

روشی کارآمد برای تخمین ابعاد هسته‌ی تار در رفع تار کور تصویر

میترا عبداللہی^۱ و علیرضا احمدی فرد^۲

چکیده

در مسأله‌ی رفع تار کور تصاویر، تخمین نادقیق ابعاد هسته‌ی تار منجر به ایجاد اعوجاج شدید در تصویر رفع تار شده می‌شود. در این مقاله، روشی برای تخمین ابعاد هسته‌ی تار از یک تصویر تار ارائه شده است. در این روش، ویژگی‌های هیستوگرام گرادینان‌های جهت‌دار (HOG) تصاویر واضح از تصاویر تار متناظر یاد گرفته می‌شوند. برای این هدف، مدل‌های رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) با استفاده از مجموعه‌ای از زوج تصاویر واضح و تار متناظر آموزش داده می‌شوند. این فرآیند در سطوح مختلف هرم تصویر انجام می‌شود. برخلاف روش‌های پیشین، بدون مفروض بودن شکل هسته‌ی تار یک مدل رگرسیون آموزش داده می‌شود تا مستقیماً ابعاد هسته‌ی تار را از ویژگی‌های HOG تخمین بزند. نتایج آزمایش‌های انجام شده نشان می‌دهد که این روش قادر است ابعاد هسته‌ی تار را با دقت بیشتری نسبت به سایر روش‌های موجود از تصویر تار تخمین بزند. در نتیجه، به کمک روش پیشنهادی اعوجاج‌های ناشی از تخمین نادرست ابعاد هسته‌ی تار در تصویر رفع تار شده کاهش می‌یابد.

کلید واژه‌ها

رفع تار کور یک تصویر، تخمین ابعاد هسته‌ی تار، هیستوگرام گرادینان‌های جهت‌دار (HOG)، رگرسیون‌های بردار پشتیبان (SVRs)، هرم تصویر

۱- مقدمه

رفع تار کور یک تصویر، مسأله‌ای چالش‌برانگیز در پردازش تصویر است. هدف این فرآیند، تخمین هسته‌ی تار و بازسازی تصویر واضح از یک تصویر تار است. اگر هسته‌ی تار در تمام بخش‌های تصویر یکسان باشد فرآیند تار، یکنواخت در نظر گرفته می‌شود. در این مقاله، ما بر روی فرآیند تار یکنواخت تمرکز می‌کنیم. این فرآیند را می‌توان به صورت ریاضی با معادله‌ی (۱) مدل‌سازی کرد.

$$B = k \otimes L + n \quad (1)$$

در این رابطه k و L به ترتیب نشان‌دهنده‌ی هسته‌ی تار و تصویر واضح نهفته هستند. عملگر \otimes معرف کانولوشن است. همچنین، B تصویر تار و n نویز سیستم تصویر برداری است که بصورت اضافه شونده فرض می‌شود. رفع تار کور یک تصویر مسأله‌ای به شدت چالش‌برانگیز است، زیرا هسته‌ی تار و تصویر واضح نامعلوم هستند و می‌توان هسته‌ی تار و تصاویر واضح

تار یکی از متداول‌ترین اعوجاج‌ها در تصاویر دیجیتال است. این پدیده عمدتاً به دلیل حرکت دوربین نسبت به اجسام صحنه و یا عدم تطابق لنز هنگام ثبت تصویر رخ می‌دهد. در نتیجه در یک تصویر تار، از بخش‌های مختلف صحنه نور به هر عنصر حسگر می‌رسد. بنابراین، لبه‌ها و جزئیات در تصویر تار وضوح خود را از دست می‌دهند که این امر به طور قابل توجهی کیفیت تصویر را کاهش می‌دهد.

این مقاله در اسفندماه ۱۴۰۳ دریافت شد؛ در مردادماه ۱۴۰۴ بازنگری و سپس پذیرفته گردید.

^۱ دانشجوی دکتری مهندسی برق - الکترونیک، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، ایران

رایانامه: mitra.abdollahi@shahroodut.ac.ir

^۲ استاد گروه الکترونیک، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی

شاهرود، شاهرود، ایران

رایانامه: ahmadyfard@shahroodut.ac.ir

نویسنده مسئول: علیرضا احمدی فرد

با ابعاد بزرگ به صورت نظری و تجربی بررسی شده است. مرجع [16] نشان داده است که ابعاد بزرگ هسته‌ی تاری موجب افزایش نویز در هسته‌ی تخمین زده شده و ایجاد اعوجاج‌های تصنعی شدید در تصویر بازسازی شده می‌شود. برای کاهش این اثر منفی، از یک تنظیم کننده مبتنی بر مرتبه پایین روی هسته‌ی تاری استفاده شده است [16]. در [17] بیان شده است که دامنه‌ی حرکت، ابعاد هسته‌ی تاری را تعیین می‌کند و سپس هسته‌ی تاری و تصویر واضح از طریق حل یک مسأله‌ی بهینه‌سازی و اعمال یک تنظیم کننده بر روی هسته‌ی تاری و تصویر نهفته، تخمین زده می‌شوند. در [18]، روشی برای تخمین خودکار محدوده‌ی فضایی هسته‌ی تاری در تصاویر تار ارائه شده است. این روش مبتنی بر آمار گرادیان‌های چندسطحی تصویر است. در این روش، تصویر ورودی تار در مقیاس‌های مختلف با استفاده از یک هرم تصویر نمایش داده می‌شود. سپس در هر سطح از هرم، ویژگی‌های هیستوگرام گرادیان‌های جهت‌دار استخراج می‌شوند. در ادامه، مجموعه‌ای از مدل‌های رگرسیون جهت‌دار با استفاده از مجموعه‌ای از تصاویر تار که ابعاد هسته‌ی تاری آن‌ها مشخص است، آموزش داده می‌شوند. ابعاد هسته‌ی تاری تصویر ورودی از مدل‌های آموزش دیده شده تخمین زده می‌شود.

شکل (۱) نتایج حاصل از الگوریتم مبتنی بر گراف [1] را برای یک مثال رفع تاری تصویر نشان می‌دهد. این الگوریتم به ازای ابعاد مختلف هسته‌ی تاری اجرا شده و معیارهای کیفیت تصویر برای هر تصویر رفع تاری شده محاسبه شده است. این مثال اهمیت انتخاب صحیح ابعاد هسته‌ی تاری را نشان می‌دهد. هر چقدر ابعاد انتخاب شده برای هسته‌ی تاری به ابعاد واقعی هسته تار نزدیک‌تر باشد تصویر واضح مطلوب‌تری ایجاد می‌شود. برای تصاویر تار ساختگی، از آنجا که نسخه‌ی واضح آن‌ها مشخص است، می‌توان معیارهای کیفیت تصویر^۲ را بر حسب نسبت اوج سیگنال به نویز^۳ (PSNR) [19] و شاخص شباهت ساختاری^۴ (SSIM) [20] محاسبه کرد. شکل (۲) مقایسه‌ی مقادیر PSNR و SSIM را به ازای ابعاد مختلف هسته‌ی تاری نشان می‌دهد. همان‌طور که در شکل‌های (۱) و (۲) مشاهده می‌شود، زمانی که ابعاد هسته‌ی تاری به درستی انتخاب شود (مورد ج) در شکل (۱))، بیشترین مقدار PSNR و SSIM با کمترین میزان اعوجاج حاصل می‌شود. بنابراین، می‌توان نتیجه گرفت که در مسأله‌ی رفع تاری کور یک تصویر، با افزایش اختلاف ابعاد هسته‌ی تاری از ابعاد واقعی، میزان اعوجاج در تصویر بازسازی شده افزایش می‌یابد.

متعددی مثال زد که نتیجه‌ی کانولوشن دو به دوی آنها منجر به تصویر تار یکسانی شود.

یکی از روش‌های رایج برای تخمین هسته‌ی تاری و سپس بازسازی تصویر واضح از مدل توصیفی (۱)، شروع با یک هسته‌ی تاری اولیه با ابعاد کوچک (مثلاً هسته ضربه 3×3) و اصلاح هسته به منظور رسیدن به تصویر واضح مورد انتظار است. در این فرآیند ابعاد هسته نیز بطور تدریجی افزایش می‌یابد تا فرآیند تاری تصویر را بدرستی مدل کند. در هر مرحله، پس از تخمین هسته‌ی تاری، یک تصویر نهفته‌ی میانی بازسازی می‌شود [1]. بررسی و ارزیابی روش‌های مختلف رفع تاری کور یک تصویر [۱-۸] نشان می‌دهد که اغلب الگوریتم‌های این حوزه حساسیت زیادی به ابعاد نهایی هسته‌ی تاری دارند. انتخاب ابعاد کوچک هسته موجب عدم حذف کامل تاری می‌شود، درحالی‌که انتخاب ابعاد بزرگ‌تر از هسته تاری واقعی باعث ایجاد اعوجاج در تصویر بازسازی شده و همچنین افزایش زمان پردازش خواهد شد. بنابراین، انتخاب ابعاد مناسب هسته‌ی تاری منجر به بازسازی بهتر تصویر واضح نهفته در زمانی منطقی می‌شود. در بیشتر روش‌های موجود در ابتدای فرآیند رفع تاری، مقداری برای ابعاد هسته‌ی تاری فرض می‌شود [۱-۸]. در برخی روش‌ها، این مقدار از طریق یک فرآیند زمان‌بر آزمون و خطا انتخاب می‌شود. از آنجا که در مسأله‌ی رفع تاری کور یک تصویر، هسته‌ی تاری ناشناخته است، در عمل ابعاد آن نیز در دسترس نیست. با این حال، بیشتر روش‌های رفع تاری تصویر برای تخمین هسته‌ی تاری، نیاز به دانستن ابعاد آن از قبل دارند. از جمله این روش‌ها می‌توان به دانش پیشین^۱ نرمال شده [2] و [3]، روش مبتنی بر قاب [4]، مدل‌های مبتنی بر کدگذاری^۲ [5]، پیش‌شرط‌های^۳ سنگین [6]، مدل مبتنی بر نرم دوتایی^۴ I_0 و I_2 [7]، پیش‌شرط مرتبه پایین^۵ [8]، روش کانال تاریک [9]، روش مبتنی بر نرم I_0 [10]، روش گرادیان مبتنی بر I_0 [11]، روش مبتنی بر گراف [1]، روش تقابل دوکاناله^۶ [12]، روش ساختار پویا [13]، روش ساختار نهفته‌ی چندمقیاسی [14] و سایر روش‌ها اشاره کرد.

در [15] از نداشت خودهمبستگی^۷ گرادیان‌های تصویر برای استخراج اطلاعات تاری حرکتی و تخمین ابعاد هسته‌ی تاری استفاده کرده‌اند. مرجع [15] نشان داده است که روش استاندارد خودنگاشت^۸ به دلیل تأثیر لبه‌های ساختاری موجود در تصویر، قابلیت استفاده‌ی مستقیم برای تخمین ابعاد هسته‌ی تاری را ندارد؛ بنابراین برای حل این مشکل، روشی اصلاح شده مبتنی بر نداشت خودهمبستگی پیشنهاد داده است که شامل یک مؤلفه‌ی تضعیف‌کننده‌ی جهت‌دار است تا اثر لبه‌های ساختاری بر روی تخمین ابعاد هسته کاهش یابد. در [16] اثر انتخاب هسته‌ی تاری

⁶ Auto-map

⁷ Image Quality Measures (IQMs)

⁸ Peak Signal to Noise Ratio (PSNR)

⁹ Structural SIMilarity (SSIM)

¹ Sparsity prior

² Heavy-tailed priors

³ Low-rank prior

⁴ Dual-channel contrast prior

⁵ Auto-correlation map

است، لذا یک بیضی متناسب با ویژگی‌های استخراج شده هیستوگرام گرادیان‌های جهت‌دار برای تخمین ابعاد هسته تاری گوسی برازش می‌شود. در مقابل، در این مقاله یک روش جدید برای تخمین ابعاد هسته تاری، بدون مفروض بودن نوع هسته، از روی تصویر تار ورودی پیشنهاد شده است. با توجه به اینکه در مسائل واقعی رفع تاری کور، هسته تاری ناشناخته است، روش پیشنهادی در مقایسه با روش [18] کارایی بالاتری دارد.

با تخمین ابعاد هسته تاری از روی تصویر تار، بازسازی تصویر واضح با کیفیت بالاتر میسر است. این مسأله نه تنها باعث اعوجاج کمتر در تصویر واضح بازسازی شده می‌شود، بلکه مدت زمان بازسازی تصویر واضح نیز کوتاه‌تر خواهد شد.

نواوری این مقاله، تخمین بهینه ابعاد هسته تاری بدون دانستن نوع هسته از تصویر تار ورودی است. برای این منظور از تحلیل آماری گرادیان‌های تصویر و ویژگی‌های HOG تصویر تار استفاده می‌نماییم.

در بخش دوم روش پیشنهادی برای تخمین ابعاد هسته تاری را شرح می‌دهیم. در بخش سوم نتایج آزمایش‌های انجام شده برای ارزیابی روش پیشنهادی گزارش می‌شود. در بخش چهارم نتیجه بدست آمده از تحقیق انجام شده ارائه می‌شود.

۲- مواد و روش‌ها

همان‌طور که در بخش قبل اشاره شد، با الهام از روش‌های [18] و [14]، روشی را برای تخمین خودکار ابعاد هسته تاری براساس آمار گرادیان‌های چندسطحی تصویر در هرم تصویر پیشنهاد نموده‌ایم. این روش می‌تواند به الگوریتم‌های رفع تاری تصویر کمک کند تا بدون نیاز به روش‌های زمان‌بر آزمون و خطا، یک تخمین مناسب از ابعاد هسته تاری به دست آورند. با الهام از اصل خودمثالی^۲ رایج در وضوح بسیار بالای^۴ تصویر، مشاهده شده است که اگر یک تصویر تار (ورودی) را کاهش مقیاس^۵ دهیم، بطور تقریبی با نسخه‌ی کاهش مقیاس داده شده‌ی تصویر واضح متناظر آن برابر است. در [14] این پدیده به صورت نظری اثبات شده است، لذا از تصویر تار کاهش مقیاس داده شده به عنوان تخمین اولیه تصویر واضح استفاده شده است. در توصیف هرمی تصویر این پیش فرض‌های درشت‌نگر به ریزنگر^۶، به عنوان ساختارهای نهفته‌ی چندمقیاسی^۷ شناخته می‌شوند [14]. در نمایش هرمی یک تصویر، که از بالا به پایین مقیاس تصویر کاهش می‌یابد، در سطوح بالاتر شاهد جزئیات بیشتر در مقایسه با سطوح پایین‌تر هرم هستیم. همان‌طوری که در [18] نیز نشان داده شده است، تاری موجب تغییرات چشمگیری در هیستوگرام گرادیان‌های جهت‌دار (HOG) یک تصویر در سطوح بالاتر هرم نسبت به سطوح پایین‌تر می‌شود. دو هرم تصویر در نظر بگیرید که یکی



(ب) تصویر بازسازی شده توسط [1] با ابعاد هسته ۹۹،

SSIM=۰/۵۰۴۷, PSNR=۱۶/۶۹۷۴



(ت) تصویر بازسازی شده توسط [1] با ابعاد هسته ۳۵،

SSIM=۰/۶۵۸۶, PSNR=۲۴/۱۷۸۵

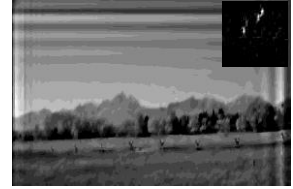


(ج) تصویر بازسازی شده توسط [1] با ابعاد هسته ۲۳،

SSIM=۰/۶۶۲۲, PSNR=۲۴/۶۶۱۴



(ف) تصویر تار شده با هسته تاری غیرگوسی با ابعاد واقعی هسته ۲۳



(پ) تصویر بازسازی شده توسط [1] با ابعاد هسته ۵۹،

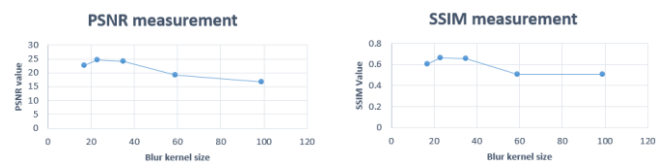
SSIM=۰/۵۰۵۶, PSNR=۱۹/۲۵۴۲



(ث) تصویر بازسازی شده توسط [1] با ابعاد هسته ۱۷،

SSIM=۰/۶۰۷۹, PSNR=۲۲/۶۵۸۴

شکل (۱): نتایج رفع تاری تصویر با استفاده از الگوریتم مبتنی بر گراف [1] با ابعاد مختلف هسته تاری



شکل (۲): معیارهای PSNR و SSIM برای رفع تاری تصویر به ازای ابعاد مختلف هسته تاری در شکل (۱)

در این مقاله، به مسأله‌ی تخمین ابعاد هسته تاری از یک تصویر تار داده شده می‌پردازیم. یافتن یک راه‌حل مناسب برای این مشکل، تأثیر قابل توجهی بر کارایی روش‌های رفع تاری کور یک تصویر دارد. برای این هدف، ما مشابه روش [18]، ویژگی‌های هیستوگرام گرادیان‌های جهت‌دار^۱ (HOG) را برای تصویر واضح نهفته از تصویر تار ورودی، با استفاده از مجموعه‌ای از مدل‌های رگرسیون تخمین می‌زنیم. این مدل‌ها با استفاده از مجموعه‌ای از زوج تصاویر واضح و تار آموزش داده شده‌اند. در نهایت، یک مدل رگرسیون بردار پشتیبان^۲ (SVR) را برای تخمین ابعاد هسته تاری از ویژگی‌های HOG آموزش می‌دهیم. تفاوت اصلی روش پیشنهادی ما با روش [18] در این است که ما شکل هسته تاری را به فرم خاصی محدود نمی‌کنیم. در حالی که در [18] فرض شده است که هسته تاری به شکل گوسی

⁵ Down sampling

⁶ Coarse-to-fine priors

⁷ Multi-Scale Latent Structures (MSLS)

¹ Histogram of Oriented Gradients (HOG)

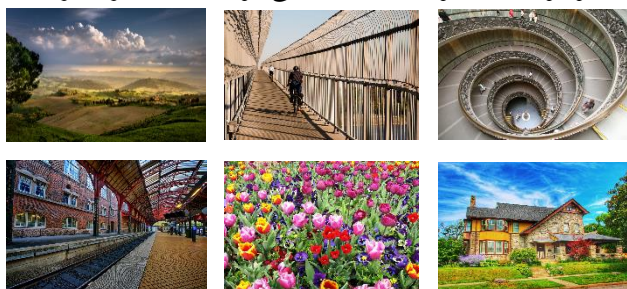
² Support Vector Regression (SVR)

³ Self-example prior

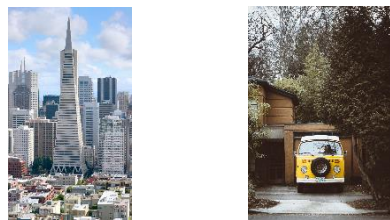
⁴ Super-Resolution

از تصاویر مجموعه داده‌ی آموزش در شکل (۴) و تصاویر مجموعه داده‌ی ارزیابی در شکل (۵) ارائه شده‌اند.

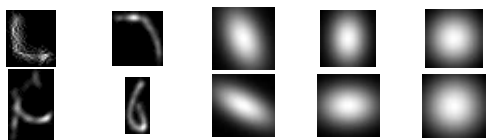
ما ۱۳ هسته‌ی تار کوسی متقارن در ابعاد مختلف، ۱۳ هسته‌ی تار کوسی با شیب تولید نمودیم. همچنین ۵۴ هسته‌ی تار پیچیده‌ی حرکت با ابعاد مختلف استفاده شده که ۸ هسته تار از مجموعه داده‌ی Levin [22] و ۴ هسته تار از مجموعه داده‌ی Lai [23] و مابقی هسته‌ها از مجموعه داده‌ی Kohler [25] هستند و شامل فرم‌های خطی، منحنی، سینوسی و چندبخشی می‌باشند. این هسته‌ها قادر به مدل‌سازی انواع متنوعی از تارهای حرکت غیرساده و غیرکوسی هستند. نمونه‌هایی از هسته‌های تار مورد استفاده در شکل (۶) نمایش داده شده‌اند. برای هر هسته‌ی کوسی، ابعاد هسته به گونه‌ای تنظیم شده است که ۹۰ درصد انرژی کوسی را در بر بگیرد. در مورد هسته‌های تار ناشی از حرکت، جعبه محاطی^۱ هسته، به‌عنوان ابعاد هسته در نظر گرفته شده است. ما با استفاده از هسته‌های تار جمع‌آوری شده، تصاویر واضح مجموعه داده‌های آموزش و ارزیابی را تار نمودیم. برای آموزش مدل‌های پیشنهادی، از زوج تصاویر واضح و تار مجموعه داده‌ی آموزش استفاده شده است. همچنین، جهت ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی، تصاویر تار موجود در مجموعه داده‌ی ارزیابی مورد استفاده قرار گرفتند.



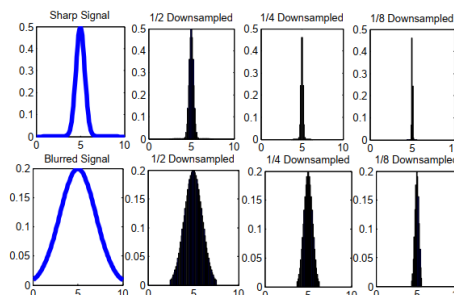
شکل (۴): نمونه‌هایی از تصاویر واضح مجموعه داده‌ی آموزش



شکل (۵): نمونه‌هایی از تصاویر واضح مجموعه داده‌ی ارزیابی



مربوط به تصویر واضح و دیگری مربوط به تار شده‌ی آن باشد. روش [18] بر این اصل استوار است که از روی ویژگی‌های HOG تصاویر تار و واضح در سطوح مختلف هرم تصاویر می‌توان ابعاد هسته تار را تخمین زد. برای این منظور، مجموعه‌ای از مدل‌های رگرسیون جهت‌دار را با استفاده از زوج تصاویر واضح و تار آموزش می‌دهیم تا بتوان ویژگی‌های HOG را برای سطح بالای هرم تصویر واضح از روی ویژگی‌های HOG تصویر ورودی تار تخمین زد. در نهایت، به کمک یک مدل رگرسیون ابعاد هسته‌ی تار با استفاده از ویژگی‌های HOG تصویر ورودی تار و ویژگی‌های تخمین زده شده تصویر واضح محاسبه می‌شود. شکل (۳)، یک سیگنال یک‌بعدی و نسخه‌ی تار آن را پس از چند مرحله کاهش مقیاس با نرخ ۲ نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، سیگنال‌های تار و واضح پس از کاهش مقیاس، رفته رفته بهم شبیه می‌شوند. براساس این مشاهده، تصویر واضح پایین‌ترین سطح هرم، معادل تصویر تار هم سطح فرض شده و از آن برای تخمین ویژگی‌های تصویر واضح در سطح بالاتر هرم استفاده می‌شود. در آخر با استفاده از ویژگی‌های تخمین زده شده‌ی تصویر واضح و ویژگی‌های تصویر تار در سطوح مختلف هرم تصویر، ابعاد هسته‌ی تار محاسبه می‌شود.



شکل (۳): کاهش اثر تار با کاهش مقیاس تصویر [18]

در ادامه، بخش مواد و روش‌ها در زیربخش‌های مجموعه داده، استخراج ویژگی، مراحل آموزش و ارزیابی توضیح داده می‌شود.

۲-۱ - مجموعه داده

در این پژوهش، مجموعه داده‌هایی برای آموزش و ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی در نظر گرفتیم. برای مرحله‌ی آموزش از ۱۰۰ تصویر واضح استفاده شده که ۸۰ تصویر از مجموعه داده‌ی Zoran [21]، ۴ تصویر از مجموعه داده‌ی Levin [22] و ۱۶ تصویر از مجموعه داده‌ی Lai [23] هستند. برای مرحله‌ی ارزیابی نیز ۵۰ تصویر واضح از مجموعه داده‌ی DIV2K [24] انتخاب گردیده است. این مجموعه داده‌ها شامل تصاویری از مناظر طبیعی، مناظر شهری، صحنه‌های روزمره، محیط‌های داخلی و خارجی، چهره و اشیای مختلف هستند و میانگین ابعاد تصاویر حدود 1000×750 پیکسل است. این تصاویر فاقد نویز بوده و بافت‌های متنوعی دارند و در بسیاری از مطالعات بازسازی تصویر استفاده می‌شوند. نمونه‌هایی

¹ Bounding box



شکل (۶): نمونه‌هایی از انواع مختلف هسته‌های تار: (الف) هسته‌های تار گوسی متقارن، (ب) هسته‌های تار گوسی بدون شیب، (پ) هسته‌های تار گوسی با شیب، (ت) هسته‌های تار غیرگوسی

۲-۲- استخراج ویژگی

به منظور آموزش مدل‌های تخمین ابعاد هسته تار، مجموعه‌ای از زوج تصاویر واضح و تار متناظر فراهم می‌شود. هر تصویر با ضریب کاهش مقیاس ۲، به صورت مرحله به مرحله کاهش مقیاس داده شده که یک هرم تصویر با شش سطح مقیاس ایجاد گردد. از بالا به پایین در هرم تصویر، ابعاد تصویر با ضریب ۲ کاهش می‌یابد. برای هر تصویر در سطوح مختلف هرم، ویژگی‌های هیستوگرام گرادیان‌های جهت‌دار HOG در قالب یک بردار استخراج می‌شوند. هر انبارک^۱ هیستوگرام HOG نشان‌دهنده شدت گرادیان تصویر در یک جهت خاص است. با در نظر گرفتن محدوده‌ی جهت‌های ممکن برای گرادیان (۱۰° تا ۳۶۰°) بردار HOG استخراج شده دارای ۳۶۰ انبارک است. مشابه [18]، ابتدا بردار ویژگی HOG استخراج شده از هر تصویر با استفاده از نرم‌ساز نرمال‌سازی می‌شود، سپس با یک فیلتر گوسی یک‌بعدی به ابعاد ۳×۱ هموار می‌گردد. z آمین انبارک HOG مربوط به تصویر i آمین سطح هرم است (یعنی $i=1, 2, \dots, 6$) که با h_{ij} نشان می‌دهیم. تار در تصاویر سطوح بالاتر هرم در مقایسه با سطوح پایین‌تر تأثیر بیشتری بر بردار ویژگی HOG دارد. لذا از تغییرات بردار HOG در سطوح مختلف هرم برای مدل‌سازی سیستمی که ابعاد هسته تار را تخمین می‌زند، استفاده شده است [18]. اختلاف نرمال‌شده‌ی HOG در فضای لگاریتمی طبق معادله‌ی (۲) تعریف می‌شود [18].

$$r_{ij} = \log(h_{6j}) - \log(h_{ij}) \quad (2)$$

$$i = 1, 2, \dots, 5 \quad , \quad j = 1, 2, \dots, 360$$

r_{ij} اختلاف بین لگاریتم انبارک z ام HOG تصویر سطح i ام هرم با لگاریتم HOG انبارک متناظر از تصویر پایین‌ترین سطح هرم (سطح ششم) را نشان می‌دهد.

بنابراین، برای هر انبارک HOG پنج مقدار اختلاف لگاریتمی یعنی r_{1j} و r_{2j} و r_{3j} و r_{4j} و r_{5j} بدست می‌آید.

۲-۳- مرحله‌ی آموزش

همان‌طور که اشاره شد، ویژگی‌های اختلاف نرمال‌شده‌ی HOG مربوط به سطوح ۴ و ۵ هرم (r_{5j} و r_{4j}) برای هرم تصویر واضح، تقریباً مشابه ویژگی‌های متناظر در هرم تصویر تار هستند. مشابه روش ارائه‌شده در [18]، برای هر انبارک هیستوگرام، مجموعه‌ای

از مدل‌های رگرسیون بردار پشتیبان خطی (SVR) آموزش داده می‌شود تا ویژگی‌های اختلاف HOG سطوح بالاتر هرم تصویر واضح را از ویژگی‌های اختلاف HOG سطوح پایین‌تر هرم پیش‌بینی کند. برای هر تصویر تار، ویژگی‌های سطوح بالاتر تصویر واضح r_{1j} و r_{2j} و r_{3j} از ویژگی‌های سطوح پایین‌تر تصویر تار r_{4j} و r_{5j} تخمین زده می‌شوند. برای هر انبارک هیستوگرام، چهار مدل SVR آموزش داده می‌شود [18]:

$$\begin{aligned} M_{1j}(r_{1j}|r_{4j}, r_{5j}) \quad , \quad M_{2j}(r_{2j}|r_{1j}, r_{4j}, r_{5j}) \\ M_{3j}(r_{3j}|r_{1j}, r_{4j}, r_{5j}), M_{0j}(r_{1j}|r_{2j}, r_{3j}, r_{4j}, r_{5j}) \end{aligned} \quad (3)$$

ابتدا، مدل رگرسیون M_{1j} برای تخمین r_{1j} تصویر واضح، با استفاده از r_{4j} و r_{5j} تصویر تار متناظر، آموزش داده می‌شود. سپس، مدل‌های M_{2j} و M_{3j} به ترتیب برای تخمین r_{2j} و r_{3j} تصویر واضح آموزش داده می‌شوند. در نهایت، مقدار r_{1j} مجدداً با مدل M_{0j} و با استفاده از r_{2j} و r_{3j} و r_{4j} و r_{5j} تخمین زده می‌شود.

از آنجا که تعداد انبارک‌های HOG برای هر تصویر برابر ۳۶۰ است، تعداد کل مدل‌های SVR مورد نیاز برای آموزش برابر با ۴×۳۶۰ است. نمودار بلوکی فرآیند آموزش این مدل‌ها در شکل (۷) (الف) نمایش داده شده است. مشابه [18]، آستانه τ برابر ۰/۰۰۱ و حداکثر تعداد تکرارها t_{max} برای یادگیری مدل رگرسیونی برابر ۱۰ تنظیم شده است. با آموزش مجموعه‌ای از مدل‌های SVR، ویژگی‌های اختلاف HOG در سطوح بالاتر برای هر تصویر واضح، با استفاده از ویژگی‌های اختلاف HOG تصویر تار متناظر تخمین زده می‌شوند.

در بخش دوم فاز آموزش، برای هر انبارک HOG، دو مدل SVR آموزش داده می‌شود تا رابطه‌ی بین ویژگی‌های اختلاف HOG و ابعاد هسته‌ی تار مدل‌سازی شود. با داشتن ویژگی‌های HOG تخمینی از تصویر واضح r_i^s و ویژگی‌های متناظر از تصویر تار r_i^b ، ویژگی‌های اختلاف HOG طبق معادله‌ی (۴) تعیین می‌شوند [18]:

$$\Delta r_i = r_i^s - r_i^b, \quad i = 1, 2, 3 \quad (4)$$

برای انبارک z هیستوگرام، مدل M_σ^j (معادله‌ی (۵))، محدوده‌ی هسته را در جهت z ام، σ_j را از روی ویژگی‌های اختلاف HOG تخمین می‌زند [18]:

$$M_\sigma^j = P(\sigma_j | \Delta r_{1j}, \Delta r_{2j}, \Delta r_{3j}) \quad (5)$$

$$\hat{\sigma}_j = \operatorname{argmax} P(\sigma_j | M_\sigma^j, \Delta r_{1j}, \Delta r_{2j}, \Delta r_{3j}), \quad j = 1, \dots, 360 \quad (6)$$

در روش [18]، یک بیضی بر روی مقادیر تخمینی σ_j ‌ها در تمامی جهات برازش داده می‌شود. سپس، جعبه‌ی محاطی این بیضی به عنوان ابعاد هسته‌ی تار در نظر گرفته می‌شود [18]. برازش شکل بیضی بر روی σ_j ‌ها تنها برای هسته گوسی معنی‌دار است و برای هسته‌های تار غیرگوسی تخمین اشتباهی از ابعاد هسته را بدنبال دارد.

¹ Bin

متفاوت با [18]، ما در این مقاله هیچ فرضی درباره‌ی نوع هسته‌ی تاری نمی‌کنیم. برای تخمین ابعاد هسته‌ی تاری از روی σ_j های بدست آمده از روی ویژگی های HOG سطوح مختلف هرم، یک مدل SVR را آموزش می‌دهیم تا رابطه‌ی بین ابعاد هسته‌ی تاری و تغییرات HOG در جهات مختلف، σ_j ها را یاد بگیرد. براساس آزمایش‌های انجام‌شده، مشاهده کردیم که روش ارائه‌شده در [18] زمانی که شکل هسته‌ی تاری غیرگوسی باشد، در تخمین محدوده‌ی هسته از روی یک تصویر تار دچار مشکل می‌شود. علاوه بر این، روش تخمین ابعاد هسته با استفاده از مدل برازش بیضی [18]، فرآیندی زمان‌بر است که به مجموعه‌ای از پارامترها وابسته است. این پارامترها متأسفانه حتی برای هسته‌های گوسی با ابعاد مختلف ثابت نیستند.

ما به کمک یک مدل رگرسیونی SVR از روی محدوده‌ی هسته در جهت‌های مختلف، ابعاد هسته تاری را تخمین می‌زنیم:

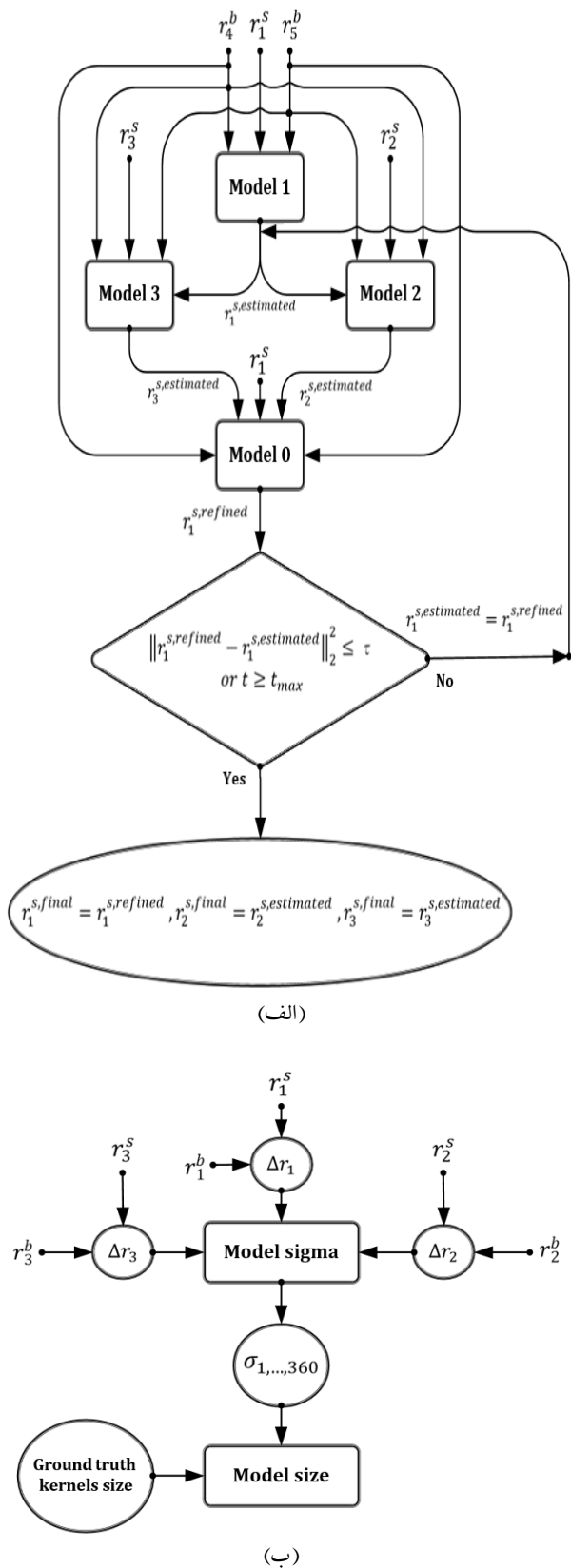
$$M_s^j = P(\text{kernel size} | \hat{\sigma}_j), \quad j = 1, \dots, 360 \quad (V)$$

نمودار بلوکی آموزش این مدل‌ها در شکل (V) (الف و ب) نشان داده شده است.

۲-۴ - مرحله‌ی ارزیابی

جهت ارزیابی روش پیشنهادی، مجموعه‌ای از تصاویر تار شده که ابعاد هسته تاری آنها معلوم است انتخاب می‌شود. برای هر تصویر تار در مجموعه ارزیابی، ابتدا به کمک مدل‌های SVR آموزش دیده‌شده (روابط (۳)) ویژگی‌های اختلاف HOG در سطوح بالاتر تصویر واضح برآورد می‌شوند. سپس، به کمک مدل SVR آموزش دیده‌شده (رابطه (۵)) از روی ویژگی‌های اختلاف HOG در سطوح بالاتر، محدوده‌های مختلف تخمین زده می‌شوند. در نهایت، با استفاده از روش پیشنهادی، مقادیر تخمینی σ_j ها به مدل SVR آموزش دیده‌شده (رابطه (۷)) داده می‌شوند تا ابعاد هسته‌ی تاری برای تصویر تار محاسبه شود (رابطه (۸)). شکل (۸) نمودار بلوکی مرحله‌ی ارزیابی را نشان می‌دهد.

$$\overline{\text{kernel size}} = \underset{j = 1, \dots, 360}{\text{argmax}} P(\text{kernel size} | M_s^j, \hat{\sigma}_j), \quad (A)$$



شکل (۷): نمودار بلوکی روش پیشنهادی در مرحله آموزش (الف و ب)

$$Correct\ Rate = \frac{Number\ of\ (|estimated\ size - actual\ size| \leq 20\ pixels)}{Total\ number\ of\ test\ images} \quad (9)$$

در جدول (۱) و جدول (۲)، به ترتیب ابعاد تخمینی هسته‌های تاری گوسی و هسته‌های تاری حرکت گزارش شده است.

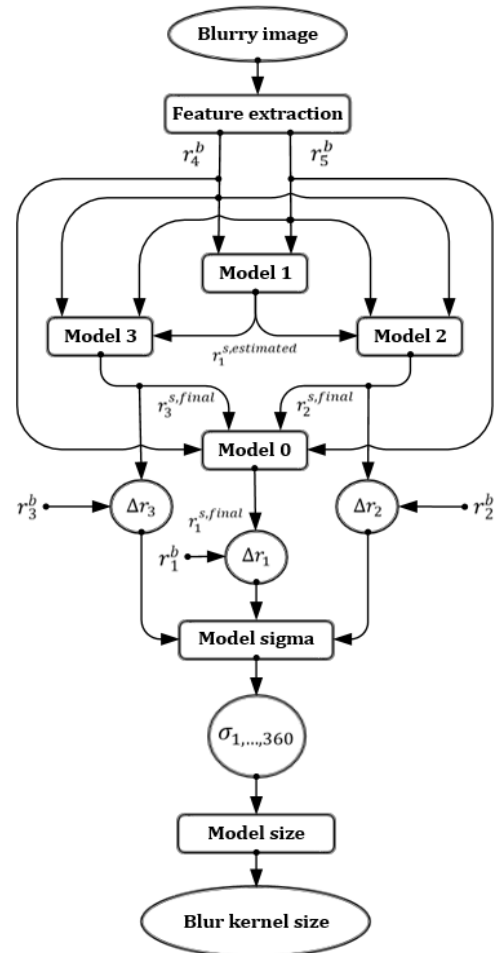
جدول (۱): برخی نتایج روش پیشنهادی برای تخمین ابعاد هسته‌های تاری گوسی

ابعاد واقعی هسته	تخمین ابعاد پیشنهادی	درصد خطای تخمین روش پیشنهادی	تخمین ابعاد روش [18]	درصد خطای تخمین روش [18]
۳	۳	۰٪	۳۵	۱۰۶۶٪
۹	۹	۰٪	۳۵	۲۸۸٪
۱۷	۱۹	۱۱٪	۳۵	۱۰۵٪
۲۳	۲۵	۸٪	۳۷	۶۰٪
۲۹	۳۷	۲۷٪	۳۷	۲۷٪
۳۵	۴۱	۱۷٪	۳۹	۱۱٪
۴۱	۶۳	۵۳٪	۴۹	۱۹٪
۴۷	۴۹	۴٪	۴۳	۸٪
۵۳	۵۳	۰٪	۴۵	۱۵٪
۵۹	۵۹	۰٪	۴۱	۳۰٪
۶۵	۶۷	۳٪	۵۱	۲۱٪
۷۱	۶۹	۲٪	۵۳	۲۵٪
۷۹	۸۵	۷٪	۵۹	۲۵٪

جدول (۲): برخی نتایج روش پیشنهادی برای تخمین ابعاد هسته‌های تاری غیرگوسی

ابعاد واقعی هسته	تخمین ابعاد پیشنهادی	درصد خطای تخمین روش پیشنهادی	تخمین ابعاد روش [18]	درصد خطای تخمین روش [18]
۹	۹	۰٪	۲۳	۱۵۵٪
۱۳	۱۱	۱۵٪	۲۵	۹۲٪
۱۵	۱۵	۰٪	۲۵	۶۶٪
۱۹	۱۹	۰٪	۲۵	۳۱٪
۲۱	۲۷	۲۸٪	۲۷	۲۸٪
۲۵	۲۵	۰٪	۲۷	۸٪
۲۵	۳۵	۴۰٪	۲۷	۸٪
۲۷	۴۵	۶۶٪	۳۳	۲۲٪
۳۲	۳۳	۳٪	۲۷	۱۵٪
۳۵	۳۳	۵٪	۳۱	۱۱٪
۴۱	۶۱	۴۸٪	۳۱	۲۴٪
۴۵	۴۳	۴٪	۳۹	۱۳٪
۴۷	۵۳	۱۲٪	۲۹	۳۸٪
۵۸	۶۵	۱۲٪	۴۷	۱۸٪
۶۵	۸۱	۲۴٪	۳۷	۴۳٪
۶۹	۸۱	۱۷٪	۳۷	۴۶٪
۷۳	۸۵	۱۶٪	۳۹	۴۶٪
۱۱۳	۹۵	۱۵٪	۴۹	۵۶٪
۱۳۰	۱۲۱	۶٪	۶۳	۵۱٪

برای مقایسه‌ی عادلانه روش پیشنهادی با روش ارائه‌شده در [18]، از مجموعه داده‌ی یکسان برای ارزیابی هر دو روش استفاده کردیم. نرخ صحت و زمان اجرای روش پیشنهادی در مقایسه با



شکل (۸): نمودار بلوکی روش پیشنهادی در مرحله ارزیابی

۳- نتایج ارزیابی

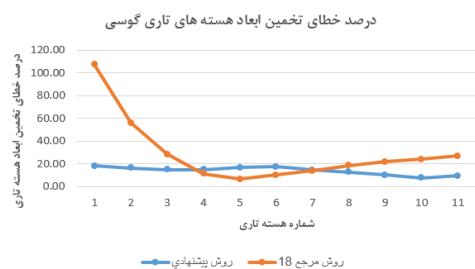
ما روش پیشنهادی را با طراحی چندین آزمایش ارزیابی کردیم. در زیر بخش ۲-۱، مجموعه داده‌های مورد استفاده برای آموزش و ارزیابی معرفی شده‌اند. روش پیشنهادی در نرم‌افزار MATLAB R2021a پیاده‌سازی شده و بر روی سیستمی با پردازنده‌ی ۲/۶ گیگاهرتزی، CPU مدل Intel Core i7-6700HQ و RAM ۱۲ گیگابایت اجرا شده است.

همان‌طور که در این بخش نشان داده شده است، روش پیشنهادی دو مزیت اصلی نسبت به روش [18] دارد. اول، ابعاد هسته‌ی تاری در روش پیشنهادی با دقت بیشتری تخمین زده می‌شود. دوم، روش ما سریع‌تر اجرا می‌شود. میانگین زمان پردازش برای تخمین ابعاد هسته‌ی تاری در روش پیشنهادی حدود ۰/۱ ثانیه برای یک تصویر تار با وضوح ۷۷۲×۱۰۲۴ است. در حالی که در روش [18] این زمان برای یک تصویر تار با وضوح ۷۶۸×۱۰۲۴ روی سیستمی با پردازنده Intel Q9550 3GHz برابر ۶ ثانیه گزارش شده است.

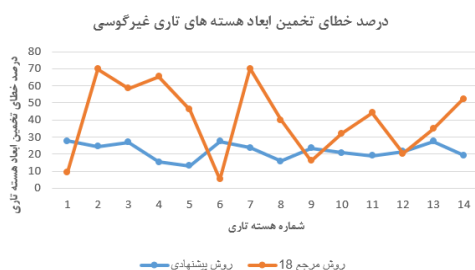
مشابه روش [18]، فرض می‌کنیم که خطای قابل قبول برای پیش‌بینی ابعاد هسته کمتر از ۲۰ پیکسل باشد. بنابراین، از نرخ صحت طبق رابطه‌ی (۹) به عنوان یک معیار برای ارزیابی روش پیشنهادی استفاده کردیم.

روشی کارآمد برای تخمین ابعاد هسته‌ی تاری در رفع تاری کور تصویر

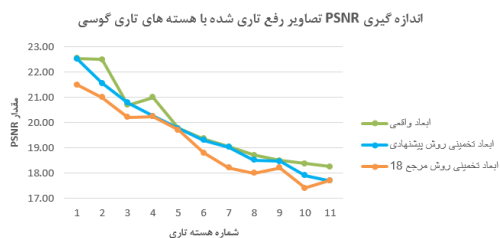
بزرگ‌تری دارد. این نتایج نشان می‌دهند که روش پیشنهادی نه تنها در تخمین هسته‌های گوسی، بلکه در مواجهه با هسته‌های پیچیده‌تر و غیرگوسی نیز عملکرد بهتری دارد. همچنین روش پیشنهادی دقت بیشتری در تخمین ابعاد هسته‌های تاری دارد، که این مسأله تاثیر مستقیمی بر کیفیت نهایی رفع تاری خواهد داشت.



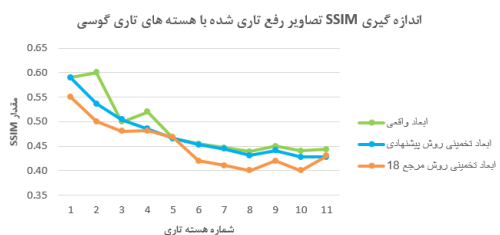
شکل (۹): مقایسه‌ی درصد خطای تخمین ابعاد هسته‌های تاری گوسی بین روش پیشنهادی و روش [18]



شکل (۱۰): مقایسه‌ی درصد خطای تخمین ابعاد هسته‌های تاری غیرگوسی بین روش پیشنهادی و روش [18]



(الف)



(ب)

شکل (۱۱): مقایسه‌ی مقادیر PSNR و SSIM تصاویر رفع تاری شده با استفاده از الگوریتم مبتنی بر گراف [1] برای هسته‌های تاری گوسی با ابعاد مختلف (الف و ب)

شکل (۱۱) عملکرد الگوریتم رفع تاری مبتنی بر گراف [۱] را در مواجهه با مجموعه‌ای از هسته‌های تاری گوسی با ابعاد مختلف مقایسه می‌کند. شکل (۱۲) این بررسی را برای مجموعه‌ای از هسته‌های تاری غیرگوسی انجام می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، میانگین مقادیر PSNR و SSIM حاصل از استفاده از ابعاد تخمینی روش پیشنهادی، در هر دو نوع هسته، به مقادیر

روش [18] برای تخمین ابعاد هسته‌ی تاری در جدول (۳) گزارش شده‌اند. برای آموزش، ۱۰۰ تصویر واضح جمع‌آوری کرده و آن‌ها را با انواع مختلفی از هسته‌های تاری، همان‌طور که در جدول (۳) گزارش شده، تار نمودیم. به ازای هر نوع هسته‌ی تاری، تعدادی تصویر تار نیز برای ارزیابی الگوریتم تولید کردیم. از آنجا که ابعاد واقعی هر هسته را می‌دانیم، میزان خطا در تخمین ابعاد هسته محاسبه شد. روش پیشنهادی را با استفاده از مجموعه داده‌ی فراهم‌شده آزمایش کرده و نتایج را با روش [18] مقایسه کردیم. نتایج در جدول (۳) گزارش شده‌اند.

جدول (۳): مقایسه‌ی روش پیشنهادی با [18]

نوع هسته‌ی تاری	تعداد هسته‌های تاری	تعداد تصاویر تار برای آموزش	تعداد تصاویر تار برای ارزیابی	زمان استخراج ویژگی از تصاویر آموزش در روش پیشنهادی (ثانیه)	زمان استخراج ویژگی از تصاویر ارزیابی در روش پیشنهادی (ثانیه)	زمان آموزش مدل‌ها در روش پیشنهادی (ثانیه)	زمان ارزیابی مدل‌ها در روش پیشنهادی (ثانیه)	کل زمان پردازش روش پیشنهادی (دقیقه)	کل زمان پردازش روش [18] (دقیقه)	نرخ صحت روش پیشنهادی	نرخ صحت روش [18]
گوسی مقادیر	۱۳	۱۳۰۰	۶۵۰	۱۰۹	۵۴	۵۵/۵	۶	۳/۷	۵/۹	۹۹/۲٪	۷۶/۸٪
گوسی بدون بلبون	۱۳	۱۳۰۰	۶۵۰	۱۰۷/۷	۵۲/۶	۵۹/۲	۶/۹	۳/۸	۴/۷	۹۷/۷٪	۷۶/۲٪
گوسی با شیب	۱۳	۱۳۰۰	۶۵۰	۱۰۷/۳	۵۳/۲	۵۹/۴	۶	۳/۸	۷/۵	۹۸/۳٪	۷۷/۵٪
هسته‌های تاری غیرگوسی	۵۴	۵۴۰۰	۲۷۰۰	۴۳۶/۹	۲۱۹/۷	۶۷۴/۶	۹۷/۹	۲۳/۸	۳۷/۷	۸۸/۳٪	۸۰/۸٪

همان‌طور که در جدول (۳) مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی برای انواع هسته‌ها تخمین قابل قبولی ارائه می‌دهد. روش پیشنهادی قادر است ابعاد هسته‌ی تاری را با دقت بالایی نزدیک به ابعاد واقعی آن تخمین بزند. علاوه بر این، روش پیشنهادی سریع‌تر از روش [18] اجرا می‌شود.

برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی در تخمین ابعاد هسته‌های تاری، درصد خطای تخمین ابعاد برای مجموعه‌ای از هسته‌های گوسی و غیرگوسی محاسبه و با روش [18] مورد مقایسه قرار گرفته است. شکل (۹) درصد خطای تخمین برای هسته‌های تاری گوسی را نشان می‌دهد. مطابق با نمودار، روش پیشنهادی در تخمین ابعاد واقعی هسته‌های گوسی عملکرد بسیار بهتری نسبت به روش [18] دارد. خطای روش پیشنهادی در اغلب موارد تقریباً پایین است، در حالی که خطای روش [18] اکثراً بالاتر است. در شکل (۱۰)، درصد خطای تخمین برای هسته‌های تاری غیرگوسی بررسی شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی در اکثر موارد خطای کمتری دارد اما روش [18] خطاهای

در مجموع، نتایج به دست آمده بیانگر آن است که روش پیشنهادی نه تنها از نظر دقت تخمین ابعاد هسته‌ی تاری، بلکه از لحاظ سرعت و کارایی محاسباتی نیز برتر از روش‌های پیشین عمل می‌کند.

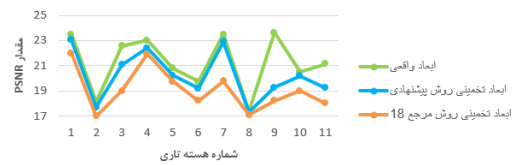
همان‌طور که پیش‌تر بررسی شد، در اکثر پژوهش‌های موجود در حوزه‌ی رفع تاری کور تصویر که مبتنی بر تخمین هسته‌ی تاری هستند، ابعاد هسته‌ی تاری به صورت یک مقدار ثابت برای همه‌ی تصاویر یا مقادیر پیش فرض برای هر تصویر در نظر گرفته شده و کمتر به مسأله‌ی تخمین صحیح ابعاد هسته‌ی تاری پرداخته شده است این رویکرد در بسیاری از منابع، حتی آثار جدید، مشاهده می‌شود و نشان‌دهنده‌ی کم‌توجهی به نقش کلیدی ابعاد هسته در کیفیت رفع تاری است. در مقابل، پژوهش حاضر با تمرکز ویژه بر تخمین ابعاد هسته‌ی تاری بهینه و تطبیقی برای هر تصویر، سعی کرده است این خلأ را پر کند. بنابراین محدود بودن منابع پیشین که مستقیماً به تخمین ابعاد هسته پرداخته‌اند، نه تنها ضعف محسوب نمی‌شود، بلکه نشان‌دهنده‌ی نوآوری و تمایز اصلی این پژوهش در پرداختن به جنبه‌ای است که در ادبیات موضوع کمتر مورد توجه قرار گرفته، در حالی که تأثیر آن بر بهبود کیفیت بازیابی تصویر و کاهش اعوجاج‌های تصنعی خروجی بسیار قابل توجه است.

۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک روش کارآمد برای تخمین ابعاد هسته‌ی تاری از یک تصویر تار ارائه کردیم. یافتن یک راه‌حل مناسب برای این مسأله، تأثیر قابل توجهی بر عملکرد روش‌های رفع تاری تصاویر در شرایط تاری ناشناخته دارد. انتخاب نادرست ابعاد هسته‌ی تاری منجر به اعوجاج‌های تصنعی مختلف در خروجی روش‌های رفع تاری تصویر می‌شود. از آنجا که پدیده‌ی تاری باعث کاهش گرادیان تصویر می‌شود، ما از هیستوگرام گرادیان‌های جهت‌دار برای تخمین ابعاد هسته‌ی تاری از روی یک تصویر تار استفاده کردیم. برای مدل‌سازی رابطه‌ی بین HOG تصویر تار و ابعاد هسته‌ی تاری، از مدل‌های رگرسیون بردار پشتیبان بهره بردیم. روش پیشنهادی ما هیچ فرضی درباره‌ی نوع و شکل هسته‌ی تاری ندارد. برخلاف بسیاری از روش‌های موجود، روش پیشنهادی ما به‌طور خودکار ابعاد مناسب هسته را تخمین زده و از این رو می‌تواند برای تصاویر با انواع مختلف تاری عملکرد بهتری ارائه دهد. روش ما دارای زمان اجرای مناسب و درصد خطای قابل قبول در تخمین ابعاد هسته‌ی تاری است. نتایج رفع تاری تصاویر تار واقعی، کارایی روش پیشنهادی را تأیید می‌کنند. نتایج آزمایش‌ها نشان می‌دهد که استفاده از این روش می‌تواند به‌طور چشمگیری عملکرد الگوریتم‌های رفع تاری کور یک تصویر را بهبود بخشد.

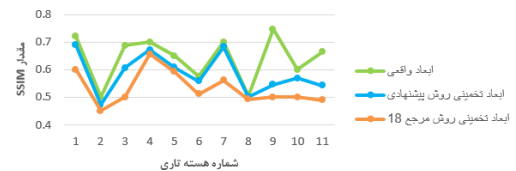
به دست آمده با ابعاد واقعی بسیار نزدیک بوده و بهتر از نتایج روش [18] عمل کرده است.

اندازه‌گیری PSNR تصاویر رفع تاری شده با هسته‌های تاری غیرگوسی



(الف)

اندازه‌گیری SSIM تصاویر رفع تاری شده با هسته‌های تاری غیرگوسی



(ب)

شکل (۱۲): مقایسه‌ی مقادیر PSNR و SSIM تصاویر رفع تاری شده با استفاده از الگوریتم مبتنی بر گراف [1] برای هسته‌های تاری غیرگوسی با ابعاد مختلف (الف و ب)

این نتایج بیانگر دقت بالای روش پیشنهادی در تخمین ابعاد انواع هسته‌های تاری و تأثیر مستقیم آن بر بهبود کیفیت بازسازی تصویر هستند. به‌طور خلاصه، کارایی بالای روش پیشنهادی در تخمین مؤثر ابعاد هسته، موجب ارتقاء کیفیت خروجی الگوریتم‌های رفع تاری شده و عملکردی نزدیک به حالت ایده‌آل را فراهم می‌آورد.

جدول (4) مقایسه‌ی عملکرد روش پیشنهادی و روش‌های ارائه شده در [15] و [18] را از نظر بازه‌ی ابعاد مورد بررسی، خطای تخمین و زمان اجرا نشان می‌دهد.

جدول (4): مقایسه عملکرد روش پیشنهادی با روش‌های [15] و [18] در تخمین ابعاد هسته تاری

روش پیشنهادی	روش [18]	روش [15]	روش‌ها
تاری گوسی و تاری حرکت	تاری گوسی و تاری حرکت	تاری حرکت	تنوع هسته‌ها
[۳,۱۳۰]	[۳,۱۳۰]	[۱۰,۲۴]	بازه ابعاد مورد بررسی برای هسته (پیکسل)
۷/۷	۱۵/۵	۸/۲	میانگین خطای تخمین ابعاد هسته (پیکسل)
۳۲/۱۶٪	۶۰/۴۲٪	۵۰/۸٪	میانگین درصد خطای تخمین ابعاد هسته
۷۷۲×۱۰۲۴	۷۶۸×۱۰۲۴	۲۵۵×۲۵۵	وضوح تصویر
۰/۱ ثانیه	۶ ثانیه	-	میانگین زمان پردازش هر تصویر

همان‌گونه که در جدول (4) مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی تخمین دقیق‌تری از ابعاد هسته‌ی تاری نسبت به روش‌های [15] و [18] ارائه می‌دهد. افزون بر این، زمان اجرای روش پیشنهادی نیز به‌طور چشم‌گیری کمتر از دو روش مقایسه‌شده است که نشان از کارایی بالاتر الگوریتم ما دارد. این موضوع به‌ویژه در کاربردهای بلادرنگ اهمیت ویژه‌ای دارد.

- Machine Intelligence*, vol. 39, no. 2, pp. 342–355, February 2017, <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2551244>.
- [11] J. Anger, G. Facciolo and M. Delbracio, "Blind Image Deblurring using the ℓ_0 Gradient Prior," *Image Processing On Line (IPOL)*, vol. 9, pp. 124–142, March 2019, <https://doi.org/10.5201/ipol.2019.243>.
- [12] D. Yang and X. Wu, "Dual-Channel Contrast Prior for Blind Image Deblurring," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 227879–227893, 18 December 2020, <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3045857>.
- [13] X. Chen, Y. Zhu, W. Liu, J. Sun and Y. Zhang, "Blur kernel estimation of noisy-blurred image via dynamic structure prior," *Neurocomputing*, vol. 403, pp. 268–281, 2020, <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.03.067>.
- [14] Y. Bai, H. Jia, M. Jiang, X. Liu, X. Xie and W. Gao, "Single Image Blind Deblurring Using Multi-Scale Latent Structure Prior," *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 30, no. 7, pp. 2033–2045, July 2020, <https://doi.org/10.1109/TCSVT.2019.2919159>.
- [15] S. Liu, H. Wang, J. Wang, S. Cho and C. Pan, "Automatic blur-kernel-size estimation for motion deblurring," *Visual Computer*, vol. 31, pp. 733–746, May 2015, <https://doi.org/10.1007/s00371-014-0998-2>.
- [16] L. Si-Yao, D. Ren and Q. Yin, "Understanding Kernel Size in Blind Deconvolution," in *IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*, Waikoloa, HI, USA, 2019, <https://doi.org/10.1109/WACV.2019.00224>.
- [17] L. Pan, R. Hartley, M. Liu and Y. Dai, "Phase-only Image Based Kernel Estimation for Single Image Blind Deblurring," in *Computer Vision and Pattern Recognition Conference (CVPR)*, Long Beach, CA, USA, 2019, <https://doi.org/10.1109/CVPR.2019.00619>.
- [18] S. Liu, H. Wang, J. Wang and C. Pan, "Blur-Kernel Bound Estimation from Pyramid Statistics," *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 26, no. 5, pp. 1012–1016, May 2016, <https://doi.org/10.1109/TCSVT.2015.2418585>.
- [19] "Peak signal-to-noise ratio," Wikipedia, Aug. 11, 2025. [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Peak_signal-to-noise_ratio. [Accessed: Aug. 2۴, 2025].
- [20] Z. Wang, A. Bovik, H. Sheikh and E. Simoncelli, "Image quality assessment: From error visibility to structural similarity," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 13, no. 4, pp. 600–612, April 2004, <https://doi.org/10.1109/TIP.2003.819861>.
- [1] Y. Bai, G. Cheung, X. Liu and W. Gao, "Graph-Based Blind Image Deblurring From a Single Photograph," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 28, no. 3, pp. 1404–1418, March 2019, <https://doi.org/10.1109/TIP.2018.2874290>.
- [2] C. Yang, W. Shao and L. Huang, "Boosting normalized sparsity regularization for blind image deconvolution," *Signal, Image and Video Processing (SIViP)*, vol. 11, p. 681–688, 2017, <https://doi.org/10.1007/s11760-016-1010-6>.
- [3] D. Krishnan, T. Tay and R. Fergus, "Blind deconvolution using a normalized sparsity measure," in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Colorado Springs, CO, USA, 2011, <https://doi.org/10.1109/CVPR.2011.5995521>.
- [4] J. F. Cai, H. Ji, C. Liu and Z. Shen, "Framelet-based blind motion deblurring from a single image," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 21, no. 2, pp. 562–572, February 2012, <https://doi.org/10.1109/TIP.2011.2164413>.
- [5] L. Sun, S. Cho, J. Wang and J. Hays, "Edge-based blur kernel estimation using patch priors," in *IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP)*, Cambridge, MA, USA, 2013, <https://doi.org/10.1109/ICCPPhot.2013.6528301>.
- [6] J. Kotera, F. Sroubek and P. Milanfar, "Blind deconvolution using alternating maximum a posteriori estimation with heavy-tailed priors," in *International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns (CAIP)*, Berlin, Germany, 2013, https://doi.org/10.1007/978-3-642-40246-3_8.
- [7] W. Shao, H. Li and M. Elad, "Bi-L0-L2-norm regularization for blind motion deblurring," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 33, pp. 42–59, November 2015, <https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2015.08.017>.
- [8] W. Ren, X. Cao, J. Pan, X. Guo, W. Zuo and M. Yang, "Image deblurring via enhanced low-rank prior," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 25, no. 7, pp. 3426–3437, July 2016, <https://doi.org/10.1109/TIP.2016.2571062>.
- [9] J. Pan, D. Sun, H. Pfister and M. Yang, "Blind image deblurring using dark channel prior," in *IEEE conference on computer vision and pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, NV, USA, 2016, <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.180>.
- [10] J. Pan, Z. Hu, Z. Su and M. Yang, "L0-regularized intensity and gradient prior for deblurring text images and beyond," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and*

- [21] D. Zoran and Y. Weiss, "From learning models of natural image patches to whole image restoration," in *International Conference on Computer Vision, Barcelona, Spain, 2011*, <https://doi.org/10.1109/ICCV.2011.6126278>.
- [22] A. Levin, Y. Weiss, F. Durand and W. T. Freeman, "Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms," in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Miami, FL, USA, 2009*, <https://doi.org/10.1109/CVPR.2009.5206815>.
- [23] W. Lai, J. Huang, Z. Hu, N. Ahuja and M. Yang, "A Comparative Study for Single Image Blind Deblurring," in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, NV, USA, 2016*, <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.188>.
- [24] E. Agustsson and R. Timofte, "NTIRE 2017 Challenge on Single Image Super-Resolution: Dataset and Study," in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), Honolulu, HI, USA, 2017*, <https://doi.org/10.1109/CVPRW.2017.150>.
- [25] R. Kohler, M. Hirsch, B. Mohler, B. Scholkopf and S. Harmeling, "Recording and playback of camera shake: benchmarking blind deconvolution with a real-world database," in *Proceedings of IEEE European Conference on Computer Vision (ECCV), 2012*, https://doi.org/10.1007/978-3-642-33786-4_3.



میترا عبداللهی مدرک کارشناسی مهندسی برق - الکترونیک را از دانشگاه صنعتی شاهرود و کارشناسی ارشد مهندسی برق - الکترونیک (سیستم) را از همان دانشگاه دریافت کرد. او هم اکنون در حال تکمیل دوره دکتری خود در رشته مهندسی برق - الکترونیک در دانشگاه صنعتی شاهرود است. علایق تحقیقاتی او پردازش تصویر، شناسایی الگو، بینایی ماشین و شبکه‌های عصبی است.



علیرضا احمدی فرد مدرک کارشناسی مهندسی الکترونیک را از دانشگاه صنعتی اصفهان و کارشناسی ارشد مهندسی مخابرات را از دانشگاه صنعتی امیرکبیر دریافت کرد. او مدرک دکتری تخصصی خود را در زمینه پردازش تصویر و بینایی ماشین از مرکز CVSSP دانشگاه Surrey در سال ۲۰۰۲ اخذ نمود. ایشان استاد گروه مهندسی برق و عضو هیئت علمی دانشگاه صنعتی شاهرود است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان پردازش سیگنال، پردازش تصاویر و شناسایی الگو است.