





دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات

گروه هوش مصنوعی

رساله دکتری

کاهش تاری تصویر ناشی از حرکت خطی یک شیء صلب در صحنه

دانشجو: طبیه عسکری جواران

استاد راهنما

دکتر حمید حسن پور

استاد مشاور

دکتر وحید ابوالقاسمی

شهریور ۹۵



پیوست شماره ۲

دانشکده : مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات

گروه :

رساله دکتری خانم طیبہ عسکری جواران

تحت عنوان: کاهش تاری تصویر ناشی از حرکت خطی یک شیء صلب در صحنه

در تاریخ ۱۳۹۵/۶/۷ توسط کمیته تخصصی زیر جهت اخذ مدرک دکتری ارزیابی گردید و با درجه مورد پذیرش قرار گرفت.

امضاء	اساتید مشاور	امضاء	اساتید راهنما
	نام و نام خانوادگی: دکتر وحید ابوالقاسمی		نام و نام خانوادگی: دکتر حمید حسن پور
	نام و نام خانوادگی:		نام و نام خانوادگی:

امضاء	نماینده تحصیلات تکمیلی	امضاء	اساتید داور
	نام و نام خانوادگی: دکتر هدی مشایخی		نام و نام خانوادگی: دکتر کریم فائز
			نام و نام خانوادگی: دکتر علیرضا احمدی فرد
			نام و نام خانوادگی: دکتر منصور فاتح

تقديم به
پير تها نه

ساحت مقدس مصلح كل هستي، آقا اباصالح

المهدي حجت بن الحسن العسكري (عج)

و

دو ستاره آسمان زندگيم

پدر و مادرم

و

همسر فداكار و فرزندان صبورم

تقدیر و تشکر

حمد و سپاس ایزد یکتا را که توفیق عنایت فرمود تا در وادی علم و دانش قدم بگذارم و در این راه، لطف و عنایت بیکرانیش را از این بنده حقیر دریغ نفرمود.

بر خود لازم می‌دانم از کلیه سرورانی که بنده را در طول انجام این پژوهش یاری نمودند تشکر و قدردانی نمایم.

ابتدا بایستی از زحمات بی‌دریغ استاد راهنمای محترم جناب آقای دکتر حمید حسن‌پور قدردانی نموده و مراتب سپاس قلبی خود را نسبت به دقت، صبر و حمایت‌های ایشان تقدیم نمایم.

از استاد مشاور ارجمند جناب آقای دکتر وحید ابوالقاسمی به خاطر مساعدت‌ها و نظرات ارزشمند ایشان کمال تشکر را دارم.

و در پایان از تمامی کسانی که به هر گونه ممکن من را در به اتمام رسانیدن این پژوهش یاری نمودند سپاسگزاری می‌نمایم.

تعهد نامه

اینجانب طیبہ عسکری جواران دانشجوی دوره دکتری رشته مهندسی کامپیوتر - هوش مصنوعی دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه با عنوان "کاهش تاری تصویر ناشی از حرکت خطی یک شیء صلب در صحنه" تحت راهنمایی آقای دکتر حمید حسن پور 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.

* متن این صفحه نیز باید در ابتدای نسخه های تکثیر شده پایان نامه وجود داشته باشد .

چکیده

یکی از چالش‌های با سابقه طولانی در تصویربرداری، تاری ناشی از حرکت است که در اثر حرکت نسبی بین دوربین و صحنه اتفاق می‌افتد. هدف نهایی از فرآیند رفع تاری، بازسازی تصویر واضح از روی تصویر تار می‌باشد. در این رساله به مسأله رفع تاری ناشی از حرکت یک شیء صلب در صحنه پرداخته می‌شود.

اولین مسأله در موضوع رفع تاری ناشی از حرکت شیء، استخراج ناحیه تار در تصویر می‌باشد. مسأله دوم، تخمین هسته یا تابع تاری است تا به کمک آن مشخص شود که ناحیه مورد نظر چگونه تار شده است، و در ادامه، اقدام لازم برای بازسازی آن انجام می‌گیرد. برای تعیین ناحیه تار در تصویر، نیاز است که یک معیاری تعریف شود تا با استفاده از آن بتوان میزان تاری پیکسل‌های تصویر را تخمین زد. مسأله تخمین هسته تاری یک مسأله بد شکل است، زیرا این کار تنها با داشتن یک تصویر تار (و بدون داشتن نسخه واضح آن) انجام می‌پذیرد. فرآیند بازسازی نسخه واضح (حتی با داشتن هسته تاری) نیز چالش برانگیز است، زیرا در اثر تاری، جزئیات تصویر و اطلاعات فرکانس بالای آن از بین می‌رود.

در این رساله، برای تشخیص محدوده شیء تار، یک معیار ارزیابی مقاوم به نویز پیشنهاد شده است. این معیار بر اساس یک ویژگی تعریف شده است که به خوبی تصاویر تار و واضح را از هم تمیز می‌دهد. با کمک این معیار، نقشه تاری یک تصویر ایجاد می‌شود که در آن میزان تاری پیکسل‌های تصویر مشخص می‌باشد. سپس به کمک نقشه تاری استخراج شده و با استفاده از یک روش قطعه‌بندی مناسب بر اساس مفهوم پیکسون، تصویر به دو بخش تار و غیرتار قطعه‌بندی می‌گردد. تصویر قطعه‌بندی شده به‌عنوان یک ماسک در مراحل بعد استفاده می‌شود.

برای تخمین هسته تاری، در این رساله، فرآیند واپیچش کور بر پایه بیشینه‌سازی احتمال پسین به‌کار گرفته شده است. این فرآیند، هسته تاری و تصویر واضح را، به‌صورت تکراری و یک در میان، تخمین می‌زند.

برای انجام فرآیند واپیچش کور، دو زیرمسأله بیشینه‌سازی احتمال پسین، یکی برای تخمین هسته تاری از روی تصویر بازسازی شده و دیگری برای تخمین تصویر واضح از روی هسته تاری تخمین زده شده، تعریف شده است. در زیرمسأله تخمین هسته تاری، بخش دُرست‌نمایی، بر اساس لبه‌های مهم و برجسته تصویر تعریف شده است. استفاده از لبه‌های مهم تصویر به جای تمام پیکسل‌های آن، به این دلیل است که هسته تاری را می‌توان، با کیفیت بهتری، از روی لبه‌های برجسته تصویر تخمین زد. از توزیع لاپلاسی، که به خوبی خلوت بودن هسته تاری را می‌تواند نشان دهد، به عنوان دانش پیشین برای هسته تاری استفاده شده است. در تعریف زیرمسأله بازسازی تصویر واضح، یک دانش پیشین بر اساس مشتق‌های مرتبه اول و دوم تصویر پیشنهاد گردیده است. استفاده از این دانش در مسأله بهینه‌سازی، منجر به بازسازی دقیق‌تر لبه‌های مهم تصویر می‌شود. در نتیجه تخمین هسته تاری با دقت بیشتری انجام می‌گیرد.

برای بازسازی نهایی تصویر، از واپیچش بینا بر پایه بیشینه‌سازی احتمال پسین استفاده شده است. در تعریف مسأله بیشینه‌سازی، برای دو بخش دُرست‌نمایی و دانش پیشین، عبارت‌هایی پیشنهاد شده است که باعث بازسازی بهتر جزئیات تصویر می‌شود. دانش پیشین پیشنهاد شده در این بخش، که بر اساس همان معیار پیشنهادی برای ارزیابی میزان تاری در تصویر تعریف گردیده است، تصاویر واضح را بر تصاویر تاری ترجیح می‌دهد. بدین معنی که عبارت منظم‌سازی معادل آن دانش، که در بدنه یک مسأله بیشینه‌سازی احتمال پسین جا داده می‌شود، به‌ازای تصویر واضح دارای مقدار کمینه می‌باشد. آزمایش‌های متنوعی، برای بررسی کارایی روش‌های پیشنهادی در بخش‌های مختلف رساله، انجام شده است. نتایج این آزمایش‌ها نشان دهنده کارایی بهتر روش‌های پیشنهادی نسبت به روش‌های معرفی شده در تحقیقات مختلف است.

کلمات کلیدی: تاری ناشی از حرکت، رفع تاری تصویر، شیء صلب، هسته تاری، واپیچش کور، واپیچش بینا، مسأله بهینه‌سازی، نقشه تاری، معیار ارزیابی تاری.

لیست مقالات مستخرج از رساله

[۱] طبیه عسکری جواران، حمید حسن‌پور، ارائه یک معیار بدون مرجع مقاوم به نویز برای تخمین تاری تصویر، مجموعه مقالات اولین کنفرانس پردازش سیگنال و سیستم‌های هوشمند، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، آذرماه ۱۳۹۴، صفحه ۶-۱.

[۲] طبیه عسکری جواران، حمید حسن‌پور، وحید ابوالقاسمی، تخمین نقشه تاری تصویر بر اساس اختلاف بلاک محیطی پیکسل با نسخه تار شده آن، مجله ماشین بینایی و پردازش تصویر، دوره ۳، شماره ۱، تابستان و پاییز ۱۳۹۵، صفحه ۲۹-۳۶.

[3] T. Askari Javaran, H. Hassanpour, V. Abolghasemi, “**A Noise-Immune No-Reference Metric for Estimating Blurriness value of Image**”, Signal Processing: Image Communication Journal (2016), Elsevier, DOI:10.1016/j.image.2016.06.009.

[4] T. Askari Javaran, H. Hassanpour, and V. Abolghasemi, “**Automatic estimation and segmentation of partial blur in natural images**,” The Visual Computer Journal (TVCJ), Springer (2015), pp. 1-11.

[5] T. Askari Javaran, H. Hassanpour, and V. Abolghasemi, “**Non-Blind Deconvolution for Image Deblurring Using a Regularization based on Re-blurring Process**,” Journal of Computer Vision and Image Understanding), Elsevier, Revised version submitted on July 29, 2016.

[6] T. Askari Javaran, H. Hassanpour, and V. Abolghasemi, “**Blind motion deblurring using an effective Image prior based on both the first and second order gradients**,” IEEE, Transactions on Image Processing, submitted on May 1, 2016.

[7] T. Askari Javaran, H. Hassanpour, and V. Abolghasemi, “**Local Motion Deblurring Using an Effective Gradient-based Image Prior**,” The Visual Computer Journal (TVCJ), Springer, submitted on July 5, 2016.

فهرست مطالب

فهرست شکل‌ها.....	ن
فهرست جدول‌ها.....	ص
فهرست علامت‌های اختصاری.....	ق
فهرست نشانه‌ها.....	ر
فهرست عملگرها.....	ش
واژه‌نامه.....	ت
فصل اول: مقدمه.....	۱
۱-۱- تاری در تصاویر.....	۲
۲-۱- انواع تاری.....	۲
۱-۲-۱- انواع تاری از جنبه روش ایجاد.....	۳
۲-۲-۱- انواع تاری از جنبه ناحیه تأثیرگذاری.....	۵
۳-۲-۱- انواع تاری از جنبه میزان یکنواختی شدت آن.....	۵
۳-۱- مدل ریاضی تاری.....	۵
۴-۱- ساختار رساله.....	۷
۱-۴-۱- تعریف مسأله و پیش‌فرض‌های آن.....	۷
۲-۴-۱- مراحل روش پیشنهادی.....	۸
۱-۲-۴-۱- تعیین ناحیه تار در تصویر.....	۹
۲-۲-۴-۱- تخمین هسته تاری.....	۱۰
۳-۲-۴-۱- بازسازی تصویر واضح.....	۱۰
۶-۱- جمع‌بندی.....	۱۲
فصل دوم: مروری بر پژوهش‌های گذشته.....	۱۳
۱-۲- مقدمه.....	۱۴
۲-۲- تشخیص ناحیه تار در تصویر.....	۱۴
۱-۲-۲- معرفی چند معیار ارزیابی تاری.....	۱۴

۱۹.....	۲-۲-۲- تعیین اشیاء تار.....
۲۱.....	۳-۲- تخمین هسته تاری.....
۲۵.....	۴-۲- رفع تاری.....
۲۶.....	۱-۴-۲- رفع تاری با واپیچش کور.....
۲۷.....	۱-۴-۲-۱- واپیچش کور بر پایه MAP.....
۳۵.....	۲-۴-۲-۱- واپیچش کور بر پایه بیز متغیر.....
۳۶.....	۲-۴-۲- رفع تاری با واپیچش بینا.....
۳۶.....	۱-۴-۲-۲- رفع تاری به روش فیلترگیری معکوس.....
۳۸.....	۲-۴-۲-۲- رفع تاری به روش فیلتر وینر.....
۳۹.....	۳-۴-۲- تعریف مسأله بهینه‌سازی برای بازسازی تصویر واضح.....
۴۳.....	۴-۴-۲- دخالت دانش پیشین در روشهای رفع تاری بینا.....
۴۸.....	۵-۲- رفع تاری محلی در یک تصویر.....
۵۱.....	۶-۲- جمع‌بندی.....
۵۳.....	فصل سوم: تعیین ناحیه تار در تصویر.....
۵۴.....	۱-۳- مقدمه.....
۵۵.....	۲-۳- معیار ارزیابی تاری.....
۵۵.....	۱-۳-۲- بررسی اثر دوباره تار کردن بر روی یک تصویر.....
۶۱.....	۲-۳-۲- معیار پیشنهادی برای ارزیابی میزان تاری در تصویر (نوآوری ۱).....
۶۴.....	۱-۳-۲-۲- مقاومت در مقابل نویز.....
۶۸.....	۲-۳-۲-۲- پارامترهای تاری و معیار پیشنهادی.....
۷۰.....	۳-۳-۲- نتایج.....
۷۱.....	۱-۳-۲-۳- دسته اول آزمایش‌ها، بررسی کارایی معیار پیشنهادی روی تصاویر تار بدون نویز.....
۷۵.....	۲-۳-۲-۳- دسته دوم آزمایش‌ها، بررسی کارایی معیار پیشنهادی روی تصاویر تار-نویزی.....
۷۹.....	۳-۳- تشکیل نقشه تاری تصویر.....
۷۹.....	۱-۳-۳- استفاده از معیار پیشنهادی برای تخمین نقشه تاری در تصویر.....
۸۱.....	۲-۳-۳- نتایج.....

۳-۴- قطعه‌بندی تصویر به نواحی تار / غیرتار.....	۸۵
۳-۴-۱- تشکیل مدل بر پایه پیکسون تصویر.....	۸۵
۳-۵- جمع‌بندی.....	۸۶
فصل چهارم: تخمین هسته تار با واپیچش کور.....	۸۹
۴-۱- مقدمه.....	۹۰
۴-۲- تعریف مسأله بهینه‌سازی.....	۹۰
۴-۲-۱- تعریف زیرمسأله بهینه‌سازی برای تخمین هسته تار.....	۹۳
۴-۲-۲- تعریف زیرمسأله بهینه‌سازی برای بازسازی میانی تصویر واضح (نوآوری ۲).....	۹۵
۴-۳- حل مسأله بهینه‌سازی.....	۹۸
۴-۳-۱- حل مسأله بهینه‌سازی برای تخمین هسته تار.....	۹۸
۴-۳-۲- حل مسأله بهینه‌سازی برای بازسازی میانی تصویر واضح.....	۹۹
۴-۳-۳- جزئیات بهینه‌سازی و پارامترها.....	۱۰۱
۴-۳-۴- بازسازی نهایی تصویر واضح.....	۱۰۴
۴-۴- نتایج.....	۱۰۵
۴-۴-۱- آزمایش‌ها روی پایگاه داده Levin و همکاران.....	۱۰۶
۴-۴-۲- آزمایش‌ها روی تصاویر تار طبیعی.....	۱۱۲
۴-۵- جمع‌بندی.....	۱۱۶
فصل پنجم: بازسازی نهایی تصویر واضح با واپیچش بینا.....	۱۱۷
۵-۱- مقدمه.....	۱۱۸
۵-۲- تعریف یک مسأله بهینه‌سازی.....	۱۱۸
۵-۲-۱- تعریف عبارت تطبیق داده.....	۱۱۹
۵-۲-۲- تعریف دانش پیشین روی تصویر واضح (نوآوری ۳).....	۱۲۰
۵-۲-۲-۱- عبارت منظم‌سازی بر اساس گرادیان‌های تصویر: $R_1(X)$	۱۲۱
۵-۲-۲-۲- عبارت منظم‌سازی بر اساس رفتار تصویر واضح بعد از دوباره تار کردن: $R_2(X)$	۱۲۱
۵-۳- حل مسأله بهینه‌سازی.....	۱۲۴
۵-۳-۱- جزئیات بهینه‌سازی و پارامترها.....	۱۲۷

۴-۵- بررسی همگرایی روش پیشنهادی.....	۱۳۰
۵-۵- نتایج.....	۱۳۱
۶-۵- جمع‌بندی.....	۱۴۹
فصل ششم: رفع تاری محلی.....	۱۵۱
۶-۱- مقدمه.....	۱۵۲
۶-۲- قطعه‌بندی تصویر به نواحی تار / غیرتار.....	۱۵۳
۶-۳- تخمین هسته تاری به کمک رفع تاری کور.....	۱۵۵
۶-۴- کاهش تاری به کمک رفع تاری بینا.....	۱۵۹
۶-۵- جمع‌بندی.....	۱۶۵
فصل هفتم: بحث، نتیجه‌گیری و پیشنهادهایی برای ادامه کار.....	۱۶۷
۷-۱- مقدمه.....	۱۶۸
۷-۲- خلاصه‌ای از رساله.....	۱۶۸
۷-۳- پیشنهادهایی برای ادامه کار.....	۱۷۰
پیوست الف: تعریف یک معیار ارزیابی تاری با استفاده از نُرم یک (NI-DCT ₁).....	۱۷۵
آزمایش اول- بررسی کارایی معیار NI-DCT ₁ بر روی تصاویر تار بدون نویز.....	۱۷۶
آزمایش دوم- بررسی کارایی معیار NI-DCT ₁ برای تصاویر تار نویزی.....	۱۷۹
پیوست ب: استخراج ساختار اصلی تصویر.....	۱۸۱
مراجع.....	۱۸۴

فهرست شکل‌ها

- شکل ۱-۱- نمونه‌هایی از تار طبیعی ناشی از فرآیند مکانیکی..... ۴
- شکل ۲-۱- نمونه‌هایی از تار طبیعی ناشی از فرآیند فیزیکی..... ۴
- شکل ۳-۱- نمونه‌ای از تار مصنوعی ناشی از کاهش نویز..... ۴
- شکل ۴-۱- نمونه‌ای از تصویر تار حاصل از پیچش یک تصویر واضح با یک هسته تار..... ۶
- شکل ۱-۲- یک تصویر واضح و یک تصویر تار به همراه اندازه تبدیل فوریه مربوط به آن‌ها..... ۲۳
- شکل ۲-۲- یک تصویر تار، تبدیل فوریه مربوط به آن و سیگنال مربوط به جمع مقادیر عمودی طیف تبدیل فوریه آن..... ۲۴
- شکل ۳-۲- شمایی از فرآیند رفع تار کور..... ۲۶
- شکل ۴-۲- توزیع گرادیان یک تصویر طبیعی (برگرفته از [۴۲])..... ۳۱
- شکل ۵-۲- شمایی از مراحل الگوریتم استفاده شده در [۶۴] برای تخمین هسته تار و تصویر واضح..... ۳۵
- شکل ۶-۲- نتیجه اعمال فیلترگیری معکوس بر روی تصویر تار بدون نویز و نویزی..... ۳۸
- شکل ۷-۲- نتیجه اعمال فیلتر وینر بر روی تصویر تار بدون نویز و نویزی..... ۴۰
- شکل ۸-۲- نتیجه اعمال الگوریتم R-L برای رفع تار و یک تصویر تار و نویزی..... ۴۱
- شکل ۹-۲- یک تصویر با تار طبیعی و نتیجه اجرای الگوریتم‌های مختلف رفع تار..... ۴۵
- شکل ۱۰-۲- یک تصویر دارای شیء تار و تصویر رفع تار شده با روش ارائه شده در [۹۱]..... ۵۰
- شکل ۱۱-۲- یک تصویر دارای شیء تار و تصویر رفع تار شده با روش ارائه شده در [۹۲]..... ۵۰
- شکل ۱-۳- اختلاف بین یک تصویر واضح، نسخه یک‌بار تار شده و نسخه دوباره تار شده آن..... ۵۶
- شکل ۲-۳- مقایسه SSDE بین تصویر واضح و نسخه یک‌بار تار شده آن و SSDE بین نسخه یک‌بار تار شده و نسخه دوباره تار شده برای ده تصویر منتخب از پایگاه داده CSIQ [۱۰۹]..... ۵۸
- شکل ۳-۳- مقایسه SSDE بین ضرایب DCT تصویر واضح و ضرایب DCT نسخه یک‌بار تار شده آن و SSDE بین ضرایب DCT نسخه یک‌بار تار شده و ضرایب DCT نسخه دوباره تار شده برای ده تصویر مورد استفاده در شکل ۲-۳..... ۵۹
- شکل ۴-۳- اختلاف بین DCT تصویر واضح و نسخه‌های یک‌بار و دوباره تار شده آن..... ۶۰
- شکل ۵-۳- تار تخمین زده شده، $\beta(I)$ ، بر حسب مقادیر مختلف p ، برای ده تصویر واضح انتخاب شده از مجموعه تصاویر پایگاه داده CSIQ [۱۱۲] (خطوط ترسیم شده در پایین شکل)، و برای نسخه‌های تار شده آن‌ها (خطوط ترسیم شده در بالای شکل)..... ۶۳
- شکل ۶-۳- اثر نویز روی تخمین تار..... ۶۵

شکل ۳-۷- نرم p مربوط به ضرایب فرکانس پایین DCT از ۱ تا L برای تصاویر نویزی تولید شده از یک تصویر نمونه، با افزودن نویز گاوسی با σ های مختلف ($p = 0.8$)..... ۶۵

شکل ۳-۸- رابطه بین c و واریانس نویز (σ) برای پنج تصویر انتخاب شده به ازای دو نوع تاری..... ۶۷

شکل ۳-۹- رابطه بین معیار پیشنهادی و انحراف استاندارد به عنوان پارامتر تاری در تاری گاوسی..... ۶۹

شکل ۳-۱۰- رابطه بین معیار پیشنهادی و طول حرکت به عنوان پارامتر تاری در تاری حرکتی (در جهت افقی)..... ۶۹

شکل ۳-۱۱- پراکندگی مقادیر MOS در مقابل مقادیر تاری تخمین زده شده به وسیله پنج معیار برای چهار پایگاه داده... ۷۴

شکل ۳-۱۲- یک نمونه تصویر تار (از پایگاه داده TID2008) به همراه نسخه های نویزی آن ۷۶

شکل ۳-۱۳- پراکندگی مقادیر تخمینی برای تصاویر تار-نویزی در مقابل مقادیر تاری تخمین زده شده برای تصاویر تار بدون نویز به وسیله پنج معیار برای چهار پایگاه داده..... ۷۸

شکل ۳-۱۴- سه بلاک حول یک پیکسل در یک تصویر..... ۸۰

شکل ۳-۱۵- اثر میانگین گیری روی مقدار تاری تخمین زده شده برای سه بلاک حول هر پیکسل در نقشه تاری..... ۸۱

شکل ۳-۱۶- نگاشت تاری استخراج شده به وسیله روش پیشنهادی..... ۸۱

شکل ۳-۱۷- مقایسه کیفی نگاشت تاری استخراج شده به وسیله چند روش، برای چند نمونه تصویر از تصاویر موجود در پایگاه داده [۱۲۰]..... ۸۲

شکل ۳-۱۸- مقایسه کمی روش پیشنهادی با چهار روش دیگر به وسیله نمودار Precision-Recall..... ۸۵

شکل ۳-۱۹- نمایش مدل بر پایه پیکسون..... ۸۷

شکل ۳-۲۰- نتیجه قطعه بندی دو تصویر طبیعی (که دارای تاری محلی هستند) به نواحی تار/غیر تار..... ۸۷

شکل ۳-۲۱- نمونه های دیگری از تصاویر قطعه بندی شده به کمک روش پیشنهادی به همراه تصاویر قطعه بندی شده توسط انسان..... ۸۷

شکل ۴-۱- نتیجه استخراج لبه های مهم..... ۹۴

شکل ۴-۲- یک تصویر طبیعی به همراه توزیع گرادیان های آن..... ۹۶

شکل ۴-۳- اثر استفاده از گرادیان های مرتبه دوم (در دانش پیشین مربوط به تصویر اصلی) بر روی کیفیت لبه های مهم در تصویر بازسازی شده میانی..... ۹۷

شکل ۴-۴- روندنمای روش پیشنهادی برای تخمین هسته تاری..... ۱۰۳

شکل ۴-۵- تصاویر و هسته های تاری اصلی موجود در پایگاه داده تهیه شده توسط Levin و همکاران [۱۲۳]..... ۱۰۸

شکل ۴-۶- هیستوگرام تجمعی نسبت های SSDE به ازای پنج روش تخمین هسته تاری..... ۱۰۹

شکل ۴-۷- هشت هسته تاری تخمین زده شده به وسیله پنج روش برای تصویر شماره ۱ از پایگاه داده [۱۲۳]..... ۱۰۹

- شکل ۴-۸- نتایج رفع تاری برای تصویر ۳-هسته ۲ از پایگاه داده [۱۲۳]..... ۱۱۰
- شکل ۴-۹- نتایج رفع تاری برای تصویر ۴-هسته ۷ از پایگاه داده [۱۲۳]..... ۱۱۱
- شکل ۴-۱۰- مثال اول؛ به کارگیری سه روش برای تخمین هسته و رفع تاری در یک تصویر تار طبیعی..... ۱۱۳
- شکل ۴-۱۱- مثال دوم؛ به کارگیری سه روش برای تخمین هسته و رفع تاری در یک تصویر تار طبیعی..... ۱۱۴
- شکل ۴-۱۲- مثال سوم؛ به کارگیری سه روش برای تخمین هسته و رفع تاری در یک تصویر تار طبیعی..... ۱۱۵
- شکل ۵-۱- رفتار $R_2(X)$ و $R(X)$ به ازای $0 < \alpha \leq 2$ ، تغییرات کلی ناهمسان گرد (TV)، نرم دو، L_2 ، و نرم $L_{0.8}$ ، گرادیان های تصویر برای سه تصویر نمونه و به ازای تاری ناشی از حرکت افقی با طول های از ۱ تا ۴۰ پیکسل..... ۱۲۳
- شکل ۵-۲- گراف همگرایی روش پیشنهادی برای رفع تاری بینا..... ۱۳۱
- شکل ۵-۳- مقایسه ده روش برای واپیچش بخشی از تصویر شماره ۵ از مجموعه [۱۳۱] که با یک هسته تاری 19×19 برگرفته از [۱۲۳] تار شده و نویز گاوسی ۰/۱٪ به آن اضافه شده است..... ۱۳۳
- شکل ۵-۴- نمای نزدیک تصاویر نشان داده شده در شکل ۵-۳..... ۱۳۴
- شکل ۵-۵- مقایسه ده روش برای واپیچش بخشی از تصویر شماره ۳ از مجموعه [۱۳۱] که با یک هسته تاری 19×19 برگرفته از [۱۲۳] تار شده و نویز گاوسی ۰/۱٪ به آن اضافه شده است..... ۱۳۵
- شکل ۵-۶- نمای نزدیک تصاویر نشان داده شده در شکل ۵-۵..... ۱۳۶
- شکل ۵-۷- مقایسه ده روش برای واپیچش بخشی از تصویر شماره ۵ از مجموعه [۱۳۱] که با یک هسته تاری 19×19 برگرفته از [۱۲۳] تار شده و نویز گاوسی ۱٪ به آن اضافه شده است..... ۱۳۷
- شکل ۵-۸- نمای نزدیک تصاویر نشان داده شده در شکل ۵-۷..... ۱۳۸
- شکل ۵-۹- مقایسه ده روش برای واپیچش بخشی از تصویر شماره ۳ از مجموعه [۱۳۱] که با یک هسته تاری 19×19 برگرفته از [۱۲۳] تار شده و نویز گاوسی ۱٪ به آن اضافه شده است..... ۱۳۹
- شکل ۵-۱۰- نمای نزدیک تصاویر نشان داده شده در شکل ۵-۹..... ۱۴۰
- شکل ۵-۱۱- هیستوگرام گرادیان مرتبه اول افقی تصاویر بازسازی شده به وسیله سه روش، به همراه هیستوگرام گرادیان مرتبه اول افقی تصاویر واضح اصلی..... ۱۴۱
- شکل ۵-۱۲- مثال اول: مقایسه روش پیشنهادی با روش Fortunato برای رفع تاری یک تصویر تار طبیعی..... ۱۴۸
- شکل ۵-۱۳- مثال دوم: مقایسه روش پیشنهادی با روش Fortunato برای رفع تاری یک نمونه تصویر تار طبیعی..... ۱۴۸
- شکل ۶-۱- نمایش نقشه تاری و تصویر قطعه بندی شده..... ۱۵۴
- شکل ۶-۲- ماسک تهیه شده از تصویر قطعه بندی شده (که در شکل ۶-۱ نشان داده شده است) برای استفاده در تخمین هسته تاری..... ۱۵۶
- شکل ۶-۳- هسته تاری تخمین زده شده برای دو تصویر نمونه..... ۱۵۷

- شکل ۴-۶- هسته تاری تخمین زده شده برای تصاویر جمع‌آوری شده از اینترنت. ۱۵۸.....
- شکل ۵-۶- هسته تاری تخمین زده شده برای دو مثال دیگر. ۱۵۸.....
- شکل ۶-۶- هسته تاری تخمین زده شده برای دو تصویر که در آن‌ها یک کتاب حرکت داده شده است. ۱۵۹.....
- شکل ۷-۶- ماسک تهیه شده از تصویر قطعه‌بندی شده (نشان داده شده در شکل ۶-۱) برای استفاده در بازسازی تصویر واضح نهایی. ۱۶۰.....
- شکل ۸-۶- مثال اول: نمایش نتایج به‌کارگیری روش پیشنهادی در رفع تاری یک تصویر دارای شیء تار. ۱۶۱.....
- شکل ۹-۶- مثال دوم: نمایش نتایج به‌کارگیری روش پیشنهادی در رفع تاری یک تصویر دارای شیء تار. ۱۶۱.....
- شکل ۱۰-۶- مثال سوم: نمایش نتایج به‌کارگیری روش پیشنهادی در رفع تاری یک تصویر دارای شیء تار. ۱۶۲.....
- شکل ۱۱-۶- مثال چهارم: نمایش نتایج به‌کارگیری روش پیشنهادی در رفع تاری یک تصویر دارای شیء تار. ۱۶۲.....
- شکل ۱۲-۶- مثال پنجم: نمایش نتایج به‌کارگیری روش پیشنهادی در رفع تاری یک تصویر دارای شیء تار. ۱۶۲.....
- شکل ۱۳-۶- مثال ششم: نمایش نتایج به‌کارگیری روش پیشنهادی در رفع تاری یک تصویر دارای شیء تار. ۱۶۳.....
- شکل ۱۴-۶- مثال هفتم: نمایش نتایج به‌کارگیری روش پیشنهادی در رفع تاری یک تصویر دارای شیء تار. ۱۶۳.....
- شکل ۱۵-۶- نمایش نتایج به‌کارگیری روش پیشنهادی در رفع تاری یک تصویر با تاری زیاد. ۱۶۴.....
- شکل ۱۶-۶- نمایش نتایج به‌کارگیری روش پیشنهادی در رفع تاری یک تصویر با تاری زیاد. ۱۶۵.....
- شکل ۱-۷- اثر خرابی‌های مصنوعی در حوزه فرکانس. ۱۷۱.....
- شکل الف-۱- پراکندگی مقادیر تخمینی معیارها نسبت به مقادیر ارزیابی انسانی (MOS). ۱۷۸.....
- شکل الف-۲- پراکندگی مقادیر تخمینی برای تصاویر تار نویزی در مقابل مقادیر تخمینی برای تصاویر تار بدون نویز. ۱۸۰.....

فهرست جدول‌ها

جدول ۱-۳- ارزیابی کارایی پنج معیار روی چهار پایگاه داده.....	۷۲
جدول ۲-۳- میانگین مستقیم کارایی پنج معیار روی چهار پایگاه داده.....	۷۲
جدول ۳-۳- میانگین وزن دار کارایی پنج معیار روی چهار پایگاه داده.....	۷۲
جدول ۴-۳- میانگین زمان اجرای پنج معیار روی ۱۵۰ تصویر موجود در پایگاه داده CSIQ [۱۱۲].....	۷۵
جدول ۵-۳- ارزیابی کارایی پنج معیار روی تصاویر تار-نویزی.....	۷۶
جدول ۶-۳- میانگین کارایی پنج معیار روی چهار پایگاه داده، به تفکیک سطح نویز.....	۷۷
جدول ۱-۴- نسبت SSDE روی ۳۲ تصویر پایگاه داده تهیه شده توسط Levin و همکاران [۱۲۳] به ازای پنج روش.....	۱۰۷
جدول ۱-۵- مقایسه PSNR برای ده روش روی ۲۴ تصویر با ۰/۱٪ نویز گاوسی.....	۱۴۳
جدول ۲-۵- مقایسه PSNR برای ده روش روی ۲۴ تصویر با ۰/۵٪ نویز گاوسی.....	۱۴۴
جدول ۳-۵- مقایسه PSNR برای ده روش روی ۲۴ تصویر با ۱٪ نویز گاوسی.....	۱۴۵
جدول ۴-۵- مقایسه میانگین میزان تاری تخمین زده شده برای ده روش روی ۲۴ تصویر، به ازای سه سطح مختلف نویز گاوسی ۰/۱٪، ۰/۵٪، و ۱٪.....	۱۴۶
جدول ۵-۵- مقایسه میانگین PSNR برای ده روش روی ۱۹۲ تصویر.....	۱۴۶
جدول ۶-۵- مقایسه میانگین میزان تاری برای ده روش روی تصاویر استفاده شده در جدول ۵-۵.....	۱۴۷
جدول ۷-۵- مقایسه میانگین زمان اجرای ده روش روی تصاویر استفاده شده در جدول ۵-۱.....	۱۴۷
جدول الف-۱- ارزیابی کارایی پنج معیار روی چهار پایگاه داده.....	۱۷۷
جدول الف-۲- میانگین (بدون وزن و وزن دار) کارایی پنج معیار به همراه میانگین زمان اجرای آن‌ها.....	۱۷۸
جدول الف-۳- مقایسه کارایی معیارها برای تخمین تاری تصاویر تار نویزی.....	۱۷۹

فهرست علامت‌های اختصاری

واژه اصلی	علامت اختصاری
Point Spread Function	PSF
Maximum A posteriori Probability	MAP
Discrete Cosine Transform	DCT
Just Noticeable Blur Metric	JNBM
Cumulative Probability of Blur Detection	CPBD
Local Phase Coherence	LPC
Total Variation	TV
Richardson-Lucy	R-L
Half Quadratic Penalty	HQP
Iterative Re-weighted Least Square	IRLS
Look Up Table	LUT
Sum of Squared Differences Error	SSDE
Fast Fourier Transform	FFT
Noise Immune DCT-based blur metric	NI-DCT
Mean Opinion Scores	MOS
Video Quality Experts Group	VQEG
Spearman's Rank-Order Correlation Coefficient	SRCC
Kendall's Rank-Order Correlation Coefficient	KRCC
Pearson's Linear Correlation Coefficient	PLCC
Root Mean Square Error	RMSE
Fuzzy C-Means	FCM
Peak Signal to Noise Ratio	PSNR
Correlation Coefficient	CC
Expectation-Maximization	EM
Radial Basis Function	RBF

فهرست نشانه‌ها

X	تصویر واضح	$\beta(I)$	میزان تاری تخمینی برای I (بدون احتساب نویز)
B	تصویر تار	D	تبدیل کسینوسی گسسته I
A	هسته تاری	D_b	تبدیل کسینوسی گسسته I_b
n	نویز جمع شونده	$\hat{\beta}(I)$	میزان تاری تخمینی برای I (با احتساب نویز)
$\rho(X, A B)$	احتمال پسین X و A با داشتن B	L	تعداد ضرایب فرکانس پایین DC مؤثر در تخمین تاری
$\rho(B X, A)$	دُرست‌نمایی	c	درصد ضرایب DC مؤثر در تخمین تاری
$\rho(X)$	دانش پیشین روی تصویر واضح	σ	واریانس (انحراف استاندارد) نویز
$\rho(A)$	دانش پیشین روی هسته تاری	I_{nlb}	تصویر تار بدون نویز
$L(X, A, B)$	عبارت تطبیق داده	I_{nb}	تصویر تار-نویزی
$R(X)$	عبارت منظم‌سازی روی X	sd	انحراف استاندارد
$R(A)$	عبارت منظم‌سازی روی A	$\bar{\beta}_{ij}$	میزان تاری تخمین زده شده برای پیکسل (i, j)
∇X	گرادیان تصویر X	b_{ij}^l	لامین بلاک حول پیکسل (i, j)
F	نماد تبدیل فوریه	$\hat{A}$	هسته تاری تخمین زده شده میانی
$\mathcal{X}$	تبدیل فوریه X	$\hat{X}$	تصویر بازسازی شده میانی
$\mathcal{B}$	تبدیل فوریه B	S	ساختار اصلی تصویر
$\mathcal{A}$	تبدیل فوریه A	∇S	لبه‌های مهم مستخرج از S
$\mathcal{N}$	تبدیل فوریه n	J	متغیر کمکی
$\rho(X B)$	احتمال پسین X با داشتن B	$R_1(X)$	عبارت منظم‌سازی بر اساس گرادیان‌های تصویر
$\rho(B X)$	دُرست‌نمایی B با X	$R_2(X)$	عبارت منظم‌سازی بر اساس رفتار تصویر واضح بعد از دوباره تار کردن
H	فیلتر تار کننده	X_M	تصویر بازسازی شده که فقط شامل ناحیه منطبق بر بخش تار است
$\mathcal{H}$	تبدیل فوریه H	B_M	بخش تار تصویر ورودی
B_1	نسخه یک‌بار تار شده	M	ماسک تهیه شده از تصویر قطعه‌بندی شده
$\mathcal{B}_1$	تبدیل فوریه B_1	MD	ماسک تهیه شده از تصویر قطعه‌بندی شده برای استفاده در بازسازی تصویر واضح نهایی
B_2	نسخه دوبار تار شده		
$\mathcal{B}_2$	تبدیل فوریه B_2		
I	تصویری که می‌خواهیم میزان تاری آن را تخمین بزنیم		
I_b	نسخه تار شده I		

فهرست عملگرها

$\otimes$	پیچش
∂_x و ∇_x	گرادیان در جهت افقی
∂_y و ∇_y	گرادیان در جهت عمودی
∇_{xx}	گرادیان مرتبه دوم در جهت افقی
$\circ$	ضرب پیکسل به پیکسل
$\ \cdot\ _p$	نُرم p
$F(\cdot)$	تبدیل فوریه
$F^{-1}(\cdot)$	معکوس تبدیل فوریه
$\overline{F(\cdot)}$	مزدوج مختلط

واژه‌نامه

A	
Absolute	مطلق
Aperture patterns	الگوهای روزنه
Approximate	حاشیه‌سازی تقریبی
Marginalization	
Anisotropic	ناهمسان‌گرد
Artificial blur	تاری مصنوعی
Atoms	عناصر
Auto-Correlation	تناسب خود-همبستگی
Congruency	
B	
Bilateral Filter	فیلتر متقارن
Blind	واپیش‌کور
Deconvolution	
Blur	تاری، تارشدگی
Blur map	نقشه تاری
Blur metric	معیار ارزیابی تاری
C	
Cepstrum	کپستروم
Coarse-to-fine	ریز به درشت
Coherence	به هم پیوستگی، چسبندگی، انسجام
Complex conjugate	مزدوج مختلط
Conjugate Gradient	الگوریتم گرادیان آمیخته
Algorithm	
Convolution	پیچش
Correlation	ضریب همبستگی
Coefficient	
Cosine transform	تبدیل کسینوسی
Cost function	تابع هزینه

Crop		چیدن
Cumulated Average		طیف توان میانگین تجمعی
Power Spectrum		
Cyclic		چرخشی
D		
Data Fitting Term		عبارت تطبیق داده
Deconvolution		واپیش‌ش
Deep neural network		شبکه عصبی عمیق
Defocus		عدم تمرکز
Dictionary		واژه‌نامه
Discrete Cosine Transform		تبدیل کسینوسی گسسته
E		
Edge detection		لبه‌یابی، تشخیص لبه
Expectation-Maximization		بیشینه‌سازی احتمال وقوع
F		
Fading mask		ماسک محو‌کننده
Fast Fourier Transform		تبدیل فوریه سریع
Fine-scale		مقیاس-کوچک
Flipped		برگردانده شده
Fluttered shutter		شاتر لرزان
Fourier transform		تبدیل فوریه
G		
Gaussian		گاوسی
General regression neural network		شبکه عصبی پسرفت عمومی
Global blur		تاری سراسری
Gradient Histogram		گستره هیستوگرام گرادیان
Span		

ت

H		
Half Quadratic Penalty		جریمه نیمه-درجه دو
Heavy-tailed sparse distribution		توزیع خلوت با دنباله سنگین
High order statistics		آماره‌های مرتبه بالا
I		
Ill-posed		بد شکل، بد طرح، بد حالت
Immune		مصون، مقاوم
Intermediate reconstructed latent image		تصویر بازسازی شده میانی
Inverse Filtering		فیلترگیری معکوس
Isotropic		همسان‌گرد
Iterative Re-weighted Least Square		حدّ اقل مربّعات با وزن‌دهی مجدّد تکراری
K		
Kendall's Rank-Order Correlation Coefficient		ضریب همبستگی ترتیب‌کندال
Kullback-Leibler Divergence		همگرایی کالک-لیبلر
L		
Likelihood		دُرست‌نمایی
Local blur		تاری محلی
Local frequency components		قطعات فرکانس محلی
Local gradient variation		تغییرات گرادیان محلی
Local Power Spectrum Slope		شیب طیف توان محلی
Locally sharpening		تیز کننده محلی
Logistic fitting function		تابع سازگار کننده منطقی
Look-up table		جدول جستجو
M		
Main structure		ساختار اصلی

Markov Field	Random	زمینه تصادفی مارکو
Matting		بوربابافی
Maximum A posteriori Probability		بیشینه احتمال پسین
Maximum Saturation		بیشینه اشباع
Mean Opinion Scores		میانگین نظرات انسانی
Mild noise		نویز ملایم
Moderate noise		نویز متوسط
Morphology		ریخت‌شناسی، مورفولوژی
Multi-scale		چند-سطحی، چند-مقیاسی
N		
Naïve Bayes		بیز ساده
Natural blur		تاری طبیعی
Noise Immune		مصون از نویز
Non-Blind Deconvolution		واپیشش بینا
Non-convex		غیر محدّب
Non-rigid		غیر صلب
O		
Out of focus		خارج-از-تمرکز
P		
Pad		گسترش، بسط
Parametric model		مدل پارامتری
Partial blur		تاری جزئی
Partial differential equations		معادلات مشتق جزئی
Peak Signal to Noise Ratio		قله نسبت سیگنال به نویز
Pearson's Linear Correlation Coefficient		ضریب همبستگی خطّی پیرسون
Penalize		جریمه کردن
Point Spread Function		تابع پخش نقطه
Q		
Quadratic		درجه دو

R	
Re-blurring	دوباره تار کردن
Regularization	عبارت منظم‌سازی
Term	
Rigid	صلب
Ringing artefacts	خرابی‌های حلقوی
Radon transform	تبدیل رادون
Root Mean Squared Error	ریشه میانگین مربعات خطا
S	
Saturation effects	اثرات اشباع
Severe noise	نویز شدید
Sharpness	تیزی
Shock filter	فیلتر شوک
Sinc Function	تابع سینک
Singular value decomposition	تجزیه مقدار تکین
Smoothen	هموارسازی
Spearman's Rank-Order Correlation Coefficient	ضریب همبستگی ترتیب اسپیرمن
Space Invariant	ثابت با مکان
Space Variant	متغیر با مکان
Sparse representation	نمایش تُنک، نمایش خلوت
Spectral information	اطلاعات طیفی
Spread	پخش
Statistic	آماره
Sum of Squared Differences Error	خطای مجموع مربّع اختلاف‌ها

T	
Total Variation	تغییرات کلّی
V	
Variational Bayesian Based	بر پایه بیز متغیر
Video Quality Experts Group	گروه متخصصین کیفیت ویدیو
W	
Wavelet transform	تبدیل موجک
Wiener filter	فیلتر وینر

فصل اول: مقدمه

۱-۱- تاری در تصاویر

زمانی که یک عکاس (چه حرفه‌ای باشد و چه غیر حرفه‌ای) از یک صحنه عکس می‌گیرد، سعی می‌کند تصویری با بهترین کیفیت تهیه نماید. اما برخی اوقات اتفاقاتی در لحظه‌ی تصویربرداری می‌افتد که کیفیت تصویر را تحت تأثیر قرار می‌دهد. به عبارت ساده‌تر، تصویر گرفته شده دچار خرابی می‌شود. یکی از این خرابی‌ها تاری^۱ است.

در تعریف عامیانه، تاری به معنی عدم وضوح است. تصویری که به‌طور واضح دیده نمی‌شود در اصطلاح تار گفته می‌شود. معنی علمی تاری را می‌توان سر ریز کردن^۲ اطلاعات یک پیکسل در پیکسل‌های همسایه تلقی کرد. در واقع، پیکسل‌های مجاور در یک تصویر، حاوی اطلاعات نواحی کوچک همپوشان مجاور هم در صحنه می‌باشند. بنابراین همیشه تاری با فرآیند اخذ تصویر همراه است. البته، این تاری اندک با چشم انسان قابل مشاهده نیست. در این فصل به معرفی انواع مختلف تاری که توسط چشم انسان قابل تشخیص بوده و از نظر سیستم بینایی انسان، خرابی به حساب می‌آیند پرداخته می‌شود و مدلی برای آن (مدل تاری) معرفی می‌گردد. در ادامه، ساختار رساله و بخش‌های مختلف آن شرح داده می‌شود.

۱-۲- انواع تاری

تاری در تصویر را از جنبه‌های مختلف می‌توان دسته‌بندی نمود. در ادامه انواع تاری از جنبه روش ایجاد، ناحیه تأثیرگذاری و میزان یکنواختی شدت آن بررسی می‌شوند.

^۱ Blur

^۲ Spilling over

۱-۲-۱- انواع تاری از جنبه روش ایجاد

از لحاظ روش ایجاد، تاری به دو دسته طبیعی^۱ و مصنوعی^۲ تقسیم می‌شود. تاری طبیعی، از یکی از دو فرآیند مکانیکی و فیزیکی هنگام اخذ تصویر ناشی می‌شود. تاری ناشی از فرآیند مکانیکی به یکی از دلایل عدم تنظیم^۳ لنز، خارج-از-تمرکز لنز^۴ (که در آن، لنز روی بخشی از صحنه تمرکز یافته و دیگر نواحی تار دیده می‌شوند)، و عمق دید^۵ محدود ایجاد می‌شود. شکل ۱-۱ نمونه‌هایی از این دسته تاری را نشان می‌دهد. از فرآیندهای فیزیکی ایجادکننده تاری، به حرکت دوربین یا حرکت شیء (اشیاء) در صحنه هنگام تصویربرداری می‌توان اشاره کرد. حرکت دوربین می‌تواند به صورت انتقالی یا چرخشی باشد. شیء متحرک در صحنه می‌تواند صلب^۶ یا غیر صلب^۷ باشد. منظور از صلب بودن این است که تمام اجزای شیء به یک اندازه حرکت می‌کنند و شکل شیء در هنگام حرکت تغییر نمی‌کند. شکل ۲-۱ نمونه‌هایی از تاری ناشی از حرکت دوربین، حرکت یک شیء صلب و حرکت یک شیء غیر صلب را در صحنه نشان می‌دهد.

تاری مصنوعی، با شبیه‌سازی فرآیند طبیعی ایجادکننده تاری به وجود می‌آید. برای نمونه با اعمال فیلترهای هموارکننده جهت‌دار، تاری ناشی از حرکت را می‌توان شبیه‌سازی کرد. برخی عملیات پردازش تصویر مثل فشرده‌سازی و حذف نویز، از جمله فرآیندهای مصنوعی ایجاد تاری در تصویر هستند. شکل ۳-۱ نمونه‌ای از تاری مصنوعی را نشان می‌دهد که در اثر اعمال فیلتر هموار کننده به منظور حذف نویز به وجود آمده است.

^۱ Natural blur

^۲ Artificial blur

^۳ Defocus

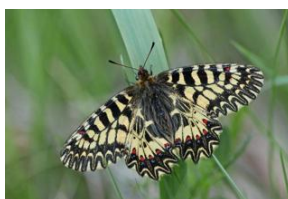
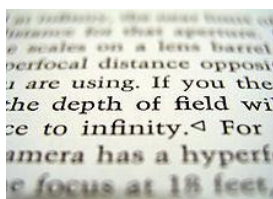
^۴ Out-of-focus

که در فاصله خیلی نزدیک یا خیلی دور نسبت به دوربین هستند، خارج از عمق دید محسوب می‌گردند و در نتیجه این بخش‌ها به صورت تار دیده می‌شوند.

^۶ Rigid

^۷ Non-rigid

^۵ عمق دید، به بازه‌ای از فاصله صحنه تا دوربین اطلاق می‌شود که در آن، صحنه به صورت واضح دیده می‌شود. بخش‌هایی از صحنه



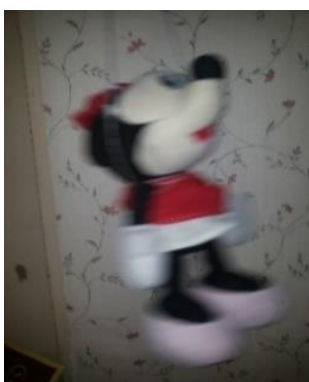
الف) تارِ ناشی از عدم تنظیم لنز ب) تارِ ناشی از خارج-از-تمرکز لنز پ) تارِ ناشی از عمق محدود دید

شکل ۱-۱- نمونه‌هایی از تارِ طبیعی ناشی از فرآیند مکانیکی.



ب) تارِ ناشی از حرکت چرخشی دوربین

الف) تارِ ناشی از حرکت انتقالی دوربین



ت) تارِ ناشی از حرکت شیء غیر صُلب

پ) تارِ ناشی از حرکت شیء صُلب

شکل ۲-۱- نمونه‌هایی از تارِ طبیعی ناشی از فرآیند فیزیکی.



شکل ۳-۱- نمونه‌ای از تارِ مصنوعی ناشی از کاهش نویز.

۱-۲-۲- انواع تاری از جنبه ناحیه تأثیرگذاری

از لحاظ ناحیه تأثیرگذاری، تاری را می‌توان در یکی از دو دسته سراسری^۱ و محلی^۲ (یا جزئی^۳) قرار داد. زمانی که کل تصویر تار می‌شود، تاری سراسری است. درحالی که اگر فقط بخشی از تصویر تار شده باشد، تصویر به صورت محلی یا جزئی تار شده است. تصاویر نشان داده شده در شکل‌های ۱-۱(الف)، ۱-۲(الف)، ۱-۲(ب)، و شکل ۱-۳ نمونه‌هایی از تصاویر با تاری سراسری، و تصاویر نشان داده شده در شکل‌های ۱-۱(ب)، ۱-۱(پ)، ۱-۲(پ) و ۱-۲(ت) نمونه‌هایی از تصاویر با تاری محلی هستند.

۱-۲-۳- انواع تاری از جنبه میزان یکنواختی شدت آن

تاری را از لحاظ میزان یکنواختی شدت آن به دو دسته تاری ثابت با مکان^۴ و تاری متغیر با مکان^۵ می‌توان تقسیم کرد. در تاری ثابت با مکان، میزان تاری ایجاد شده در قسمت تار، یکسان است. درحالی که در تاری متغیر با مکان، این میزان برای پیکسل‌های مختلف، متفاوت است. تصاویر نشان داده شده در شکل‌های ۱-۱(الف)، ۱-۲(الف)، ۱-۲(پ) و ۱-۳ نمونه‌هایی از تاری ثابت با مکان، و تصاویر نشان داده شده در شکل‌های ۱-۱(ب)، ۱-۱(پ)، ۱-۲(ب) و ۱-۲(ت) نمونه‌هایی از تاری متغیر با مکان هستند.

۱-۳- مدل ریاضی تاری

همان‌طور که اشاره شد، تاری از یک فرآیند مکانیکی یا فیزیکی ناشی می‌شود. طریقه مدل کردن این فرآیند، بسیار مهم است؛ زیرا از روی همین مدل، می‌توان به حل مسأله تاری پرداخته و تصویر واضح را از روی

^۱ Global blur

^۲ Local blur

^۳ Partial blur

^۴ Space Invariant

^۵ Space Variant

تصویر تار بازسازی نمود. در ادامه، مدل تاری را برای تاری ناشی از حرکت انتقالی دوربین شرح می‌دهیم. این مدل، به سادگی قابل تعمیم به بقیه انواع تاری (که ناشی از یک فرایند خطی مانند حرکت هستند) است. زمانی که دوربین حین اخذ تصویر حرکت می‌کند، شدت روشنایی هر پیکسل از تصویر، ترکیبی از شدت روشنایی دریافت شده از چندین نقطه است که در مسیر حرکت دوربین قرار گرفته‌اند. به طور ساده می‌توان گفت، روشنایی هر پیکسل از تصویر تار، میانگین (وزن دار) شدت روشنایی چندین نقطه از صحنه است. وزن‌ها را می‌توان در یک ماتریس، به نام ماتریس تاری قرار داد. اندازه ماتریس تاری، از اندازه کل تصویر کوچک‌تر است و به میزان تاری بستگی دارد. در زبان ریاضی می‌توان گفت، تصویر تار در اثر پیچش^۱ یک تصویر واضح با ماتریس تاری مطابق رابطه ۱-۱ ایجاد می‌شود:

$$\mathbf{B} = \mathbf{X} \otimes \mathbf{A} \quad (1-1)$$

در رابطه فوق، $\otimes$ عملگر پیچش، $\mathbf{X}$ تصویر واضح و $\mathbf{B}$ ، تصویر تار است. ماتریس $\mathbf{A}$ هسته تاری نام دارد. به دلیل این که این ماتریس، طریقه انتشار شدت روشنایی یک نقطه در تصویر را نشان می‌دهد، به آن تابع نقطه گستر (PSF^۲) نیز گفته می‌شود. بنابراین، در تحقیقات مختلف به $\mathbf{A}$ ، هسته تاری، PSF، یا ماتریس تاری می‌گویند. شکل ۱-۴، یک تصویر تار حاصل از پیچش یک تصویر واضح با یک هسته تاری را نشان می‌دهد. هسته تاری در این شکل، ناشی از حرکت خطی در جهت ۴۵ درجه و با اندازه ۱۰ پیکسل است.



پ) تصویر تار حاصل از پیچش تصویر
الف و هسته تاری ب



ب) هسته تاری



الف) تصویر واضح

شکل ۱-۴- نمونه‌ای از تصویر تار حاصل از پیچش یک تصویر واضح با یک هسته تاری.

^۱ Convolution

^۲ Point Spread Function

با توجه به رابطه (۱-۱)، مسأله رفع تاری را می‌توان با پیدا کردن تصویر X مدل کرد. در واقع با داشتن B و A ، با عمل عکس پیچش (واپیچش)^۱، تصویر واضح یعنی X را می‌توان بازسازی کرد. اما در بسیاری از موارد، خصوصاً در مورد تصاویر طبیعی، هسته تاری مشخص نیست و باید برآورد شود. همچنین عمل واپیچش نیز، به‌سادگی قابل انجام نیست؛ زیرا تصویر پس از تار شدن، با نویز موجود در محیط نیز ترکیب می‌شود:

$$B = A \otimes X + n \quad (۲-۱)$$

در رابطه فوق، n نویز است که با تصویر حاصل از پیچش تصویر واضح و هسته تاری، جمع می‌شود. باید بتوان تنها با دانستن تصویر تار (یعنی B)، تصویر واضح اولیه (یعنی X) را بازسازی کرد. از آنجایی که یک تصویر تار را می‌توان با ترکیب‌های مختلف از تصویر واضح، هسته تاری و نویز تولید کرد، مسأله بازسازی تصویر واضح از تصویر تار، یک مسأله بد شکل^۲ است. مسأله بد شکل، مسأله‌ای است که در آن، جواب یکتایی وجود نداشته باشد. بنابراین به‌راحتی نمی‌توان تصویر واضح اولیه را پیدا کرد.

۱-۴- ساختار رساله

در این بخش به شرح ساختار رساله پرداخته می‌شود. ابتدا مسأله رفع تاری ناشی از حرکت یک شیء صلب در صحنه معرفی شده و پیش‌فرض‌های آن عنوان می‌گردند. در ادامه مراحل اجرای روش پیشنهادی به‌طور خلاصه شرح داده می‌شوند.

۱-۴-۱- تعریف مسأله و پیش‌فرض‌های آن

زمانی که دوربین و صحنه نسبت به یکدیگر حرکت می‌کنند، تاری ناشی از حرکت به وجود می‌آید. اگر شیء یا اشیائی در صحنه حرکت کنند تاری به‌صورت محلی ایجاد می‌شود، یعنی فقط محل همان شیء یا اشیاء

^۱ Deconvolution

^۲ Ill-posed

در تصویر تار می‌شود. مسأله رفع تاری محلی به معنی بازسازی تصویر است به گونه‌ای که شیء تار در آن به‌طور واضح دیده شود. بنابراین ورودی این مسأله یک تصویر است که در آن یک شیء صلب تار وجود دارد. خروجی آن نیز یک تصویر واضح است. منظور از شیء صلب شیئی است که هنگام حرکت تغییر شکل ندهد و تمام اجزای آن به یک اندازه حرکت کنند. در نتیجه تمام پیکسل‌های ناحیه تار دارای تاری یکسان خواهند بود. به عبارت بهتر، در این مسأله، تاری از نوع محلی و ثابت با مکان است. در این رساله، فرض شده است حرکت شیء صلب به‌صورت انتقالی است. یعنی شیء در جهت موازی با صفحه لنز دوربین (عمود بر خط دید) به‌صورت خطی حرکت می‌کند، هیچ حرکتی در عمق ندارد و هنگام حرکت نمی‌چرخد. به‌طور خلاصه، می‌توان پیش‌فرض‌های زیر را برای این مسأله برشمرد:

- درون تصویر تنها یک شیء تار وجود دارد.
- شیء تار صلب می‌باشد (یعنی، تاری از نوع ثابت با مکان است).
- حرکت شیء یک حرکت انتقالی است (حرکت به‌صورت عمقی یا چرخشی نیست).
- هنگام اخذ تصویر، دوربین ثابت است.

نکته قابل توجه در این رساله این است که نویز، در رابطه ۱-۲ و در تمام بخش‌های رساله، از نوع گاوسی فرض می‌شود.

۱-۴-۲- مراحل روش پیشنهادی

برای رفع تاری ناشی از حرکت شیء (یا اشیاء) درون صحنه، ابتدا، باید بدانیم کجای تصویر تار شده است؛ سپس نیاز است بدانیم ناحیه مورد نظر چگونه تار شده است؛ در انتها یک نسخه واضح از روی تصویر تار بازسازی نماییم. بنابراین، در مرحله نخست، باید ناحیه تار مشخص گردد. دانستن چگونگی تار شدن، به معنی

تخمین هسته یا تابعی است که باعث تاری شده است. لذا، مرحله دوم کار، تخمین هسته تاری است. در ادامه، سه مرحله مذکور را به طور خلاصه شرح می‌دهیم.

۱-۴-۲-۱- تعیین ناحیه تار در تصویر

برای تعیین ناحیه تار در تصویر، نیاز است میزان تاری پیکسل‌های تصویر تخمین زده شوند. برای این هدف، لازم است معیاری تعریف گردد که میزان تاری هر پیکسل را به صورت یک عدد مشخص نماید. در این رساله، یک معیار ارزیابی تاری پیشنهاد شده است که برای تخمین اندازه تاری یک تصویر یا بخشی از آن قابل استفاده است. این معیار بر اساس یک ویژگی تعریف می‌گردد که متمایز کننده تصاویر تار و واضح است: *میزان اختلاف بین یک تصویر واضح و نسخه تار شده آن بیشتر از اختلاف بین یک تصویر تار و نسخه دوباره تار شده آن است.* در بخش ۳-۲ این ویژگی به همراه مثال شرح داده می‌شود. معیار پیشنهادی، یک معیار سریع، کارا و مقاوم به نویز است، به طوری که در حضور نویز نیز می‌تواند میزان تاری یک تصویر را با دقت خوبی تخمین بزند.

از معیار پیشنهادی برای استخراج نقشه تاری^۱ در تصویر استفاده شده است. نقشه تاری ماتریسی است که نشان‌دهنده میزان تاری پیکسل‌های تصویر است. نقشه استخراج شده به وسیله روش پیشنهادی دارای پیوستگی درون نواحی تار و همچنین درون نواحی غیرتار است. ضمن اینکه در این نقشه، بین نواحی تار و غیرتار تمایز کافی وجود دارد. به کمک نقشه تاری استخراج شده و با استفاده از یک روش قطعه‌بندی مناسب بر اساس مفهوم پیکسون^۲، تصویر به دو بخش تار و غیرتار قطعه‌بندی می‌گردد و بدین وسیله ناحیه تار در تصویر مشخص می‌گردد. تصویر قطعه‌بندی شده به عنوان یک ماسک در مراحل بعد استفاده می‌شود. جزئیات این بخش در فصل سوم آورده شده است.

^۱ Blur map

^۲ Pixon

۱-۴-۲- تخمین هسته تاری

در این رساله، برای تخمین هسته تاری از واپیچش کور^۱ بر پایه بیشینه‌سازی احتمال پسین (MAP)^۲ استفاده شده است. واپیچش کور یک فرآیند تکراری است که در آن بهینه‌سازی هسته تاری و تصویر واضح به صورت یک در میان اتفاق می‌افتد. بنابراین، دو زیرمسئله MAP، یکی برای تخمین هسته تاری با داشتن تصویر واضح و تصویر تار، و دیگری برای بازسازی تصویر واضح با داشتن هسته تاری و تصویر تار تعریف می‌گردد. در تعریف هر کدام از این دو زیرمسئله، در این رساله، دُرست‌نمایی^۳ و دانش پیشین^۴ مناسب پیشنهاد شده است. در قسمت دُرست‌نمایی، در این رساله از لبه‌های مهم تصویر (به جای تمام پیکسل‌های آن) استفاده شده است. دلیل این کار این است که هسته تاری را می‌توان با دقت بیشتری از اطراف لبه‌های تیز به دست آورد. دانش پیشین در مورد تصویر واضح که در این رساله پیشنهاد شده است بر اساس توزیع خلوت مشتق‌های مرتبه اول و دوم تصویر تعریف شده است. استفاده از این دانش، باعث شده است لبه‌های مهم تصویر با کیفیت بهتری بازسازی شوند. در نتیجه تخمین هسته تاری با دقت بیشتری انجام می‌شود. این مرحله، به طور مفصل، در فصل چهارم شرح داده شده است.

۱-۴-۲-۳ بازسازی تصویر واضح

تصویر بازسازی شده حاصل از مرحله قبل (یعنی فرآیند واپیچش کور)، تصویر واضح مورد نظر ما نیست. زیرا اگر چه در تصویر حاصل از این مرحله، لبه‌ها با کیفیت خوبی بازسازی می‌شوند، اما جزئیات تصویر به طور دقیق بازسازی نمی‌شوند. در حالیکه، همه جای تصویر نهایی می‌بایست با کیفیت مناسب بازسازی شود. در این رساله، برای بازسازی نهایی تصویر واضح، از روی هسته تاری تخمین زده شده و تصویر تار،

^۱ Blind Deconvolution

^۲ Maximum A posterior Probability

^۳ Likelihood

^۴ Prior knowledge

فرآیند واپیچش بینا^۱ به کار گرفته شده است. بدین منظور، یک مسأله MAP تعریف شده است. در هر دو بخش دُرست‌نمایی و دانش پیشین در این مسأله نوآوری‌هایی ارائه شده است. در بخش دُرست‌نمایی، از اطلاعات پیکسل‌ها به همراه اطلاعات مشتق‌های مرتبه اول و دوم آن‌ها استفاده شده است. این کار باعث می‌شود لبه‌های تصویر با دقت بیشتری بازسازی شوند. یک دانش پیشین جدید نیز بر اساس معیار ارزیابی پیشنهادی تعریف شده است. این دانش پیشین به صورت یک عبارت منظم‌سازی^۲ در مسأله MAP تعبیه شده است. قابل ذکر است که عبارت منظم‌سازی عبارتی است که به مسأله کمینه‌سازی معادل MAP اضافه می‌گردد. استفاده از این عبارت منجر به همگرایی مسأله به سمت یک پاسخ یکتا می‌شود. عبارت منظم‌سازی معادل دانش پیشین پیشنهادی، تصویر واضح را بر تصویر تاری ترجیح می‌دهد. یعنی، مقدار این عبارت برای یک تصویر واضح کمتر از نسخه تاری آن است. بنابراین، استفاده از این عبارت باعث می‌شود پاسخ مسأله به سمت تصویر واضح همگرا شود، لذا، جزئیات در تصویر نهایی با کیفیت بهتری بازسازی شوند. شرح این مرحله در فصل پنجم آورده شده است.

فرآیند تخمین هسته تاری با واپیچش کور و رفع تاری با واپیچش بینا به منظور رفع تاری محلی (ناشی از حرکت یک شیء صلب در صحنه) نیز به کار گرفته می‌شوند. نکته قابل توجه این است که تصویر قطعه‌بندی شده به عنوان ماسک در این مراحل استفاده می‌گردد. در فصل ششم به شرح جزئیات این مورد پرداخته می‌شود. در فصل هفتم، خلاصه‌ای از رساله به همراه پیشنهادهایی برای ادامه کار در آینده ارائه می‌شود.

¹ Non-Blind Deconvolution

² Regularization Term

۱-۶- جمع‌بندی

در این فصل مقدمه‌ای بر مفهوم تارِ مطرح گردید. انواع تارِ نیز با ذکر مثال‌هایی معرفی شدند. مدل ریاضی تارِ نیز ارائه گردید. ساختار رساله و مراحل روش پیشنهادی به‌طور خلاصه بیان شدند.

فصل دوم: مروری بر پژوهش‌های

گذشته

۲-۱- مقدمه

در این فصل به مرور پژوهش‌هایی می‌پردازیم که تاکنون در بخش‌های مختلف فرآیند رفع تاری انجام شده است. همان‌طور که در فصل قبل اشاره شد، برای رفع تاری یک تصویر، ابتدا باید هسته تاری تخمین زده شود. البته اگر تاری به‌صورت محلی باشد، نخستین مرحله، استخراج ناحیه (یا نواحی) تار تصویر می‌تواند باشد. از آن‌جایی که در این رساله، به مسأله رفع تاری ناشی از حرکت شیء پرداخته شده است، در ادامه، مراحل تشخیص ناحیه تار در تصویر، تخمین هسته تاری و رفع تاری را به تفکیک مورد مطالعه قرار داده و مروری بر پژوهش‌های گذشته ارائه خواهد شد.

۲-۲- تشخیص ناحیه تار در تصویر

همان‌گونه که قبلاً اشاره شد، در رفع تاری محلی، ابتدا باید محل‌های (اشیاء) تار شده در تصویر مشخص شوند. یعنی تصویر به دو بخش تار و غیرتار تقسیم شود. برای این منظور، لازم است میزان تاری پیکسل‌های تصویر به‌کمک یک معیار ارزیابی تاری^۱ مشخص گردد. در ادامه چند معیار ارزیابی تاری موجود بحث می‌شوند که برای تخمین میزان تاری یک تصویر یا بخشی از آن می‌توانند مورد استفاده قرار گیرند.

۲-۲-۱- معرفی چند معیار ارزیابی تاری

معیارهای ارزیابی تاری و معیارهای ارزیابی تیزی^۲ را می‌توان به جای یکدیگر استفاده کرد، زیرا تیزی تصویر و تاری تصویر، اگر چه دو مفهوم متضاد هستند اما هر دو به یک نسبت بیانگر کیفیت تصویر می‌باشند. برای تخمین میزان تاری یک تصویر (یا ناحیه‌ای از آن)، باید از تفاوت‌های بین یک تصویر تار و یک تصویر غیرتار استفاده گردد. معیارهای ارزیابی تاری (یا تیزی) را می‌توان، از این دیدگاه، در شش دسته کلی طبقه‌بندی

^۱ Blur metric

^۲ Sharpness

کرد. دسته اول روش‌هایی هستند که برای تخمین میزان تاری یک تصویر از انرژی آن در تبدیل‌های مختلف استفاده می‌کنند [۱]. از آنجایی که تاری موجب هموار شدن^۱ تصویر و کاهش انرژی ضرایب فرکانس بالای آن می‌شود، از این ویژگی در تخمین میزان تاری استفاده شده است [۲]. شمارش تعداد ضرایب فرکانس بالای تصویر در تبدیل کسینوسی^۲ آن نیز روش دیگری است که در [۳] استفاده شده است. نسبت انرژی ضرایب فرکانس بالا به انرژی ضرایب فرکانس پایین نیز در تخمین میزان تاری به کار گرفته شده است [۴].

دسته دوم از معیارهای ارزیابی تاری بر روی تشخیص لبه‌ها^۳ و پهنای آن‌ها تمرکز دارند. لبه‌ها و پهنای آن‌ها را می‌توان توسط گرادیان سراسری (افقی یا عمودی) [۵] یا گرادیان محلی [۶] تصویر استخراج نمود. در [۷] تشخیص لبه و پهنای آن با مفهوم "تنها تاری قابل توجه" یا JNB^۴ همراه شده است. JNB یک مدل ادراکی است که احتمال تشخیص خرابی تاری توسط چشم انسان را مشخص می‌کند. در [۸] روش JNB با یک احتمال تجمعی بهبود یافته و CPBD^۵ نامیده شده است که بر اساس یک قالب احتمالاتی روی حساسیت درک تاری توسط انسان در شرایط مختلف نوری کار می‌کند. در [۹] ابتدا به کمک JNB میزان تاری در هر لبه تصویر تخمین زده شده است. سپس از روی هیستوگرام توزیع احتمال تاری لبه‌ها، میزان تاری کل تصویر محاسبه شده است. در مطالعه دیگری، یک معیار بر اساس تحلیل نقشه لبه تصویر ارائه شده است [۱۰]. در این مطالعه، مقدار تاری با استفاده از پهنای لبه دورن بلاک‌های تصویر تخمین زده می‌شود. معیار دیگری در [۱۱] پیشنهاد شده است که بر اساس مدل لبه در تصویر کار می‌کند. در این روش، یک مدل پارامتری^۶ برای توصیف و تشخیص لبه‌ها به کار گرفته شده است که به کمک آن، به طور هم‌زمان، پهنای و کُنتراست هر پیکسل از لبه تخمین زده می‌شود. از روی احتمال تاری پیکسل‌های لبه که با کمک مدل مذکور تخمین زده می‌شود، تاری کل تصویر محاسبه می‌گردد.

^۱ Smoothen

^۲ Cosine transform

^۳ Edge detection

^۴ Just Noticeable Blur

^۵ Cumulative Probability of Blur Detection

^۶ Parametric model

دسته سوم بر اساس آماره‌های توزیع شدت روشنایی پیکسل‌ها یا ضرایب تبدیل آن‌ها کار می‌کنند. این روش‌های آماری بر این اساس عمل می‌کنند که تصاویر تیزتر دارای واریانس بزرگ‌تر یا بی‌نظمی بیشتر در مقادیر پیکسل‌هایشان هستند [۱۲] و [۱۳]. کشیدگی توزیع ضرایب تبدیل کسینوسی تصویر نیز یک معیار مفید برای تشخیص میزان تاری تصویر است [۱۴]. در [۱۵] از ارتباط فاز محلی یا LPC^2 نیز برای تخمین میزان تاری استفاده شده است. فاز محلی در ویژگی‌های متمایز کننده تصویر دارای یک ارتباط و به هم پیوستگی^۳ است. این ارتباط فقط در تصاویر تیز حفظ می‌شود. ویژگی‌های متمایز کننده را از تبدیل موجک^۴ تصویر می‌توان استخراج کرد. بنابراین میزان تیزی تصویر را با این ارتباط می‌توان تخمین زد. برای محاسبه LPC ، تصویر از مجموعه‌ای از فیلترهای گابور^۵ در M مقیاس و در N جهت گذرانده می‌شود و سپس از روی این $M \times N$ زیر باند، LPC تصویر محاسبه می‌گردد.

دسته چهارم از معیارها، گرادیان محلی را برای تخمین میزان تاری به کار می‌گیرند. شدت گرادیان محلی به میزان تاری تصویر حساس است. در [۱۶] تجزیه مقدار تکین^۶ بر روی مجموعه بردارهای گرادیان، که از تکه‌های محلی تصویر محاسبه شده‌اند، اعمال شده است. با به کارگیری بزرگ‌ترین مقدار تکین به دست آمده، معیار مناسبی برای تخمین میزان تیزی در تصویر معرفی شده است.

معیارهای دسته پنجم از نمایش تُنک^۷ برای تخمین میزان تاری یا تیزی در تصویر استفاده می‌کنند. در [۱۷] بیان شده است که عناصر^۸ در واژه‌نامه^۹ نوعاً الگوهای لبه هستند. از طرفی، تاری را می‌توان از روی چگونگی گسترش^{۱۰} لبه‌ها توصیف کرد. از این‌رو، ابتدا گرادیان بلاک‌های مجموعه‌ای از تصاویر طبیعی برای آموزش واژه‌نامه استفاده شده‌اند. سپس، گرادیان بلاک‌های یک تصویر تار با استفاده از واژه‌نامه نمایش داده

¹ Statistics

^۲ Local Phase Coherence

^۳ Coherence

^۴ Wavelet transform

^۵ Gabor filters

^۶ Singular value decomposition

^۷ Sparse representation

^۸ Atoms

^۹ Dictionary

^{۱۰} Spread

می‌شوند. انرژی ضرایب تُنک گرادیان یک مجموعه از بلاک‌های با فرکانس بالا در تصویر تار، به‌عنوان یک معیار برای تخمین میزان تیزی تصویر پیشنهاد شده است [۱۷]. در [۱۸] از اطلاعات ساختاری به‌دست آمده از نمایش تُنک یک تصویر تار برای تخمین میزان تیزی استفاده شده است. بر اساس آزمایش‌های انجام شده در [۱۸]، نشان داده شده است که عناصر واژه‌نامه، اطلاعات ساختاری مناسبی را در خود نهفته دارند و در تخمین میزان تیزی تصویر قابل استفاده هستند.

دسته ششم معیارهایی هستند که از ترکیب معیارهای پنج دسته دیگر ساخته می‌شوند. در [۱۹] روشی پیشنهاد شده است که بر حسب تغییرات کلی (TV^1) در محیط مکانی و ویژگی‌های محیط فرکانسی، میزان تیزی را در تصویر تخمین می‌زند. تغییرات کلی یک تصویر مجموع مطلق^۲ مقادیر گرادیان آن در یک جهت خاص (افقی یا عمودی) است. بنابراین، این ویژگی جزء معیارهای دسته چهارم است. استفاده از ویژگی‌های محیط فرکانسی نیز به‌معنی استفاده از آماره‌های تبدیل‌های تصویر است که جزء معیارهای دسته سوم است. در نتیجه، معیار معرفی شده در [۱۹] یک معیار ترکیبی است که از ویژگی‌های معیارهای دسته سوم و چهارم استفاده می‌کند. مثال دیگری از این دسته، معیاری است که در [۲۰] پیشنهاد شده است. این معیار بر اساس گرادیان تصویر و تجزیه موجک آن تعریف شده است. در این روش، برای تخمین میزان تاری، اختلاف بین آماره‌های گرادیان تصویر ورودی و یک مدل آماری از تصاویر طبیعی محاسبه می‌شود. این مدل آماری با استفاده از تجزیه چند سطحی موجک تصویر ساخته می‌شود. در نتیجه، معیار پیشنهادی در [۲۰] ترکیبی از معیارهای دسته سوم و چهارم است.

اگر چه معیارهای ارزیابی متعددی برای تشخیص میزان تاری (یا تیزی) در تحقیقات معرفی شده‌اند، اما این معیارها مشکل‌ها و محدودیت‌هایی دارند. از قبیل:

¹ Total Variation

^۲ Absolute

- برخی از معیارهای موجود معیارهای مطلق^۱ نیستند (یعنی برای مقایسه میزان تاری چند تصویر با محتوای متفاوت مناسب نیستند، بلکه فقط برای قیاس سطوح تاری در یک تصویر مناسب هستند).

- برخی از معیارهای موجود تنها برای ارزیابی یک نوع خاص از تاری پیشنهاد شده‌اند. به‌عنوان مثال، در [۲۱] روشی پیشنهاد شده است که شدت تاری ناشی از تمرکز روی بخشی از صحنه را در پیکسل‌های تصویر تخمین می‌زند. مثال دیگر، روشی است که در [۲۲] برای تخمین تاری حرکتی در یک تصویر پیشنهاد شده است. به‌عنوان یک مثال دیگر، معیار پیشنهاد شده در [۹] برای ارزیابی تصاویر با تاری گاوسی^۲ معرفی شده است.

- مهم‌تر اینکه، بررسی‌های ما نشان داد که معیارهای موجود در مقابل نویز مقاوم (مصون^۳) نیستند. بدین معنی که، اگر تصویر تار، نویزی هم باشد، معیارهای موجود نمی‌توانند میزان تاری آن را به‌درستی تخمین بزنند. به‌طور کلی، معیارهایی که از انرژی تصویر در تخمین میزان تاری استفاده می‌کنند، در مقابل نویز مصون نیستند. به این دلیل که نویز انرژی تصویر را افزایش می‌دهد. همچنین، معیارهایی که از اطلاعات فرکانس بالای تصویر استفاده می‌کنند، در مقابل نویز مقاوم نخواهند بود، زیرا نویز این اطلاعات را تقویت می‌کند.

در این رساله، معیاری برای ارزیابی میزان تاری در یک تصویر پیشنهاد شده است که ضمن مقاوم بودن در مقابل نویز میزان تاری را برای انواع مختلف تاری می‌تواند تخمین بزند.

^۱ Absolute

^۲ Gaussian

^۳ Immune

۲-۲-۲- تعیین اشیاء تار

برای تعیین محل (محل‌های) تار، باید تصویر به نواحی تار و غیرتار قطعه‌بندی گردد. برای این منظور، برخی از روش‌ها مستقیماً تار بودن یا تار نبودن یک قطعه (بلاک یا تکه) از تصویر را بررسی می‌کنند. اما، برخی دیگر از روش‌ها، ابتدا ماتریسی که میزان تاری پیکسل‌های تصویر را کد می‌کند (یعنی نقشه تاری) را استخراج می‌کنند. سپس، با کمک این نقشه، تصویر به نواحی تار و غیرتار تقسیم می‌گردد. در ادامه، از هر مورد چند روش موجود مورد بحث قرار می‌گیرد.

ابتدا به ذکر چند مورد از تحقیقاتی که به‌طور مستقیم (و بدون استخراج نقشه تاری) نواحی تار را تشخیص می‌دهند می‌پردازیم. در [۲۳] یک روش آموزش-محور برای قطعه‌بندی یک تصویر به نواحی تار/غیرتار پیشنهاد شده است. در این روش، تعدادی ویژگی که از نواحی تار و غیرتار درون مجموعه‌ای از تصاویر آموزشی استخراج شده‌اند برای آموزش یک طبقه‌بند استفاده شده‌اند. در تحقیق دیگری، ابتدا نگاشت حصیری^۱ تصویر ساخته شده است. سپس، از این نگاشت در تشخیص ناحیه تار استفاده شده است [۲۴]. روش‌های ریخت‌شناسی^۲ نیز برای جداسازی نواحی تار از غیرتار استفاده شده‌اند [۲۵].

در برخی از روش‌های تعیین ناحیه تار در تصویر، ابتدا نقشه تاری استخراج می‌شود. به‌عنوان مثال، Chakrabarti و همکاران [۲۶] برای تشکیل نقشه تاری در یک تصویر، ویژگی‌هایی از قطعات فرکانس محلی^۳، تغییرات گرادیان محلی^۴، و اطلاعات رنگ را تحت یک قالب قطعه‌بندی زمینه تصادفی مارکوف^۵ ترکیب کرده‌اند. در تحقیق دیگری، نشان داده شده است که شدت تاری با شکل هسته تاری رابطه دارد. با استفاده از این ارتباط (که از روی مجموعه‌ای از تصاویر آموزشی استخراج شده است) نقشه تاری یک تصویر تشکیل داده می‌شود [۲۷]. در [۲۸] یک روش برای تخمین نقشه تاری، در تصاویر با تاری ناشی از تمرکز لنز،

^۱ Matting
^۲ Morphology

^۳ Local frequency components
^۴ Local gradient variation
^۵ Markov Random Field

پیشنهاد شده است. ابتدا نقشه لبه تخمین زده می‌شود. سپس، از روی اختلاف بین نقشه لبه تصویر اصلی و نقشه لبه نسخه تار شده آن (به کمک یک فیلتر گاوسی)، میزان تاری پیکسل‌های تصویر و در نتیجه نقشه تاری تخمین زده می‌شود. Liu و همکاران [۲۹] از چهار معیار محلی برای تخمین میزان تاری یک پیکسل از تصویر استفاده کرده‌اند: شیب طیف توان محلی^۱، تناسب خود-همبستگی^۲ محلی و اشباع بیشینه^۳، گستره هیستوگرام گرادیان^۴، و اطلاعات طیفی^۵ تصویر. این چهار معیار به یک قالب آموزشی با طبقه‌بندهای بیز ساده^۶ داده شده‌اند تا طبقه‌بندی قطعات تصویر به دو دسته تار و غیرتار انجام پذیرد. Su و همکاران [۳۰] یک روش برای تخمین نقشه تاری و قطعه‌بندی تصویر بر اساس ضرایب تجزیه مقدار تکین ارائه نمودند.

Shi و همکاران [۳۱] برای تخمین میزان تاری بلاک‌های تصویر، از سه ویژگی استفاده کرده‌اند که از سه لایه (مقیاس) تصویر استخراج می‌شوند. این ویژگی‌ها شامل آماره‌های سطح گرادیان، معیار کشیدگی توزیع گرادیان و طیف توان میانگین تجمعی^۷ بلاک‌های تصویر می‌باشند. در این تحقیق علاوه بر استفاده از این سه ویژگی، از برجسب‌های ارائه شده توسط انسان برای نواحی تار در مجموعه ۱۰۰۰ تصویر آموزشی نیز استفاده شده است. برای این منظور گروهی از فیلترهای مستقل خطی برای جداسازی بلاک‌های تار و غیرتار ایجاد شده است. بنابراین به یک آموزش زمان‌بر نیاز دارد. از طرفی، استخراج سه ویژگی مذکور نیز هم از لحاظ زمانی و هم از لحاظ میزان حافظه مورد نیاز دارای پیچیدگی بالایی است. در برخی روش‌ها مانند [۳۲] و [۲۱] تنها به استخراج نقشه تاری ناشی از تمرکز روی بخشی از صحنه پرداخته شده است.

نرخ دقت روش‌های ارائه شده تاکنون برای استخراج نقشه تاری، برای انواع مختلف تاری، رضایت‌بخش نمی‌باشد. از طرفی نقشه استخراجی در این تحقیقات از پیوستگی لازم برای کاربردهایی چون رفع تاری برخوردار نمی‌باشد. از آنجایی که مرحله اول در رفع تاری محلی، تشخیص محدوده تار در تصویر است، اگر

^۱ Local Power Spectrum Slope

^۲ Auto-Correlation Congruency

^۳ Maximum Saturation

^۴ Gradient Histogram Span

^۵ Spectral information

^۶ Naïve Bayes

^۷ Cumulated Average Power Spectrum

نقشه استخراجی دارای پیوستگی کافی در نواحی تار نباشد، تعیین دقیق محدوده ناحیه تار در تصویر امکان‌پذیر نخواهد بود. در این رساله، یک روش برای استخراج نقشه تاری پیشنهاد شده است که در آن نقشه استخراجی دارای پیوستگی کافی در نواحی تار و همچنین در نواحی غیرتار است. ضمن اینکه تمایز بین نواحی تار و غیرتار در نقشه استخراجی باعث شده است تا نقشه تاری کمک مناسبی برای قطعه‌بندی تصویر به نواحی تار و غیرتار باشد.

۲-۳- تخمین هسته تاری

پس از تعیین ناحیه تار در تصویر، باید هسته تاری تخمین زده شود. بسیاری از تحقیقات در زمینه تخمین هسته تاری، روی تاری ناشی از حرکت تمرکز دارند. از آنجایی که هدف این رساله نیز تاری ناشی از حرکت است، در ادامه، مروری بر روش‌های ارائه شده برای تخمین هسته تاری ناشی از حرکت خواهیم داشت. این روش‌ها به تخمین هسته تاری در حالت تاری سراسری پرداخته‌اند.

در برخی تحقیقات انجام شده روی تاری ناشی از حرکت فرض شده است تاری در طول یک خط مستقیم اتفاق افتاده است. بر اساس این فرض، می‌توان هسته تاری را توسط پارامترهای طول و جهت توصیف کرد. لذا، برخی روش‌های پیشنهاد شده برای تخمین هسته تاری، به تخمین طول و جهت تاری می‌پردازند (این روش‌ها تنها در شرایطی که تاری در جهت یک خط مستقیم اتفاق افتاده باشد قابل استفاده هستند). اما بسیاری روش‌های دیگر، هیچ فرضی در مورد شکل هسته تاری ندارند و می‌توانند، به‌جای تخمین پارامترهای طول و جهت، هسته تاری را به‌طور کلی (به شکل یک ماتریس) تخمین بزنند. در دسته دوم، برای تخمین هسته تاری از مدل تاری استفاده می‌شود که در بخش ۱-۳ معرفی شد. در این مدل، تصویر تار به‌صورت پیچش تصویر واضح با یک هسته تاری مدل شده است. به‌دست آوردن هسته تاری از این مدل یک مسأله بد شکل است، زیرا این مسأله تنها یک متغیر معلوم و دو متغیر مجهول دارد، در نتیجه، جواب یکتایی ندارد.

بنابراین، به نظر می‌رسد برای به دست آوردن هسته تار باید تصویر واضح را نیز تخمین بزنیم. همان طور که در فصل قبل بیان گردید، فرآیندی که این دو را با هم تخمین می‌زند واپیچش کور نام دارد. در ادامه، مروری بر روش‌هایی خواهیم داشت که به تخمین پارامترهای تار (طول و جهت حرکت) می‌پردازند. اما، از آنجا که در واپیچش کور، هم هسته تار و هم تصویر واضح تخمین زده می‌شوند، بررسی روش‌های تخمین هسته تار با استفاده از واپیچش کور در بخش بعد تحت عنوان "رفع تار با واپیچش کور" انجام می‌شود. روش‌هایی برای تخمین پارامترهای تار ناشی از حرکت (یعنی طول و جهت حرکت) پیشنهاد شده است. در اینجا به شرح برخی از آن‌ها می‌پردازیم. ابتدا، ویژگی خاصی از تصاویر تار را شرح می‌دهیم که در بسیاری از تحقیق‌ها برای تشخیص طول و جهت حرکت استفاده شده است. این ویژگی فقط در تار ناشی از حرکت وجود دارد. در تبدیل فوریه^۱ تصویر تار خطوط تیره‌ای دیده می‌شود. اگر چه این خطوط در تصاویری که به صورت مصنوعی تار شده‌اند، به وضوح دیده می‌شود، در تصاویر با تار طبیعی این گونه نیست. این مسأله به دلیل اضافه شدن نویز به تصویر طبیعی پس از پیچش با هسته تار است.

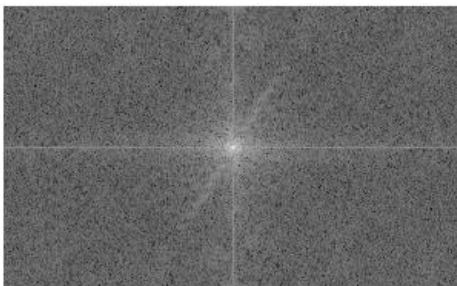
اگر فرض کنیم حرکت در تمام تصویر (یا شیء) ثابت با مکان باشد و حرکت با سرعت ثابتی انجام شده باشد، در این صورت، تصویر در حوزه مکان با ماتریسی از اعداد یکسان، یعنی یک پنجره، تحت پیچش قرار می‌گیرد. از آنجایی که تبدیل فوریه یک پنجره (با مقادیر یکسان) یک تابع سینک^۲ است، در حوزه فرکانس یک تابع سینک با تصویر ضرب شده و باعث به وجود آمدن خطوط سیاه (صفر) در محل صفرهای تابع سینک می‌شود. بنابراین از روی خطوط تیره‌ای که در تبدیل فوریه یک تصویر تار دیده می‌شود می‌توان پارامترهای تار را به دست آورد. زاویه تار، عمود بر جهت این خطوط است و طول حرکت با فاصله نزدیک‌ترین خط سیاه به مرکز تبدیل فوریه رابطه دارد [۳۳]. شکل ۱-۲ یک تصویر واضح، یک تصویر تار و

¹ Fourier transform

² Sinc function

طیف فرکانسی مربوط به آن‌ها را نشان می‌دهد. همان‌طور که دیده می‌شود، در تبدیل فوریه تصویر تار، خطوط تیره به وضوح قابل مشاهده هستند.

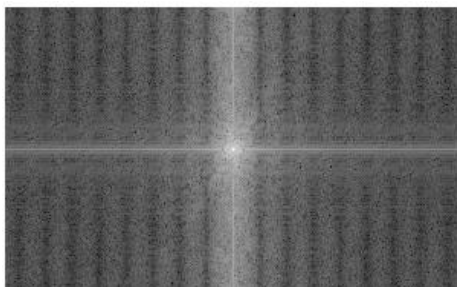
در [۳۳] نشان داده شده است که بین خطوط تیره موجود در طیف فرکانسی یک تصویر تار و طول حرکت رابطه مستقیم وجود دارد. اگر مقادیر میانگین خطوط عمودی موجود در اندازه (طیف) تبدیل فوریه تصویر تار را (در صورتی که تاری در جهت افقی اتفاق افتاده باشد) رسم کنیم، سیگنالی با چند قله نتیجه می‌شود که تعداد قله‌ها، حدوداً با طول حرکت برابر است. در این تحقیق این کار هم برای تاری افقی و هم تاری عمودی انجام شده است. اگر تاری به صورت عمودی باشد، باید سیگنال مذکور را از روی مقادیر میانگین خطوط افقی موجود در اندازه (طیف) تبدیل فوریه تصویر رسم نمود. شکل ۲-۲ یک تصویر تار شده با تاری افقی و سیگنال مربوط به مجموع مقادیر عمودی طیف تبدیل فوریه آن را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود تعداد قله‌های این سیگنال برابر میزان حرکت (شش پیکسل در جهت افقی) می‌باشد.



ب- تبدیل فوریه مربوط به تصویر الف



الف- تصویر واضح

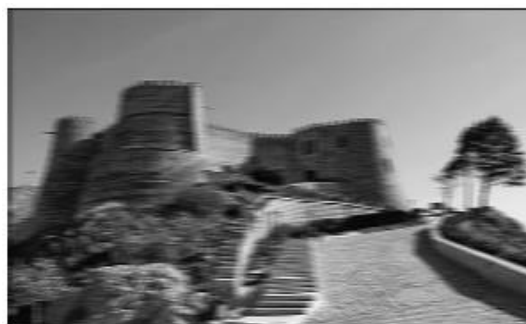
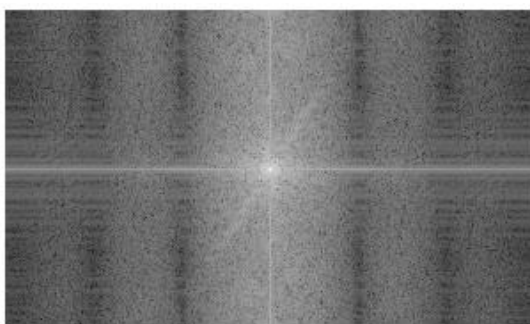


د- تبدیل فوریه مربوط به تصویر ج



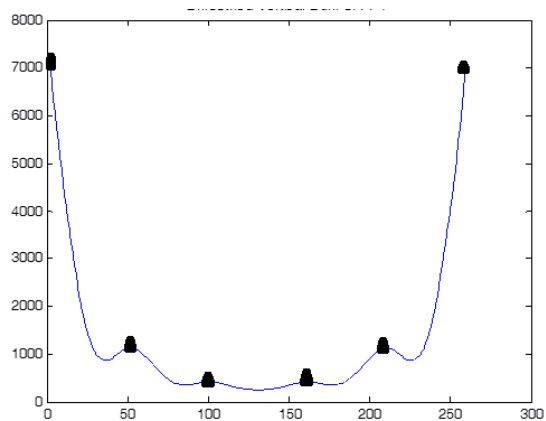
ج- تصویر تار با میزان تاری ۱۷ پیکسل در جهت افقی

شکل ۲-۱- یک تصویر واضح و یک تصویر تار به همراه اندازه تبدیل فوریه مربوط به آن‌ها.



ب- تبدیل فوریه مربوط به تصویر تار

الف- تصویر تار با میزان تاری ۶ پیکسل در جهت افقی



ج- سیگنال مربوط به جمع مقادیر عمودی طیف تبدیل فوریه

شکل ۲-۲- یک تصویر تار، تبدیل فوریه مربوط به آن و سیگنال مربوط به جمع مقادیر عمودی طیف تبدیل فوریه آن. برای به دست آوردن جهت حرکت، باید زاویه‌ای را پیدا کرد که نشان دهنده جهت خطوط تاریک در تبدیل فوریه تصویر تار باشد. برای این کار می‌توان از تبدیل رادون^۱ طیف فرکانسی تصویر استفاده کرد. در [۳۴] پیشنهاد شده است که از تبدیل رادون برای تشخیص جهت و طول حرکت استفاده شود. جهت خطوط موازی موجود در تبدیل فوریه تصویر تار، عمود بر جهت تاری می‌باشد. بنابراین برای تعیین جهت، در تبدیل رادون، زاویه‌ای انتخاب شده است که به ازای آن بیشینه مقدار تبدیل رادون وجود دارد. برای تخمین طول تاری نیز، ابتدا رابطه بین فاصله خطوط موازی در این تبدیل و طول واقعی تاری از روی مجموعه‌ای از تصاویر آموزشی به کمک مجموعه‌های فازی به دست می‌آید. سپس از این رابطه برای به دست آوردن طول تاری

^۱ Radon transform

در یک تصویر استفاده می‌شود. در [۳۵] برای تعیین جهت، زاویه‌ای انتخاب می‌شود که به ازای آن بیشینه بی‌نظمی در تبدیل رادون وجود دارد. در [۳۶] نیز زاویه‌ای که به ازای آن بیشینه واریانس در تبدیل رادون وجود دارد، به عنوان جهت تاری انتخاب می‌شود. تحقیقات دیگری نیز روی تبدیل رادون و استفاده از آن برای تخمین طول و جهت حرکت انجام شده است [۳۷].

روش‌های آموزش-محور نیز برای تخمین پارامترهای تاری به کار گرفته شده‌اند. در [۳۸] یک روش برای تشخیص نوع تاری (از بین دو نوع تاری حرکتی و تاری ناشی از خارج-از-تمرکز) و تخمین پارامترهای تاری پیشنهاد شده است. از یک شبکه عصبی عمیق^۱ برای طبقه‌بندی نوع تاری و یک شبکه عصبی پسرقت عمومی^۲ برای تخمین پارامترهای تاری استفاده شده است.

۲-۴- رفع تاری

برای رفع تاری به دو صورت می‌توان عمل کرد: ابتدا هسته تاری تخمین زده شود. سپس، با داشتن هسته تاری و با عمل واپیچش، تصویر واضح بازسازی گردد. راه دیگر اینکه عمل تخمین هسته و بازسازی تصویر به صورت همزمان انجام شود. به روش‌های دسته اول (که در آن‌ها هسته تاری به عنوان ورودی به همراه تصویر تار داده می‌شود و تصویر واضح به عنوان خروجی دریافت می‌شود) واپیچش بینا گفته می‌شود. روش‌های دسته دوم (که در آن‌ها تصویر تار به عنوان ورودی داده می‌شود و تصویر واضح و هسته تاری به عنوان خروجی دریافت می‌گردند) واپیچش کور گفته می‌شود. در ادامه به شرح این دو روش می‌پردازیم. مروری بر روش‌های بر اساس واپیچش کور هم از جهت بررسی روش‌های تخمین هسته تاری و هم به منظور بررسی روش‌های رفع تاری انجام می‌گیرد.

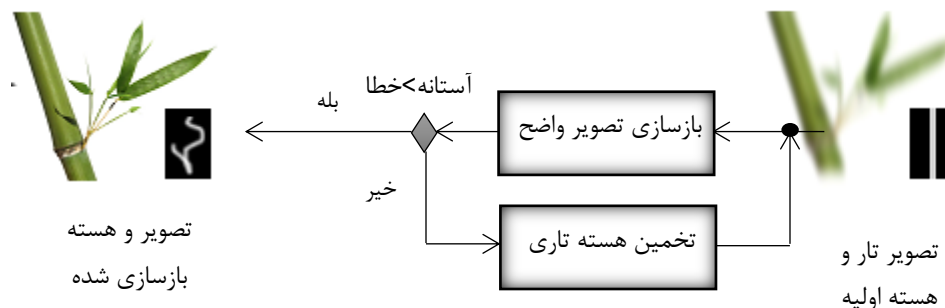
^۱ Deep neural network

^۲ General regression neural network

۲-۴-۱- رفع تار با واپیچش کور

معمولاً هسته تار یک تصویر تار در دسترس نیست. بنابراین، هسته تار باید تخمین زده شود. در روش‌های رفع تار با واپیچش کور، تخمین هسته تار و بازسازی تصویر واضح به‌طور همزمان اتفاق می‌افتد. شکل ۲-۳ شمایی از رفع تار با واپیچش کور را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، عمل تخمین هسته تار و بازسازی تصویر واضح در یک حلقه به‌صورت تکراری انجام می‌شوند. این کار تا زمانی ادامه می‌یابد که خطا از یک مقدار آستانه کوچک‌تر نشده است. در هر تکرار، از هسته تخمین زده شده تکرار قبل برای بازسازی تصویر، و از تصویر بازسازی شده تکرار قبل برای تخمین هسته تار استفاده می‌شود.

تخمین کور هسته تار به‌طور مستقیم از تصویر تار، یک پیشینه تاریخی دارد. روش‌های مبتنی بر پیشینه-سازی بی‌نظمی [۳۹] و تغییر در الگوریتم $R-L^1$ [۴۰] از این نمونه هستند. در [۴۱] اولین الگوریتم قوی برای تخمین کور هسته تار ناشی از حرکت دوربین ارائه شده است. در این تحقیق از یک روش حاشیه‌سازی تقریبی^۲ استفاده شده است. محققین دیگری نیز روش‌هایی مشابه پیشنهاد کردند. می‌توان گفت روش‌های رفع تار به‌صورت کور به دو دسته مهم تقسیم می‌شوند: روش‌های بر پایه پیشینه احتمال پسین (MAP) و روش‌های بر پایه بیز متغیر^۳. در ادامه به شرح این دو دسته روش و برخی تحقیقات در این زمینه می‌پردازیم.



شکل ۲-۳- شمایی از فرآیند رفع تار کور

^۱ این الگوریتم توسط دو شخص به نام‌های Lucy و Richardson معرفی گردید. اصل این الگوریتم به صورت واپیچش بیناست. یعنی فرض می‌کند هسته تار از قبل مشخص است.

^۲ Approximate Marginalization

^۳ Variational Bayesian Based

۲-۴-۱-۱- واپیچش کور بر پایه MAP

عموماً روش‌های تخمین همزمان هسته تاری و تصویر واضح، توزیع پسین تصویر واضح X و هسته تاری A را (با داشتن تصویر تار B و با فرض مستقل بودن A و X) به عنوان نقطه شروع در نظر می‌گیرند. یعنی:

$$\rho(X, A|B) = \rho(B|X, A)\rho(X)\rho(A), \quad (1-2)$$

که $\rho(X, A|B)$ معرف احتمال پسین X و A با داشتن B است. $\rho(B|X, A)$ نشان‌دهنده درست‌نمایی است که تضمین می‌کند هسته تاری و تصویر واضح حداکثر مطابقت را با تصویر تار ورودی داشته باشند. $\rho(X)$ دانش پیشین روی تصویر واضح می‌باشد که بیانگر ویژگی(های) خاصی از تصویر واضح است که می‌تواند بازسازی آن را بهبود ببخشد. $\rho(A)$ نیز دانش پیشین روی هسته تاری است که معرف ویژگی خاصی است که به تخمین بهتر هسته تاری کمک می‌کند. روش‌های بر پایه MAP به جستجوی X و A ای می‌پردازند که این احتمال را بیشینه کند. بنابراین مسأله MAP به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\langle X, A \rangle = \operatorname{argmax}_{X, A} \rho(X, A|B) \propto \rho(B|X, A)\rho(X)\rho(A) \quad (2-2)$$

در رابطه فوق، B (تصویر تار) تنها معلوم مسأله می‌باشد. مجهول‌های مسأله شامل X (تصویر واضح) و A (هسته تاری) هستند. برای حل مسأله فوق، گزینه لگاریتم عبارت کمینه می‌شود. یعنی:

$$-\log(\rho(X, A|B)) \propto -\log(\rho(B|X, A)) - \log(\rho(X)) - \log(\rho(A)) = \quad (3-2)$$

$$L(X, A, B) + R(X) + R(A)$$

در سمت راست رابطه فوق، عبارت اول، یعنی $L(X, A, B)$ ، عبارت تطبیق داده^۱؛ عبارت وسط، یعنی $R(X)$ ، عبارت منظم‌سازی روی X و عبارت سمت راست، یعنی $R(A)$ ، عبارت منظم‌سازی روی A نامیده می‌شوند. در حقیقت عبارت تطبیق داده (که معادل درست‌نمایی در رابطه (۲-۲) است)، تضمین می‌کند تصویر واضح

^۱ Data Fitting Term

تخمینی تا حد ممکن نزدیک به تصویر واضح اولیه باشد. اما اگر تنها بخواهیم همین عبارت را کمینه کنیم، چندین جفت X و A وجود دارد که پس از واپیچش، B را می‌سازند. بنابراین تعریف صحیح دو عبارت منظم‌سازی در رسیدن به یک جواب پایدار بسیار مؤثر است. تحقیقات مختلف که به رفع تاری کور بر پایه MAP پرداخته‌اند، در طریقه تعریف دانش‌های پیشین برای $\rho(X)$ و $\rho(A)$ (به عبارت دیگر تعریف دو عبارت منظم‌سازی)، تعریف عبارت تطبیق داده و کمینه‌سازی رابطه فوق تفاوت دارند.

از دید تعریف عبارت تطبیق داده، روش‌های رفع تاری کور بر پایه MAP را می‌توان به دو دسته تقسیم کرد. دسته اول، در تعریف عبارت تطبیق داده، تنها از پیکسل‌های تصویر استفاده می‌کنند. بنابراین، این روش‌ها سعی دارند در هر تکرار از فرآیند رفع تاری، (پیکسل‌های) تصویر واضح را به‌طور کامل بازسازی نمایند. در مقابل، دسته دوم روش‌هایی هستند که به جای بازسازی کامل تصویر واضح در هر تکرار فرآیند، تنها به بازسازی لبه‌های مهم^۱ تصویر (که به تخمین بهتر هسته تاری کمک می‌کند) می‌پردازند. بنابراین، در تعریف عبارت تطبیق داده، در این روش‌ها، به‌جای استفاده از تمام پیکسل‌های تصویر، تنها لبه‌های مهم دخالت داده می‌شوند. طرفداران این روش‌ها معتقدند هدف اصلی از فرآیند تکراری واپیچش کور، تنها تخمین هسته تاری است. زیرا تصویر واضح را می‌توان، پس از تخمین هسته تاری، طی یک فرآیند واپیچش بینا به‌طور دقیق تخمین زد. آن‌ها معتقدند جزئیات و نواحی هموار کمکی به تخمین هسته تاری نمی‌کنند، لذا، در طول فرآیند تکراری کافی است لبه‌های مهم تصویر بازسازی شوند. در ذیل به شرح برخی از تحقیق‌های انجام شده در این دو دسته روش می‌پردازیم. ابتدا برخی از روش‌های دسته اول و برخی روش‌ها که از عبارت‌های خاص در تعریف عبارت منظم‌سازی روی X و A استفاده کرده‌اند مرور می‌شوند. سپس برخی از روش‌های دسته دوم مرور می‌شوند. در تمامی این تحقیقات مسأله MAP، به‌صورت تکراری و یک در میان بر اساس X و A حل شده است.

^۱ Salient edges

الگوریتم پیشنهادی در [۴۲] شامل دو ویژگی است. یک مدل جدید برای عبارت تطبیق داده (که در آن از تمام پیکسل‌های تصویر به همراه گرادیان‌های آن‌ها استفاده شده است) و استفاده از ترکیب دانش پیشین سراسری و محلی به عنوان عبارت منظم‌سازی روی $\mathbf{X}$ در این تحقیق مسأله MAP به صورت زیر تعریف شده است:

$$\begin{aligned} E(\mathbf{X}, \mathbf{A}) \propto & \left(\sum_{\partial^* \in \Theta} w_{k(\partial^*)} \|\partial^* \mathbf{X} \otimes \mathbf{A} - \partial^* \mathbf{B}\|_2^2 \right) \\ & + \lambda_1 \|\Phi(\partial_x \mathbf{X}) + \Phi(\partial_y \mathbf{X})\|_1 \\ & + \lambda_2 (\|\partial_x \mathbf{X} - \partial_x \mathbf{B}\|_2^2 \circ M + \|\partial_y \mathbf{X} - \partial_y \mathbf{B}\|_2^2 \circ M) + \|\mathbf{A}\|_1 \end{aligned} \quad (۴-۲)$$

بخش‌های مختلف رابطه فوق را در ادامه شرح می‌دهیم. در این تحقیق تأکید شده برای کمینه‌سازی عبارت تطبیق داده، به جهت کم کردن اثر نویز، علاوه بر حداقل کردن فاصله $\mathbf{X} \otimes \mathbf{A}$ با $\mathbf{B}$ ، باید فاصله گرادیان مرتبه اول و گرادیان مرتبه دوم این دو نیز به حداقل برسد. بنابراین به جای کمینه‌سازی عبارت:

$$\|\mathbf{X} \otimes \mathbf{A} - \mathbf{B}\|_2^2 \quad (۵-۲)$$

عبارت زیر حداقل می‌شود:

$$\left(\sum_{\partial^* \in \Theta} w_{k(\partial^*)} \|\partial^* \mathbf{X} \otimes \mathbf{A} - \partial^* \mathbf{B}\|_2^2 \right) \quad (۶-۲)$$

که $\Theta = \{\partial^0, \partial_x, \partial_y, \partial_{xx}, \partial_{xy}, \partial_{yy}\}$ مجموعه گرادیان‌های اعمال شده روی تصویر و $w_{k(\partial^*)}$ وزن مربوطه می‌باشد. از طرفی عبارت منظم‌سازی مربوط به دانش پیشین در مورد تصویر واضح به صورت ترکیب دو عبارت دانش پیشین سراسری و دانش پیشین محلی در نظر گرفته شده است. عبارت مربوط به دانش پیشین سراسری به صورت زیر، در مسأله MAP، آورده شده است:

$$\lambda_1 \|\Phi(\partial_x \mathbf{X}) + \Phi(\partial_y \mathbf{X})\|_1, \quad (۷-۲)$$

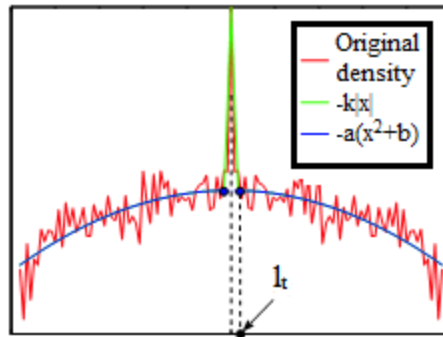
$$\Phi(x) = \begin{cases} -k|x| & x \leq l_t \\ -(ax^2 + b) & x > l_t \end{cases} \quad (۸-۲)$$

که در آن k, a, b و l_t ثابت‌هایی هستند. در حقیقت رابطه فوق نشان دهنده فرموله‌سازی نمودار مربوط به گرادیان یک تصویر واضح است. مشاهده شده است که گرادیان‌های تصاویر طبیعی، نه تنها دارای توزیع گاوسی نیستند بلکه دارای توزیع خلوت با دنباله سنگین^۱ هستند (شکل ۲-۴). توزیع گاوسی، گرادیان‌های را به‌طور مساوی در پیکسل‌ها پخش می‌کند، اما توزیع خلوت بیان می‌کند گرادیان‌های در تعداد کمی پیکسل غیرصفر بوده و در بقیه پیکسل‌ها صفر می‌باشد. بنابراین، این توزیع، دارای یک احتمال بسیار بزرگ حول صفر بوده که نشان دهنده این حقیقت است که پیکسل‌ها قویاً با همسایه‌های خود همبسته هستند (سطر اول در (۸-۲)). همچنین دارای یک دنباله سنگین نیز هستند که نشان دهنده وجود لبه‌های تیز (معادل گرادیان‌های بزرگ) در تصاویر طبیعی است (سطر دوم در (۸-۲)).

دانش محلی نیز در مسأله کمینه‌سازی مدنظر قرار گرفته است. نشان داده شده است که گرادیان تصویر تار در محل‌های هموار شبیه به گرادیان تصویر واضح در آن محل‌ها است. بنابراین ابتدا محل‌های هموار پیدا می‌شوند. سپس، مقدار معادل پیکسل‌های این بلاک‌ها در یک ماسک (M) برابر یک قرار گرفته و بقیه پیکسل‌های این ماسک برابر صفر قرار می‌گیرد. سپس اختلاف گرادیان تصویر تار و تصویر واضح در محل این پیکسل‌ها نیز به عنوان دانش پیشین محلی به عبارت کمینه‌سازی اضافه می‌شود.

دانش پیشین مربوط به هسته تاری نیز به‌صورت نرم یک آن در نظر گرفته شده است. زیرا هسته تاری خلوت بوده و در بسیاری از نقاط صفر است و می‌توان گفت دارای توزیع لاپلاسی است. بنابراین باید نرم یک آن حداقل شود.

^۱ Heavy-tailed sparse distribution



شکل ۲-۴- توزیع گرادیان یک تصویر طبیعی (برگرفته از [۴۲]).

پس از تعریف مسأله کمینه‌سازی به‌صورت رابطه ۲-۴، این مسأله باید حل شود. الگوریتم حل این مسأله شامل دو مرحله می‌باشد که به‌صورت تکراری و یک در میان انجام می‌شوند. یک مرحله، ثابت در نظر گرفتن A و حل مسأله بر اساس X ؛ و مرحله دیگر ثابت فرض کردن X و حل مسأله بر اساس A می‌باشد. نشان داده شده است حل هر کدام از این مسائل، در حوزه فرکانس راحت‌تر و سریع‌تر می‌باشد. این الگوریتم سرعت قابل قبولی دارد اما برخی اوقات به سمت یک تصویر واضح همگرا نمی‌شود [۴۲].

استفاده از توزیع گرادیان‌های تصویر به‌عنوان دانش پیشین روی X (یعنی $\|\nabla X\|_\alpha$) در تحقیقات دیگر نیز مورد توجه قرار گرفته است:

$$\langle X, A \rangle = \operatorname{argmin}_{X,A} = \|X * A - B\|_2^2 + \|\nabla X\|_\alpha \quad (۲-۹)$$

در [۴۱] و [۴۳] فرض شده است گرادیان‌های تصویر دارای توزیع گاوسی هستند ($\alpha = 2$). این فرض به‌منظور حل سریع‌تر مسأله MAP انجام شده است. Son و همکاران [۴۴] و Pan و همکاران [۴۵] از یک مدل لاپلاسی ($\alpha = 1$) برای توزیع گرادیان‌های تصویر (که معادل تغییرات کلی ناهمسان‌گرد^۱ است) استفاده کرده‌اند. برخی دیگر، مدل فوق لاپلاسی ($0 < \alpha < 1$) را ترجیح داده‌اند [۴۶]، [۴۷]، و [۴۸]. این مدل، بهتر می‌تواند ویژگی خلوت بودن توزیع گرادیان‌های تصویر را نشان دهد. استفاده از نرم صفر گرادیان تصویر

^۱ Anisotropic total variation

نیز مدّ نظر قرار گرفته است. نُرم صفر، که برابر با تعداد مقادیر غیر صفر است، بهترین شکل برای نمایش خلوتی گرادیان تصویر واضح است. زیرا گرادیان یک تصویر واضح دارای کمترین مقدار غیر صفر (فقط در لبه‌ها) است. استفاده از نُرم صفر باعث می‌شود حل مسأله بهینه‌سازی بسیار مشکل شود. در [۴۹] از نُرم صفر گرادیان‌های تصویر به‌عنوان عبارت منظم‌سازی روی $\mathbf{X}$ استفاده شده است. نشان داده شده است که مسأله بهینه‌سازی تعریف شده را می‌توان با استفاده از روش کمینه‌سازی جریمه نیمه درجه-دو (HQP^1) حل کرد. در [۵۰] نیز از نُرم صفر گرادیان تصویر استفاده شده است که به‌وسیله مجموع لگاریتم نُرم دو گرادیان تقریب زده می‌شود. Zhang و همکاران [۵۱] یک عبارت منظم‌سازی ترکیبی پیشنهاد کرده‌اند که در آن برای نواحی دارای لبه، از مدل فوق لاپلاسی و برای نواحی دیگر از نُرم دو (مدل گاوسی) گرادیان تصویر استفاده شده است. Krishnan و همکاران در [۵۲] از یک عبارت منظم‌سازی به‌صورت $\frac{l_1}{l_2}$ (نسبت نُرم یک به نُرم دو) روی گرادیان‌های تصویر استفاده کردند. در حقیقت l_2 به‌عنوان یک وزن در هر تکرار استفاده شده است.

عبارت‌های منظم‌سازی دیگری نیز روی $\mathbf{X}$ تعریف شده است که لزوماً روی گرادیان تصویر نیستند. به‌عنوان مثال، در [۴۴] یک عبارت منظم‌سازی غیر محلی پیشنهاد شده است. این عبارت بیان می‌کند که، به‌ازای هسته صحیح، اگر دو قطعه تار شبیه به هم باشند قطعه‌های واضح معادل آن‌ها نیز شبیه به یکدیگر هستند. بر اساس اختلاف بین قطعه‌های واضح معادل قطعه‌های تار مشابه، یک عبارت منظم‌سازی تعریف شده است. برای تعریف عبارت منظم‌سازی روی $\mathbf{A}$ بسیاری از محققین از ویژگی خلوتی هسته تاری استفاده کرده‌اند. این ویژگی را می‌توان به‌صورت $\|\mathbf{A}\|_\alpha$ نشان داد. تحقیقات انجام شده در [۴۳، ۴۱] از مقدار $\alpha = 2$ استفاده کرده‌اند (البته نُرم دو بیانگر خلوتی نیست، اما برای اینکه مسأله بهینه‌سازی سریع‌تر حل شود مورد استفاده قرار می‌گیرد). Krishnan و همکاران [۵۲]، Shan و همکاران [۴۲]، و Lai و همکاران [۵۳] $\alpha = 1$ را

¹ Half Quadratic Penalty

ترجیح داده‌اند. Son و همکاران [۴۴] و Pan و همکاران [۴۵] مقدار α را برابر با 0.5 قرار داده‌اند. Shao و همکاران [۵۴] از نُرم l_0 توأم با نُرم l_2 به عنوان عبارت منظم‌سازی روی $\mathbf{A}$ استفاده کرده‌اند. دلیل این امر، بهره‌گیری همزمان از ویژگی خلوتی هسته تاری و سرعت در حل مسأله بهینه‌سازی است.

در [۵۵] از دو دانش پیشین جدید استفاده شده است.

$$\nabla \mathbf{X}_{n+1} = \arg \min_{\mathbf{X}} \|\nabla \mathbf{B} - \mathbf{X} \otimes \mathbf{A}_n\|^2 + \sum_i w_{i,n} \mathbf{X}_i^2,$$

$$\mathbf{A}_{n+1} = \arg \min_{\mathbf{A}} \|\nabla \mathbf{B} - \nabla \mathbf{X}_{n+1} \otimes \mathbf{A}\|^2 + \|\mathbf{W}\mathbf{A}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{A}\|_{0.5} \quad (۱۰-۲)$$

ضرایب $w_{i,n}$ در هر تکرار از روی نتیجه تخمین $\nabla \mathbf{X}_{n+1}$ محاسبه می‌شوند. $w_{i,n}$ طوری طراحی شده است که نواحی با ویژگی‌های برجسته انتخاب شده و بقیه نواحی رها شده تا در تخمین $\nabla \mathbf{X}_{n+1}$ تأثیرگذار نباشند. دانش پیشین در مورد هسته تاری نیز به صورت $\|\mathbf{A}\|_{0.5}$ در نظر گرفته شده است. یک دانش جدید به صورت $\|\mathbf{W}\mathbf{A}\|_2^2$ اضافه شده است. $\mathbf{W}$ ماتریسی از وزنهایی است که از حوزه فرکانس گرفته می‌شوند. این وزن‌ها طوری انتخاب می‌شوند که فرکانس‌هایی که انرژی کمتری دارند ضریب بیشتری داشته باشند. Liu و همکاران [۵۶] نیز یک دانش ترکیبی جدید برای هسته تاری حرکتی استفاده کرده‌اند. آن‌ها بیان نمودند که هسته تاری، علاوه بر اینکه تُنک است، هموار نیز هست، و این ویژگی به خاطر پیوستگی منحنی آن است. لذا ترکیب نُرم یک هسته تاری به همراه نُرم دو گرادیان‌های آن را به عنوان دانش جدید روی هسته تاری پیشنهاد داده‌اند. در [۵۱] نیز، بر اساس دلیل مشابه، مجموع نُرم دو هسته تاری و نُرم دو گرادیان‌های آن به عنوان دانش پیشین روی هسته تاری استفاده شده است.

در [۵۷] یک روش برای رفع تاری تصاویر حاوی متن پیشنهاد شده است که در آن از نُرم صفر تصویر واضح به عنوان دانش پیشین استفاده شده است، زیرا تصاویر حاوی متن در دو حالت واضح و تار در نُرم صفر با یکدیگر تفاوت اساسی دارند. نکته قابل توجه حذف خرابی‌های مصنوعی در این تحقیق می‌باشد. برای این

کار ابتدا تصویر واضح با استفاده از دانش پیشین مذکور تخمین زده می‌شود. همچنین تصویر با استفاده از دانش پیشین لاپلاسی نیز تخمین زده می‌شود. سپس اختلاف بین این دو تصویر محاسبه شده و از یک فیلتر متقارن گذرانده می‌شود. در انتها تصویر فیلتر شده از تصویر تخمینی کم می‌گردد. نتایج نشان می‌دهد در تصاویر دارای متن خرابی‌های مصنوعی به کمک این روش به خوبی برطرف می‌شوند.

در [۵۸] با استفاده از ویژگی خلوتی هسته تاری و تصویر واضح در تبدیل موجک، منظم‌سازی‌هایی برای هسته تاری و تصویر واضح تعریف شده و بر این اساس دو تابع انرژی معرفی شده است که باید حداقل شوند. در [۵۹] دانشی که برای هسته در نظر گرفته شده شامل دو عبارت منظم‌سازی یکی برای حفظ پیوستگی و دیگری برای حفظ خلوتی هسته می‌باشد. با استفاده از روش $IRLS^1$ دو مسأله MAP مربوطه حل شده است.

دسته دوم روش‌ها سعی نموده‌اند تا فقط لبه‌های مهم را در عبارت تطبیق داده اثر دهند. در [۶۰] و [۳۷] لبه‌های تیز به‌طور مستقیم از تصویر تار استخراج شده و در عبارت تطبیق داده استفاده شده‌اند. روش ارائه شده در [۴۵] از یک فیلتر شوک^۲ برای استخراج لبه‌های تیز استفاده کرده است. در [۴۳]، علاوه بر استفاده از فیلتر شوک، از یک فیلتر متقارن^۳ و آستانه‌گذاری لبه‌ها (برای حفظ لبه‌های تیز) در هر تکرار استفاده شده است. در روش‌های پیشنهاد شده در [۴۵، ۶۱، ۶۲] یک روش انتخاب لبه استفاده شده است که پارامترهای آن در هر تکرار به‌صورت وفقی تنظیم می‌گردند. در [۶۳] از دانش پیشین روی تگه‌های تصویر برای بازسازی لبه‌های مفید استفاده شده است.

¹ Iterative Re-weighted Least Square

² Shock filter

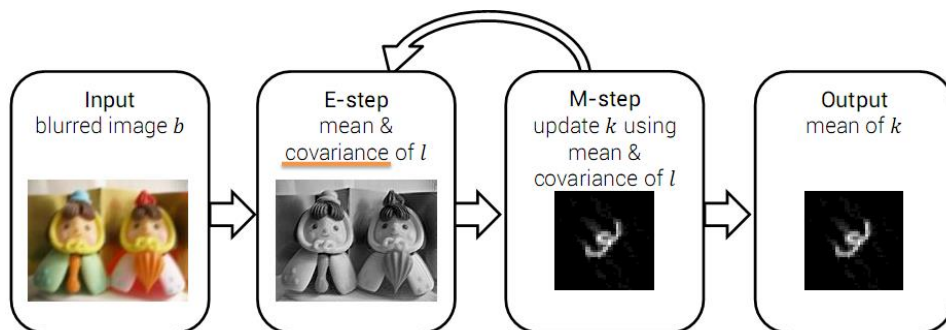
³ Bilateral Filter

۲-۴-۱-۲- واپیچش کور بر پایه بیز متغیر

همان‌طور که ذکر شد، روش‌های بر پایه MAP فقط به دنبال محتمل‌ترین جواب می‌گردند. در حالیکه، در روش‌های بر پایه بیز متغیر، کل شکل توزیع پسین در نظر گرفته می‌شود. در حقیقت، این روش‌ها به دنبال تخمین پارامترهای توزیع پسین می‌باشند، یعنی میانگین و کواریانس را تقریب می‌زنند. روش‌های بر پایه بیز پایدارتر بوده، اما کند هستند.

در [۴۱] اولین روش بر پایه بیز معرفی گردید. در آن با استفاده از کمینه‌سازی همگرایی KL^1 یک توزیع تقریبی برای احتمال تصویر واضح، هسته تاری و واریانس نویز پیدا شده است. روش بهینه‌سازی تعریف شده در این تحقیق بسیار پیچیده و الگوریتم آن زمان‌بر است.

در [۶۴] یک الگوریتم بر پایه EM^2 معرفی شده است که بین دو مرحله تخمین هسته و تخمین میانگین و کواریانس تصویر واضح تناوب دارد. در مرحله E میانگین و کواریانس توزیع پسین تصویر واضح یعنی $q(\mathbf{X})$ تخمین زده شده و در مرحله M با داشتن این میانگین و کواریانس به تخمین هسته تاری پرداخته می‌شود. شکل ۲-۵ شمایی از مراحل این الگوریتم را نشان می‌دهد. این الگوریتم سریع‌تر از روش معرفی شده در [۴۱] عمل می‌کند.



شکل ۲-۵- شمایی از مراحل الگوریتم استفاده شده در [۶۴] برای تخمین هسته تاری و تصویر واضح.

¹ Kullback-Leibler Divergence

² Expectation-Maximization

در [۶۵] یک الگوریتم رفع تاری بر پایه تئوری بیز ارائه شده است. در این تحقیق، تابع هدف شامل یک عبارت منظم‌سازی وفقی با مکان است که توأمأً تصویر واضح، هسته تاری و سطح نویز را کنترل می‌کند. این عبارت، بر اساس درجه تاری تخمین زده شده و ساختار تصویر، شکل خود را به صورت اتوماتیک تطبیق داده به‌طوریکه نواحی با اطلاعات کم در مورد تاری نادیده گرفته شده و نواحی با اطلاعات بیشتر در مورد تاری در فرآیند تخمین اثربخشی بیشتری داشته باشند.

۲-۴-۲- رفع تاری با واپیچش بینا

در این قسمت به شرح برخی از روش‌های رفع تاری بینا می‌پردازیم. با شرح ساده‌ترین و قدیمی‌ترین روش‌های رفع تاری با واپیچش بینا شروع کرده و در ادامه، روش‌های اخیر نیز مورد بحث قرار می‌گیرند. در این دسته از روش‌ها، فرض می‌شود هسته تاری موجود است (یا از قبل تخمین زده شده است). برای سادگی فرض می‌شود تاری در تمام تصویر به صورت یکسان اتفاق افتاده است. بنابراین می‌توان مدل تاری را به صورت رابطه زیر بیان کرد (مشابه رابطه (۲-۱)):

$$\mathbf{B} = \mathbf{A} \otimes \mathbf{X} + \mathbf{n} \quad (۱۱-۲)$$

در ادامه، برخی روش‌های به‌دست آوردن $\mathbf{X}$ از روی $\mathbf{A}$ و $\mathbf{B}$ را بیان می‌کنیم.

۲-۴-۲-۱- رفع تاری به روش فیلترگیری معکوس

ظاهراً، یک راه ساده برای به‌دست آوردن $\mathbf{X}$ از روی $\mathbf{A}$ و $\mathbf{B}$ استفاده از تبدیل فوریه است. اگر نویز را در نظر نگیریم، می‌توان رابطه (۱۱-۲) را در حوزه فرکانس به صورت زیر نوشت:

$$\mathcal{B} = \mathcal{A} \circ \mathcal{X} ,$$

$$\mathcal{X} = \mathcal{F}(\mathbf{X}),$$

$$\mathcal{B} = \mathcal{F}(\mathcal{B}) ,$$

$$\mathcal{A} = \mathcal{F}(\mathcal{A}) ,$$

(۱۲-۲)

که $\mathcal{F}$ نماد تبدیل فوریه، و $\circ$ عملگر ضرب پیکسل به پیکسل است. بنابراین خواهیم داشت:

$$\mathcal{X} = \frac{\mathcal{B}}{\mathcal{A}} \quad (۱۳-۲)$$

با انجام معکوس فوریه، می‌توان تصویر واضح را به دست آورد. یعنی:

$$\mathbf{X} = \mathcal{F}^{-1} \left(\frac{\mathcal{B}}{\mathcal{A}} \right) , \quad (۱۴-۲)$$

که $\mathcal{F}^{-1}$ نماد معکوس تبدیل فوریه است. به این روش، فیلترگیری معکوس^۱ گفته می‌شود. با این روش، به ندرت می‌توان $\mathbf{X}$ را به صورت پایدار پیدا کرد. زیرا، فرکانس‌های زیادی هستند که به ازای آن‌ها مقدار $\mathcal{A}$ برابر با صفر یا بسیار نزدیک به صفر است، و زمانی که واقعیت اضافه شدن نویز به تصویر (یعنی رابطه $\mathbf{B} = \mathbf{A} \otimes \mathbf{X} + \mathbf{n}$) را نیز در نظر بگیریم، معکوس آن بسیار به نویز حساس است:

$$\frac{\mathcal{B}}{\mathcal{A}} = \mathcal{X} + \frac{\mathcal{N}}{\mathcal{A}} , \quad (۱۵-۲)$$

که $\mathcal{N}$ تبدیل فوریه $\mathbf{n}$ است. بنابراین نویز تقویت می‌شود و عمل واپیچش نیز به سادگی انجام نمی‌شود. شکل ۶-۲ یک تصویر مرجع (الف)، تصویر تار بدون نویز (ب)، تصویر بازسازی شده با استفاده از فیلترگیری معکوس (ج)، و همچنین یک تصویر تار و نویزی (د)، که با افزودن نویز گاوسی به نسخه تار تولید شده است، و تصویر بازسازی شده با استفاده از فیلترگیری معکوس (ه) را نشان می‌دهد (طول تار برابر ۱۰ پیکسل و جهت تار برابر ۳۰ درجه است). همان‌طور که دیده می‌شود فیلترگیری معکوس باعث تقویت نویز می‌شود.

^۱ Inverse Filtering



الف- تصویر اصلی



ج- تصویر بازسازی شده با اعمال فیلتر گیری معکوس



ب- تصویر تار (بدون نویز)



ه- تصویر بازسازی شده با اعمال فیلترگیری معکوس



د- تصویر تار نویزی

شکل ۲-۶- نتیجه اعمال فیلترگیری معکوس بر روی تصویر تار بدون نویز و نویزی.

۲-۲-۴-۲- رفع تاری به روش فیلتر وینر^۱

یکی از ساده‌ترین روش‌های رفع تاری استفاده از فیلتر وینر است. این روش، بهبود یافته روش فیلترگیری معکوس است که در آن، برای کاهش اثر نویز، رابطه (۲-۱۴) به صورت زیر بازنویسی می‌شود.

$$\mathbf{X} = \mathcal{F}^{-1}\left(\frac{\mathcal{A}^2}{\mathcal{A}^2 + k} \cdot \frac{\mathbf{B}}{\mathcal{A}}\right) \quad (۲-۱۶)$$

^۱ Wiener filter

در این رابطه یک ثابت k در نظر گرفته شده است که باید به صورت دستی تنظیم گردد. فیلترگیری معکوس، حالت خاصی از فیلتر وینر است که در آن $k = 0$ است. هر چه مقدار k بزرگتر باشد، میزان سرکوبی نویز بیشتر است. شکل ۲-۷ یک تصویر تار بدون نویز، یک تصویر تار نویزی و تصاویر حاصل از اعمال فیلتر وینر بر روی آن‌ها را نشان می‌دهد (طول تاری برابر ۱۰ پیکسل و جهت تاری برابر ۳۰ درجه می‌باشد). همان‌طور که دیده می‌شود، فیلتر وینر، تقویت نویز را متوقف کرده، اما تاری برطرف نشده است.

۲-۴-۳- تعریف مسأله بهینه‌سازی برای بازسازی تصویر واضح

برای غلبه بر مشکلات ذکر شده در قسمت قبل، مسأله پیدا کردن $\mathbf{X}$ با داشتن $\mathbf{B}$ به صورت یک مسأله بیشینه احتمال پسین (MAP) تعریف می‌شود. یعنی به دنبال $\mathbf{X}$ ای هستیم که به بهترین شکل تصویر تار ($\mathbf{B}$) را توصیف کند، یعنی احتمال پسین $\rho(\mathbf{X}|\mathbf{B})$ را بیشینه نماید:

$$\mathbf{X} = \operatorname{argmax}_{\mathbf{X}} \rho(\mathbf{X}|\mathbf{B}) \propto \rho(\mathbf{B}|\mathbf{X})\rho(\mathbf{X}) \quad (2-17)$$

بسته به اینکه توزیع نویز را به صورت گاوسی یا پواسون در نظر بگیریم، روش‌های مختلفی برای حل معادله بالا ارائه شده است. در ذیل به شرح چند روش مهم و مطرح می‌پردازیم.

○ رفع تاری به روش Lucy-Richardson با فرض توزیع پواسون^۱ نویز

یکی از مهم‌ترین و قدیمی‌ترین روش‌های رفع تاری با فرض توزیع پواسون نویز، روش Lucy-Richardson می‌باشد (الگوریتم R-L) [۶۶، ۶۷]. در این روش، تنها به بیشینه‌سازی درست‌نمایی، یعنی $\rho(\mathbf{B}|\mathbf{X})$ پرداخته شده است. در حالت توزیع پواسون نویز، می‌توان درست‌نمایی تصویر تار $\mathbf{B}$ به عنوان تابعی از $\mathbf{X}$ را به صورت زیر تعریف کرد [۶۶، ۶۷]:

^۱ Poisson noise



الف- تصویر تار (بدون نویز)



ب- تصویر بازسازی شده با فیلتر وینر روی تصویر (الف)



ج- تصویر تار نویزی



د- تصویر بازسازی شده با فیلتر وینر روی تصویر (ج)

شکل ۷-۲- نتیجه اعمال فیلتر وینر بر روی تصویر تار بدون نویز و نویزی.

$$\rho(\mathbf{B}|\mathbf{X}) = \prod_i \frac{\mathbf{B}_i^* \mathbf{B}_i e^{-\mathbf{B}_i^*}}{\mathbf{B}_i!} \quad (۱۸-۲)$$

که :

$$\mathbf{B}_i^* = \sum_j \mathbf{x}_{ij} \mathbf{B}_j \quad (۱۹-۲)$$

با اعمال لگاریتم در رابطه (۱۸-۲) و مشتق گیری از آن و حل معادله مشتق مساوی صفر، رابطه به روز رسانی به صورت زیر خواهد بود:

$$\mathbf{x}^{(t+1)} = \mathbf{x}^{(t)} \circ \left(\frac{\mathbf{B}}{\mathbf{x}^{(t)} \otimes \mathbf{A}} \otimes \check{\mathbf{A}} \right), \quad (۲۰-۲)$$

که در آن $\mathbf{X}^{(t)}$ تصویر بازسازی شده در مرحله t ام، و $\tilde{\mathbf{A}}$ نسخه برگردانده شده^۱ هسته تری $\mathbf{A}$ است به طوریکه:

$$\tilde{\mathbf{A}}_{ij} = \mathbf{A}_{(n-i)(m-j)}, 0 \leq i, j \leq n, m \quad (2-21)$$

که $[n, m]$ اندازه هسته تری است. الگوریتم R-L یک الگوریتم تکراری است. شرط توقف این الگوریتم، رسیدن به یک تعداد تکرار خاص است. شکل ۲-۸ نتیجه اعمال این الگوریتم را بر روی یک تصویر تار نویزی نشان می‌دهد (طول تری برابر ۱۰ پیکسل و جهت تری برابر ۱۰ درجه می‌باشد).

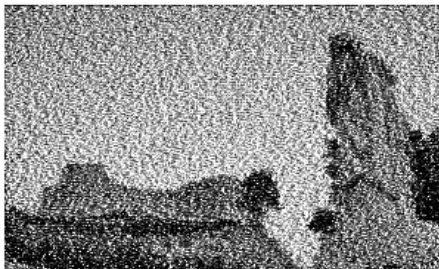
در الگوریتم R-L، با افزایش تعداد تکرار، نویز نیز تقویت می‌شود. یک راه برای جلوگیری از تقویت بیش از اندازه نویز، توقف الگوریتم قبل از همگرایی آن (مثلاً بعد از ۲۰ تا ۵۰ تکرار) است. راه دیگر، بیشینه‌سازی کل رابطه (۲-۱۷)، به جای بیشینه‌سازی تنها بخش درست‌نمایی، است. یعنی بخش دانش پیشین را نیز در نظر بگیریم. با به کارگیری انواع دانش‌ها، بهبودهایی روی الگوریتم R-L ارائه شده است [۶۸-۷۰].



ب- تصویر بازسازی شده با روش R-L روی تصویر (الف)



الف- تصویر تار (بدون نویز)



د- تصویر بازسازی شده با روش R-L روی تصویر (ج)



ج- تصویر تار نویزی

شکل ۲-۸- نتیجه اعمال الگوریتم R-L برای رفع تری یک تصویر تار و یک تصویر تار نویزی.

^۱ Flipped

○ رفع تاری با فرض توزیع گاوسی نویز

بسیاری از روش‌های رفع تاری بینا، فرض می‌کنند توزیع نویز به صورت گاوسی است. علاوه بر اینکه این فرض به دنیای واقعی نزدیک بوده، بهینه‌سازی آن نیز بهتر انجام می‌شود. با فرض توزیع گاوسی نویز، تابع دُرست‌نمایی برای تصویر $\mathbf{B}$ به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\rho(\mathbf{B}|\mathbf{X}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \prod_i \exp\left(-\frac{(\mathbf{B}_i - \mathbf{B}_i^*)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (22-2)$$

که در آن σ انحراف استاندارد نویز می‌باشد. $\mathbf{B}_i^*$ از رابطه (20-2) به دست می‌آید. با تشکیل لگاریتم دُرست‌نمایی، مشتق‌گیری از آن و قرار دادن مشتق مساوی با صفر، به رابطه تخمین زیر (در حوزه فرکانس) می‌رسیم:

$$\hat{\mathbf{X}} = \mathbf{F}^{-1}\left(\frac{\overline{\mathbf{F}(\mathbf{A})}\mathbf{F}(\mathbf{B})}{\mathbf{F}(\mathbf{A})\mathbf{F}(\mathbf{A})}\right) \quad (23-2)$$

که $\overline{\mathbf{F}(\cdot)}$ عملگر مزدوج مختلط^۱ را نشان می‌دهد. رابطه (23-2) مشابه رابطه (14-2) است. همان‌گونه که قبلاً نیز ذکر گردید، در فرکانس‌هایی که مقدار $\mathbf{F}(\mathbf{A})$ بسیار کم یا صفر باشد، این رابطه باعث تقویت نویز می‌شود. برای جلوگیری از این مشکل، بسیاری از روش‌ها به استفاده از دانش پیشین در مسأله بهینه‌سازی روی آورده‌اند.

برخی از انواع دانش پیشین که در تحقیقات مختلف به کار گرفته شده است، در بخش قبل، بحث و عنوان گردیدند. در اینجا، به بیان موردی برخی از تحقیقاتی می‌پردازیم که در زمینه واپیچش بینا با احتساب دانش پیشین روی تصاویر واضح انجام شده‌اند.

¹ Complex conjugate

۲-۴-۲-۴- دخالت دانش پیشین در روش‌های رفع تاری بینا

بسیاری از محققین سعی بر دخالت دانش پیشین در مورد تصاویر طبیعی واضح، در حل معادله بیشینه‌سازی (رابطه ۲-۱۷) کرده‌اند. بر اساس مطالب مطرح شده، می‌توان حل مسأله بیشینه‌سازی تعریف شده در رابطه (۲-۱۷) را با حل مسأله کمینه‌سازی که با اعمال منفی لگاریتم حاصل شده است، انجام داد. در این صورت، دانش پیشین در مسأله بیشینه‌سازی جای خود را به یک عبارت منظم‌سازی در مسأله کمینه‌سازی خواهد داد. بنابراین، در تحقیقات مختلف، دانش پیشین در قالب یک عبارت منظم‌سازی به تابع هزینه افزوده شده است.

در [۷۱] از توزیع گرادیان‌های تصویر به‌عنوان دانش پیشین در مورد تصاویر واضح استفاده شده است. در این تحقیق، از دو نوع توزیع گاوسی و فوق لاپلاسی برای این هدف استفاده شده است. عبارت منظم‌سازی معادل توزیع گاوسی گرادیان‌های تصویر، یعنی $\|\nabla X\|_\alpha$ با $\alpha = 2$ به مسأله کمینه‌سازی اضافه شده است. مسأله تعریف شده، هم در حوزه فرکانس و هم در حوزه مکان، حل شده است. حل در حوزه فرکانس با سرعت بالایی انجام می‌شود. اما به دلیل اینکه ضرب در حوزه فرکانس معادل با پیچش چرخشی^۱ در حوزه مکان است (و این فرض در مرزهای تصویر نادرست است)، در نتیجه پس از واپیچش، خرابی‌هایی در مرزهای تصویر مشاهده می‌شود. بنابراین، پیشنهاد شده است، مسأله در حوزه مکان حل شود. در [۷۱] از الگوریتم گرادیان آمیخته^۲ برای حل این مسأله در حوزه مکان استفاده شده است. مشکل این روش این است که در تعداد تکرار پایین، خطا به کندی کاهش پیدا می‌کند و نیاز به تکرار الگوریتم در تعداد بالا دارد، در نتیجه باعث کند شدن الگوریتم می‌گردد.

^۱ Cyclic

^۲ Conjugate Gradient Algorithm

همان‌طور که در بخش ۲-۴-۱-۱ اشاره شد، گرادیان‌های تصویر از یک توزیع خلوت برخوردارند. با فرض توزیع خلوت در رابطه کمینه‌سازی، لبه‌های تیزتری خواهیم داشت و همچنین نویز تصویر کاهش یافته و از خرابی‌های ناخواسته‌ای چون خرابی‌های حلقوی^۱ کاسته می‌شود. تابع فوق لاپلاسی $\|\nabla X\|_\alpha$ با $\alpha = 0.8$ این توزیع را بهتر بیان می‌کند، اما اضافه کردن این تابع به‌عنوان عبارت منظم‌سازی به مسأله کمینه‌سازی، باعث می‌شود مسأله غیرمحدب^۲ شود. در [۷۱] برای حل مسأله کمینه‌سازی با فرض توزیع خلوت، از یک الگوریتم حدّ اقل مربّعات با وزن‌دهی مجدّد تکراری (IRLS) استفاده شده است. این الگوریتم با تکرارهای الگوریتم گرادیان آمیخته، سعی در کاهش میزان خطا دارد، که باعث زمان‌بر شدن الگوریتم می‌شود [۷۱].

شکل ۲-۹ یک تصویر با تاری طبیعی (در اثر حرکت دوربین) و نتیجه اجرای الگوریتم‌های مختلف رفع تاری پیشنهاد شده در [۷۱] را نشان می‌دهد. هسته تاری این تصویر (با استفاده از روش پیشنهاد شده در [۴۲]) تخمین زده شده است. همان‌طور که دیده می‌شود با رفع تاری در حوزه مکان و با فرض خلوتی توزیع، اثری از خرابی‌های ناخواسته در آن وجود ندارد (شکل ۲-۹ ج)). تصویر بازسازی شده با روش فیلتر وینر دارای تاری کمتری نسبت به روش رفع تاری در حوزه مکان و حوزه فرکانس است، اما خرابی‌های زیادتری نیز دارد. واپیچش در حوزه فرکانس و در حوزه مکان، نتیجه بهتری (از نظر میزان خرابی‌ها) نسبت به فیلتر وینر و روش R-L تولید می‌کند.

^۱ Ringing artefacts

^۲ Non-convex



پ- نتیجه واپیچش با فیلتر وینر



ب- نتیجه واپیچش با الگوریتم R-L



الف- تصویر تار (با تار طبیعی که هسته تار آن تخمین زده شده است)



ج- نتیجه واپیچش با فرض دانش پیشین با توزیع خلوت [۷۱].



ث- نتیجه واپیچش در حوزه فرکانس [۷۱].



ت- نتیجه واپیچش در حوزه مکان با دانش پیشین با توزیع گاوسی [۷۱].

شکل ۲-۹- یک تصویر با تار طبیعی و نتیجه اجرای الگوریتم‌های مختلف رفع تار.

استفاده از توزیع خلوت برای نشان دادن توزیع گرادیان تصویر واضح در تحقیقات دیگری نیز مورد توجه قرار گرفته است. در [۷۲] همان تابع انرژی تعریف شده در [۷۱] با مقادیر متغیر α (که توسط کاربر می‌تواند انتخاب شود) استفاده شده است. برای اینکه مسأله از حالت غیرمحدب خارج شود (به عبارت ساده‌تر، متغیر

اصلی یعنی $\mathbf{X}$ از داخل $\|\cdot\|_\alpha$ خارج شود)، از روش جریمه نیمه درجه-دو (HQP) استفاده شده است. HQP یک روش تکراری برای محدب کردن مسائلی است که در آن‌ها متغیر اصلی در عباراتی به شکل نرم $\|\cdot\|_\alpha$ ($0 < \alpha \leq 1$) ظاهر شده است. بر اساس این روش، یک متغیر کمکی تعریف می‌شود که با استفاده از آن متغیر اصلی از درون عبارت $\|\cdot\|_\alpha$ خارج می‌گردد. در [۷۲] مسأله جدید با استفاده از یک روش بر پایه جدول جستجو (LUT^1) حل شده است. در [۷۳] از دانش پیشین تغییرات کلی (TV) تصویر استفاده شده است. تغییرات کلی $\mathbf{X}$ ، در حقیقت، همان $\|\nabla \mathbf{X}\|$ است. اگر $\|\cdot\|_2 = \|\cdot\|$ باشد، تغییرات کلی همسان‌گرد^۲ و اگر $\|\cdot\|_1 = \|\cdot\|$ باشد، تغییرات کلی ناهمسان‌گرد^۳ است. در [۷۳] از هر دو شکل تغییرات کلی به‌عنوان عبارت منظم‌سازی استفاده شده است. در [۷۴] نیز از تغییرات کلی همسان‌گرد به‌عنوان عبارت منظم‌سازی استفاده شده است. مسائل تعریف شده نیز با استفاده از روش HQP حل شده‌اند. در [۷۵] از ترکیب روش‌های وینر و R-L استفاده شده است.

در [۷۶] نیز مسأله رفع تاری بینا به‌صورت یک MAP تعریف شده است که همان قالب R-L را دارد. اما برای سرکوب خرابی‌های مصنوعی مانند روش‌های ارائه شده در [۷۷، ۷۸] یک وزن‌دهی متغیر (یک وزن خاص به ازای هر پیکسل) در عبارت منظم‌سازی استفاده شده است. این وزن‌ها در هر تکرار به‌هنگام می‌شوند. در [۷۹] وزن مربوط به عبارت منظم‌سازی بر اساس ویژگی‌های محلی تصویر و به‌صورت وفقی کنترل می‌شود. در این تحقیق نگاشت‌های مرجعی که نشان‌دهنده شدت لبه‌ها در تکه‌های تصویر می‌باشند استخراج می‌گردند. سپس در هر تکرار با کمک این نگاشت‌ها، وزن مربوط به عبارت منظم‌سازی روی تصویر واضح، به‌هنگام می‌شود. در [۸۰] نیز وزن مربوط به عبارت منظم‌سازی (که شامل مدل فوق لاپلاسی روی

¹ Look-up table

² Isotropic

³ Anisotropic

گرادیان‌های تصویر است) به صورت وقتی تنظیم می‌گردد، بدین صورت که نواحی دارای لبه، وزن بزرگتری نسبت به نواحی هموار داشته باشند.

در [۸۱] از دانش پیشین خلوت و وقتی برای گرادیان‌های تصویر استفاده شده است. دانش پیشین به صورت یک ماتریس از گرادیان‌های تصویر تعریف می‌شود. در آنجا، ابتدا یک واپیچش با فرض توزیع گاوسی برای گرادیان‌های تصویر انجام می‌شود. سپس با اعمال یک فیلتر هموارکننده—نگه‌دارنده لبه نویز کاهش یافته، ضمن اینکه، لبه‌های قوی حفظ می‌شوند. در ادامه واپیچش در حوزه فرکانس (با فرض دانش پیشین خلوت و وقتی) انجام می‌شود.

روش‌های رفع تاری به صورت بینا که تا اینجا معرفی کردیم از آماره‌های تصویر طبیعی (گرادیان تصویر) استفاده می‌کردند. روش‌هایی هم هستند که از دانش پیشین با اطلاعات آماری مرتبه بالا^۱ استفاده می‌کنند. نمونه‌ای از دانش‌های مرتبه بالا دانشی است که از تکه‌های تصویر یا همسایه‌های بزرگ در تصویر به دست می‌آید. در [۸۲] از مدل مخلوط گاوسی آموزش یافته برای تکه‌های تصویر استفاده شده است. ابتدا تکه‌های تصاویر مختلف آموزشی توسط الگوریتم K-Means خوشه‌بندی شده‌اند. سپس با داشتن یک تکه، میزان همسایگی آن به خوشه‌های مختلف محاسبه می‌شود. در انتها واپیچش بر اساس مدل مخلوط گاوسی انجام می‌شود.

در برخی تحقیقات اخیر استفاده از نمونه‌های مختلف تصاویر آموزشی در فرموله‌سازی دانش پیشین مورد توجه قرار گرفته است [۸۳-۸۵]. در [۸۳، ۸۴] فرموله‌سازی دانش پیشین با آگاهی از محتوای تصویر مطرح شده است. اما زمانی که تصویر ورودی شامل نویز و تاری باشد انتخاب دانش مناسب بسیار مشکل است. در [۸۵] ذکر شده است که استفاده از دانش پیشین بر اساس محتوای تصویر، زمانی مناسب است که نسخه

^۱ High order statistics

واضح تصویر موجود باشد. در این تحقیق با داشتن یک تصویر تار، هسته تار مربوطه و یک تصویر واضح که از لحاظ محتوا مشابه تصویر تار است، رفع تار انجام شده است. دانش پیشین از تگه‌های تصویر واضح در مقیاس‌های مختلف استخراج می‌شود. این روش کارایی مناسبی داشته اما بسیار زمان‌بر است.

۲-۵- رفع تار محلی در یک تصویر

برخی کارهایی که در مسأله تار محلی (رفع تار ناشی از حرکت شیء در صحنه) انجام شده‌اند، فقط به تشخیص ناحیه یا شیء تار در تصویر ختم شده، یا علاوه بر آن پارامترهای تار نیز تشخیص داده می‌شوند [۲۶، ۲۷، ۲۹-۳۱، ۸۶-۹۰]. چند تحقیق نیز به رفع تار محلی پرداخته‌اند [۹۱-۱۰۷]. روش‌هایی که به رفع تار محلی پرداخته‌اند را می‌توان به دو دسته تقسیم کرد: دسته اول، روش‌هایی هستند که ابتدا تصویر را به نواحی تار و غیرتار قطعه‌بندی می‌کنند، سپس رفع تار را روی ناحیه تار انجام می‌دهند. دسته دوم، روش‌هایی هستند که مراحل قطعه‌بندی و بازسازی تصویر واضح را با یکدیگر و به‌طور همزمان (طی یک فرآیند تکراری) انجام می‌دهند. روش‌های دسته دوم، از پخش خطای مرحله قطعه‌بندی به مرحله بازسازی تصویر جلوگیری می‌کنند، اما زمان‌بر هستند [۹۴، ۹۶، ۹۷، ۱۰۲].

برخی از روش‌های پیشنهاد شده برای رفع تار محلی، نیاز به یک سخت‌افزار خاص مانند شاتر لرزان^۱ [۱۰۳]، الگوهای روزنه^۲ [۹۹، ۱۰۱]، و سیستم‌های دوربین ترکیبی [۱۰۶] دارند. برخی دیگر نیاز به کمک کاربر در استخراج ناحیه تار دارند. در این روش‌ها، کاربر بخشی از ناحیه تار را علامت می‌زند. سپس به کمک الگوریتم بوریاپافی، نگاشت شفافیت تصویر استخراج می‌شود. با استفاده از این نگاشت، محل شیء تار مشخص می‌گردد [۹۳، ۹۵، ۱۰۷]. برخی دیگر از روش‌های پیشنهاد شده برای رفع تار محلی، هسته تار را از یک مجموعه محدود و از پیش تعریف شده انتخاب می‌کنند [۹۲، ۹۸]. روش‌هایی هم برای رفع تار از

^۱ Fluttered shutter

^۲ Aperture patterns

صحنه‌های پویا پیشنهاد شده‌اند. این روش‌ها، که به‌طور همزمان جریان حرکت و تصویر واضح را تخمین می‌زنند، در رفع تاری ویدیو کاربرد دارند [۹۴، ۹۶، ۹۷]. اخیراً نیز روشی در [۱۰۲] پیشنهاد شده است که به‌طور همزمان، محل شیء تار و تصویر بازسازی شده را تخمین می‌زند. این کار را طی یک فرآیند تکراری و با حل یک مسئله بهینه‌سازی انجام می‌دهد. در این روش نیاز است کاربر، به‌صورت اولیه، محل شیء تار را (با کشیدن یک مستطیل محیط بر شیء یا با مشخص کردن چند نقطه اطراف آن) مشخص نماید. در این تحقیق بیان شده است که برای اجرای الگوریتم پیشنهادی حافظه زیادی نیاز است، ضمن اینکه الگوریتم زمان‌بر نیز هست.

در [۹۱] ابتدا تصویر به بخش‌هایی تقسیم شده و سپس با استفاده از توزیع گرادیان و بیشینه کپستروم^۱، بخش‌های تار تصویر تشخیص داده شده است. برای تشخیص اینکه یک بخش تار است یا خیر، ابتدا کپستروم آن بخش محاسبه می‌شود. اگر بیشینه مقدار کپستروم که در مرکز آن قرار دارد از یک آستانه‌ای بیشتر شد (در اینجا $0/3$)، می‌توان گفت این قطعه تار است. سپس پارامترهای تاری قطعه تار با استفاده از یک الگوریتم بر اساس طیف فرکانسی تصویر تخمین زده می‌شوند. در انتها نیز تصویر (کل تصویر) با استفاده از روش R-L رفع تاری می‌شود. به دلیل اینکه واپیچش روی کل تصویر اعمال می‌شود، جاهایی که تار نبوده دچار خرابی‌های مصنوعی می‌شود. شکل ۲-۱۰ یک تصویر حاصل از این تحقیق را نشان می‌دهد.

در [۹۲] پس از تعیین ناحیه تار و تخمین پارامترهای تاری، یک تابع MAP بر اساس دانش پیشین فوق لاپلاسی تعریف شده و سپس با روش‌های بهینه‌سازی موجود این مسئله حل شده است. نتیجه حل این مسئله یک الگوریتم بازگشتی برای بازسازی شیء تار است. همان‌طور که در شکل ۲-۱۱ دیده می‌شود شیء بازسازی شده همچنان تار است.

^۱ Cepstrum



ب- تصویر رفع تاری شده (برگرفته از [۹۱])



الف- تصویر دارای یک شیء تار

شکل ۲-۱۰- یک تصویر دارای شیء تار و تصویر رفع تاری شده با روش ارائه شده در [۹۱].



ب- تصویر رفع تاری شده



الف- تصویر دارای یک شیء تار

شکل ۲-۱۱- یک تصویر دارای شیء تار و تصویر رفع تاری شده با روش ارائه شده در [۹۲].

در [۱۰۴] یک روش بازسازی اتوماتیک تصویر واضح ارائه شده است که در آن تشخیص نواحی تار و تخمین هسته تاری مربوط به آن نواحی به طور همزمان انجام می شود. آن ها روش رفع تاری به صورت کور و بر پایه بیز متغیر را به تاری محلی هم تعمیم داده اند. در آنجا، دو هسته تاری در نظر گرفته شده است. تنوع هسته تاری به معنی این است که تمام تصویر به یک اندازه تار نشده است. برای هر پیکسل تصویر، و به ازای هر هسته تاری، مشخص کننده تاری وجود دارد که می تواند مقدار یک یا صفر داشته باشد. مقدار یک برای یک هسته تاری و یک پیکسل خاص، به معنی این است که هسته تاری مربوطه، در آن پیکسل فعال است. برای

تخمین هسته‌های تاری و مشخص‌کننده‌های تاری، از تقریب بیز متغیر استفاده شده است. نتایج خوبی برای رفع تاری یک شیء متحرک به دست آمده است. اما در یک تصویر حداکثر دو شدت تاری در نظر گرفته می‌شود.

۲-۶- جمع‌بندی

در این فصل به معرفی مراحل انجام رفع تاری پرداخته شد. سه مرحله اصلی برای رفع تاری ناشی از حرکت شامل تشخیص ناحیه تار، تخمین هسته تاری و رفع تاری شرح داده شد. مروری بر پژوهش‌های انجام شده تاکنون برای هر کدام از این مراحل ارائه گردید. مزایا و معایب برخی از این پژوهش‌ها نیز ذکر گردید.

فصل سوم: تعیین ناحیه تار در

تصویر

۳-۱- مقدمه

همان‌طور که قبلاً ذکر گردید، اولین قدم در رفع تاری ناشی از حرکت شیء در صحنه، این است که بدانیم کجای تصویر تار شده است. به عبارت بهتر، لازم است ناحیه تار در تصویر مشخص گردد. از آنجایی که ممکن است شدت تاری قسمت‌های مختلف یک تصویر متفاوت باشد، لازم است میزان تاری پیکسل‌های تصویر با دقت مناسبی برآورد شود. ماتریسی که نشان‌دهنده میزان تاری پیکسل‌های تصویر است، نقشه تاری نام دارد. برای تخمین نقشه تاری در یک تصویر، لازم است معیاری معرفی گردد تا به کمک آن بتوان میزان تاری هر پیکسل را تخمین زد. در این رساله، یک معیار ارزیابی میزان تاری پیشنهاد شده است که قابل استفاده برای تخمین میزان تاری یک تصویر یا بلاکی از آن است. از معیار پیشنهادی برای تخمین نقشه تاری در تصویر استفاده می‌شود. پس از تخمین نقشه تاری، با اعمال یک الگوریتم قطعه‌بندی بر اساس مفهوم پیکسون، تصویر اولیه به دو بخش تار و غیرتار تقسیم‌بندی می‌گردد. بدین ترتیب، ناحیه تار در تصویر مشخص می‌گردد.

در بخش ۳-۲ معیار پیشنهاد شده در این رساله، برای ارزیابی میزان تاری در یک تصویر، معرفی شده است. در این بخش، نتایج کمی و کیفی حاصل از مقایسه این معیار با دیگر معیارهای موجود آورده می‌شود. در ادامه، در بخش ۳-۳ تخمین نقشه تاری تصویر به کمک معیار پیشنهاد شده، شرح داده شده است. نتایج کیفی و کمی حاصل از انجام آزمایش‌های مختلف به همراه مقایسه با دیگر روش‌های موجود در همین بخش آورده شده است. روش قطعه‌بندی پیشنهادی و نتایج حاصل از آن نیز در بخش ۳-۴ شرح داده شده است.

۳-۲- معیار ارزیابی تاری

همان‌طور که در فصل دوم ذکر گردید، معیارهای ارزیابی متعددی برای تخمین میزان تاری یک تصویر ارائه شده است. اما، معیارهای موجود در حضور نویز عملکرد خوبی ندارند. در این رساله، یک معیار بدون مرجع^۱ برای تخمین میزان تاری ارائه می‌شود که برای انواع مختلف تاری قابل استفاده می‌باشد. در ضمن، این معیار دارای پیچیدگی محاسباتی پایین و سرعت بالا است. ویژگی مهم‌تر این معیار، مقاومت آن در مقابل نویز است. این معیار بر پایه یک مشاهده ساده تعریف می‌شود: *نرم تبدیل کسینوسی یک تصویر واضح با نرم تبدیل کسینوسی نسخه تار شده آن اختلاف قابل توجهی دارد.* در معیار پیشنهادی، برای کم کردن اثر نویز بر روی تخمین میزان تاری، بسته به میزان نویز موجود در تصویر، بخشی از ضرایب فرکانس بالای تبدیل کسینوسی در تخمین میزان تاری دخالت داده نمی‌شوند. در ادامه، ابتدا ویژگی استفاده شده در معیار پیشنهادی در این رساله و سپس، معیار پیشنهادی معرفی می‌گردند.

۳-۲-۱- بررسی اثر دوباره تار کردن^۲ بر روی یک تصویر

اگر یک تصویر تیز (واضح) را توسط یک فیلتر پایین گذر تار نماییم، چشم انسان به راحتی می‌تواند تصویر اصلی و تصویر تار شده را از هم تمیز دهد (شکل ۳-۱). اما اگر همین تصویر تار را دوباره تار نماییم، میزان اختلاف مشاهده شده توسط چشم انسان بین تصویر تار و تصویر دوباره تار شده (تصویر ۳-۱-ب و تصویر ۳-۱-پ) بسیار کمتر از اختلاف بین تصویر تیز و تصویر یک بار تار شده (تصویر ۳-۱-الف و تصویر ۳-۱-ب) می‌باشد [۱۰۸].

^۱ یک معیار بدون مرجع، معیاری است کیفیت تصویر را فقط از روی همان تصویر، بدون رجوع به نسخه صحیح آن، تخمین می‌زند.

^۲ Re-blurring



الف- تصویر واضح اولیه ب- نسخه تار شده تصویر الف با یک پ- نسخه دوباره تار شده تصویر ب با
فیلتر پایین‌گذر با اندازه پنجره 1×15 اعمال همان فیلتر

شکل ۳-۱- اختلاف بین یک تصویر واضح، نسخه یک‌بار تار شده و نسخه دوباره تار شده آن. دلیل این امر را می‌توان به صورت زیر شرح داد. به طور کلی، تار جزئیات تصویر را تضعیف می‌کند. اگر یک تصویر واضح را یک‌بار تار نماییم، جزئیات آن به شدت تضعیف می‌شوند. لذا، اختلاف بصری مشاهده شده بین تصویر واضح و نسخه یک‌بار تار شده آن، قابل توجه است. اما اگر تصویر تار شده را دوباره تار نماییم، از آنجایی که جزئیات اندکی دارد، این باقیمانده جزئیات با شدت کمتری تضعیف می‌شوند. بنابراین، اختلاف بصری مشاهده شده بین تصویر یک‌بار تار شده و نسخه دوباره تار شده آن چشم‌گیر و قابل توجه نیست.

دلیل پدیده فوق را می‌توان در زبان ریاضی نیز شرح داد. فرض کنید H یک فیلتر پایین‌گذر (میانگین‌گیر) و X یک تصویر واضح ($X \in \mathbb{R}^{N \times N}$) باشد. تصویر یک‌بار تار شده (B_1) را می‌توان به صورت زیر به دست آورد:

$$B_1 = X \otimes H, \quad (3-1)$$

در حوزه فرکانس خواهیم داشت:

$$B_1 = X \circ H, \quad (3-2)$$

که X ، H و B_1 به ترتیب تبدیل فوریه X ، H و B_1 هستند. $\otimes$ عملگر پیچش و $\circ$ عملگر ضرب پیکسل به پیکسل را نشان می‌دهند. تصویر دوباره تار شده، B_2 ، را می‌توان با رابطه زیر به دست آورد:

$$B_2 = B_1 \otimes H = X \otimes H \otimes H, \quad (3-3)$$

در حوزه فرکانس خواهیم داشت:

$$\mathcal{B}_2 = \mathcal{X} \circ \mathcal{H} \circ \mathcal{H} = \mathcal{X} \circ \mathcal{H}^2, \quad (4-3)$$

که $\mathcal{B}_2$ ، تبدیل فوریه $\mathcal{B}_2$ است. $\mathcal{X}$ ، $\mathcal{B}_1$ و $\mathcal{B}_2$ در ابعاد $N \times N$ هستند. برای مثال فرض کنید N برابر ۹ و اندازه $\mathbf{H}$ برابر با 1×7 باشد. یعنی:

$$\mathbf{H} = \frac{1}{7} [1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1] \quad (5-3)$$

ماتریس $\mathcal{H}$ به صورت زیر خواهد بود (تبدیل فوریه در اندازه تصویر یعنی 9×9 تهیه می شود):

$$\mathcal{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0.268 & 0.219 & 0.143 & 0.050 & 0.050 & 0.143 & 0.219 & 0.268 \\ 1 & 0.268 & 0.219 & 0.143 & 0.050 & 0.050 & 0.143 & 0.219 & 0.268 \\ 1 & 0.268 & 0.219 & 0.143 & 0.050 & 0.050 & 0.143 & 0.219 & 0.268 \\ 1 & 0.268 & 0.219 & 0.143 & 0.050 & 0.050 & 0.143 & 0.219 & 0.268 \\ 1 & 0.268 & 0.219 & 0.143 & 0.050 & 0.050 & 0.143 & 0.219 & 0.268 \\ 1 & 0.268 & 0.219 & 0.143 & 0.050 & 0.050 & 0.143 & 0.219 & 0.268 \\ 1 & 0.268 & 0.219 & 0.143 & 0.050 & 0.050 & 0.143 & 0.219 & 0.268 \\ 1 & 0.268 & 0.219 & 0.143 & 0.050 & 0.050 & 0.143 & 0.219 & 0.268 \\ 1 & 0.268 & 0.219 & 0.143 & 0.050 & 0.050 & 0.143 & 0.219 & 0.268 \end{bmatrix}$$

ماتریس $\mathcal{H}^2$ نیز برابر خواهد بود با:

$$\mathcal{H}^2 = \begin{bmatrix} 1 & 0.072 & 0.048 & 0.020 & 0.002 & 0.002 & 0.020 & 0.048 & 0.072 \\ 1 & 0.072 & 0.048 & 0.020 & 0.002 & 0.002 & 0.020 & 0.048 & 0.072 \\ 1 & 0.072 & 0.048 & 0.020 & 0.002 & 0.002 & 0.020 & 0.048 & 0.072 \\ 1 & 0.072 & 0.048 & 0.020 & 0.002 & 0.002 & 0.020 & 0.048 & 0.072 \\ 1 & 0.072 & 0.048 & 0.020 & 0.002 & 0.002 & 0.020 & 0.048 & 0.072 \\ 1 & 0.072 & 0.048 & 0.020 & 0.002 & 0.002 & 0.020 & 0.048 & 0.072 \\ 1 & 0.072 & 0.048 & 0.020 & 0.002 & 0.002 & 0.020 & 0.048 & 0.072 \\ 1 & 0.072 & 0.048 & 0.020 & 0.002 & 0.002 & 0.020 & 0.048 & 0.072 \\ 1 & 0.072 & 0.048 & 0.020 & 0.002 & 0.002 & 0.020 & 0.048 & 0.072 \end{bmatrix}$$

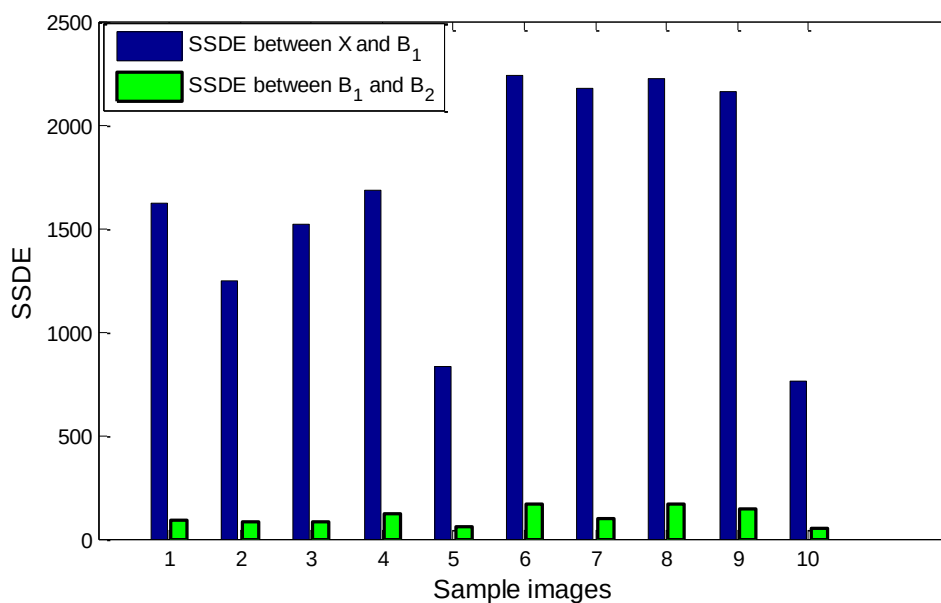
همان طور که مشاهده می شود مقادیر ستون اول $\mathcal{H}$ مساوی یک هستند. مقادیر دیگر ستون ها نیز نزدیک

به صفر است. مقادیر ماتریس $\mathcal{H}^2$ نیز به همین صورت هستند. بنابراین، اختلاف بین $\mathcal{X} \circ \mathcal{H}$ و $\mathcal{X} \circ \mathcal{H}^2$

به طور قابل توجهی کمتر از اختلاف بین $\mathcal{X}$ (یا $\mathcal{X} \circ 1$) و $\mathcal{X} \circ \mathcal{H}$ است. در نتیجه، اختلاف بین $\mathbf{X} \otimes \mathbf{H}$

(یعنی B_1) و $X \otimes H \otimes H$ (یعنی B_2) به‌طور قابل توجهی کمتر از اختلاف بین X و $X \otimes H$ (یعنی B_1) است.

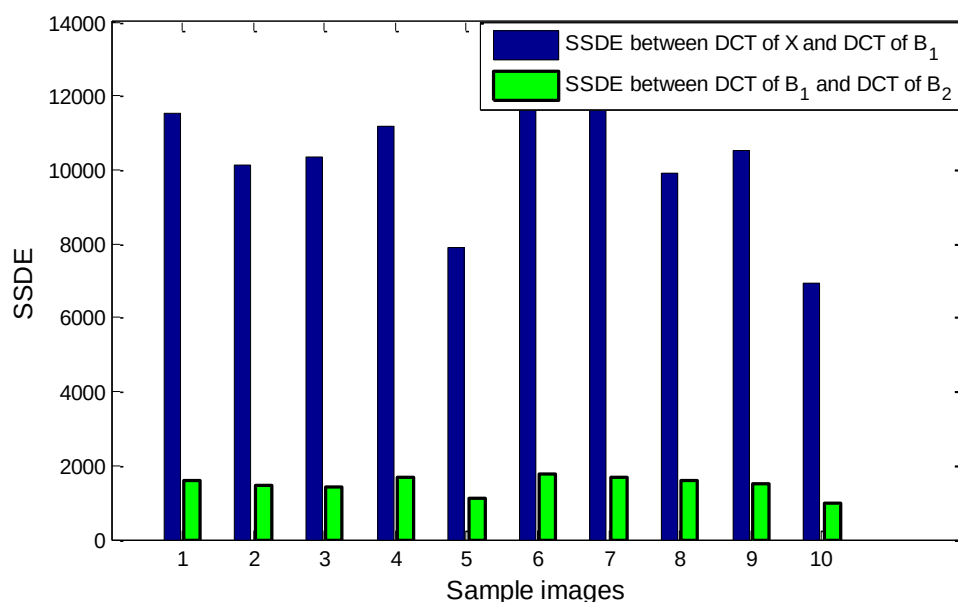
برای بهتر نشان دادن پدیده مذکور، از یک معیار عددی به‌نام خطای مجموع مربّع اختلاف‌ها ($SSDE^1$) استفاده کرده‌ایم. برای این کار، $SSDE$ بین X و B_1 ، همچنین $SSDE$ بین B_1 و B_2 برای ده تصویر منتخب (ده تصویر اول) از مجموعه تصاویر منبع (بدون خرابی) پایگاه داده CSIQ [۱۰۹] را محاسبه کردیم (نتایج روی دیگر تصاویر این پایگاه داده نیز به همین صورت است). نتایج را در یک نمودار به‌صورت ستونی در شکل ۳-۲ رسم نمودیم. همان‌طور که مشاهده می‌شود، به‌ازای همه ده تصویر مورد آزمایش، $SSDE$ بین تصویر واضح و نسخه یک‌بار تار شده به‌طور قابل توجهی بزرگتر از $SSDE$ بین نسخه یک‌بار تار شده و نسخه دوباره تار شده است.



شکل ۳-۲- مقایسه $SSDE$ بین تصویر واضح و نسخه یک‌بار تار شده آن و $SSDE$ بین نسخه یک‌بار تار شده و نسخه دوباره تار شده برای ده تصویر منتخب از پایگاه داده CSIQ [۱۰۹].

¹ Sum of Squared Differences Error

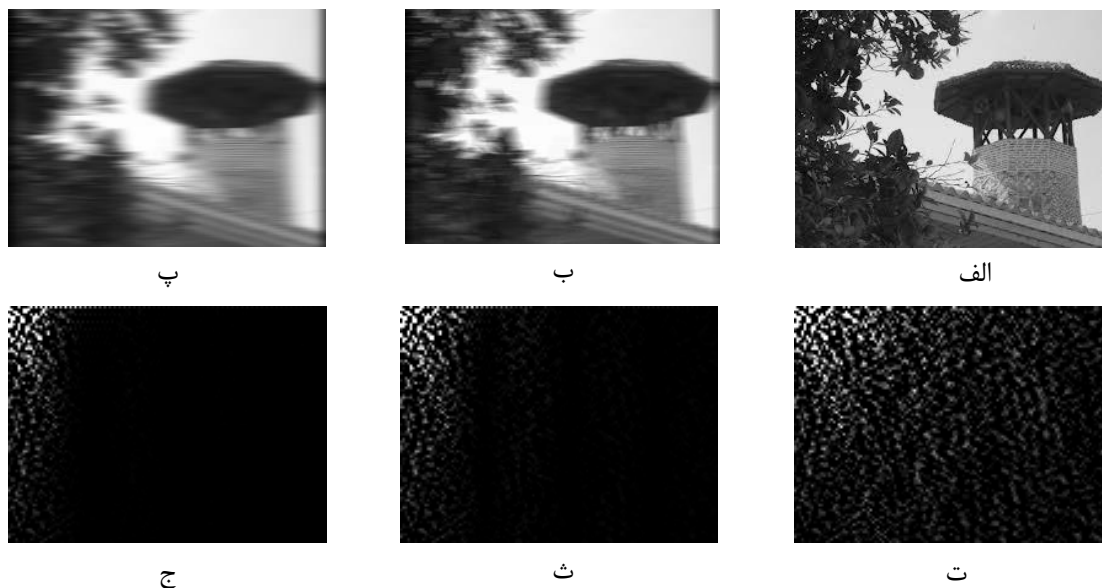
تأثیر تار کردن، در حوزه‌های مختلف تبدیل تصویر مانند تبدیل کسینوسی گسسته (DCT^1)، تبدیل فوریه و تبدیل موجک قابل مشاهده است. بررسی‌های ما نشان داد که از بین این تبدیل‌ها، تبدیل کسینوسی گسسته این اثر را بهتر نشان می‌دهد. برای اثبات این ادعا، SSDE بین ضرایب DCT تصویر واضح و نسخه یکبار تار شده آن، و همچنین SSDE بین ضرایب DCT نسخه یکبار تار شده و نسخه دوباره تار شده را برای ده تصویر استفاده شده در آزمایش قبل محاسبه نمودیم. نتایج در شکل ۳-۳ به صورت یک نمودار ستونی نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، برای تمام ده تصویر، SSDE بین ضرایب DCT تصویر واضح و ضرایب DCT نسخه یکبار تار شده آن به‌طور قابل توجهی بیشتر از SSDE بین ضرایب DCT نسخه یکبار تار شده و ضرایب DCT نسخه دوباره تار شده است.



شکل ۳-۳- مقایسه SSDE بین ضرایب DCT تصویر واضح و ضرایب DCT نسخه یکبار تار شده آن و SSDE بین ضرایب DCT نسخه یکبار تار شده و ضرایب DCT نسخه دوباره تار شده برای ده تصویر مورد استفاده در شکل ۳-۲.

¹ Discrete Cosine Transform

در شکل ۳-۴، یک تصویر واضح، نسخه یک‌بار تار شده آن با استفاده از یک فیلتر پایین‌گذر و نسخه دوباره تار شده آن، با استفاده از همان فیلتر، به همراه ضرایب DCT آن‌ها نشان داده شده‌اند. همان‌طور که ملاحظه می‌گردد، تعداد (شدت) ضرایب فرکانس بالای غیر صفر در DCT تصویر اصلی بیشتر از تعداد (شدت) ضرایب فرکانس بالای غیر صفر در DCT نسخه یک‌بار تار شده آن است. زیرا در اثر تار شدن، بخش بزرگی از ضرایب فرکانس بالا در DCT تصویر از بین می‌روند (صفر می‌شوند). در حالی که، تعداد (شدت) ضرایب فرکانس بالای غیر صفر در DCT تصاویر یک‌بار تار شده و دوباره تار شده تقریباً مشابه است. دلیل این امر نیز واضح است. زیرا، در اثر دوباره تار شدن، فقط بخش کوچک دیگری از ضرایب فرکانس بالا صفر می‌شوند. بنابراین، برای تخمین میزان تاری در یک تصویر، می‌توان از اختلاف بین ضرایب DCT آن تصویر و ضرایب DCT نسخه تار شده آن استفاده کرد. در ادامه معیار پیشنهاد شده در این رساله معرفی می‌گردد که بر پایه پدیده مذکور بنا نهاده شده است.



شکل ۳-۴- اختلاف بین DCT تصویر واضح و نسخه‌های یک‌بار و دوباره تار شده آن. الف- تصویر طبیعی بدون تاری؛ ب- تصویر تار شده با اعمال یک فیلتر میانگین‌گیر با اندازه 15×1 ؛ پ- نسخه دوباره تار شده با اعمال همان فیلتر؛ ت، ث و ج- ربع اول تبدیل کسینوسی مربوط به تصاویر الف، ب و پ.

۳-۲-۲- معیار پیشنهادی برای ارزیابی میزان تاری در تصویر (نوآوری ۱)

به منظور به کارگیری پدیده شرح داده شده در بخش قبل برای تخمین میزان تاری در یک تصویر، از نسبت نرم p ضرایب DCT تصویر اولیه و ضرایب DCT نسخه تار شده آن استفاده کرده ایم. بنابراین، یک معیار ارزیابی میزان تاری در تصویر به صورت زیر پیشنهاد می کنیم:

$$\beta(I) = \frac{\|D_b\|_p}{\|D\|_p}, \quad (۳-۶)$$

که:

$$D = \text{dct}(I), \quad (۳-۷)$$

$$D_b = \text{dct}(I_b), \quad (۳-۸)$$

در معادله های بالا، $I \in \mathbb{R}^{M \times N}$ تصویر اولیه است که می تواند تار باشد یا نباشد (I تصویری است که می خواهیم میزان تاری آن را تخمین بزنیم). $I_b \in \mathbb{R}^{M \times N}$ نسخه تار شده I با استفاده از یک فیلتر پایین گذر است. $D \in \mathbb{R}^{M \times N}$ و $D_b \in \mathbb{R}^{M \times N}$ ، به ترتیب، DCT تصویر I و I_b هستند. $\|\cdot\|_p$ معرّف نرم p است:

$$\|x\|_p = \left(\sum_{u,v} (|x(u,v)|)^p \right)^{\frac{1}{p}} \quad (۳-۹)$$

میزان تاری تخمین زده شده برای تصویر I با استفاده از رابطه (۳-۶) یک عدد بین صفر تا یک (یعنی بازه $[0,1]$) است. هر چه تصویر واضح تر باشد، میزان تاری تخمین زده شده به صفر، و هر چه تصویر تارتر باشد این میزان به یک نزدیک تر است. فرض کنید تصویر I یک تصویر واضح باشد. در اثر تار کردن، بخش بزرگی از ضرایب فرکانس بالا در DCT آن صفر می شوند. لذا نرم DCT تصویر I_b بسیار کمتر از نرم DCT تصویر I خواهد شد. در نتیجه نسبت این نرم ها نزدیک به عدد صفر خواهد بود. حالا تصور کنید تصویر I یک تصویر

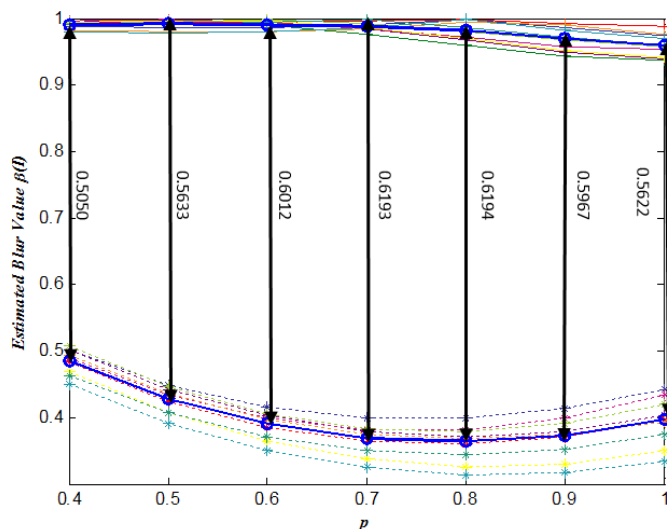
تار باشد. بنابراین، ضرایب فرکانس بالای غیر صفر داخل DCT آن کم است (قطعاً از ضرایب DCT یک تصویر واضح کمتر است). در اثر تار کردن، فقط بخش کوچک دیگری از ضرایب فرکانس بالا در DCT آن صفر می‌شوند. لذا نُرم DCT تصویر I_b اندکی کمتر از، به عبارت بهتر، شبیه به نُرم DCT تصویر I خواهد شد. در نتیجه نسبت این نُرم‌ها نزدیک به عدد یک خواهد بود.

همان‌طور که استنباط می‌گردد، اختلاف اساسی در DCT یک تصویر اولیه و نسخه تار شده آن در ضرایب فرکانس بالای آن است. اگر $p = 2$ را انتخاب کنیم، میزان تأثیر ضرایب فرکانس بالای DCT تصویر (که اغلب آن‌ها مقداری نزدیک به صفر دارند) کمتر از میزان تأثیر ضرایب فرکانس پایین DCT تصویر (که اغلب آن‌ها مقداری بزرگتر از صفر دارند) خواهد بود. لذا به نظر می‌رسد نُرم یک بهتر از نُرم دو هدف ما را برآورده می‌کند. بنابراین، ما یک معیار ارزیابی طبق رابطه (۳-۶) و با $p = 1$ تعریف کرده‌ایم. به دلیل اینکه با مطالعات بیشتر و استفاده از نُرم کمتر از یک به نتایج بهتری رسیدیم، در ادامه جزئیات مربوط به معیار تعریف شده با نُرم کمتر از یک آورده می‌شود. جزئیات معیار پیشنهادی با نُرم یک به همراه آزمایش‌های مربوط به سنجش کارایی آن در پیوست الف آورده شده است. جزئیات بیشتر در مقاله منتشر شده در [۱۱۰] قابل مشاهده است. از این معیار ارزیابی نیز برای تشکیل نقشه تاری در تصویر استفاده کردیم. نتایج حاصل از این روش، کارایی کمتری نسبت به روش تشکیل نقشه تاری با استفاده از معیار پیشنهادی با نُرم کمتر از یک دارد. لذا، جزئیات مربوط به روش تشکیل نقشه تاری به کمک این معیار (با استفاده از نُرم یک) در این رساله آورده نشده است (جزئیات به همراه نتایج، در مقاله منتشر شده در [۱۱۱] قابل مشاهده است).

به نظر می‌رسد نُرم‌های کوچکتر از یک ($p < 1$) مؤثرتر از نُرم یک باشند. زیرا ضرایب فرکانس بالا، که مقدار اندکی دارند، اگر به توان یک عدد کوچکتر از یک برسند، بزرگتر خواهند شد. برای اطمینان از انتخاب مقدار مناسب p ، آزمایشی انجام داده‌ایم. برای این کار، ده تصویر اول از مجموعه تصاویر واضح موجود در پایگاه داده CSIQ [۱۱۲] را انتخاب کردیم. سپس، مقادیر $\beta(I)$ را برای این تصاویر و به‌ازای مقادیر مختلف p

($0 < p \leq 1$)، محاسبه نمودیم. نتایج در شکل ۳-۵ (خطوط پایین تصویر) رسم شده است. از طرفی، این ده تصویر را به شدت (با اعمال یک فیلتر میانگین گیر با اندازه 1×300) تار کردیم. مقادیر $\beta(I)$ برای تصاویر تار شده نیز بر حسب مقادیر مختلف p ($0 < p \leq 1$)، محاسبه شده‌اند. نتایج حاصل نیز در شکل ۳-۵ (خطوط بالای تصویر) رسم شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، به ازای $p = 0.8$ ، مقادیر $\beta(I)$ برای تصاویر واضح، نزدیک‌ترین مقدار به صفر را نسبت به دیگر مقادیر p دارند. از طرفی به ازای $p = 0.8$ ، مقادیر $\beta(I)$ برای تصاویر با تاری زیاد، نزدیک به یک هستند. به علاوه، اختلاف بین میانگین مقادیر $\beta(I)$ مربوط به تصاویر واضح و میانگین مقادیر $\beta(I)$ مربوط به تصاویر تار، به ازای $p = 0.8$ ، نسبت به دیگر مقادیر p بیشتر است (این اختلاف به ازای $p = 0.8$ ، برابر با 0.6194 است).

می‌توان نتیجه گرفت، معیار $\beta(I)$ تعریف شده در رابطه (۳-۶) با $p = 0.8$ ، یک معیار مناسب برای تخمین میزان تاری در یک تصویر است. با کمک این معیار، میزان تاری تصاویر نشان داده شده در شکل ۳-۴-الف، شکل ۳-۴-ب، و شکل ۳-۴-پ، به ترتیب برابر 0.31 ، 0.68 ، و 0.79 تخمین زده شد.



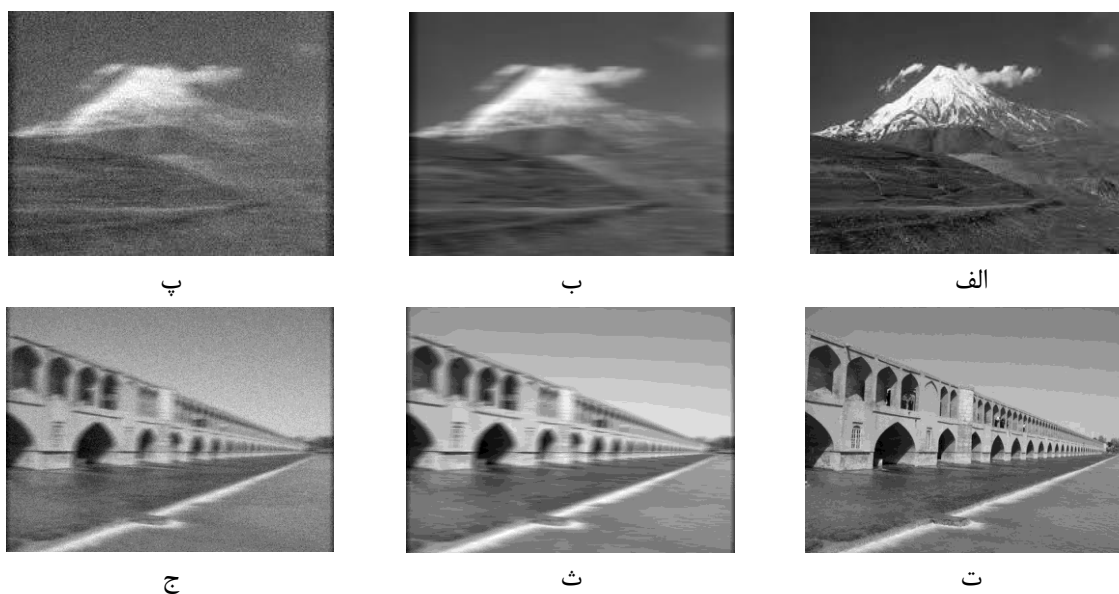
شکل ۳-۵- تاری تخمین زده شده، $\beta(I)$ بر حسب مقادیر مختلف p ، برای ده تصویر واضح انتخاب شده از مجموعه تصاویر پایگاه داده CSIQ [۱۱۲] (خطوط ترسیم شده در پایین شکل)، و برای نسخه‌های تار شده آن‌ها (خطوط ترسیم شده در بالای شکل). خطوط پررنگ ترسیم شده، میانگین مقادیر $\beta(I)$ را برای این ده تصویر نشان می‌دهد. اختلاف بین میانگین $\beta(I)$ ها برای تصاویر واضح و میانگین $\beta(I)$ ها برای تصاویر تار، روی فلش‌های دوطرفه نشان داده شده است.

۳-۲-۱- مقاومت در مقابل نویز

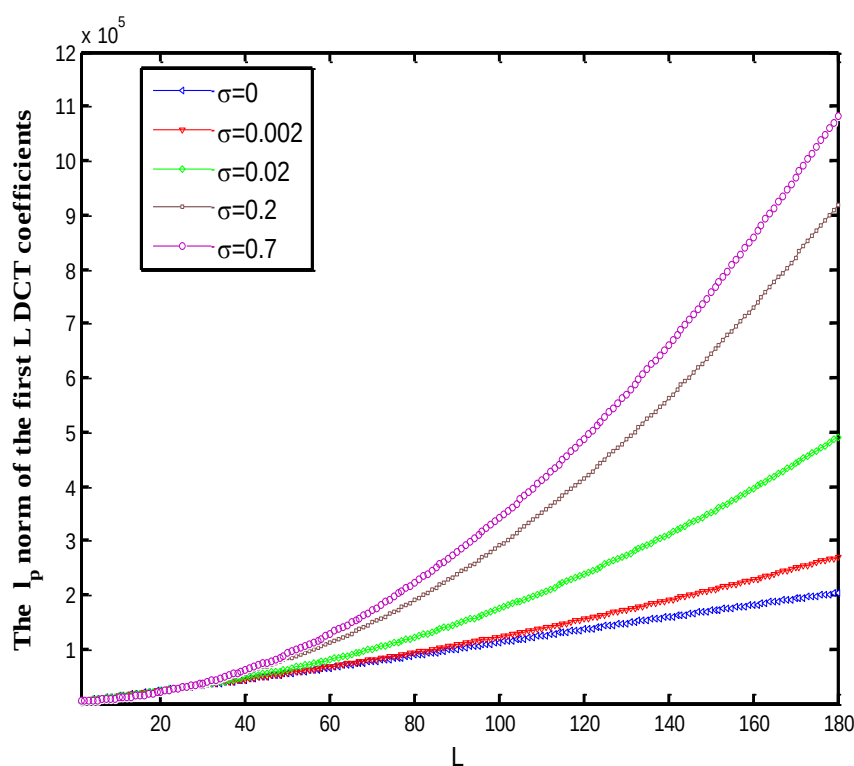
اگر تصویر ورودی (علاوه بر تاری) شامل نویز نیز باشد، معیار پیشنهاد شده در رابطه (۳-۶) تاری را به صورت یک مقدار کوچک (کوچک تر از میزان واقعی تاری) تخمین می زند. دلیل این امر این است که نرم p ضرایب DCT تصویر، در اثر نویز، افزایش می یابد. در اثر تار کردن مجدد تصویر نویزی (برای به دست آوردن I_b)، ضرایب فرکانس بالای DCT آن، و در نتیجه، نرم p ضرایب DCT آن به طور قابل توجهی کاهش می یابد. بنابراین، نسبت نرم p نسخه تار شده تصویر به نرم p تصویر اصلی نزدیک به صفر خواهد شد. این (به غلط) بدین معنی خواهد بود که تصویر ورودی تار نبوده است. شکل ۳-۶ دو تصویر را در سه نسخه نشان می دهد: تصویر اولیه (واضح)، نسخه تار شده، و نسخه تار-نویزی (که با افزودن نویز گاوسی به نسخه تار تولید شده است). مقادیر $\beta(I)$ مربوط به این شش تصویر نیز در زیر شکل آورده شده است. همان طور که مشاهده می شود مقدار $\beta(I)$ برای تصاویر تار-نویزی بسیار کمتر از مقدار $\beta(I)$ مربوط به نسخه های تار (بدون نویز) است، در حالی که میزان واقعی تاری برای نسخه تار (بدون نویز) و نسخه تار-نویزی با یکدیگر برابر است.

شکل ۳-۷ نرم p مربوط به L تای اول ضرایب DCT تصاویر تار-نویزی، که با افزودن نویز گاوسی با شدت های (σ های) مختلف به یک تصویر نمونه ایجاد شده اند، را نشان می دهد. همان طور که مشاهده می شود، تغییرات نرم p در مقابل L ، برای یک تصویر بدون نویز، خطی است. این در حالی است که این تغییرات برای یک تصویر نویزی غیر خطی است. اما، این تغییرات را می توان به ازای L کمتر از یک مقدار خاص، خطی تصور کرد. بنابراین، اثر نویز روی تخمین تاری را می توان با در نظر نگرفتن (کنار گذاشتن) ضرایب فرکانس بالای DCT کاهش داد. لذا، معیار ارزیابی تاری پیشنهادی، که آن را NI-DCT^۱ می نامیم، به صورت زیر تعریف می شود:

^۱ Noise Immune DCT-Based



شکل ۳-۶- اثر نویز روی تخمین تاری؛ الف و ت: تصاویر واضح اصلی با $\beta(I)$ به ترتیب برابر با ۰/۳۶ و ۰/۳۴؛ ب و ث: نسخه‌های تار شده تصاویر الف و ت (با اعمال یک فیلتر میانگین‌گیر با اندازه پنجره 1×15) با $\beta(I)$ به ترتیب برابر با ۰/۷۲ و ۰/۷۱؛ پ و ج: نسخه‌های تار-نویزی (با افزودن نویز گاوسی با $\sigma = 0.002$ به تصاویر ب و ث) با $\beta(I)$ به ترتیب برابر با ۰/۴۲ و ۰/۴۰.



شکل ۳-۷- نرم p مربوط به ضرایب فرکانس پایین DCT از ۱ تا L برای تصاویر نویزی تولید شده از یک تصویر نمونه، با افزودن نویز گاوسی با σ های مختلف ($p = 0.8$).

$$\hat{\beta}(I) = \frac{\|D_b\|_p^L}{\|D\|_p^L}, \quad \|D_b\|_p^L = (\sum_{u,v=1}^L (|D_b(u,v)|)^p)^{\frac{1}{p}}, \quad (10-3)$$

که L تعداد ضرایب فرکانس پایین DCT است که در محاسبه نرم p اثر داده می‌شوند. $L \leq \min(M, N)$ که $[M, N]$ اندازه تصویر است. در حقیقت، L ضریبی از اندازه تصویر است، یعنی:

$$L = c \times S, \quad S = \min(M, N), \quad (11-3)$$

که c ($0 < c \leq 1$) درصدی از ضرایب DCT است که در تخمین میزان تاری اثر داده می‌شوند. c به واریانس نویز بستگی دارد، زیرا، هر چه نویز قوی‌تر باشد باید L مقدار کمتری داشته باشد. برای یافتن رابطه بین c و واریانس نویز (σ)، آزمایشی انجام دادیم. بدین ترتیب که، پنج تصویر را از تصاویر واضح موجود در CSIQ [۱۱۲] انتخاب کردیم (نتایج روی دیگر تصاویر این پایگاه داده نیز به همین صورت است). سپس نسخه‌های تار این تصاویر با اعمال دو نوع فیلتر تاری (تاری حرکتی و تاری گاوسی) با شدت‌های مختلف تولید شدند. با افزودن نویز گاوسی با واریانس‌های مختلف، نسخه‌های تار-نویزی این تصاویر نیز تولید شد. سپس، برای هر تصویر تار-نویزی، L از رابطه زیر محاسبه شد:

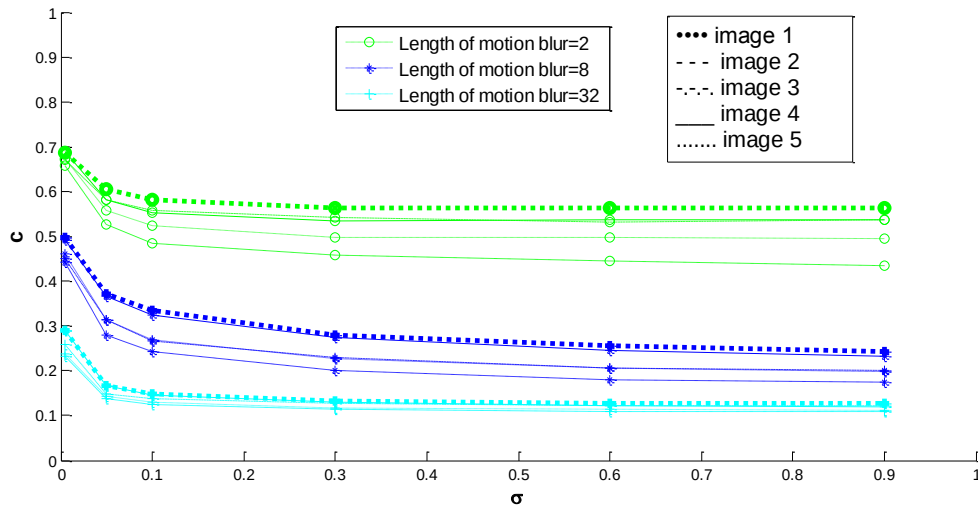
$$L = \text{find}_L \hat{\beta}(I_{nlb}) \cong \hat{\beta}(I_{nb}), \quad (12-3)$$

که I_{nlb} و I_{nb} به ترتیب تصویر تار بدون نویز و تصویر تار-نویزی مربوطه را نشان می‌دهند. c از رابطه $c = \frac{L}{S}$ محاسبه شد. شکل ۳-۸ رابطه بین c و σ را برای این تصاویر نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، رابطه بین c و σ ، به‌ازای یک شدت تاری خاص، از یک شکل مشخص پیروی می‌کند. بنابراین، می‌توان گفت، c هم به σ و هم به شدت تاری وابسته است. از $\beta(I)$ به‌عنوان تخمینی از شدت تاری استفاده می‌کنیم. بنابراین رابطه بین c با σ و $\beta(I)$ را برای مجموعه‌ای از تصاویر تار-نویزی به یک شبکه RBF^1

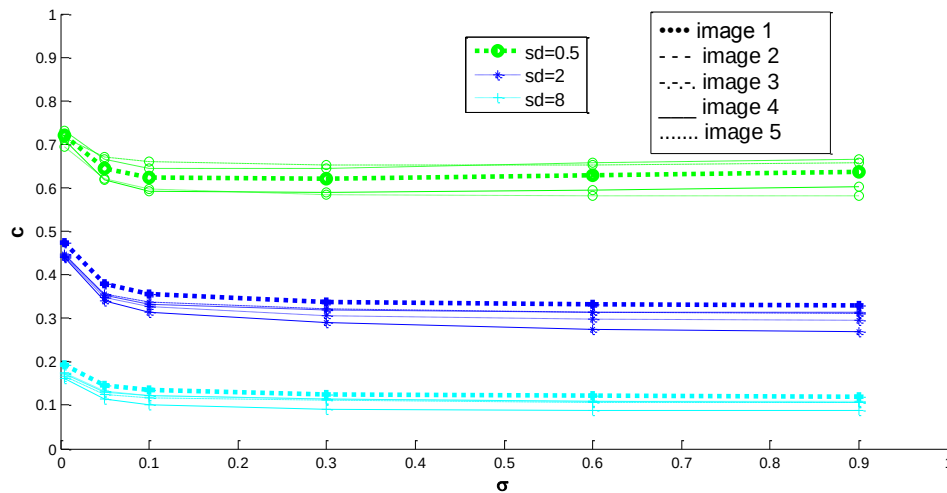
¹ Radial Basis Function

(به عنوان یک سیستم قابل آموزش) آموزش دادیم. از شبکه آموزش داده شده برای تخمین c از روی σ و

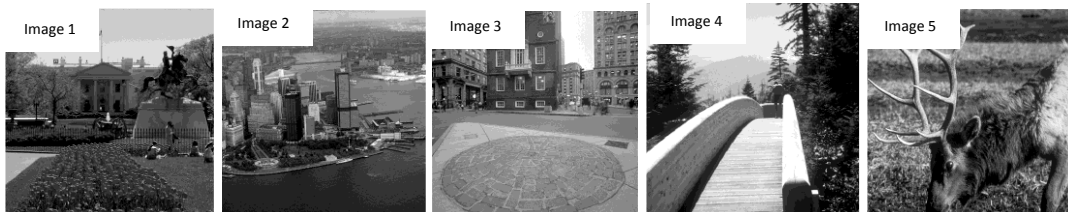
$\beta(I)$ برای یک تصویر تار-نویزی ورودی می توان استفاده کرد.



الف- تار ی حرکتی



ب- تار ی گاوسی



پ- تصاویر مورد استفاده

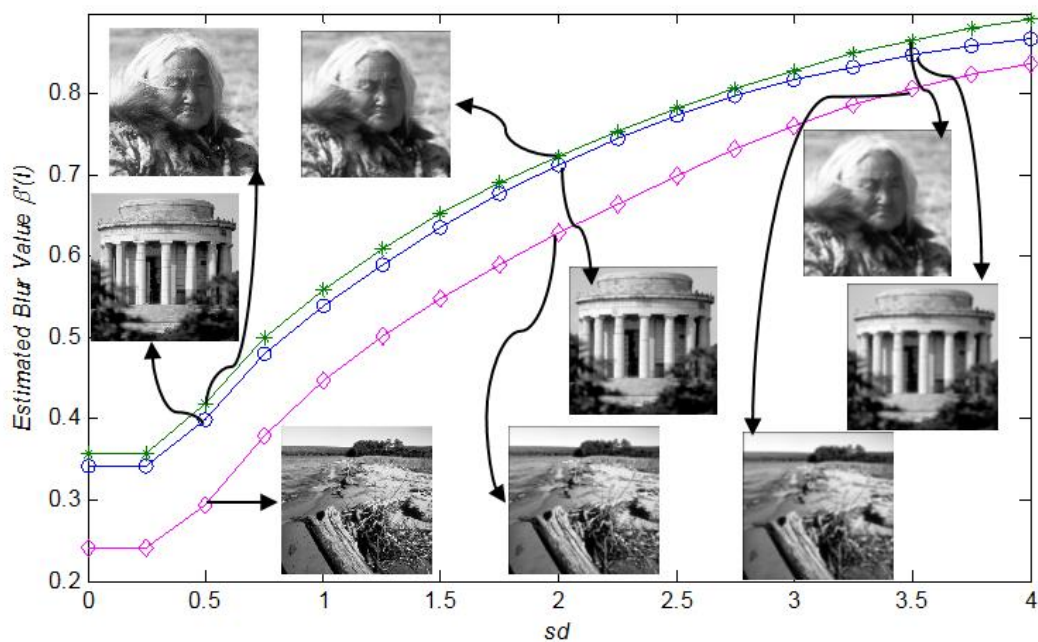
شکل ۳-۸- رابطه بین c و واریانس نویز (σ) برای پنج تصویر انتخاب شده به ازای دو نوع تار ی: الف- تار ی حرکتی در جهت افقی و با طول های ۲، ۸ و ۳۲ پیکسل ؛ ب- تار ی گاوسی با اندازه ۲۰ پیکسل و انحراف استاندارد (sd) برابر با ۰/۵، ۲ و ۸؛ پ- پنج تصویر استفاده شده در این آزمایش.

$\hat{\beta}(I)$ را برای تخمین میزان تاری تصاویر نشان داده شده در شکل ۳-۶ به کار گرفتیم. مقادیر $\hat{\beta}(I)$ برای تصاویر واضح اولیه (شکل‌های ۳-۶-الف و ت)، به ترتیب برابر ۰/۳۶ و ۰/۳۴، برای نسخه‌های تار بدون نویز (شکل‌های ۳-۶-ب و ث)، به ترتیب برابر ۰/۷۲ و ۰/۷۱، و برای نسخه‌های تار-نویزی (شکل‌های ۳-۶-پ و ج)، به ترتیب برابر ۰/۷۱ و ۰/۶۹ به دست آمد.

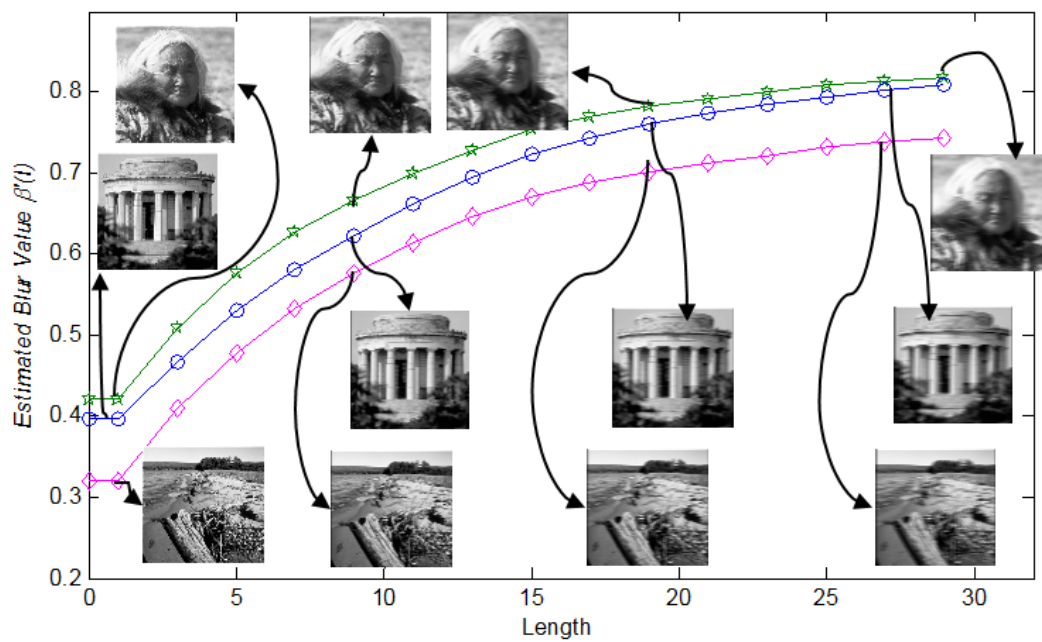
۳-۲-۲-۲- پارامترهای تاری و معیار پیشنهادی

در این رساله، ارتباط بین معیار پیشنهادی (NI-DCT) و پارامترهای تاری بررسی شده است. در تاری از نوع گاوسی، انحراف استاندارد به عنوان پارامتر تاری تعریف می‌گردد. همچنین در تاری از نوع حرکت (که در آن حرکت به صورت خطی اتفاق بیفتد)، طول و جهت حرکت پارامترهای تاری هستند. در یک آزمایش، میزان تاری را به کمک معیار پیشنهادی، برای تاری از نوع گاوسی با انحراف استاندارد از ۰ تا ۴، برای سه تصویر نمونه از پایگاه داده CSIQ، تخمین زدیم. رفتار معیار را به ازای انحراف استانداردهای مختلف در شکل ۳-۹ رسم نمودیم. رفتار مشابهی برای دیگر تصاویر موجود در این پایگاه داده مشاهده شد. همین آزمایش، برای تاری از نوع حرکت با طول‌های از ۱ تا ۳۰ پیکسل و در جهت افقی برای این سه تصویر تکرار شد. مقادیر تاری تخمین زده شده به کمک معیار NI-DCT بر حسب طول حرکت در شکل ۳-۱۰ رسم شده است. همان‌طور که مشاهده می‌گردد، با افزایش شدت تاری (افزایش مقدار پارامترهای تاری)، میزان تاری تخمین زده شده توسط معیار پیشنهادی نیز افزایش می‌یابد. این امر نشان می‌دهد یک رابطه یکنوا^۱ (صعودی) بین معیار پیشنهادی و پارامترهای تاری وجود دارد. بنابراین می‌توان از این رابطه برای تخمین پارامترهای تاری نیز استفاده کرد.

¹ Monotonic



شکل ۳-۹- رابطه بین معیار پیشنهادی و انحراف استاندارد به عنوان پارامتر تاری در تاری گاوسی.



شکل ۳-۱۰- رابطه بین معیار پیشنهادی و طول حرکت به عنوان پارامتر تاری در تاری حرکتی (در جهت افقی).

۳-۲-۳- نتایج

برای ارزیابی کارایی معیار پیشنهادی، چهار پایگاه داده مشهور CSIQ [۱۰۹]، TID2008 [۱۱۳]، LIVE [۱۱۴] و IVC [۱۱۵] که شامل تصاویر تار هستند را انتخاب کردیم. این پایگاه داده‌ها شامل مجموعه‌ای از تصاویر اصلی هستند که نسخه‌های خراب هر کدام از آن‌ها با اعمال انواع مختلف خرابی (از جمله تاری) در سطوح متنوع تولید شده‌اند. به ترتیب تعداد ۱۵۰، ۱۰۰، ۱۴۵ و ۲۰ تصویر تار شده (از نوع تاری گاوسی) با شدت‌های تاری مختلف در پایگاه داده‌های CSIQ [۱۰۹]، TID2008 [۱۱۳]، LIVE [۱۱۴] و IVC [۱۱۵] وجود دارد. به‌علاوه، میانگین نظرات انسانی (MOS_1) نیز برای هر کدام از تصاویر خراب در این چهار پایگاه داده تهیه شده و مورد دسترسی قرار گرفته است.

برای ارزیابی کمی معیار پیشنهادی و همچنین برای بررسی اینکه مقادیر تاری تخمین زده شده به‌وسیله معیار پیشنهادی چقدر با نظرات انسانی همبستگی دارد، چهار ارزیاب پیشنهاد شده در گزارش VQEG^۲ [۱۱۶] را استفاده نمودیم. این ارزیاب‌ها شامل ضریب همبستگی ترتیب اسپیرمن ($SRCC^3$)، ضریب همبستگی ترتیب کندال ($KRCC^4$)، ضریب همبستگی خطی پیرسون ($PLCC^5$)، و ریشه میانگین مربعات خطا ($RMSE^6$) می‌باشند. برای اینکه یک معیار، کارایی بالایی در تخمین داشته باشد، باید مقدار $SRCC$ ، $KRCC$ و $PLCC$ بالا و $RMSE$ پایینی داشته باشد [۱۱۷]. تعریف این ارزیاب‌ها در [۱۱۸] آمده است.

آزمایش‌های انجام شده برای بررسی کارایی معیار پیشنهادی، در این رساله، شامل دو دسته آزمایش است. در دسته اول، معیار NI-DCT برای تخمین میزان تاری در تصاویر تار بدون نویز به‌کار گرفته شده است. دسته دوم آزمایش‌ها شامل بررسی کارایی NI-DCT در تخمین میزان تاری تصاویر تار-نویزی است. در هر

¹ Mean Opinion Scores

^۲ Video Quality Experts Group

³ Spearman's Rank-Order Correlation Coefficient

⁴ Kendall's Rank-Order Correlation Coefficient

⁵ Pearson's Linear Correlation

⁶ Root Mean Squared Error

دو دسته آزمایش‌ها، نتایج حاصل از به‌کارگیری معیار پیشنهادی با نتایج حاصل از به‌کارگیری چهار معیار بدون مرجع شناخته شده برای تخمین میزان تاری شامل JNBM [۷]، CPBD [۸]، LPC-SI [۱۵] و BLIINDS-II [۱۱۹] مقایسه شده است. معیار LPC-SI برای تخمین میزان تیزی در یک تصویر هدف‌گذاری شده است. اما، از آنجایی که تیزی و تاری نقطه مقابل یکدیگر هستند، می‌توان گفت در یک تصویر، مجموع مقدار تیزی و تاری برابر با یک است. بنابراین ما از معیار LPC-SI طبق این رابطه برای تخمین میزان تاری در تصویر استفاده کرده‌ایم. معیار BLIINDS-II نیز یک معیار سنجش کیفیت کلی تصویر است، اما قابل استفاده برای انواع خرابی در تصویر است.

۳-۲-۳-۱- دسته اول آزمایش‌ها، بررسی کارایی معیار پیشنهادی روی تصاویر تار بدون

نویز

در این دسته از آزمایش‌ها، ما معیار NI-DCT و چهار معیار دیگر را برای تخمین میزان تاری در تصاویر تار بدون نویز موجود در چهار پایگاه داده مذکور به‌کار گرفتیم. چهار ارزیاب ذکر شده برای این معیارها محاسبه گردیدند. نتایج در جدول ۳-۱ آورده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌گردد، کارایی معیار NI-DCT قابل مقایسه با (حتی در برخی موارد بهتر از) معیارهای دیگر است. به‌طوری‌که، معیار NI-DCT در تمام موارد کمترین مقدار RMSE را دارد.

میانگین SRCC، KRCC و PLCC برای هر معیار در دو جدول ۳-۲ و ۳-۳ آورده شده است. جدول ۳-۲ شامل میانگین مستقیم و جدول ۳-۳ شامل میانگین وزن‌دار چهار ارزیاب می‌باشد. در میانگین وزن‌دار، مقدار مربوط به هر پایگاه داده در یک وزن (برابر با تعداد تصاویر تار داخل آن) ضرب می‌شود. مقدار وزن برای CSIQ، TID2008، LIVE و IVC به‌ترتیب ۱۵۰، ۱۰۰، ۱۴۵ و ۲۰ در نظر گرفته شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود معیار NI-DCT در بیشتر موارد دارای کارایی بالاتری نسبت به دیگر معیارها است.

جدول ۳-۱- ارزیابی کارایی پنج معیار روی چهار پایگاه داده.

	LIVE database (145 blurred images)				CSIQ database (150 blurred images)			
	SRCC	KRCC	PLCC	RMSE	SRCC	KRCC	PLCC	RMSE
JNBM	۰/۷۸۷۶	۰/۶۰۶۹	۰/۸۱۶۱	۹/۰۸۵۷	۰/۷۶۲۴	۰/۵۹۷۶	۰/۸۰۶۱	۰/۱۶۶۹
CPBD	۰/۹۱۹۴	۰/۷۶۵۳	۰/۸۹۵۵	۶/۹۹۷۱	۰/۸۸۵۳	۰/۶۶۴۶	۰/۸۸۲۲	۰/۱۳۴۹
BLIINDS-II	۰/۸۲۴۲	۰/۶۴۰۴	۰/۸۶۲۳	۷/۹۶۲۹	۰/۸۳۹۶	۰/۷۰۹۰	۰/۸۷۶۰	۰/۱۳۸۲
LPC-SI	۰/۹۳۹۴	۰/۷۷۸۵	۰/۹۱۸۲	۶/۲۲۸۸	۰/۹۰۷۱	۰/۷۲۰۵	۰/۹۱۵۸	۰/۱۱۵۱
NI-DCT	۰/۹۲۸۲	۰/۷۷۰۱	۰/۹۴۰۸	۵/۳۲۸۹	۰/۸۸۸۸	۰/۷۱۶۲	۰/۹۲۲۴	۰/۱۱۰۷
	IVC database (20 blurred images)				TID2008 database (100 blurred images)			
	SRCC	KRCC	PLCC	RMSE	SRCC	KRCC	PLCC	RMSE
JNBM	۰/۶۶۵۹	۰/۴۹۷۴	۰/۶۹۸۳	۰/۸۱۷۲	۰/۶۶۶۷	۰/۴۹۵۱	۰/۶۹۳۱	۰/۸۴۵۹
CPBD	۰/۷۶۹۰	۰/۶۱۳۸	۰/۸۰۱۲	۰/۶۸۳۲	۰/۸۴۱۴	۰/۶۳۰۱	۰/۸۲۳۷	۰/۶۶۵۵
BLIINDS-II	۰/۸۳۹۷	۰/۶۶۶۷	۰/۸۹۸۳	۰/۵۰۱۶	۰/۶۹۷۲	۰/۴۷۹۳	۰/۶۹۵۲	۰/۸۴۳۵
LPC-SI	۰/۹۳۹۸	۰/۸۰۴۲	۰/۹۷۲۶	۰/۲۶۵۳	۰/۸۵۶۱	۰/۶۳۶۲	۰/۸۵۷۴	۰/۶۰۴۰
NI-DCT	۰/۹۷۸۲	۰/۹۱۰۱	۰/۹۹۰۵	۰/۱۵۶۷	۰/۸۳۳۰	۰/۶۱۰۷	۰/۸۴۱۰	۰/۶۳۴۹

جدول ۳-۲- میانگین مستقیم کارایی پنج معیار روی چهار پایگاه داده. جدول ۳-۳- میانگین وزن دار کارایی پنج معیار روی چهار پایگاه داده.

Blur metric	SRCC	KRCC	PLCC
JNBM	۰/۷۴۳۵	۰/۵۷۱۳	۰/۷۷۷۲
CPBD	۰/۸۸۱۰	۰/۶۸۹۰	۰/۸۶۸۸
BLIINDS-II	۰/۷۹۹۹	۰/۶۲۷۶	۰/۸۲۸۷
LPC-SI	۰/۹۰۷۷	۰/۷۲۴۵	۰/۹۰۵۳
NI-DCT	۰/۸۹۳۴	۰/۷۱۹۰	۰/۹۱۲۵

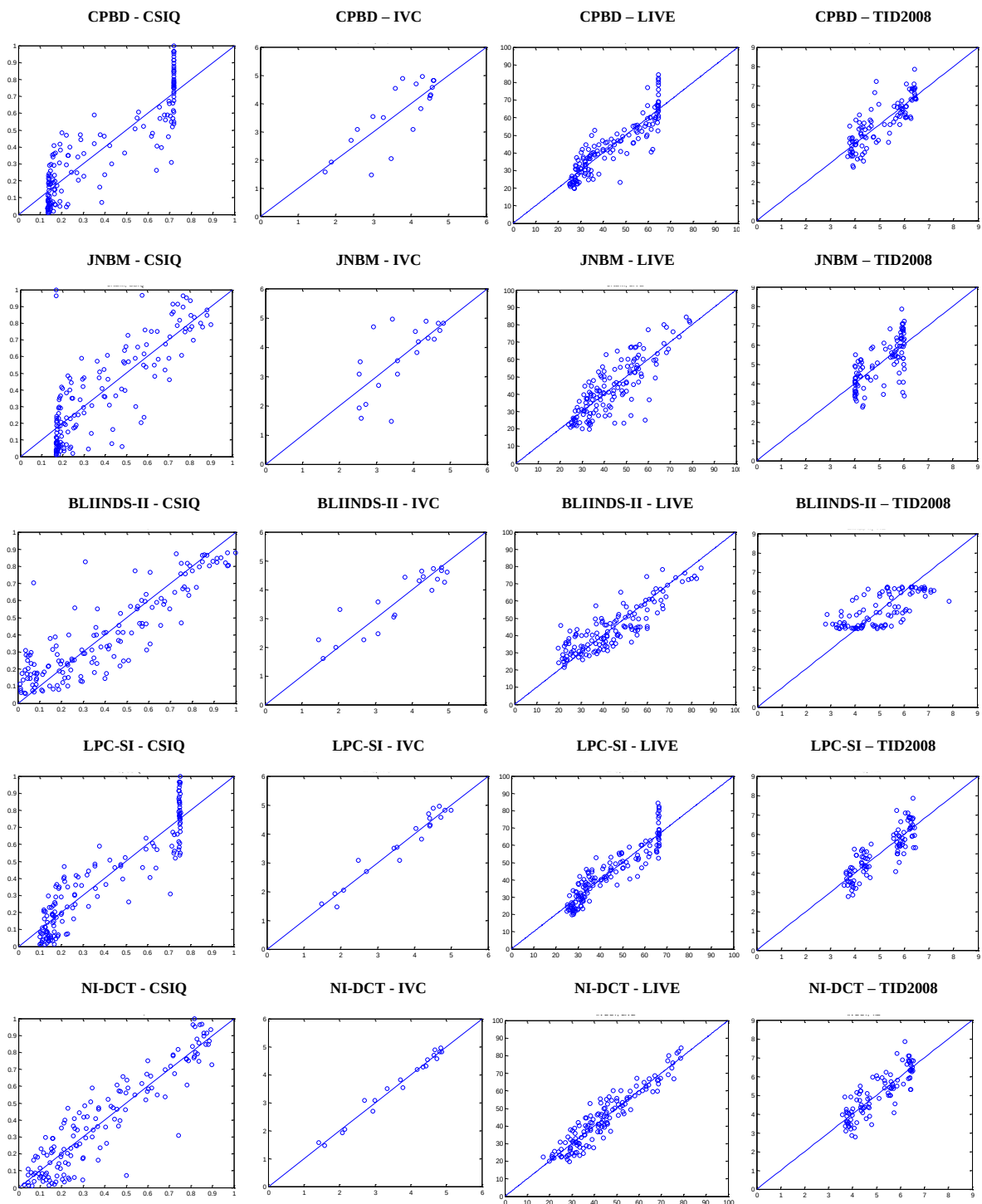
Blur metric	SRCC	KRCC	PLCC
JNBM	۰/۷۲۰۷	۰/۵۴۹۳	۰/۷۵۳۴
CPBD	۰/۸۵۳۸	۰/۶۶۸۵	۰/۸۵۰۷
BLIINDS-II	۰/۸۰۰۲	۰/۶۲۳۹	۰/۸۳۳۰
LPC-SI	۰/۹۱۰۶	۰/۷۳۴۹	۰/۹۱۶۰
NI-DCT	۰/۹۰۷۱	۰/۷۵۱۸	۰/۹۲۳۷

برای بررسی کیفی همبستگی بین مقادیر تاری تخمین زده شده و مقادیر MOS، پراکندگی مقادیر MOS بر حسب مقادیر تخمین زده شده توسط پنج معیار را در شکل ۳-۱۱ رسم نمودیم (بازه عددی مقادیر MOS را می‌توان در شکل مشاهده نمود). در این شکل، هر نقطه نشان دهنده یک تصویر مورد آزمایش است. باید توجه داشت که یک نگاشت غیر خطی بین مقادیر MOS و مقادیر تخمین زده شده به وسیله اعمال یک تابع سازگار کننده منطقی^۱ (همان‌طور که در [۱۱۶] پیشنهاد شده است) انجام شده است. این امر برای هماهنگ کردن بازه مقادیر تخمینی با بازه مقادیر MOS انجام گرفته است.

همان‌طور که در شکل ۳-۱۱ مشاهده می‌گردد، برای معیار NI-DCT، نقاط نمونه تمرکز بیشتری (نسبت به دیگر معیارها) حول خط قطری دارند. همچنین مشاهده می‌شود که برخی معیارها (مانند LPC-SI و CPBD) دارای اثرات اشباع^۲ روی مقادیر کم یا زیاد تاری در برخی پایگاه داده‌ها (مانند LIVE و CSIQ) هستند. در حالیکه چنین اثری در مورد معیار NI-DCT قابل مشاهده نیست. این نشان می‌دهد که معیار پیشنهادی می‌تواند میزان تاری یک تصویر را (حتی اگر خیلی کم یا خیلی زیاد باشد) به خوبی تخمین بزند. برای مقایسه زمان اجرای پنج معیار مورد نظر، آزمایشی را روی یک رایانه دارای پردازنده پنج هسته‌ای با سرعت ۲/۵۳ گیگا هرتز، حافظه اصلی با ظرفیت برابر با چهار گیگا بایت، سیستم عامل ویندوز ۸/۱ نسخه ۶۴ بیتی و نرم‌افزار متلب نسخه ۸/۳ انجام دادیم. در این آزمایش، میانگین زمان اجرای هر معیار برای تخمین میزان تاری ۱۵۰ تصویر تار داخل پایگاه داده CSIQ محاسبه گردید. نتایج در جدول ۳-۴ آورده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، معیار پیشنهادی دومین معیار از نظر سرعت اجرا است. قابل ذکر است که معیار BLIINDS-II دارای یک مرحله آموزشی بسیار زمان‌بر است، اما زمان آزمایش آن کوتاه است.

^۱ Logistic fitting function

^۲ Saturation effects



شکل ۳-۱۱- پراکندگی مقادیر MOS در مقابل مقادیر تاری تخمین زده شده به وسیله پنج معیار برای چهار پایگاه داده. سطرها به ترتیب از بالا به پایین: معیارهای CPBD, JNBM, BLIINDS-II, LPC-SI و معیار پیشنهادی NI-DCT. ستون‌ها به ترتیب از راست به چپ: پایگاه داده‌های TID2008, LIVE, IVC, و CSIQ.

جدول ۳-۴- میانگین زمان اجرای پنج معیار روی ۱۵۰ تصویر موجود در پایگاه داده CSIQ [۱۱۲].

NI-DCT	LPC-SI	BLIINDS-II	CPBD	JNBM	معیار ارزیابی
۰/۲۰۲۷	۲/۲۷۶۳	۰/۰۸۵۳	۰/۹۶۹۰	۰/۸۵۳۷	مدت زمان اجرا (ثانیه)

۳-۲-۲- دسته دوم آزمایش‌ها، بررسی کارایی معیار پیشنهادی روی تصاویر تار-نویزی

دسته دوم آزمایش‌ها، شامل ارزیابی پنج معیار در تخمین میزان تاری در تصاویر تار-نویزی است. از آنجایی که چنین تصاویری در پایگاه داده‌ها وجود نداشت، با افزودن نویز گاوسی با واریانس‌های $\sigma = 0.001$ (نویز ملایم)^۱، $\sigma = 0.01$ (نویز متوسط)^۲ و $\sigma = 0.1$ (نویز شدید)^۳ به تصاویر تار موجود در چهار پایگاه داده، تصاویر تار-نویزی تولید کردیم. شکل ۳-۱۲ یک نمونه تصویر تار به همراه نسخه‌های نویزی آن را نشان می‌دهد.

کارایی پنج معیار را با مقایسه مقادیر تاری تخمین زده شده برای تصاویر تار-نویزی با مقادیر تخمین زده شده برای تصاویر تار بدون نویز بررسی نمودیم. واضح است که معیاری دارای بیشترین کارایی است که بیشترین همبستگی را بین این مقادیر داشته باشد. جدول ۳-۵ نتایج چهار ارزیاب را برای هر کدام از پنج معیار روی تمام تصاویر تار-نویزی تهیه شده (به تفکیک پایگاه داده) نشان می‌دهد. جدول ۳-۶ نیز میانگین هر کدام از این چهار ارزیاب (به صورت مستقیم و نه وزن دار، و به تفکیک برای هر سطح نویز) را برای سه سطح نویز نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، معیار NI-DCT بیشترین کارایی را به خصوص برای نویز شدید دارد. پراکندگی مقادیر تخمینی برای تصاویر تار بدون نویز نسبت به مقادیر تخمینی برای تصاویر تار-نویزی نیز در شکل ۳-۱۳ نشان داده شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌گردد، معیار NI-DCT می‌تواند

^۱ Mild noise

^۳ Severe noise

^۲ Moderate noise

میزان تاری را، حتی در حضور نویز، به خوبی تخمین بزند. نتایج حاصل از تمام این آزمایش‌ها نشان می‌دهد معیار پیشنهادی NI-DCT یک معیار کارا، ساده، سریع و دارای بیشترین مقاومت به نویز می‌باشد.

جدول ۳-۵- ارزیابی کارایی پنج معیار روی تصاویر تار-نویزی.

	LIVE database (435 noisy-blurry images)				CSIQ database (450 noisy-blurry images)			
	SRCC	KRCC	PLCC	RMSE	SRCC	KRCC	PLCC	RMSE
JNBM	۰/۰۹۱۱	۰/۰۶۷۲	۰/۱۴۷۷	۰/۸۱۷۷	-۰/۱۱۶۷	-۰/۰۶۶۴	۰/۰۵۷۰	۰/۷۱۰۸
CPBD	-۰/۱۸۳۴	-۰/۱۲۳۵	-۰/۱۲۱۸	۰/۶۳۷۰	-۰/۲۸۲۳	-۰/۱۶۵۵	-۰/۱۵۵۶	۰/۶۳۷۰
BLIINDS-II	۰/۱۳۹۲	۰/۰۹۹۳	۰/۲۰۴۸	۰/۴۶۹۳	۰/۱۸۱۷	۰/۱۳۳۳	۰/۲۴۷۰	۰/۷۸۳۲
LPC-SI	۰/۶۹۴۵	۰/۵۳۳۷	۰/۵۴۳۷	۰/۳۰۴۵	۰/۷۴۴۸	۰/۵۷۲۰	۰/۵۹۱۲	۰/۳۷۱۲
NI-DCT	۰/۶۹۴۷	۰/۵۲۶۷	۰/۶۳۴۹	۰/۱۳۶۰	۰/۷۰۰۸	۰/۵۳۳۷	۰/۶۷۰۶	۰/۱۵۹۵
	IVC database (60 noisy-blurry images)				TID2008 database (300 noisy-blurry images)			
	SRCC	KRCC	PLCC	RMSE	SRCC	KRCC	PLCC	RMSE
JNBM	۰/۰۱۴۰	۰/۰۱۴۹	۰/۰۶۰۸	۰/۷۲۷۱	۰/۰۱۹۵	۰/۰۱۹۱	۰/۰۷۴۷	۰/۵۴۹۵
CPBD	-۰/۱۰۴۸	-۰/۰۸۲۸	-۰/۰۲۶۷	۰/۶۸۹۵	-۰/۱۰۸۸	-۰/۰۷۳۶	-۰/۰۶۵۵	۰/۶۳۴۹
BLIINDS-II	۰/۲۰۷۱	۰/۱۶۰۹	۰/۱۹۰۸	۰/۴۰۶۲	۰/۱۶۹۱	۰/۱۱۹۴	۰/۲۳۰۱	۰/۳۶۲۴
LPC-SI	۰/۳۱۹۴	۰/۲۴۰۳	۰/۳۷۵۳	۰/۲۶۰۶	۰/۶۲۸۰	۰/۴۶۹۴	۰/۵۴۸۲	۰/۲۲۱۱
NI-DCT	۰/۴۹۴۲	۰/۳۸۵۱	۰/۵۱۷۴	۰/۱۲۷۵	۰/۷۲۴۵	۰/۵۴۲۳	۰/۷۲۰۴	۰/۱۰۸۸



ت



پ



ب

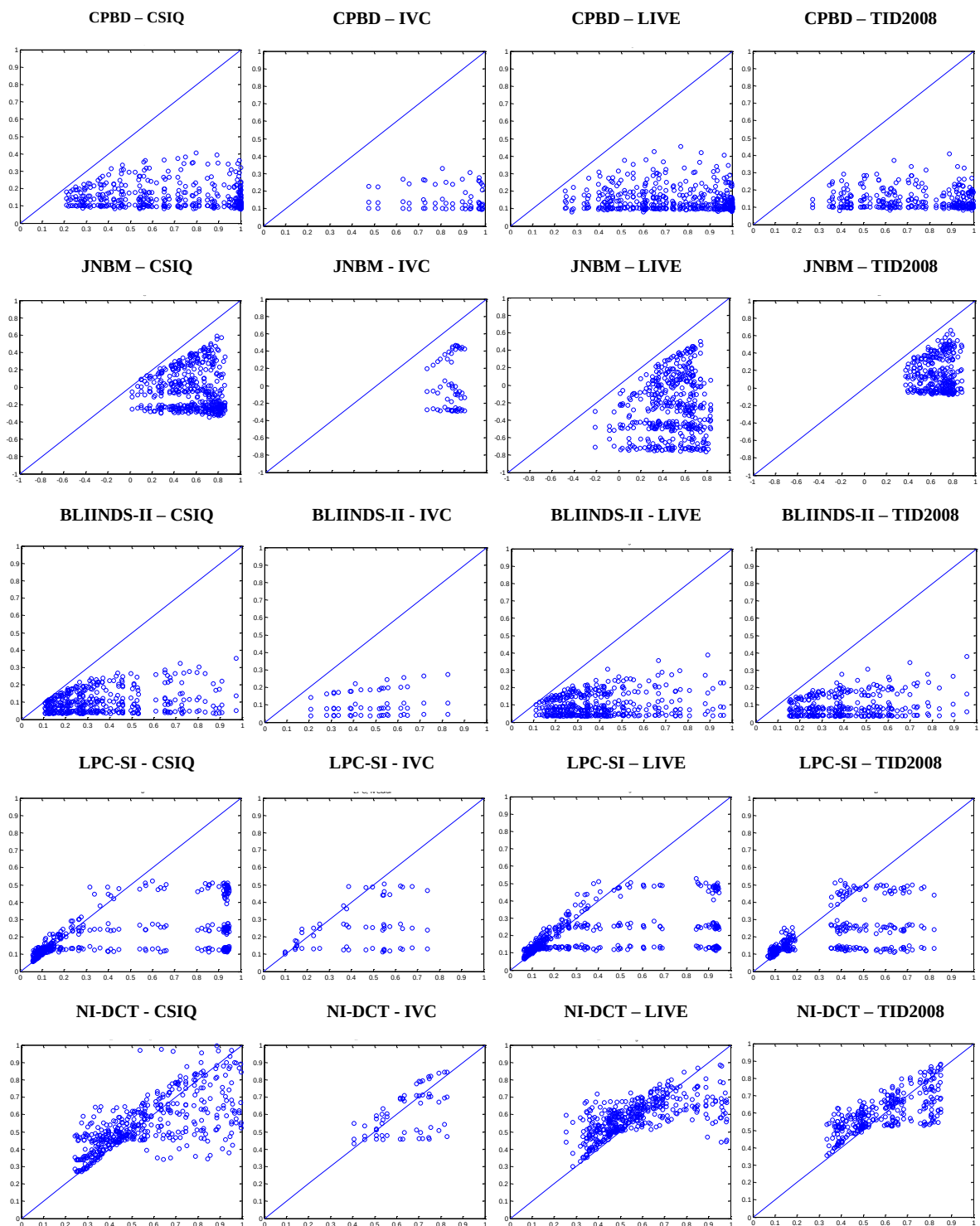


الف

شکل ۳-۱۲- یک نمونه تصویر تار (از پایگاه داده TID2008) به همراه نسخه‌های نویزی آن؛ الف: تصویر تار بدون نویز؛ ب، پ و ت: تصاویر تار نویزی با افزودن نویز گاوسی به تصویر الف با انحراف استاندارد، به ترتیب، برابر با $\sigma = 0.001$ ، $\sigma = 0.01$ و $\sigma = 0.1$.

جدول ۳-۶- میانگین کارایی پنج معیار روی چهار پایگاه داده، به تفکیک سطح نویز.

	Mild noise ($\sigma=0.001$)				Moderate noise ($\sigma=0.01$)			
	SRCC	KRCC	PLCC	RMSE	SRCC	KRCC	PLCC	RMSE
JNBM	۰/۴۶۹۳	۰/۳۷۴۱	۰/۵۳۱۰	۰/۲۲۵۲	-۰/۲۷۸۹	-۰/۱۸۳۴	-۰/۱۱۹۴	۰/۴۱۳۴
CPBD	-۰/۲۲۱۸	-۰/۱۴۹۲	-۰/۱۲۸۲	۰/۳۳۶۳	-۰/۵۳۱۸	-۰/۳۷۹۸	-۰/۴۲۷۳	۰/۳۸۴۸
BLIINDS-II	۰/۸۲۴۷	۰/۶۶۷۱	۰/۷۳۸۰	۰/۲۴۴۱	۰/۴۳۵۷	۰/۳۱۷۳	۰/۴۱۷۷	۰/۳۰۰۷
LPC-SI	۰/۸۹۵۶	۰/۷۶۴۷	۰/۹۱۰۱	۰/۰۹۳۷	۰/۷۳۰۵	۰/۵۷۶۴	۰/۷۲۰۱	۰/۱۶۷۹
NI-DCT	۰/۹۶۶۹	۰/۸۸۴۴	۰/۹۳۴۵	۰/۰۳۹۷	۰/۷۲۶۹	۰/۵۷۹۹	۰/۶۹۲۰	۰/۰۷۴۰
	Severe noise ($\sigma=0.1$)							
	SRCC	KRCC	PLCC	RMSE				
JNBM	-۰/۱۲۴۹	-۰/۰۸۳۱	-۰/۰۵۰۵	۰/۵۱۸۰				
CPBD	-۰/۳۴۴۵	-۰/۲۴۷۹	-۰/۲۸۶۰	۰/۴۰۱۰				
BLIINDS-II	۰/۱۸۲۵	۰/۱۰۸۶	۰/۲۹۴۸	۰/۳۲۳۹				
LPC-SI	۰/۲۰۸۵	۰/۱۴۲۶	۰/۱۳۴۸	۰/۲۱۵۰				
NI-DCT	۰/۴۱۷۱	۰/۲۹۷۷	۰/۴۲۶۷	۰/۱۰۰۸				



شکل ۳-۱۳- پراکندگی مقادیر تخمینی برای تصاویر تار-نویزی در مقابل مقادیر تاری تخمین زده شده برای تصاویر تار بدون نویز به وسیله پنج معیار برای چهار پایگاه داده. سطرها به ترتیب از بالا به پایین: معیارهای CPBD, JNBM, BLIINDS-II, NI-DCT و معیار پیشنهادی NI-DCT. ستون‌ها به ترتیب از راست به چپ: پایگاه داده‌های TID2008, LIVE, IVC, و CSIQ.

۳-۳- تشکیل نقشه تاری تصویر

همان‌طور که قبلاً ذکر شد، برای تشخیص محل (محل‌های) تار در تصویر، ابتدا باید نقشه تاری استخراج گردد. نقشه تاری نشان دهنده میزان تاری پیکسل‌های تصویر است. در این رساله، از معیار پیشنهادی، به‌منظور تشکیل نقشه تاری یک تصویر استفاده شده است. جزئیات این مطلب در ادامه آورده شده است.

۳-۳-۱- استفاده از معیار پیشنهادی برای تخمین نقشه تاری در تصویر

معیار NI-DCT را می‌توان برای تخمین میزان تاری یک بلاک از تصویر نیز به‌کار گرفت. زیرا، ویژگی بیان شده در بخش ۳-۲-۱ که پایه‌ای برای تعریف معیار NI-DCT است، برای یک بلاک از تصویر نیز صحت دارد. از این‌رو، در این رساله، در تخمین میزان تاری یک پیکسل، از میزان تاری تخمین زده شده برای بلاک حول آن پیکسل استفاده شده است. برای این هدف و برای تخمین میزان تاری یک پیکسل از تصویر، سه بلاک (با اندازه‌های مختلف) حول آن پیکسل در نظر گرفته می‌شود. میزان تاری هر بلاک به کمک معیار NI-DCT تخمین زده می‌شود. نکته قابل توجه این است که اندازه فیلتر تار کننده (در رابطه ۳-۶) وابسته به اندازه بلاک در نظر گرفته می‌شود. سپس، میزان تاری پیکسل مربوطه، برابر با میانگین میزان تاری سه بلاک حول آن قرار داده می‌شود. یعنی:

$$\bar{\beta}_{ij} = \frac{\sum_{l=1}^3 \beta(b_{ij}^l)}{3} \quad (۳-۱۳)$$

که $\bar{\beta}_{ij}$ میزان تاری تخمین زده شده برای پیکسل واقع در سطر i ام و ستون j ام تصویر است. b_{ij}^l نشان دهنده l امین بلاک حول پیکسل مربوطه ($l \in \{1, 2, 3\}$) است و $\beta(\cdot)$ از رابطه (۳-۶) به‌دست می‌آید. اندازه سه بلاک به‌صورت آزمایشی به‌دست می‌آید. در این رساله، اندازه سه بلاک، بر اساس آزمایش‌های انجام

شده، برابر ۹×۹ ، ۱۹×۱۹ ، ۴۵×۴۵ و انتخاب گردید. اندازه فیلتر تار کننده برای این سه بلاک، به ترتیب، برابر با ۱۵×۱۵ ، ۱۱×۱۱ و ۷×۱ در نظر گرفته شد. شکل ۳-۱۴ سه بلاک حول یک پیکسل را نشان می‌دهد.

پس از محاسبه میزان تاری هر پیکسل، مقدار به دست آمده در مکان معادل در یک ماتریس قرار داده می‌شود. ماتریس حاصل همان نقشه تاری در تصویر است. شکل ۳-۱۵ اثر میانگین‌گیری روی مقدار تاری سه بلاک را نشان می‌دهد. در شکل ۳-۱۵-ب، نقشه تاری فقط با تخمین میزان تاری یک بلاک با اندازه ۴۵×۴۵ حول هر پیکسل به دست آمده است. در شکل‌های ۳-۱۵-پ و ۳-۱۵-ت نیز نقشه تاری به همین صورت و با در نظر گرفتن تنها یک بلاک با اندازه‌های، به ترتیب، ۱۹×۱۹ و ۹×۹ تولید شده است. شکل ۳-۱۵-ث، نقشه تاری را نشان می‌دهد که با میانگین‌گیری روی مقدار تاری سه بلاک حول پیکسل به دست آمده است. همان‌طور که مشاهده می‌گردد، شکل‌های الف، ب و پ دارای خرابی‌هایی در نقشه تاری هستند (یا خیلی صاف یا خیلی تیز هستند). در حالیکه نقشه نشان داده شده در قسمت ت (به دلیل حذف اثرات نامطلوب در اثر میانگین‌گیری) دقیق‌تر از سه تای دیگر است.



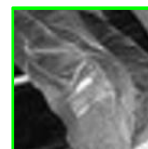
الف



ت

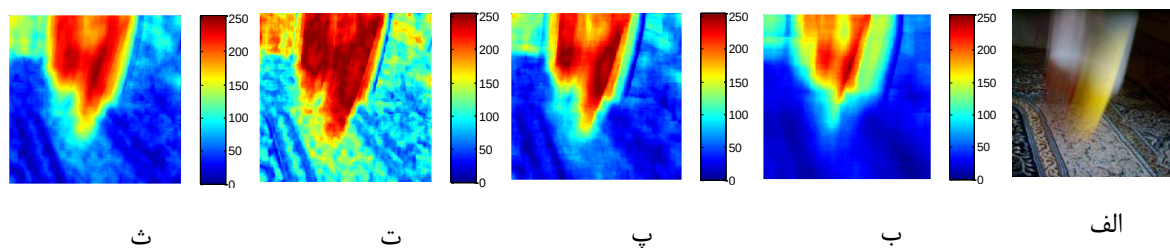


پ



ب

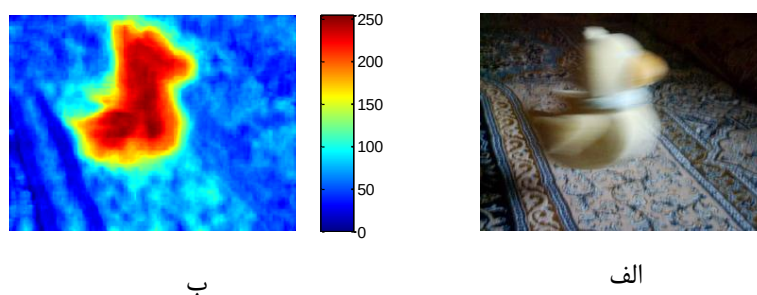
شکل ۳-۱۴- سه بلاک حول یک پیکسل در یک تصویر؛ الف: تصویر ورودی؛ ب، پ و ت، بلاک‌های با اندازه، به ترتیب، ۴۵×۴۵ ، ۱۹×۱۹ و ۹×۹ حول پیکسل.



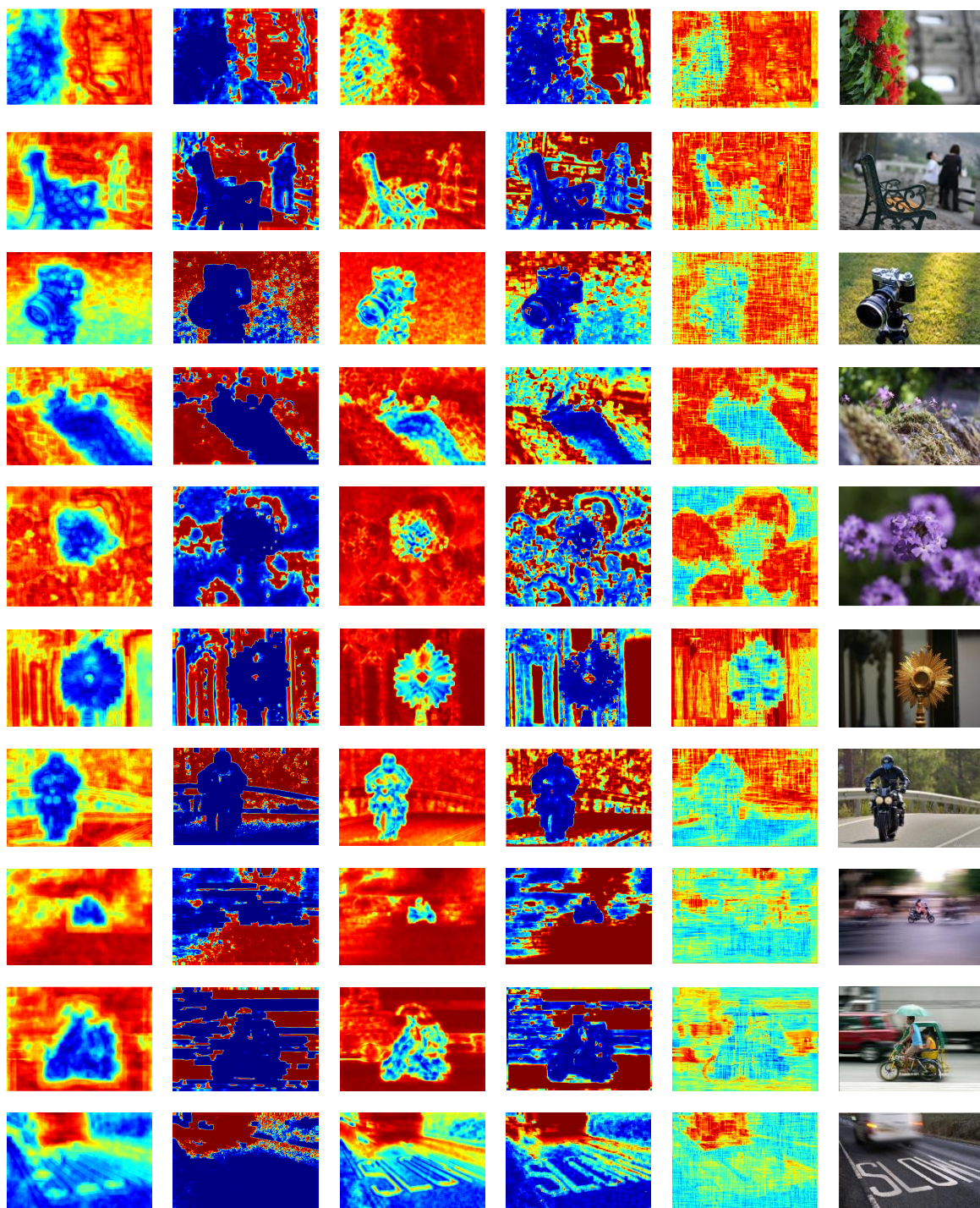
شکل ۳-۱۵- اثر میانگین‌گیری روی مقدار تاری تخمین زده شده برای سه بلاک حول هر پیکسل در نقشه تاری. الف: تصویر ورودی؛ ب، پ و ت: نقشه‌های تاری به دست آمده فقط با تخمین میزان تاری یک بلاک با اندازه، به ترتیب، 45×45 ، 19×19 ، و 9×9 حول هر پیکسل؛ ث: نقشه تاری به دست آمده با میانگین‌گیری روی مقادیر تاری سه بلاک حول هر پیکسل.

۳-۲-۳- نتایج

در این بخش، روش پیشنهادی برای تشکیل نقشه تاری مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. شکل ۳-۱۶ نتیجه اجرای الگوریتم پیشنهادی را بر روی یک تصویر اخذ شده توسط دوربین خانگی نشان می‌دهد. برای بررسی بهتر، مجموعه تصاویر موجود در پایگاه داده تشخیص تاری [۱۲۰] به عنوان تصاویر آزمایشی انتخاب شدند. در این مجموعه ۱۰۰۰ تصویر تار، شامل ۲۹۶ تصویر با تاری ناشی از حرکت محلی (تاری که در اثر حرکت بخشی از صحنه حین اخذ تصویر اتفاق می‌افتد) و ۷۰۴ تصویر با تاری ناشی از تمرکز لنز، وجود دارد. نتایج روش پیشنهادی بر روی چند تصویر از این مجموعه به همراه نتایج حاصل از روش‌های ارائه شده در [۲۶]، [۲۹]، [۳۰] و [۳۱] در شکل ۳-۱۷ نشان داده شده است.



شکل ۳-۱۶- نگاشت تاری استخراج شده به وسیله روش پیشنهادی؛ الف- تصویر ورودی؛ ب- نگاشت تاری.



الف- تصویر ورودی ب- Chakrabarti [26] پ- Liu [29] ت- Su [30] ث- Shi [31] ج- روش پیشنهادی

شکل ۳-۱۷- مقایسه کیفی نگاشت تاری استخراج شده به وسیله چند روش، برای چند نمونه تصویر از تصاویر موجود در پایگاه داده [۱۲۰]. تصاویر نشان داده شده در شش ردیف اول دارای تاری ناشی از تمرکز لنز، و تصاویر نشان داده شده در چهار ردیف آخر دارای تاری ناشی از حرکت محلی می باشند.

از نتایج، مشخص است که روش پیشنهادی قادر به استخراج نقشه تارِ مربوط به انواع مختلف تصاویر (با محتویات متنوع) می‌باشد. همچنین، با مشاهده نتایج نشان داده شده در شکل‌های ۱۶-۳ و ۱۷-۳، می‌توان (به‌صورت بصری) دریافت نقشه استخراجی به وسیله روش پیشنهادی، دارای همواری بیشتری در نواحی تار و غیرتار نسبت به روش‌های دیگر است. ضمن اینکه تمایز بین نواحی تار و غیرتار در آن نیز مشهودتر است. این دو ویژگی (یعنی همواری نواحی تار و غیرتار، و متمایز بودن این دو ناحیه) نقش مهمی در قطعه‌بندی مؤثر نقشه تارِ به دو ناحیه تار و غیرتار دارد.

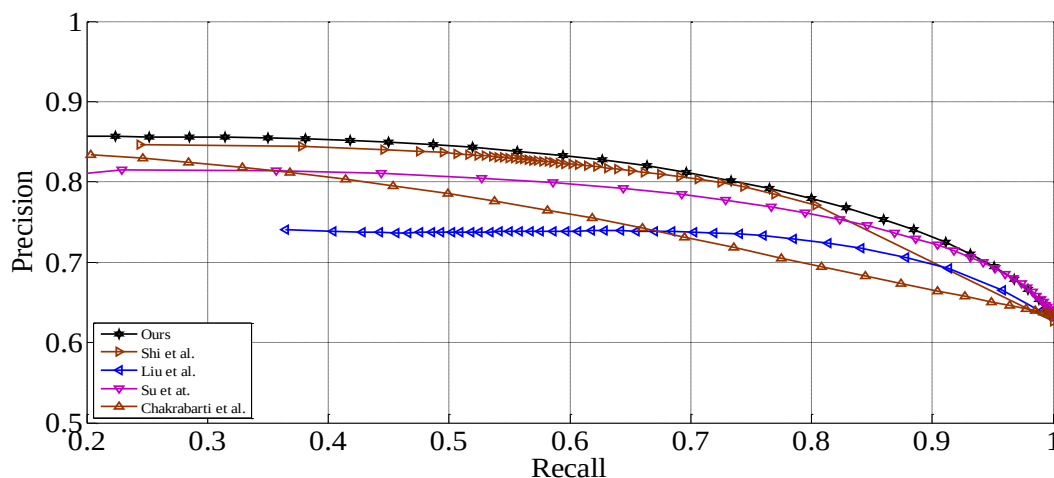
برای مقایسه بهتر روش پیشنهادی با دیگر روش‌ها، از نمودار Precision-Recall مربوط به مقایسه نقشه تارِ با تصویر برچسب‌گذاری شده توسط انسان (که در پایگاه داده [۱۲۰] موجود است) نیز استفاده شده است. در این رساله، همانند مرجع [۳۱]، برای محاسبه precision و recall از خود نقشه تارِ (یعنی یک تصویر سطح خاکستری) بدون قطعه‌بندی آن استفاده شده است. در اینجا precision و recall از روی هیستوگرام نقشه تارِ به دست آمده است. فرض کنید G و M به ترتیب نشان‌دهنده تصویر برچسب‌گذاری شده و نقشه تارِ باشند. R نیز ناحیه‌ای از نقشه تارِ باشد که متناظر با بخش‌های تار درون تصویر برچسب‌گذاری شده است. برای محاسبه precision و recall، هیستوگرام کل نقشه تارِ در یک تعداد bin مشخص (به‌عنوان مثال ۴۰) محاسبه می‌شود. هیستوگرام R و هیستوگرام G نیز محاسبه می‌گردد. سپس نسبت مقادیر تجمعی هیستوگرام R ، یعنی $Cum_hist(R)$ ، به مقادیر تجمعی هیستوگرام M ، یعنی $Cum_hist(M)$ ، به عنوان precision و نسبت مقادیر تجمعی هیستوگرام R به مقادیر تجمعی هیستوگرام G به عنوان recall در نظر گرفته می‌شوند.

$$precision = \frac{Cum_hist(R)}{Cum_hist(M)} \quad (۱۴-۳)$$

$$recall = \frac{Cum_hist(R)}{Cum_hist(G)} \quad (۱۵-۳)$$

نمودار Precision-Recall برای روش پیشنهادی و چهار روش مطرح شده در [۲۶]، [۲۹]، [۳۰] و [۳۱] در شکل ۳-۱۸ رسم گردیده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود مقدار precision محاسبه شده برای روش پیشنهادی بالاتر از ۰/۶ است و به ازای تمامی مقادیر recall بیشتر از مقدار محاسبه شده برای روشهای دیگر است. همچنین به‌ازای مقادیر recall کوچک نیز مقدار precision بالا (بالاتر از ۰/۸۵) است.

برای مقایسه بار محاسباتی، روش پیشنهادی و روش‌های ارائه شده در [۲۶] و [۳۱] بر روی ده تصویر با ابعاد مختلف (در حدود 640×400 تا 640×480) روی یک کامپیوتر با پردازشگر دو هسته‌ای ۲/۶ گیگاهرتز، حافظه اصلی چهار گیگابایت با سیستم عامل ویندوز ۶۴ بیتی نسخه ۸/۱ و نرم افزار متلب نسخه ۸/۳ اجرا گردیدند. متوسط زمان اجرای الگوریتم پیشنهادی برابر ۵۱۲/۳ ثانیه یا ۸/۵ دقیقه به دست آمد. در حالیکه این زمان برای الگوریتم ارائه شده در [۳۱] برابر ۲۰۵۷/۲۵ ثانیه یعنی ۳۴/۲۹ دقیقه محاسبه گردید. همان‌طور که مشاهده می‌شود سرعت اجرای روش پیشنهادی بیش از چهار برابر روش ارائه شده در [۳۱] می‌باشد. این زمان برای روش پیشنهاد شده در [۲۶] برابر ۸/۶ ثانیه به دست آمد. اگرچه روش ارائه شده در [۲۶] سرعت بالایی دارد، اما همان‌طور که از نتایج می‌توان مشاهده کرد نقشه تاری استخراج شده به کمک این روش دارای کیفیت پایین‌تری نسبت به روش پیشنهادی است.



شکل ۳-۱۸- مقایسه کمی روش پیشنهادی با چهار روش دیگر به وسیله نمودار Precision-Recall.

۳-۴- قطعه‌بندی تصویر به نواحی تار / غیر تار

همان‌طور که در نتایج مشاهده شد، نقشه استخراجی به‌وسیله روش پیشنهادی، دارای همواری درون نواحی تار و درون نواحی غیرتار، و همچنین تمایز بین نواحی تار و غیرتار است. این دو ویژگی باعث شده است تا بتوان نقشه استخراجی را با دقت بالایی به نواحی تار / غیرتار قطعه‌بندی نمود. در این رساله، یک روش قطعه‌بندی بر اساس مفهوم پیکسون به‌کار گرفته شده است. یک پیکسون مجموعه‌ای از پیکسل‌های به‌هم پیوسته است که دارای یک ویژگی مشابه (از قبیل رنگ، شدت روشنایی یا بافت) هستند. اجتماع پیکسون‌ها، یک تصویر می‌سازد که به آن "مدل بر پایه پیکسون" گفته می‌شود [۱۲۱]. پس از ساخت این مدل، قطعه‌بندی تصویر، به یک مسأله برچسب‌گذاری پیکسون‌ها تبدیل می‌شود.

۳-۴-۱- تشکیل مدل بر پایه پیکسون تصویر

برای تشکیل پیکسون‌ها، نگاشت تاری، با شروع از اولین پیکسل، پیمایش می‌شود. این پیکسل به‌عنوان اولین پیکسون در نظر گرفته می‌شود. سپس، پیمایش در جهت همسایه‌های این پیکسل انجام می‌گیرد. یک پیکسل در صورتی به پیکسون جاری متصل می‌گردد که مقدار آن به میانگین مقادیر پیکسل‌های آن پیکسون

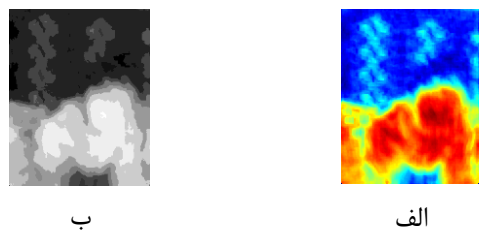
به اندازه کافی نزدیک باشد. در غیر این صورت، یک پیکسون جدید تشکیل می‌گردد. این کار تا پیمایش تمام پیکسل‌های تصویر ادامه می‌یابد. شکل ۳-۱۹ یک نقشه تار و مدل بر پایه پیکسون آن را نشان می‌دهد. مقدار پیکسل‌های متعلق به یک پیکسون برابر با مقدار میانگین آن پیکسون قرار داده می‌شود.

با تشکیل مدل بر پایه پیکسون، نقشه تار به مجموعه‌ای از زیر-ناحیه‌ها تقسیم می‌گردد. قطعه‌بندی نهایی با برچسب‌گذاری این ناحیه‌ها به عنوان ناحیه تار یا غیرتار انجام می‌گیرد. در این رساله، از الگوریتم خوشه‌بندی فازی (FCM)^۱ [۱۲۲]، برای این منظور، استفاده شده است. پس از اجرای این الگوریتم، نقشه تار به نواحی تار/غیرتار قطعه‌بندی می‌گردد. شکل ۳-۲۰ نتیجه قطعه‌بندی دو تصویر نمونه را به کمک روش پیشنهادی نشان می‌دهد. نمونه‌های دیگری از تصاویر قطعه‌بندی شده به کمک روش پیشنهادی به همراه تصاویر قطعه‌بندی شده توسط انسان در شکل ۳-۲۱ نشان داده شده است. همان‌طور که از نتایج مشاهده می‌گردد، روش پیشنهادی می‌تواند محل (محل‌های) تار را در یک تصویر به خوبی مشخص نماید.

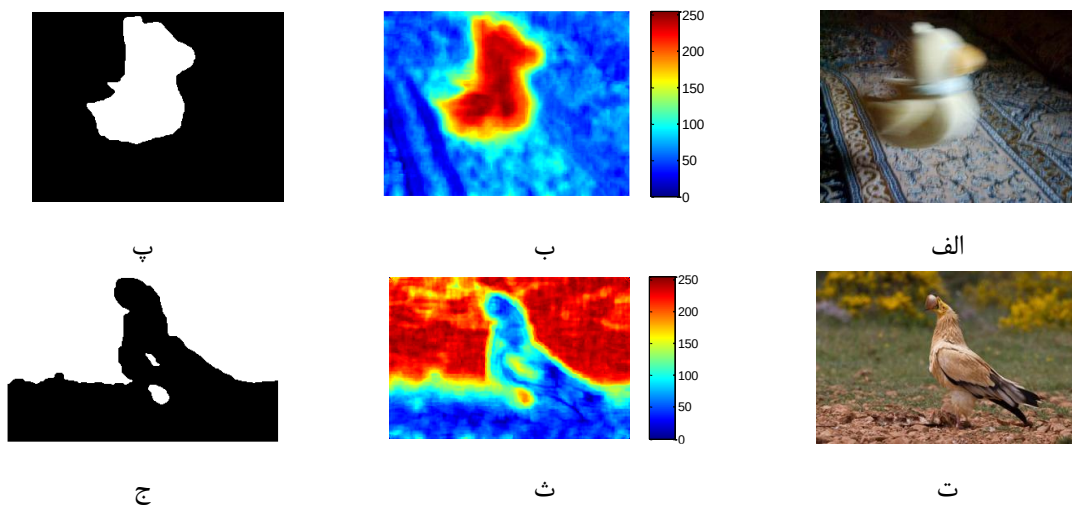
۳-۵- جمع‌بندی

در این فصل یک معیار ارزیابی پیشنهاد شد که قابل استفاده برای تخمین میزان تار یک تصویر یا بلاکی از آن است. روشی برای تخمین نقشه تار تصویر با کمک معیار پیشنهادی ارائه گردید. نقشه تار استخراج شده، با استفاده از قطعه‌بندی مبتنی بر پیکسون، به دو ناحیه تار و غیرتار تقسیم گردید. نتایج کیفی و کمی حاصل از انجام آزمایش‌های مختلف به همراه مقایسه با دیگر روش‌های موجود در انتهای هر بخش آورده شد. نتایج آزمایش‌های انجام شده، برتری روش پیشنهادی نسبت به روش‌های موجود را در ارزیابی میزان تار یک تصویر و همچنین در تخمین نقشه تار تصویر نشان می‌دهد.

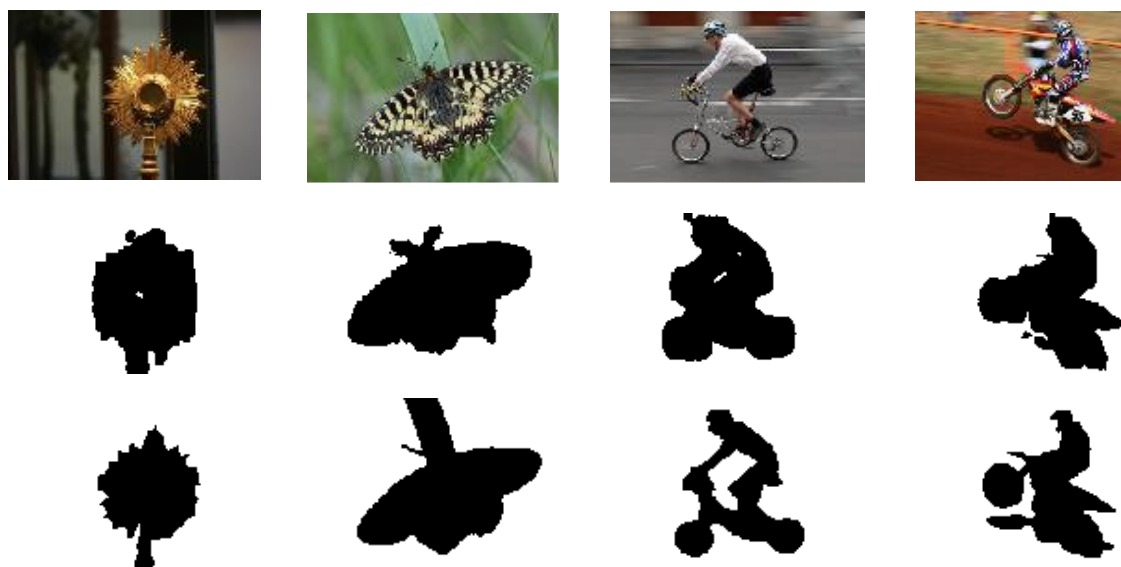
^۱ Fuzzy C-Means



شکل ۳-۱۹- نمایش مدل بر پایه پیکسون ؛ الف- یک نقشه تاری نمونه؛ ب- مدل بر پایه پیکسون معادل نقشه تاری الف.



شکل ۳-۲۰- نتیجه قطعه‌بندی دو تصویر طبیعی (که دارای تاری محلی هستند) به نواحی تار/غیرتار؛ الف و ت: تصاویر ورودی؛ ب و ث: نقشه‌های تاری تشکیل شده؛ پ و ج: تصاویر قطعه‌بندی شده.



شکل ۳-۲۱- نمونه‌های دیگری از تصاویر قطعه‌بندی شده به کمک روش پیشنهادی و تصاویر قطعه‌بندی شده توسط انسان؛ سطر اول: تصاویر ورودی؛ سطر میانی و سطر آخر، به ترتیب: تصاویر قطعه‌بندی شده به کمک روش پیشنهادی و توسط انسان.

فصل چهارم: تخمین هسته تاری

با واپیچش کور

۴-۱- مقدمه

تخمین هسته تاری از روی یک تصویر تار ورودی، یک مسأله بد شکل است. زیرا، در این مسأله، با توجه به رابطه (۳-۱)، دو مجهول و تنها یک معلوم وجود دارد. لذا، به نظر می‌رسد باید دو مرحله تخمین هسته تاری و بازسازی تصویر واضح به‌طور همزمان و طی یک فرآیند انجام شود. به این فرآیند، واپیچش کور گفته می‌شود. هدف از این فرآیند، تخمین هسته تاری و بازسازی تصویر واضح، به‌طور همزمان، از روی یک تصویر تار ورودی می‌باشد. در ادامه، طریقه به‌کارگیری فرآیند واپیچش کور برای تخمین هسته تاری شرح داده می‌شود.

۴-۲- تعریف مسأله بهینه‌سازی

ساده‌ترین شکل فرآیند واپیچش کور، تعریف یک مسأله بهینه‌سازی بر اساس بیشینه احتمال پسین (MAP) است که در آن به دنبال یافتن جفت «تصویر واضح، هسته تاری»، به عبارت بهتر $\langle \mathbf{X}, \mathbf{A} \rangle$ هستیم که رابطه زیر را بیشینه کند:

$$\rho(\mathbf{X}, \mathbf{A} | \mathbf{B}) = \rho(\mathbf{B} | \mathbf{X}, \mathbf{A}) \rho(\mathbf{X}) \rho(\mathbf{A}), \quad (۴-۱)$$

که در آن، $\rho(\mathbf{X}, \mathbf{A} | \mathbf{B})$ معرف احتمال پسین $\mathbf{X}$ و $\mathbf{A}$ با داشتن $\mathbf{B}$ است. $\rho(\mathbf{B} | \mathbf{X}, \mathbf{A})$ نشان‌دهنده درست‌نمایی است که تضمین می‌کند هسته تاری و تصویر واضح حداکثر مطابقت را با تصویر تار ورودی دارند. $\rho(\mathbf{X})$ دانش پیشین روی تصویر واضح می‌باشد که ویژگی‌های خاصی از تصویر واضح است که می‌تواند بازسازی آن را بهبود ببخشد. $\rho(\mathbf{A})$ نیز دانش پیشین روی هسته تاری است که معرف ویژگی خاصی است که به تخمین بهتر هسته تاری کمک می‌کند.

برای حل مسأله MAP تعریف شده در رابطه (۴-۱)، در این رساله، همانند سایر روش‌هایی که تخمین هسته تاری را بر پایه واپیچش کور انجام می‌دهند [۴۱-۴۳، ۴۵، ۴۷، ۴۸، ۵۲، ۵۴، ۶۱، ۶۲، ۱۲۳]، از یک فرآیند تکراری استفاده شده است که در آن هسته تاری و تصویر واضح به‌صورت یک در میان تخمین زده می‌شوند. در این فرآیند، ابتدا یک هسته تاری اولیه (که می‌تواند یک ماتریس با مقادیر صفر باشد که فقط مرکز آن مقدار یک دارد) در نظر گرفته می‌شود. در هر تکرار، ابتدا تصویر واضح از روی هسته تاری (حاصل از تکرار قبل) و تصویر تار، بازسازی می‌گردد. سپس تصویر واضح بازسازی شده در تکرار قبل و تصویر تار برای تخمین هسته تاری به‌کار گرفته می‌شوند. در ادامه، هسته تخمین زده شده برای بازسازی مجدد تصویر واضح استفاده می‌شود و تصویر بازسازی شده جدید نیز برای تخمین مجدد هسته تاری استفاده می‌گردد و این فرآیند تکرار می‌شود. بهینه‌سازی یک در میان تصویر واضح و هسته تاری را می‌توان به‌صورت حل دو مسأله MAP به‌صورت زیر نوشت:

$$\hat{\mathbf{A}} = \arg \max_{\mathbf{A}} \rho(\mathbf{B}|\hat{\mathbf{X}}, \mathbf{A})\rho(\mathbf{A}), \quad (۲-۴)$$

و

$$\hat{\mathbf{X}} = \arg \max_{\mathbf{X}} \rho(\mathbf{B}|\mathbf{X}, \hat{\mathbf{A}})\rho(\mathbf{X}), \quad (۳-۴)$$

که $\hat{\mathbf{A}}$ هسته تاری تخمین زده شده و $\hat{\mathbf{X}}$ تصویر واضح بازسازی شده در خلال فرآیند تکراری هستند. $\hat{\mathbf{X}}$ تصویر بازسازی شده میانی^۱ نیز نامیده می‌شود. بعد از اعمال لگاریتم و ضرب کردن در یک علامت منفی، مسائل MAP فوق تبدیل به زیرمسأله‌های بهینه‌سازی زیر می‌شوند:

$$\hat{\mathbf{A}} = \arg \min_{\mathbf{A}} L_{\mathbf{A}}(\mathbf{B}, \hat{\mathbf{X}}, \mathbf{A}) + R(\mathbf{A}), \quad (۴-۴)$$

^۱ Intermediate reconstructed latent image

$$\hat{\mathbf{X}} = \arg \min_{\mathbf{X}} L_{\mathbf{X}}(\mathbf{B}, \mathbf{X}, \hat{\mathbf{A}}) + R(\mathbf{X}), \quad (5-4)$$

که $L_{\mathbf{X}}(\mathbf{B}, \mathbf{X}, \hat{\mathbf{A}})$ و $L_{\mathbf{A}}(\mathbf{B}, \hat{\mathbf{X}}, \mathbf{A})$ عبارت تطبیق داده (معادل درست‌نمایی)، به ترتیب، در زیرمسئله تخمین هسته تاری، و زیرمسئله بازسازی تصویر میانی می‌باشند. $R(\mathbf{X})$ و $R(\mathbf{A})$ نیز عبارت‌های منظم‌سازی معادل دانش پیشین، به ترتیب، روی $\mathbf{X}$ و $\mathbf{A}$ هستند.

تصویر واضح نهایی نتیجه به کارگیری آخرین هسته تاری تخمین زده شده در یک فرآیند واپیچش بینا می‌باشد (که در آن هسته تاری مشخص است). تصاویر بازسازی شده میانی تأثیر مستقیمی روی تصویر واضح نهایی ندارند. بلکه، به دلیل مشارکت در تخمین هسته تاری، اثر غیر مستقیم روی نتیجه نهایی دارند. بنابراین می‌توان گفت هدف اصلی فرآیند تکراری مذکور، تخمین هسته تاری $\mathbf{A}$ است. لذا، تصویر میانی را طوری بازسازی می‌کنیم که به تخمین دقیق‌تر هسته تاری کمک نماید.

هسته تاری را می‌توان از روی لبه‌های برجسته تصویر تخمین زد. در حالی که، نواحی هموار تصویر در تخمین هسته تاری کمکی نمی‌کنند. لذا، در بازسازی میانی تصویر واضح نیاز نیست تصویر به‌طور کامل بازسازی گردد، بلکه کافی است لبه‌های مهم و برجسته آن با دقت خوبی بازسازی شوند. در این رساله، زیرمسئله مربوط به بازسازی میانی تصویر واضح طوری تعریف می‌گردد که این هدف، یعنی بازسازی دقیق لبه‌های مهم و برجسته تصویر، برآورده شود. از طرفی، زیرمسئله تخمین هسته تاری نیز به‌طریقی تعریف می‌شود که لبه‌های مهم و برجسته تصویر، به جای کل تصویر، برای این امر استفاده شوند. در دو بخش بعد جزئیات تعریف این دو زیرمسئله بیان شده است.

۴-۲-۱- تعریف زیرمسئله بهینه‌سازی برای تخمین هسته تاری

از مطالب بیان شده در بخش قبل می‌توان نتیجه گرفت، لبه‌های مهم و برجسته نقش مهمی در تخمین هسته تاری دارند و هسته تاری را می‌توان به‌طور مؤثری از روی لبه‌های تصویر بازسازی شده میانی به‌دست آورد. به‌طور کلی، استخراج مستقیم لبه‌ها از روی یک تصویر تار یا یک تصویر بازسازی شده میانی (که تاری آن کاملاً رفع نشده و همچنان دارای تاری است) مفید نخواهد بود. زیرا، لبه‌ها تحت تأثیر تاری تضعیف شده‌اند. از طرفی خرابی‌های ناشی از اثر حلقوی، که در اطراف لبه‌ها و در اثر انجام واپیچش با یک هسته تاری غیر دقیق (هسته تاری میانی) به‌وجود آمده‌اند، عمل انتخاب لبه را گمراه می‌کنند. در این رساله، فرآیندی که در [۴۵] پیشنهاد شده است برای استخراج لبه‌های مهم تصویر به‌کار گرفته شده است. در این فرآیند، ابتدا، ساختار اصلی^۱ تصویر استخراج می‌گردد. این ساختار شبیه به تصویر اصلی و دارای کمترین گرادیان است. می‌توان گفت، ساختار اصلی برابر است با اصل تصویر که بافت (جزئیات) آن حذف شده باشد. استخراج ساختار اصلی تصویر، مطابق روش پیشنهاد شده در [۴۵]، طی یک فرآیند تکراری و با حل یک مسئله بهینه‌سازی انجام می‌گیرد. جزئیات بیشتر در پیوست ب آمده است. پس از استخراج ساختار اصلی تصویر، برای بهبود ساختار (تقویت لبه‌ها و حذف نویز احتمالی) یک فیلتر شوک اعمال می‌گردد. فیلتر شوک یک روش بهبود (تیز کننده) محلی^۲ تصویر است که با استفاده از عملگرهای ریخت‌شناسی و بر اساس معادلات مشتق جزئی^۳ عمل می‌کند. این فیلتر با تکرار عملیات ریخت‌شناسی سعی در تقویت لبه‌ها و حذف نویز دارد [۱۲۴]. در انتها، لبه‌های با مقدار بزرگ (بزرگ‌تر از یک مقدار آستانه) در ساختار اصلی به‌عنوان لبه‌های مهم و برجسته تصویر انتخاب می‌شوند. شکل ۴-۱ یک تصویر نمونه به‌همراه ساختار اصلی و لبه‌های برجسته استخراج شده از آن را نشان می‌دهد.

^۱ Main structure

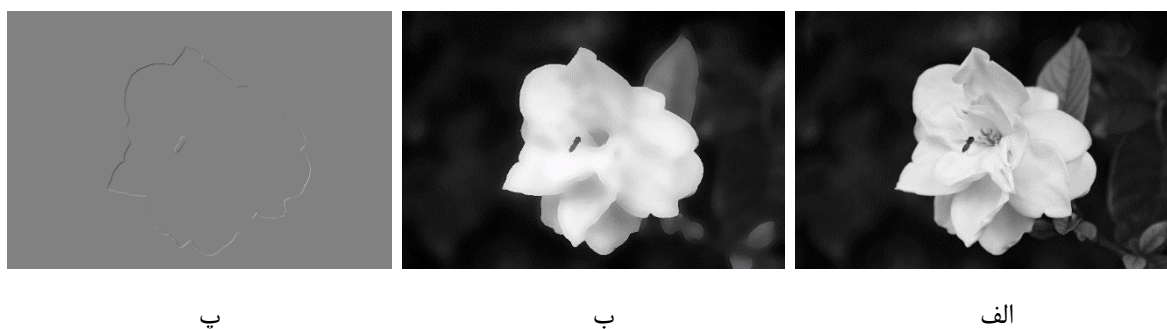
^۲ Locally sharpening

^۳ Partial differential equations

همان‌طور که ذکر گردید، برای تخمین هسته تاری کافی است، به‌جای استفاده از تمام پیکسل‌ها، تنها لبه‌های مهم تصویر بازسازی شده میانی، $\hat{\mathbf{X}}$ در عبارت تطبیق داده $L_A(\mathbf{B}, \hat{\mathbf{X}}, \mathbf{A})$ در رابطه (۴-۴) استفاده گردند. عبارت منظم‌سازی $R(\mathbf{A})$ باید بر اساس یک ویژگی خاص از هسته تاری تعریف گردد. خلوتی، ساده‌ترین ویژگی هسته تاری (برای تاری ناشی از حرکت) است. این دانش را می‌توان به‌صورت عبارت منظم‌سازی $\|\mathbf{A}\|_1$ بیان کرد که $\|\cdot\|_1$ نشان دهنده نرم یک (l_1) است. اگر چه نرم دو (l_2) باعث سادگی در حل مسأله بهینه‌سازی می‌گردد، اما نرم یک معرف ویژگی خلوتی است. با در نظر گرفتن توضیحات فوق، زیرمسأله بهینه‌سازی برای تخمین هسته تاری، رابطه (۴-۴)، به‌صورت زیر نوشته می‌شود:

$$\hat{\mathbf{A}} = \arg \min_{\mathbf{A}} \|\nabla \mathbf{S} \otimes \mathbf{A} - \nabla \mathbf{B}\|_2^2 + \eta \|\mathbf{A}\|_1, \quad (۴-۶)$$

که ∇ نشان دهنده عملگر گرادیان (مرتبه اول و در هر دو جهت افقی و عمودی) می‌باشد. $\mathbf{S}$ همان ساختار اصلی تصویر $\hat{\mathbf{X}}$ (بعد از اعمال فیلتر شوک) و $\nabla \mathbf{S}$ گرادیان‌ها (لبه‌های مهم) استخراج شده از $\mathbf{S}$ هستند. $\eta > 0$ نیز یک وزن است که تنظیم کننده میزان تأثیر عبارت منظم‌سازی است.



شکل ۴-۱- نتیجه استخراج لبه‌های مهم؛ الف- تصویر اصلی؛ ب- ساختار اصلی مربوط به تصویر الف؛ و پ- لبه‌های برجسته و مهم استخراج شده از تصویر ب.

۴-۲-۲- تعریف زیرمسأله بهینه‌سازی برای بازسازی میانی تصویر واضح (نوآوری ۲)

همان‌طور که قبلاً ذکر گردید، بازسازی میانی تصویر واضح، نقش مهمی در تخمین هسته تاری دارد. زیرا، در این مرحله باید لبه‌های کافی برای تخمین هسته تاری فراهم شود. این بدین معنی است که مرحله بازسازی میانی تصویر واضح باید به‌گونه‌ای انجام شود که لبه‌های تیز تصویر، تا حد ممکن، بازسازی گردند. برای رسیدن به این هدف، در این رساله، عبارت تطبیق داده $L_X(\mathbf{B}, \mathbf{X}, \hat{\mathbf{A}})$ در رابطه (۴-۵) شامل دو قسمت است که در ادامه شرح داده می‌شوند.

عبارت تطبیق داده (دُرست‌نمایی)، همان‌طور که ذکر گردید، تضمین می‌کند که تصویر بازسازی شده با تصویر ورودی مطابقت داشته باشد. این عبارت را می‌توان بر اساس توزیع نویز تعریف نمود:

$$\mathbf{n} = \mathbf{X} \otimes \mathbf{A} - \mathbf{B}, \quad (۴-۷)$$

که $\mathbf{n}$ معرف نویز جمع‌شونده است. معمولاً فرض می‌شود $\mathbf{n}$ دارای توزیع گاوسی است. بنابراین، با توجه به توزیع گاوسی نویز، اولین بخش در عبارت تطبیق داده به‌صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$\|\mathbf{X} \otimes \mathbf{A} - \mathbf{B}\|_2^2, \quad (۴-۸)$$

عبارت تطبیق داده، در این رساله، یک قسمت دیگر نیز دارد که مشخص می‌کند گرادیان $\mathbf{X}$ باید شبیه به لبه‌های مهم، یعنی $\nabla \mathbf{S}$ ، باشد. استفاده از چنین عبارتی باعث می‌شود لبه‌های تیز در تصویر بازسازی شده حفظ گردند. بنابراین، عبارت تطبیق داده $L_X(\mathbf{B}, \mathbf{X}, \hat{\mathbf{A}})$ در رابطه (۴-۵) به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$L_X(\mathbf{B}, \mathbf{X}, \hat{\mathbf{A}}) = \|\mathbf{X} \otimes \mathbf{A} - \mathbf{B}\|_2^2 + \tau \|\nabla \mathbf{X} - \nabla \mathbf{S}\|_2^2, \quad (۴-۹)$$

که $\tau > 0$ نیز یک ضریب است که میزان تأثیر عبارت دوم را تنظیم می‌کند. در ادامه، طریقه تعریف عبارت منظم‌سازی (دانش پیشین) روی تصویر واضح $\mathbf{X}$ بحث می‌شود. همان‌طور که در فصل دوم اشاره شد، مطالعات

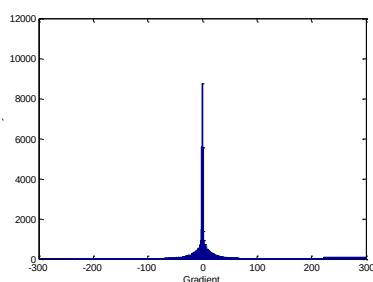
اخیر روی تصاویر طبیعی نشان داده است که گرادیان‌های تصویر دارای توزیع خلوت با دنباله سنگین هستند. این توزیع، دارای یک احتمال بزرگ حول صفر بوده که نشان دهنده این است که پیکسل‌ها با همسایه‌های خود همبسته هستند. همچنین دارای یک دنباله سنگین (مقادیر دور از صفر) است که نشان دهنده وجود لبه‌های تیز در تصاویر طبیعی است. طبق آزمایش‌های انجام شده در این رساله، گرادیان‌های مرتبه دوم یک تصویر طبیعی نیز دارای توزیع خلوت با دنباله سنگین هستند. شکل ۴-۲ یک تصویر نمونه را به همراه توزیع گرادیان‌های مرتبه اول و دوم آن نشان می‌دهد. ساده‌ترین شکل برای مدل کردن این توزیع، یک مدل فوق لاپلاسی است. لذا، توزیع گرادیان‌های یک تصویر را می‌توان به صورت زیر مدل کرد:

$$e^{-k|\nabla \mathbf{X}|^\alpha}, \quad \text{with } 0.5 \leq \alpha \leq 0.8, \quad (4-10)$$

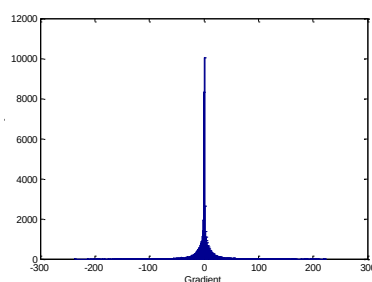
که k شیب تابع نمایشی است. بنابراین، عبارت منظم‌سازی $R(\mathbf{X})$ با $\alpha = 0.8$ به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$R(\mathbf{X}) = \sum_{\nabla_*, v_*} v_* \|\nabla_* \mathbf{X}\|_{0.8} \quad (4-11)$$

که $\nabla_* \in \{\nabla_x, \nabla_y, \nabla_{xx}, \nabla_{yy}, \nabla_{xy}\}$ است. $v_* \in \{v_1, v_2\}$ وزن‌هایی هستند که میزان تأثیر گرادیان‌های تصویر را مشخص می‌نمایند (v_1 مربوط به گرادیان‌های مرتبه اول و v_2 مربوط به گرادیان‌های مرتبه دوم).



پ



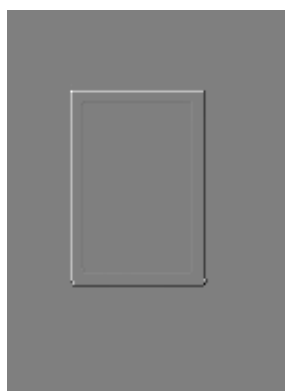
ب



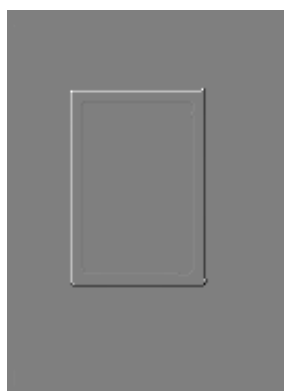
الف

شکل ۴-۲ یک تصویر طبیعی به همراه توزیع گرادیان‌های آن؛ الف: تصویر ورودی؛ ب: توزیع گرادیان افقی مرتبه اول (∇_x) مربوط به تصویر الف؛ پ: توزیع گرادیان افقی مرتبه دوم (∇_{xx}) مربوط به تصویر الف.

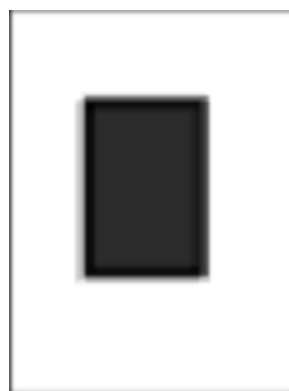
برای بررسی اثر استفاده از گرادیان‌های مرتبه دوم در دانش پیشین (عبارت منظم‌سازی) روی تصویر واضح، آزمایشی انجام داده‌ایم. همان‌طور که ذکر شد، هر چه لبه‌های مهم (تیز) در تصویر میانی با کیفیت بهتری بازسازی شوند، هسته تاری با دقت بیشتری تخمین زده می‌شود. در اینجا، اثر استفاده از گرادیان‌های مرتبه دوم را روی کیفیت لبه‌های بازسازی شده در تصویر میانی بررسی نموده‌ایم. برای نمایش بهتر نتیجه آزمایش، یک تصویر که به صورت مصنوعی ساخته‌ایم انتخاب شده است، که شامل یک مستطیل در مرکز آن است. تصویر مورد نظر با یک فیلتر تاری حرکتی با اندازه 15×15 (برگرفته از [۱۲۳]) تار شده است. فرآیند واپیچش کور (پیشنهادی در این رساله) را، یک‌بار با لحاظ گرادیان‌های مرتبه دوم و یک‌بار بدون لحاظ آن‌ها در دانش پیشین مربوط به تصویر واضح، انجام دادیم. لبه‌های مهم تصاویر بازسازی شده حاصل از اجرای این واپیچش‌ها در شکل ۳-۴ نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، لبه‌های مهم، در حالتی که از گرادیان‌های مرتبه دوم نیز استفاده شده است، با کیفیت بهتری بازسازی شده‌اند. در حالی که، بدون استفاده از گرادیان‌های مرتبه دوم، لبه‌های بازسازی شده دارای خرابی‌هایی (به صورت اعوجاج‌هایی در اطراف آن‌ها) هستند (به گوشه‌های مستطیل دقت کنید).



پ



ب



الف

شکل ۳-۴- اثر استفاده از گرادیان‌های مرتبه دوم (در دانش پیشین مربوط به تصویر اصلی) بر روی کیفیت لبه‌های مهم در تصویر بازسازی شده میانی؛ الف: تصویر (تار) ورودی؛ ب و پ: لبه‌های مهم تصویر بازسازی شده میانی، به ترتیب، بدون و با لحاظ گرادیان‌های مرتبه دوم در دانش پیشین.

۴-۳- حل مسأله بهینه‌سازی

در این بخش، جزئیات بیشتری در مورد حل دو مسأله بهینه‌سازی تعریف شده برای تخمین هسته تاری (رابطه ۴-۴) و بازسازی میانی تصویر واضح (رابطه ۵-۴) آورده شده است.

۴-۳-۱- حل مسأله بهینه‌سازی برای تخمین هسته تاری

برای تخمین هسته تاری باید مسأله تعریف شده در رابطه (۴-۶) بهینه گردد. همان‌طور که در این مسأله دیده می‌شود، متغیر $\mathbf{A}$ داخل عبارت $\|\cdot\|_1$ ظاهر شده است. مشخص است که این مسأله، نسبت به $\mathbf{A}$ از درجه دو^۱ نیست. برای حل چنین مسائلی، می‌توان از روش‌هایی استفاده کرد که آن را به یک مسأله درجه دو تبدیل می‌کنند. در اینجا، ما روش HQP [۷۳، ۱۲۵، ۱۲۶] را به کار گرفته‌ایم که یک روش تکراری برای تبدیل مسائلی است که در آن‌ها متغیر اصلی در عباراتی به شکل نرم l_p ($0 < p \leq 1$) ظاهر شده است. بر اساس این روش، متغیر کمکی $\mathbf{J}$ تعریف می‌شود که کمک می‌کند تا متغیر اصلی $\mathbf{A}$ از درون عبارت $\|\cdot\|_1$ خارج گردد. با به کارگیری این متغیر، مسأله بهینه‌سازی رابطه (۴-۶) تبدیل به مسأله زیر می‌شود:

$$\min_{\mathbf{A}, \mathbf{J}} \|\nabla \mathbf{S} \otimes \mathbf{A} - \nabla \mathbf{B}\|_2^2 + \eta(\beta \|\mathbf{A} - \mathbf{J}\|_2^2 + \|\mathbf{J}\|_1), \quad (۱۲-۴)$$

که $\beta > 0$ یک وزن است که باید در طول فرآیند تکراری تغییر کند. هرچه β بزرگتر می‌شود ($\beta \rightarrow \infty$) پاسخ مسأله تعریف شده در رابطه (۱۲-۴) به پاسخ رابطه (۴-۶) همگرا می‌گردد [۷۳]. حل (۱۲-۴) با حل دو زیرمسأله، به صورت یک در میان، انجام می‌گیرد، بدین طریق که یک بار $\mathbf{A}$ با فرض داشتن $\mathbf{J}$ و بار دیگر $\mathbf{J}$ با فرض داشتن $\mathbf{A}$ محاسبه می‌گردند. این فرآیند با انتساب یک مقدار کوچک به β (یعنی $\beta = \beta_0$) شروع

^۱ Quadratic

می‌شود. هر بار (پایان هر تکرار) β با یک ضریب β_{Inc} افزایش می‌یابد تا زمانی که به یک مقدار ثابت (β_{Max}) برسد. برای به‌دست آوردن $\mathbf{A}$ ، با فرض داشتن $\mathbf{J}$ ، مسأله بهینه‌سازی زیر باید حل شود:

$$\min_{\mathbf{A}} \|\nabla \mathbf{S} \otimes \mathbf{A} - \nabla \mathbf{B}\|_2^2 + \eta\beta \|\mathbf{A} - \mathbf{J}\|_2^2, \quad (13-4)$$

مسأله فوق نسبت به $\mathbf{A}$ از درجه دو است. می‌توان (پس از مشتق‌گیری) آن را در حوزه فرکانس حل نمود:

$$\mathbf{A} = \mathbf{F}^{-1} \left(\frac{\overline{\mathbf{F}(\nabla \mathbf{S})} \circ \mathbf{F}(\nabla \mathbf{B}) + \eta\beta \mathbf{F}(\mathbf{J})}{\overline{\mathbf{F}(\nabla \mathbf{S})} \circ \mathbf{F}(\nabla \mathbf{S}) + \eta\beta} \right), \quad (14-4)$$

نکته قابل توجه این است که پس از محاسبه $\hat{\mathbf{A}}$ با استفاده از رابطه (13-4)، باید پس‌پردازشی روی مقادیر آن داشت، به‌طوری‌که، مقادیر منفی صفر شده و مجموع مقادیر آن برابر یک گردد.

برای به‌دست آوردن $\mathbf{J}$ با فرض داشتن $\mathbf{A}$ از تکرار قبلی، باید مسأله زیر بهینه گردد:

$$\min_{\mathbf{J}} \beta \|\mathbf{A} - \mathbf{J}\|_2^2 + \|\mathbf{J}\|_1, \quad (15-4)$$

برای حل این مسأله، می‌توان هر روشی که کار یافتن ریشه توابع را انجام می‌دهد به کار گرفت. در این رساله، از روش بر پایه جدول جستجو (LUT) پیشنهاد شده در [72]، به دلیل بار محاسباتی کم آن، استفاده شده است. شبه کد روش پیشنهادی برای تخمین هسته تاری $\mathbf{A}$ (با فرض داشتن $\hat{\mathbf{X}}$) در الگوریتم 4-1 آورده شده است.

4-3-2- حل مسأله بهینه‌سازی برای بازسازی میانی تصویر واضح

با لحاظ تعریف‌های عبارت تطبیق داده، رابطه (4-9)، و دانش پیشین، رابطه (4-11)، در رابطه (4-5)، مسأله زیر به‌دست می‌آید:

$$\hat{\mathbf{X}} = \arg \min_{\mathbf{X}} \|\mathbf{X} \otimes \mathbf{A} - \mathbf{B}\|_2^2 + \tau \|\nabla \mathbf{X} - \nabla \mathbf{S}\|_2^2 + \sum_{\nabla_*, v_*} v_* \|\nabla_* \mathbf{X}\|_{0.8}, \quad (16-4)$$

الگوریتم ۴-۱- شبه کد روش پیشنهادی برای تخمین میانی هسته تاری.

ورودی: تصویر تار $\mathbf{B}$ ، لبه‌های مهم $\nabla \mathbf{S}$ ، اندازه هسته تاری، ضریب تأثیر η ، پارامترهای تکرار β_0 ، β_{Inc} و β_{Max} .

خروجی: هسته تاری تخمین زده شده میانی ($\hat{\mathbf{A}}$).

$$\beta = \beta_0 \quad -1$$

۲- $\mathbf{A}$ را مقدارگذاری اولیه کن (به‌عنوان مثال توسط یک ماتریس که مقدار موجود در مرکز آن برابر با یک و بقیه مقادیر آن برابر با صفر باشد).

۳- عبارتهای ثابت در رابطه (۴-۱۴) را محاسبه کن.

۴- تا زمانی که $\beta < \beta_{Max}$ انجام بده:

a . با فرض داشتن $\mathbf{A}$ ، $\mathbf{J}$ را از رابطه (۴-۱۵) تخمین بزن.

b . با فرض داشتن $\mathbf{J}$ ، $\mathbf{A}$ را با استفاده از رابطه (۴-۱۴) محاسبه کن.

$$\beta = \beta_{Inc} * \beta \quad c.$$

$$\hat{\mathbf{A}} = \mathbf{A} \quad -5$$

۶- $\hat{\mathbf{A}}$ را برگردان.

برای حل چنین مسأله‌ای که در آن متغیر اصلی $\mathbf{X}$ در داخل $\|\cdot\|_1$ وجود دارد، مانند رابطه (۴-۶)، می‌توان روش HQP را به‌کار گرفت. با تعریف متغیرهای کمکی $\mathbf{K}_* \in \{\mathbf{K}_1, \mathbf{K}_2, \mathbf{K}_3, \mathbf{K}_4, \mathbf{K}_5\}$ (به ابعاد تصویر) می‌توان متغیر $\mathbf{X}$ را از داخل $\|\cdot\|_1$ بیرون کشید. بنابراین، یک مسأله بهینه‌سازی جدید خواهیم داشت:

$$\langle \hat{\mathbf{X}}, \mathbf{K}_* \rangle = \arg \min_{\mathbf{X}, \mathbf{K}_*} \|\mathbf{X} \otimes \mathbf{A} - \mathbf{B}\|_2^2 + \tau \|\nabla \mathbf{X} - \nabla \mathbf{S}\|_2^2 + \quad (4-17)$$

$$\sum_{\nabla_*, v_*, \mathbf{K}_*} v_*(\beta \|\nabla_* \mathbf{X} - \mathbf{K}_*\|_2^2 + \|\mathbf{K}_*\|_{0.8})$$

برای به‌دست آوردن $\mathbf{X}$ ، با فرض داشتن $\mathbf{K}_*$ (از تکرار قبلی)، باید مسأله بهینه‌سازی زیر، که نسبت به $\mathbf{X}$ از درجه دو است، حل شود:

$$\mathbf{X} = \arg \min_{\mathbf{X}} \|\mathbf{X} \otimes \mathbf{A} - \mathbf{B}\|_2^2 + \tau \|\nabla \mathbf{X} - \nabla \mathbf{S}\|_2^2 + \quad (18-4)$$

$$\sum_{\nabla, v, \mathbf{K}} v_* \beta \|\nabla_* \mathbf{X} - \mathbf{K}_*\|_2^2$$

حل مسأله فوق، مانند رابطه (4-13)، در حوزه فرکانس انجام می گیرد:

$$\mathbf{X} = \mathbf{F}^{-1} \left(\frac{\overline{\mathbf{F}(\mathbf{A})} \circ \mathbf{F}(\mathbf{B}) + \tau \mathbf{N}_1 + \beta \mathbf{N}_2}{\overline{\mathbf{F}(\mathbf{A})} \circ \mathbf{F}(\mathbf{A}) + \tau \mathbf{D}_1 + \beta \mathbf{D}_2} \right), \quad (19-4)$$

$$\mathbf{N}_1 = \sum_{\nabla} \overline{\mathbf{F}(\nabla)} \circ \mathbf{F}(\nabla \mathbf{S}), \quad \mathbf{N}_2 = \sum_{\nabla, \mathbf{K}} \overline{\mathbf{F}(\nabla_*)} \circ \mathbf{F}(\mathbf{K}_*), \quad (20-4)$$

$$\mathbf{D}_1 = \sum_{\nabla} \overline{\mathbf{F}(\nabla)} \circ \mathbf{F}(\nabla), \quad \mathbf{D}_2 = \sum_{\nabla} \overline{\mathbf{F}(\nabla_*)} \circ \mathbf{F}(\nabla_*)$$

منظور از $\mathbf{F}(\nabla)$ تبدیل فوریه برداری است که معرّف عملگر گرادیان است (به عنوان مثال، بردار [1-1] معرّف عملگر گرادیان افقی است). برای یافتن هر کدام از $\mathbf{K}_*$ ها، با فرض داشتن $\mathbf{X}$ (از تکرار قبلی)، مسأله بهینه سازی (به عنوان مثال، برای $\mathbf{K}_1$) به صورت زیر به دست می آید:

$$\min_{\mathbf{K}_1} \beta \|\nabla_x \mathbf{X} - \mathbf{K}_1\|_2^2 + \|\mathbf{K}_1\|_{0.8}, \quad (21-4)$$

مسأله تعریف شده در رابطه فوق را نیز می توان مانند رابطه (4-15)، با کمک روش بر پایه LUT پیشنهاد شده در [72] حل کرد. فرآیند کلی روش پیشنهادی برای بازسازی میانی تصویر واضح (با فرض داشتن $\hat{\mathbf{A}}$) در الگوریتم 4-2 (که بسیار شبیه به الگوریتم 4-1 است) آمده است.

4-3-3- جزئیات بهینه سازی و پارامترها

برای اینکه تخمین $\mathbf{X}$ و $\mathbf{A}$ با کارایی بهتری انجام شود و برای مواجهه بهتر با هسته های تاری بزرگ (با ابعاد بالا)، مانند دیگر تحقیقات انجام شده در این زمینه از قبیل [43, 45, 46, 48, 54, 57, 61, 62, 127]، در این رساله نیز، یک تخمین چند مقیاسی¹ با استفاده از یک هرم² بزرگ به کوچک (درشت به ریز³) از

¹ Multi-scale

² Pyramid

³ Coarse-to-fine

وضوح‌های تصویر به کار گرفته شده است. در ساخت هرم، ضریب کاهش نمونه برابر با $\frac{\sqrt{2}}{2}$ تنظیم شده است. با این کار، تعداد سطوح هرم به‌طور افقی و بر اساس اندازه هسته تاری تنظیم می‌گردد، به‌طوری‌که، اندازه هسته تاری در کوچکترین سطح در حدود سه تا هفت پیکسل باشد. در هر سطح هرم، فرآیند بهینه‌سازی به‌طور یک در میان، برای هسته تاری و تصویر میانی، پنج بار تکرار می‌شود. پس از پنج بار تکرار فرآیند در یک سطح، مقادیر $\mathbf{X}$ و $\mathbf{A}$ افزایش نمونه^۱ (اندازه) داده می‌شوند تا به‌عنوان یک مقدار اولیه برای سطح بعد استفاده گردند. در بزرگترین سطح، $\mathbf{X}$ و $\mathbf{A}$ به‌اندازه واقعی خود خواهند شد. فرآیند کلی روش پیشنهادی در الگوریتم ۳-۴ آورده شده است. همچنین روندنمای روش پیشنهادی در شکل ۴-۴ نشان داده شده است.

الگوریتم ۳-۴- شبه کد روش پیشنهادی برای بازسازی میانی تصویر واضح $\hat{\mathbf{X}}$ ، (با فرض داشتن $\hat{\mathbf{A}}$).

ورودی: تصویر تار $\mathbf{B}$ ، لبه‌های مهم $\nabla \mathbf{S}$ ، هسته تاری تخمین زده شده میانی $\hat{\mathbf{A}}$ ، ضریب تأثیر τ و وزن‌های ν_* ، پارامترهای تکرار β_0 ، β_{inc} و β_{max}

خروجی: تصویر میانی بازسازی شده ($\hat{\mathbf{X}}$).

$$1- \mathbf{A} = \hat{\mathbf{A}} \text{ و } \beta = \beta_0$$

۱- $\mathbf{X}$ را برابر با تصویر میانی بازسازی شده مرحله (تکرار) قبل قرار بده.

۲- عبارت‌های ثابت در رابطه (۴-۱۹) را محاسبه کن.

۳- تا زمانی که $\beta < \beta_{max}$ انجام بده:

a. با فرض داشتن $\mathbf{X}$ ، $\mathbf{K}_*$ ها را مشابه رابطه (۴-۲۱) تخمین بزن.

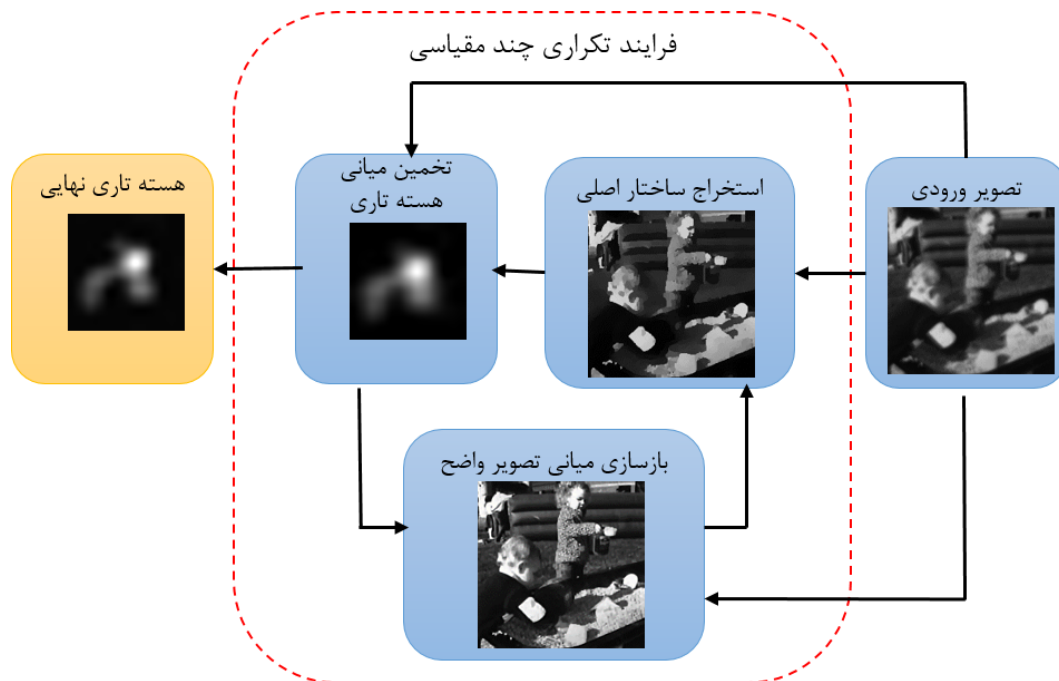
b. با فرض داشتن $\mathbf{K}_*$ ها، $\mathbf{X}$ را با استفاده از رابطه (۴-۱۹) محاسبه کن.

$$c. \beta = \beta_{inc} * \beta$$

$$4- \hat{\mathbf{X}} = \mathbf{X}$$

۵- $\hat{\mathbf{X}}$ را برگردان.

^۱ Up-sample



شکل ۴-۴- روندنمای روش پیشنهادی برای تخمین هسته تاری. داخل نقطه چین در قالب فرآیند چند مقیاسی انجام می شود.

الگوریتم ۴-۳- شبه کد روش پیشنهادی برای تخمین هسته تاری با به کارگیری فرآیند واپیچش کور

ورودی: تصویر تار $\mathbf{B}$ ، اندازه هسته تاری، ضرایب تأثیر τ و η وزن های v_* ، پارامترهای تکرار β_0 ، β_{Inc} و β_{Max} .

خروجی: هسته تاری تخمین زده شده

$$6- \mathbf{B}_0 = \mathbf{B} \text{ و } \beta = \beta_0$$

۷- تعداد سطوح هرم، n را بر اساس اندازه هسته به دست آور.

۸- برای i از ۱ تا n انجام بده

a . بر اساس شماره سطح فعلی، با کاهش نمونه $\mathbf{B}_0$ به دست آور.

b . اگر $\mathbf{X} = \mathbf{B}$ ، $i=1$ در غیر این صورت $\mathbf{X}$ را با افزایش نمونه $\mathbf{X}$ حاصل از سطح قبل به دست آور.

c . برای پنج تکرار انجام بده:

i . لبه های مهم، $\nabla \mathbf{S}$ ، را از روی $\mathbf{X}$ استخراج کن.

ii . هسته تاری $\mathbf{A}$ را با استفاده از الگوریتم ۱ تخمین بزن.

iii . تصویر میانی $\mathbf{X}$ را با استفاده از الگوریتم ۲ تخمین بزن.

۹- هسته تاری تخمین زده شده $\mathbf{A}$ را به عنوان نتیجه برگردان.

چهار نوع پارامتر در الگوریتم پیشنهادی برای تخمین هسته تاری موجود است (که همه آنها باید یک مقدار مثبت داشته باشند): اندازه هسته تاری، ضرایب تأثیر τ و η ؛ پارامترهای تکرار β_0 ، β_{Inc} و β_{Max} ؛ و وزن‌های v_* . در ادامه روش تنظیم هر کدام از این پارامترها بحث می‌گردد.

اندازه هسته تاری پارامتری است که می‌تواند به صورت پیش فرض یا توسط کاربر مشخص گردد. از آنجایی که انتخاب اندازه بزرگتر از اندازه واقعی هسته، تنها باعث افزایش مدت زمان اجرای الگوریتم می‌شود، و تأثیری بر روی کیفیت هسته تاری تخمین زده شده ندارد، اندازه هسته تاری را به صورت پیش فرض برابر با 19×19 تنظیم نموده‌ایم.

ضریب تأثیر τ بستگی به این دارد که چقدر بخواهیم گرادیان (لبه)های تصویر بازسازی شده میانی شبیه به لبه‌های مهم (VS) استخراج شده باشند. بنابراین، این پارامتر به صورت تجربی تنظیم می‌گردد. در این رساله، بهترین مقدار برای τ ، طبق آزمایش‌های انجام شده، برابر با 5×10^{-5} به دست آمد. ضریب η نیز میزان تأثیر عبارت منظم سازی $\|A\|_1$ را در تخمین هسته تاری نشان می‌دهد. این ضریب نیز به صورت تجربی، برابر با 0.01 تنظیم گردید.

تنظیم پارامترهای تکرار β_0 ، β_{Inc} و β_{Max} نیز کاملاً تجربی است. بنابراین، در این رساله تنظیمات زیر انجام گرفت: $\beta_0 = 2$ ، $\beta_{Inc} = 2$ و $\beta_{Max} = 2^{10}$. از آنجایی که می‌خواهیم اثر گرادیان‌های مرتبه اول بیشتر از گرادیان‌های مرتبه دوم باشد، تنظیمات زیر برای وزن‌های v_* انجام شد: $v_1 = 1$ و $v_2 = 0.03$.

۴-۳-۴- بازسازی نهایی تصویر واضح

آخرین تصویر حاصل از مرحله بازسازی میانی تصویر، نمی‌تواند به عنوان تصویر واضح نهایی در نظر گرفته شود، زیرا تصویر میانی بازسازی شده فاقد جزئیات دقیق تصویر است (در مرحله بازسازی میانی، به منظور فراهم کردن لبه‌های مهم، کوششی برای بازسازی جزئیات دقیق تصویر نشد). بنابراین، برای به دست آوردن

یک تصویر خروجی با کیفیت و جزئیات بهتر، نیاز است یک روش واپیچش بینا (که در آن هسته تاری موجود است و هدف، بازسازی دقیق تصویر واضح است) به کار گرفته شود. در این رساله، یک روش واپیچش بینا (که در فصل بعد شرح داده می‌شود) پیشنهاد شده است که می‌تواند جزئیات تصویر را با کیفیت خوبی بازسازی نماید. اما، به دلیل اینکه، روش مذکور هنوز (تا این فصل) شرح داده نشده است در آزمایش‌های انجام شده در ادامه این فصل از یک روش واپیچش بینا که در [۷۲] پیشنهاد شده است استفاده می‌گردد. در حقیقت، هدف از انجام این آزمایش‌ها، بررسی میزان کارایی روش تخمین هسته تاری و سنجش کیفیت هسته تاری تخمین زده شده می‌باشد. روش واپیچش بینا که در [۷۲] پیشنهاد شده است از یک دانش پیشین فوق لاپلاسی روی گرادیان‌های مرتبه اول تصویر استفاده می‌نماید. این روش، پس از تخمین هسته تاری به کمک روش پیشنهادی، و تنها به منظور بازسازی نهایی تصویر واضح به کار گرفته می‌شود.

۴-۴- نتایج

در ادامه، کارایی روش پیشنهادی برای تخمین هسته تاری، با انجام آزمایش‌هایی روی تصاویر تاری بررسی شده است. نتایج حاصل از روش پیشنهادی با نتایج حاصل از به کارگیری روش‌های مطرح برای این منظور شامل روش‌های پیشنهاد شده توسط Levin و همکاران [۶۴]، Xu و همکاران [۴۸]، Pan و همکاران [۴۵]، و Shao و همکاران [۵۴] مقایسه گردیده است. این آزمایش‌ها در دو دسته انجام شده‌اند. دسته اول، آزمایش‌هایی هستند که روی تصاویر تاری مصنوعی انجام شده‌اند، و دسته دوم آزمایش‌هایی را شامل می‌شود که روی تصاویر تاری طبیعی (تصاویری که در اثر حرکت دوربین هنگام اخذ تصویر تاری شده‌اند) صورت گرفته است. در ادامه، این آزمایش‌ها به همراه نتایج حاصل از آن‌ها شرح داده می‌شوند.

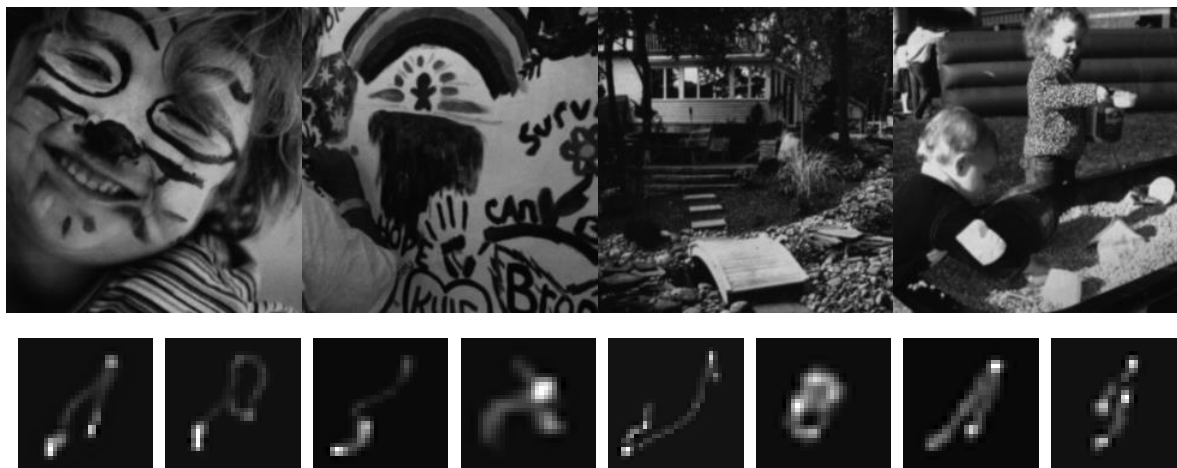
۴-۴-۱- آزمایش‌ها روی پایگاه داده Levin و همکاران

برای بررسی کارایی روش پیشنهادی روی تصاویر تار شده مصنوعی، مجموعه تصاویر تهیه شده توسط Levin و همکاران در پایگاه داده [۱۲۳] انتخاب شده است. این مجموعه شامل ۳۲ تصویر تار است که از چهار تصویر اصلی (طبیعی) با اندازه 255×255 و هشت هسته تاری حرکتی با اندازه‌هایی از 13×13 تا 27×27 تولید شده‌اند. تصاویر تار شده، تصاویر اصلی و هسته‌های تاری اصلی در پایگاه داده موجود هستند. چهار تصویر اصلی و هشت هسته تاری اصلی در شکل ۴-۵ نشان داده شده‌اند.

برای مقایسه کمی نتایج، معیار خطایی که در این رساله مورد استفاده قرار گرفته است، خطای مجموع مربع اختلاف‌ها (SSDE) است. این معیار توسط دیگر روش‌های پیشنهاد شده برای تخمین هسته تاری، مانند [۴۳، ۴۵، ۴۶، ۴۸، ۵۴، ۵۷، ۶۱، ۶۲، ۱۲۷]، نیز به کار گرفته شده است. مانند آنچه که در [۱۲۳] و دیگر تحقیقات مرتبط پیشنهاد شده است، ما SSDE بین دو تصویر بازسازی شده نتیجه و تصویر اصلی را محاسبه نمی‌کنیم. زیرا، حتی اگر هسته تاری واقعی (اصلی) را در بازسازی نهایی تصویر واضح استفاده نماییم، تصویر بازسازی شده دارای خطاست و هر چه اندازه هسته تاری بزرگ‌تر باشد، این خطا نیز بزرگ‌تر است. لذا، برای از بین بردن اثر واپیچش نهایی، نسبت بین خطای واپیچش با هسته تاری تخمین زده شده و خطای واپیچش با هسته واقعی را به عنوان معیار مورد مقایسه می‌سنجیم. همان‌طور که ذکر شد، نتایج تخمین هسته تاری به کمک روش پیشنهادی را با نتایج حاصل از روش‌های پیشنهاد شده در [۶۴]، [۴۸]، [۴۵] و [۵۴] مقایسه کرده‌ایم. واپیچش نهایی مورد استفاده برگرفته از روش پیشنهاد شده در [۷۲] است. جدول ۴-۱ نسبت SSDE را روی ۳۲ تصویر مورد آزمایش به‌ازای پنج روش نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، میانگین خطای SSDE برای روش پیشنهادی برابر با $1/54$ است. در حالیکه این مقدار برای روش‌های پیشنهاد شده در [۶۴]، [۴۸]، [۴۵] و [۵۴]، به ترتیب، برابر با $4/34$ ، $3/14$ و $1/56$ است.

جدول ۴-۱- نسبت SSDE روی ۳۲ تصویر پایگاه داده تهیه شده توسط Levin و همکاران [۱۲۳] به‌ازای پنج روش.

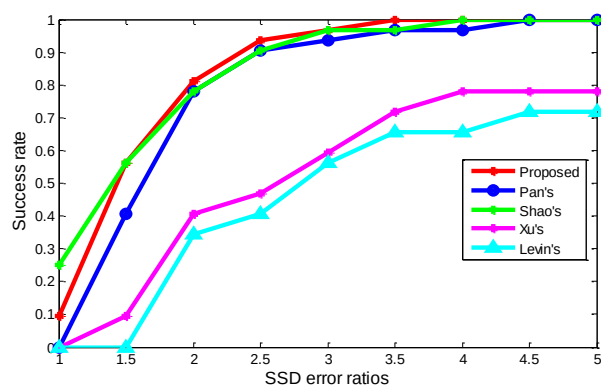
تصویر#-هسته#	روش Levin	روش Xu	روش Pan	روش Shao	روش پیشنهادی
تصویر ۱-هسته ۱	۱/۷۷	۳/۱۴	۱/۳۹	۱/۰۲	۱/۳۱
تصویر ۱-هسته ۲	۱/۵	۱/۸۷	۱/۱۴	۰/۹۹	۱/۰۴
تصویر ۱-هسته ۳	۱/۷	۲/۷۶	۱/۲۹	۱/۲	۱/۰۷
تصویر ۱-هسته ۴	۴/۱۵	۱/۲۸	۱/۷۱	۰/۸۵	۱/۷۲
تصویر ۱-هسته ۵	۱/۸۱	۵/۲۴	۱/۲۸	۱/۰۷	۱/۰۷
تصویر ۱-هسته ۶	۲/۸۷	۸/۵	۲/۱۷	۱/۹۷	۲/۱۴
تصویر ۱-هسته ۷	۳/۲۶	۲/۱۲	۱/۸۹	۱/۱۹	۱/۷۲
تصویر ۱-هسته ۸	۲/۵۱	۱/۱۴	۱/۸۹	۰/۷۲	۲/۰۶
تصویر ۲-هسته ۱	۱/۹۶	۳/۷۳	۱/۵۹	۲/۹۷	۱/۳۳
تصویر ۲-هسته ۲	۲/۴۹	۲/۶۸	۱/۳۸	۱/۵۸	۱/۳۱
تصویر ۲-هسته ۳	۱/۷۷	۲/۶۴	۱/۳۴	۲/۰۶	۱/۲۴
تصویر ۲-هسته ۴	۱۱/۲۹	۱/۷۱	۱/۵۱	۱/۲۸	۱/۵۷
تصویر ۲-هسته ۵	۱/۵۱	۳/۰۴	۱/۶۳	۲/۰۸	۱/۳۳
تصویر ۲-هسته ۶	۲/۶۷	۶/۱۴	۱/۷	۱/۹۳	۲/۱۶
تصویر ۲-هسته ۷	۷/۱۵	۲/۱۸	۱/۵۴	۲/۳۸	۱/۶۴
تصویر ۲-هسته ۸	۴/۳۸	۱/۶۲	۱/۶۲	۱/۴۶	۱/۷۲
تصویر ۳-هسته ۱	۱/۷۸	۱/۷۲	۱/۳۵	۰/۹۹	۰/۹۱
تصویر ۳-هسته ۲	۱/۹۷	۱/۵۶	۱/۱۹	۰/۹۸	۱/۰۳
تصویر ۳-هسته ۳	۱/۶۵	۱/۹۹	۱/۱۱	۰/۹۲	۰/۹۳
تصویر ۳-هسته ۴	۱۳/۹	۱/۸۳	۱/۳۵	۱/۲۵	۱/۳۷
تصویر ۳-هسته ۵	۱/۹۸	۳/۴۹	۱/۰۶	۱/۲۲	۰/۹۹
تصویر ۳-هسته ۶	۳/۲۳	۶/۲۶	۲/۰۴	۱/۵۵	۱/۵
تصویر ۳-هسته ۷	۹/۵۸	۱/۹۸	۲/۱۴	۱/۴۳	۱/۶۹
تصویر ۳-هسته ۸	۶/۶۴	۱/۱۸	۱/۴۷	۰/۹	۱/۳۹
تصویر ۴-هسته ۱	۲/۸۸	۲/۶۳	۱/۹۵	۲/۱۶	۱/۱۷
تصویر ۴-هسته ۲	۳/۳۶	۱/۹۹	۱/۹۵	۱/۹۳	۱/۲۲
تصویر ۴-هسته ۳	۲/۹۱	۱/۸۲	۱/۵۴	۱/۵۵	۱/۱۸
تصویر ۴-هسته ۴	۸/۰۴	۵/۶۱	۲/۷۷	۱/۳۲	۲/۶۹
تصویر ۴-هسته ۵	۲/۲۳	۳/۱۲	۱/۱۶	۱/۹۲	۱/۱۲
تصویر ۴-هسته ۶	۶/۳۴	۵/۹۶	2	۳/۶۶	۱/۸۸
تصویر ۴-هسته ۷	۱۲/۹۲	۳/۶۳	۴/۰۷	۲/۵۳	۳/۴۹
تصویر ۴-هسته ۸	۶/۵۳	۶/۵۳	۳/۱۶	۰/۹	۲/۴۶
میانگین	۴/۳۴	۳/۱۶	۱/۷۳	۱/۵۶	۱/۵۴



شکل ۴-۵- تصاویر و هسته‌های تاری اصلی موجود در پایگاه داده تهیه شده توسط Levin و همکاران [۱۲۳]. سطر اول، به ترتیب، از راست به چپ: تصویر شماره یک تا تصویر شماره چهار؛ سطر دوم، به ترتیب، از راست به چپ: هسته تاری شماره یک تا هسته تاری شماره هشت.

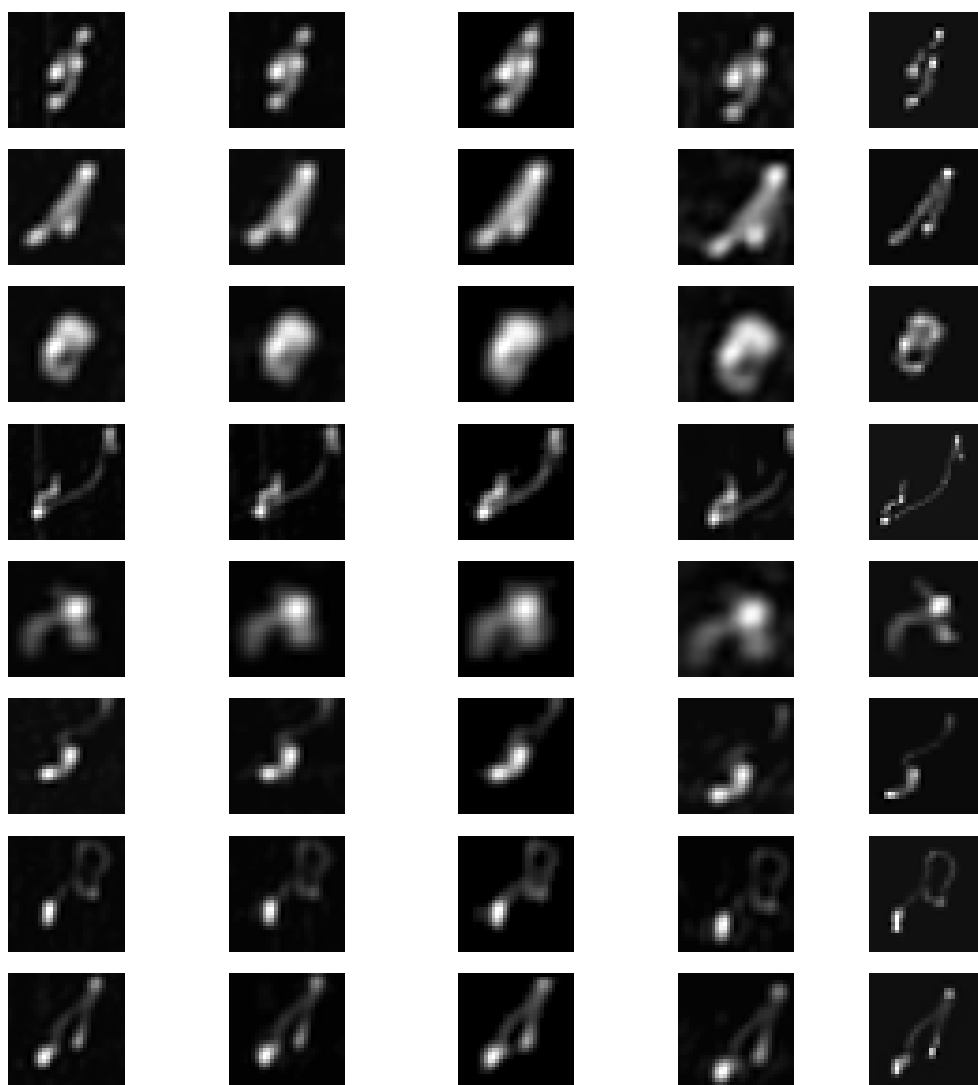
شکل ۴-۶- هیستوگرام تجمعی نسبت‌های SSDE حاصل از پنج روش را نشان می‌دهد. در این هیستوگرام، به عنوان مثال، $\text{bin}=3$ درصد تعداد تصاویر تار مورد آزمایش که نسبت SSDE آن‌ها کمتر از ۳ است را می‌شمارد. همان‌طور که در [۱۲۳] پیشنهاد شده است، تصاویر بازسازی شده، به‌طور کلی، در صورتی از نظر بصری قابل قبول (دارای کیفیت مناسبی از نظر چشم انسان) هستند که نسبت SSDE آن‌ها کمتر از ۳ باشد، در صورت برقراری این شرط، گفته می‌شود فرآیند واپیچش کور موفق عمل کرده است. هیستوگرام تجمعی که در شکل ۴-۶ نشان داده شده است مبین درصد موفقیت بالا (۹۷٪) برای روش پیشنهادی است. بر طبق شکل، واضح است که روش پیشنهادی به جز در $\text{bin}=1$ (که نسبت SSDE روش پیشنهادی اندکی کمتر از روش [۵۴] است)، در تمام bin های دیگر دارای درصد موفقیت بیشتری نسبت به دیگر روش‌هاست.

شکل ۴-۷- هشت هسته تاری تخمین زده شده به وسیله پنج روش را برای تصویر شماره ۱ (هشت نسخه تار این تصویر) به همراه هسته‌های واقعی نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود کیفیت هسته‌های تخمین زده شده توسط روش پیشنهادی بیشتر از دیگر روش‌ها است.



شکل ۴-۶- هیستوگرام تجمعی نسبت‌های SSDE به‌ازای پنج روش تخمین هسته تاری.

شماره هسته هسته واقعی روش Levin و همکاران روش Xu و همکاران روش Pan و همکاران روش پیشنهادی



شکل ۴-۷- هشت هسته تاری تخمین زده شده به‌وسیله پنج روش برای تصویر شماره ۱ از پایگاه داده [۱۲۳].

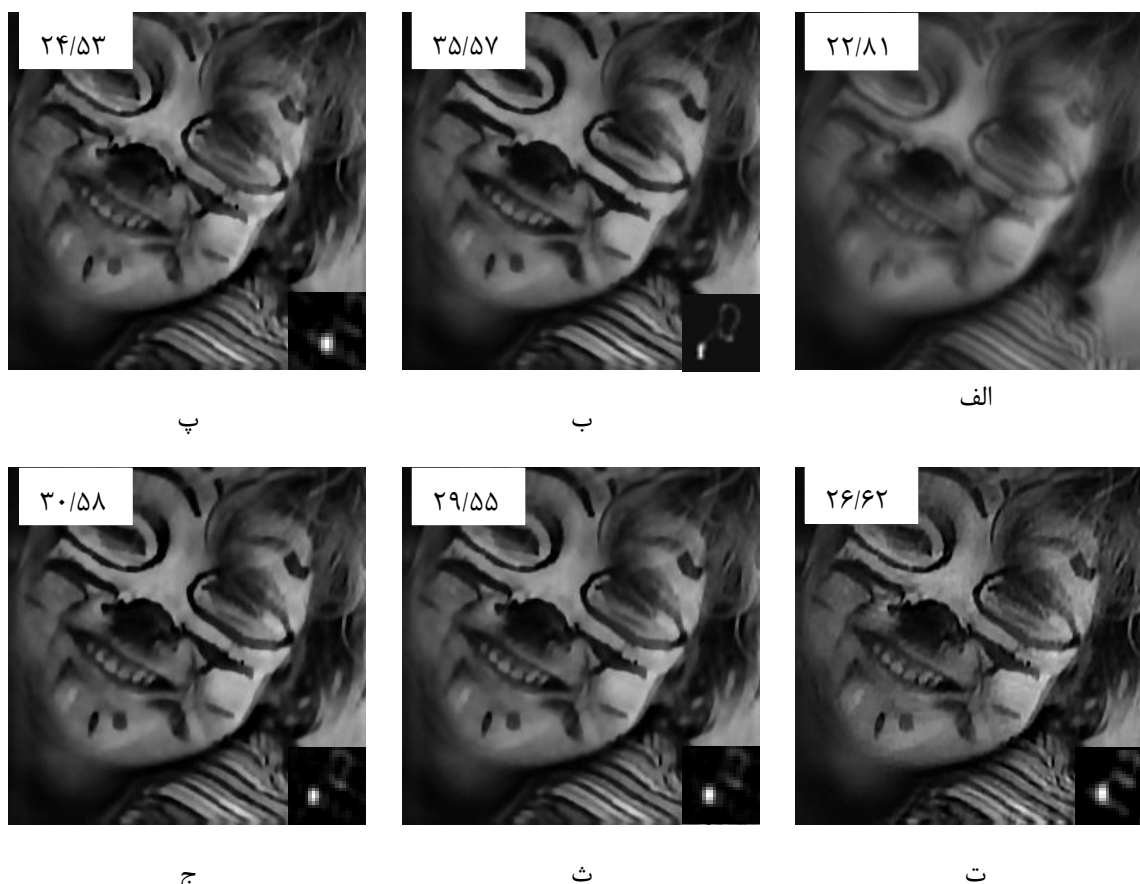
شکل ۴-۸ نتایج رفع تاری (تصویر بازسازی شده نهایی که از واپیچش هسته تاری تخمین زده شده با تصویر تار ورودی به وسیله روش پیشنهاد شده در [۷۲] به دست آمده است) را به همراه هسته تاری تخمین زده شده برای یک تصویر نمونه (تصویر ۳-هسته ۲) از پایگاه داده [۱۲۳] نشان می‌دهد. همان‌طور که در شکل دیده می‌شود، نتیجه حاصل از روش پیشنهادی دارای بهترین کیفیت است. همچنین بالاترین مقدار نسبت توان سیگنال به نویز ($PSNR^1$) نشان دهنده برتری روش پیشنهادی است.



شکل ۴-۸- نتایج رفع تاری برای تصویر ۳-هسته ۲ از پایگاه داده [۱۲۳]. الف: تصویر تار ورودی، ب: نتیجه حاصل از واپیچش بینا (به روش [۷۲])، پ: نتایج حاصل از واپیچش بینا (به روش [۷۲]) با هسته‌های تخمین زده شده با روش‌های پیشنهاد شده در، به ترتیب [۶۴]، [۴۸]، [۴۵]، و روش پیشنهادی در این رساله. مقدار $PSNR$ هر تصویر روی آن درج شده است.

¹ Peak Signal to Noise Ratio

شکل ۴-۹ نتایج را برای یک تصویر دیگر از مجموعه [۱۲۳]، یعنی تصویر ۴-هسته ۷، نشان می‌دهد. این تصویر تنها مورد شکست روش پیشنهادی است که در آن نسبت SSDE بیشتر از ۳ است. همان‌طور که در شکل دیده می‌شود، هسته تاری تخمین زده شده کیفیت بالایی دارد. ضمن اینکه مقدار PSNR نیز برای روش پیشنهادی بالاتر از دیگر روش‌ها است.



شکل ۴-۹- نتایج رفع تاری برای تصویر ۴-هسته ۷ از پایگاه داده [۱۲۳]، تنها مورد شکست روش پیشنهادی (مقدار نسبت SSDE بیشتر از ۳). الف: تصویر تار ورودی، ب: نتیجه حاصل از واپیچش بینا (به روش [۷۲]) با هسته واقعی؛ پ، ت، ث و ج: نتایج حاصل از واپیچش بینا (به روش [۷۲]) با هسته‌های تخمین زده شده با روش‌های پیشنهاد شده در، به ترتیب [۶۴]، [۴۸]، [۴۵]، و روش پیشنهادی در این رساله. مقدار PSNR هر تصویر روی آن درج شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی دارای بالاترین PSNR است.

۴-۴-۲- آزمایش‌ها روی تصاویر تار طبیعی

در این بخش، روش پیشنهادی به‌منظور تخمین هسته تاری در تصاویر طبیعی به‌کار گرفته شده است. برای این هدف، سه تصویر با تار طبیعی انتخاب شده‌اند. در ادامه، نتایج حاصل از به‌کارگیری چهار روش برای تخمین هسته و رفع تار در این تصاویر، به‌تفکیک، آورده شده‌اند.

شکل ۴-۱۰ یک تصویر نمونه با تار طبیعی را نشان می‌دهد. این تار در اثر حرکت خطی دوربین هنگام اخذ تصویر ایجاد شده است. نتایج رفع تار به‌وسیله چهار روش به‌همراه هسته‌های تخمین زده شده نشان داده شده‌اند. همان‌طور که مشاهده می‌شود، نتایج حاصل از روش‌های [۶۴] و [۴۸] هنوز دارای تار هستند. همچنین وجود خرابی‌های مصنوعی در آن‌ها مشهود است. در حالی که نتایج حاصل از روش پیشنهادی و [۴۵] کیفیت قابل قبولی دارند و جزئیات تصویر در آن‌ها به‌خوبی بازسازی شده است.

شکل ۴-۱۱ مثال دیگری را نشان می‌دهد. در این مثال، اندازه هسته تار برابر 19×19 در نظر گرفته شده است. نتیجه حاصل از روش [۶۴] همچنان دارای تار است. نتایج حاصل از روش‌های [۴۸] و [۴۵] نیز دارای خرابی‌های حلقوی هستند. این در حالی است که نتیجه روش پیشنهادی، خرابی‌های حلقوی کمتری دارد و جزئیات در آن با وضوح بهتری دیده می‌شوند. از طرفی، روش پیشنهادی، لبه‌ها را نیز بهتر بازسازی کرده است. دلیل این امر را می‌توان استفاده از گرادیان مرتبه دوم به‌همراه گرادیان مرتبه اول در دانش پیشین مربوط به تصویر واضح دانست.

شکل ۴-۱۲ مثالی را نشان می‌دهد که در [۴۵] و [۱۲۷] نیز مورد آزمایش قرار گرفته است. همان‌طور که مشخص است شدت تار این تصویر زیاد است. این را می‌توان از روی اندازه هسته تار (که به‌صورت تجربی تنظیم می‌گردد) نیز متوجه شد. هسته تار تخمین زده شده به‌وسیله روش پیشنهادی کیفیت مناسبی

دارد. تصویر حاصل نیز خرابی‌های حلقوی کمتری دارد (به نمای نزدیک نشان داده شده در شکل توجه کنید). همچنین، جزئیات نیز دارای وضوح بیشتری نسبت به دیگر روش‌ها است.



پ



ب



الف

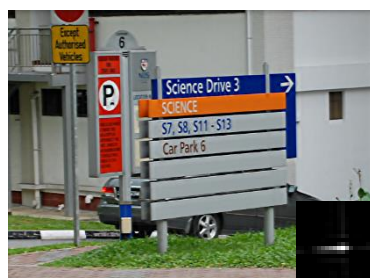
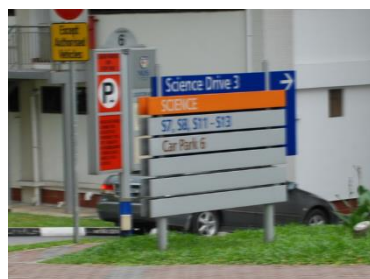


ث

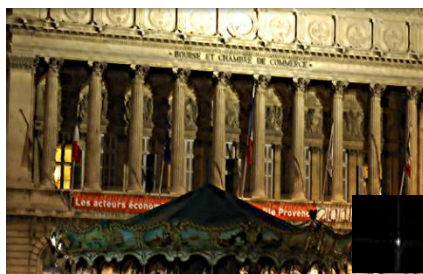
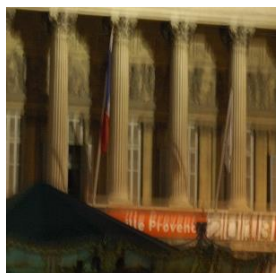


ت

شکل ۴-۱۰- مثال اول؛ به‌کارگیری سه روش برای تخمین هسته و رفع تاری در یک تصویر تار طبیعی. الف- تصویر ورودی؛ ب، پ، ت، و ث: نتایج حاصل از به‌کارگیری روش‌های، به‌ترتیب، [۶۴]، [۴۸]، [۴۵]، و روش پیشنهادی. اندازه هسته تاری برابر با 11×11 در نظر گرفته شده است.



شکل ۴-۱۱- مثال دوم؛ به کارگیری سه روش برای تخمین هسته و رفع تاری در یک تصویر تار طبیعی. ستون سمت راست، به ترتیب، از بالا به پایین: تصویر ورودی، نتایج حاصل از به کارگیری روش‌های، [۶۴]، [۴۸]، [۴۵]، و روش پیشنهادی. ستون سمت چپ: نمای نزدیک بخشی از تصاویر نشان داده شده در ستون سمت راست. اندازه هسته تاری برابر با 19×19 در نظر گرفته شده است.



شکل ۴-۱۲- مثال سوم؛ به کارگیری سه روش برای تخمین هسته و رفع تاری در یک تصویر تار طبیعی. ستون سمت راست، به ترتیب، از بالا به پایین: تصویر ورودی، نتایج حاصل از به کارگیری روش‌های [۶۴]، [۴۸]، [۴۵]، و روش پیشنهادی. ستون سمت چپ: نمای نزدیک بخشی از تصاویر نشان داده شده در ستون سمت راست. اندازه هسته تاری برابر با 31×31 در نظر گرفته شده است.

۴-۵- جمع‌بندی

در این فصل، یک روش برای تخمین هسته تاری با استفاده از فرآیند واپیچش کور پیشنهاد گردید. در تعریف دو زیرمسئله مربوط به این فرآیند، در این رساله، عبارتهای تطبیق داده و دانش پیشین مناسب برای تخمین هسته تاری و بازسازی میانی تصویر واضح پیشنهاد گردید. دانش پیشین پیشنهادی بر اساس توزیع فوق لاپلاسی گرادیانهای مرتبه دوم، در کنار گرادیانهای مرتبه اول است. نشان داده شد که استفاده از این دانش پیشین می‌تواند در فراهم‌سازی بهتر لبه‌های مهم و در نتیجه تخمین دقیق‌تر هسته تاری مؤثر واقع گردد. شرح آزمایش‌های مختلف به همراه نتایج آنها روی دو دسته تصاویر (با تاری مصنوعی و با تاری طبیعی) نیز آورده شد. نتایج آزمایش‌های انجام شده، برتری روش پیشنهادی را نسبت به روش‌های موجود نشان می‌دهد.

فصل پنجم: بازسازی نهایی

تصویر واضح با واپیچش بینا

۵-۱- مقدمه

همان‌طور که در فصل قبل ذکر گردید، تصویر بازسازی شده حاصل از فرآیند واپیچش کور، تصویر واضح نهایی مورد نظر ما نیست. زیرا مرحله بازسازی تصویر واضح در واپیچش کور با هدف بازسازی بهتر لبه‌های مهم تصویر انجام می‌گیرد، و در آن مرحله، به بازسازی دقیق جزئیات تصویر توجهی نشده است. لذا، نیاز است تصویر نهایی را با استفاده از فرآیند واپیچش بینا (از روی هسته تاری تخمین زده شده) بازسازی نماییم. همان‌طور که در بخش ۲-۴-۲ مطرح شد، انجام فرآیند واپیچش بینا بدون در نظر گرفتن دانش پیشین مناسب در مورد تصاویر واضح، منجر به ایجاد خرابی‌های حلقوی و تشدید نویز در تصویر بازسازی شده می‌گردد.

در این فصل از رساله، یک دانش پیشین مناسب در مورد تصاویر واضح پیشنهاد می‌گردد. این دانش، که بر اساس معیار ارزیابی پیشنهادی معرفی شده است، در تعریف یک مسأله MAP به‌کار گرفته می‌شود. نتایج حاصل از آزمایش‌های متعدد انجام شده در این بخش، نشان می‌دهد روش پیشنهادی به‌خوبی می‌تواند جزئیات تصویر را بازسازی نماید. در ادامه، طریقه تعریف مسأله MAP و دانش پیشنهادی شرح داده می‌شود. سپس، روش حل و بهینه‌سازی مسأله MAP پیشنهادی و در انتها، نتایج حاصل از آزمایش‌های انجام شده ارائه می‌گردد.

۵-۲- تعریف یک مسأله بهینه‌سازی

ساده‌ترین شکل فرآیند واپیچش بینا (مانند واپیچش کور)، تعریف یک مسأله بهینه‌سازی بر اساس MAP است که در آن به دنبال یافتن تصویری، به عبارت بهتر X ای، هستیم که رابطه زیر را بیشینه کند [۴۲، ۷۱-۷۳]:

$$\rho(\mathbf{X}|\mathbf{B}) = \rho(\mathbf{B}|\mathbf{X})\rho(\mathbf{X}), \quad (1-5)$$

که $\rho(\mathbf{X}|\mathbf{B})$ احتمال پسین $\mathbf{X}$ با داشتن $\mathbf{B}$ و $\rho(\mathbf{B}|\mathbf{X})$ دُرُست‌نمایی $\mathbf{B}$ با $\mathbf{X}$ است. $\rho(\mathbf{X})$ نیز دانش پیشین روی تصویر واضح می‌باشد که ویژگی(های) خاصی از تصویر واضح است که می‌تواند بازسازی آن را بهبود ببخشد. حل MAP تعریف شده می‌تواند با بیشینه‌سازی $\rho(\mathbf{X}|\mathbf{B})$ به‌دست آید. یعنی:

$$\mathbf{X} = \arg \max_{\mathbf{X}} \rho(\mathbf{B}|\mathbf{X})\rho(\mathbf{X}). \quad (2-5)$$

مسئله بیشینه‌سازی فوق را می‌توان با یک مسئله کمینه‌سازی معادل (با اعمال قرینه لگاریتم) جایگزین کرد:

$$\mathbf{X} = \arg \min_{\mathbf{X}} L(\mathbf{B}, \mathbf{X}) + R(\mathbf{X}), \quad (3-5)$$

که $L(\mathbf{B}, \mathbf{X})$ عبارت تطبیق داده و $R(\mathbf{X})$ عبارت منظم‌سازی روی $\mathbf{X}$ هستند. در ادامه، روش تعریف این عبارت‌ها شرح داده می‌شود.

۵-۲-۱- تعریف عبارت تطبیق داده

عبارت تطبیق داده را می‌توان بر اساس توزیع نویز ($\mathbf{n}$) تعریف کرد. معمولاً فرض می‌شود نویز دارای توزیع گاوسی است. همان‌طور که در [۱۲۹] ثابت شده است، اگر $\mathbf{n}$ دارای توزیع گاوسی با انحراف استاندارد ζ باشد، گرادیان‌های مرتبه اول نویز، یعنی $\nabla_x \mathbf{n}$ و $\nabla_y \mathbf{n}$ ، نیز دارای توزیع گاوسی با انحراف استاندارد $\sqrt{2}\zeta$ هستند. به طریقی مشابه، می‌توان ثابت کرد گرادیان‌های مرتبه دوم نویز یعنی $\nabla_{xy} \mathbf{n}$ ، $\nabla_{yy} \mathbf{n}$ ، $\nabla_{xx} \mathbf{n}$ دارای توزیع گاوسی با انحراف استاندارد $\sqrt{2^2}\zeta$ هستند. از این‌رو، برای مدل کردن توزیع نویز، می‌توان از گرادیان‌های مرتبه اول و دوم آن نیز استفاده نمود. آزمایش‌های ما نشان داد مدل‌سازی توزیع نویز به‌همراه توزیع گرادیان‌های مرتبه اول و دوم آن در مسئله MAP منجر به حفظ بهتر لبه‌ها در تصویر نهایی می‌شود. لذا، در این رساله، عبارت تطبیق داده در مسئله به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$L(\mathbf{B}, \mathbf{X}) = \|\mathbf{X} \otimes \mathbf{A} - \mathbf{B}\|_2^2 + \sum_{\nabla_*, w_*} w_* \|(\nabla_* \mathbf{X}) \otimes \mathbf{A} - \nabla_* \mathbf{B}\|_2^2, \quad (4-5)$$

که $\nabla_* \in \{\nabla_x, \nabla_y, \nabla_{xx}, \nabla_{yy}, \nabla_{xy}\}$ و $w_* \in \{w_1, w_2\}$ وزن‌هایی هستند که میزان تأثیر گرادیان‌های مرتبه اول و دوم تصویر را تنظیم می‌کنند. w_1 مربوط به گرادیان‌های مرتبه اول (∇_x, ∇_y) و w_2 مربوط به گرادیان‌های مرتبه دوم $(\nabla_{xx}, \nabla_{yy}, \nabla_{xy})$ هستند. بر اساس ارتباط بین انحراف استاندارد توزیع نویز و توزیع گرادیان‌های مرتبه اول و دوم آن، بهتر است $w_2 = \frac{1}{2} w_1$ باشد.

۵-۲-۲- تعریف دانش پیشین روی تصویر واضح (نوآوری ۳)

در این رساله، دانش پیشین را طوری تعریف می‌کنیم که دو هدف را برآورده کند: ۱- به‌عنوان یک عبارت منظم‌سازی باعث کاهش بد شکلی مسأله شود (یعنی باعث یکتایی پاسخ مسأله گردد). ۲- طوری باشد که تصاویر واضح را بر تصاویر تار ترجیح دهد. یعنی، عبارت منظم‌سازی معادل آن، به‌ازای تصویر واضح واقعی کمترین مقدار را داشته باشد. از این‌رو، عبارت منظم‌سازی $R(\mathbf{X})$ ، به‌صورت مجموع زیر تعریف می‌شود:

$$R(\mathbf{X}) = R_1(\mathbf{X}) + R_2(\mathbf{X}), \quad (5-5)$$

که $R_1(\mathbf{X})$ عبارت منظم‌سازی بر اساس گرادیان‌های تصویر است که برای جریمه کردن^۱ عدم خلوتی گرادیان‌های تصویر تعریف می‌شود و $R_2(\mathbf{X})$ نیز عبارتی است که بر اساس آزمایش‌های ما روی میزان تغییرات یک تصویر واضح بعد از فرآیند تاری تعریف شده است و نقش آن جریمه کردن تاری در تصویر بازسازی شده است. در ادامه، تعریف این دو عبارت آورده شده است.

^۱ Penalize

۵-۲-۱- عبارت منظم سازی بر اساس گرادیان های تصویر: $R_1(X)$

همان طور که در بخش ۴-۲-۲ ذکر شد، گرادیان های (مرتبه اول و مرتبه دوم) تصویر واضح دارای توزیع خلوت با دنباله سنگین هستند. استفاده از گرادیان های مرتبه اول و دوم تصویر در تعریف دانش پیشین منجر به بازسازی بهتر لبه ها در تصویر نهایی می گردد. ساده ترین شکل بیان این توزیع در قالب یک عبارت منظم سازی، استفاده از نُرم l_p با $0 < p < 1$ است. بنابراین، $R_1(X)$ را به صورت زیر تعریف می کنیم:

$$R_1(X) = \sum_{\nabla_*, v_*} v_* \|\nabla_* X\|_{0.8}, \quad (5-6)$$

$v_* \in \{v_1, v_2\}$ معرف وزن هایی است که میزان تأثیر گرادیان های تصویر را در عبارت منظم سازی مشخص می نماید. v_1 مربوط به گرادیان های مرتبه اول (∇_x, ∇_y) و v_2 مربوط به گرادیان های مرتبه دوم ∇_{xx}, ∇_{yy} و ∇_{xy} است.

۵-۲-۲- عبارت منظم سازی بر اساس رفتار تصویر واضح بعد از دوباره تار کردن: $R_2(X)$

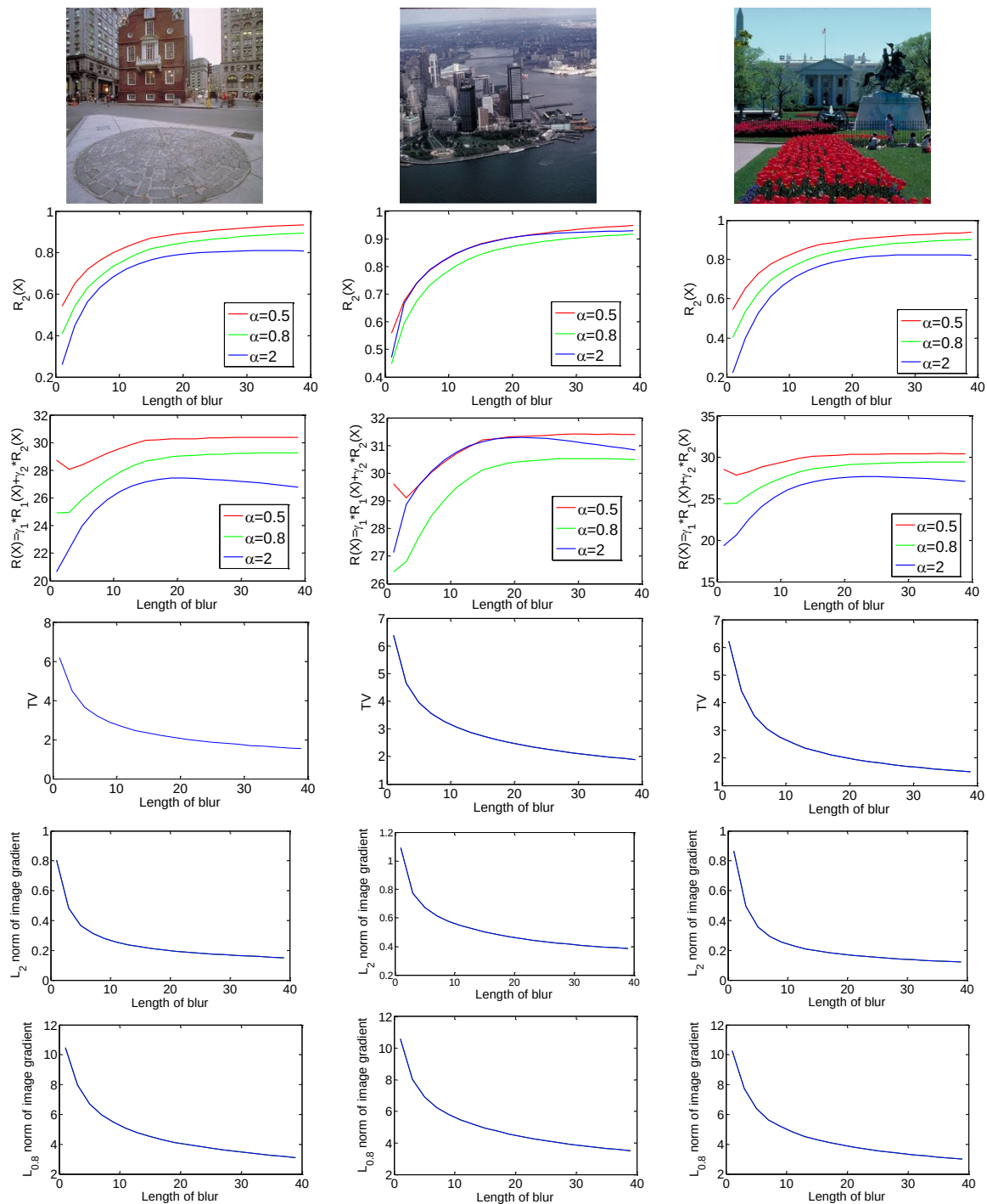
همان طور که ذکر شد، در این بخش یک دانش پیشین تعریف می کنیم که تصویر واضح را بر تصویر تار ترجیح می دهد. برای تعریف چنین دانشی، ابتدا، مروری بر آزمایش های انجام شده در بخش ۳-۲ داریم. در آنجا، نشان داده شد که اگر یک تصویر واضح را تار نماییم، جزئیات آن به طور قابل توجهی از بین می روند (کاهش می یابند). بنابراین، اختلاف یک تصویر واضح با نسخه تار شده آن قابل توجه است. در حالی که، اگر یک تصویر تار را (طی همان فرآیند) دوباره تار نماییم، فقط بخش کوچکی از جزئیات باقی مانده آن از بین می روند. لذا، اختلاف بین یک تصویر تار با نسخه دوباره تار شده آن، قابل توجه نیست. از این ویژگی می توان به عنوان دانش پیشین در مورد تصاویر واضح استفاده کرد. این دانش را در قالب یک عبارت منظم سازی به صورت "نسبت بین نُرم نسخه تار شده تصویر به نُرم نسخه اصلی آن" تعریف کرده ایم:

$$R_2(\mathbf{X}) = \frac{\|\mathbf{X} \otimes \mathbf{H}\|_\alpha}{\|\mathbf{X}\|_\alpha}, \quad (7-5)$$

که $\mathbf{H}$ فیلتر تار کننده است که برای سادگی، فرض می‌کنیم یک فیلتر میانگین‌گیر افقی باشد. اگر تصویر ورودی $\mathbf{X}$ واضح باشد، نُرم نسخه تار شده آن بسیار کمتر از نُرم نسخه اصلی است. بنابراین، $R_2(\mathbf{X})$ به‌ازای یک تصویر واضح مقداری نزدیک به صفر دارد. در حالی‌که، اگر $\mathbf{X}$ تار باشد، نُرم نسخه تار شده آن اختلاف قابل توجهی به نُرم نسخه اصلی ندارد (اندکی کمتر است). بنابراین، $R_2(\mathbf{X})$ به‌ازای یک تصویر تار مقداری نزدیک به یک دارد و هر چه تصویر ورودی تارتر باشد، این نسبت به یک نزدیک‌تر است. لذا، $R_2(\mathbf{X})$ کمترین مقدار را به‌ازای تصویر واضح دارد. لذا، دانش پیشین معادل آن، تصویر واضح را بر تصویر تار ترجیح می‌دهد. اثر دوباره تار کردن در گرادیان‌های مرتبه اول و دوم تصویر نیز مانند خود تصویر است. بدین معنی که نسبت نُرم نسخه تار شده گرادیان یک تصویر واضح به نُرم گرادیان خود تصویر، به‌ازای یک تصویر واضح نزدیک به صفر و به‌ازای یک تصویر تار نزدیک به یک است. لذا، $R_2(\mathbf{X})$ را به‌صورت زیر تعریف می‌کنیم:

$$R_2(\mathbf{X}) = u_0 \frac{\|\mathbf{X} \otimes \mathbf{H}\|_\alpha}{\|\mathbf{X}\|_\alpha} + \sum_{\nabla_*, u_*} u_* \frac{\|\nabla_* \mathbf{X} \otimes \mathbf{H}\|_\alpha}{\|\nabla_* \mathbf{X}\|_\alpha}, \quad (8-5)$$

که $u_* \in \{u_1, u_2\}$ معرف وزن‌هایی است که میزان تأثیر گرادیان‌های تصویر را در عبارت منظم‌سازی مشخص می‌نماید. u_1 مربوط به گرادیان‌های مرتبه اول (∇_x, ∇_y) و u_2 مربوط به گرادیان‌های مرتبه دوم $(\nabla_{xy}, \nabla_{xx}, \nabla_{yy})$ است. آزمایش‌های ما نشان داد که برای $0 < \alpha \leq 2$ ، $R_2(\mathbf{X})$ رفتار مذکور را از خود نشان می‌دهد. در شکل ۵-۱ رفتار $R_2(\mathbf{X})$ و همچنین رفتار $R(\mathbf{X}) = \gamma_1 R_1(\mathbf{X}) + \gamma_2 R_2(\mathbf{X})$ در γ_1 و γ_2 در ادامه توصیف می‌گردند) به‌ازای سه تصویر نمونه از CSIQ و برای تاری ناشی از حرکت افقی، برای سه مقدار α نشان داده شده است. همان‌طور که در تصویر دیده می‌شود، $R_2(\mathbf{X})$ یک رفتار افزایشی (برای تمام مقادیر α) با افزایش میزان (طول) تاری از خود نشان می‌دهد. شیب افزایش $R(\mathbf{X})$ نیز به‌ازای $\alpha = 0.8$ بهتر حفظ شده است.



شکل ۵-۱- رفتار $R_2(X)$ و $R(X)$ به ازای $0 < \alpha \leq 2$ ، تغییرات کلی ناهمسان گرد (TV)، نرم دو، L_2 ، و نرم 0.8 ، $L_{0.8}$ ، گرادیانهای تصویر برای سه تصویر نمونه و به ازای تارهای ناشی از حرکت افقی با طولهای از ۱ تا ۴۰ پیکسل، به ترتیب از بالا به پایین: اولین سطر: به ترتیب از راست به چپ: تصویر شماره یک تا سه؛ دومین سطر: $R_2(X)$ ؛ سومین سطر $R(X)$ ؛ چهارمین سطر: TV؛ پنجمین سطر: L_2 ؛ ششمین سطر: $L_{0.8}$.

لذا، ما مقدار $0/8$ را برای α انتخاب کرده‌ایم. برای مقایسه بهتر، رفتار سه عبارت منظم‌سازی مورد استفاده در بسیاری از روش‌های پیشنهاد شده تاکنون، شامل تغییرات کلی ناهمسان‌گرد، نرم دو و نرم $0/8$ گرادین‌های تصویر، در شکل ۵-۱ نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، این سه عبارت منظم‌سازی یک رفتار کاهشی به‌ازای افزایش میزان تاری از خود نشان می‌دهند.

۵-۳- حل مسأله بهینه‌سازی

با قرار دادن عبارت تطبیق داده، یعنی رابطه (۵-۴)، و عبارت‌های منظم‌سازی، یعنی رابطه‌های (۵-۶) و (۵-۸)، در رابطه (۵-۳)، خواهیم داشت:

$$\hat{\mathbf{X}} = \arg \min_{\mathbf{X}} E(\mathbf{X}) \quad (۵-۹)$$

که:

$$\begin{aligned} E(\mathbf{X}) = & \|\mathbf{X} \otimes \mathbf{A} - \mathbf{B}\|_2^2 + \sum_{\nabla_*, w_*} w_* \|(\nabla_* \mathbf{X}) \otimes \mathbf{A} - \nabla_* \mathbf{B}\|_2^2 \\ & + \gamma_1 \sum_{\nabla_*, v_*} v_* \|\nabla_* \mathbf{X}\|_{0.8} \\ & + \gamma_2 (u_0 \frac{\|\mathbf{X} \otimes \mathbf{H}\|_{0.8}}{\|\mathbf{X}\|_{0.8}} + \sum_{\nabla_*, u_*} u_* \frac{\|\nabla_* \mathbf{X} \otimes \mathbf{H}\|_{0.8}}{\|\nabla_* \mathbf{X}\|_{0.8}}), \end{aligned} \quad (۵-۱۰)$$

که γ_1 و γ_2 ضرایبی هستند که میزان تأثیر عبارت‌های منظم‌سازی تعریف شده را کنترل می‌کنند. واضح است که، به‌دلیل وجود نرم کمتر از دو، برای حل مسأله فوق به استفاده از فرآیندهای تکراری مانند HQP [۱۲۵، ۱۲۶] نیاز است. وجود عبارت‌هایی چون $\frac{\|\mathbf{X} \otimes \mathbf{H}\|_{0.8}}{\|\mathbf{X}\|_{0.8}}$ که در آن‌ها عملگر تقسیم وجود دارد و متغیر اصلی نیز در مخرج ظاهر شده است، باعث می‌شود مسأله غیرمحدب گردد. یک راه حل ساده برای محدب کردن این مسأله، این است که مخرج را در هر تکرار (از فرآیند HQP) ثابت در نظر بگیریم. بنابر فرآیند

HQP. با تعریف متغیرهای کمکی $\mathbf{J}_* \in \{\mathbf{J}_1, \mathbf{J}_2, \mathbf{J}_3, \mathbf{J}_4, \mathbf{J}_5\}$ و $\mathbf{K}_* \in \{\mathbf{K}_0, \mathbf{K}_1, \mathbf{K}_2, \mathbf{K}_3, \mathbf{K}_4, \mathbf{K}_5\}$ (به ابعاد تصویر) مسأله بهینه‌سازی زیر را خواهیم داشت:

$$\begin{aligned}
 \min_{\mathbf{X}, \mathbf{J}_*, \mathbf{K}_*} & \|\mathbf{X} \otimes \mathbf{A} - \mathbf{B}\|_2^2 + \sum_{\nabla_*, \mathbf{w}_*} w_* \|(\nabla_* \mathbf{X}) \otimes \mathbf{A} - \nabla_* \mathbf{B}\|_2^2 \\
 & + \gamma_1 \sum_{\nabla_*, v_*, \mathbf{J}_*} v_* (\beta \|\nabla_* \mathbf{X} - \mathbf{J}_*\|_2^2 + \|\mathbf{J}_*\|_{0.8}) \\
 & + \gamma_2 (u_0 \frac{\|\mathbf{X} \otimes \mathbf{H} - \mathbf{K}_0\|_2^2 + \|\mathbf{K}_0\|_{0.8}}{\|\mathbf{X}\|_{0.8}} \\
 & + \sum_{\nabla_*, u_*, \mathbf{K}_*} u_* \beta \frac{\|(\nabla_* \mathbf{X}) \otimes \mathbf{H} - \mathbf{K}_*\|_2^2 + \|\mathbf{K}_*\|_{0.8}}{\|\nabla_* \mathbf{X}\|_{0.8}}),
 \end{aligned} \tag{۱۱-۵}$$

که $\beta > 0$ وزنی است که در طول فرآیند HQP تغییر می‌کند. بدین صورت که از یک مقدار β_0 شروع شده، در انتهای هر تکرار در یک مقدار β_{Inc} ضرب می‌شود. این فرآیند تا زمانی ادامه می‌یابد که β به یک مقدار بیشینه β_{Max} برسد. حل مسأله فوق شامل حل چند زیرمسأله است: حل نسبت به $\mathbf{X}$ با ثابت در نظر گرفتن $\mathbf{J}_*$ و $\mathbf{K}_*$ ، حل نسبت به $\mathbf{J}_*$ با ثابت فرض کردن $\mathbf{X}$ ، و حل نسبت به $\mathbf{K}_*$ با ثابت فرض کردن $\mathbf{X}$.

با فرض ثابت بودن $\mathbf{J}_*$ و $\mathbf{K}_*$ (از تکرار قبل)، مسأله بهینه‌سازی نسبت به $\mathbf{X}$ از درجه دو خواهد بود (با فرض اینکه مخرج ثابت باشد):

$$\begin{aligned}
 E(\mathbf{X}) = & \|\mathbf{X} \otimes \mathbf{A} - \mathbf{B}\|_2^2 + \sum_{\nabla_*, \mathbf{w}_*} w_* \|(\nabla_* \mathbf{X}) \otimes \mathbf{A} - \nabla_* \mathbf{B}\|_2^2 \\
 & + \beta (\gamma_1 \sum_{\nabla_*, v_*, \mathbf{J}_*} v_* \|\nabla_* \mathbf{X} - \mathbf{J}_*\|_2^2 \\
 & + \gamma_2 (u_0 \frac{\|\mathbf{X} \otimes \mathbf{H} - \mathbf{K}_0\|_2^2}{\|\mathbf{X}_{Prev}\|_{0.8}} + \sum_{\nabla_*, u_*, \mathbf{K}_*} u_* \frac{\|(\nabla_* \mathbf{X}) \otimes \mathbf{H} - \mathbf{K}_*\|_2^2}{\|\nabla_* \mathbf{X}_{Prev}\|_{0.8}})),
 \end{aligned} \tag{۱۲-۵}$$

که $\mathbf{X}_{\text{Prev}}$ مقدار نتیجه تکرار قبلی $\mathbf{X}$ است. فرض کنید $\mathbf{G}_* \mathbf{X} = \nabla_* \mathbf{X}$ ، که $\mathbf{G}_* \in \{\mathbf{G}_x, \mathbf{G}_y, \mathbf{G}_{xx}, \mathbf{G}_{yy}, \mathbf{G}_{xy}\}$ ماتریسی است که ضرب آن در تصویر معادل عملگر گرادیان باشد. بعد از محاسبه مشتق نسبت به $\mathbf{X}$ و مساوی با صفر قرار دادن حاصل، رابطه زیر به دست می آید:

$$\mathbf{M}\mathbf{X}=\mathbf{S} \quad (۱۳-۵)$$

که:

$$\begin{aligned} \mathbf{M} = & \mathbf{A}^T \mathbf{A} + \sum_{\mathbf{G}_*, w_*} w_* (\mathbf{A} \mathbf{G}_*)^T (\mathbf{A} \mathbf{G}_*) + \beta \left[\gamma_1 \sum_{\mathbf{G}_*, v_*} v_* (\mathbf{G}_*)^T (\mathbf{G}_*) \right. \\ & \left. + \gamma_2 \left(\frac{u_0}{z_0} \mathbf{H}^T \mathbf{H} + \sum_{\mathbf{G}_*, u_*} \frac{u_*}{z_*} (\mathbf{H} \mathbf{G}_*)^T (\mathbf{H} \mathbf{G}_*) \right) \right], \end{aligned} \quad (۱۴-۵)$$

و

$$\begin{aligned} \mathbf{S} = & \mathbf{A}^T + \sum_{\mathbf{G}_*, w_*} w_* (\mathbf{A} \mathbf{G}_*)^T (\mathbf{G}_*) + \beta \left[\gamma_1 \sum_{\mathbf{G}_*, v_*, \mathbf{J}_*} v_* (\mathbf{G}_*)^T (\mathbf{J}_*) \right. \\ & \left. + \gamma_2 \left(\frac{u_0}{z_0} \mathbf{H}^T \mathbf{K}_0 + \sum_{\mathbf{G}_*, u_*, \mathbf{K}_*} \frac{u_*}{z_*} (\mathbf{H} \mathbf{G}_*)^T (\mathbf{K}_*) \right) \right], \end{aligned} \quad (۱۵-۵)$$

که $z_* = \|\nabla_* \mathbf{X}_{\text{Prev}}\|_{0.8}$ و $z_0 = \|\mathbf{X}_{\text{Prev}}\|_{0.8}$

با اعمال FFT^1 به صورت زیر به دست می آید:

$$\mathbf{X} = \mathbf{F}^{-1} \left(\frac{\mathbf{S}\mathbf{S}}{\mathbf{M}\mathbf{M}} \right), \quad (۱۶-۵)$$

که:

¹ Fast Fourier Transform

$$\begin{aligned}
\mathbf{MM} = & \overline{F(\mathbf{A})} \circ F(\mathbf{A}) + \sum_{\mathbf{G}_*, W_*} w_* \overline{F(\mathbf{AG}_*)} \circ F(\mathbf{AG}_*) \\
& + \beta [\gamma_1 \sum_{\mathbf{G}_*, v_*} v_* \overline{F(\mathbf{G}_*)} \circ F(\mathbf{G}_*) \\
& + \gamma_2 (\frac{u_0}{z_0} \overline{F(\mathbf{H})} \circ F(\mathbf{H}) + \sum_{\mathbf{G}_*, u_*} \frac{u_*}{z_*} \overline{F(\mathbf{HG}_*)} \circ F(\mathbf{HG}_*))],
\end{aligned} \tag{۱۷-۵}$$

9

$$\begin{aligned}
\mathbf{SS} = & [\overline{F(\mathbf{A})} + \sum_{\mathbf{G}_*, W_*} w_* \overline{F(\mathbf{AG}_*)} \circ F(\mathbf{G}_*)] \circ F(\mathbf{B}) \\
& + \beta [\gamma_1 \sum_{\mathbf{G}_*, v_*, \mathbf{J}_*} v_* \overline{F(\mathbf{G}_*)} \circ F(\mathbf{J}_*) \\
& + \gamma_2 (\frac{u_0}{z_0} \overline{F(\mathbf{H})} \circ F(\mathbf{K}_0) + \sum_{\mathbf{G}_*, u_*, \mathbf{K}_*} \frac{u_*}{z_*} \overline{F(\mathbf{HG}_*)} \circ F(\mathbf{K}_*))]
\end{aligned} \tag{۱۸-۵}$$

از آن جایی که حل نسبت به $\mathbf{J}_*$ و $\mathbf{K}_*$ مشابه یکدیگر است، در اینجا، فقط حل نسبت به، مثلاً، $\mathbf{J}_1$ آورده می‌شود. با فرض ثابت بودن $\mathbf{X}$ و برای حل نسبت به $\mathbf{J}_1$ باید رابطه زیر حل گردد:

$$\mathbf{J}_1 = \arg \min_{\mathbf{J}_1} \beta \|\mathbf{G}_x \mathbf{X} - \mathbf{J}_1\|_2^2 + \|\mathbf{J}_1\|_{0.8} \tag{۱۹-۵}$$

برای حل چنین مسأله‌ای می‌توان از روش ریشه‌یاب بر پایه جدول جستجو (LUT) پیشنهاد شده در [۷۲] که یک روش سریع است استفاده کرد.

۵-۳-۱- جزئیات بهینه‌سازی و پارامترها

شبه کدی از روش پیشنهادی را می‌توان در الگوریتم ۵-۱ مشاهده نمود. رابطه (۱۱-۵) با حل یک در میان و تکراری زیرمسأله‌های مربوط به $\mathbf{X}$ ، $\mathbf{J}_*$ و $\mathbf{K}_*$ حل می‌شود. توجه به چند نکته در این فرآیند، ضروری است:

■ در عبارت $R_1(\mathbf{X})$ ، تنها لبه‌های قوی تصویر (به‌جای تمام گرادیان تصویر) استفاده شده‌اند. دلیل این امر کاهش اثر نویز و حفظ لبه‌های مهم و قوی در تصویر بازسازی شده است. برای انتخاب لبه‌های قوی، یک فیلتر حفظ‌کننده لبه پیشنهاد شده در [۸۱]، به‌کار گرفته شده است. این فیلتر سعی در حذف لبه‌ها و گرادیان‌های ضعیف دارد (که ممکن است نشان دهنده نویز باشند).

■ برای کاهش خرابی‌های مرزی که در اثر واپیچش در حوزه فرکانس به‌وجود می‌آید، تصویر ورودی را، قبل از اعمال روش پیشنهادی، بسط^۱ می‌دهیم. برای این امر، مانند آنچه که در [۸۱] پیشنهاد شده است، ابتدا سطر و ستون آخر تصویر را m بار تکرار می‌کنیم. حداقل m به اندازه هسته تاری بستگی دارد. در اینجا، m برابر با $2n$ در نظر گرفته شده است که n حداقل اندازه سطر و ستون هسته تاری است. سپس تصویر بسط داده شده در یک ماسک محو‌کننده^۲ ضرب می‌شود. مقدار این ماسک برای پیکسل‌هایی که در محدوده تصویر اصلی قرار دارند برابر با یک و برای پیکسل‌های اضافه شده به تصویر برابر مقداری بین صفر تا یک است، به‌طوری‌که، از یک شروع شده و برای مقادیر انتهایی تصویر بسط داده شده به صفر می‌رسد. پس از اتمام فرآیند واپیچش، عکس این عمل انجام می‌گیرد. یعنی، ابتدا تصویر بازسازی شده بر ماسک محو‌کننده تقسیم شده و سپس قسمت اصلی آن چیده^۳ می‌شود.

سه نوع پارامتر در الگوریتم پیشنهادی برای بازسازی تصویر واضح وجود دارد: ضرایب تأثیر γ_1 و γ_2 ؛ پارامترهای تکرار β_0 ، β_{Inc} و β_{Max} ؛ و وزن‌های v_* ، w_* و u_* در ادامه روش تنظیم هر کدام از این پارامترها بحث می‌گردد. ضریب γ_1 میزان تأثیر لبه‌های قوی را در بازسازی تصویر معین می‌کند. اگر این ضریب را بزرگ در نظر بگیریم، باعث تقویت بیش از اندازه لبه‌ها و در نتیجه ایجاد خرابی‌های حلقوی اطراف آن‌ها می‌گردد. از طرفی، تنظیم مقدار کم برای این ضریب، باعث کاهش اثر گرادیان‌ها و کاهش شدت فرآیند رفع

¹ Pad

² Fading mask

³ Crop

تاری می‌گردد. لذا، این ضریب باید طوری تنظیم گردند که یک تعادل بین میزان سرکوب خرابی‌های حلقوی اطراف لبه‌ها و شدت رفع تاری برقرار شود. در این رساله، مقدار $\gamma_1 = \frac{0.55}{3500}$ به صورت تجربی به دست آمد.

ضریب γ_2 میزان تأثیر عبارت منظم‌سازی $P_2(\mathbf{X})$ را تعیین می‌کند. استفاده از این عبارت در مسأله بهینه‌سازی منجر به بازسازی بهتر جزئیات تصویر می‌گردد. اگر ضریب γ_2 را بزرگ در نظر بگیریم، باعث تقویت نویز (به معنی جزئیات زیاد) می‌گردد. به صورت تجربی، $\gamma_2 = \frac{100}{3500}$ تنظیم گردید.

تنظیم پارامترهای تکرار β_0 و β_{Inc} نیز کاملاً تجربی است. بنابراین، در این رساله تنظیمات زیر انجام گرفت: $\beta_0 = 2$ و $\beta_{Inc} = 2$. معمولاً تشخیص اینکه چقدر β باید بزرگ شود (β_{Max} چقدر باشد)، مشکل است. آزمایش‌های انجام شده در این رساله نشان داد که اگر تصویر ورودی نویزی نباشد، تعداد تکرار کم (دو تا سه تکرار) کافی است تا تصویر واضح بازسازی گردد. در حالی که اگر تصویر ورودی نویز داشته باشد، باید اجازه داد تا فرآیند بیشتر تکرار شود تا طی فرآیند واپیچش، نویز سرکوب گردد. بنابراین، β_{Max} را بر اساس مقدار نویز در تصویر تنظیم کرده‌ایم.

الگوریتم ۵-۱- واپیچش بینا با استفاده از دانش پیشین بر اساس رفتار تصویر پس از فرآیند دوباره تار کردن.

ورودی: تصویر تار $\mathbf{B}$ ؛ هسته تاری $\mathbf{A}$ ؛ ضرایب تأثیر γ_1 و γ_2 ؛ وزن‌های u_* ، w_* و v_* ؛ پارامترهای تکرار β_0 ، β_{Inc} و β_{Max} .

خروجی: تصویر بازسازی شده $(\mathbf{X})$.

$$\mathbf{X} = \mathbf{B} \quad \beta = \beta_0 \quad -2$$

۳- عبارت‌های ثابت در رابطه (۵-۱۶) را محاسبه کن.

۴- تا زمانی که $\beta < \beta_{Max}$ انجام بده:

a. با فرض داشتن $\mathbf{X}$ ، $\mathbf{K}_*$ و $\mathbf{J}_*$ را مشابه رابطه (۵-۱۹) تخمین بزن.

b. با فرض داشتن $\mathbf{K}_*$ و $\mathbf{J}_*$ ، $\mathbf{X}$ را با استفاده از رابطه (۵-۱۶) محاسبه کن.

$$\beta = \beta_{Inc} * \beta \quad c.$$

۵- $\mathbf{X}$ را برگردان.

از آن جایی که می‌خواهیم در عبارت منظم‌سازی، میزان تأثیر پیکسل‌های تصویر بیش از گرادیان‌های آن‌ها باشد، تنظیمات زیر را روی وزن‌های v_* و u_* در نظر گرفته‌ایم:

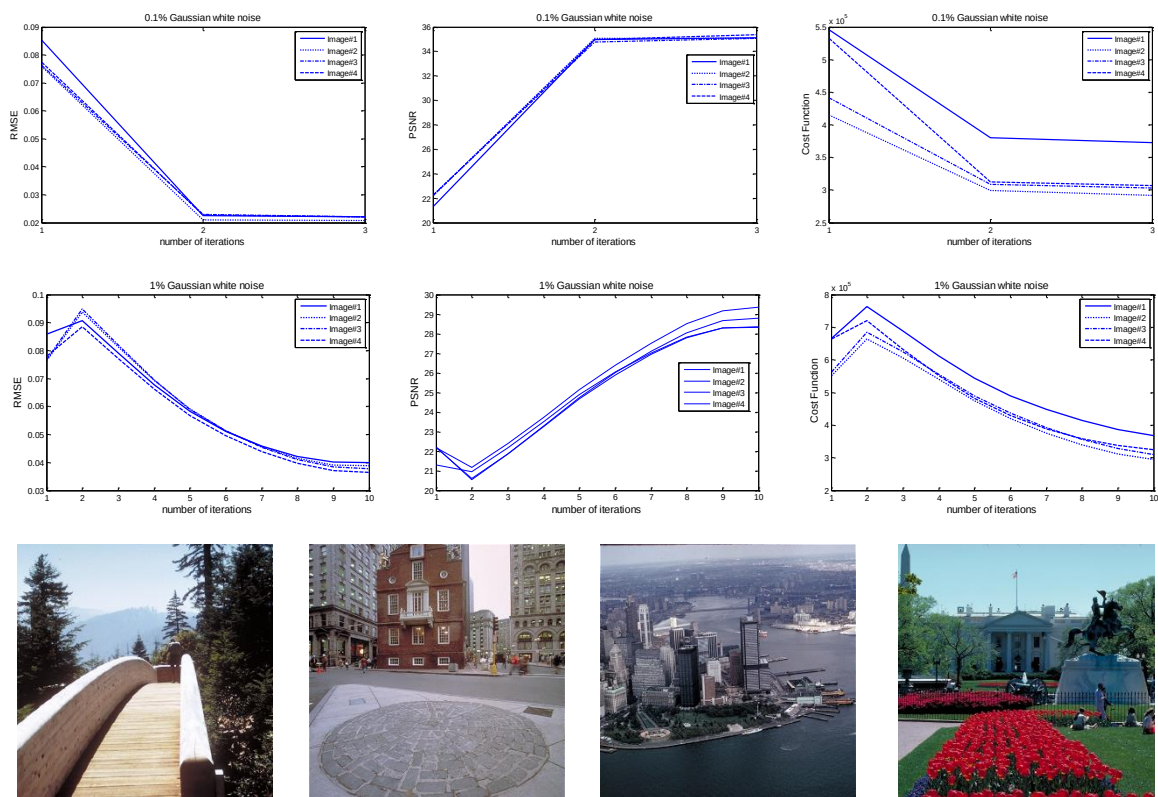
$$u_2 = 0.01u_0, \quad u_1 = 0.1u_0, \quad v_2 = 0.01v_1 \quad (۲۰-۵)$$

همان‌طور که ذکر شد، بر اساس ارتباط بین انحراف استاندارد توزیع نویز و توزیع گرادیان‌های مرتبه اول و دوم آن، بهتر است $w_2 = \frac{1}{2}w_1$ باشد. در این رساله مقادیر $w_1 = 0.5$ ، $v_1 = 1$ و $u_0 = 100$ استفاده گردید.

۵-۴- بررسی همگرایی روش پیشنهادی

مانند بیشتر مسائل بهینه‌سازی [۴۲، ۷۱-۷۳، ۸۱، ۱۲۸]، مشکل است که تضمینی برای همگرایی الگوریتم ۵-۱ ارائه کنیم. با این وجود، در [۷۳] نشان داده شده است که به‌ازای یک مقدار ثابت β ، مقدار بهینه سراسری رابطه (۵-۱۱) به‌دست می‌آید. به‌صورت تجربی دریافتیم که الگوریتم ۵-۱ می‌تواند تصویر واضح را با دقت خوبی بازسازی نماید. نتایج نشان داده شده در بخش بعد تأیید کننده این ادعا است. برای اینکه همگرایی روش پیشنهادی را نشان دهیم، گراف همگرایی را در شکل ۵-۲ رسم نموده‌ایم. برای این کار، چهار تصویر واضح نمونه را از پایگاه داده CSIQ انتخاب کردیم. تصاویر را با یک هسته تاری 19×19 برگرفته از [۱۲۳] تار کرده و یک‌بار 0.1% و بار دیگر 1% نویز گاوسی نیز به آن‌ها اضافه کردیم. سپس، مقدار تابع هزینه $E(X)$ در رابطه (۵-۱۰)، PSNR و RMSE را برای این چهار تصویر در انتهای هر تکرار روش پیشنهادی محاسبه نمودیم. همان‌طور که در شکل دیده می‌شود، با افزایش تعداد تکرار، مقدار PSNR رو به افزایش و مقدار RMSE رو به کاهش است. پس از یک تعداد تکرار مشخص، این دو معیار تمایل به پایدار و ثابت شدن دارند. تابع هزینه نیز، با افزایش تعداد تکرار، در حال کاهش است.

¹ Cost function



شکل ۵-۲- گراف همگرایی روش پیشنهادی برای رفع تاری بینا؛ سطر اول و دوم به ترتیب از راست به چپ: تابع مورد بهینه سازی (رابطه ۵-۱۰)، PSNR و RMSE بر اساس تعداد تکرار؛ سطر اول مربوط به ۰/۱٪ نویز گاوسی، سطر دوم مربوط به ۱٪ نویز گاوسی؛ سطر آخر به ترتیب از راست به چپ: تصویر شماره ۱ تا شماره ۴.

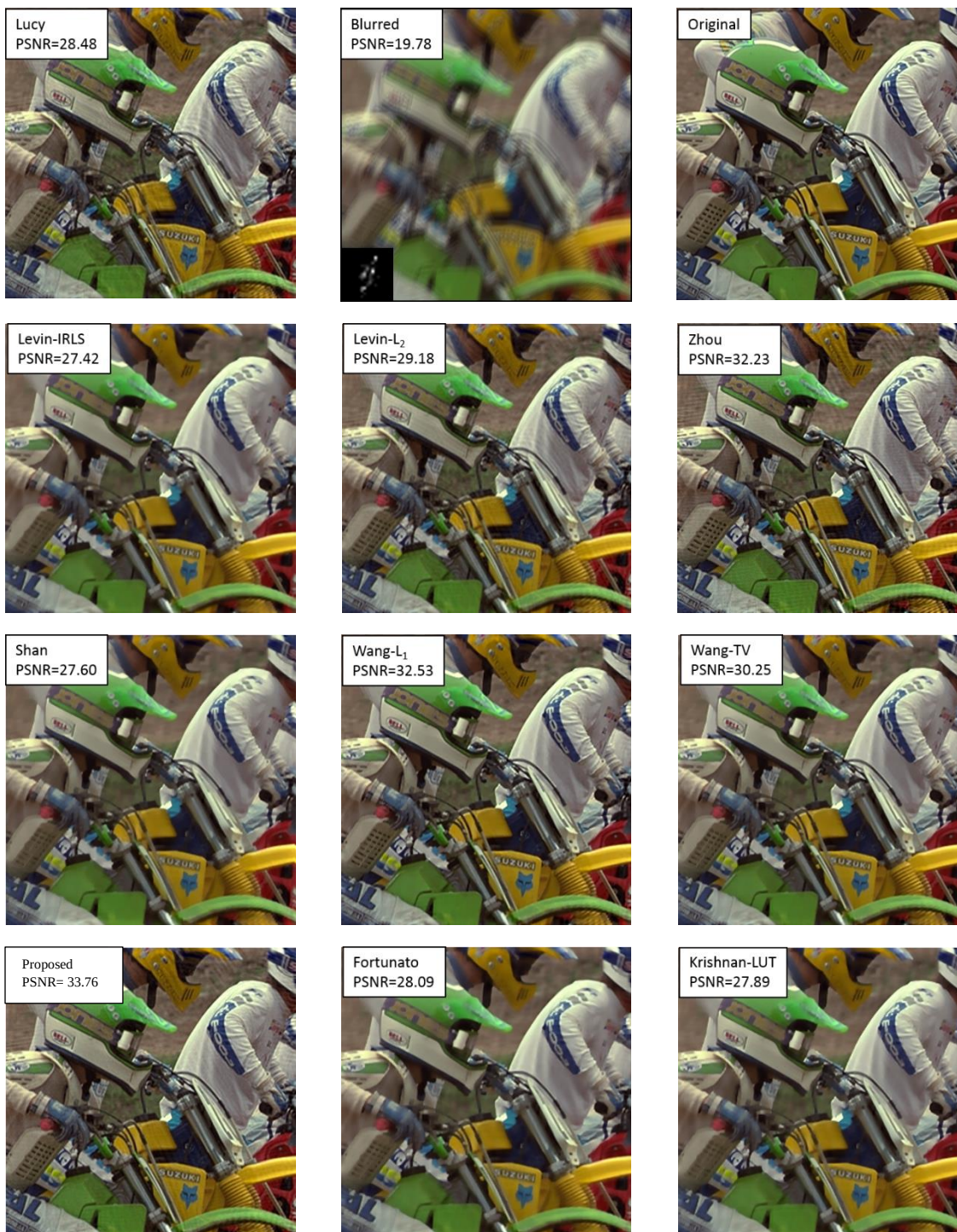
۵-۵- نتایج

در این بخش، کارایی روش پیشنهادی در رفع تاری تصاویر تار، به صورت کیفی و کمی، مورد ارزیابی قرار می گیرد. برای ارزیابی بهتر، روش پیشنهادی با نه روش مشهور (و دارای بیشترین ارجاع) شامل روش های زیر مقایسه شده است: روش Lucy-Richardson (Lucy) [۶۶]؛ روش واپیچش تعمیم یافته وینر که بوسیله Zhou پیشنهاد شده است [۱۳۰] (Zhou)؛ روش های واپیچش بر اساس دانش پیشین گاوسی (Levin- l_2) و بر اساس دانش خلوت ($Levin \ IRLS \ \alpha = \frac{4}{5}$) که توسط Levin پیشنهاد شده اند [۷۱]؛ روش های واپیچش بر اساس تغییرات کلی همسان گرد (Wang-TV) و ناهمسان گرد (Wang- l_1) که توسط Wang پیشنهاد شده اند [۷۳]؛ روش واپیچش پیشنهاد شده به وسیله Shan (Shan) [۴۲]؛ روش واپیچش بر پایه LUT

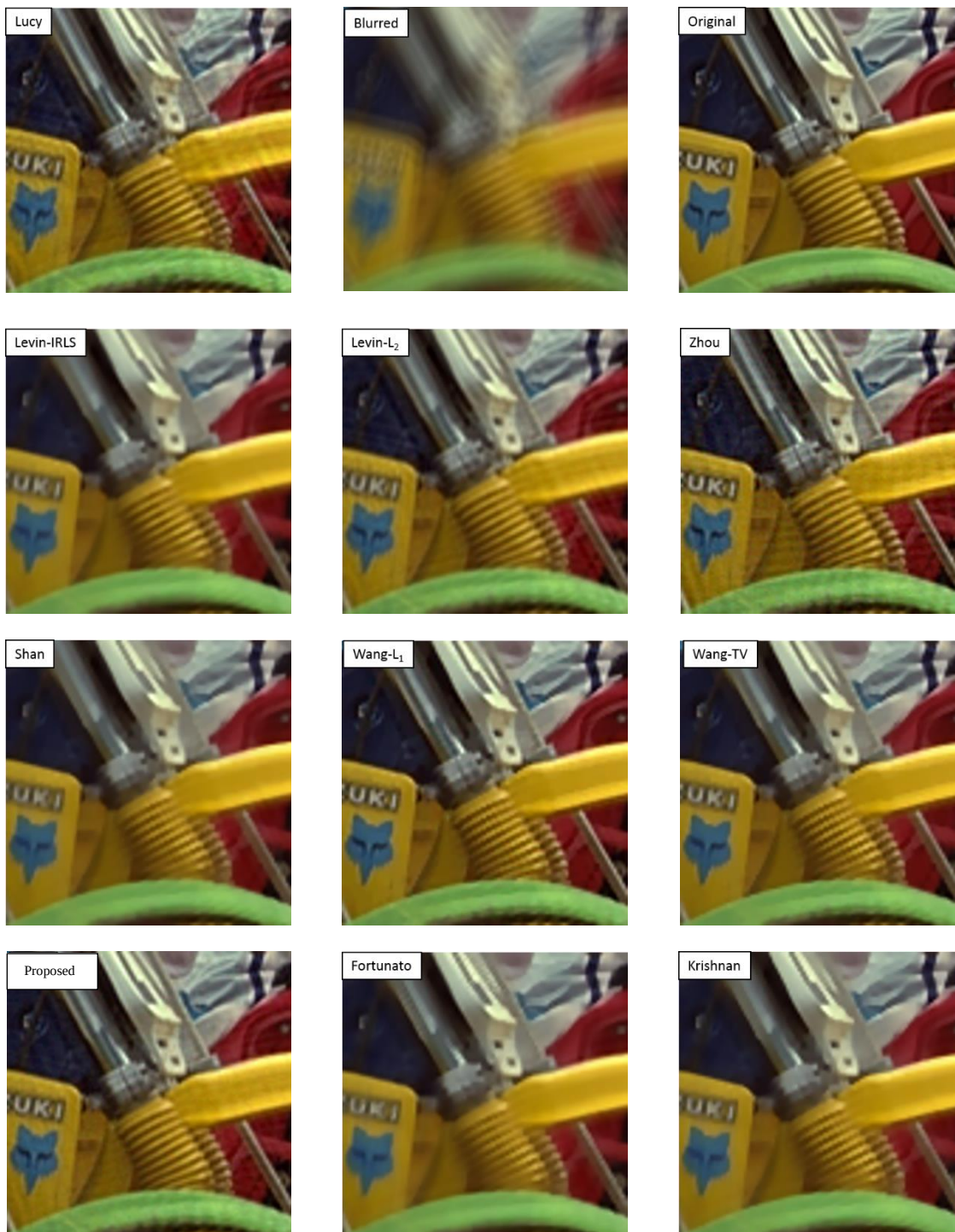
پیشنهاد شده توسط Krishnan ($Krishnan LUT \alpha = \frac{2}{3}$) [۷۲]؛ و روش واپیچش با دانش پیشین خلوت پیشنهاد شده توسط Fortunato (Fortunato) [۸۱]. تمام محاسبات انجام شده و نتایج به دست آمده حاصل به کارگیری کدهایی است که نویسندگان در وبسایت‌های خود تدارک دیده‌اند.

ده روش را روی تصاویر تار شده مصنوعی و همچنین روی تصاویر تار شده طبیعی به کار گرفته‌ایم. تصاویر مصنوعی با اعمال تاری بر روی تصاویر واضح پایگاه داده Kodak [۱۳۱] به دست آمدند. این مجموعه شامل ۲۴ تصویر واضح رنگی با اندازه‌های 512×768 یا 768×512 می‌باشد. این تصاویر به کمک هسته‌های تاری حرکتی موجود در پایگاه داده [۱۲۳] تار گردیدند. سپس، نویز گاوسی در سه سطح 0.1% ، 0.5% و 1% به آن‌ها اضافه گردید. از آنجایی که هدف از الگوریتم‌های رفع تاری، کاهش تاری در تصویر و بازسازی تصویر واضح اولیه است، مقایسه کمی در این بخش با استفاده از دو معیار انجام گرفته است: معیار PSNR و معیار ارزیابی میزان تاری NI-DCT که در همین رساله (در فصل ۳) پیشنهاد گردیده است.

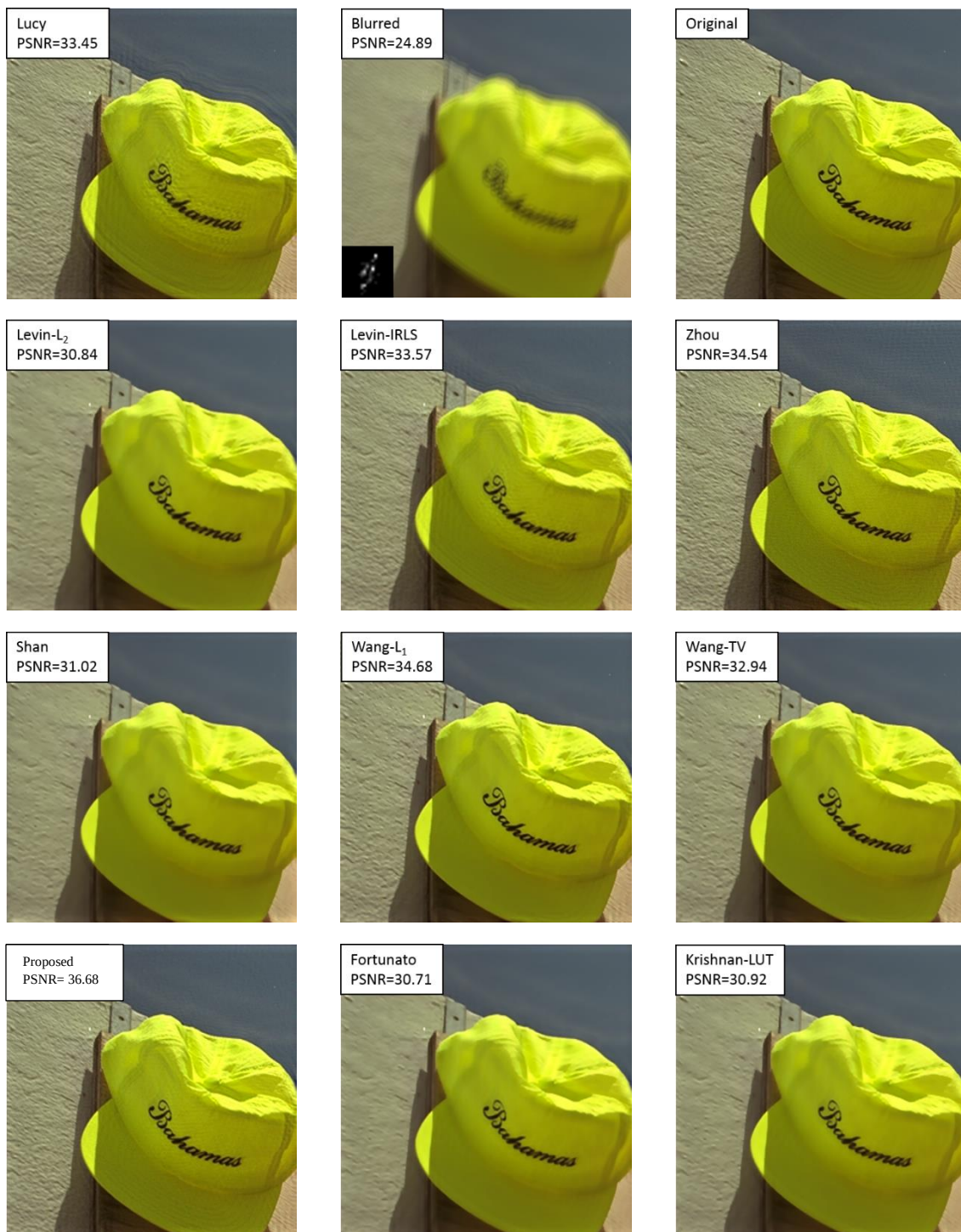
به عنوان اولین آزمایش، ده روش مذکور را روی دو تصویر از مجموعه [۱۳۱] که با یک هسته تاری با اندازه 19×19 (انتخاب شده از [۱۲۳]) تار شده و 0.1% نویز گاوسی به آن‌ها اضافه شده است، به کار گرفته‌ایم. نتایج (به همراه نمای نزدیک آن‌ها و مقدار PSNR) در شکل‌های ۵-۳، ۵-۴، ۵-۵ و ۵-۶ نشان داده شده‌اند. شکل‌های ۵-۷، ۵-۸، ۵-۹ و ۵-۱۰ نیز نتایج را برای همان تصاویر، با این تفاوت که میزان نویز برابر 1% در نظر گرفته شد، نشان می‌دهند. این تصاویر نشان می‌دهند که روش پیشنهادی به خوبی و بهتر از دیگر روش‌ها می‌تواند جزئیات تصویر را بازسازی نماید. ضمن اینکه لبه‌ها به خوبی بازسازی شده و اثرات خرابی‌های مصنوعی نیز در نتایج حاصل از روش پیشنهادی دیده نمی‌شود. از طرفی، جلوی تقویت نویز نیز به خوبی گرفته شده است. مقدار PSNR نتایج حاصل از روش پیشنهادی نیز بیشتر از دیگر روش‌هاست.



شکل ۵-۳- مقایسه ده روش برای واپیچش بخشی از تصویر شماره ۵ از مجموعه [۱۳۱] که با یک هسته تاری 19×19 برگرفته از [۱۲۳] تار شده و نویز گاوسی 0.1% به آن اضافه شده است.



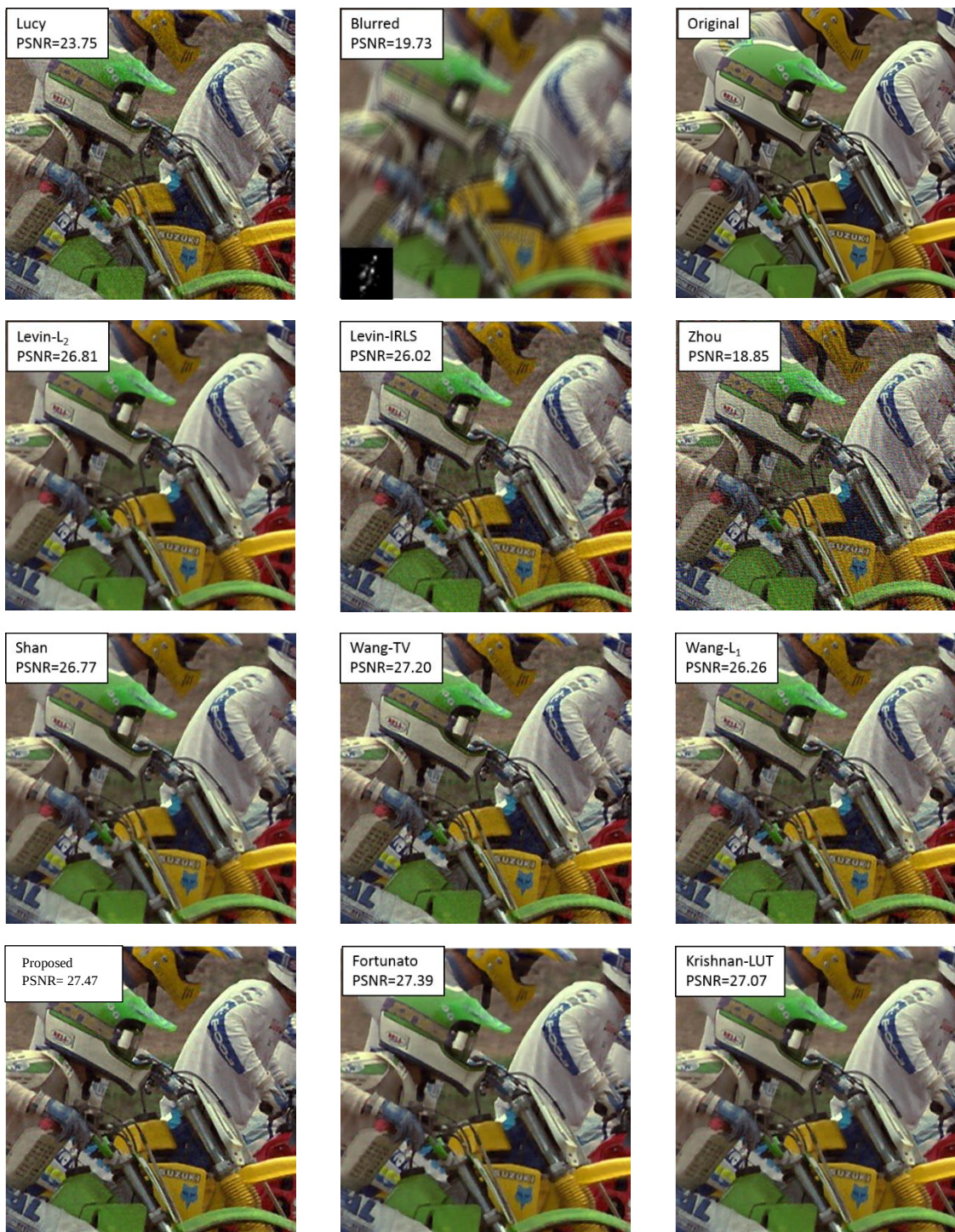
شکل ۵-۴- نمای نزدیک تصاویر نشان داده شده در شکل ۵-۳.



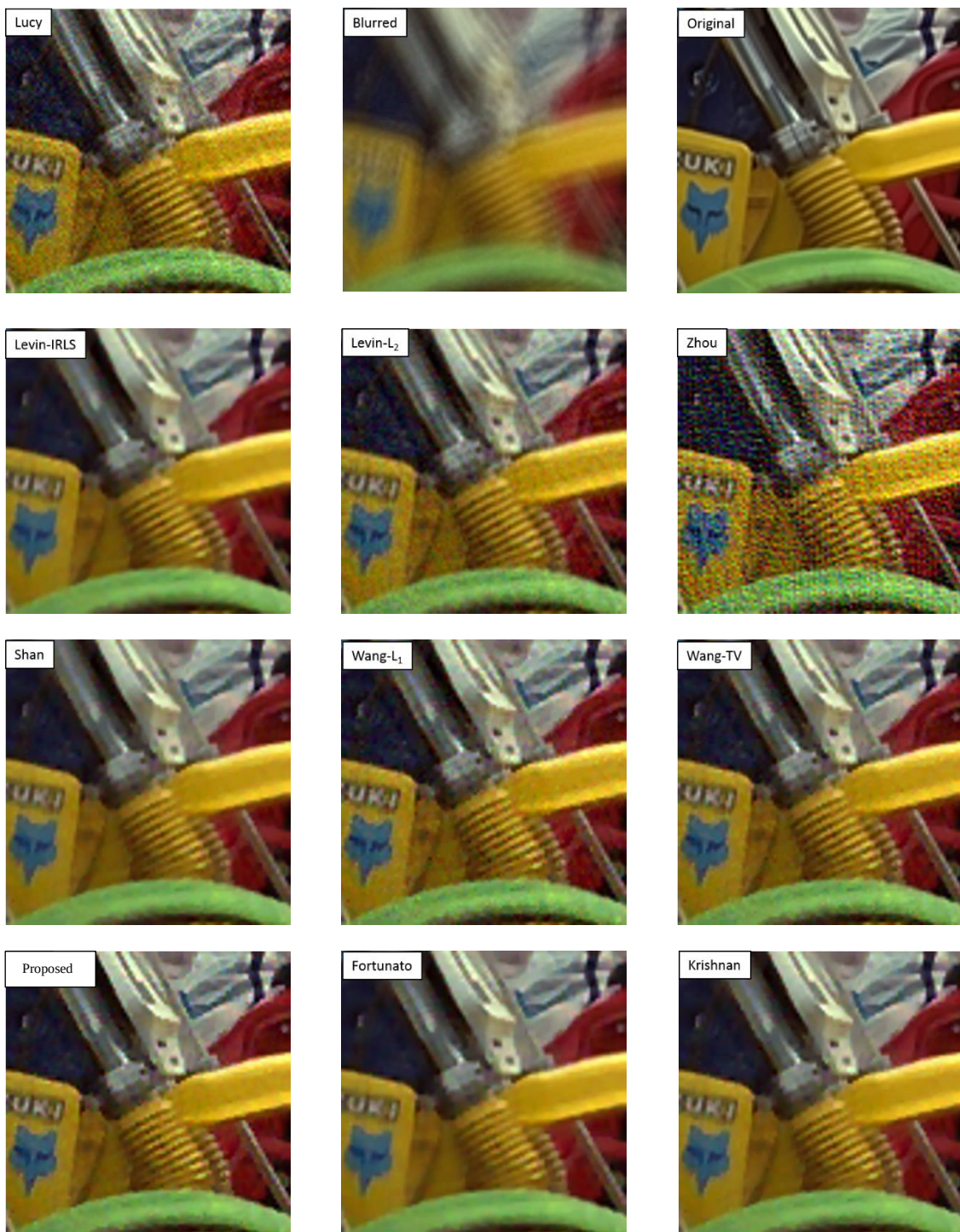
شکل ۵-۵- مقایسه ده روش برای واپیچش بخشی از تصویر شماره ۳ از مجموعه [۱۳۱] که با یک هسته تاری 19×19 برگرفته از [۱۲۳] تار شده و نویز گاوسی 0.1% به آن اضافه شده است.



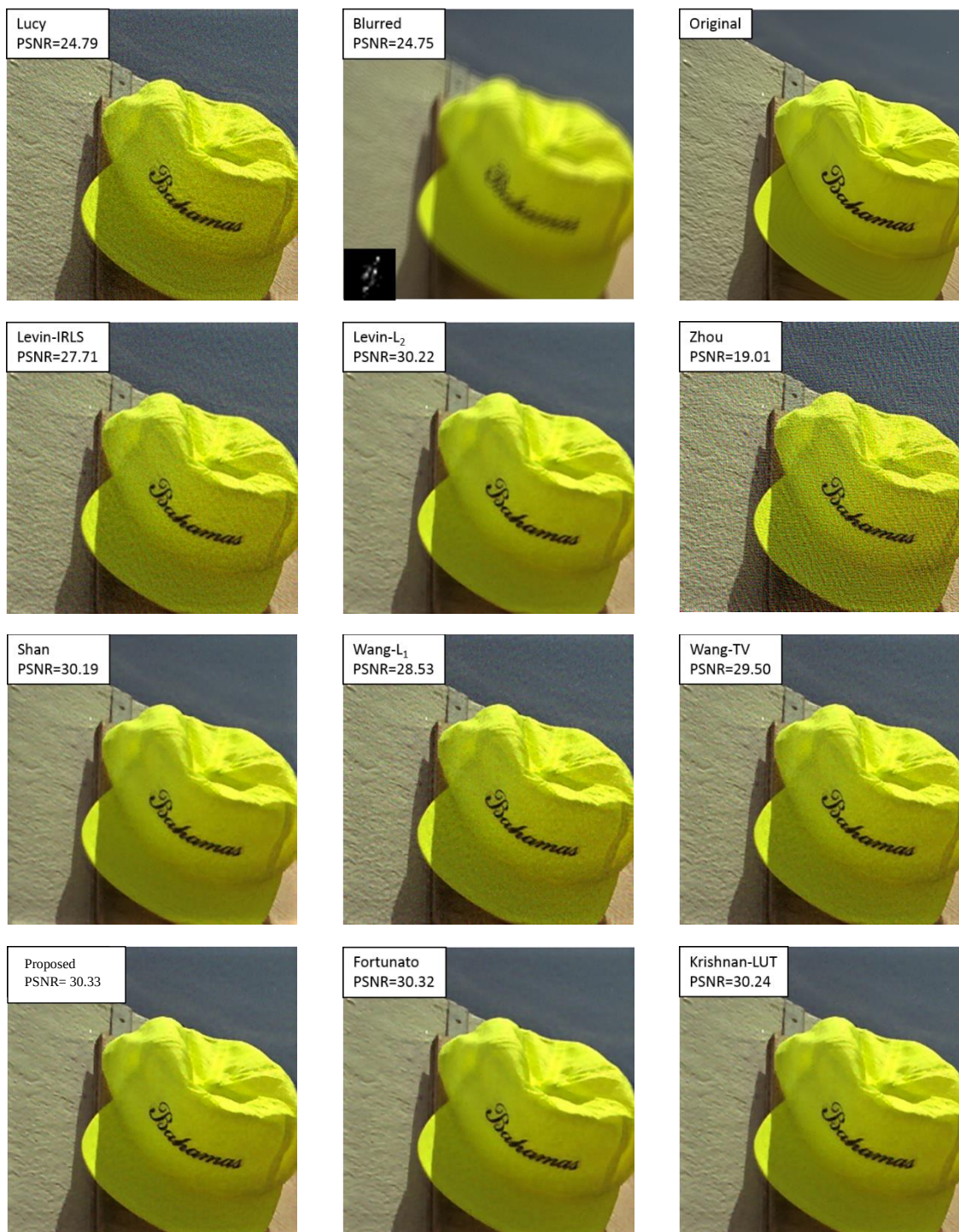
شکل ۵-۶- نمای نزدیک تصاویر نشان داده شده در شکل ۵-۵.



شکل ۵-۷- مقایسه ده روش برای واپیچش بخشی از تصویر شماره ۵ از مجموعه [۱۳۱] که با یک هسته تاری 19×19 برگرفته از [۱۲۳] تار شده و نویز گاوسی ۱٪ به آن اضافه شده است.



شکل ۵-۸- نمای نزدیک تصاویر نشان داده شده در شکل ۵-۷.



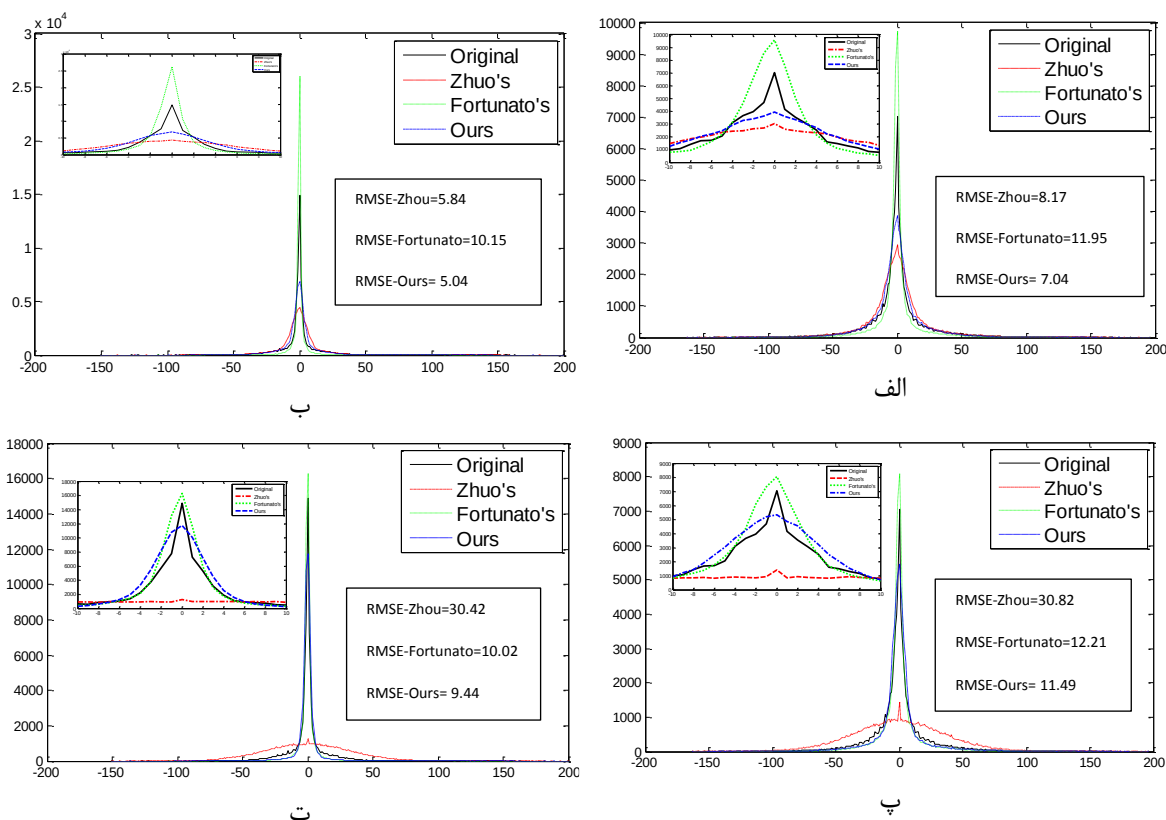
شکل ۵-۹- مقایسه ده روش برای واپیچش بخشی از تصویر شماره ۳ از مجموعه [۱۳۱] که با یک هسته تاری 19×19 برگرفته از [۱۲۳] تار شده و نویز گاوسی ۱٪ به آن اضافه شده است.



شکل ۵-۱۰- نمای نزدیک تصاویر نشان داده شده در شکل ۵-۹.

برای اینکه نشان دهیم روش پیشنهادی تا چه اندازه می‌تواند لبه‌ها و جزئیات تصویر را بازسازی نماید، هیستوگرام گرادیان‌های مرتبه اول افقی تصاویر بازسازی شده را در مقایسه با گرادیان تصاویر واضح اصلی

رسم نموده‌ایم. در اینجا، تنها نتایج سه روش را با یکدیگر مقایسه کرده‌ایم: روش Zhou، روش Fortunato و روش پیشنهادی. روش Zhou و روش Fortunato جزء روش‌هایی است که بالاترین PSNR را برای حالت‌های نویز، به‌ترتیب، ۰/۱٪ و ۱٪ دارند. شکل ۵-۱۱ هیستوگرام گرادیان مرتبه اول افقی مربوط به تصاویر بازسازی شده را (که در شکل‌های ۵-۳، ۵-۵، ۵-۷ و ۵-۹ نشان داده شده‌اند) به‌همراه هیستوگرام گرادیان مرتبه اول افقی مربوط به نسخه‌های واضح اصلی نشان می‌دهد. RMSE بین هیستوگرام گرادیان مرتبه اول افقی تصویر بازسازی شده و تصویر واضح اصلی نیز در بالای هر شکل نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، بیشترین تطابق بین هیستوگرام گرادیان مرتبه اول افقی تصویر بازسازی شده و هیستوگرام گرادیان مرتبه اول افقی تصویر واضح اصلی مربوط به روش پیشنهادی است.



شکل ۵-۱۱ هیستوگرام گرادیان مرتبه اول افقی تصاویر بازسازی شده به‌وسیله سه روش، به‌همراه هیستوگرام گرادیان مرتبه اول افقی تصاویر واضح اصلی؛ الف، ب، پ، و ت مربوط به تصاویر نشان داده شده در شکل‌های، به‌ترتیب، ۵-۳، ۵-۵، ۵-۷، و ۵-۹ هستند.

ما به صورت کمی نیز ده روش را روی ۲۴ تصویر موجود در پایگاه داده Kodak که با یک هسته تاری 19×19 برگرفته از [۱۲۳] تاری شده‌اند را در سه سطح نویز ۰/۱٪، ۰/۵٪ و ۱٪ مقایسه کرده‌ایم. PSNR نتایج حاصل در جدول‌های ۱-۵، ۲-۵ و ۳-۵ نشان داده شده است. میانگین میزان تاری روی ۲۴ تصویر نیز، برای هر سطح نویز به صورت جداگانه، در جدول ۴-۵ آورده شده است. همان‌طور که از نتایج گزارش شده در این جدول‌ها می‌توان نتیجه گرفت، روش پیشنهادی در بسیاری از موارد، بیشترین مقدار PSNR را دارا می‌باشد. مقدار تاری تخمین زده شده برای نتایج روش پیشنهادی نیز جزء کمترین مقادیر تاری می‌باشد.

ما همچنین ده روش را با مجموعه ۱۹۲ تصویر تاری شده، که با تاری کردن ۲۴ تصویر مجموعه Kodak به وسیله هشت هسته تاری ارائه شده در [۱۲۳] به دست آمده‌اند، مورد ارزیابی قرار داده‌ایم. به این مجموعه، نویز گاوسی ۰/۱٪ اضافه کرده‌ایم. میانگین کارایی ده روش در رفع تاری این تصاویر در جدول‌های ۵-۵ و ۶-۵ نشان داده شده است. هر سطر جدول مربوط به یک هسته از هشت هسته تاری است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی در تمام موارد دارای بیشترین PSNR است.

جدول ۷-۵ میانگین زمان اجرا (بر حسب ثانیه) را برای ده روش، که روی تصاویر استفاده شده در جدول ۱-۵ به کار گرفته شده‌اند، نشان می‌دهد. این آزمایش روی یک رایانه دارای پردازنده پنج هسته‌ای با سرعت ۲/۵۳ گیگا هرتز، حافظه اصلی با ظرفیت برابر با چهار گیگا بایت، سیستم عامل ویندوز ۸/۱ نسخه ۶۴ بیتی و نرم‌افزار متلب نسخه ۸/۳ انجام شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی دارای یک مدت زمان اجرای متعادل (کمتر از زمان اجرای پنج روش) است.

جدول ۵-۱- مقایسه PSNR برای ده روش روی ۲۴ تصویر با ۰/۱٪ نویز گاوسی؛ این تصاویر از مجموعه Kodak گرفته شده و به وسیله اعمال یک هسته تار 19×19 برگرفته از [۱۲۳] تار شده‌اند، سپس ۰/۱٪ نویز گاوسی به آن‌ها اضافه شده است.

شماره تصویر	Lucy	Zhou	Levin- I_2	Levin IRLS $\alpha = \frac{4}{5}$	Wang-TV	Wang- I_1	Shan	Krishnan LUT $\alpha = \frac{2}{3}$	Fortunato	روش پیشنهادی
۱	۲۹	۳۳/۵۹	۲۹/۴	۲۷/۲۷	۲۹/۳۳	۳۱/۲۳	۲۷/۴۵	۲۷/۵۴	۲۷/۵	۳۳/۴۳
۲	۳۵/۶۱	۳۴/۷۷	۳۵/۹۳	۳۲/۸۹	۳۴/۶۸	۳۷/۱۴	۳۲/۷۱	۳۲/۷۸	۳۲/۷۵	۳۷/۶۲
۳	۳۶/۰۹	۳۴/۹۸	۳۶/۷۹	۳۴/۰۷	۳۵/۹۱	۳۷/۳۸	۳۴/۰۸	۳۳/۹۹	۳۳/۹۶	۳۸/۱۵
۴	۳۵/۵۹	۳۵/۰۹	۳۶/۴۴	۳۲/۹۱	۳۴/۷۱	۳۶/۵	۳۲/۷۹	۳۲/۷۱	۳۲/۶۷	۳۸/۰۸
۵	۲۹/۰۱	۳۴/۰۵	۲۹/۳۴	۲۷/۴۸	۳۰/۳۱	۳۲/۷۵	۲۷/۶۷	۲۷/۹۱	۲۷/۸۹	۳۴/۲۵
۶	۳۰/۹۹	۳۴/۳۹	۳۰/۸۶	۲۸/۲۴	۳۰/۱	۳۱/۴	۲۸/۳۸	۲۸/۴۶	۲۸/۳۶	۳۴/۵۸
۷	۳۳/۱۱	۳۴/۷۹	۳۵/۹	۳۲/۷	۳۵/۰۲	۳۷/۸۸	۳۲/۰۹	۳۱/۸۲	۳۳/۰۶	۳۸/۰۱
۸	۲۷/۷	۳۲/۹۹	۲۷/۷۳	۲۶/۸۹	۲۸/۹۵	۳۰/۴۱	۲۷/۱۵	۲۷/۶۵	۲۶/۹۹	۳۲/۵
۹	۳۳/۵۶	۳۵/۱۸	۳۵/۴	۳۳/۴۷	۳۵/۱۸	۳۶/۴۳	۳۳/۴۷	۳۳/۴۳	۳۳/۴۳	۳۷/۶۸
۱۰	۳۵/۰۶	۳۵/۱	۳۵/۹۵	۳۳/۷۶	۳۵/۹۷	۳۷/۶۵	۳۳/۷۳	۳۳/۷۱	۳۳/۲۶	۳۷/۹۵
۱۱	۳۲/۴	۳۴/۶۶	۳۲/۳۸	۳۰/۱	۳۲/۲۵	۳۴/۳۴	۳۰/۲۵	۳۰/۴۳	۳۰/۱۵	۳۵/۸۴
۱۲	۳۵/۴۳	۳۵/۰۱	۳۵/۹۲	۳۳/۳۸	۳۴/۸۹	۳۵/۹	۳۳/۱۲	۳۳/۳۶	۳۳/۴۱	۳۷/۷۴
۱۳	۲۸/۴۶	۳۳/۱۱	۲۷/۴۹	۲۵/۳۹	۲۷/۹	۲۹/۰۴	۲۵/۸۴	۲۶/۱۶	۲۵/۳۹	۳۲/۱۸
۱۴	۳۱/۷	۳۴/۵۱	۳۲/۳	۲۹/۶۶	۳۱/۹۸	۳۴/۳۶	۲۹/۷۹	۲۹/۷۸	۲۹/۶۶	۳۵/۹
۱۵	۳۶/۱۱	۳۴/۶۴	۳۶/۳	۳۳/۴۴	۳۵/۱۶	۳۶/۳۸	۳۳/۴۳	۳۳/۴۸	۳۳/۲۶	۳۷/۹۲
۱۶	۳۴	۳۴/۸۶	۳۴/۰۶	۳۰/۸۵	۳۲/۴۲	۳۱/۰۷	۳۰/۸۴	۳۰/۸	۳۰/۷۹	۳۶/۵۴
۱۷	۳۴/۷۷	۳۵/۱۱	۳۵/۰۹	۳۲/۴۸	۳۴/۷۷	۳۶/۶۳	۳۲/۶۴	۳۲/۶۶	۳۲/۴۱	۳۷/۶۲
۱۸	۳۱/۷۴	۳۳/۶	۳۱/۶۳	۲۹/۲۵	۳۱/۷	۳۳/۷۸	۲۹/۵۲	۲۹/۵۸	۲۹/۰۸	۳۵/۳۹
۱۹	۳۰/۸۸	۳۴/۲	۳۱/۵۱	۲۹/۶۸	۳۱/۴۳	۳۳/۱۹	۲۹/۷۱	۳۰/۰۷	۳۰/۰۷	۳۴/۹۷
۲۰	۳۴/۴۸	۳۶/۲۵	۳۵/۱	۳۳/۳۳	۳۵/۵۶	۳۶/۴۳	۳۳/۴۸	۳۳/۶۹	۳۳/۳۵	۳۸/۲۵
۲۱	۳۱/۸۴	۳۴/۳۸	۳۱/۷۱	۲۹/۵۸	۳۱/۸۳	۳۳/۵۳	۲۹/۷۷	۲۹/۹۴	۲۹/۷۵	۳۵/۳۱
۲۲	۳۳/۶۷	۳۴/۷۵	۳۳/۷۲	۳۰/۹۸	۳۲/۹۵	۳۴/۸۴	۳۱/۱	۳۱/۰۴	۳۰/۷۳	۳۶/۸۴
۲۳	۳۵/۶۵	۳۵/۰۸	۳۷/۳۱	۳۵/۲۸	۳۷/۲	۳۸/۴	۳۵/۱۹	۳۵/۳۴	۳۵/۵۴	۳۸/۵۶
۲۴	۳۰/۸۷	۳۳/۴۹	۳۰/۲۷	۲۸/۵۶	۳۱/۵	۳۲/۸۲	۲۹	۲۹/۳۳	۲۸/۴۶	۳۴/۲۷

جدول ۵-۲- مقایسه PSNR برای ده روش روی ۲۴ تصویر با ۰/۵٪ نویز گاوسی؛ این تصاویر از مجموعه Kodak گرفته شده و به وسیله اعمال یک هسته تاری 19×19 برگرفته از [۱۲۳] تار شده‌اند، سپس ۰/۵٪ نویز گاوسی به آن‌ها اضافه شده است.

شماره تصویر	Lucy	Zhou	$Levin-I_2$	$Levin IRLS \alpha = \frac{4}{5}$	Wang-TV	$Wang-I_1$	Shan	$Krishnan LUT \alpha = \frac{2}{3}$	Fortunato	روش پیشنهادی
۱	۲۷/۱۲	۲۴/۴۸	۲۸/۳۴	۲۷/۱۹	۲۸/۸۳	۲۸/۸۸	۲۷/۳۶	۲۷/۴۹	۲۷/۴۹	۲۸/۹۹
۲	۳۰/۰۵	۲۴/۷۳	۳۲/۴۱	۳۲/۷۹	۳۴/۰۵	۳۲/۱۹	۳۲/۶۷	۳۲/۷۱	۳۲/۶۷	۳۳/۶۶
۳	۳۰/۱۸	۲۴/۷	۳۲/۷۹	۳۳/۹۳	۳۵/۱۴	۳۳/۹۳	۳۳/۹۴	۳۳/۸۷	۳۳/۸۴	۳۴/۵۲
۴	۳۰/۰۹	۲۴/۸۲	۳۲/۶۴	۳۲/۷۹	۳۲/۹۳	۳۲/۱۳	۳۲/۶۸	۳۲/۶۱	۳۲/۵۹	۳۳/۶۸
۵	۲۷/۲	۲۴/۶۴	۲۸/۲۹	۲۷/۳۶	۲۹/۵۹	۲۹/۵۶	۲۷/۵۱	۲۷/۷۹	۲۷/۸	۲۸/۴۲
۶	۲۸/۳۶	۲۴/۷۱	۲۹/۴۷	۲۸/۱۸	۲۹/۶۸	۲۹/۶۵	۲۸/۳۴	۲۸/۴۲	۲۸/۳۷	۳۰/۱۳
۷	۲۹/۲۶	۲۴/۵۹	۳۲/۴	۳۲/۵۱	۳۴/۰۶	۳۳/۴۷	۳۲	۳۱/۷۷	۳۲/۹۶	۳۳/۹۴
۸	۲۶/۴	۲۴/۵۳	۲۶/۹۹	۲۶/۷۷	۲۸/۳۶	۲۸/۲۹	۲۶/۹۹	۲۷/۴۹	۲۶/۹۶	۲۷/۹۱
۹	۲۹/۴۹	۲۴/۷۹	۳۲/۱۶	۳۲/۲۹	۳۴/۳۹	۳۳/۵	۳۳/۲۷	۳۳/۲۵	۳۳/۲۹	۳۴/۰۶
۱۰	۲۹/۹۷	۲۴/۸	۳۲/۴۲	۳۳/۵۵	۳۴/۹۳	۳۳/۸	۳۳/۵۱	۳۳/۵۲	۳۳/۱۴	۳۴/۴۳
۱۱	۲۹/۱۹	۲۴/۷	۳۰/۴۷	۳۰	۳۱/۶۴	۳۱/۳۳	۳۰/۱۵	۳۰/۳۳	۳۰/۱	۳۱/۷۸
۱۲	۳۰/۱	۲۴/۶۶	۳۲/۴۵	۳۳/۲۸	۳۴/۳۳	۳۳/۶۵	۳۳/۱	۳۳/۲۶	۳۳/۳۱	۳۴/۱
۱۳	۲۶/۸۲	۲۴/۴۶	۲۶/۷۸	۲۵/۳۲	۲۷/۴۳	۲۷/۲۷	۲۵/۷۵	۲۶/۰۸	۲۵/۳۹	۲۷/۷۹
۱۴	۲۸/۷۱	۲۴/۶۵	۳۰/۴۳	۲۹/۵۵	۳۱/۲۶	۳۱/۱	۲۹/۶۵	۲۹/۶۸	۲۹/۶	۳۱/۶۳
۱۵	۳۰/۵۱	۲۴/۹۴	۳۲/۷	۳۳/۳۱	۳۴/۴۴	۳۳/۶	۳۳/۲۸	۳۳/۳۲	۳۳/۱۴	۳۴/۱۱
۱۶	۲۹/۴۸	۲۴/۶۱	۳۱/۴۹	۳۰/۸	۳۲	۳۰/۱۳	۳۰/۸۴	۳۰/۷۹	۳۰/۸	۳۲/۱۷
۱۷	۲۹/۹۳	۲۵	۳۲/۰۲	۳۲/۳۲	۳۳/۸۶	۳۲/۹۷	۳۲/۴۳	۳۲/۵۱	۳۲/۲۸	۳۳/۷۸
۱۸	۲۸/۷۵	۲۴/۷۳	۲۹/۹۸	۲۹/۱۵	۳۱/۰۳	۳۰/۶۵	۲۹/۴	۲۹/۴۹	۲۹/۰۵	۳۱/۳۸
۱۹	۲۸/۳۳	۲۴/۷۵	۲۹/۹۱	۲۹/۵۹	۳۰/۹۴	۳۰/۷۳	۲۹/۶۲	۲۹/۹۷	۳۰/۰۳	۳۰/۷۸
۲۰	۳۰/۸	۲۶/۲۱	۳۲/۶۴	۳۳/۱۷	۳۴/۷۶	۳۴/۴۳	۳۳/۳	۳۳/۵	۳۳/۲	۳۴/۱۷
۲۱	۲۸/۷۹	۲۴/۶	۳۰/۰۴	۲۹/۴۵	۳۱/۲۱	۳۱	۲۹/۶۳	۲۹/۸۲	۲۹/۶۸	۳۱/۴
۲۲	۲۹/۵۷	۲۴/۶۲	۳۱/۳	۳۰/۸۸	۳۲/۲۹	۳۱/۹۲	۳۱	۳۰/۹۷	۳۰/۶۹	۳۲/۵۵
۲۳	۳۰/۱	۲۴/۶۹	۳۳	۳۵/۰۱	۳۶	۳۴/۵۷	۳۴/۸۷	۳۵/۰۴	۳۵/۲۷	۳۵/۷۱
۲۴	۲۸/۳۵	۲۴/۵۶	۲۹/۰۲	۲۸/۴۴	۳۰/۷۶	۳۰/۲۳	۲۸/۸۶	۲۹/۲۱	۲۸/۴۱	۳۰/۴۸

جدول ۵-۳- مقایسه PSNR برای ده روش روی ۲۴ تصویر با ۱٪ نویز گاوسی؛ این تصاویر از مجموعه Kodak گرفته شده و به وسیله اعمال یک هسته تاری 19×19 برگرفته از [۱۲۳] تار شده‌اند، سپس ۱٪ نویز گاوسی به آن‌ها اضافه شده است.

شماره تصویر	Lucy	Zhou	Levin- l_2	Levin IRLS $\alpha = \frac{4}{5}$	Wang-TV	Wang- l_1	Shan	Krishnan LUT $\alpha = \frac{2}{3}$	Fortunato	روش پیشنهادی
۱	۲۳/۷۱	۱۸/۸۶	۲۶/۱	۲۶/۸۱	۲۶/۹۳	۲۶/۱۳	۲۶/۸۵	۲۷/۰۲	۲۷/۲۴	۲۷/۴۱
۲	۲۴/۶۴	۱۹/۲۸	۲۸/۰۷	۳۲/۱۶	۳۰/۵	۲۹/۴۳	۳۱/۹۴	۳۲/۰۳	۳۲/۲۶	۳۲/۰۶
۳	۲۴/۶۵	۱۸/۹۸	۲۸/۲۱	۳۳/۰۵	۳۰/۹۶	۲۹/۷۸	۳۲/۸	۳۲/۸۶	۳۲/۱۷	۳۲/۹۴
۴	۲۴/۶	۱۹/۱۷	۲۸/۱۳	۳۲/۰۸	۳۰/۳۷	۲۹/۲۷	۳۱/۷۵	۳۱/۸۲	۳۲/۰۷	۳۱/۶۹
۵	۲۳/۹	۱۹/۱۸	۲۶/۱	۲۶/۹	۲۷/۲۹	۲۶/۳۶	۲۶/۸۸	۲۷/۱۶	۲۷/۳۳	۲۷/۵۷
۶	۲۴/۲۹	۱۹/۰۷	۲۶/۸۱	۲۷/۸۵	۲۷/۷۹	۲۶/۹۸	۲۷/۹	۲۸/۰۱	۲۸/۱۸	۲۸/۲۵
۷	۲۴/۴۵	۱۸/۹	۲۸/۰۴	۳۱/۶۴	۳۰/۲۱	۲۹/۱	۳۱/۰۱	۳۱/۰۶	۳۲/۰۶	۳۰/۹
۸	۲۳/۷	۱۹	۲۵/۲۶	۲۶/۳۱	۲۶/۴۱	۲۵/۵۶	۲۶/۳۳	۲۶/۷۱	۲۶/۵۹	۲۶/۶۶
۹	۲۴/۵۱	۱۹	۲۷/۹۴	۳۲/۳۹	۳۰/۴۵	۲۹/۳	۳۲/۰۸	۳۲/۱۵	۳۲/۵۴	۳۲/۱۳
۱۰	۲۴/۵۹	۱۹/۰۱	۲۸/۰۵	۳۲/۵۹	۳۰/۶۴	۲۹/۴۵	۳۲/۲۴	۳۲/۳۸	۳۲/۴۶	۳۲/۳۴
۱۱	۲۴/۵۵	۱۹/۱	۲۷/۲۸	۲۹/۴۹	۲۸/۹۷	۲۸/۰۱	۲۹/۴۸	۲۹/۶۵	۲۹/۷۴	۲۹/۹۱
۱۲	۲۴/۶۵	۱۸/۹۴	۲۸/۰۹	۳۲/۵۵	۳۰/۷۱	۲۹/۶۲	۳۲/۳	۳۲/۴۱	۳۲/۷۳	۳۲/۴۶
۱۳	۲۳/۶۹	۱۸/۹۷	۲۵/۱۱	۲۵/۰۴	۲۵/۸۴	۲۴/۹۶	۲۵/۳۴	۲۵/۶۲	۲۵/۲	۲۶/۰۳
۱۴	۲۴/۳۸	۱۹/۰۵	۲۷/۲۲	۲۹/۰۳	۲۸/۶۱	۲۷/۶۹	۲۸/۹۴	۲۹/۰۵	۲۹/۱۸	۲۹/۲۲
۱۵	۲۵/۱	۱۹/۶۱	۲۸/۳۵	۳۲/۵۲	۳۰/۷۸	۲۹/۶۶	۳۲/۲۵	۳۲/۳۴	۳۲/۵۴	۳۲/۲۷
۱۶	۲۴/۳۳	۱۸/۸۹	۲۷/۶۷	۳۰/۳۶	۲۹/۴۱	۲۸/۳۱	۳۰/۲۸	۳۰/۳۱	۳۰/۵۸	۳۰/۱۹
۱۷	۲۴/۷۹	۱۹/۴۱	۲۷/۹۷	۳۱/۵۷	۳۰/۲۵	۲۹/۱۴	۳۱/۳۹	۳۱/۵۸	۳۱/۶۷	۳۱/۶۵
۱۸	۲۴/۴۲	۱۹/۳۳	۲۷/۰۱	۲۸/۶۸	۲۸/۴۹	۲۷/۵۱	۲۸/۷۵	۲۸/۸۹	۲۸/۷۲	۲۹/۰۸
۱۹	۲۴/۲۷	۱۹/۱۱	۲۶/۹۶	۲۹/۱۳	۲۸/۵۳	۲۷/۵۹	۲۸/۹۷	۲۹/۲۹	۲۹/۶۴	۲۹/۷۷
۲۰	۲۶/۱۵	۲۰/۷۶	۲۹/۰۳	۳۲/۴۴	۳۱/۴۲	۳۰/۴۳	۳۲/۲۷	۳۲/۵۱	۳۲/۵۷	۳۲/۵۹
۲۱	۲۴/۳۸	۱۸/۸۹	۲۷/۰۳	۲۸/۹۵	۲۸/۶۲	۲۷/۶۷	۲۸/۹۶	۲۹/۱۴	۲۹/۲۴	۲۹/۳۵
۲۲	۲۴/۵۸	۱۸/۹۱	۲۷/۶۳	۳۰/۳۳	۲۹/۴۱	۲۸/۴۴	۳۰/۲۴	۳۰/۳۲	۳۰/۳۶	۳۰/۴۵
۲۳	۲۴/۶۵	۱۹/۰۵	۲۸/۳	۳۳/۸	۳۱/۲۵	۲۹/۹۹	۳۳/۲۸	۳۳/۵۵	۳۴/۱۲	۳۳/۸۳
۲۴	۲۴/۳۵	۱۸/۹۵	۲۶/۵۴	۲۸	۲۸/۲۳	۲۷/۱۴	۲۸/۱۸	۲۸/۵۳	۲۸/۱۱	۲۸/۹۳

جدول ۵-۴- مقایسه میانگین میزان تاری تخمین زده شده برای ده روش روی ۲۴ تصویر، به ازای سه سطح مختلف نویز گاوسی ۰/۱٪، ۰/۵٪ و ۱٪.

سطح نویز	Lucy	Zhou	Levin- l_2	Levin IRLS $\alpha = \frac{4}{5}$	Wang-TV	Wang- l_1	Shan	Krishnan LUT $\alpha = \frac{2}{3}$	Fortunato	روش پیشنهادی
۰/۱٪	۰/۳۲۷	۰/۳۱۷	۰/۳۶۷	۰/۳۸۳	۰/۳۴۹	۰/۳۴۷	۰/۳۶۷	۰/۳۵۸	۰/۳۷۸	۰/۳۴۶
۰/۵٪	۰/۳۴۱	۰/۳۳	۰/۳۷۸	۰/۳۸۶	۰/۳۵۵	۰/۳۴۹	۰/۳۷۳	۰/۳۶۳	۰/۳۸۲	۰/۳۵
۱٪	۰/۳۴۸	۰/۳۴۲	۰/۳۸۳	۰/۳۸۸	۰/۳۵۷	۰/۳۴۸	۰/۳۷۳	۰/۳۶۴	۰/۳۸۳	۰/۳۵۳

جدول ۵-۵- مقایسه میانگین PSNR برای ده روش روی ۱۹۲ تصویر؛ این تصاویر از مجموعه Kodak گرفته شده و به وسیله اعمال هشت هسته تاری 19×19 برگرفته از [۱۲۳] تار شده اند، سپس ۰/۱٪ نویز گاوسی به آن ها اضافه شده است. هر سطر مربوط به یک هسته تاری است (و بنابراین میانگین روی ۲۴ تصویری است که با اعمال آن هسته روی ۲۴ تصویر اصلی به دست آمده اند).

شماره هسته	Lucy	Zhou	Levin- l_2	Levin IRLS $\alpha = \frac{4}{5}$	Wang-TV	Wang- l_1	Shan	Krishnan LUT $\alpha = \frac{2}{3}$	Fortunato	روش پیشنهادی
۱	۳۶/۶	۳۴/۵۱	۳۵/۸۳	۳۳/۴۶	۳۵/۳۹	۳۵/۹۸	۲۷/۹۵	۳۳/۹۲	۳۳/۱۵	۳۷/۶۵
۲	۳۴/۲۸	۳۳/۱۷	۳۳/۹۵	۳۱/۸۲	۳۳/۶۷	۳۳/۹۷	۲۷/۹	۳۲/۲۲	۳۲/۰۷	۳۶/۲۷
۳	۳۲/۶۷	۳۲/۴۷	۳۳/۱۵	۳۱/۴۳	۳۳/۳۹	۳۳/۵۸	۲۷/۷۲	۳۱/۷۳	۳۱/۵۸	۳۴/۹۳
۴	۳۳/۱	۳۳/۶۳	۳۴/۱۶	۳۲/۲۳	۳۴/۲۱	۳۴/۵۸	۳۲/۱۶	۳۲/۳۷	۳۲	۳۶/۳۶
۵	۳۵/۷	۳۵/۱۳	۳۵/۶۴	۳۳/۳۸	۳۵/۴۷	۳۵/۸۱	۲۵/۲۵	۳۳/۷۸	۳۲/۹۶	۳۷/۴۵
۶	۳۲/۸۲	۳۲/۲۷	۳۲/۹۸	۳۱/۳۵	۳۲/۸	۳۲/۸۶	۲۷/۷۱	۳۱/۶	۳۱/۵۴	۳۴/۸۱
۷	۲۸/۲۵	۲۸/۲۶	۲۹/۴۵	۲۸/۵۶	۲۹/۷۹	۲۹/۸۷	۲۶/۳۱	۲۸/۸۹	۲۸/۸۵	۲۹/۸۲
۸	۳۱/۲۱	۲۹/۶۵	۳۱/۱۵	۳۰/۷۴	۳۲	۳۱/۸۱	۲۵/۴۷	۳۰/۹۵	۳۰/۸۲	۳۱/۷۳

جدول ۵-۶- مقایسه میانگین میزان تاری برای ده روش روی تصاویر استفاده شده در جدول ۵-۵.

شماره هسته	Lucy	Zhou	Levin- l_2	Levin IRLS $\alpha = \frac{4}{5}$	Wang-TV	Wang- l_1	Shan	Krishnan LUT $\alpha = \frac{2}{3}$	Fortunato	روش پیشنهادی
۱	۰/۳۸	۰/۳۶	۰/۴۱	۰/۴۲	۰/۳۸	۰/۳۷	۰/۴	۰/۳۹	۰/۴۱	۰/۳۸
۲	۰/۴	۰/۳۶	۰/۴۳	۰/۴۴	۰/۳۹	۰/۳۹	۰/۴۲	۰/۴۱	۰/۴۲	۰/۳۹
۳	۰/۳۸	۰/۳۶	۰/۴۲	۰/۴۳	۰/۳۹	۰/۳۹	۰/۴۱	۰/۴	۰/۴۲	۰/۳۸
۴	۰/۳۷	۰/۳۶	۰/۴۱	۰/۴۱	۰/۳۸	۰/۳۹	۰/۴	۰/۳۹	۰/۴۱	۰/۳۸
۵	۰/۳۹	۰/۳۷	۰/۴۲	۰/۴۳	۰/۳۹	۰/۳۹	۰/۴۱	۰/۴	۰/۴۲	۰/۳۹
۶	۰/۴	۰/۳۷	۰/۴۲	۰/۴۳	۰/۳۹	۰/۳۸	۰/۴۱	۰/۴	۰/۴۲	۰/۳۹
۷	۰/۳۹	۰/۳۷	۰/۴۳	۰/۴۴	۰/۴	۰/۴	۰/۴۲	۰/۴۱	۰/۴۳	۰/۳۹
۸	۰/۳۹	۰/۳۷	۰/۴۳	۰/۴۴	۰/۳۹	۰/۳۹	۰/۴۲	۰/۴۱	۰/۴۲	۰/۳۹

جدول ۵-۷- مقایسه میانگین زمان اجرای ده روش روی تصاویر استفاده شده در جدول ۵-۱.

Lucy	Zhou	Levin- l_2	Levin IRLS $\alpha = \frac{4}{5}$	Wang-TV	Wang- l_1	Shan	Krishnan LUT $\alpha = \frac{2}{3}$	Fortunato	روش پیشنهادی
۳/۷۹	۲/۹۹	۰/۱۷	۵۷/۶۸	۱/۷۳	۹/۷۳	۲/۳۲	۰/۷۹	۰/۳۴	۲/۰۷

در ادامه، روش پیشنهادی و روش Fortunato را روی تصاویر تاری طبیعی (که در آزمایش‌های فصل قبل نیز مورد استفاده قرار گرفتند) به کار گرفته‌ایم. دو تصویر تاری که هسته تاری آن‌ها به روش پیشنهاد شده در فصل قبل تخمین زده شده است، به عنوان ورودی به دو روش داده شده‌اند. نتایج حاصل در شکل‌های ۵-۱۲ و ۵-۱۳ نشان داده شده‌اند. همان‌طور که مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی جزئیات تصویر را بهتر بازسازی می‌کند (به نواحی دارای چمن و موزاییک در شکل ۵-۱۲ و نواحی دارای نوشته در شکل ۵-۱۳ توجه کنید).



پ



ب



الف



ج



ث



ت

شکل ۵-۱۲- مثال اول: مقایسه روش پیشنهادی با روش Fortunato برای رفع تاری یک تصویر تاری (هسته تاری به روش پیشنهاد شده در فصل قبل تخمین زده شده است)؛ الف: تصویر تاری ورودی به همراه هسته تاری؛ ب: نتیجه حاصل از روش Fortunato؛ پ: نتیجه حاصل از روش پیشنهادی؛ ت، ث، و ج: نمای نزدیک تصاویر، به ترتیب، الف، ب، و پ.



پ



ب



الف



ج



ث



ت

شکل ۵-۱۳- مثال دوم: مقایسه روش پیشنهادی با روش Fortunato برای رفع تاری یک نمونه تصویر تاری (هسته تاری به روش پیشنهاد شده در فصل قبل تخمین زده شده است)؛ الف: تصویر تاری ورودی به همراه هسته تاری؛ ب: نتیجه حاصل از روش Fortunato؛ پ: نتیجه حاصل از روش پیشنهادی؛ ت، ث، و ج: نمای نزدیک تصاویر، به ترتیب، الف، ب، و پ.

۵-۶- جمع‌بندی

در این فصل، یک روش برای بازسازی تصویر واضح با استفاده از فرآیند واپیچش بینا پیشنهاد گردید. در تعریف مسأله MAP مربوطه، در این رساله، عبارت‌های تطبیق داده و دانش پیشین مناسب برای بازسازی تصویر واضح پیشنهاد گردید. دانش پیشین بر اساس آزمایش‌های انجام شده برای تعریف معیار ارزیابی پیشنهاد شده است. نشان داده شد که استفاده از این دانش پیشین می‌تواند در بازسازی بهتر جزئیات تصویر مؤثر واقع گردد. شرح آزمایش‌های مختلف به‌همراه نتایج آن‌ها روی دو دسته تصاویر (با تاری مصنوعی و با تاری طبیعی) نیز آورده شد. نتایج آزمایش‌های انجام شده، برتری روش پیشنهادی را نسبت به روش‌های موجود نشان می‌دهد.

فصل ششم: رفع تاری محلی

همان‌طور که قبلاً نیز ذکر شد، اگر شیء یا اشیائی در صحنه، هنگام اخذ تصویر، حرکت کنند تاری به وجود آمده به‌صورت محلی است یعنی فقط محل همان شیء یا اشیاء در تصویر تار می‌شوند. مسأله رفع تاری محلی به معنی بازسازی تصویر است به‌طوری‌که شیء تار در آن به‌صورت واضح دیده شود. بنابراین ورودی این مسأله یک تصویر است که بخشی از آن (منطبق بر مکان شیء) تار است. خروجی آن نیز یک تصویر واضح است. همان‌طور که ذکر شد، منظور از شیء صلب شیئی است که هنگام حرکت تغییر شکل ندهد و تمام اجزای آن به یک اندازه حرکت کنند. در نتیجه تمام پیکسل‌های ناحیه تار دارای تاری یکسان خواهند بود. به عبارت بهتر، در این مسأله، تاری از نوع محلی و ثابت با مکان است. در این رساله، فرض شده است که حرکت شیء صلب به‌صورت انتقالی است. این بدان معنی است که شیء در جهت موازی با دوربین (عمود بر خط دید دوربین) حرکت می‌کند و هیچ حرکتی در عمق ندارد و هنگام حرکت، نمی‌چرخد. بنابر توضیحات ارائه شده، می‌توان نتیجه گرفت ذات حرکت انتقالی شیء صلب مانند حرکت انتقالی دوربین هنگام اخذ تصویر است. با این تفاوت که هنگام حرکت دوربین تمام تصویر تار می‌شود، ولی با حرکت شیء صلب، فقط بخشی از تصویر تار می‌شود. لذا، با تاری ناشی از حرکت شیء صلب در صحنه، می‌توان مانند تاری ناشی از حرکت انتقالی دوربین برخورد کرد. به عبارت ساده‌تر، همان روشی که برای رفع تاری ناشی از حرکت دوربین روی کل تصویر به‌کار گرفته می‌شود را می‌توان برای رفع تاری ناشی از حرکت شیء صلب روی بخش تار به‌کار برد. لذا، در این رساله، ما نیز همین‌گونه عمل می‌کنیم. برای اینکه بتوانیم روش رفع تاری سراسری (که در دو فصل قبل ارائه شد) را برای رفع تاری محلی به‌کار ببریم (به‌منظور اینکه فقط بخش تار اثرگذار باشد) باید ماسکی بسازیم که در آن پیکسل‌های مربوط به بخش تار مقداری برابر با یک، و بقیه پیکسل‌ها مقداری برابر با صفر داشته باشند. حین فرآیند تخمین هسته تاری (با واپیچش کور) و رفع تاری (با واپیچش بینا)، ماسک مورد نظر را روی تصویر ورودی قرار می‌دهیم. نکته قابل توجه این است که اگر چندین شیء

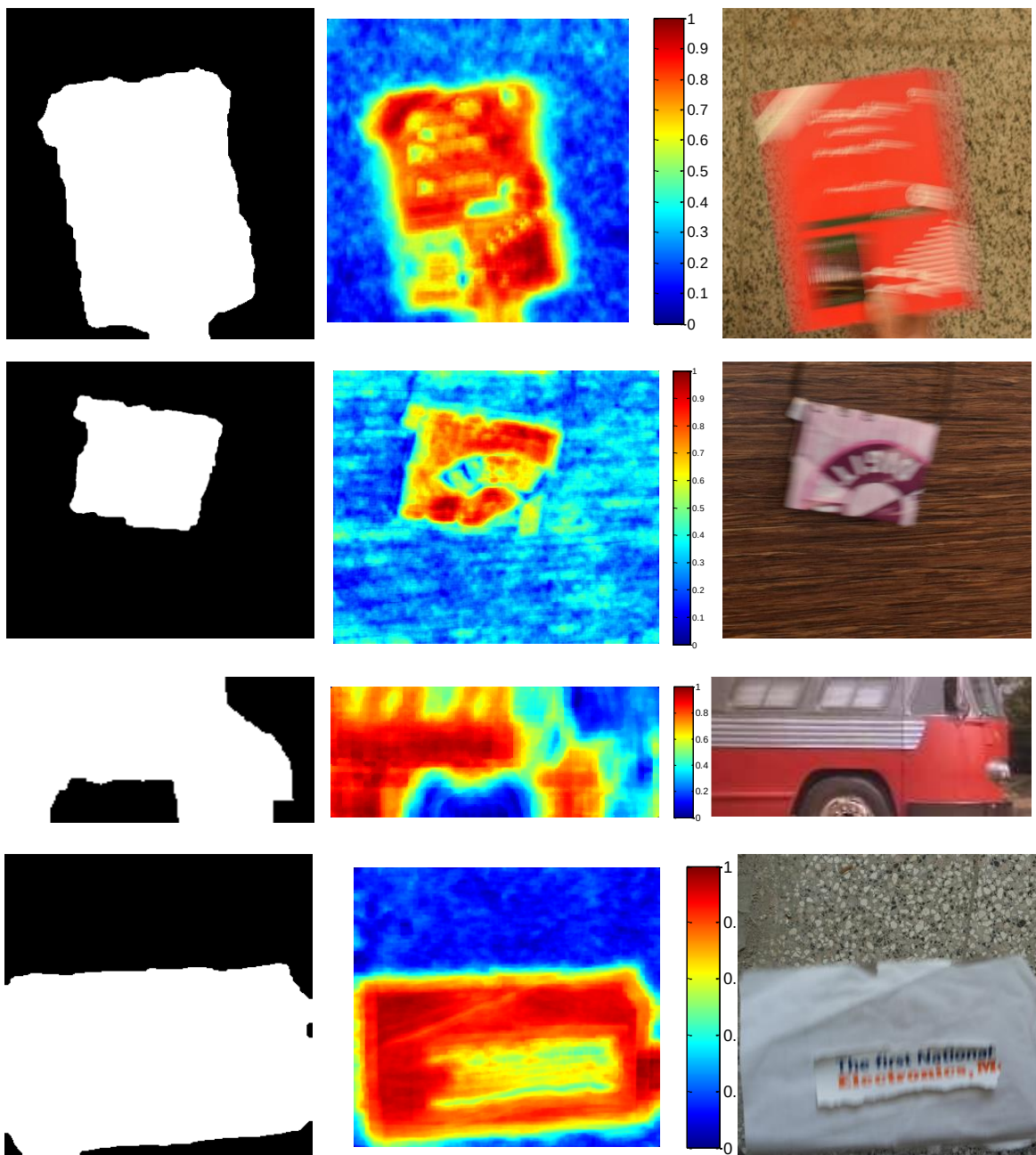
صُلب تار در صحنه داشته باشیم نیز می‌توان این فرایند را به تعداد اشیاء صُلب تار تکرار کرد. در هر تکرار، یکی از اشیاء صُلب رفع تاری می‌شود.

بنابر توضیحات ذکر شده، ماسک مورد نظر، در حقیقت، همان تصویر قطعه‌بندی شده معادل تصویر دارای تاری است که در آن پیکسل‌های قطعه تار مقداری برابر با یک، و بقیه پیکسل‌ها مقداری برابر با صفر دارند. لذا، فرآیند رفع تاری ناشی از حرکت شیء در صحنه، شامل مراحل قطعه‌بندی تصویر به دو ناحیه تار و غیرتار (برای یافتن ماسک مورد نظر)، تخمین هسته تاری و بازسازی تصویر واضح است. در ادامه این فصل، مرور مختصری بر این سه مرحله انجام می‌گیرد. نتایج هر بخش روی چندین تصویر تار محلی آورده می‌شود.

۶-۲- قطعه‌بندی تصویر به نواحی تار / غیرتار

روش مورد استفاده در مرحله اول، یعنی قطعه‌بندی تصویر به نواحی تار/غیرتار، همان روشی است که در فصل سوم بیان گردید، که در آن، ابتدا با استفاده از معیار ارزیابی پیشنهادی، نقشه تاری تصویر استخراج می‌گردد. سپس، با استفاده از روش قطعه‌بندی پیشنهادی بر اساس پیکسون، تصویر به دو ناحیه تار و غیرتار تقسیم می‌گردد.

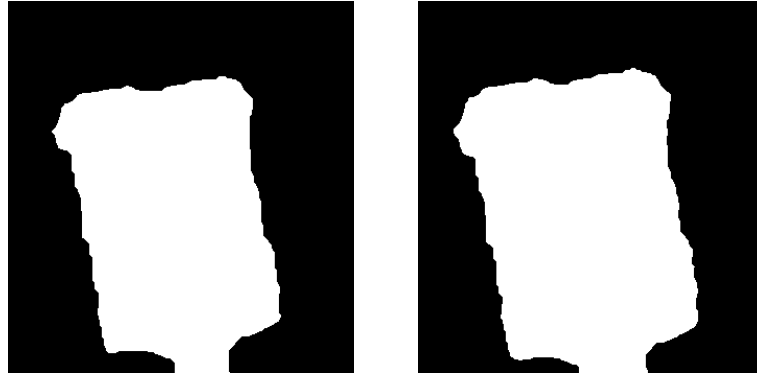
در این بخش، تنها به آوردن چند مثال، که در هر کدام تنها یک شیء صُلب تار وجود دارد، اکتفا می‌شود. برخی از این تصاویر را با حرکت دادن یک شیء صُلب هنگام اخذ تصویر تهیه نموده‌ایم. برخی دیگر از منابعی مانند اینترنت جمع‌آوری شده‌اند. برای مشاهده مثال‌های بیشتر می‌توان به بخش نتایج فصل سوم (بخش‌های ۳-۲-۳، ۳-۳-۳، و ۳-۴-۲) مراجعه کرد. این مثال‌ها (که در شکل ۶-۱ قابل مشاهده است)، تصاویری هستند که در آن‌ها یک شیء صُلب (مانند جعبه کاغذی، کتاب، ماشین، یا کاغذ)، هنگام اخذ تصویر، در حال حرکت بوده است. نقشه تاری و تصویر حاصل از قطعه‌بندی نیز در شکل قابل مشاهده است.



شکل ۶-۱- نمایش نقشه تاری و تصویر قطعه‌بندی شده؛ ستون سمت راست: تصاویر ورودی که شامل یک شیء صلب تار است؛ ستون وسط: نقشه‌های تاری؛ و ستون سمت چپ: تصاویر قطعه‌بندی شده حاصل.

۶-۳- تخمین هسته تاری به کمک رفع تاری کور

واضح است که هسته تاری تنها می‌تواند از روی ناحیه تار تخمین زده شود. از طرفی، همان‌طور که بیان شد، نوع تاری که در اثر حرکت انتقالی یک شیء در صحنه به وجود می‌آید مانند تاری است که در اثر حرکت انتقالی دوربین رخ می‌دهد، با این تفاوت که در اثر حرکت شیء فقط بخشی از تصویر تار می‌شود (تاری محلی است). لذا، می‌توان همان روشی را که برای تخمین هسته تاری ناشی از حرکت دوربین پیشنهاد نمودیم، برای تخمین هسته تاری ناشی از حرکت انتقالی یک شیء صلب نیز به کار ببریم. در این‌جا، تصویر قطعه‌بندی شده در تهیه یک ماسک برای تخمین هسته تاری از روی تصویر ورودی استفاده می‌شود. همان‌طور که مشخص است، حاشیه‌های شیء تار ممکن است باعث گمراهی در تخمین هسته تاری گردد (اطلاعات مرزهای شیء با اطلاعات پس‌زمینه مخلوط شده است و این اطلاعات در تخمین درست هسته تاری کمک نمی‌کند). لذا، بهتر است نقاط مرزی شیء در تخمین هسته تاری مشارکت داده نشوند و هسته تاری از روی نقاط داخلی (تمام نقاط شیء به جز نقاط مرزی) تخمین زده شوند. بنابراین، ماسک مورد نظر، همان تصویر قطعه‌بندی شده است که در آن نقاط مرزی شیء حذف شده‌اند. برای حذف نقاط مرزی شیء، از یک عملگر سایش (که یک عملگر ریخت‌شناسی است و مرزهای شیء را کوچک می‌کند) با عنصر ساختاری دیسک استفاده کرده‌ایم. شکل ۶-۲ ماسک تهیه شده از تصویر قطعه‌بندی شده (نشان داده شده در شکل ۶-۱) را نشان می‌دهد.



ب

الف

شکل ۶-۲- ماسک تهیه شده از تصویر قطعه‌بندی شده (که در شکل ۶-۱ نشان داده شده است) برای استفاده در تخمین هسته تاری؛ الف: تصویر قطعه‌بندی شده؛ ب: ماسک حاصل.

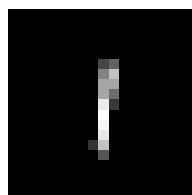
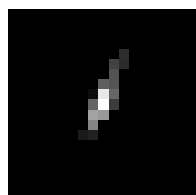
همان‌طور که در فصل چهارم بحث شد، برای تخمین هسته تاری به کمک واپیچش کور، یک فرآیند تکراری انجام می‌شود. در این فرآیند، هسته تاری و تصویر واضح به صورت یک در میان با حل دو مسأله بهینه‌سازی تخمین زده می‌شوند. مسأله بهینه‌سازی اول، برای تخمین هسته تاری با فرض داشتن تصویر واضح (از تکرار قبل) و مسأله بهینه‌سازی دوم، برای بازسازی تصویر واضح از روی هسته تاری تخمین زده شده در تکرار قبل تعریف می‌شوند. فرض کنید $\mathbf{M}$ ماسک تهیه شده از تصویر قطعه‌بندی شده باشد (که مقدار پیکسل‌های منطبق بر ناحیه تاری برابر یک و بقیه پیکسل‌ها برابر با صفر است)، زیر مسأله‌های بهینه‌سازی به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$\hat{\mathbf{A}} = \arg \min_{\mathbf{A}} L_{\mathbf{A}}(\mathbf{B}, \hat{\mathbf{X}}_{\mathbf{M}}, \mathbf{A}) + R(\mathbf{A}), \quad (۱-۶)$$

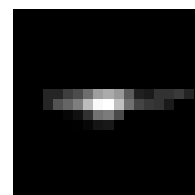
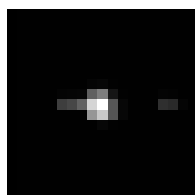
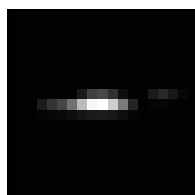
$$\hat{\mathbf{X}}_{\mathbf{M}} = \arg \min_{\mathbf{X}} L_{\mathbf{X}}(\mathbf{B}_{\mathbf{M}}, \mathbf{X}_{\mathbf{M}}, \hat{\mathbf{A}}) + R(\mathbf{X}_{\mathbf{M}}), \quad (۲-۶)$$

که $\mathbf{X}_{\mathbf{M}} = \mathbf{X} \circ \mathbf{M}$ تصویر بازسازی شده است که فقط شامل ناحیه منطبق بر بخش تاری است و $\mathbf{B}_{\mathbf{M}} = \mathbf{B} \circ \mathbf{M}$ فقط بخش تاری تصویر ورودی را نشان می‌دهد. همان‌طور که در فصل چهارم گفته شد، در تخمین هسته تاری، کافی است لبه‌های مهم تصویر اثرگذار باشند. در اینجا، لبه‌های مهم تنها از بخش تاری تصویر استخراج

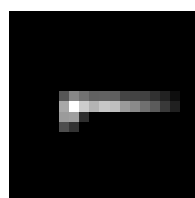
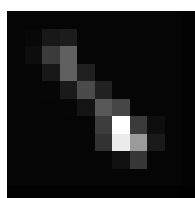
می‌شوند. لذا به جای S در تعریف مسأله بهینه‌سازی برای تخمین هسته تاری، از S_M استفاده می‌کنیم که نشان دهنده ساختار اصلی تصویر X_M است. در تعریف مسأله بهینه‌سازی برای بازسازی میانی تصویر واضح نیز به همین صورت عمل می‌کنیم. لذا الگوریتم مورد استفاده برای تخمین هسته تاری همان الگوریتم تعریف شده در فصل چهارم است. در ادامه، چند مثال از نتایج تخمین هسته تاری آورده شده است. شکل ۳-۶ دو تصویر ساده را نشان می‌دهد که در آن‌ها جعبه‌های کاغذی، در اثر حرکت در زمان اخذ تصویر، تار شده‌اند. مثال بعدی، شامل تصاویری است که از اینترنت جمع‌آوری شده‌اند. در این تصاویر، یک اتومبیل در حال حرکت است. نتایج تخمین هسته تاری را برای این تصاویر می‌توان در شکل ۴-۶ مشاهده کرد. شکل‌های ۵-۶ و ۶-۶ نمونه‌های دیگری از هسته تاری تخمین زده شده را برای تصاویری نشان می‌دهند، که در آن‌ها یک شیء هنگام اخذ تصویر حرکت داده شده است.



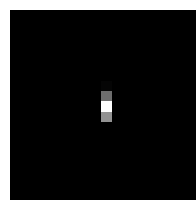
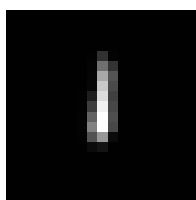
شکل ۳-۶- هسته تاری تخمین زده شده برای دو تصویر نمونه.



شکل ۴-۶- هسته تاری تخمین زده شده برای تصاویر جمع‌آوری شده از اینترنت.



شکل ۵-۶- هسته تاری تخمین زده شده برای دو مثال دیگر.



شکل ۶-۶- هسته تار تار تخمین زده شده برای دو تصویر که در آن ها یک کتاب حرکت داده شده است.

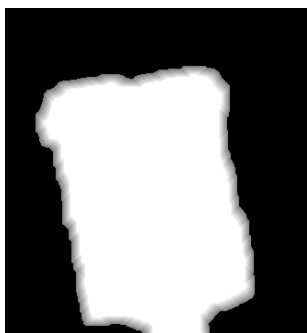
۶-۴- کاهش تار تار به کمک رفع تار تار

پس از تخمین هسته تار تار، فرآیند واپیچش بینا، که در فصل پنجم پیشنهاد گردید، برای رفع تار تار از ناحیه تار تصویر به کار گرفته می شود. همان طور که ذکر شد، تنها باید ناحیه تار در این فرآیند شرکت داده شود. بنابراین، در این مرحله نیز باید از تصویر دودویی حاصل از مرحله قطعه بندی یک ماسک تهیه گردد. ماسکی که در این مرحله تهیه می شود با ماسک تهیه شده در مرحله تخمین هسته تار تار متفاوت است. زیرا، در این مرحله، باید تمام پیکسل های تار در فرآیند رفع تار تار شرکت داده شوند، حتی اگر این پیکسل ها در مرز شیء قرار داشته باشند. میزان رفع تار تار پیکسل های مرزی شیء باید با پیکسل های داخلی آن متفاوت باشد. در حقیقت، پیکسل های مرزی باید کمتر در معرض رفع تار تار قرار بگیرند، زیرا این پیکسل ها ممکن است بخشی از پس زمینه باشند. بنابراین، باید کاری کرد که میزان تأثیر پیکسل های مرزی، از سمت مرز داخلی به سمت مرز بیرونی شیء، به تدریج کاهش پیدا کند. برای این امر، یک ماسک تهیه کرده ایم که این میزان تأثیر را تعریف می کند. مقادیر این ماسک برای نقاط داخل شیء (داخل مرز داخلی شیء) برابر یک است. بقیه نقاط (که در تصویر قطعه بندی شده جزء ناحیه تار هستند) از سمت مرز داخلی به سمت مرز بیرونی

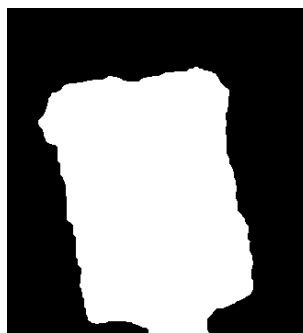
تغییری از مقدار یک به سمت مقدار صفر دارند. به طوریکه، برای نقاط روی مرز بیرونی شیء، مقدار ماسک برابر با صفر می شود. شکل ۶-۷ یک تصویر قطعه بندی شده و ماسک تهیه شده از آن برای استفاده در فرآیند رفع تاری را نشان می دهد.

فرض کنید MD ماسک تهیه شده باشد، $X_{MD} = X \circ MD$ و $B_{MD} = B \circ MD$. در تمام مراحل فرآیند واپیچش بینا، به جای تصویر X تصویر X_{MD} و به جای تصویر B تصویر B_{MD} را استفاده می کنیم. با فرض فوق، فرآیند تعریف و حل مسأله بهینه سازی برای بازسازی تصویر واضح نهایی، درست مانند آنچه که در فصل پنجم آورده شد خواهد بود. لذا از تکرار جزئیات این فرآیند خودداری می کنیم. در ادامه چند مثال از رفع تاری ناشی از حرکت شیء صُلب در صحنه آورده شده است.

ابتدا دو تصویر ساده انتخاب شده است. هر کدام از این تصاویر شامل یک شیء تار هستند. تصویر رفع تاری شده به همراه نمای نزدیک بخشی از آن را می توان در شکل های ۶-۸ و ۶-۹ مشاهده نمود. مثال های بیشتر در شکل های ۶-۱۰ تا ۶-۱۴ آورده شده است. همان طور که دیده می شود، روش پیشنهادی به خوبی توانسته است شیء تار را بازسازی نماید. جزئیات و لبه ها نیز به خوبی بازسازی شده اند. دلیل این امر، استفاده از دانش پیشین مؤثری است که بر اساس معیار ارزیابی پیشنهاد شده تعریف گردیده است.

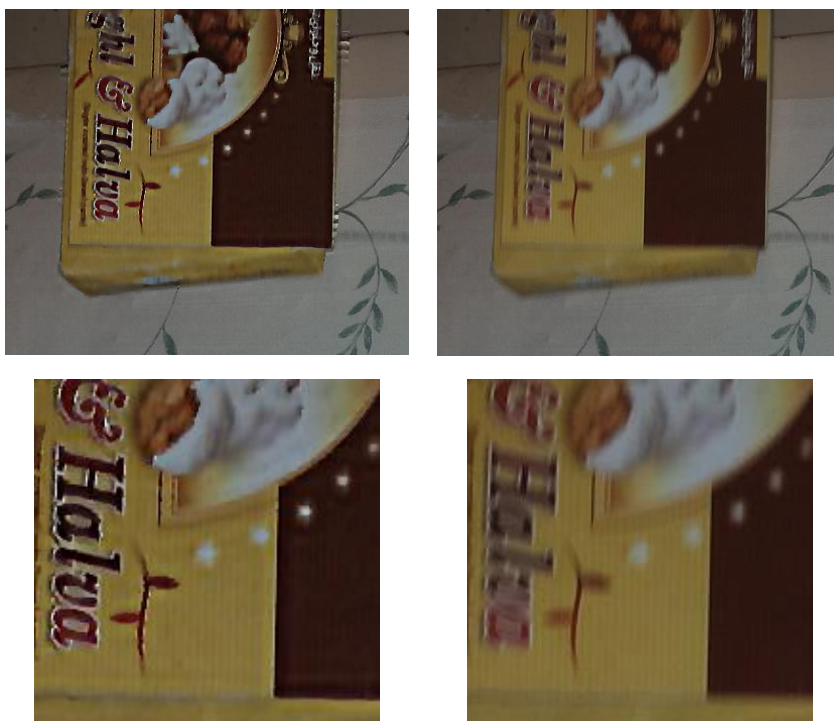


ب



الف

شکل ۶-۷- ماسک تهیه شده از تصویر قطعه بندی شده (نشان داده شده در شکل ۶-۱) برای استفاده در بازسازی تصویر واضح نهایی؛ الف: تصویر قطعه بندی شده؛ ب: ماسک حاصل.



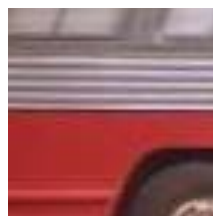
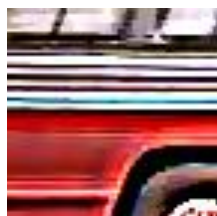
شکل ۶-۸- مثال اول: نمایش نتایج به کارگیری روش پیشنهادی در رفع تاری یک تصویر دارای شیء تار؛ سطر اول سمت چپ: تصویر تار؛ سطر اول سمت راست: تصویر بازسازی شده؛ سطر دوم: نمای نزدیک بخشی از تصاویر سطر اول.



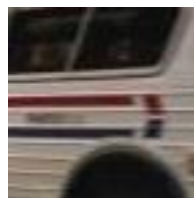
شکل ۶-۹- مثال دوم: نمایش نتایج به کارگیری روش پیشنهادی در رفع تاری یک تصویر دارای شیء تار؛ سطر اول سمت چپ: تصویر تار؛ سطر اول سمت راست: تصویر بازسازی شده؛ سطر دوم: نمای نزدیک بخشی از تصاویر سطر اول.



شکل ۶-۱۰- مثال سوم: نمایش نتایج به کارگیری روش پیشنهادی در رفع تاری یک تصویر دارای شیء تار؛ سطر اول سمت چپ: تصویر تار؛ سطر اول سمت راست: تصویر بازسازی شده؛ سطر دوم: نمای نزدیک بخشی از تصاویر سطر اول.



شکل ۶-۱۱- مثال چهارم: نمایش نتایج به کارگیری روش پیشنهادی در رفع تاری یک تصویر دارای شیء تار؛ سطر اول سمت چپ: تصویر تار؛ سطر اول سمت راست: تصویر بازسازی شده؛ سطر دوم: نمای نزدیک بخشی از تصاویر سطر اول.



شکل ۶-۱۲- مثال پنجم: نمایش نتایج به کارگیری روش پیشنهادی در رفع تاری یک تصویر دارای شیء تار؛ سطر اول سمت چپ: تصویر تار؛ سطر اول سمت راست: تصویر بازسازی شده؛ سطر دوم: نمای نزدیک بخشی از تصاویر سطر اول.



شکل ۶-۱۳- نمایش نتایج به کارگیری روش پیشنهادی در رفع تاری یک تصویر دارای شیء تار؛ سطر اول سمت چپ: تصویر تار؛ سطر اول سمت راست: تصویر بازسازی شده؛ سطر دوم: نمای نزدیک بخشی از تصاویر سطر اول.



شکل ۶-۱۴- نمایش نتایج به کارگیری روش پیشنهادی در رفع تاری یک تصویر دارای شیء تار؛ سطر اول سمت چپ: تصویر تار؛ سطر اول سمت راست: تصویر بازسازی شده؛ سطر دوم: نمای نزدیک بخشی از تصاویر سطر اول.

شکل‌های ۱۵-۶ و ۱۶-۶ دو تصویر را نشان می‌دهند که در آن‌ها تاری شیء زیاد است (اثر تاری به صورت ایجاد دنباله روی پیکسل‌های شیء دیده می‌شود). نتایج رفع تاری به کمک روش پیشنهادی نیز در این شکل‌ها نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی تا حد زیادی توانسته است تاری را کاهش دهد.



شکل ۱۵-۶- نمایش نتایج به کارگیری روش پیشنهادی در رفع تاری یک تصویر با تاری زیاد؛ سطر اول سمت چپ: تصویر تار؛ سطر اول سمت راست: تصویر بازسازی شده؛ سطر دوم: نمای نزدیک بخشی از تصاویر سطر اول.



شکل ۶-۱۶- نمایش نتایج به کارگیری روش پیشنهادی در رفع تار یک تصویر با تار زیاد؛ سطر اول سمت چپ: تصویر تار؛ سطر اول سمت راست: تصویر بازسازی شده؛ سطر دوم: نمای نزدیک بخشی از تصاویر سطر اول.

۶-۵- جمع بندی

در این فصل، طریقه استفاده از الگوریتم‌های پیشنهاد شده در فصل‌های قبل برای رفع تار ناشی از حرکت خطی یک شیء صلب در صحنه بیان شده است. تصویر حاصل از مرحله قطعه‌بندی تصویر به نواحی تار/غیرتار، برای تهیه یک ماسک برای استفاده در مرحله تخمین هسته تار به کار گرفته شد. در ماسک حاصل، ناحیه دارای مقدار یک، کوچک‌تر از ناحیه تار تصویر قطعه‌بندی شده است. زیرا بهتر است مرزهای شیء در تخمین هسته تار دخالت داده نشوند. از طرفی، در مرحله رفع تار نیز باید یک ماسک تهیه گردد. ماسک مورد نظر در این مرحله باید تمام نواحی تار (از جمله مرزهای شیء تار) را پوشش دهد. اما

میزان تأثیر پیکسل‌های مرزی در فرآیند رفع تاری، باید کمتر از پیکسل‌های داخلی شیء باشد. ماسک مورد نظر طوری تهیه شده است که، به تدریج، میزان تأثیر پیکسل‌ها از سمت مرز داخلی به سمت مرز خارجی از مقدار یک به سمت مقدار صفر تغییر پیدا کند. نتایج آزمایش‌های انجام شده روی چند تصویر دارای شیء تار، کارایی روش پیشنهادی برای کاهش تاری ناشی از حرکت خطی یک شیء صلب در صحنه را نشان می‌دهد.

فصل هفتم: بحث، نتیجه‌گیری و

پیشنهادهایی برای ادامه کار

۷-۱- مقدمه

در این فصل ابتدا خلاصه‌ای از رساله با تأکید بر ایده‌های ارائه شده در آن آورده شده است. در ادامه، پیشنهادهایی برای ادامه کار در این زمینه ارائه می‌شود.

۷-۲- خلاصه‌ای از رساله

این رساله مسأله رفع تاری ناشی از حرکت خطی یک شیء صلب در صحنه را مورد مطالعه قرار داده است. مسأله تاری یک مسأله با سابقه طولانی در تصویربرداری است. رفع تاری از یک تصویر یک مسأله بد شکل است زیرا، این مسأله، دارای دو مجهول، یعنی هسته تاری و تصویر واضح؛ و تنها یک معلوم، یعنی تصویر تار است، در نتیجه، مسأله جواب یکتایی ندارد. اگر تاری به صورت محلی رخ داده باشد (در مورد حرکت شیء در صحنه همین گونه است)، باید ناحیه تار نیز مشخص گردد.

این رساله راه‌حل‌هایی برای برخی از چالش‌های مطرح در این زمینه ارائه کرده است. در فصل سوم، یک معیار برای ارزیابی میزان تاری در یک تصویر پیشنهاد شده است که بر اساس اختلاف بین یک تصویر با نسخه تار شده‌اش بنا نهاده شده است. معیار ارزیابی تعریف شده می‌تواند میزان تاری یک تصویر را در سطوح مختلف تاری، حتی در حضور نویز، به خوبی تخمین بزند.

در این رساله، روشی پیشنهاد شده که به کمک آن و با استفاده از معیار ارزیابی پیشنهادی، نقشه تاری در یک تصویر (که دارای تاری محلی است) استخراج می‌گردد. نقشه تاری استخراجی به کمک روش پیشنهادی، دارای پیوستگی در داخل ناحیه تار و همچنین در داخل ناحیه غیرتار است. این ویژگی به همراه وجود تمایز کافی بین ناحیه تار و ناحیه غیرتار در نقشه استخراجی، باعث شده است که نقشه تاری وسیله مناسبی برای قطعه‌بندی تصویر به دو ناحیه تار و غیرتار باشد. در این رساله، یک روش قطعه‌بندی پیشنهاد شد که بر

اساس تشکیل پیکسون در نقشه تاری و خوشه‌بندی پیکسون‌ها با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی فازی عمل می‌کند. نتایج حاصل از به‌کارگیری روش پیشنهادی برای تشکیل نقشه تاری و قطعه‌بندی تصویر، نشان دهنده کارایی روش پیشنهادی در این امر است.

تصویر قطعه‌بندی شده به‌عنوان یک ماسک در مراحل رفع تاری استفاده می‌گردد. برای رفع تاری یک تصویر دو مرحله نیاز است: تخمین هسته تاری و بازسازی تصویر واضح. برای تخمین هسته تاری، در این رساله، یک فرآیند واپیچش کور به‌کار گرفته شده است که در آن دو مرحله تخمین هسته و بازسازی میانی تصویر واضح به‌صورت یک در میان و تکراری انجام می‌گیرد. برای هر کدام از این دو مرحله، یک زیرمسئله تعریف شده است. مرحله بازسازی میانی تصویر واضح باید به‌گونه‌ای انجام شود که لبه‌های مهم با کیفیت مناسبی بازسازی گردند. بازسازی بهتر لبه‌ها منجر به تخمین دقیق‌تر هسته تاری می‌گردد. در این رساله، یک دانش پیشین بر روی تصویر واضح پیشنهاد شد که در تعریف زیرمسئله بازسازی میانی تصویر واضح به‌کار گرفته شده است. این دانش بر اساس توزیع گرادیان‌های مرتبه دوم توأم با گرادیان‌های مرتبه اول تصویر تعریف شده است. استفاده از این دانش، باعث شده است که لبه‌های مهم در تصویر میانی به‌خوبی بازسازی گردند، و در نتیجه، هسته تاری با کیفیت بهتری تخمین زده شود.

در مرحله بازسازی نهایی تصویر واضح، یک فرآیند واپیچش بینا (که در آن هسته تاری موجود است) به‌کار گرفته شده است. در تعریف مسئله بهینه‌سازی مربوطه، یک دانش پیشین بر اساس نتایج انجام شده در این رساله پیشنهاد شده است. این دانش، که برگرفته از معیار ارزیابی پیشنهادی است، تصویر واضح را بر تصویر تار ترجیح می‌دهد. لذا، استفاده از این دانش، منجر به بازسازی بهتر جزئیات تصویر در مرحله بازسازی نهایی تصویر واضح شده است.

۷-۳- پیشنهادهایی برای ادامه کار

اگر چه نتایج نشان داده شده در این رساله کارایی روش ارائه شده را در کاهش تاری ناشی از حرکت خطی یک شیء صلب در صحنه می‌رساند، اما پیشنهادهایی برای انجام ادامه کار در این زمینه قابل ارائه است. این پیشنهادها در زیر آمده‌اند:

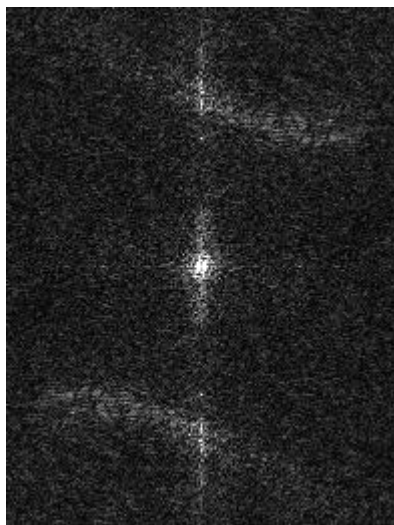
▪ تعمیم روش پیشنهادی برای رفع تاری ناشی از حرکت اشیاء غیر صلب

هدف از انجام این رساله، ارائه روشی برای رفع تاری ناشی از حرکت یک شیء صلب در صحنه است. با این وجود، روش ارائه شده قابل تعمیم برای رفع تاری ناشی از حرکت یک شیء غیر صلب نیز می‌باشد. منظور از شیء غیر صلب شیئی است که میزان حرکت و در نتیجه میزان تاری اجزای مختلف آن یکسان نباشد. اگر بتوان شیء را به بخش‌هایی تقسیم کرد به‌طوری‌که میزان حرکت (میزان تاری) در هر بخش ثابت و یکسان باشد، روش پیشنهادی را می‌توان برای بخش‌های مختلف تصویر به‌صورت جداگانه به‌کار گرفت. این کار مستلزم این است که بتوان شیء را به‌صورت ذکر شده قطعه‌بندی نمود. همچنین پس از رفع تاری بخش‌های مختلف شیء به‌صورت جداگانه، اثر بلوکی ایجاد شده در نواحی مرزی این بخش‌ها باید برطرف گردد. همین پیشنهادها را می‌توان برای رفع تاری ناشی از حرکت چند شیء صلب در صحنه به‌کار گرفت.

▪ تعریف یک معیار ارزیابی برای سنجش کیفیت تصویر بازسازی شده

همان‌طور که در بخش‌های مختلف رساله مشاهده گردید، معیار مناسبی برای مقایسه نتایج حاصل از روش‌های مختلف رفع تاری، به‌خصوص در مورد تصاویری که به‌صورت طبیعی تار شده‌اند، وجود ندارد. بنابراین، در تحقیق‌های مختلف ارائه شده در این زمینه، مقایسه نهایی به‌صورت چشمی و توسط انسان صورت می‌پذیرد. ارائه یک معیار عددی مناسب برای ارزیابی میزان موفقیت یک روش در رفع تاری از یک تصویر تار، لازم به نظر می‌رسد. در تصویر بازسازی شده توسط الگوریتم رفع تاری ممکن است یکی از

حالت‌های زیر پیش بیاید: تاری به‌طور کامل رفع نشود و تصویر خروجی همچنان دارای تاری باشد؛ یا تصویر دارای خرابی‌های حلقوی باشد. بنابراین، برای ارزیابی کیفیت تصویر خروجی، در حقیقت، باید میزان تاری و میزان خرابی‌های حلقوی موجود در تصویر خروجی ارزیابی گردد. همان‌طور که در رساله عنوان گردید معیارهای مختلفی برای سنجش میزان تاری در تصویر وجود دارد، همچنین برای این هدف یک معیار در این رساله پیشنهاد گردید. لذا، پیشنهاد اصلی برای کار بیشتر، معرفی یک معیار مناسب برای ارزیابی میزان خرابی‌های حلقوی در تصویر است. اثر خرابی‌های حلقوی در حوزه فرکانس قابل توجه است. شکل زیر یک نمونه تصویر دارای خرابی حلقوی (تصویر رفع تاری شده به‌وسیله روش R-L) و تبدیل فوریه آن را نشان می‌دهد. همان‌گونه که ملاحظه می‌شود، رفتار این نوع خرابی در حوزه فرکانس قابل بررسی است. بنابراین می‌توان این رفتار را بررسی نموده و معیار مناسبی برای ارزیابی میزان خرابی‌های مصنوعی در یک تصویر بازسازی شده پیشنهاد کرد.



ب- تبدیل فوریه تصویر (الف).



الف- یک تصویر دارای خرابی مصنوعی.

شکل ۷-۱- اثر خرابی‌های مصنوعی در حوزه فرکانس.

▪ تخمین خودکار اندازه هسته در رفع تاری به صورت کور

همان طور که در فصل چهارم عنوان گردید، اندازه هسته تاری برابر با یک مقدار پیش فرض تنظیم می گردد. اگر میزان تاری در یک تصویر از اندازه پیش فرض کمتر باشد، روش پیشنهادی دچار مشکل نخواهد شد. اما اگر اندازه هسته تاری واقعی بیش از اندازه پیش فرض باشد، اگرچه تاری کاهش می یابد اما به طور کامل رفع نمی گردد. در این موارد می توان با توجه به نتیجه به دست آمده و به صورت دستی، اندازه هسته تاری را افزایش داد. پیشنهاد می گردد روشی ارائه شود که به صورت خودکار اندازه هسته را تنظیم نماید. به نظر می رسد برای این هدف بررسی رابطه بین اندازه هسته تاری واقعی و برخی ویژگی های تصویر تار مانند عدد تاری به دست آمده با استفاده از معیار ارزیابی تاری در یک مجموعه بزرگ از تصاویر تار مصنوعی کمک کننده باشد.

▪ استخراج لبه های برجسته تصویر به کمک مفهوم پیکسون

همان طور که در فصل چهارم ذکر شد، هسته تاری را می توان از روی لبه های برجسته و مهم تصویر تخمین زد و استفاده از نواحی هموار به این کار کمکی نخواهد کرد. لذا استخراج لبه های برجسته از نقش مهمی در تخمین هسته تاری برخوردار است. روش استفاده شده در این رساله برای استخراج لبه های مهم تصویر از کارایی مناسبی برخوردار است. با این وجود، می توان روی استفاده از روش های دیگر نیز بررسی هایی انجام داد. به پیشنهاد ما، یکی از این روش ها، می تواند استفاده از مفهوم پیکسون باشد. می توان از روی تصویر تشکیل شده بر پایه پیکسون، لبه های مهم تصویر را استخراج کرد. این کار مستلزم این است که ویژگی های مختلف برای تشکیل یک پیکسون بررسی شود و ویژگی مناسب برای این امر انتخاب گردد. پس از تشکیل تصویر بر پایه پیکسون، لبه یابی نیز باید به صورت کارا انجام شود.

▪ استفاده از نقشه تاری استخراجی برای تخمین عمق در تصویر

همان‌طور که می‌دانیم، هر پیکسل از تصویر، کد کننده اطلاعات بخشی از صحنه است. پیکسل‌های مجاور، اطلاعات بخش‌های همپوشان صحنه را کد می‌کنند. بخش‌هایی از صحنه که در فاصله دورتری نسبت به دوربین قرار دارند (در عمق بیشتری قرار دارند) با همپوشانی بیشتری در پیکسل‌های مربوط به آن بخش کد می‌شوند. لذا می‌توان گفت هر چه عمق بیشتر باشد، سرریزی اطلاعات یک پیکسل در همسایه‌هایش بیشتر است. به عبارت ساده‌تر، هر چه عمق بیشتر باشد تاری بیشتر است.

پیوست الف: تعریف یک معیار

ارزیابی تاری با استفاده از نُرم

یک (NI-DCT₁)

در این پیوست، یک معیار ارزیابی تاری پیشنهاد می‌گردد که شبیه به معیار پیشنهادی در بخش ۲-۲-۳ است. این معیار نیز بر اساس ویژگی "اختلاف معنی‌دار بین تبدیل کسینوسی یک تصویر واضح و نسخه تار شده آن" بنا نهاده شده است. تفاوت اصلی این معیار، که آن را NI-DCT₁ می‌نامیم، با معیار پیشنهاد شده در بخش ۲-۲-۳ (NI-DCT) این است که در اینجا از نُرم یک به جای نُرم ۰/۸ استفاده شده است. بنابراین در ادامه، تنها به بیان نتایج آزمایش‌های انجام شده روی این معیار اکتفا می‌شود.

تصاویر مورد استفاده برای انجام آزمایش‌های مختلف روی معیار NI-DCT₁، مانند معیار NI-DCT، شامل مجموعه تصاویر موجود در چهار پایگاه داده CSIQ [۱۰۹]، TID2008 [۱۱۳]، LIVE [۱۱۴] و IVC [۱۱۵] می‌باشند. آزمایش‌های انجام شده روی این معیار نیز شامل دو بخش است. بررسی کارایی معیار NI-DCT₁ روی تصاویر تار و فاقد نویز در بخش اول، و روی تصاویر تار و نویزی در بخش دوم انجام شده است.

آزمایش اول - بررسی کارایی معیار NI-DCT₁ بر روی تصاویر تار بدون نویز

بخش اول آزمایش‌ها شامل بررسی کارایی معیار NI-DCT₁ روی تصاویری است که فقط تار هستند و فاقد نویز می‌باشند. برای درک بهتر میزان کارایی، معیار پیشنهادی را با چهار معیار معرفی شده JNBM [۷]، CPBD [۸]، LPC-SI [۱۵] و BLIINDS-II [۱۱۹] مقایسه می‌نماییم.

جدول الف-۱ نتایج چهار ارزیاب SRCC، KRCC، PLCC و RMSE را برای چهار معیار تاری نام برده شده و معیار پیشنهادی بر روی چهار پایگاه داده مذکور نشان می‌دهد. جدول الف-۲ نیز میانگین بدون وزن و وزن‌دار (بر اساس تعداد تصویر در هر پایگاه داده) چهار شاخص را نشان می‌دهد. همان‌طور که از نتایج قابل مشاهده است، معیار پیشنهادی نسبت به دیگر معیارها از کارایی مناسب و حتی در بعضی موارد از کارایی بالاتری برخوردار است. میانگین مدت زمان اجرای پنج معیار بر روی ۱۵۰ تصویر با اندازه ۵۱۲×۵۱۲ بر حسب ثانیه نیز در جدول الف-۲ آورده شده است. سخت افزار مورد استفاده یک رایانه دارای پردازنده پنج

هسته‌ای با سرعت ۲/۵۳ گیگا هرتز، حافظه اصلی با ظرفیت برابر با چهار گیگا بایت، سیستم عامل ویندوز ۸/۱ نسخه ۶۴ بیتی و نرم‌افزار متلب نسخه ۸/۳ می‌باشد. همان‌طور که مشاهده می‌شود معیار NI-DCT₁ از نظر سرعت، در رتبه دوم، بعد از معیار BLIINDS-II قرار دارد (معیار BLIINDS-II نیاز به مرحله آموزش دارد. زمان گزارش شده مربوط به مرحله آزمون می‌باشد).

در شکل الف-۱ پراکندگی مقادیر MOS بر اساس مقادیر خروجی پنج معیار مذکور به همراه ضریب همبستگی (CC^۱) آنها نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود برای معیار NI-DCT₁ بیشتر نقاط حول خط قطری ($y=x$) قرار گرفته‌اند که این نشان دهنده تخمین نزدیک به معیار انسانی است. از طرفی تصویر هر اندازه که تار باشد (در هر سطحی از تاری قرار داشته باشد)، معیار NI-DCT₁ قادر به تخمین میزان تاری آن می‌باشد. در حالیکه دیگر معیارها از جمله LPC و JNBM در یک سطحی از تاری به اشباع رسیده و قادر به تخمین صحیح میزان تاری نمی‌باشند. این نکته را می‌توان از تجمع نقاط در ابتدا و انتهای شکل پراکندگی داده‌های خروجی این معیارها متوجه شد. در حالیکه معیار NI-DCT₁ دارای چنین تجمعی نمی‌باشد.

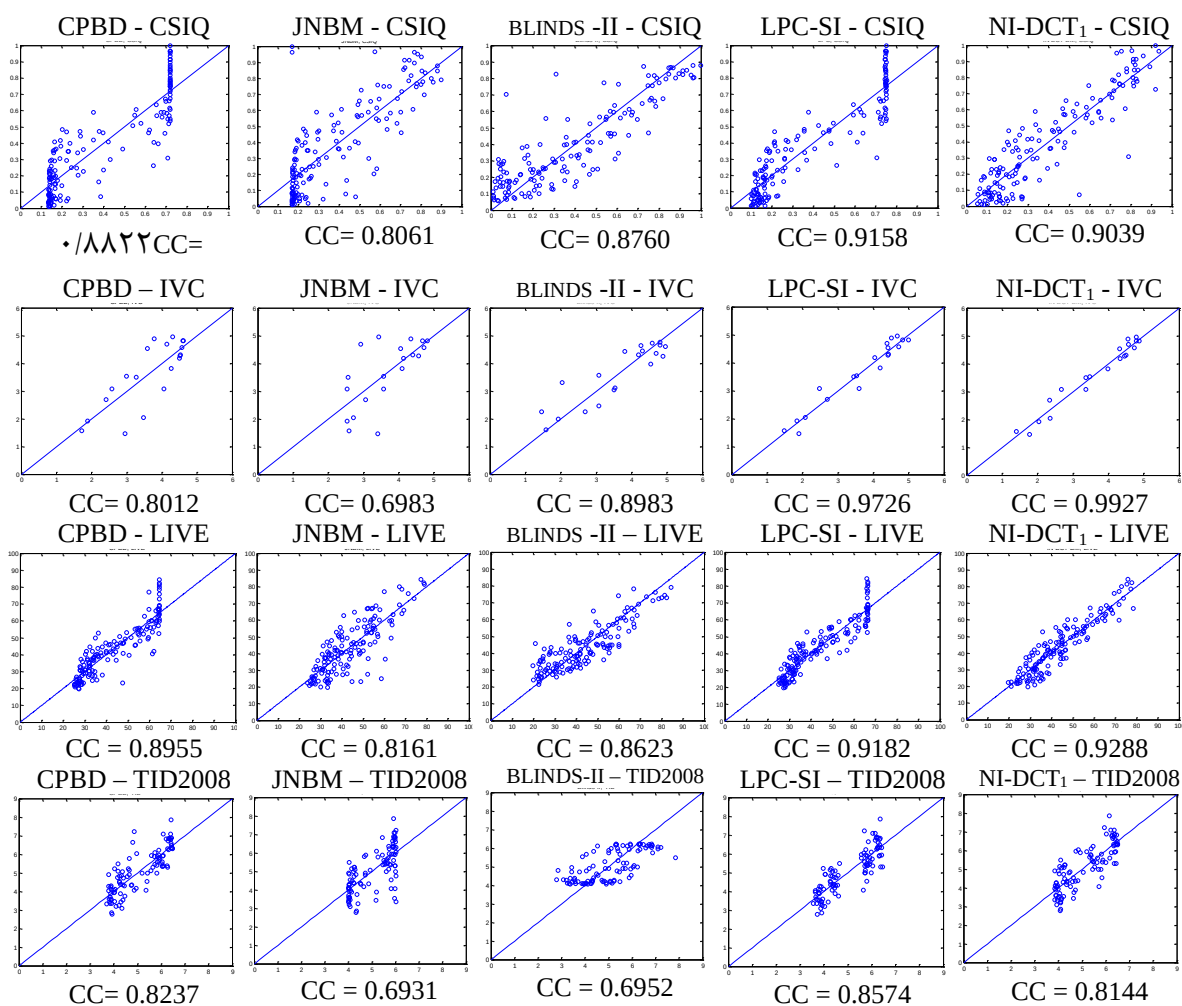
جدول الف-۱- ارزیابی کارایی پنج معیار روی چهار پایگاه داده.

پایگاه داده IVC				پایگاه داده LIVE				پایگاه داده TID2008				پایگاه داده CSIQ				معیار
RMSE	PLCC	KRCC	SRCC	RMSE	PLCC	KRCC	SRCC	RMSE	PLCC	KRCC	SRCC	RMSE	PLCC	KRCC	SRCC	
۰/۸۱۷۲	۰/۶۹۸۳	۰/۴۹۷۴	۰/۶۶۵۹	۰/۸۵۷	۰/۸۱۶۱	۰/۶۰۶۹	۰/۷۸۷۶	۰/۸۴۵۹	۰/۶۹۳۱	۰/۴۹۵۱	۰/۶۶۶۷	۰/۱۶۶۹	۰/۸۰۶۱	۰/۵۹۷۶	۰/۷۶۲۴	JNBM
۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	
۰/۶۸۳۲	۰/۸۰۱۲	۰/۶۱۳۸	۰/۷۶۹۰	۰/۹۹۷۱	۰/۸۹۵۵	۰/۷۶۵۳	۰/۹۱۹۴	۰/۶۶۵۵	۰/۸۲۳۷	۰/۶۳۰۱	۰/۸۴۱۴	۰/۱۲۴۹	۰/۸۸۲۳	۰/۶۶۴۶	۰/۸۸۵۳	CPBD
۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	
۰/۵۰۱۶	۰/۸۹۸۳	۰/۶۶۶۷	۰/۸۳۹۷	۰/۹۶۲۹	۰/۸۶۲۳	۰/۶۴۰۴	۰/۸۲۴۲	۰/۸۴۳۵	۰/۶۹۵۲	۰/۴۷۹۳	۰/۶۹۷۲	۰/۱۲۸۲	۰/۸۷۶۰	۰/۷۰۹۰	۰/۸۳۹۶	BLIINDS-II
۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	
۰/۲۶۵۳	۰/۹۷۲۶	۰/۸۰۴۲	۰/۹۳۹۸	۰/۹۳۲۸۸	۰/۹۱۸۲	۰/۷۷۸۵	۰/۹۳۹۴	۰/۶۰۴۰	۰/۸۵۷۴	۰/۶۳۶۲	۰/۸۵۶۱	۰/۱۱۵۱	۰/۹۱۵۸	۰/۷۲۰۵	۰/۹۰۷۱	LPC-SI
۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	
۰/۲۲۲۲	۰/۹۸۰۹	۰/۸۶۷۷	۰/۹۶۳۱	۰/۸۸۲۳	۰/۹۲۷۴	۰/۷۴۵۶	۰/۹۱۱۲	۰/۸۱۱۶	۰/۸۱۱۴	۰/۵۷۸۰	۰/۸۰۹۳	۰/۱۱۷۷	۰/۹۱۱۷	۰/۷۰۰۱	۰/۸۷۶۰	NI-DCT ₁
۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	

^۱ Correlation Coefficient

جدول الف-۲- میانگین (بدون وزن و وزن دار) کارایی پنج معیار به همراه میانگین زمان اجرای آن‌ها.

میانگین زمان اجرا بر حسب ثانیه	میانگین وزن دار				میانگین بدون وزن				
	RMSE	PLCC	KRCC	SRCC	RMSE	PLCC	KRCC	SRCC	معیار
۰/۸۵۳۷	۰/۳۹۱۷	۰/۷۷۷۲	۰/۵۷۱۳	۰/۷۴۳۵	۰/۵۲۰۶	۰/۷۵۳۴	۰/۵۴۹۳	۰/۷۲۰۷	JNBM
۰/۹۶۹۰	۰/۳۱۰۰	۰/۸۶۸۸	۰/۶۸۹۰	۰/۸۸۱۰	۰/۴۱۹۵	۰/۸۵۰۷	۰/۶۶۸۵	۰/۸۵۳۸	CPBD
۰/۰۸۵۳	۰/۳۵۴۷	۰/۸۲۸۷	۰/۶۲۷۶	۰/۷۹۹۹	۰/۴۲۶۱	۰/۸۳۳۰	۰/۶۲۳۹	۰/۸۰۰۲	BLINDS-II
۲/۲۷۶۳	۰/۲۶۰۴	۰/۹۰۵۳	۰/۷۲۴۵	۰/۹۰۷۷	۰/۲۸۹۴	۰/۹۱۶۰	۰/۷۳۴۹	۰/۹۱۰۶	LPC-SI
۰/۲۰۲۷	۰/۲۷۴۶	۰/۸۹۶۴	۰/۶۹۴۷	۰/۸۷۶۴	۰/۲۹۶۲	۰/۹۰۷۹	۰/۷۲۲۹	۰/۸۸۹۹	NI-DCT ₁



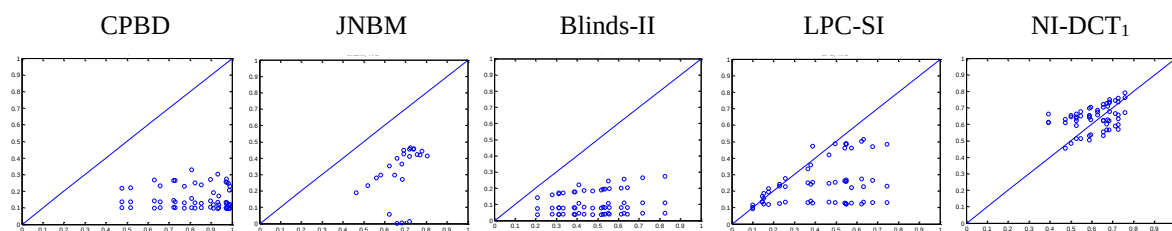
شکل الف-۱- پراکندگی مقادیر تخمینی معیارها نسبت به مقادیر ارزیابی انسانی (MOS).

آزمایش دوم- بررسی کارایی معیار NI-DCT₁ برای تصاویر تاری نویزی

همان‌طور که قبلاً نیز ذکر گردید، در این رساله برای مقاوم‌سازی تخمین میزان تاری در مقابل نویز، بسته به میزان نویز موجود در تصویر، بخشی از ضرایب فرکانس بالای تبدیل کسینوسی در تخمین میزان تاری دخالت داده نمی‌شوند. برای بررسی بیشتر میزان مصونیت معیار NI-DCT₁ در مقابل نویز، مجموعه ۲۰ تصویر تاری موجود در پایگاه داده IVC انتخاب شده است. سپس میزان تاری این تصاویر با استفاده از معیار NI-DCT₁ و چهار معیار دیگر تخمین زده شده است. از طرفی با اضافه کردن نویز گاوسی در سه سطح (با واریانس‌های برابر ۰/۰۰۲، ۰/۰۲ و ۰/۲) به مجموعه این تصاویر، یک پایگاه داده با ۶۰ تصویر تاری نویزی ایجاد می‌گردد. حال با استفاده از پنج معیار مورد نظر میزان تاری برای این تصاویر نیز تخمین زده می‌شود. در انتها، چهار شاخص SRCC، KRCC، PLCC و RMSE برای هر کدام از آن‌ها محاسبه شده و با یکدیگر مقایسه می‌شوند. این نتایج در جدول الف-۳ آورده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود معیار NI-DCT₁ در مقایسه با دیگر معیارها دارای RMSE کمتر و SRCC، KRCC و PLCC بیشتری می‌باشد. شکل الف-۲ نیز پراکندگی مقادیر تخمینی برای تصاویر نویزی را در مقابل مقادیر تخمینی برای تصاویر بدون نویز (با همان میزان تاری) نشان می‌دهد. این شکل مشخص می‌نماید که معیار NI-DCT₁ میزان تاری را برای دو تصویر نویزی و بدون نویز (با میزان تاری یکسان) نزدیک به یکدیگر تخمین زده است (یعنی داده‌ها حول خط قطری $y=x$) قرار گرفته‌اند). نتایج مذکور نشان می‌دهد معیار NI-DCT₁ در مقابل نویز مقاوم‌تر است.

جدول الف-۳- مقایسه کارایی معیارها برای تخمین تاری تصاویر تاری نویزی

معیار	SRCC	KRCC	PLCC	RMSE
JNBM	۰/۰۴۷۶	۰/۰۳۶۸	۰/۰۶۱۴	۰/۸۷۸۳
CPBD	-۰/۱۴۷۲	-۰/۰۹۸۹	-۰/۰۳۰۲	۰/۶۸۹۹
BLIINDS-II	۰/۲۰۸۵	۰/۱۶۰۹	۰/۱۹۰۹	۰/۴۰۶۲
LPC-SI	۰/۳۶۲۰	۰/۲۸۴۰	۰/۴۰۰۲	۰/۲۶۰۷
NI-DCT ₁	۰/۴۰۸۴	۰/۳۱۱۵	۰/۳۹۶۰	۰/۰۹۷۲



شکل الف-۲- پراکندگی مقادیر تخمینی برای تصاویر تار نویزی در مقابل مقادیر تخمینی برای تصاویر تار بدون نویز.

پیوست ب: استخراج ساختار

اصلی تصویر

در این پیوست، روش استخراج ساختار اصلی تصویر، که در بخش ۴-۲-۱ مورد استفاده قرار گرفته است، شرح داده می‌شود. مطابق فرآیندی که در [۴۵] انجام شده است، استخراج ساختار اصلی تصویر بر اساس ایده‌ی تجزیه ساختار-بافت تصویر است. بر اساس این ایده، تصویر $\mathbf{X}$ به صورت $\mathbf{X} = \mathbf{X}_T + \mathbf{X}_S$ تجزیه می‌گردد، که $\mathbf{X}_S$ ساختار اصلی (شامل اشیاء اصلی) تصویر است و $\mathbf{X}_T$ شامل جزئیات با مقیاس-کوچک ۱ و نویز است.

استخراج $\mathbf{X}_S$ از $\mathbf{X}$ با بهینه‌سازی رابطه زیر به دست می‌آید:

$$\mathbf{X}_S = \min_{\mathbf{X}_S} \|\nabla \mathbf{X}_S\|_2^2 + \frac{1}{2\theta} \|\mathbf{X} - \mathbf{X}_S\|_2^2, \quad (\text{ب-۱})$$

که θ یک پارامتر قابل تنظیم است. در حقیقت، $\mathbf{X}_S$ باید به گونه‌ای استخراج گردد که بیشترین شباهت را به تصویر $\mathbf{X}$ داشته باشد (عبارت $\frac{1}{2\theta} \|\mathbf{X} - \mathbf{X}_S\|_2^2$ ، ضمن اینکه کمترین مقدار گرادیان را نیز داشته باشد (عبارت $\|\nabla \mathbf{X}_S\|_2^2$). از آنجایی که میزان شباهت $\mathbf{X}_S$ به $\mathbf{X}$ باید در نواحی هموار بیشتر از نواحی غیر هموار باشد، بهتر است مقدار θ به صورت محلی و وفقی تنظیم گردد، به طوریکه این مقدار برای نواحی هموار یک عدد بزرگ و برای نواحی غیر هموار یک عدد کوچک باشد. بدین منظور رابطه (ب-۲) را جایگزین رابطه (ب-۱) می‌کنیم:

$$\mathbf{X}_S = \min_{\mathbf{X}_S} \sum_{i,j} (\nabla \mathbf{X}_S(i,j))^2 + \frac{1}{2\theta(i,j)} (\mathbf{X}(i,j) - \mathbf{X}_S(i,j))^2, \quad (\text{ب-۲})$$

که i, j روی پیکسل‌های تصویر تغییر می‌کند. $\theta(i, j)$ از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$\theta(i, j) = e^{-(r(i,j))^{0.8}}, \quad (\text{ب-۳})$$

^۱ Fine-scale

که:

$$r(i, j) = \frac{\sum_{y \in N_h(i, j)} (\nabla \mathbf{B}(y))^2}{\sum_{y \in N_h(i, j)} (\nabla \mathbf{B}(y))^2 + 0.5}, \quad (\text{ب-۴})$$

که $\mathbf{B}$ تصویر تار ورودی و $N_h(i, j)$ یک پنجره به اندازه $h \times h$ به مرکزیت (i, j) است. اگر $N_h(i, j)$ هموار باشد مقدار $r(i, j)$ کوچک و اگر غیر هموار باشد مقدار $r(i, j)$ بزرگ خواهد بود. لذا، مقدار $\theta(i, j)$ برای نواحی هموار یک مقدار بزرگ و برای نواحی غیر هموار یک مقدار کوچک خواهد داشت. رابطه (ب-۴) نسبت به $\mathbf{X}_S$ از درجه دو است و در حوزه فرکانس قابل حل است.

1. Field, D.J. and Brady, N., Visual sensitivity, blur and the sources of variability in the amplitude spectra of natural scenes, *Vision research*, 1997, **37**(23), p. 3367-3383.
2. Firestone, L., Cook, K., Culp, K., Talsania, N. and Preston, K., Comparison of autofocus methods for automated microscopy, *Cytometry*, 1991, **12**(3), p. 195-206.
3. Marichal, X., Ma, W.-Y. and Zhang, H., Blur determination in the compressed domain using DCT information, in *Image Processing, 1999. ICIP 99. Proceedings. 1999 International Conference on*, 1999, IEEE, p. 386-390.
4. Shaked, D. and Tastl, I., Sharpness measure: Towards automatic image enhancement, in *IEEE International Conference on Image Processing 2005*, IEEE, p. I-937-40.
5. Marziliano, P., Dufaux, F., Winkler, S. and Ebrahimi, T., A no-reference perceptual blur metric, in *Image Processing. 2002. Proceedings. 2002 International Conference on*, 2002, IEEE, p. III-57-III-60.
6. Ong, E., Lin, W., Lu, Z., Yang, X., Yao, S., Pan, F., Jiang, L. and Moschetti, F., A no-reference quality metric for measuring image blur, in *Signal Processing and Its Applications, 2003. Proceedings. Seventh International Symposium on*, 2003, IEEE, p. 469-472.
7. Ferzli, R. and Karam, L.J., A no-reference objective image sharpness metric based on the notion of just noticeable blur (JNB), *Image Processing, IEEE Transactions on*, 2009, **18**(4), p. 717-728.
8. Narvekar, N.D. and Karam, L.J., A no-reference image blur metric based on the cumulative probability of blur detection (CPBD), *Image Processing, IEEE Transactions on*, 2011, **20**(9), p. 2678-2683.
9. Hong, Y., Ren, G. and Liu, E., A no-reference image blurriness metric in the spatial domain, *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2016, **127**(14), p. 5568-5575.
10. Feichtenhofer, C., Fassold, H. and Schallauer, P., A perceptual image sharpness metric based on local edge gradient analysis, *Signal Processing Letters, IEEE*, 2013, **20**(4), p. 379-382.
11. Guan, J., Zhang, W., Gu, J. and Ren, H., No-reference blur assessment based on edge modeling, *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2015, **29**, p. 1-7.
12. Erasmus, S. and Smith, K., An automatic focusing and astigmatism correction system for the SEM and CTEM, *Journal of Microscopy*, 1982, **127**(2), p. 185-199.
13. Chern, N.N.K., Neow, P.A. and Ang, M.H., Practical issues in pixel-based autofocusing for machine vision, in *Robotics and Automation, 2001. Proceedings 2001 ICRA. IEEE International Conference on*, 2001, IEEE, p. 2791-2796.
14. Caviedes, J. and Oberti, F., A new sharpness metric based on local kurtosis, edge and energy information, *Signal Processing: Image Communication*, 2004, **19**(2), p. 147-161.
15. Hassen, R., Wang, Z. and Salama M.M., Image sharpness assessment based on local phase coherence. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, **22**(7): p. 2798-2810.
16. Zhu, X. and Milanfar, P., A no-reference sharpness metric sensitive to blur and noise, in *Quality of Multimedia Experience, 2009. QoMEX 2009. International Workshop on*, 2009, IEEE, p. 64-69.
17. Li, L., Wu, D., Wu, J., Li, H., Lin, W. and Kot, A.C., Image Sharpness Assessment by Sparse Representation, *IEEE Transactions on Multimedia*, 2016, **18**(6), p. 1085-1097.

18. Lu, Q., Zhou, W. and Li, H., A No-Reference Image Sharpness Metric Based on Structural Information Using Sparse Representation, *Information Sciences*, DOI: 10.1016/j.ins.2016.06.042, 2016.
19. Vu, C.T., Phan, T.D. and Chandler, D.M., : A spectral and spatial measure of local perceived sharpness in natural images, *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, **21**(3), p. 934-945.
20. Chen, M.-J. and Bovik, A.C., No-reference image blur assessment using multiscale gradient, *EURASIP Journal on image and video processing*, 2011, **2011**(1), p. 1-11.
21. Zhuo, S. and Sim, T., Defocus map estimation from a single image, *Pattern Recognition*, 2011, **44**(9), p. 1852-1858.
22. Ji, H. and Liu, C., Motion blur identification from image gradients, in *Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2008. IEEE Conference on*, 2008, IEEE, p. 1-8.
23. Da Rugna, J. and Konik, H., Automatic blur detection for meta-data extraction in content-based retrieval context, in *Electronic Imaging, SPIE Internet imaging V, International Society for Optics and Photonics*, 2004, p. 285-294.
24. Dai, S. and Wu, Y., Estimating space-variant motion blur without deblurring, in *2008 15th IEEE International Conference on Image Processing*, 2008, IEEE, p. 661-664.
25. Wang, W., Zheng, J.-j. and Zhou, H.-j., Segmenting, removing and ranking partial blur, *Signal, Image and Video Processing*, 2014, **8**(4), p. 647-655.
26. Chakrabarti, A., Zickler, T. and Freeman, W.T., Analyzing spatially-varying blur, in *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010 IEEE Conference on*, 2010, IEEE, p. 2512-2519.
27. Bahrami, K., Kot, A.C. and Fan, J., A novel approach for partial blur detection and segmentation, in *Multimedia and Expo (ICME), 2013 IEEE International Conference on*, 2013, IEEE, p. 1-6.
28. Zhang, X., Wang, R., Jiang, X., Wang, W. and Gao, W., Spatially variant defocus blur map estimation and deblurring from a single image, *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2016, **35**, p. 257-264.
29. Liu, R., Li, Z. and Jia, J., Image partial blur detection and classification, in *Computer Vision and Pattern Recognition, 2008. CVPR 2008. IEEE Conference on*, 2008, IEEE, p. 1-8.
30. Su, B., Lu, S. and Tan, C.L., Blurred image region detection and classification, in *Proceedings of the 19th ACM international conference on Multimedia*, 2011, ACM, p. 1397-1400.
31. Shi, J., Xu, L. and Jia, J., Discriminative blur detection features, in *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2014 IEEE Conference on*, 2014, p. 2965-2972.
32. Zhu, X., Cohen, S., Schiller, S. and Milanfar, P., Estimating spatially varying defocus blur from a single image, *Image Processing, IEEE Transactions on*, 2013, **22**(12), p. 4879-4891.
33. Schuon, S., The Nature of Motion Blur, Technical report.
34. Moghaddam, M.E. and Jamzad, M., Finding point spread function of motion blur using Radon transform and modeling the motion length, in *Signal Processing and Information Technology, 2004. Proceedings of the Fourth IEEE International Symposium on*, 2004, IEEE, p. 314-317.
35. Krahmer, F., Lin, Y., McAdoo, B., Ott, K., Wang, J., Widemann, D. and Wohlberg, B., Blind image deconvolution: Motion blur estimation, *IMA Preprints Series*, 2006, **21**, p. 33-35.
36. Oliveira, J.P., Figueiredo, M.A. and Bioucas-Dias, J.M., Blind estimation of motion blur parameters for image deconvolution, in *Iberian Conference on Pattern Recognition and Image Analysis*, 2007, Springer, p. 604-611.
37. Cho, T.S., Paris, S., Horn, B.K. and Freeman, W.T., Blur kernel estimation using the radon transform, in *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2011 IEEE Conference on*, 2011, IEEE, p. 241-248.

38. Yan, R. and Shao, L., Blind Image Blur Estimation via Deep Learning, *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, **25**(4), p. 1910-1921.
39. Gull, S.F., Bayesian inductive inference and maximum entropy, in *Maximum-entropy and Bayesian methods in science and engineering*, 1988, Springer, p. 53-74.
40. Fish, D., Walker, J., Brinicombe, A. and Pike, E., Blind deconvolution by means of the Richardson–Lucy algorithm, *JOSA A*, 1995, **12**(1), p. 58-65.
41. Fergus, R., Singh, B., Hertzmann, A., Roweis, S.T. and Freeman, W.T., Removing camera shake from a single photograph, *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2006, **25**(3), p. 787-794.
42. Shan, Q., Jia, J. and Agarwala, A., High-quality motion deblurring from a single image, in *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2008, ACM, p. 73-82.
43. Cho, S. and Lee, S., Fast motion deblurring, in *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2009, ACM, p. 145-152.
44. Son, S. and Yoo, S.I., Blur kernel estimation via salient edges and nonlocal regularization, in *Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA)*, 2015 International Conference on, 2015, IEEE, p. 455-460.
45. Pan, J., Liu, R., Su, Z. and Gu, X., Kernel estimation from salient structure for robust motion deblurring, *Signal Processing: Image Communication*, 2013, **28**(9), p. 1156-1170.
46. Levin, A., Weiss, Y., Durand, F. and Freeman, W.T., Understanding blind deconvolution algorithms, *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *IEEE Transactions on*, 2011, **33**(12), p. 2354-2367.
47. Joshi, N., Zitnick, C.L., Szeliski, R. and Kriegman, D.J., Image deblurring and denoising using color priors, in *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2009. CVPR 2009. IEEE Conference on, 2009, IEEE, p. 1550-1557.
48. Xu, L., Zheng, S. and Jia, J., Unnatural l0 sparse representation for natural image deblurring, in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2013, p. 1107-1114.
49. Li, J. and Lu, W., Blind image motion deblurring with L0-regularized priors, *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2016, **40**, p. 14-23.
50. Perrone, D. and Favaro, P., A Logarithmic Image Prior for Blind Deconvolution, *International Journal of Computer Vision*, 2016, **117**(2), p. 159-172.
51. Zhang, X., Wang, R., Tian, Y., Wang, W. and Gao, W., Image deblurring using robust sparsity priors, in *Image Processing (ICIP)*, 2015 IEEE International Conference on, 2015, IEEE, p. 138-142.
52. Krishnan, D., Tay, T. and Fergus, R., Blind deconvolution using a normalized sparsity measure, in *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2011 IEEE Conference on, 2011, IEEE, p. 233-240.
53. Lai, W.-S., Ding, J.-J., Lin, Y.-Y. and Chuang, Y.-Y., Blur kernel estimation using normalized color-line priors, in *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2015, IEEE, p. 64-72.
54. Shao, W.-Z., Li, H.-B. and Elad, M., Bi-l 0-l 2-norm regularization for blind motion deblurring, *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2015, **33**, p. 42-59.
55. Krishnan, D., Bruna, J. and Fergus, R., Blind deconvolution with non-local sparsity reweighting, *arXiv preprint arXiv:1311.4029*, 2013.
56. Liu, R.W., Wu, D., Wu, C.-S. and Xiong, N., Hybrid Regularized Blur Kernel Estimation for Single-Image Blind Deconvolution, in *Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, 2015 IEEE International Conference on, 2015, IEEE, p. 1815-1820.
57. Pan, J., Hu, Z., Su, Z. and Yang, M.-H., Deblurring text images via L0-regularized intensity and gradient prior, in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2014, p. 2901-2908.

58. Cai, J.-F., Dong, B., Osher, S. and Shen, Z., Image restoration: Total variation, wavelet frames, and beyond, *Journal of the American Mathematical Society*, 2012, **25**(4), p. 1033-1089.
59. Gupta, A., Joshi, N., Zitnick, C.L., Cohen, M. and Curless, B., Single image deblurring using motion density functions, in *Computer Vision—ECCV 2010*, 2010, Springer, p. 171-184.
60. Joshi, N., Szeliski, R. and Kriegman, D.J., PSF estimation using sharp edge prediction, in *Computer Vision and Pattern Recognition, 2008. CVPR 2008. IEEE Conference on*, 2008, IEEE, p. 1-8.
61. Pan, J., Liu, R., Su, Z. and Liu, G., Motion blur kernel estimation via salient edges and low rank prior, in *Multimedia and Expo (ICME), 2014 IEEE International Conference on*, 2014, IEEE, p. 1-6.
62. Pan, J. and Su, Z., Fast-Regularized Kernel Estimation for Robust Motion Deblurring, *Signal Processing Letters, IEEE*, 2013, **20**(9), p. 841-844.
63. Sun, L., Cho, S., Wang, J. and Hays, J., Edge-based blur kernel estimation using patch priors, in *Computational Photography (ICCP), 2013 IEEE International Conference on*, 2013, IEEE, p. 1-8.
64. Levin, A., Weiss, Y., Durand, F. and Freeman, W.T., Efficient marginal likelihood optimization in blind deconvolution, in *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2011 IEEE Conference on*, 2011, IEEE, p. 2657-2664.
65. Wipf, D. and Zhang, H., Analysis of Bayesian blind deconvolution, in *Energy minimization methods in computer vision and pattern recognition*, 2013, Springer, p. 40-53.
66. Lucy, L.B., An iterative technique for the rectification of observed distributions, *The astronomical journal*, 1974, **79**, p. 745.
67. Richardson, W.H., Bayesian-Based Iterative Method of Image Restoration, *Journal of the Optical Society of America*, 1972, **62**(1), p. 55-59.
68. Chu, Y., Li, S. and Wang, M., A Modified Richardson-Lucy Method for Space-Variant Motion Deblurring, in *Computer Science & Service System (CSSS), 2012 International Conference on*, 2012, IEEE, p. 1884-1887.
69. Tai, Y.-W., Tan, P. and Brown, M.S., Richardson-Lucy deblurring for scenes under a projective motion path, *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 2011, **33**(8), p. 1603-1618.
70. Wang, C., Sun, L., Cui, P., Zhang, J. and Yang, S., Analyzing image deblurring through three paradigms, *Image Processing, IEEE Transactions on*, 2012, **21**(1), p. 115-129.
71. Levin, A., Fergus, R., Durand, F. and Freeman, W.T., Deconvolution using natural image priors, *Massachusetts Institute of Technology, Computer Science and Artificial Intelligence Laboratory*, Technical report, 2007.
72. Krishnan, D. and Fergus, R., Fast image deconvolution using hyper-Laplacian priors, in *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2009, p. 1033-1041.
73. Wang, Y., Yang, J., Yin, W. and Zhang, Y., A new alternating minimization algorithm for total variation image reconstruction, *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2008, **1**(3), p. 248-272.
74. Tao, S., Dong, W., Xu, Z. and Tang, Z., Fast total variation deconvolution for blurred image contaminated by Poisson noise, *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2016, **38**, p. 582-594.
75. Welk, M., Raudaschl, P., Schwarzbauer, T., Erler, M. and Lauter, M., Fast and robust linear motion deblurring, *Signal, Image and Video Processing*, 2015, **9**(5), p. 1221-1234.
76. Hu, Z., Cho, S., Wang, J. and Yang, M.-H., Deblurring low-light images with light streaks, in *2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2014, IEEE, p. 3382-3389.

77. Cho, S., Wang, J. and Lee, S., Handling outliers in non-blind image deconvolution, in 2011 International Conference on Computer Vision, 2011, IEEE, p. 495-502.
78. Whyte, O., Sivic, J. and Zisserman, A., Deblurring shaken and partially saturated images, International Journal of Computer Vision, 2014, **110**(2), p. 185-201.
79. Tsai, H.-C. and Wu, J.-L., An improved adaptive deconvolution algorithm for single image deblurring, Mathematical Problems in Engineering, 2014, DOI: 10.1155/2014/658915, **2014**.
80. Li, Z.-M., Zheng, Y., Jing, W.-F., Zhao, R.-S. and Jing, K.-L., Hyper-Laplacian Non-blind Deblurring Model Based on Regional Division, in Network and Information Systems for Computers (ICNISC), 2015 International Conference on, 2015, IEEE, p. 223-226.
81. Fortunato, H.E. and Oliveira, M.M., Fast high-quality non-blind deconvolution using sparse adaptive priors, The Visual Computer, 2014, **30**(6-8), p. 661-671.
82. Zoran, D. and Weiss, Y., From learning models of natural image patches to whole image restoration, in 2011 International Conference on Computer Vision, 2011, IEEE, p. 479-486.
83. Cho, T.S., Joshi, N., Zitnick, C.L., Kang, S.B., Szeliski, R. and Freeman, W.T., A content-aware image prior, in Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010 IEEE Conference on, 2010, IEEE, p. 169-176.
84. Cho, T.S., Zitnick, C.L., Joshi, N., Kang, S.B., Szeliski, R. and Freeman, W.T., Image restoration by matching gradient distributions, IEEE Transactions on Pattern analysis and machine intelligence, 2012, **34**(4), p. 683-694.
85. Sun, L., Cho, S., Wang, J. and Hays, J., Good image priors for non-blind deconvolution, in Computer Vision—ECCV 2014, 2014, Springer, p. 231-246.
86. Tang, C., Hou, C. and Song, Z., Defocus map estimation from a single image via spectrum contrast, Optics letters, 2013, **38**(10), p. 1706-1708.
87. Trouvé, P., Champagnat, F., Besnerais, G.L. and Idier, J., Single image local blur identification, in Image Processing (ICIP), 2011 18th IEEE International Conference on, 2011, IEEE, p. 613-616.
88. Xu, W., Mulligan, J., Xu, D. and Chen, X., Detecting and classifying blurred image regions, in Multimedia and Expo (ICME), 2013 IEEE International Conference on, 2013, IEEE, p. 1-6.
89. Zhao, J., Feng, H., Xu, Z., Li, Q. and Tao, X., Automatic blur region segmentation approach using image matting, Signal, Image and Video Processing, 2013, **7**(6), p. 1173-1181.
90. Grimaldi, D., Kurylyak, Y. and Lamonaca, F., Detection and parameters estimation of locally motion blurred objects, in Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems (IDAACS), 2011 IEEE 6th International Conference on, 2011, IEEE, p. 483-487.
91. Chen, C.-H., Rui, Z., Tseng, K.-K. and Pan, J.-S., Image Restoration for Linear Local Motion-Blur Based on Cepstrum, in Genetic and Evolutionary Computing (ICGEC), 2012 Sixth International Conference on, 2012, IEEE, p. 332-335.
92. Couzinie-Devy, F., Sun, J., Alahari, K. and Ponce, J., Learning to estimate and remove non-uniform image blur, in Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013, p. 1075-1082.
93. Dai, S. and Wu, Y., Removing partial blur in a single image, in Computer Vision and Pattern Recognition, 2009. CVPR 2009. IEEE Conference on, 2009, IEEE, p. 2544-2551.
94. Hyun Kim, T. and Mu Lee, K., Generalized video deblurring for dynamic scenes, in Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015, p. 5426-5434.
95. Jia, J., Single image motion deblurring using transparency, in Computer Vision and Pattern Recognition, 2007. CVPR'07. IEEE Conference on, 2007, IEEE, p. 1-8.
96. Kim, T., Ahn, B. and Lee, K., Dynamic scene deblurring, in Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2013, p. 3160-3167.

97. Kim, T.H. and Lee, K.M., Segmentation-free dynamic scene deblurring, in Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2014 IEEE Conference on, 2014, IEEE, p. 2766-2773.
 98. Levin, A., Blind motion deblurring using image statistics, in Advances in Neural Information Processing Systems, 2006, p. 841-848.
 99. Levin, A., Fergus, R., Durand, F. and Freeman, W.T., Image and depth from a conventional camera with a coded aperture, in ACM Transactions on Graphics (TOG), 2007, ACM, p. 70.
 100. Levin, A., Lischinski, D. and Weiss, Y., A closed-form solution to natural image matting, Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2008, **30**(2), p. 228-242.
 101. Martinello, M. and Favaro, P., Fragmented aperture imaging for motion and defocus deblurring, in Image Processing (ICIP), 2011 18th IEEE International Conference on, 2011, IEEE, p. 3413-3416.
 102. Pan, J., Hu, Z., Su, Z., Lee, H.-Y. and Yang, M.-H., Soft-Segmentation Guided Object Motion Deblurring, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016.
 103. Raskar, R., Agrawal, A. and Tumblin, J., Coded exposure photography: motion deblurring using fluttered shutter, ACM Transactions on Graphics (TOG), 2006, **25**(3), p. 795-804.
 104. Schelten, K. and Roth, S., Localized image blur removal through non-parametric kernel estimation, in 2014 22nd International Conference on Pattern Recognition (ICPR), 2014, IEEE, p. 702-707.
 105. Shan, Q., Xiong, W. and Jia, J., Rotational motion deblurring of a rigid object from a single image, in Computer Vision, 2007. ICCV 2007. IEEE 11th International Conference on, 2007, IEEE, p. 1-8.
 106. Tai, Y.-W., Du, H., Brown, M.S. and Lin, S., Correction of spatially varying image and video motion blur using a hybrid camera, Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2010, **32**(6), p. 1012-1028.
 107. Tai, Y.-W., Kong, N., Lin, S. and Shin, S.Y., Coded exposure imaging for projective motion deblurring, in Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010 IEEE Conference on, 2010, IEEE, p. 2408-2415.
 108. Crete, F., Dolmiere, T., Ladret, P. and Nicolas, M., The blur effect: perception and estimation with a new no-reference perceptual blur metric, in Electronic Imaging 2007, 2007, International Society for Optics and Photonics, p. 64920I-64920I-11.
 109. Larson, E.C. and Chandler, D.M., Most apparent distortion: full-reference image quality assessment and the role of strategy, Journal of Electronic Imaging, 2010, **19**(1), p. 011006-011006-21.
۱۱۰. عسکری جواران، ط. و حسن پور، ح.، ارائه یک معیار بدون مرجع مقاوم به نویز برای تخمین تاری تصویر، مجموعه مقالات نخستین کنفرانس پردازش سیگنال و سیستم‌های هوشمند، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، آذر ماه ۱۳۹۴، صفحه ۱-۶.
۱۱۱. عسکری جواران، ط.، حسن پور، ح. و ابوالقاسمی، و.، ارائه یک روش برای تخمین نقشه تاری در تصویر بر اساس اختلاف بلاک محیطی پیکسل با نسخه تار شده آن، مجله ماشین بینایی و پردازش تصویر، دوره ۳، شماره ۱، تابستان و پاییز ۱۳۹۵، صفحه ۲۹-۳۶.
112. Larson, E.C. and Chandler, D.M., Most apparent distortion: full-reference image quality assessment and the role of strategy, Journal of Electronic Imaging, 2010, **19**(1), p. 6-21.
 113. Ponomarenko, N., Lukin, V., Zelensky, A., Egiazarian, K., Carli, M. and Battisti, F., TID2008-a database for evaluation of full-reference visual quality assessment metrics, Advances of Modern Radioelectronics, 2009, **10**(4), p. 30-45.
 114. Sheikh, H.R., Wang, Z., Cormack, L. and Bovik, A.C., LIVE image quality assessment database release 2, 2005, [Accessed on July 2016]; Available from: <http://live.ece.utexas.edu/research/quality>.

115. Le Callet, P. and Autrusseau, F., Subjective quality assessment IRCCyN/IVC database, 2005, [Accessed on July, 2016]; Available from: <http://www.irccyn.ec-nantes.fr/ivcdb/>.
116. Webster, A. and Pinson, M., Final report from the Video Quality Experts Group on the validation of objective models of video quality assessment, Phase II (FR_TV2), 2003, [Accessed on July, 2016]; Available from: <https://www.itu.int/md/T01-SG09-C-0060>.
117. Choraś, R.S. and Zabłudowski, A., Image processing and communications challenges 5, 2011: Springer.
118. Sheikh, H.R., Sabir, M.F. and Bovik, A.C., A statistical evaluation of recent full reference image quality assessment algorithms, Image Processing, IEEE Transactions on, 2006, **15**(11), p. 3440-3451.
119. Saad, M.A., Bovik, A.C. and Charrier, C., Blind image quality assessment: A natural scene statistics approach in the DCT domain, Image Processing, IEEE Transactions on, 2012, **21**(8), p. 3339-3352.
120. Shi, J., Xu, L. and Jia, J., Discriminative blur detection features: blur detection dataset, 2014, [Accessed on July, 2016]; Available from: <http://www.cse.cuhk.edu.hk/~leojia/projects/dblurdetect/>.
121. Hassanpour, H., Zehtabian, A. and Yousefian, H., Pixon-based image segmentation, 2011: INTECH Open Access Publisher.
122. Bezdek, J.C., Ehrlich, R. and Full, W., FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm, Computers & Geosciences, 1984, **10**(2-3), p. 191-203.
123. Levin, A., Weiss, Y., Durand, F. and Freeman, W.T., Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms, in Computer Vision and Pattern Recognition, 2009. CVPR 2009. IEEE Conference on, 2009, IEEE, p. 1964-1971.
124. Osher, S. and Rudin, L.I., Feature-oriented image enhancement using shock filters, SIAM Journal on Numerical Analysis, 1990, **27**(4), p. 919-940.
125. Geman, D. and Reynolds, G., Constrained restoration and the recovery of discontinuities, IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1992(3), p. 367-383.
126. Geman, D. and Yang, C., Nonlinear image recovery with half-quadratic regularization, Image Processing, IEEE Transactions on, 1995, **4**(7), p. 932-946.
127. Xu, L. and Jia, J., Two-phase kernel estimation for robust motion deblurring, in Computer Vision–ECCV 2010, 2010, Springer, p. 157-170.
128. Chambolle, A. and Lions, P.-L., Image recovery via total variation minimization and related problems, Numerische Mathematik, 1997, **76**(2), p. 167-188.
129. Simon, M.K., Probability distributions involving Gaussian random variables: A handbook for engineers and scientists, 2007: Springer Science & Business Media.
130. Zhou, C. and Nayar, S., What are good apertures for defocus deblurring?, in Computational Photography (ICCP), 2009 IEEE International Conference on, 2009, IEEE, p. 1-8.
131. Franzen, R., Kodak true color image suite, 1999, [Accessed on July, 2016]; Available from: <http://r0k.us/graphics/kodak4>.

Abstract

One of the long-standing challenges in photography is motion blur, which is generated from relative motion between a camera and a scene during exposure. The final purpose of image deblurring is reconstruction of a sharp image from a blurred version. In this thesis, we deal with image deblurring, which is due to the motion of a rigid object during exposure.

The first problem in image deblurring is to extract the place of moving object. The second problem is to estimate the blur kernel, and, then, to reconstruct a natural looking image. To extract the blur region, a blur metric must be introduced in order to estimate the amount of blurriness in the pixels of the image. The blur kernel estimation is an ill-posed problem, because, this purpose must be come off using only a single blur image. The image reconstruction is challenging because the high frequency image contents attenuated by blur.

To extract the blur region, in this thesis, a blur metric was proposed based on a discriminative feature of sharp images. Using the proposed blur metric, the blur map, i.e. a matrix that encodes the blurriness value of individual pixels, is estimated. Then, by employing a pixon-based segmentation method on the blur map, the given image is segmented into blur/non-blur regions. The segmented image is used as a mask in the remaining stages of deblurring.

In this thesis, for blur kernel estimation, a blind deconvolution process based on MAP was employed. In this process, the blur kernel and the sharp image are iteratively and alternatively estimated. To do this, two MAP sub-problems, one for kernel estimation and another for latent image reconstruction, have been introduced. In kernel estimation sub-problem, the data fitting term was introduced based on salient edges in the image. Using the salient edges rather than the pixels is due to the blur kernel is better estimated from salient edges rather than from a smooth region. The Laplacian distribution, representing sparsity feature, has been used as kernel prior. In image reconstruction sub-problem, a new prior on sharp image based on both the first and second image gradients has been proposed. Using this prior causes to precisely sharp edge estimation, consequently, better kernel estimation.

For final latent image reconstruction, a non-blind deconvolution based on MAP has been used. To introduce MAP, likelihood (data fitting) and image prior (regularization) terms, which cause to better reconstruct image details, have been proposed. The proposed prior knowledge, which is based on the proposed blur metric, favors sharp images over blurry ones. It means that the regularization term corresponding to the prior knowledge, which is embedded in a MAP problem, has the minimum value for the true sharp image. Several experiments have been performed to validate the proposed methods in various sections of the thesis. The results show the superiority of the proposed methods on the methods introduced in literature.

Keywords: motion blur, image deblurring, rigid object, blur kernel, blind deconvolution, non-blind deconvolution, optimization problem, blur map, blur metric.



Shahrood University of Technology
Faculty of Computer Engineering & Information Technology

PhD Thesis (Computer Engineering – Artificial Intelligence)

Deblurring a Moving Rigid Object in a Single Image

By: Taiebeh Askari Javaran

Supervisor:

Prof. Hamid Hassanpour

Advisor:

Assistant Prof. Vahid Abolghasemi

Sep. 2016