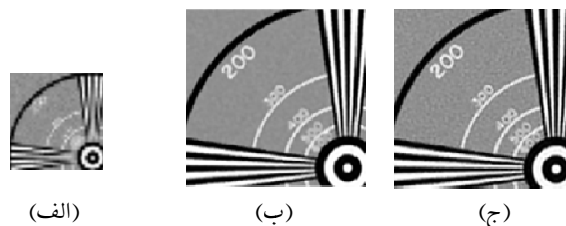
برای نخستین بار در مرجع [۳۲]، طرح استفاده از توابعی که در حفظ لبه عملکرد مطلوبی دارند، در جمله تنظیم عنوان گردید. این توابع، شیب‌های بزرگ که متناظر با لبه‌ها هستند را حفظ نموده در حالیکه شیب‌های کوچک که اغلب اثر نویز هستند هموار می‌سازند. شرایط حفظ لبه در توابع فوق بصورت ذیل است [۳۲]:

$$\begin{aligned} & \bullet \quad \psi(x)/(2x) \text{ پیوسته و اکیداً نزولی در } (0, +\infty) \\ & \bullet \quad \lim_{x \rightarrow +\infty} (\psi(x)/2x) = 0 \\ & \bullet \quad \lim_{x \rightarrow 0^+} (\psi(x)/2x) = Z, 0 < Z < +\infty \end{aligned}$$

که تابع ρ مطرح شده در معادله ۴، شرایط فوق را ارضا می‌کند. در [۲۱]، با استفاده از این تابع، تنظیم کننده جدیدی با نام تنظیم کننده حفظ لبه دوطرفه (BEP) پیشنهاد داده شد:

$$J_{s_{BEP}}(X_H) = \sum_{l=-P}^P \sum_{m=-P}^P \sum_{i=1}^Q \alpha^{|l|+|m|} \rho \left(\left\| \begin{bmatrix} X_H - S_x^l S_y^m X_H \\ i \end{bmatrix} \right\|_c \right) \quad (14)$$

که S_x^l و S_y^m مشابه معادله ۱۳ هستند و Q برابر تعداد کل پیکسل‌های تصویر HR است. i ، $\left\| \begin{bmatrix} X_H - S_x^l S_y^m X_H \\ i \end{bmatrix} \right\|_c$ ، امین المان از بردار $X_H - S_x^l S_y^m X_H$ است. پارامتر c حدآستانه‌ای در جریمه تعویض شیب از شدید به خفیف است و انتخاب میزان مناسب آن در میزان همواری تصویر نهایی بسیار حائز اهمیت است. با استفاده از تابع ρ ، اثر جمله تنظیم $J_{s_{BEP}}(X_H)$ ،



شکل ۱ اثر تغییرات α بر تصویر HR بازسازی شده، (الف) تصویر LR ورودی، (ب) تصویر HR بازسازی شده با $\alpha=0.5$ (SSIM=0.95) و (ج) تصویر HR بازسازی شده با $\alpha=0.7$ (SSIM=0.78)

یکی از موفق‌ترین جمله‌های تنظیم مطرح در حذف نویز و مات شدگی معیار تغییرات کل دوطرفه (BTV) است که برای بازسازی تصویر با لبه‌هایی تیزتر بصورت زیر مطرح می‌شود [۲۵]:

$$J_{s_{BTV}}(X_H) = \sum_{l=-P}^P \sum_{m=-P}^P \alpha^{|l|+|m|} \left\| X_H - S_x^l S_y^m X_H \right\|_1 \quad (13)$$

¹ Multi focus images

² Blurred

³ Sharpened

۴-۱ ضرایب پیشنهادی

به منظور حفظ جزئیات و علاوه بر آن حذف نویز در تصویر تخمین زده شده HR، کنترل وزنی بین جمله خطای داده و جمله تنظیم بایستی صورت پذیرد. برای کنترل این دو وزن بجاست دو شرط زیر مدنظر قرار گیرد:

- (۱) اگر پیکسل در ناحیه هموار قرار گرفته باشد باید "جمله تنظیم" تقویت شود.
- (۲) اگر پیکسل در ناحیه لبه باشد تقویت باید بر روی "جمله خطای داده" صورت گیرد.

با توجه به شروط فوق ضریب جمله خطای داده (C_E) بایستی روندی صعودی داشته باشد، به عبارت بهتر همزمان با افزایش I_e^n که به سمت لبه‌ها پیش می‌رویم این مقدار نیز افزایش یابد. ضریب جمله تنظیم (C_R) نیز با توجه به شرط اول بایستی روندی نزولی داشته باشد. اما اگر این روند نزولی فرم خطی داشته باشد در حضور سطوح مختلف نویز یکسان رفتار کرده و تصویر HR حاصل شده بازم دارای نویز خواهد بود. به منظور کاهش نویز بهبود کیفیت بصری تصویر نهایی بایستی سرعت کاهش C_R کنترل گردد. با توجه به مطالب ذکر شده روابط زیر پیشنهاد می‌گردد:

$$C_E = 2I_e^n - (I_e^n)^2 \quad (17)$$

$$C_R = (1 - I_e^n)^w \quad (18)$$

که هدف از توان w ، کنترل سرعت کاهش C_R است؛ به عبارت دیگر تمایل داریم مصالحه‌ای بین حفظ لبه و حذف نویز ایجاد نماییم. عملکرد ضریب C_R به نحوی است که هرچه میزان نویز تصویر افزایش یابد، تمایل داریم ضمن حفظ لبه، اثر حذف نویز بیشتری اعمال گردد، به همین منظور سرعت کاهش C_R بایستی کم باشد و بنابراین توان کوچک‌تری خواهیم داشت. حالت عکس آن زمانی است که واریانس نویز کوچک بوده، بنابراین حفظ لبه اولویت ماست و برای رسیدن به این هدف بایستی توان بزرگتری داشته باشیم تا شیب نزول C_R بیشتر شود. نحوه تغییرات C_R بر حسب I_e با توجه به تغییرات توان w در شکل ۲ آمده است. نهایتاً درمی‌یابیم که بایستی توان w نسبت معکوس با واریانس نویز داشته باشد. علاوه بر آن واریانس تصویر نیز در تعیین مقدار توان w تاثیرگذار است. با توجه به موارد فوق، توان w بصورت ذیل محاسبه می‌گردد:

$$w = \sigma_{X_H(0)}^2 / \sqrt{\sigma_n^2} \quad (19)$$

که در رابطه فوق $\sigma_{X_H(0)}^2$ واریانس اولین تخمین تصویر HR و σ_n^2 نیز، واریانس نویز بدست آمده از همان تخمین اولیه تصویر HR است. با توجه به عدم تغییر میزان نویز تصاویر ورودی در هر مرحله تکرار، توان w در اولین مرحله تکرار محاسبه شده و تا آخرین مرحله ثابت می‌ماند. با وارد نمودن ضرایب پیشنهادی معادله ۱۶ بصورت ذیل اصلاح می‌گردد:

بصورت بازسازی لبه‌هایی تیز و کاهش ایجاد لبه‌های مصنوعی در نواحی پیوسته خواهد بود [۲۱].
با استفاده از جمله تنظیم $J_{SBEP}(X_H)$ معادله ۱۱ بصورت ذیل اصلاح می‌گردد:

$$\hat{X}_H^{n+1} = \hat{X}_H^n - \beta \nabla \hat{X}_H^n, \quad n=1,2,\dots \quad (15)$$

$$\nabla \hat{X}_H^n = \left[\sum_{k=1}^K (A_k)^T \frac{a_k}{\sqrt{a_k^2 + (A_k \hat{X}_H^n - \underline{X}_L^{(k)})^2}} (A_k \hat{X}_H^n - \underline{X}_L^{(k)}) \right. \\ \left. + \lambda \sum_{l=-P}^P \sum_{m=-P}^P \alpha^{|l|+|m|} [I - S_x^l S_y^m] \frac{c}{\sqrt{c^2 + (\hat{X}_H^n - S_x^l S_y^m \hat{X}_H^n)^2}} (\hat{X}_H^n - S_x^l S_y^m \hat{X}_H^n) \right] \quad (16)$$

۴ الگوریتم پیشنهادی بازسازی SR تصویر بر مبنای کنترل وزن تطبیقی

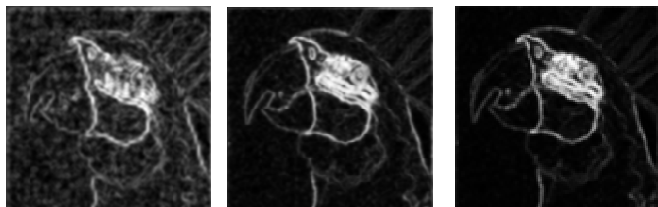
در این بخش به منظور بازسازی تصویر با تاکید بر حفظ لبه‌ها روش جدیدی به جهت افزایش کارایی الگوریتم‌های SR پیشنهاد می‌گردد. همانطور که می‌دانیم نویز و لبه دارای محتویات فرکانس بالا هستند. در طی فرآیند بازسازی که به روش‌های معمول صورت می‌پذیرد علی‌رغم حذف نویز بسیاری از لبه‌های تصویر را که ممکن است بسیار مهم هم باشند از دست خواهیم داد. در حالیکه خواسته ما بهبود فرآیند SR به گونه‌ای است که تصویر HR حاصل دارای جزئیات بیشتر، لبه‌های تیزتر و بافت عاری از نویز باشد و در این بین نویز گوسی که دارای بیشترین تاثیر تخریب در فرآیند تصویربرداری است مورد توجه قرار گرفته است.

هدف ما از به‌کارگیری روش‌های تطبیقی، کنترل نمودن اثرات نسبی جمله تنظیم و جمله خطای داده را در هر پیکسل تصویر HR تخمین زده شده بسته به اطلاعات همسایگانش است. به عنوان مثال اگر همسایه یک پیکسل هموار باشد جمله تنظیم بایستی تاکید بر باقی ماندن پیکسل در ناحیه هموار نماید و اگر همسایگی شامل لبه باشد جمله خطای داده تاکید بر حفظ مشخصات سیگنال نماید. در مرجع [۳۳] روش مشابهی با استفاده از توابع مورفولوژی مورد استفاده قرار گرفته است.

در فرآیند بهینه‌سازی پیشنهادی یک ماتریس شاخص لبه که I_e^n نامیده می‌شود معرفی می‌گردد که از روی تصویر HR تخمین زده شده در هر مرحله تکرار و با توجه به بزرگی گرادیان‌های آن محاسبه می‌گردد. ماتریس شاخص لبه I_e^n ماتریسی قطری و هم‌اندازه با \hat{X}_H^n بوده و شامل اطلاعات لبه و یا همواری در هر پیکسل \hat{X}_H^n است. اگر درآیه قطری این ماتریس برابر صفر باشد، پیکسل متناظر با آن در تصویر \hat{X}_H^n تخمین زده شده، در منطقه هموار واقع شده و اگر برابر یک باشد در ناحیه فرکانس بالا نظیر لبه قرار گرفته و یا اینکه بسته به ماهیت پیکسل‌های همسایه بین صفر و یک قرار می‌گیرد.

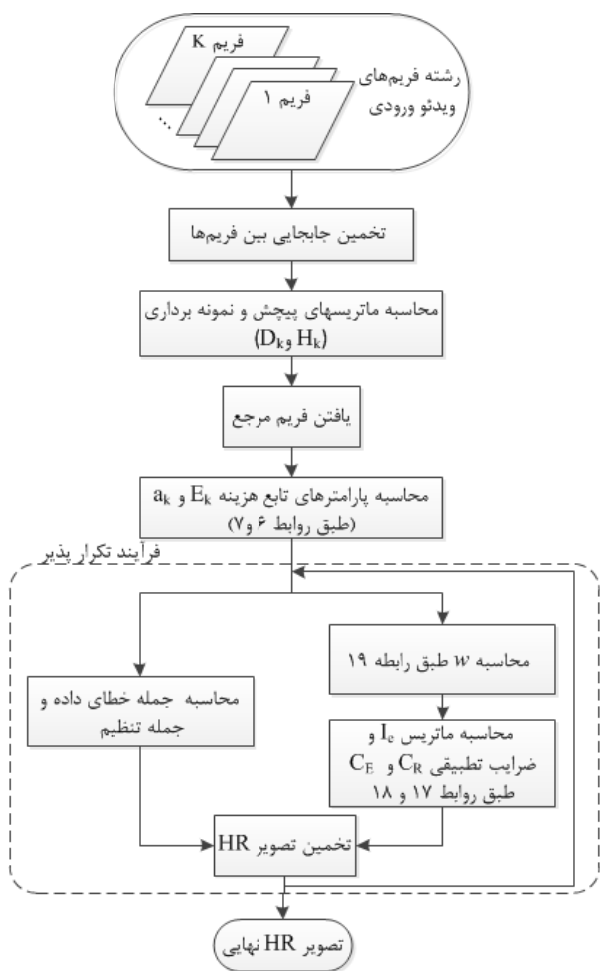
مرحله ۵) تشکیل ماتریس قطری I_e که درایه‌های قطری آن از روی ماتریس C_{xy} بدست خواهد آمد.

با توجه به مراحل فوق، شکل ۳ شاخص لبه I_e را در مراحل مختلف تکرار فرآیند تخمین تصویر "Parrot" با اندازه 256×256 نشان می‌دهد. به‌عنوان مثال شکل (۳-الف) تصویر I_e در اولین مرحله تکرار، از روی تخمین اولیه تصویر HR می‌باشد.



(الف) (ب) (ج)

شکل ۳ شاخص لبه I_e ؛ (الف) در مرحله اول تکرار، (ب) در مرحله پنجم تکرار، (ج) در مرحله بیستم تکرار



شکل ۴ فلوجارت الگوریتم پیشنهادی

۵ نتایج تجربی

در این بخش عملکرد الگوریتم پیشنهاد شده در مسأله بازسازی SR تصویر با سایر روش‌های موجود مقایسه شده و آزمایش‌های مختلفی برای مجموعه تصاویر HR صفحه شکل ۵ که آلوده به نویزهای گوسی، نمک و فلفل و همچنین پرتی‌ها هستند صورت گرفته است.

(۲۰)

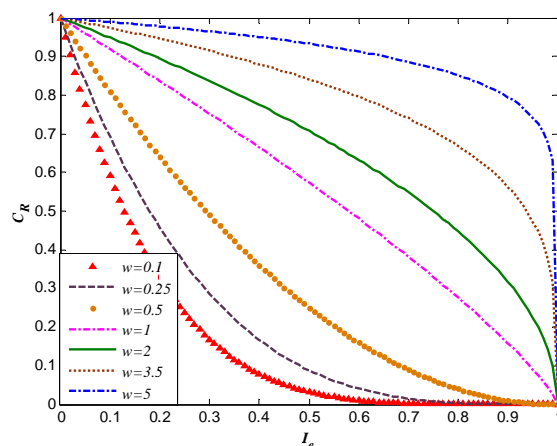
$$\nabla \hat{X}_H^n = \left[C_E \sum_{k=1}^K (A_k)^T \frac{a_k}{\sqrt{a_k^2 + (A_k \hat{X}_H^n - \underline{X}_L^{(k)})^2}} (A_k \hat{X}_H^n - \underline{X}_L^{(k)}) + \lambda C_R \sum_{l=-P}^P \sum_{m=-P}^P \alpha^{|l+m|} [I - S_x^{-l} S_y^{-m}] \times \frac{c}{\sqrt{c^2 + (\hat{X}_H^n - S_x^l S_y^m \hat{X}_H^n)^2}} (\hat{X}_H^n - S_x^l S_y^m \hat{X}_H^n) \right]$$

۲-۴ فرآیند ساخت ماتریس شاخص لبه

همانطور که قبلاً نیز عنوان گردید هدف حذف اثرات نویز در نواحی هموار با تاکید بر حفظ لبه‌هاست، بنابراین میزان I_e در نواحی هموار بایستی کوچک (در حالت ایده‌آل برابر صفر) و در نواحی فرکانس بالا، بزرگ (نزدیک به یک و در حالت ایده‌آل برابر یک) و در سایر نقاط در بازه $[0, 1]$ قرار گیرد. به دلایل فوق در تصویری که در حالت کلی شامل جزئیات و نویز در مقیاس‌های متفاوت است از عملگر سوبل برای ساخت ماتریس شاخص لبه I_e استفاده می‌نماییم. الگوریتم ساخت I_e با استفاده از عملگر سوبل را می‌توان بصورت ذیل خلاصه نمود:

مرحله ۱) ورودی مسأله: X_H^n و معرفی $C=0$

مرحله ۲) محاسبه بردارهای گرادیان در راستای x و y از X_H^n در هر مرحله تکرار (C_x, C_y)



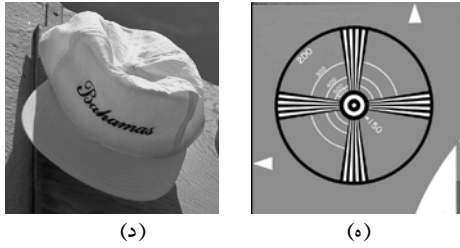
شکل ۲ نمودار C_R برحسب I_e با توجه تغییرات توان w

مرحله ۳) محاسبه بزرگی بردار گرادیان (C_{xy})

مرحله ۴) نرمال‌سازی ماتریس C_{xy} در بازه $[0, 1]$ بصورت:

$$C_{xy}(i, j) = \text{Sigmoid}(C_{xy}(i, j) - \frac{C_{xy_{\max}} + C_{xy_{\min}}}{2})$$

که $C_{xy_{\min}}$ و $C_{xy_{\max}}$ به ترتیب بیشترین و کمترین مقدار C_{xy} بوده و تابع $\text{Sigmoid}(x) = 1/(1 + e^{-\alpha x})$ بصورت بیان می‌گردد.



(د)

(ه)

شکل ۵ تصاویر HR صحنه مربوط به (الف) Lena، (ب) Peppers، (ج) Parrot، (د) hat و (ه) Eia

در رابطه ۲۲ نیز، μ_K و μ_I به ترتیب میانگین تصاویر I و K ، σ_K^2 و σ_I^2 به ترتیب واریانس تصاویر I و K و در نهایت σ_{KI} کوواریانس بین تصاویر I و K است. C_1 و C_2 نیز ضرایب تثبیت هستند. محدوده این معیار در بازه $[1, -1]$ است و از نظر این معیار هرچه شباهت دو تصویر به یکدیگر نزدیکتر باشد مقدار عددی SSIM به ۱ نزدیکتر می‌گردد. به منظور مقایسه بهتر عملکرد هر کدام از روش‌های مورد بررسی مقادیر PSNR و SSIM نیز در جداول ۱ تا ۴ ثبت شده‌اند.

در بخش دوم سکانس ویدئویی "Text" که متشکل از ۳۰ فریم خاکستری با ابعاد 57×49 است استفاده شده است. سکانس فوق با یک دوربین (Olympus C-4000) گرفته شده است. مقایسه کیفی نتایج حاصل، از طریق معیار کیفی مطرح شده در [۳۶]، که به محاسبه میزان فوکوس بودن تصویر از طریق چهار کرنل لاپلاسی در صورت ذیل می‌پردازد صورت گرفته است:

$$\Delta_m I = |I * L_x| + |I * L_y| + |I * L_{x_1}| + |I * L_{x_2}| \quad (23)$$

که در آن $L_x = \begin{bmatrix} -1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$ و $L_y = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ و $L_{x_1} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & -2 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$ ، $L_{x_2} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$

هرچه عدد حاصل بزرگتر باشد کانونی بودن تصویر بیشتر است.

۱-۵ بررسی روش‌های متفاوت بازسازی و الگوریتم

پیشنهادی در حضور نویز

در اولین آزمایش فرض می‌شود که بردارهای حرکت فریم‌های مورد نظر با دقت تخمین زده شده و تابع مات شدگی (PSF) مشخص است. تصاویر LR آلوده به نویز گوسی با میانگین صفر و واریانس‌های متفاوت σ_g^2 به عنوان ورودی الگوریتم‌ها مورد استفاده قرار گرفته‌اند. نتایج حاصل از پیاده‌سازی روش پیشنهادی در مقایسه با سایر روش‌ها در شکل‌های ۶ و ۷ (بخشی از تصاویر حاصل بریده‌شده) آورده شده است.

در ابتدا سکانس‌های آغشته به نویز گوسی با واریانس 0.001 ارزیابی گردیدند که نتایج مربوط به آن در شکل ۶ آورده شده است. همان‌گونه که از شکل (۶-ب) مشخص است، در حضور نویز گوسی کیفیت تصویر حاصل از روش L_2+BTV به علت تقویت نویز مطلوب نیست. اگرچه روش L_1+BTV در حذف نویز موفق‌تر

در بخش نخست آزمایش‌ها، تصاویر آغشته به سطوح متفاوت نویز گوسی به عنوان ورودی مسئله در نظر گرفته شده‌اند. هدف از این مجموعه آزمایش سنجش میزان تاثیر روش معرفی شده در بازیابی جزئیات و حذف نویز علی‌الخصوص در مناطق هموار تصویر است. در بخش دوم نیز، آزمایش بر روی داده‌های واقعی انجام شده است.

در بخش اول برای ساخت فریم‌های با تفکیک‌پذیری پایین از تصاویر، از معادله ۲ استفاده شده است. به عنوان مثال ابتدا تصویر HR را به اندازه یک پیکسل در جهت عمودی جابجا می‌کنیم. سپس برای شبیه‌سازی اثر PSF دوربین، عمل پیچش تصویر جابجا شده را با فیلتر پایین‌گذر گوسی متقارن با اندازه 5×5 و انحراف معیاری معادل یک، انجام می‌دهیم. تصویر بدست آمده را با توجه به ضریب کاهش مقیاس مورد نظر که در این مقاله برابر چهار انتخاب شده است، در هر جهت کاهش مقیاس می‌دهیم. با همین روش و با بردارهای جابجایی متفاوت در جهت‌های افقی و عمودی، شانزده فریم LR از صحنه اصلی ساخته می‌شود و نهایتاً نویز گوسی در سطوح مختلف به فریم‌های LR فوق اضافه می‌شود. در انتها سکانسی با طول ۱۶ فریم ایجاد می‌گردد که به عنوان ورودی الگوریتم‌های بازسازی مختلف مورد استفاده قرار می‌گیرد. پارامترها در روش پیشنهادی به صورت ثابت در تمامی آزمایش‌ها، $\alpha=0.5$ ، $\lambda=0.05$ ، $P=2$ ، $\beta=2$ و $c=5$ در نظر گرفته شده است. برای سایر روش‌ها پارامترها برای دستیابی به بهترین نتایج کیفی تنظیم شده‌اند.

در این بخش به منظور ارزیابی کیفیت تصویر نهایی و کارایی الگوریتم مورد استفاده از دو محک $PSNR^1$ و $SSIM^2$ که از روابط زیر محاسبه می‌گردند استفاده می‌کنیم [۳۴-۳۵]:

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{L^2}{\frac{1}{M_1 N_1} \sum_{i=0}^{M_1-1} \sum_{j=0}^{N_1-1} [I(i, j) - K(i, j)]^2} \right) \quad (21)$$

$$SSIM(K, I) = \frac{(2\mu_K \mu_I + C_1)(2\sigma_{KI} + C_2)}{(\mu_K^2 + \mu_I^2 + C_1)(\sigma_K^2 + \sigma_I^2 + C_2)} \quad (22)$$

در رابطه ۲۱، M_1 و N_1 به ترتیب نشان‌دهنده تعداد سطر و ستون تصویر ورودی هستند. I و K نیز به ترتیب نمایانگر شدت روشنایی پیکسل‌های تصویر اصلی و تصویر مورد آزمایش است.



(الف)

(ب)

(ج)

¹ Peak Signal-to-Noise Ratio

² Structural Similarity Index

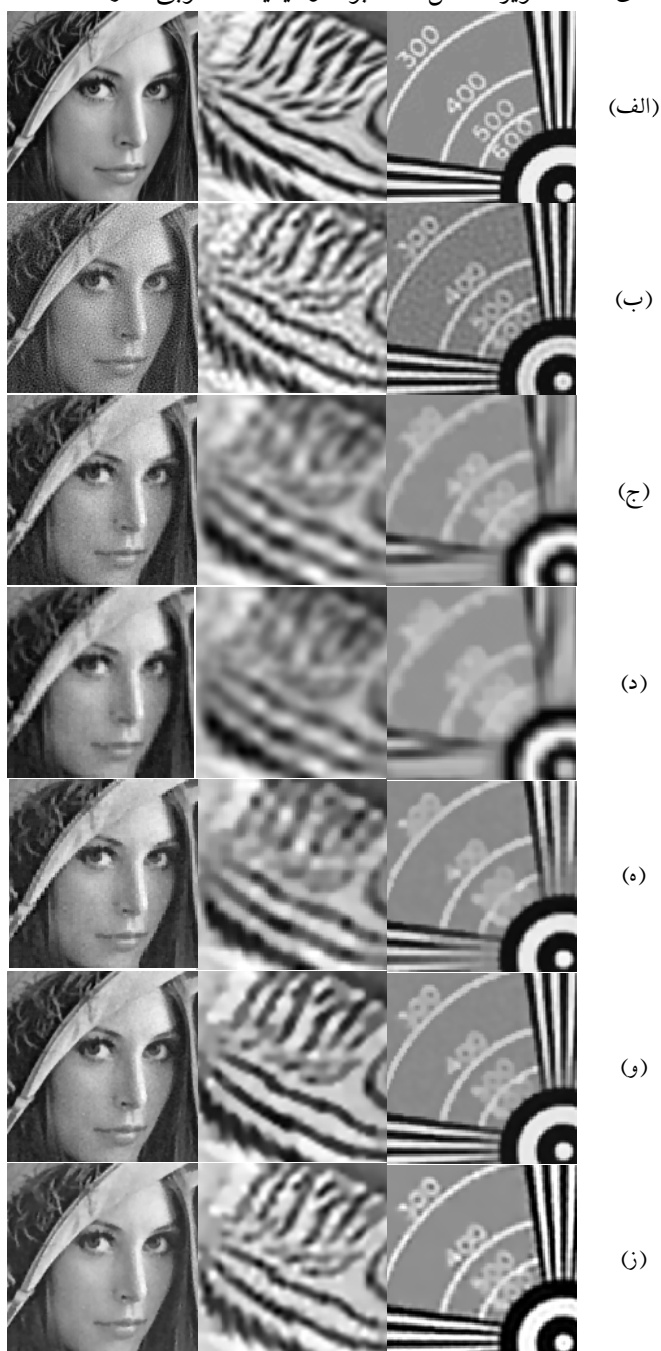
روش بازسازی مرجع [۲۹] علاوه بر یکنواخت کردن مناطق هموار، لبه‌ها دارای کیفیت بهتری بوده و تصویر نهایی نسبت به روش‌های پیشین تیزتر می‌باشد. نهایتاً در شکل (۶-ز) نتایج حاصل از روش پیشنهادی ارائه شده است که برتری آن را نسبت به سایر روش‌ها در حضور نویز گوسی نشان می‌دهد. علت این امر انتخاب ضرایب تطبیقی مناسب، برای دو جمله خطای داده و جمله تنظیم است. همانطور که به وضوح از تصویر نهایی پیداست نویز مناطق هموار تصویر حذف شده، لبه‌ها نیز بسیار مشخص‌ترند. تیزتر بودن لبه‌ها را در خطوط چشمان طوطی و اعداد Eia می‌توان به وضوح مشاهده نمود.

در آزمایشی دیگر که نتایج آن در شکل ۷ آورده شده است، اثر حضور سطوح مختلف نویز گوسی در سکانس Peppers مورد ارزیابی قرار گرفته است. در این آزمایش عملکرد روش پیشنهادی با روش مرجع [۲۹] که نتایج نسبتاً بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها در آزمایش قبل ارائه نموده بود مقایسه گردید. مشاهده می‌شود که حتی در بالاترین سطح نویز اعمال شده نیز، کیفیت تصویر تا حد بسیار مطلوبی حفظ شده است. علت را می‌توان اینگونه بیان نمود که با افزایش واریانس نویز اهمیت جمله خطای داده در لبه‌های تصویر افزایش یافته و درحالی‌که در بافت تصویر تاکید بر هموارسازی است.

جدول ۱ مقادیر PSNR و SSIM مربوط به نتایج آزمایش‌های شکل ۶

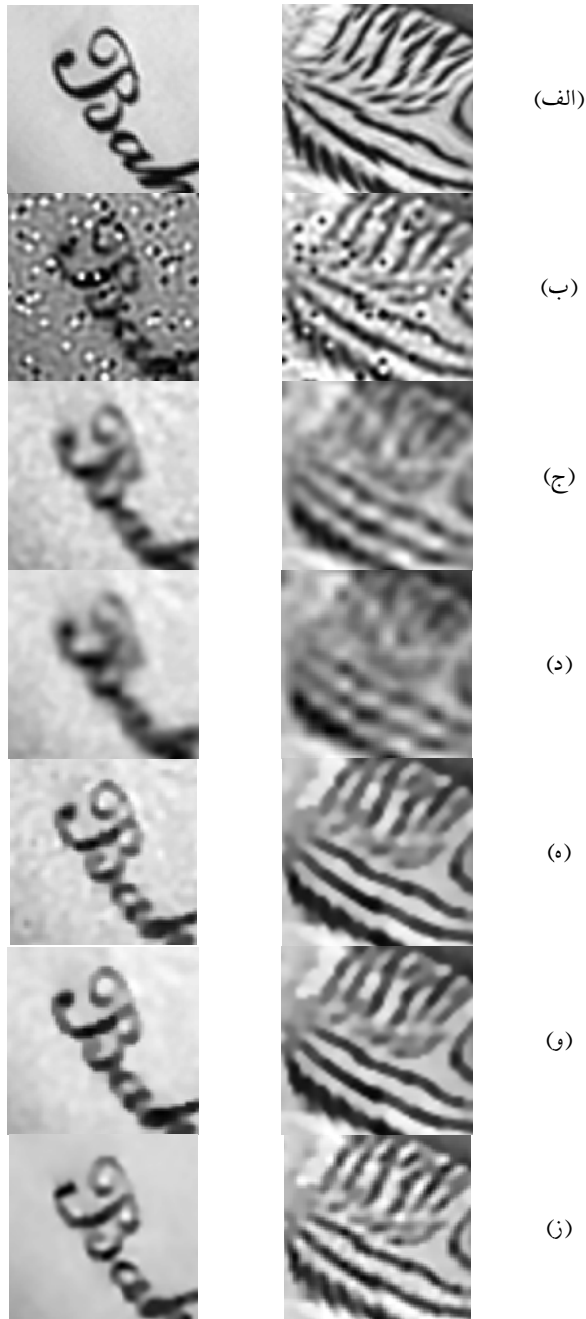
	PSNR	SSIM
Lena		
$L_2+BTv[25]$	۲۷,۸۶۶۶	۰,۶۷۳۲
$L_1+BTv[25]$	۲۹,۳۰۵۹	۰,۸۹۱۹
[۳۳]	۲۷,۰۰۷۴	۰,۸۸۰۶
[۲۱]	۳۰,۴۷۸۵	۰,۹۱۵۷
[۲۹]	۳۱,۳۳۵۴	۰,۹۲۸۲
روش پیشنهادی	۳۲,۲۹۱۱	۰,۹۵۰۱
Parrots		
$L_2+BTv[25]$	۲۶,۷۵۰۱	۰,۴۱۸۵
$L_1+BTv[25]$	۲۶,۰۹۰۲	۰,۷۹۰۸
[۳۳]	۲۵,۶۲۲۴	۰,۸۰۲۴
[۲۱]	۲۷,۸۳۲۲	۰,۸۴۴۱
[۲۹]	۲۹,۷۸۸۲	۰,۸۶۱۶
روش پیشنهادی	۳۰,۴۷۹۳	۰,۸۹۵۶
Eia		
$L_2+BTv[25]$	۲۱,۸۳۶۶	۰,۶۶۵۱
$L_1+BTv[25]$	۱۸,۹۱۳۳	۰,۸۴۸۲
[۳۳]	۱۷,۶۵۹	۰,۸۱۲۴
[۲۱]	۲۱,۴۶۳۳	۰,۹۰۳۱
[۲۹]	۲۱,۵۸۱	۰,۹۰۵۱
روش پیشنهادی	۲۱,۵۸۶۲	۰,۹۲۹۰

عمل نموده است ولی مات شدگی تصویر غالب بوده و در نتیجه لبه‌ها و جزئیات تصویر از بین رفته‌اند (شکل (۶-ج)). در ادامه در شکل (۶-د)، با استفاده از الگوریتم مرجع [۳۳]، تصویر HR بازسازی شده است. بدلیل استفاده از نرم L_1 در جمله خطای داده تصویر حاصل مات بوده و کیفیت مطلوبی ندارد.



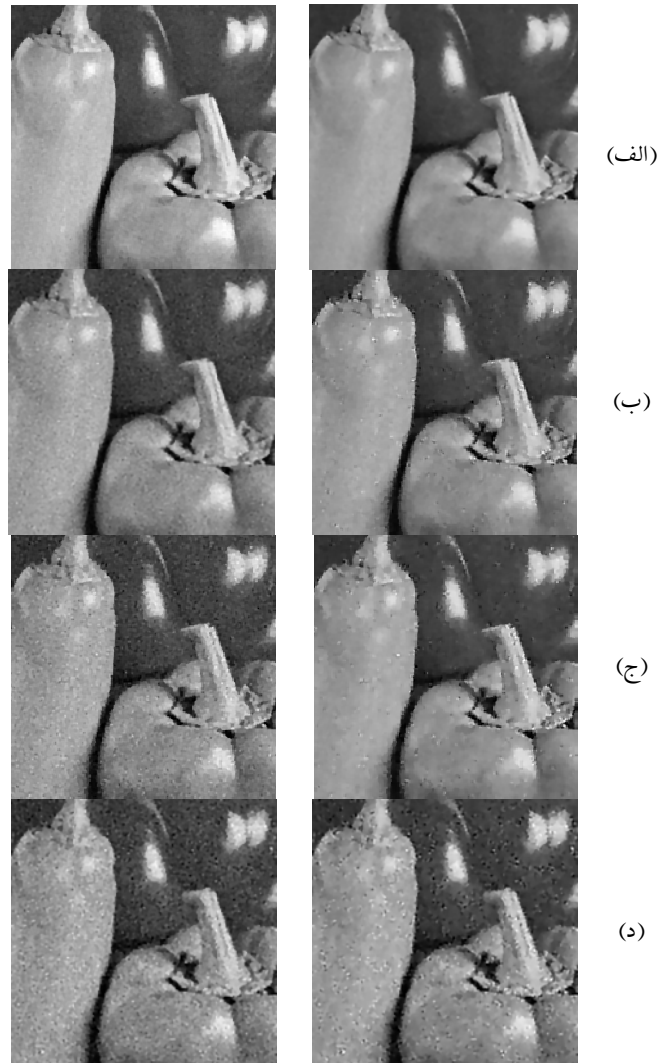
شکل ۶ تصاویر SR بازسازی شده Lena، Parrots، Eia در حضور نویز گوسی با $\sigma_g^2 = 0.001$ ، (الف) تصویر HR صحنه، (ب) $L_2+BTv[25]$ ، (ج) $L_1+BTv[25]$ ، (د) روش [۳۳]، (ه) روش [۲۱]، (و) روش [۲۹] و (ز) روش پیشنهادی

شکل (۶-ه)، بازسازی تصویر را با روش مرجع [۲۱] را نشان می‌دهد. مطابق این شکل، در بازسازی تصویر لبه‌ها مشخص‌ترند ولی بازم تصاویر کمی مات بوده و به لحاظ بصری کیفیت لازم را ندارند. همان‌گونه که در شکل (۶-و) نشان داده شده است، در



شکل ۸ تصاویر HR بازسازی شده Hat و Parrots در حضور نویز گوسی با $\sigma_g^2 = 0.001$ و نویز نمک و فلفل با $s = 0.05$ ، (الف) تصویر HR صحیح، (ب) $L_2+BTv[25]$ ، (ج) $L_1+BTv[25]$ ، (د) روش [۳۳]، (ه) روش [۲۱]، (و) روش [۲۹] و (ز) روش پیشنهادی

در آزمایش سوم بخش نخست، مقاومت روش پیشنهادی را در برابر داده‌های پرت بررسی می‌کنیم و با مقایسه با سایر روش‌ها، کارایی روش پیشنهاد شده را نشان خواهیم داد. برای شبیه‌سازی اثر داده‌های پرت ما نویز فلفل و نمک را با چگالی نویز ۱٪ و ۵٪ و ۱۰٪ (s) به نیمی از فریم‌های LR اضافه نمودیم. با توجه به شکل (۸-ب)، علاوه بر عملکرد ضعیف معیار L_2 ، مقاومت روش L_1+BTv و روش مرجع [۳۳] نیز به شدت کاهش پیدا کرده است. در ادامه از روش‌های مطرح شده در [۲۹ و ۲۱] و روش نورخان‌های برای بازسازی تصویر استفاده می‌کنیم.



شکل ۷ تصاویر HR بازسازی شده Peppers، ستون اول از چپ: روش مرجع [۲۹] و ستون دوم: روش پیشنهادی، (الف) $\sigma_g^2 = 0.001$ ، (ب) $\sigma_g^2 = 0.003$ ، (ج) $\sigma_g^2 = 0.005$ ، (د) $\sigma_g^2 = 0.01$

جدول ۲ مقادیر PSNR و SSIM مربوط به نتایج آزمایش‌های شکل ۷

Noise Variance(σ_g^2)	[۲۹]	روش پیشنهادی
0.001		
PSNR	۳۱,۰۰	۳۱,۷۱۰۴
SSIM	۰,۹۳۲۸	۰,۹۵۵۷
0.003		
PSNR	۲۸,۸۵۵۴	۲۹,۲۳۴۱
SSIM	۰,۸۳۷۹	۰,۹۰۲۵
0.005		
PSNR	۲۷,۷۱۸۴	۲۸,۳۲۷۷
SSIM	۰,۷۶۱۰	۰,۸۸۰۹
0.01		
PSNR	۲۶,۲۳۱۷	۲۶,۲۸۷۴
SSIM	۰,۶۶۴۷	۰,۷۰۷۸

خطای ثبت به‌طور موثرتری عمل کرده است، بلکه تصویر حاصل شده دارای بافتی هموارتر و لبه‌هایی تیزتر بدون اثر رینگینگ است.

جدول ۳ مقادیر PSNR و SSIM مربوط به شکل ۸

Noise ($\sigma_g^2 + s$)	Image:Hat		Image:Parrots	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
0.001+0.01				
L_2 +BTV[25]	۲۵,۸۹۶۴	۰,۳۲۳۵	۲۵,۵۷۳	۰,۴۱۷۰
L_1 +BTV[25]	۲۷,۴۱۳۱	۰,۷۴۶۰	۲۶,۰۶۹۵	۰,۷۸۹۷
[۳۳]	۲۵,۹۹۰۶	۰,۷۵۳۶	۲۴,۴۷۰۳	۰,۸۰۱۸
[۲۱]	۲۹,۵۳۴۲	۰,۷۹۲۳	۲۷,۸۹۹۲	۰,۸۶۶۴
[۲۹]	۳۰,۱۴۰۱	۰,۸۳۲۹	۲۹,۸۲۹۸	۰,۸۶۳۱
روش پیشنهادی	۳۰,۳۹۶۸	۰,۸۴۹۳	۳۰,۴۸۸۹	۰,۸۹۴۵
0.001+0.05				
L_2 +BTV[25]	۲۳,۲۵۵۹	۰,۲۱	۲۵,۳۳۵۲	۰,۳۲۴۶
L_1 +BTV[25]	۲۷,۳۴۶۸	۰,۷۴۲۲	۲۵,۹۰۷۵	۰,۷۸۲۲
[۳۳]	۲۵,۹۳۶۷	۰,۷۵۱۴	۲۴,۴۲۱۴	۰,۷۹۹۷
[۲۱]	۲۹,۱۸۷۲	۰,۷۵۲۳	۲۹,۱۵۶۴	۰,۸۶۶
[۲۹]	۲۹,۹۹۰۴	۰,۸۳۰۲	۲۹,۵۲۸۴	۰,۸۷۳۰
روش پیشنهادی	۳۰,۲۱۴۹	۰,۸۴۲۸	۳۰,۴۶۰۳	۰,۸۹۱۵
0.001+0.1				
L_2 +BTV[25]	۲۱,۵۷۵۳	۰,۱۴۳۴	۲۱,۱۲۲۱	۰,۱۵۲۶
L_1 +BTV[25]	۲۷,۲۴۹۸	۰,۷۳۷۹	۲۵,۸۸۸۵	۰,۷۸۲۸
[۳۳]	۲۵,۸۷۹۹	۰,۷۴۸۳	۲۴,۳۶۲۸	۰,۷۹۶۵
[۲۱]	۲۸,۹۶۳۱	۰,۷۳۲۲	۲۹,۰۸۰۷	۰,۸۶۴۶
[۲۹]	۲۹,۷۱۶۴	۰,۸۲۴۷	۲۸,۹۲۶۱	۰,۸۷۲۸
روش پیشنهادی	۲۹,۹۷۲۷	۰,۸۳۷۱	۲۹,۸۹۰۹	۰,۸۸۶۱

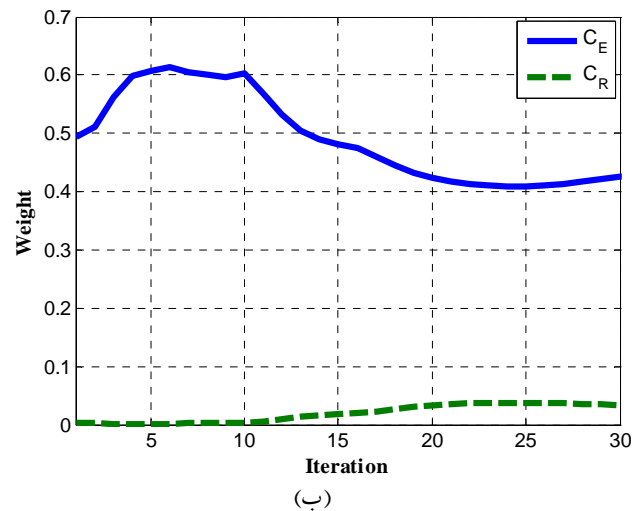
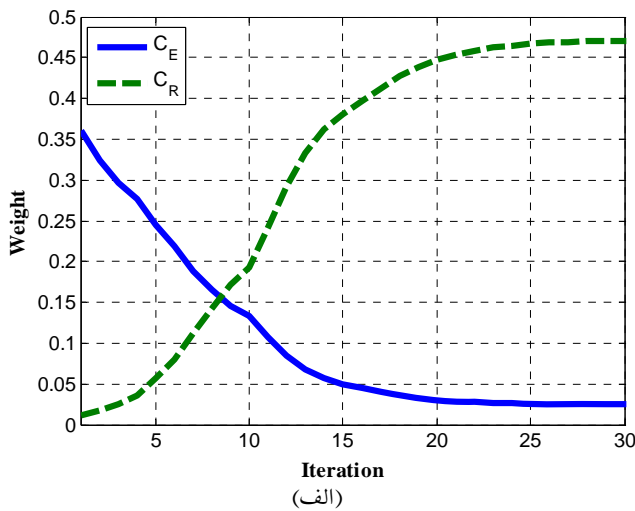


شکل ۹ تصاویر HR بازسازی شده Peppers و Lena در حضور نویز گوسی با $\sigma_g^2 = 0.001$ و خطای ثبت، (الف) L_2 +BTV [25]، (ب) L_1 +BTV [25]، (ج) روش [۳۳]، (د) روش [۲۱]، (و) روش پیشنهادی (و) روش پیشنهادی

با توجه به نتایج مندرج در جدول ۳، با افزایش سطح نویز، عملکرد روش‌های مطرح شده تنزل می‌یابد. اما در مقابل، روش تطبیقی پیشنهاد شده با قرار دادن وزن‌های مناسب برای تمامی فریم‌های LR آلوده به خطا و همچنین تنظیم اثر جمله خطای داده و جمله تنظیم‌کننده، توانسته است در سطوح متفاوت نویز، عملکرد مطلوبی را داشته باشد. از این رو می‌توان ادعا کرد روش پیشنهادی در مقابل داده‌های پرت مقاوم می‌باشد.

در آزمایش انتهایی، با ایجاد خطای ثبت، عملکرد الگوریتم‌های مختلف در جمله خطای داده و تنظیم مورد بررسی قرار خواهد گرفت. برای شبیه‌سازی اثر خطای ثبت، بایاسی معادل یک پیکسل جابجایی در شبکه LR (یا معادل ۴ پیکسل در شبکه HR) به دو فریم انتهایی تصاویر ساخته شده اضافه می‌شود. نتیجه استفاده از معیار L_2 و جمله تنظیم BTV در شکل (۹-الف)، نشان داده شده است. همان‌گونه که مشخص است، معیار L_2 هیچ‌گونه مقاومتی در برابر خطای ثبت ندارد و اثر خرابی ناشی از خطای ثبت در تصویر HR بازسازی شده کاملاً دیده می‌شود. تصویر حاصل از پیاده‌سازی معیار L_1 و جمله تنظیم BTV در شکل (۹-ب)، آورده شده است.

این روش در مقایسه با معیار L_2 ، عملکرد بهتری دارد. نهایتاً پیاده‌سازی روش پیشنهادی مطرح شده، در شکل (۹-و) نشان داده شده است. با مقایسه شکل (۹-و) با سایر روش‌ها، متوجه می‌شویم که نه تنها روش پیشنهادی در حذف اعوجاج‌های ناشی از



شکل ۱۰ نمودار تغییرات ضرایب C_E و C_R در تکرارهای متوالی الگوریتم گرادیان نزولی برای یک پیکسل در تصویر Eia، (الف) پیکسل مورد نظر در ناحیه هموار واقع شده است و (ب) پیکسل مورد نظر در ناحیه لبه قرار گرفته است.

گذرگوسی 5×5 با واریانس معادل یک و میانگین صفر، برای مدل سازی PSF دوربین استفاده می کنیم. همچنین به منظور تخمین پارامترهای ثبت، روش پیشنهاد شده در [۳۸] را پیاده سازی نمودیم. در این روش از رویکرد همبستگی فاز که به عنوان روشی کارا در تخمین شیفتهای کسری است، استفاده شده است. ویژگی خاص این روش که در فرآیند SR حائز اهمیت است دقت بالای آن تا حد 0.1 پیکسل است. عملکرد روش فوق بدین صورت است که همبستگی فاز دو تصویری که نیاز است میزان جابجایی آن دو نسبت به یکدیگر سنجیده شود، در حوزه فرکانس محاسبه شده و سپس تبدیل فوریه گسسته معکوس^۱ گرفته می شود. برای دو تصویر مشابه با اندکی جابجایی، IDFT فوق دارای یک قله^۲ تیز خواهد بود که مکان این قله میزان جابجایی بین دو تصویر ورودی را نشان خواهد داد [۳۸].

برای بازسازی تصویر SR از روی این سکانس به ترتیب از روش های $L_1+BTB[25]$ ، $L_2+BTB[25]$ و روش های ارائه شده در مراجع [۲۹]، [۲۱]، [۳۳] استفاده نموده و نتایج حاصل از این روش ها را با نتیجه روش پیشنهادی مقایسه کردیم. به دلیل در دسترس نبودن تصویر واقعی امکان ارزیابی کمی تصویر حاصل با استفاده از معیارهای PSNR و SSIM میسر نیست، لذا از معیار سنجش میزان فوکوس بودن تصویر بهره گرفتیم. نتایج حاصل از این آزمایش در شکل ۱۱ و جدول ۵ گزارش شده است. این نتایج نشان می دهد استفاده از نرم L_2 به دلیل عدم استحکام در برابر خطاهای ثبت عملکرد نامطلوبی دارد. اگرچه تصویر حاصل از نرم L_1 نسبت به نرم L_2 تصویر هموارتری دارد ولی لبه ها و جزئیات از دست رفته اند. نتایج استفاده از روش مرجع [۲۹] مات است و لذا رضایت بخش نمی باشد. روش های [۲۱] و [۳۳] در حفظ جزئیات موفق تر از روش [۲۹] عمل نموده اند. شناسایی کاراکترها در

جدول ۴ مقادیر PSNR و SSIM مربوط به خطای ثبت (شکل ۹)

	PSNR	SSIM
Peppers		
$L_2+BTB[25]$	۲۶,۷۲۸۱	۰,۶۸۵۲
$L_1+BTB[25]$	۲۷,۹۶۶۶	۰,۸۹۵۷
[۳۳]	۲۶,۲۸۰۴	۰,۸۹۶۴
[۲۱]	۳۰,۳۰۲۹	۰,۸۸۰۷
[۲۹]	۳۱,۵۸۷۳	۰,۹۴۰۴
روش پیشنهادی	۳۱,۶۴۵۱	۰,۹۵۳۶
Lena		
$L_2+BTB[25]$	۲۷,۳۵۲۸	۰,۶۷۲۴
$L_1+BTB[25]$	۲۹,۱۲۸۶	۰,۸۸۷
[۳۳]	۲۷,۳۴۷۳	۰,۸۸۱
[۲۱]	۳۱,۱۳۶۴	۰,۸۷۷۷
[۲۹]	۳۱,۹۶۲۵	۰,۹۳۲۲
روش پیشنهادی	۳۲,۱۱۸۳	۰,۹۴۶

مطابق رابطه ۲۰ پارامترهای کنترلی C_E و C_R جهت حفظ لبه های تصویر و حذف نویز در نواحی هموار تصویر پیشنهاد گردید. برای نشان دادن مقدار این دو پارامتر در شرایط مختلف و در طول الگوریتم، یک نقطه بر روی لبه و یک نقطه در ناحیه ای هموار از یک تصویر انتخاب شده و در طول تکرارهای الگوریتم مقدار این پارامترها در شکل ۱۰ به نمایش گذاشته شده است. همانطوریکه انتظار داریم در نواحی هموار برای حذف نویز مقدار C_E مرتباً کاهش یافته و C_R افزایش می یابد.

۵-۲ پیاده سازی روش پیشنهادی روی تصاویر واقعی

الگوریتم SR پیشنهادی را بر روی سکانس "Text" که شامل ۳۰ فریم LR است پیاده سازی نمودیم. این سکانس را می توان از مرجع [۳۷] دریافت نمود. در این حالت، تمامی پارامترهای مورد نیاز برای مدل، نظیر PSF و جابجایی بین فریم های LR برای ما مجهول است و نیاز به تخمین این پارامترها داریم. از فیلتر پایین

¹ Inverse Discrete Fourier Transform

² Peak

و حفظ لبه در مناطق با جزئیات نمودیم. نتایج تجربی برتری روش پیشنهادی را هم به لحاظ معیارهای کمی و هم به لحاظ کیفیت بصری بر روش‌های موجود نشان می‌دهد. در محاسبه ضرایب کنترل‌کننده، از ماتریس شاخص لبه که در محاسبه آن از لبه‌یاب سوپل استفاده شده است کمک گرفته شد. آزمایش‌های انجام‌شده توسط روش پیشنهادی بازسازی مطلوب تصویر و پایداری آن را در حضور سطوح مختلف نویزهای گوسی، نمک و فلفل و همچنین وجود خطای ثبت به اثبات می‌رساند. با این وجود در آینده می‌توان روش پیشنهادی را با استفاده از روش‌های دقیق‌تر در فرآیند ثبت تصاویر LR، به‌کارگیری توابع تخمین مناسب‌تر و بهره‌گیری از روش‌های کمینه‌سازی سریع‌تر بهبود بخشید.

جدول ۵ مقدار Focus مربوط به نتایج آزمایش شکل ۱۱

Focus Measure	
$L_2+BTv[25]$	۱۵,۸۱۸۷
$L_1+BTv[25]$	۲۴,۱۱۲۶
[۳۳]	۱۵,۹۹۹۵
[۲۱]	۲۴,۷۹۵۰
[۲۹]	۲۷,۴۰۱۱
روش پیشنهادی	۲۹,۰۲۱۶

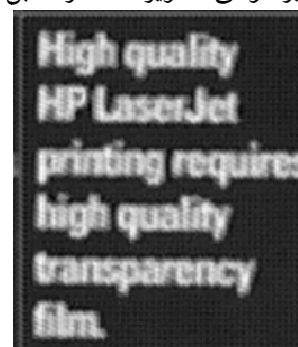
تصویر بازسازی‌شده با روش پیشنهادی قدری بهتر از روش‌های [۳۳ و ۲۱] می‌باشد، هرچند در لبه‌های تصویر بازسازی‌شده با روش پیشنهادی اعوجاج زیگزاک دیده می‌شود. مطابق جدول ۵ بر اساس معیار کمی فوکوس مطرح‌شده در [۳۶] روش پیشنهادی بهتر از سایر روش‌های مورد مطالعه عمل می‌کند.

۶ نتیجه‌گیری

در این مقاله روشی جهت بازسازی تصویر HR با استفاده از فریم‌های LR ویدئویی پیشنهاد گردید. در روش پیشنهادی با تکیه بر تخمین Half-Quadratic، جمله تنظیم BEP و به‌کارگیری شاخص لبه، ضرایب دو جمله خطای داده و جمله تنظیم را به‌گونه‌ای اصلاح نمودیم که علاوه بر حفظ لبه‌ها نسبت به زدایش نویز گوسی تصویر، عملکرد قابل قبولی را ارائه می‌نماید.



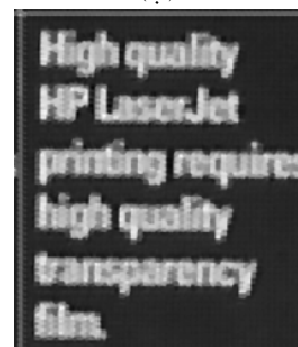
(الف)



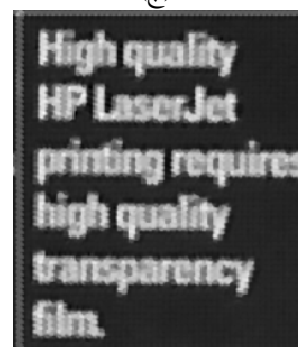
(ب)



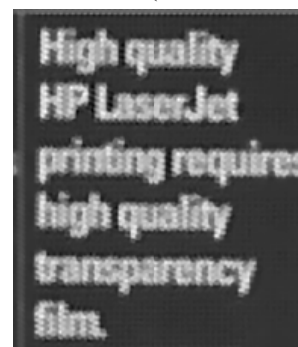
(ج)



(د)



(ه)



(و)

شکل ۱۱ تصاویر HR بازسازی‌شده شده Text، (الف) $L_2+BTv[25]$ ، (ب) $L_1+BTv[25]$ ، (ج) روش [۲۹]، (د) روش [۲۱]، (ه) روش [۳۳]، (و) روش پیشنهادی

در این روش با تکیه بر جمله خطای داده در پیکسل‌های لبه و جمله تنظیم در نواحی هموار سعی در کاهش نویز در مناطق هموار

مراجع

- [16] Pickup, L.C., *Machine Learning in Multi-frame Image Super-resolution*, Ph.D Thesis, University of Oxford, 2007.
- [17] Wang, Z., Yong, H., Li, W., Yin, Z., "Super-Resolving IC Images with an Edge-Preserving Bayesian Framework", IEEE Trans. on Semiconductor Manufacturing, Vol. 27, Iss. 1, pp.118-130, 2014.
- [18] Yang, X., Liu, T., Zhou, D., "An Adaptive Super-Resolution Method Based on Regional Pixel Information and Ringing Artifacts Suppression", Optik, Vol.125, Iss. 20, pp.5962-5968, 2014.
- [19] Patanavijit, V., Jitapunkul, S., "A Lorentzian Stochastic Estimation for a Robust Iterative Multiframe Super-Resolution Reconstruction with Lorentzian-Tikhonov Regularization", EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2007.
- [20] Patanavijit, V., "A Leclerc Bayesian Approach for Video Reconstruction Based on A Robust Iterative SRR and A General Observation Model", Int. Symposium on Communications and Information Technologies, Japan, 2010.
- [21] Zeng, X., Yang, L., "A Robust Multiframe Super Resolution Algorithm Based on Half-Quadratic Estimation with Modified BTV Regularization", Digital Signal Processing, Vol. 23, pp. 98-109, 2013.
- [22] Yue, L., Shen, H., Yuan, Q., Zhang, H., "A Locally Adaptive L1-L2 Norm for Multi-Frame Super-Resolution of Images with Mixed Noise and Outliers", Signal Processing, Vol. 105, pp. 156-174, 2014.
- [23] Elad, M., Feuer, A., "Restoration of a Single Superresolution Image from Several Blurred, Noisy, And Undersampled Measured Images", IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 6, Iss. 12, pp. 1646-1658, 1997.
- [24] Rudin, L. I., Osher, S., Fatemi, E., "Nonlinear Total Variation Based Noise Removal Algorithms", Phys. D Nonlinear Phenomena, Vol. 60, Iss. 1-2, pp. 259-268, 1992.
- [25] Farsiu, S., Robinson, M., Elad, M., Milanfar, P., "Fast and Robust Multiframe Super Resolution", IEEE Transactions on Image Processing, Vol.13, Iss.10, pp.1327-1344, 2004.
- [26] Li, X., Hu, Y., Gao, X., Tao, D., Ning, B., "A Multi-Frame Image Super-Resolution Method", Signal Processing, Vol. 90, pp. 405-414, 2010.
- [27] Milanfar, P., *Super-Resolution Imaging*, CRC Press, 2010.
- [28] Maronna, R., Martin, D., Yohai, V., *Robust Statistics*, Wiley Ser. Probability Statistic, 2006.
- [29] Jamalabadi, M., Ahmadyard, A., "An Adaptive Strategy for Adjusting Contribution of Frames in Super Resolution Imaging", 22nd Iranian Conference on Electrical Engineering, Tehran, May 20-22, 2014.
- [30] Vrigkas, M., Nikou, C., Kondi, L. P., "A Fully Robust Framework for MAP Image Super-Resolution", 19th IEEE International Conference on Image Processing, 2012.
- [31] Bahy, R., Salama, G., Mahmoud, T., "Adaptive regularization-Based Super Resolution Reconstruction
- [1] Freeman, W., Jones, T., Pasztor, E., "Example-Based Super-Resolution", IEEE Computer Graphics and Application, Vol. 22, pp. 56-65, 2002.
- [2] Zhang, K., Gao, X., Li, X., Tao, D., "Partially Supervised Neighbor Embedding for Example-Based Image Super-Resolution", IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, Vol. 5, pp. 230-239, 2011.
- [3] Li, X., He, H., Yin, Z., Chen, F., Cheng, J., "KPLS-Based Image Super-Resolution Using Clustering and Weighted Boosting", Neurocomputing, Vol. 149, pp. 940-948, 2015.
- [4] D. Capel and A. Zisserman, "Computer Vision Applied to Super-Resolution", IEEE Signal Processing Magazine, Vol. 20, Iss. 3, pp. 75-86, 2003.
- [5] Kanemura, A., Maeda, S., Ishii, S., "Superresolution with Compound Markov Random Fields via the Variational EM Algorithm", Neural Networks, Vol.22, Iss.7, pp.1025-1034, 2009.
- [6] Deng, X., Shen, Y., Song, M., Tao, D., Bu, J., Chen, C., "Video-Based Non-Uniform Object Motion Blur Estimation and Deblurring", Neurocomputing, Vol. 86, pp. 170-178, 2012.
- [7] Nasrollahi, K., Moeslund, T. B., *Super-Resolution: A Comprehensive Survey*, Submitted: 13 May 2014.
- [8] Tsai, R. Y., Huang, T. S., "Multiple Frame Image Restoration and Registration", In Advances in Computer Vision and Image Processing, Vol. 1, pp. 317-339, 1984.
- [9] Kim, S. P., Bose, N. K., Valenzuela, H. M., "Recursive Reconstruction of High Resolution Image from Noisy Undersampled Multiframe", IEEE Trans. Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol. 38, Iss. 6, pp. 1013-1027, 1990.
- [10] Ur, H., Gross, D., "Improved Resolution from Subpixel Shifted Pictures", Graphical Models and Image Processing, Vol.54, Iss.2, pp.181-186, 1992.
- [11] Irani, M., Peleg, S., "Super Resolution of Image Sequences", In Proceeding of IEEE Conferences on Pattern Recognition, Vol.2, pp. 115-120, June 1990.
- [12] Trimche, M., *Super-Resolution Image Reconstruction Using Non-Linear Filtering Techniques*, Ph.D Thesis, Tampere University of Technology, Germany, 2006.
- [13] Stark, H., Oskoui, P., "High-Resolution Image Recovery from Image Plane Arrays Using Convex Projections", Journal of Optical Society of America A, Vol.6, Iss.11, pp.1715-1726, 1989.
- [14] Patti, A. J., Sezan, M. I., Tekalp, A. M., "Super Resolution Video Reconstruction with Arbitrary Sampling Lattices and Nonzero Aperture Time", IEEE Trans. on Image Processing, Vol.6, Iss.8, pp.1064-1076, 1997.
- [15] Young, D. M., *Iterative Solution of Large Linear Systems*, New York: Academic, 1971.

- Technique for Multi-Focus Low-Resolution Images*", Signal Processing, Vol.103, pp.155-167, 2014.
- [32] Charbonnier, P., Feraud, L., Aubert, G., Borlaud, M., "Deterministic Edge-Preserving Regularized in Computed Imaging", IEEE Transaction Image Processing, Vol. 6, pp. 298-311, 1997.
- [33] Purkait, P., Chanda, B., "Morphologic Gain-Controlled Regularization for Edge-Preserving Super-Resolution Image Reconstruction", Signal Image and Video Processing, Vol.7, Iss. 5, 2013.
- [34] Liu, Z., Laganière, R., "On the Use of Phase Congruency to Evaluate Image Similarity", International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing, France, 2006.
- [35] Wang, Z., Bovik, A.C., Sheikh, H.R., Simoncelli, E.P., "Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity", IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 13, pp. 600-612, 2004.
- [36] Pertuz, S., Puig, D., Garcia, M. A., "Analysis of Focus Measure Operators for Shape-From-Focus", Pattern Recognition, Vol.46, Iss.5, pp. 1415-1332, 2013.
- [37] <http://users.soe.ucsc.edu/~milanfar/software/sr-datasets.html>
- [38] Setiyono, B., Hariadi, M., Purnomo, M. H., "Survey of Super-Resolution Using Phased Based Image Matching", Journal of Theoretical and Applied Information Technology, Vol. 43, pp. 245-253, 2012.



نفسیه مفیدی دانش‌آموخته رشته مهندسی برق- الکترونیک از دانشگاه صنعتی شاهرود در سال ۱۳۸۲ می‌باشد. وی کارشناسی ارشد خود را در مهندسی برق-الکترونیک از دانشگاه آزاد واحد علوم و تحقیقات شاهرود در سال ۱۳۹۳ اخذ نمود. ایشان از سال ۱۳۸۶ تاکنون با دانشکده مهندسی برق و رباتیک دانشگاه صنعتی شاهرود به‌عنوان کارشناس گروه رباتیک همکاری دارد. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه ایشان پردازش تصاویر و اتوماسیون صنعتی است.



علیرضا احمدی‌فرد دانش‌آموخته رشته مهندسی برق- الکترونیک از دانشگاه صنعتی اصفهان در سال ۱۳۶۸ می‌باشد. وی کارشناسی ارشد خود را در مهندسی مخابرات سیستم از دانشگاه صنعتی امیرکبیر در سال ۱۳۷۳ اخذ نمود. ایشان در سال ۱۳۸۲ مدرک دکتری تخصصی خود را در زمینه شناسایی الگو و بینایی ماشین از مرکز CVSSP دانشگاه Surrey انگلستان اخذ نمود. از آن زمان تاکنون با دانشکده مهندسی برق و رباتیک دانشگاه صنعتی شاهرود همکاری دارد. در حال حاضر ایشان در مرتبه دانشیاری است و مسئولیت این دانشکده را به‌عهده دارد. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه ایشان شناسایی الگو و پردازش تصاویر است.