



حس‌گری فشرده بلوکی با استفاده از آستانه‌گیری نرم ضرایب تبدیل تطبیقی

هادی هادی‌زاده

دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی قوچان، قوچان، ایران

چکیده

در این مقاله، روشی نوین جهت بازسازی تصاویر بر اساس نمونه‌های به‌دست‌آمده از اعمال «حس‌گری فشرده بلوکی» ارائه می‌شود. جهت حصول به کیفیت بازسازی بالا در روش پیشنهادی، ابتدا یک تبدیل تطبیقی بلوکی توسعه داده می‌شود که از همبستگی و شباهت بلوک‌های همسایه یک بلوک موردنظر در تصویر برای حصول به تُنک‌سازی بالاتر آن بلوک، استفاده می‌کند؛ سپس، برای کاهش نوفه و اعوجاجات احتمالی به‌وجودآمده در فرآیند بازسازی و در عین‌حال حفظ میزان تُنکی ضرایب، از یک تابع آستانه‌گیری نرم استفاده می‌شود که قادر است به‌صورت تطبیقی، ضرایب تبدیل را برای افزایش کیفیت بازسازی تصویر، پالایش کند. نتایج تجربی به‌دست‌آمده نشان می‌دهند که روش پیشنهادی از دقت و کیفیت بازسازی بالاتری در مقایسه با چندین روش مطرح موجود برخوردار است.

واژگان کلیدی: حس‌گری فشرده، آستانه‌گیری نرم، تبدیل تطبیقی، تُنکی.

Block-Based Compressive Sensing Using Soft Thresholding of Adaptive Transform Coefficients

Hadi Hadizadeh

Faculty of Electrical Engineering, Quchan University of Technology, Quchan, Iran

Abstract

Compressive sampling (CS) is a new technique for simultaneous sampling and compression of signals in which the sampling rate can be very small under certain conditions. Due to the limited number of samples, image reconstruction based on CS samples is a challenging task. Most of the existing CS image reconstruction methods have a high computational complexity as they are applied on the entire image. To reduce this complexity, block-based CS (BCS) image reconstruction algorithms have been developed in which the image sampling and reconstruction processes are applied on a block by block basis. In almost all the existing BCS methods, a fixed transform is used to achieve a sparse representation of the image, however such fixed transforms usually do not achieve very sparse representations, thereby degrading the reconstruction quality. To remedy this problem, we propose an adaptive block-based transform, which exploits the correlation and similarity of neighboring blocks to achieve sparser transform coefficients. We also propose an adaptive soft-thresholding operator to process the transform coefficients to reduce any potential noise and perturbations that may be produced during the reconstruction process, and also impose sparsity. Experimental results indicate that the proposed method outperforms several prominent existing methods using four different popular image quality assessment metrics.

Keywords: Compressive Sampling, Soft Thresholding, Adaptive Transform, Sparsity

در سامانه‌های مرسوم تصویربرداری دیجیتال، تصاویر طبیعی اغلب ابتدا با یک نرخ نمونه‌برداری بالا تبدیل به یک فرمت دیجیتال و سپس توسط یک استاندارد فشرده‌سازی تصویر همانند JPEG و یا JPEG2000 فشرده‌سازی می‌شوند تا حجم اطلاعات ذخیره‌شده کاهش یابد. به دلیل پیچیدگی محاسباتی چنین فرآیندی، توان مصرفی سامانه‌های تصویربرداری مرسوم بالاست؛ اما استفاده از چنین طرحی در سامانه‌های تصویربرداری توان‌پایین همانند سامانه‌هایی که در شبکه‌های حس‌گری بی‌سیم (WSN¹) و شبکه‌های توزیع‌شده² استفاده می‌شوند، امکان‌پذیر نیست؛ چون در این سامانه‌ها اغلب توان محاسباتی در سمت فرستنده بسیار محدود است. در چند سال گذشته، طرحی موسوم به "حس‌گری یا نمونه‌برداری فشرده" (CS³) توسعه یافته که قادر است به‌طور همزمان فرآیند نمونه‌برداری و فشرده‌سازی را انجام دهد. اساس و مبنای CS بر اساس پژوهش‌های انجام‌شده توسط Candes و همکارانش [1] و Donoho [2] پایه‌ریزی شد. این پژوهش‌گران نشان دادند که تحت یکسری از شرایط خاص، یک سیگنال را می‌توان با تعداد محدودی از نمونه‌ها با دقت بسیار خوبی بازسازی کرد. به‌عبارت دیگر، آن‌ها نشان دادند که برای بازسازی دقیق برخی از سیگنال‌ها همانند تصاویر طبیعی، نرخ نمونه‌برداری می‌تواند کمتر از نرخ نایکوئیست باشد؛ لذا با استفاده از مفهوم CS، می‌توان نرخ نمونه‌برداری، توان مصرفی و پیچیدگی محاسباتی در سامانه‌های دیجیتال جمع‌آوری اطلاعات را به‌طور چشم‌گیری کاهش داد. درحقیقت، با استفاده از CS، فرآیند نمونه‌برداری و فشرده‌سازی تا حد ضرب یک ماتریس خاص موسوم به "ماتریس نمونه‌برداری"⁴ با سیگنال موردنظر ساده می‌شود که این ویژگی، موجب استفاده فراوان CS در بسیاری از کاربردهای عملی خصوصاً کاربردهای بلادرنگ و زمان‌واقعی شده است [3,4]. گفتنی است که در مقوله CS، تنها نیاز به بازسازی سیگنال با استفاده از نمونه‌های استخراج‌شده وجود ندارد و بلکه از مفهوم CS برای استخراج ویژگی‌های مختلف از تصاویر نیز می‌توان استفاده کرد [1].

با توجه به نمونه‌برداری محدود در CS، بازسازی سیگنال نمونه‌برداری‌شده مسأله‌ای چالش‌برانگیز است.

¹ Wireless Sensor Network

² Distributed Networks

³ Compressive Sampling

⁴ Measurement (Sampling) Matrix

درحقیقت، به‌منظور بازسازی مناسب سیگنال‌های نمونه‌برداری‌شده توسط CS، آن سیگنال‌ها می‌بایست در یک حوزه تبدیل⁵ تا حد امکان تُنک⁶ (پراکنده) باشند، به این معنی که انرژی بیشینه سیگنال در تعداد کمی از ضرایب تبدیل سیگنال متمرکز باشد [1]. بدین صورت، سیگنال موردنظر در حوزه تبدیل را می‌توان با تعداد کمی از نمونه‌های تصادفی بازسازی کرد و سپس با محاسبه عکس تبدیل استفاده‌شده، تقریبی از سیگنال اصلی را به‌دست آورد. در سال‌های گذشته، روش‌های بازسازی CS مختلفی برای تصاویر دیجیتال پیشنهاد شده‌اند که از خاصیت تُنکی تصاویر در حوزه تبدیل‌های مختلف بهره می‌برند [3,4]. از جمله مشهورترین این روش‌ها، می‌توان به روش‌های GPSR⁷ [5] و SAMP⁸ [6] اشاره کرد. در عمده این روش‌ها، فرآیند بازسازی بر روی کل تصویر به‌صورت یکجا انجام می‌شود که این امر باعث افزایش پیچیدگی محاسباتی الگوریتم بازسازی می‌شود. برای کاهش این مشکل، در [7] روشی موسوم به "حس‌گری فشرده بلوکی" (BCS⁹) پیشنهاد شد که در آن یک تصویر ابتدا به بلوک‌های غیرهمپوشان از ابعاد یکسان تقسیم‌بندی و سپس هر بلوک به‌طور مستقل، نمونه‌برداری، پردازش و یا بازسازی می‌شود. چنین طرحی دارای سه مزیت مهم است: (۱) از آنجایی که ابعاد کلیه بلوک‌ها یکسان است، می‌توان از یک ماتریس نمونه‌برداری یکسان برای همه بلوک‌ها استفاده کرد که این امر موجب کاهش حافظه مصرفی برای ذخیره‌سازی ماتریس نمونه‌برداری در سمت فرستنده (کُدگذار¹⁰ یا نمونه‌بردار) می‌شود. (۲) از آنجایی که هر بلوک به‌صورت مستقل نمونه‌برداری و پردازش می‌شود، سیگنال بازسازی‌شده اولیه در سمت گیرنده را می‌توان با سرعت بیشتری (بدون انتظار برای بازسازی کلیه بلوک‌ها) به‌دست آورد. امکان پردازش موازی برای این امر نیز میسر است. (۳) از آنجایی که کُدگذار (فرستنده) نیاز ندارد که صبر کند تا کلیه بلوک‌ها نمونه‌برداری شوند و سپس اطلاعات را ارسال کند، از BCS می‌توان در کاربردهای زمان‌واقعی و بلادرنگ استفاده کرد.

در روش BCS پیشنهادشده در [7]، جهت بازسازی تصویر نمونه‌برداری‌شده، از یک الگوریتم تکراری سه‌مرحله‌ای مبتنی بر هموارسازی، آفکنش (تصویرکردن)¹¹ و

⁵ Transform

⁶ Sparse

⁷ Gradient Projection for Sparse Reconstruction

⁸ Sparsity Adaptive Matching Pursuit

⁹ Block-based Compressive Sampling

¹⁰ Encoder

¹¹ Projection

استفاده می‌شود. در این روش، از تابع آستانه‌گیری نرم برای حذف و یا کاهش نوفه‌های احتمالی تولید شده در فرآیند تکراری بازسازی استفاده می‌شود. تبدیل Curvelet قادر است تا تصاویر را در جهات و زوایای مختلف پردازش کند و لذا با استفاده از آن، نمایش تُنک‌تری را از تصویر می‌توان به‌دست آورد.

در [19]، روشی مشابه با BCS-SPL موسوم به روش $GrC-CS^{14}$ پیشنهاد شد که در آن فرآیند بازسازی به جای اعمال بر روی بلوک‌های مختلف تصویر، بر روی تکه‌هایی از تصویر موسوم به گرانول (دانه) اعمال می‌شود. گرانول‌ها با استفاده از یک معیار "خوشه‌بندی مبتنی بر گرانول"¹⁵ به‌دست می‌آیند. در این روش، تصویر ورودی ابتدا بر اساس ویژگی‌های ساختاری تکه‌های مختلف تصویر به تعدادی گرانول (دانه) تقسیم‌بندی می‌شود؛ سپس، آنالیز مؤلفه اصلی $(PCA)^{16}$ بر روی هر گرانول اعمال می‌شود تا یک تبدیل تُنک‌ساز بر اساس مؤلفه‌های اصلی محاسبه‌شده به‌دست آید؛ سپس، ضرایب تبدیل به‌دست‌آمده، همانند روش اصلی BCS-SPL توسط یک تابع آستانه‌گیری سخت برای کاهش نوفه پالایش و این فرآیند به‌صورت تکراری تا حصول به یک کیفیت بازسازی مناسب تکرار می‌شود.

در [22]، یک روش BCS تطبیقی ارائه شد که در آن نرخ نمونه‌برداری بلوک‌های مختلف بر اساس اهمیت بصری آن‌ها به‌صورت تطبیقی در سمت فرستنده (کدگذار) تغییر می‌کند. اهمیت بصری بلوک‌ها در سمت گیرنده (کدبردار) محاسبه شده و از طریق یک کانال بازخورد به فرستنده ارسال می‌شود. برای اندازه‌گیری اهمیت بصری بلوک‌ها، ابتدا بلوک‌ها بر اساس اندازه ضرایب DCT آن‌ها در سه ناحیه فرکانس پایین، میانی و بالا به سه دسته محتوای صاف، لبه و بافت تقسیم‌بندی شده و سپس بر اساس نوع محتوا، نرخ نمونه‌برداری متفاوتی برای هر بلوک در نظر گرفته می‌شود. در سمت گیرنده، از روش مشهور بازسازی BCS-SPL ارائه‌شده در [7] استفاده می‌شود.

در [23]، یک روش فشرده‌سازی تصویر بر مبنای BCS برای شبکه‌های متشکل از حس‌گرهای بی‌سیم ارائه شد که در آن در سمت فرستنده، نمونه‌برداری از تصویر به‌صورت تطبیقی در حوزه تبدیل موجک Haar با استفاده از میزان انرژی باقی‌مانده در هر حس‌گر و کیفیت پیوند مخابراتی آن انجام می‌شود تا مجموع انرژی مصرف‌شده در

آستانه‌گیری¹ استفاده می‌شود که در مرحله نخست هر تکرار، ابتدا تصویر با یک فیلتر هموارکننده² پالایش می‌شود تا عیوب و اعوجاجات احتمالی به‌وجودآمده در مرحله تکرار قبلی کاهش یابند. در مرحله دوم، تصویر هموارشده با یک تبدیل تُنک‌ساز³ بلوکی پردازش شده تا ضرایب تبدیل برای هر بلوک به‌دست آیند؛ سپس، این ضرایب بر روی یک مجموعه محدب⁴ خاص آفکنده (نگاشته یا تصویر) می‌شوند. پس از آن در مرحله سوم، برای تحمیل تُنکی سیگنال حاصله در حوزه تبدیل، از یک تابع آستانه‌گیری سخت⁵ استفاده می‌شود. این سه مرحله تا حصول به یک کیفیت بازسازی مطلوب تکرار می‌شوند؛ در واقع، این روش نمونه‌ای از الگوریتم مشهور لندویر آفکنده‌شده $(PL)^6$ [8] است که در آن از یک مرحله هموارسازی تصویر برای کاهش عیوب موازیکی‌شدن به‌خصوص در لبه بین بلوک‌ها، استفاده می‌شود. در نتیجه، روش بازسازی پیشنهادی در [7] با نام مستعار $BCS-SPL^7$ شناخته می‌شود.

برای حصول به کیفیت بالا در هنگام بازسازی یک تصویر بر اساس نمونه‌های CS آن، میزان تُنکی تصویر در حوزه تبدیل استفاده شده، نقش بسیار مهمی دارد. به‌عنوان مثال، در [7] از دو تبدیل UWT^8 و OLT^9 برای این امر استفاده می‌شود. در [9]، از تبدیل مشهور و پرکاربرد DCT^{10} در الگوریتم BCS-SPL استفاده می‌شود. در [10]، نشان داده شده است که تبدیل جهت‌دار Contourlets می‌تواند میزان تُنکی سیگنال را افزایش دهد و لذا از آن در الگوریتم بازسازی BCS-SPL استفاده شده است. همچنین در [10]، از تبدیلات DWT^{11} و $DDWT^{12}$ نیز در BCS-SPL استفاده شده است و نتایج تجربی به‌دست‌آمده نشان داده‌اند که تبدیل DDWT از عملکرد بسیار خوبی در مقایسه با سایر تبدیل‌ها برخوردار است؛ چون این تبدیل قادر است تا تصویر را در جهات مختلف پردازش کند. در [11] از تبدیل گسسته Curvelet در الگوریتم BCS-SPL استفاده شده و به جای استفاده از تابع آستانه‌گیری سخت⁵ [12] از یک تابع آستانه‌گیری تکراری¹³ ضرایب Curvelet موسوم به ICT^{13}

¹ Thresholding

² Smoothing Filter

³ Sparsifying Transform

⁴ Convex Set

⁵ Hard Thresholding

⁶ Projected Landweber

⁷ Smoothed Projected Landweber

⁸ Undecimated Wavelet Transform

⁹ Oversampled Lapped Transform

¹⁰ Discrete Cosine Transform

¹¹ Discrete Wavelet Transform

¹² Dual-tree DWT

¹³ Iterative Curvelet Thresholding

¹⁴ Granular-computing-based CS

¹⁵ Granular-computing-based Clustering

¹⁶ Principle Component Analysis

شبکه کاهش یابد. به‌طور خاص، در این روش، نرخ نمونه‌برداری هر بلوک به‌صورت تطبیقی بر اساس تابعی از انرژی ضرایب تبدیل، میزان انرژی باقی‌مانده در حس‌گر مربوطه و کیفیت پیوند مخابراتی آن تعیین می‌شود. در سمت گیرنده، نیز از روش مشهور بازسازی BCS-SPL [7] استفاده می‌شود.

در [20]، روش BCS دیگری موسوم به DBCS-FOCUSS پیشنهاد شد که برخلاف روش BCS-SPL که در آن عملیات هموارسازی و تُنک‌سازی در دو مرحله مجزا انجام می‌شود، این دو مرحله به‌صورت هم‌زمان و بدون استفاده از آستانه‌گیری، فقط با بهینه‌سازی یک تابع هدف تعریف‌شده انجام می‌گیرد. همان‌طور که در [20] نشان داده شده است، انجام این دو مرحله به‌طور هم‌زمان، میزان تُنک‌بودن ضرایب تبدیل را بهبود داده و در نتیجه کیفیت بازسازی بهبود می‌یابد. در [25]، نیز نسخه سریع این روش پیشنهاد شد.

از دیگر روش‌های مشهور، روش موسوم به BCS-TV [13] است که در آن فرآیند نمونه‌برداری به‌صورت بلوکی انجام می‌شود؛ اما فرآیند بازسازی به‌صورت غیربلوکی با استفاده از منطق کمینه‌سازی مجموع تغییرات (TV^1) بر روی کل تصویر انجام می‌شود که در آن میزان تُنکی تصویر به همراه میزان همواربودن تصویر به‌عنوان دو قید بهینه‌سازی استفاده می‌شوند.

در [21]، یک روش BCS برای تصاویر و ویدیوها بر مبنای روش کمینه‌سازی TV ارائه شد که در آن تلاش می‌شود تا عیوب موزاییکی در لبه بلوک‌ها با استفاده از یک روش رفع نوفه^۲ و همچنین پردازش بلوک‌ها در حوزه گرادین، تا حد امکان کاهش یابد؛ همچنین در این روش برای بهبود کیفیت تصویر بازسازی‌شده و بازسازی جزئیات با وضوح پایین، از یک روش توصیف تُنک‌تکه‌ای^۳ نیز به‌صورت یک مرحله پس‌پردازش استفاده می‌شود. اگرچه نتایج تجربی به‌دست‌آمده حاکی از کیفیت بازسازی خوب این روش است؛ اما همان‌طور که در بخش نتیجه‌گیری این مقاله اشاره شده است، به‌دلیل استفاده از فیلتر رفع نوفه میانگین‌های غیرمحملی (NLM^4) و همچنین روش توصیف تُنک‌تکه‌ای پیچیدگی محاسباتی این روش بسیار بالاست و در عمل مزیت استفاده از BCS برای کاهش حجم محاسبات در مقایسه با روش‌های CS غیربلوکی موجود را زیر سؤال

¹ Total Variation

² Denoising

³ Patch-based Sparse Representation

⁴ Non-local Means

می‌برد. در [24]، مرور مختصر و مفیدی از روش‌های مبتنی بر TV ارائه شده است.

همان‌طور که مشاهده می‌شود، در بیش‌تر روش‌های یادشده، تبدیل استفاده‌شده، یک تبدیل ثابت بوده و بر اساس محتوای تصویر تغییر نمی‌کند. بدیهی است چنانچه بتوان تبدیلی طراحی کرد که بر اساس محتوای تصویر به‌صورت تطبیقی^۵ تغییر کند تا بیشترین میزان تُنکی تصویر را نتیجه دهد، از آن تبدیل می‌توان در الگوریتم BCS-SPL برای حصول به کیفیت بازسازی بالاتری استفاده کرد. در این مقاله، ابتدا یک تبدیل "تُنک‌ساز تطبیقی"^۶ برای الگوریتم BCS-SPL پیشنهاد می‌دهیم که از شباهت و همبستگی بین بلوک‌های مجاور در یک تصویر برای تُنک‌سازی بیشتر بلوک‌ها در حوزه تبدیل استفاده می‌کند. به‌عبارت دیگر، تبدیل پیشنهادی به‌صورت تطبیقی برای هر یک از بلوک‌های تصویر محاسبه و اعمال می‌شود. درحقیقت، خواهیم دید که تبدیل پیشنهادی برای یک بلوک، از بردارهای ویژه ماتریس همبستگی مجموعه‌ای از شبیه‌ترین بلوک‌ها به بلوک موردنظر تشکیل می‌شود؛ سپس، به‌منظور کاهش یا حذف نوفه یا اعوجاج‌های احتمالی تولیدشده در فرآیند تکراری BCS-SPL و در عین حال افزایش میزان تُنکی سیگنال، یک تابع "آستانه‌گیری تطبیقی"^۷ پیشنهاد می‌دهیم که توسط آن ضرایب حاصل از اعمال تبدیل تطبیقی پیشنهادی بر روی هر یک از بلوک‌های تصویر به‌صورت نرم و بر اساس توزیع احتمال ضرایب نوفه‌ای در دسترس، پالایش (آستانه‌گیری) می‌شوند تا تقریب بهتری از ضرایب بدون نوفه مجهول و در نتیجه تصویر اصلی نمونه‌برداری شده به‌دست آید. توجه شود که روش پیشنهادی در این مقاله، درحقیقت، همان روش اصلی BCS-SPL است؛ اما با دو تفاوت: (۱) در روش پیشنهادی از تبدیل تطبیقی پیشنهادی به‌جای تبدیل ثابت همانند DCT استفاده می‌شود و (۲) از آستانه‌گیری نرم تطبیقی پیشنهادی به‌جای آستانه‌گیری سخت و غیرتطبیقی روش BCS-SPL استفاده می‌شود.

توجه شود که روش پیشنهادی در این مقاله، فقط یک روش بازسازی تصویر بر اساس نمونه‌های BCS آن است و به عبارت دیگر، روش پیشنهادی در سمت گیرنده یا گذردار پیاده‌سازی می‌شود؛ لذا، روش پیشنهادی با روش‌های پیشنهاد شده در [22] و [23] که فقط روشی برای

⁵ Adaptive

⁶ Adaptive Sparsifying Transform

⁷ Adaptive Thresholding

نمونه برداری در سمت فرستنده یا گدگذار ارایه می کنند، متفاوت است. گفتنی است که روش های پیشنهادی در [22] و [23] از همان روش BCS-SPL مشهور برای بازسازی تصویر استفاده می کنند.

نتایج تجربی به دست آمده نشان می دهند که روش پیشنهادی که آن را به اختصار ABCS¹-SPL می نامیم، از دقت و کیفیت بصری بالاتری در بازسازی تصاویر در نرخ های نمونه برداری مختلف در مقایسه با روش های مطرح موجود همچون BCS-TV و DBCS-FOCUSS برخوردار است. برای مقایسه کیفیت بصری روش پیشنهادی با سایر روش های مطرح موجود علاوه بر معیار PSNR² از سه معیار "ارزیابی کیفیت تصویر"³ مشهور SSIM [14]، FSIM [15] و VIF [18] استفاده می کنیم.

طرح و سازمان کلی این مقاله بدین صورت است که در بخش ۲ به مرور مختصر مفهوم حس گری فشرده و همچنین نوع بلوکی آن می پردازیم. به طور خاص، الگوریتم بازسازی BCS-SPL اصلی را شرح می دهیم. روش پیشنهادی در بخش ۳ شرح داده می شود. آزمایش های انجام شده و نتایج به دست آمده در بخش ۴ ارایه خواهند شد و در پایان، در بخش ۵، نتیجه گیری مطالب ارایه می شود.

۲- مبانی حس گری فشرده

۲-۱- حس گری فشرده

فرض کنید که $x \in R^N$ یک سیگنال z -تُنک^۴ نسبت به یک پایه (تبدیل) متعامد $\Psi \in R^{N \times N^o}$ باشد، بدین معنی که پس از انتقال سیگنال x به حوزه تعریف شده توسط آن پایه، تعداد z ضریب غیر صفر در حوزه تبدیل به دست آید. بر طبق تئوری حس گری فشرده، سیگنال x را می توان با M نمونه، به صورت زیر حس گری یا اندازه گیری کرد تا بردار نمونه ها (ضرایب) y را به دست آورد:

$$y = \Phi x = \Phi(\Psi\theta), \quad (1)$$

که در آن ماتریس Φ یک ماتریس نمونه برداری^۵ (حس گری یا اندازه گیری) از ابعاد $M \times N$ است، به طوری که در آن $M \ll N$. نیز بردار ضرایب تبدیل است که اگر سیگنال تبدیل یافته توسط Ψ ، z -تُنک باشد، تنها z عنصر آن غیر صفر است. عبارت بالا، فرآیند نمونه برداری یا گدگذاری

توسط حس گری فشرده را بیان می کند. در عبارت بالا، نرخ نمونه برداری حس گری فشرده برابر است با $p = M/N$. بنابراین چنانچه $M = N$ ، نمونه برداری در نرخ کامل صورت می گیرد، اما در عمل، بسیاری از سیگنال ها همانند تصاویر را می توان با نرخ نمونه برداری بسیار پایین تری گدگذاری و سپس بازسازی کرد که این موضوع، یکی از مزایای تئوری حس گری فشرده در مقایسه با شیوه سنتی نمونه برداری بر اساس نرخ نایکوئیست سیگنال ها است. کلمه "فشرده" در عبارت حس گری فشرده نیز ریشه در این موضوع دارد. از مشهورترین و پرکاربردترین تبدیل های تُنک ساز می توان به تبدیل کسینوسی گسسته (DCT⁷) و تبدیل موجک اشاره کرد؛ حال فرض کنید که بردار نمونه های فشرده y در اختیار است و می خواهیم با آن سیگنال اصلی x را بازسازی یا واگشایی^۸ کنیم. اگر Φ یک ماتریس رتبه کامل باشد، ساده ترین راه برای این امر، استفاده از تبدیل $\hat{x} = \Phi^+ y$ است که در آن Φ^+ بیانگر شبه معکوس^۹ Φ است؛ اما در عمل، ممکن است Φ یک ماتریس رتبه کامل نباشد؛ لذا برای بازسازی یک سیگنال اصلی می توان از مسأله بهینه سازی زیر موسوم به مسأله تعقیب پایه (BP¹⁰) [6] استفاده کرد:

$$\hat{\theta} = \underset{\theta}{\operatorname{argmin}} \|\theta\|_1 \quad \text{s.t. } y = \Phi x, \quad (2)$$

که در آن $\|\theta\|_1$ بیانگر نُرم یک θ است که برابر با مجموع ضرایب غیر صفر θ است. به عبارت دیگر، مسأله بهینه سازی بالا تلاش می کند تا تُنک ترین بردار ممکن برای θ را به دست آورد؛ به نحوی که توسط آن همچنان بتوان به معادله بازسازی شده را می توان توسط عبارت $y = \Phi x = \Phi(\Psi\theta)$ سیگنال $\hat{x} = \Psi\theta$ به دست آورد که در آن \hat{x} بیانگر سیگنال بازسازی شده (که تقریبی از x است) است. متأسفانه این روش حجم محاسباتی بسیار بالایی دارد چون مسأله بهینه سازی بر روی کل تصویر اعمال می شود. روش های سریع تر متعددی برای حل مسأله بهینه سازی بالا پیشنهاد شده اند که از جمله مشهورترین آن ها می توان به روش های "تعقیب تطبیقی متعامد"^{۱۱} (OMP^{۱۲}) [16] اشاره کرد. اما همچنان، این روش ها نیز برای کاربردهای بلا درنگ و زمان واقعی به دلیل حجم محاسبات بالا مناسب نیستند.

⁷ Discrete Cosine Transform

⁸ Decoding

⁹ Pseudo-Inverse

¹⁰ Basis Pursuit

¹¹ L1-Norm

¹² Orthogonal Matching Pursuit

¹ Adaptive BCS-SPL

² Peak Signal-to-Noise Ratio

³ Image Quality Assessment

⁴ k-Sparse

⁵ Orthogonal Basis

⁶ Sampling Matrix

۲-۲- حس‌گری فشرده بلوکی

همان‌طور که اشاره شد، اعمال فرآیند بازسازی حس‌گری فشرده بر روی کل یک تصویر به‌طور معمول از حجم محاسباتی بسیار بالایی برخوردار است که این امر امکان استفاده از آن را در کاربردهای زمان‌واقعی و بلادرنگ محدود می‌سازد. برای رفع این مشکل، الگوریتمی موسوم به حس‌گری فشرده بلوکی (BCS^۱) در [7] معرفی شد که در آن یک تصویر به تعدادی بلوک غیرهم‌پوشان تقسیم شده و سپس فرآیند حس‌گری فشرده و بازسازی بر روی هر یک از بلوک‌ها به‌صورت مجزا اعمال می‌شود. بدین صورت، از یک ماتریس نمونه‌برداری به‌مراتب کوچک‌تر استفاده می‌شود. اگرچه حجم محاسبات روش BCS در مقایسه با حالت اصلی (که در آن نمونه‌برداری و بازسازی بر روی کل تصویر انجام می‌شود) بسیار پایین‌تر است، اما در تصویر بازسازی‌شده با BCS، عیوب فرکانس بالایی به‌خصوص در لبه بین بلوک‌های مختلف به‌وجود می‌آید که کیفیت بصری تصویر بازسازی‌شده را کاهش می‌دهد. برای رفع این مشکل، الگوریتمی موسوم به BCS-SPL^۲ در [7] پیشنهاد شد که در آن از یک فیلتر هموارکننده^۳ و یک فرآیند آستانه‌گیری تکراری^۴ برای کاهش عیوب موزاییکی‌شدن^۵ در لبه بین بلوک‌های مختلف استفاده می‌شود. نظر به اهمیت این الگوریتم در این مقاله، در ادامه به شرح مختصر روش BCS-SPL می‌پردازیم.

در روش BCS-SPL یک تصویر داده شده \mathbf{x} ابتدا به بلوک‌های غیرهم‌پوشان از ابعاد $B \times B$ تقسیم‌بندی می‌شود. هر بلوک با پیوست کلیه ستون‌های آن به یکدیگر برداری شده و به یک بردار \mathbf{x}_j از طول B^2 تبدیل می‌شود که در آن j بیان‌گر j -امین بلوک است. پس از آن، هر بردار \mathbf{x}_j توسط یک ماتریس نمونه‌برداری بلوکی Φ_B ، نمونه‌برداری می‌شود تا یک بردار از نمونه‌ها \mathbf{y}_j به‌صورت زیر به‌دست آید:

$$\mathbf{y}_j = \Phi_B \mathbf{x}_j = \Phi_B (\Psi \theta_j), \quad (۳)$$

که در آن θ_j بیان‌گر ضرایب تبدیل برای j -امین بلوک و طول بردار حاصله \mathbf{y}_j برابر با $M_B = (M/N)B^2$ و ماتریس تبدیل Ψ از ابعاد $B^2 \times B^2$ است. ماتریس $\Phi_B \in R^{M_B \times B^2}$ طوری انتخاب می‌شود که متعامد نرمالیزه‌شده^۶ باشد؛ یعنی $\Phi_B \Phi_B^T = 1$. یک انتخاب مشهور برای Φ_B ، استفاده از ماتریس گاوسی تصادفی^۷ i.i.d^۷ نرمالیزه شده است [11].

معادله (۳)، فرآیند نمونه‌برداری یا گذراری در الگوریتم BCS-SPL را نشان می‌دهد. در این الگوریتم، جهت واگشایی نمونه‌های تولیدشده برای بلوک‌های مختلف و تبدیل آن‌ها به یک تصویر بازسازی‌شده $\hat{\mathbf{x}}$ ، از یک فرآیند تکراری دو مرحله‌ای استفاده می‌شود. در مرحله نخست، ابتدا یک فیلتر هموارساز وینر^۸ دوبعدی بر روی یک تصویر بازسازی‌شده اولیه اعمال می‌شود تا عیوب موزاییکی و نوفه در آن کاهش یابد؛ سپس هر یک از بلوک‌های موجود در تصویر حاصله، برداری شده و با آفکنش (تصویرکردن)^۹ آن به یک مجموعه محدب^{۱۰} \mathbb{C} نزدیک‌ترین بردار به آن در \mathbb{C} یافت می‌شود. مجموعه محدب یادشده به‌صورت یک ابرصفحه^{۱۱} $\mathbb{C} = \{\mathbf{g}; \Phi \mathbf{g} = \mathbf{y}\}$ تعریف می‌شود. برای هر بردار دلخواه \mathbf{x} ، نزدیک‌ترین بردار $\rho(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \Phi)$ بر \mathbb{C} به‌صورت زیر یافت می‌شود:

$$\rho(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \Phi) = \mathbf{x} + \Phi^T (\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x}), \quad (۴)$$

که در آن فرض شده است که Φ یک ماتریس متعامد نرمالیزه شده است. پس از آفکنش محدب، ممکن است نوفه‌ای به بلوک‌های به‌دست‌آمده اضافه شود. برای کاهش این نوفه، در مرحله دوم از یک تابع آستانه‌گیری سخت^{۱۲} $\mathcal{H}(\Psi, \mathbf{x}, k)$ استفاده می‌شود. در این تابع، سیگنال ورودی \mathbf{x} ابتدا توسط تبدیل $\mathbf{f} = \Psi \mathbf{x}$ به \mathbf{f} تبدیل می‌شود و سپس n ضریب بزرگ‌تر \mathbf{f} نگاه داشته می‌شوند. به‌طور معادل، می‌توان فقط ضرایبی را که اندازه آن‌ها از یک حد آستانه بزرگتر باشد، نگاه داشت و سایر ضرایب را برابر صفر قرار داد؛ درنهایت، عکس تبدیل Ψ^{-1} بر روی \mathbf{f} اعمال می‌شود تا سیگنال بازسازی شده $\hat{\mathbf{x}}$ به‌دست آید.

دو مرحله بالا، به‌صورت متوالی در داخل یک حلقه تکرار می‌شوند تا یک شرط خروج از حلقه حاصل شود. شرط خروج می‌تواند هم‌گرایی پاسخ (اندازه‌گیری‌شده توسط یک معیار دلخواه) و یا رسیدن به یک تعداد تکرار مشخص باشد. به‌اختصار، دو فرآیند آفکنش محدب و آستانه‌گیری سخت برای بازسازی j -امین بلوک بر حسب نمونه‌های CS آن یعنی \mathbf{y}_j ، به‌صورت زیر بیان می‌شود. ابتدا ضرایب $\hat{\theta}_j^{(i)}$ در مرحله تکرار (i) به‌صورت زیر به‌دست می‌آیند:

$$\hat{\theta}_j^{(i)} = \hat{\theta}_j^{(i-1)} + \Psi^{-1} \Phi_B^T (\mathbf{y}_j - \Phi_B \Psi \hat{\theta}_j^{(i-1)}), \quad (۵)$$

^۸ Wiener

^۹ Projection

^{۱۰} Convex Set

^{۱۱} Hyper-plane

^{۱۲} Hard Thresholding Function

^۱ Block-Based Compressed Sensing

^۲ Smoothed Projected Landweber BCS

^۳ Smoothing Filter

^۴ Iterative Thresholding Process

^۵ Blocking Artifacts

^۶ Orthonormal

^۷ Independent and Identically Distributed

که در آن آستانه‌گیری سخت توسط آستانه $t^{(i)}$ به صورت زیر انجام می‌شود:

$$\hat{\theta}_j^{(i)} = \begin{cases} \bar{\theta}_j^{(i)}, & |\bar{\theta}_j^{(i)}| \geq t^{(i)} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

سپس، بازسازی بلوک به صورت زیر انجام می‌شود:

$$\mathbf{x}_j^{(i+1)} = \Psi \hat{\theta}_j^{(i)} + \Phi_B^T (\mathbf{y}_j - \Phi_B \Psi \hat{\theta}_j^{(i)}), \quad (7)$$

که در آن $\mathbf{x}_j^{(i+1)}$ بیانگر j -آمین بلوک بازسازی شده در مرحله $(i+1)$ است.

۳- روش پیشنهادی

۳-۱- معرفی کلی

برخلاف مشهوریت و کیفیت بازسازی بالای الگوریتم BCS-SPL، این الگوریتم از یک تبدیل ثابت همانند DCT یا موجک استفاده می‌کند. بدیهی است هر چه سیگنال موردنظر با استفاده از تبدیل اعمالی تُنک‌تر باشد، کیفیت سیگنال بازسازی شده بالاتر خواهد بود و برعکس؛ لذا چنانچه بتوان تبدیلی به دست آورد که به صورت تطبیقی، بر اساس محتوای سیگنال تغییر کند تا میزان تُنکی سیگنال را در مقایسه با تبدیل‌های ثابت نظیر DCT و موجک، افزایش دهد، با استفاده از آن می‌توان کیفیت بازسازی الگوریتم BCS-SPL را افزایش داد. همچنین، در الگوریتم BCS-SPL از یک تابع آستانه‌گیری سخت^۱ به عنوان یک عملگر کاهنده نوفه در حوزه تبدیل استفاده می‌شود تا ضرایب تبدیلی که اندازه آن‌ها از یک آستانه مشخص کوچک‌تر هستند، حذف شوند تا بدین صورت، از یک طرف، نوفه احتمالی به وجود آمده در فرآیند تکراری الگوریتم BCS-SPL حذف شود و یا کاهش یابد و از طرف دیگر، تُنک‌بودن سیگنال در هر مرحله تحمیل شود. بدیهی است هر چه آستانه‌های یادشده با دقت بیشتری محاسبه شوند، کیفیت سیگنال بازسازی شده بهتر خواهد بود. برای این منظور، در روش پیشنهادی، یک تابع آستانه‌گیری نرم^۲ را پیشنهاد می‌دهیم که در آن، آستانه مربوطه به صورت تطبیقی بر اساس ضرایب نوفه‌ای در دسترس محاسبه می‌شود. در ادامه، به شرح مفصل روش پیشنهادی می‌پردازیم.

۳-۲- تبدیل تطبیقی پیشنهادی

از آنجایی که بلوک‌های مجاور در تصاویر شباهت‌های بسیار زیادی به یکدیگر دارند، می‌توان از همبستگی و شباهت

¹ Hard Thresholding

² Soft Thresholding

موجود بین آن‌ها برای بهبود کیفیت بازسازی الگوریتم BCS-SPL استفاده کرد. یک راه برای بهره‌بردن از این موضوع، طراحی یک تبدیل تطبیقی برای تُنک‌سازی بیشتر سیگنال‌های مورد بازسازی است. برای این منظور، برای هر بلوک \mathbf{x}_j ($j = 1, \dots, J$) در تصویر بازسازی شده اولیه، ابتدا در یک پنجره جستجو با ابعاد مشخص حول هر بلوک دلخواه، مجموعه‌ای از بلوک‌های هم‌اندازه که بیشترین تشابه را با بلوک موردنظر دارند، می‌یابیم. مرکز پنجره یادشده برابر با مرکز بلوک موردنظر (\mathbf{x}_j) در نظر گرفته می‌شود. معیار تشابه می‌تواند هر معیار دلخواه نظیر MSE^3 یا MAD^4 باشد و بلوک‌های استخراج شده می‌توانند دارای هم‌پوشانی باشند؛ سپس، کلیه بلوک‌های به دست آمده برداری می‌شوند. فرض کنید که \mathbf{w}_j^k بیانگر k -آمین بلوک برداری شده به دست آمده برای \mathbf{x}_j باشد که $k = 1, \dots, K$ که در آن K بیانگر تعداد کل بلوک‌های مشابه یافته شده است. پس از آن، ماتریس همبستگی (گرام)^۵ کلیه بلوک‌های مشابه یافته شده برای بلوک موردنظر به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\mathbf{R}_j = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{w}_j^k (\mathbf{w}_j^k)^T \quad (8)$$

که در آن T بیانگر ترانپوز است. این ماتریس، همبستگی متقابل بین هر یک از بلوک‌های استخراج شده را در بر دارد؛ سپس، بردارهای ویژه ماتریس \mathbf{R}_j با استفاده از الگوریتم تجزیه مقادیر تکین (SVD)^۶ [17] به صورت $\mathbf{R}_j = \mathbf{U}_j \mathbf{D}_j \mathbf{U}_j^T$ محاسبه می‌شوند که در آن \mathbf{U}_j ماتریس حاوی بردارهای ویژه و \mathbf{D}_j ماتریس قطری حاوی مقادیر ویژه است. در نهایت، پیشنهاد می‌کنیم تا از ماتریس \mathbf{U}_j به عنوان یک تبدیل تطبیقی^۷ برای تُنک‌سازی \mathbf{x}_j در روش BCS-SPL استفاده کنیم؛ یعنی $\Psi_j = \mathbf{U}_j$. از آنجایی که بردارهای ویژه به دست آمده بر اساس مشابه‌ترین بلوک‌ها به \mathbf{x}_j محاسبه شده‌اند، آن‌ها را می‌توان به عنوان اتم‌های سازنده \mathbf{x}_j در نظر گرفت؛ به نحوی که با ترکیب خطی تعداد محدودی از آن‌ها می‌توان بلوک اصلی \mathbf{x}_j را توصیف کرد؛ لذا، با استفاده از آن‌ها می‌توان یک توصیف تُنک از \mathbf{x}_j به دست آورد. توجه شود که روش پیشنهادی، درحقیقت، یک روش بازسازی تصویر بر اساس نمونه‌های اخذشده با حس گری فشرده بلوکی در سمت گیرنده است و برای محاسبه تبدیل تطبیقی پیشنهادی، تنها از اطلاعات تصویری موجود در سمت گیرنده استفاده می‌شود؛ به عبارت دیگر، در سمت فرستنده، تنها

³ Mean Square Error

⁴ Mean Absolute Deviation

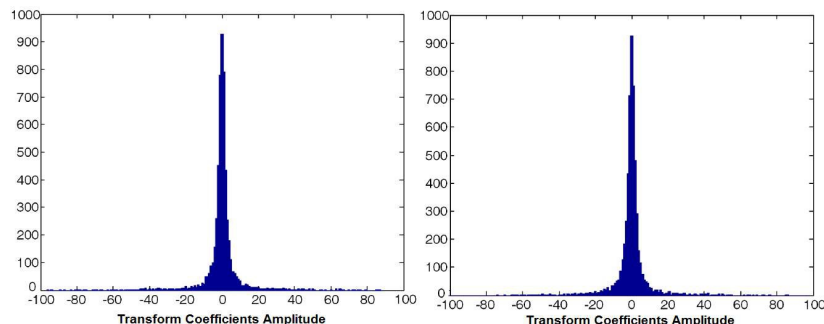
⁵ Correlation (Gram) Matrix

⁶ Singular Value Decomposition

⁷ Adaptive Transform

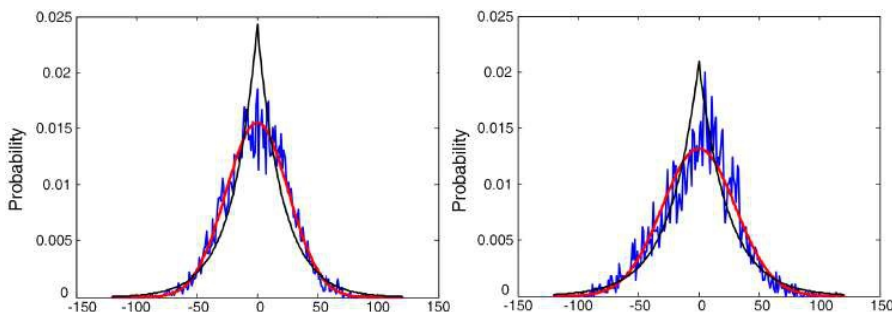
می‌توان از هر روش دلخواهی استفاده کرد. برای مثال، می‌توان از الگوریتم اصلی BCS-SPL برای این منظور استفاده کرد. بدیهی است، هر چه کیفیت تصویر بازسازی شده اولیه بهتر باشد، کیفیت تصویر بازسازی شده نهایی بیشتر خواهد بود.

نمونه برداری سیگنال به صورت بلوکی انجام شده و نیازی به ارسال بردارهای ویژه هر بلوک به گیرنده نیست؛ چون این بردارها تنها در سمت گیرنده محاسبه می‌شوند. مشاهده می‌شود که روش پیشنهادی، تصویر نهایی را از روی یک تصویر بازسازی شده اولیه تولید می‌کند. برای به دست آوردن تصویر بازسازی شده اولیه در روش پیشنهادی،



(شکل-۱): هیستوگرام دامنه ضرایب تبدیل تطبیقی پیشنهادی برای دو تصویر سطح خاکستری بدون نوفه Barbara (سمت چپ) و Lena (سمت راست).

(Figure-1): Histogram of the transform coefficients amplitude for clean Barbara (left) and Lena (right).



(شکل-۲): توزیع آماری نوفه برای دو تصویر Barbara (سمت چپ) و Lena (سمت راست). منحنی آبی توزیع تجربی نوفه را نشان می‌دهد در حالی که منحنی قرمز و مشکی، به ترتیب، یک توزیع گاوسی برازش شده و یک توزیع لاپلاسین برازش شده بر روی توزیع تجربی نوفه را نشان می‌دهد.

(Figure-2): The statistical distribution of noise for Barbara (left) and Lena (right). The blue curve shows the empirical distribution of noise while the red and black curves shows the Gaussian fit and Laplacian fit, respectively.

فرض کنید v_j بیان گر ضرایب تبدیل x_j با استفاده از تبدیل تطبیقی Ψ_j پیشنهادی در بخش قبل به صورت $v_j = \Psi_j x_j$ باشند. در هر مرحله تکرار از الگوریتم BCS-SPL، نوفه یا اعوجاجی در تصویر بازسازی شده در آن مرحله به وجود می‌آید (همانند اعوجاج‌های موزاییکی^۳ در لبه بلوک‌ها) و لذا ضرایب نوفه‌ای در حوزه تبدیل (\hat{v}_j) را می‌توان به صورت زیر بیان کرد:

$$\hat{v}_j = v_j + n_j, \quad (9)$$

که در آن n_j بیان گر نوفه یا اعوجاج اضافه شده ناشناس است. در اینجا هدف از فرآیند کاهش نوفه، تخمین ضرایب بدون نوفه v_j با استفاده از ضرایب نوفه‌ای \hat{v}_j در دسترس است.

۳-۳- عمل گر آستانه‌گیری نرم پیشنهادی

در بیش تر روش‌های کاهش نوفه^۱ در حوزه تبدیل، همانند روش به کاررفته در الگوریتم اصلی BCS-SPL، فرض شده است که نوفه موجود یک نوفه گاوسی سفید اضافه شونده ($AWGN^2$) است. هر چند که این فرض در عمل ممکن است، صحیح نباشد. در این بخش، یک عمل گر آستانه‌گیری نرم و تطبیقی در حوزه تبدیل پیشنهاد می‌دهیم که این محدودیت را ندارد و از آن می‌توان برای کاهش نوفه در تصاویر بازسازی شده در هر مرحله از الگوریتم BCS-SPL استفاده کرد.

¹ Denoising

² Adaptive White Gaussian Noise

³ Blocking Artifacts

در الگوریتم BCS-SPL به تصویر اصلی بدون نوفه دسترسی نداریم، واریانس ضرایب تبدیل تصویر بدون نوفه یعنی σ_j^2 را می‌توان با استفاده از تخمین گر "بیشینه احتمال" (ML⁶) با متوسط‌گیری بر روی ضرایب تبدیل نوفه‌ای \hat{v}_j در یک همسایگی حول j یعنی $\Omega(j)$ به صورت زیر به دست آورد:

$$\sigma_j^2 = \operatorname{argmax}_{\sigma_j^2} \left\{ \prod_{j' \in \Omega(j)} \Pr(\hat{v}_{j'} | \sigma_j^2) \right\} = \max(0, -\sigma_{n_j}^2) \quad (12)$$

که در آن γ تعداد نمونه‌های موجود در همسایگی $\Omega(j)$ است و $\Pr(\hat{v}_{j'} | \sigma_j^2)$ بیانگر توزیع گاوسی با میانگین صفر و واریانس $\sigma_j^2 + \sigma_{n_j}^2$ است. در این مقاله، از همسایگی‌های 3×3 برای این منظور استفاده می‌کنیم. حال، به منظور تخمین v_j با استفاده از \hat{v}_j از تخمین گر MAP به صورت زیر استفاده می‌کنیم:

$$v_j = \operatorname{argmax}_{v_j} \{ \Pr(v_j | \hat{v}_j) \}. \quad (13)$$

بر اساس روابط بالا و اعمال قانون بیز، می‌توان به دست آورد:

$$v_j = \operatorname{argmax}_{v_j} \left\{ \Pr(\hat{v}_j | v_j) \Pr(v_j) \right\} = \operatorname{argmax}_{v_j} \left\{ \Pr(\hat{v}_j - v_j) \Pr(v_j) \right\}. \quad (14)$$

در نهایت، با استفاده از روابط به دست آمده، می‌توان نوشت:

$$v_j = \operatorname{argmax}_{v_j} \left\{ \frac{1}{2} |\hat{v}_j - v_j|^2 + \frac{\sqrt{2}\sigma_{n_j}^2}{\sigma_j} |v_j| \right\}. \quad (15)$$

در نتیجه به دست می‌آوریم:

$$v_j = \operatorname{sgn}(\hat{v}_j) \max(0, |\hat{v}_j| - \frac{\sqrt{2}\sigma_{n_j}^2}{\sigma_j}). \quad (16)$$

در رابطه بالا $\operatorname{sgn}(\cdot)$ بیانگر تابع علامت است. در حقیقت رابطه بالا همان تابع آستانه‌گیری نرم⁷ است که در آن سطح آستانه با عبارت دوم در تابع $\max(\cdot)$ مشخص می‌شود. همچنین، مشاهده می‌کنیم که در (16) آستانه مربوطه به صورت تطبیقی بر اساس ضرایب نوفه‌ای بلوک مورد نظر و همچنین واریانس تخمین زده شده برای نوفه در هر مرحله تکرار از الگوریتم بازسازی محاسبه می‌شود.

در جدول (1)، خلاصه روش بازسازی پیشنهادی نشان داده شده است. توجه شود که الگوریتم ارایه شده در این جدول، همان الگوریتم روش اصلی BCS-SPL است؛ اما

⁶ Maximum Likelihood

⁷ Soft Thresholding

این امر را می‌توان با روش‌های تخمین بیزین¹ همانند تخمین گر "بیشترین احتمال پسین" (MAP²) انجام داد که برای این موضوع نیاز به دانستن یک دانش پیشین³ از توزیع ضرایب تبدیل بدون نوفه است. برای به دست آوردن توزیع آماری ضرایب تبدیل بدون نوفه v_j ، این ضرایب را برای پنج تصویر استاندارد بدون نوفه Mandrill، Lena، Barbara، Goldhill و Peppers با استفاده از تبدیل تطبیقی پیشنهادی محاسبه کردیم و سپس هیستوگرام آن‌ها را به دست آوردیم. یک نمونه از چنین هیستوگرام‌هایی برای دو تصویر Lena و Barbara در شکل (1) نشان داده شده است. همان‌طور که از این دو مثال مشاهده می‌شود، هیستوگرام‌های به دست آمده حول صفر دارای قله برجسته هستند و دو دم وسیع در دو طرف آن وجود دارند. چنین هیستوگرام‌هایی برای کلیه پنج تصویر استفاده شده، مشاهده شد. برای مدل‌سازی چنین رفتاری، ساده‌ترین توزیع آماری، توزیع لاپلاسین است؛ لذا بر اساس این آزمایش‌های تجربی، توزیع آماری ضرایب تبدیل بدون نوفه v_j را با توجه به تنگی آن‌ها توسط یک توزیع لاپلاسین به صورت زیر مدل کردیم:

$$\Pr(v_j) = \frac{1}{\sqrt{2}\sigma_j} \exp\left(-\frac{\sqrt{2}|v_j|}{\sigma_j}\right) \quad (10)$$

که در آن σ_j بیانگر انحراف معیار ضرایب تبدیل بدون نوفه است. توزیع آماری نوفه را نیز می‌توان با استفاده از ضرایب تبدیل نوفه‌ای و ضرایب تبدیل بدون نوفه به دست آورد. برای این منظور، روش بازسازی پیشنهادی را بر روی پنج تصویر استاندارد یاد شده اعمال کردیم و قبل از اعمال فرآیند آستانه‌گیری، ضرایب تبدیل نویزی را از ضرایب تبدیل بدون نوفه هر تصویر تفریق کردیم تا ضرایب نوفه‌ای به دست آیند؛ سپس، توزیع آماری ضرایب نوفه‌ای به دست آمده را محاسبه کردیم. در شکل (2)، توزیع آماری ضرایب نویزی برای دو تصویر Lena و Barbara نشان داده شده است. همان‌طور که از این دو مثال مشاهده می‌شود، توزیع آماری نوفه را می‌توان با یک توزیع گاوسی به صورت زیر مدل کرد:

$$\Pr(n_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{n_j}} \exp\left(-\frac{n_j^2}{2\sigma_{n_j}^2}\right) \quad (11)$$

که در آن $\sigma_{n_j}^2$ بیانگر واریانس نویز در حوزه تبدیل است که آن را می‌توان با استفاده از روش‌های مختلف همچون "تخمین گر میانه مقاوم"⁴ [12] محاسبه کرد. از آنجایی که

¹ Bayesian Estimators

² Maximum a Posteriori

³ Prior Knowledge

⁴ Transform Coefficients

⁵ Robust Median Estimator

با دو تفاوت: (۱) در روش پیشنهادی از تبدیل تطبیقی پیشنهادی به جای تبدیل ثابت همانند DCT استفاده می‌شود و (۲) از آستانه‌گیری نرم تطبیقی پیشنهادی به جای آستانه‌گیری سخت و غیرتطبیقی روش BCS-SPL استفاده

می‌شود. همچنین، در این جدول، برای تعمیم و کاربرد بیشتر، فرض کرده‌ایم که هر بلوک می‌تواند دارای ماتریس نمونه‌برداری (اندازه‌گیری) دلخواه باشد. در الگوریتم اصلی، ماتریس نمونه‌برداری کلیه بلوک‌ها یکسان فرض می‌شود.

(جدول-۱): خلاصه روش بازسازی حس‌گری فشرده پیشنهادی

(Table-1): The proposed CS reconstruction algorithm.

Input: $\{y_1, \dots, y_M\}$: CS samples of M blocks; $\{\Phi_1, \dots, \Phi_M\}$: Sampling matrices for M blocks; <i>TOL</i> : Tolerance; <i>MAX_{ITER}</i> : maximum iteration number;
Output: Reconstructed Image (\hat{x})
Initialization: Set the iteration number $k = 0$; For each block j do $\hat{x}_j^0 = \Phi_j^T y_j$ or use the original BCS-SPL algorithm to obtain \hat{x}_j^0 or \hat{x}^0
Repeat
$\hat{x}^k = \text{Smoothing Filter}(\hat{x}^k)$
for each block j do
$\hat{x}_j^k \leftarrow \hat{x}_j^k + \Phi_j^T (y_j - \Phi_j \hat{x}_j^k)$
Obtain the adaptive transform Ψ_j
$\hat{v}_j^k = \Psi_j \hat{x}_j^k$
$\sigma_{n_j}^k \leftarrow \text{median}(\hat{v}_j^k - \text{median}(\hat{v}_j^k)) / 0.6745$
$\sigma_j^k \leftarrow \max\left(0, \frac{1}{\gamma} \sum_{j' \in \Omega(j)} (\hat{v}_{j'}^k)^2 - (\sigma_{n_j}^k)^2\right)$
$v_j^k \leftarrow \text{sgn}(\hat{v}_j^k) \max\left(0, \hat{v}_j^k - \frac{\sqrt{2} (\sigma_{n_j}^k)^2}{\sigma_j^k}\right)$
$\hat{x}_j^k = \Psi_j^{-1} v_j^k$
$\hat{x}_j^{k+1} \leftarrow \hat{x}_j^k + \Phi_j^T (y_j - \Phi_j \hat{x}_j^k)$
end for
Compute $e^{k+1} = \ \hat{x}^{k+1} - \hat{x}^k\ _{l_2}$
$\hat{x}^k \leftarrow \hat{x}^{k+1}$
$k \leftarrow k + 1$
until $ e^{k+1} - e^k < \text{TOL}$ or $k = \text{MAX}_{\text{ITER}}$
$\hat{x} \leftarrow \hat{x}^k$
Note: \hat{x}_j^k denotes the j -th reconstructed block in the k -th iteration, and \hat{x}^k denotes the reconstructed frame (image) in the k -th iteration

اغلب در بیشتر مقالات مشابه در این زمینه به‌عنوان روش‌های پایه و مرسوم جهت انجام مقایسات استفاده می‌شوند. درحقیقت، همان‌طور که در ادامه خواهیم دید، پس از گذشت سال‌ها، این روش‌ها همچنان از عملکرد بسیار خوبی در مقایسه با روش‌های جدیدتر برخوردار هستند. به همین دلیل، ما نیز در آزمایش‌های خود، از آن‌ها برای انجام مقایسات استفاده کردیم. برای جامعیت بیشتر، روش غیر بلوکی و مشهور SAMP را نیز در مقایسات انجام‌شده، استفاده کردیم. توجه شود که روش‌های بالا در مقدمه به‌اختصار مورد بررسی قرار گرفته‌اند.

همان‌طور که در مقدمه بیان شد، برای سنجش کیفیت تصاویر بازسازی‌شده توسط هر یک از روش‌های بالا،

۴- نتایج آزمایش‌های انجام‌شده

در این بخش به ارزیابی روش پیشنهادی (ABCS-SPL) و مقایسه عملکرد آن با سایر روش‌های مطرح موجود برای بازسازی تصاویر نمونه‌برداری‌شده توسط حس‌گری فشرده می‌پردازیم. برای این منظور، عملکرد روش پیشنهادی را با روش‌های BCS-ICT، BCS-TV، BCS-FOCUSS، GrC-CS و نسخه‌های مختلف BCS-SPL که از تبدیلات، DWT، DDWT، Contourlets و DCT استفاده می‌کنند، مقایسه کردیم. برای رعایت اختصار، چهار نسخه یادشده را به‌ترتیب با BCS-SPL-DDWT، BCS-SPL-DWT، BCS-SPL-DCT و BCS-SPL-CT نشان می‌دهیم. توجه فرمایید که برخلاف قدیمی‌بودن چهار روش یادشده، این چهار روش

می‌شود، روش پیشنهادی (ABCS-SPL) بر روی همه تصاویر به غیر از Peppers بهترین عملکرد را در بین سایر روش‌ها از خود نشان می‌دهد. بر روی تصویر Peppers، بهترین نتیجه توسط روش BCS-SPL-DDWT به دست آمده است. همچنین، بر اساس نتایج گزارش شده در این جدول برای هر چهار معیار استفاده شده بر روی هر یک از پنج تصویر استفاده شده، مشاهده می‌شود که سه روش برتر در این نرخ نمونه‌برداری به ترتیب عبارتند از روش پیشنهادی، BCS-SPL-DDWT و BCS-ICT.

در جدول (۳)، روش پیشنهادی با سایر روش‌ها در نرخ نمونه‌برداری ۳۰٪ مقایسه شده است. از این نتایج مشاهده می‌شود که روش پیشنهادی بر روی همه تصاویر به غیر از Goldhill (بر اساس کلیه معیارها) و Peppers (بر اساس معیار FSIM و PSNR) دارای بهترین عملکرد در بازسازی تصاویر است. بر روی تصویر Goldhill روش BCS-ICT بهترین نتایج را بر اساس هر چهار معیار استفاده شده نشان می‌دهد. همچنین، بر روی Peppers، بر اساس معیار PSNR روش DBCS-FOCUSS دارای بهترین عملکرد است و بر اساس معیار FSIM، روش BCS-SPL-DDWT بهترین عملکرد را نشان می‌دهد. با مقایسه کلیه نتایج موجود در این جدول برای هر پنج تصویر استفاده شده، مشاهده می‌شود که سه روش برتر در این نرخ نمونه‌برداری به ترتیب عبارتند از روش پیشنهادی، BCS-SPL-DDWT و DBCS-FOCUSS.

در جدول (۴)، میانگین هر یک از چهار معیار استفاده شده بر روی کلیه تصاویر مورد استفاده برای همه روش‌ها در چهار نرخ نمونه‌برداری ۱۰٪، ۲۰٪، ۳۰٪ و ۵۰٪ نشان داده شده است. همچنین در این جدول، متوسط هر یک از مقادیر میانگین یاد شده بر روی چهار نرخ نمونه‌برداری یاد شده برای هر یک از روش‌ها، نشان داده شده است. همان‌طور که از این نتایج مشاهده می‌شود، در کلیه نرخ‌های یاد شده، روش پیشنهادی دارای عملکرد متوسط بهتری در مقایسه با سایر روش‌ها است. با مقایسه مقادیر میانگین کلیه معیارهای استفاده شده بر روی کلیه نرخ‌ها، مشاهده می‌شود که سه روش برتر به ترتیب عبارتند از روش پیشنهادی، BCS-SPL-DDWT و BCS-SPL-CT. همچنین، مشاهده می‌شود که روش غیربلوکی SAMP ضعیف‌ترین عملکرد را بر اساس هر چهار معیار استفاده شده از خود نشان می‌دهد.

از سه معیار مشهور PSNR، SSIM، VIF و FSIM استفاده می‌کنیم. این معیارها قادرند تا میزان شباهت بین یک تصویر بازسازی شده و تصویر مرجع آن را اندازه‌گیری کنند. معیار PSNR بر اساس MSE بین دو تصویر، بر حسب دسی‌بل (dB) محاسبه می‌شود، اما سه معیار SSIM، VIF و FSIM تشابه بیشتری با دستگاه بینایی مغز انسان دارند و لذا از آن‌ها می‌توان برای اندازه‌گیری کیفیت بصری تصاویر بازسازی شده استفاده کرد. این سه معیار، کیفیت تصویر را بر اساس عددی بین صفر و یک تخمین می‌زنند که هر چه این عدد به یک نزدیک‌تر باشد، کیفیت تصویر مربوطه بالاتر خواهد بود و برعکس. در آزمایش‌ها از پنج تصویر سطح خاکستری استاندارد Goldhill، Mandrill، Lena، Barbara و Peppers استفاده کردیم. ابعاد کلیه تصاویر 512×512 پیکسل بود به غیر از Goldhill که از ابعاد 256×256 پیکسل بود. همچنین، در آزمایش‌ها، ابعاد هر بلوک برای کلیه روش‌های حس‌گری فشرده بلوکی مورد استفاده از جمله روش پیشنهادی برابر با 8×8 در نظر گرفته شد. مقدار TOL و $MAXITER$ در روش پیشنهادی به ترتیب برابر با 10^{-4} و 100 در نظر گرفته شد. همچنین، از یک فیلتر هموارکننده وینر 3×3 استفاده شد. ابعاد پنجره جستجو برای محاسبه تبدیل تطبیقی پیشنهادی به صورت تجربی 16×16 پیکسل در نظر گرفته شد. درحقیقت، در آزمایش‌های تجربی مشاهده گردید که هر چه ابعاد پنجره جستجو بزرگتر انتخاب شود، امکان بهبود کیفیت تصویر بازسازی شده وجود دارد؛ اما پدیده‌ای است که با استفاده از پنجره جستجوی بزرگ‌تر، پیچیدگی محاسباتی روش پیشنهادی نیز بیشتر می‌شود؛ لذا به منظور ایجاد مصالحه‌ای بین میزان دقت روش پیشنهادی و حجم محاسباتی آن، ابعاد پنجره یاد شده به صورت تجربی 16×16 در نظر گرفته شد. برای یافتن بلوک‌های مشابه در پنجره جستجو، محدودیتی بر روی میزان هم‌پوشانی بلوک‌ها در نظر گرفته نشد. برای رعایت عدالت، از یک ماتریس نمونه‌برداری یکسان (یک ماتریس گاوسی i.i.d) در کلیه روش‌های مورد مقایسه استفاده شد و بهترین تنظیمات هر یک از روش‌های رقیب بر اساس کد اصلی آن‌ها مورد استفاده قرار گرفت.

در جدول (۲)، روش‌های مختلف با یکدیگر در نرخ نمونه‌برداری ۱۰٪ بر اساس چهار معیار یاد شده مقایسه شده‌اند. در این جدول، بهترین نتایج در هر حالت به صورت پُررنگ نشان داده شده‌اند. همان‌طور که از این نتایج مشاهده

(جدول ۲-): مقایسه روش‌های مختلف با یکدیگر بر روی پنج تصویر نمونه در نرخ نمونه‌برداری ۱۰٪.

(Table-2): Comparing various methods on 5 images at a sampling rate of 10%.

Method	Metric	Barbara	Lena	Goldhill	Mandrill	Peppers
BCS-SPL-CT	PSNR	22.75	28.17	26.85	22.87	28.56
	SSIM	0.641002	0.800301	0.660215	0.682412	0.798810
	VIF	0.882540	0.898211	0.858748	0.868451	0.898152
BCS-SPL-DDWT	PSNR	22.85	28.31	26.96	22.94	28.88
	SSIM	0.650521	0.807823	0.663154	0.687125	0.802140
	VIF	0.887551	0.899001	0.860214	0.869511	0.890115
BCS-SPL-DWT	PSNR	22.62	27.81	26.71	22.54	28.69
	SSIM	0.639811	0.794223	0.658145	0.680001	0.800010
	VIF	0.875581	0.885763	0.852145	0.865871	0.898251
BCS-SPL-DCT	PSNR	22.76	27.70	26.10	22.31	27.88
	SSIM	0.644833	0.790604	0.651181	0.676870	0.776263
	VIF	0.8830051	0.898552	0.847862	0.855990	0.882111
BCS-TV	PSNR	22.45	27.86	26.53	22.31	28.52
	SSIM	0.636522	0.795312	0.653254	0.676870	0.798652
	VIF	0.869951	0.875886	0.850054	0.855920	0.895665
BCS-ICT	PSNR	22.88	28.39	26.90	22.89	28.72
	SSIM	0.653581	0.808981	0.660822	0.683310	0.801158
	VIF	0.886982	0.905554	0.869825	0.870051	0.898505
SAMP	PSNR	20.97	25.94	24.31	20.20	25.94
	SSIM	0.610150	0.772341	0.633251	0.655671	0.765123
	VIF	0.795528	0.802560	0.775870	0.785553	0.802517
GrC-CS	PSNR	22.65	27.90	26.80	22.66	27.76
	SSIM	0.600541	0.770251	0.659880	0.680051	0.773210
	VIF	0.800557	0.822540	0.776816	0.782578	0.807416
DBCS-FOCUSS	PSNR	22.98	28.05	26.85	22.75	28.08
	SSIM	0.670551	0.810051	0.673005	0.692251	0.798527
	VIF	0.882243	0.896557	0.856710	0.863300	0.931051
ABCS-SPL	PSNR	23.13	28.48	27.30	23.23	28.70
	SSIM	0.672391	0.811428	0.672284	0.698106	0.800961
	VIF	0.889557	0.905736	0.861522	0.870252	0.889560
	FSIM	0.903950	0.932043	0.891701	0.910340	0.936390

(جدول ۳-): مقایسه روش‌های مختلف بر روی پنج تصویر نمونه در نرخ نمونه‌برداری ۳۰٪.

(Table-3): Comparing various methods on 5 images at a sampling rate of 30%.

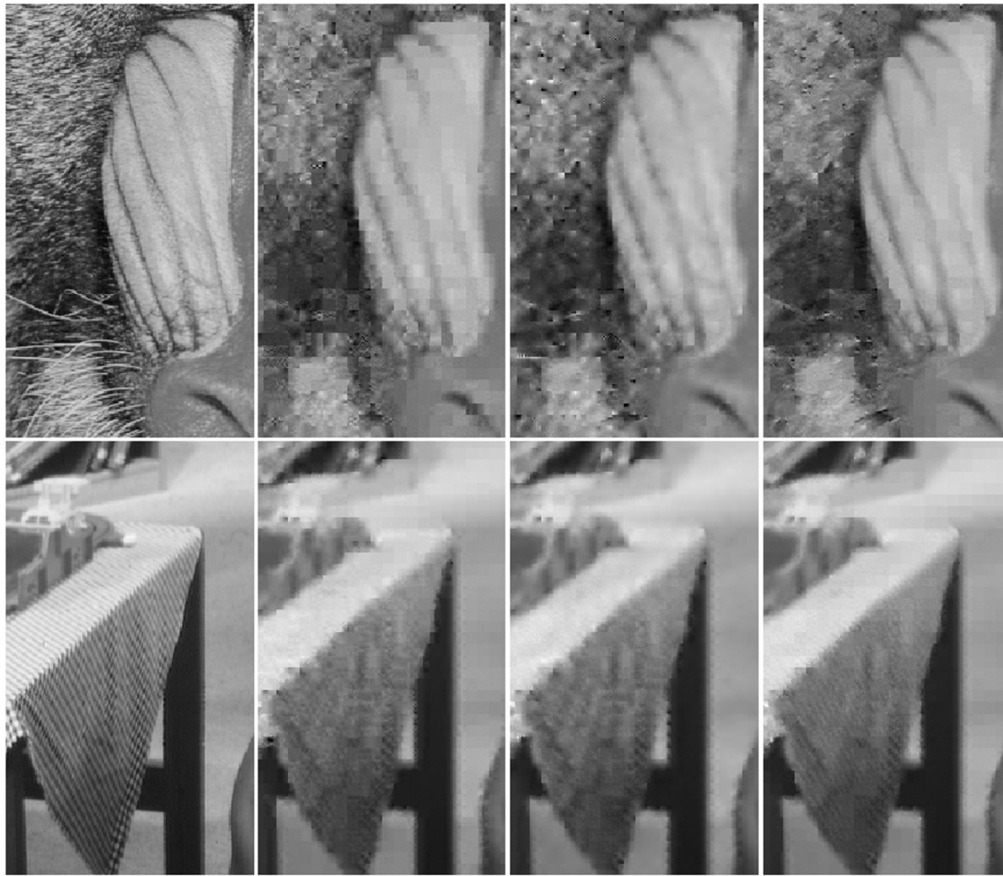
روش	معیار	Barbara	Lena	Goldhill	Mandrill	Peppers
BCS-SPL-CT	PSNR	25.90	32.99	30.48	26.95	32.57
	SSIM	0.839985	0.951245	0.929871	0.900542	0.949251
	VIF	0.819983	0.943361	0.926951	0.910058	0.948988
BCS-SPL-DDWT	PSNR	25.92	33.50	30.45	26.69	32.89
	SSIM	0.840051	0.958210	0.929651	0.899821	0.957725
	VIF	0.821256	0.947852	0.926901	0.899803	0.957750
BCS-SPL-DWT	PSNR	25.20	32.94	30.13	26.03	32.48
	SSIM	0.831572	0.950011	0.924424	0.890015	0.947100
	VIF	0.814432	0.943002	0.926372	0.880055	0.946885
BCS-SPL-DCT	PSNR	25.91	32.46	29.63	25.94	31.90
	SSIM	0.840001	0.945255	0.921002	0.887682	0.940050
	VIF	0.82005	0.937563	0.920521	0.878567	0.940511
BCS-TV	PSNR	24.57	32.56	30.56	26.08	32.74
	SSIM	0.821159	0.947512	0.930015	0.892243	0.951578
	VIF	0.828834	0.938782	0.927861	0.881052	0.955560
BCS-ICT	PSNR	25.93	32.57	30.69	26.13	32.87
	SSIM	0.842241	0.948025	0.933471	0.893351	0.954251
	VIF	0.821335	0.940521	0.928330	0.882205	0.957655

	FSIM	0.862364	0.964555	0.949255	0.928715	0.971157
SAMP	PSNR	25.04	32.04	28.07	24.00	30.69
	SSIM	0.829875	0.938871	0.904841	0.875698	0.915215
	VIF	0.813003	0.935614	0.895820	0.845573	0.945520
	FSIM	0.850248	0.958765	0.920087	0.900545	0.936871
GrC-CS	PSNR	25.78	33.61	29.54	26.72	32.75
	SSIM	0.828401	0.957823	0.919980	0.89995	0.957215
	VIF	0.816993	0.948351	0.918832	0.901100	0.928241
	FSIM	0.846784	0.968882	0.928763	0.932501	0.968873
DBCS-FOCUSS	PSNR	25.85	33.68	29.88	26.88	32.93
	SSIM	0.838734	0.959220	0.922340	0.899200	0.958522
	VIF	0.818532	0.950502	0.921533	0.905584	0.930051
	FSIM	0.849832	0.971376	0.930012	0.929821	0.971558
ABCS-SPL	PSNR	26.03	33.76	30.67	27.04	32.91
	SSIM	0.843251	0.964102	0.932555	0.912548	0.958741
	VIF	0.827793	0.953237	0.928005	0.915587	0.932251
	FSIM	0.865214	0.978454	0.946810	0.936541	0.972259

(جدول-۴): مقایسه روش‌های مختلف در نرخ‌های نمونه‌برداری متفاوت بر اساس میانگین امتیاز سه معیار بر روی پنج تصویر.

(Table-4): Comparing various methods at different sampling rates based on the mean metric over 5 images.

روش	معیار	10%	20%	30%	50%	Average
BCS-SPL-CT	PSNR	25.84	28.06	29.77	32.94	29.15
	SSIM	0.716548	0.818225	0.914179	0.935541	0.846123
	VIF	0.88122	0.895823	0.909868	0.924378	0.902822
	FSIM	0.903996	0.912254	0.934383	0.954253	0.926222
BCS-SPL-DDWT	PSNR	25.98	28.18	29.89	32.89	29.23
	SSIM	0.722153	0.820145	0.917092	0.930251	0.84741
	VIF	0.881278	0.895936	0.910712	0.914522	0.900612
	FSIM	0.908341	0.918742	0.935305	0.949820	0.928052
BCS-SPL-DWT	PSNR	25.67	27.77	29.35	32.23	28.75
	SSIM	0.714438	0.805548	0.908624	0.914421	0.835758
	VIF	0.875522	0.888328	0.902149	0.908723	0.893681
	FSIM	0.899685	0.906581	0.93075	0.935220	0.918059
BCS-SPL-DCT	PSNR	25.35	27.54	29.16	32.25	28.57
	SSIM	0.70795	0.788547	0.906798	0.915582	0.829719
	VIF	0.873504	0.886532	0.899442	0.906540	0.891505
	FSIM	0.899599	0.899887	0.92607	0.936681	0.915559
BCS-TV	PSNR	25.53	27.72	29.30	32.17	28.68
	SSIM	0.712122	0.795244	0.908501	0.912551	0.832105
	VIF	0.869495	0.887973	0.906418	0.905542	0.892357
	FSIM	0.897336	0.900051	0.929342	0.930988	0.914429
BCS-ICT	PSNR	25.95	28.15	29.63	32.70	29.11
	SSIM	0.72157	0.819982	0.914268	0.925418	0.84531
	VIF	0.886183	0.896132	0.906009	0.913569	0.900473
	FSIM	0.907664	0.917562	0.935209	0.942558	0.925748
SAMP	PSNR	23.47	25.56	27.96	31.80	27.20
	SSIM	0.687307	0.755213	0.8929	0.907512	0.810733
	VIF	0.792406	0.839673	0.887106	0.893002	0.853047
	FSIM	0.865777	0.872250	0.913303	0.925870	0.8943
GrC-CS	PSNR	25.55	27.85	29.68	32.08	28.79
	SSIM	0.696787	0.804773	0.912674	0.925432	0.834917
	VIF	0.797981	0.850437	0.902703	0.913229	0.866088
	FSIM	0.897661	0.913544	0.929161	0.940267	0.920158
DBCS-FOCUSS	PSNR	25.74	27.93	29.84	32.44	28.98
	SSIM	0.728877	0.823441	0.915603	0.928820	0.849185
	VIF	0.885972	0.895671	0.90524	0.918459	0.901336
	FSIM	0.910446	0.920633	0.93052	0.948773	0.927593
ABCS-SPL	PSNR	26.16	28.42	30.08	32.93	29.40
	SSIM	0.731034	0.837410	0.922239	0.934882	0.856391
	VIF	0.883325	0.823367	0.911375	0.921178	0.884811
	FSIM	0.914885	0.927129	0.939856	0.953527	0.933849



(شکل-۳): مقایسه تصویری سه روش برتر در نرخ نمونه برداری ۱۰٪ بر روی برشی از دو تصویر نمونه Mandrill (بالا) و Barbara (پایین). از چپ به راست: تصویر اصلی، تصویر بازسازی شده به وسیله BCS-SPL-DDWT، BCS-SPL-CT و روش پیشنهادی.
(Figure-3): Visual comparison of the top 3 methods at a sampling rate of 10% on a piece of Mandrill (top) and Barbara (bottom). From left to right: The original image, BCS-SPL-DDWT, BCS-SPL-CT, and the proposed method.

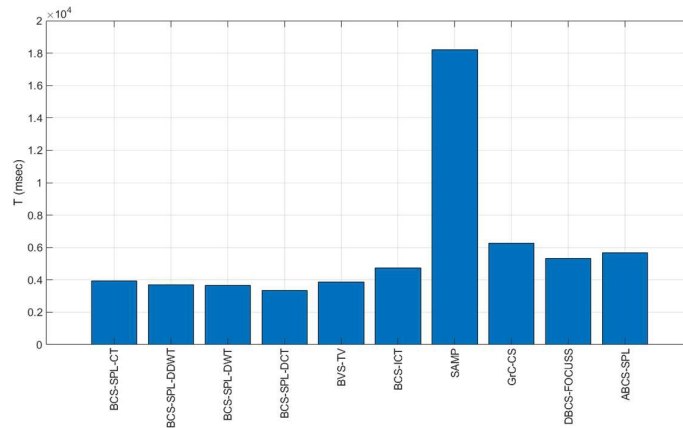
زمان اجرای آن بالاست. همچنین، دلیل سرعت بالای BCS-SPL-DCT، سادگی تبدیل DCT است. علاوه بر این، مشاهده می شود که روش پیشنهادی (ABC-SPL)، رتبه هفتم را در بین ده روش مقایسه شده به خود اختصاص می دهد. دلیل زمان اجرای به نسبت بالا روش پیشنهادی، محاسبه تبدیل تطبیقی پیشنهادی به ازای هر بلوک از تصویر می باشد.

(جدول-۵): مقایسه روش های مختلف بر اساس زمان متوسط بازسازی یک تصویر (T) از ابعاد ۵۱۲×۵۱۲ بر حسب میلی ثانیه.
(Table-5): Comparing various methods based on average reconstruction time (T in msec) on a 512×512 image.

Method	T	Method	T
BCS-SPL-CT	3955	BCS-ICT	4755
BCS-SPL-DDWT	3698	SAMP	18225
BCS-SPL-DWT	3668	GrC-CS	6266
BCS-SPL-DCT	3352	DBCS-FOUSS	5330
BCS-TV	3885	ABC-SPL	5682

در شکل (۳)، چند مثال تصویری برای مقایسه کیفیت تصاویر بازسازی شده با سه روش برتر یاد شده در نرخ نمونه برداری ۱۰٪ نشان داده شده است. همان طور که از این تصاویر مشاهده می شود، کیفیت بصری تصاویر بازسازی شده توسط روش پیشنهادی، بهتر از دو روش دیگر است.

در جدول (۵)، روش های مختلف از لحاظ زمان متوسط بازسازی یک تصویر سطح خاکستری از ابعاد ۵۱۲×۵۱۲ با یکدیگر مقایسه شده اند. برای این منظور گد روش های مختلف در محیط Matlab بر روی یک رایانه با پردازنده Intel Core i7@3.6GHz و 16GB RAM و سیستم عامل Windows 2007 اجرا شد و زمان متوسط بازسازی تصویر توسط هر روش اندازه گیری شد. شکل (۴) نیز داده های موجود در این جدول را به صورت نموداری نشان می دهد. همان طور که مشاهده می شود کندترین روش، SAMP و سریع ترین روش BCS-SPL-DCT است. توجه شود که SAMP یک روش بازسازی غیربلوکی است و لذا



(شکل-۴): مقایسه روش‌های مختلف بر اساس زمان متوسط بازسازی یک تصویر (T) از ابعاد ۵۱۲×۵۱۲ بر حسب میلی‌ثانیه.
(Figure-4): Comparing various methods based on average reconstruction time (T in msec) on a 512×512 image.

تجربی به‌دست‌آمده نشان دادند که روش پیشنهادی از دقت و کیفیت بازسازی بالاتری در مقایسه با روش‌های مقایسه‌شده برخوردار است.

6- References

۶- مراجع

- [1] E. Candes, J. Romberg, and T. Tao, "Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 52, pp. 489–509, Feb. 2006.
- [2] D. L. Donoho, "De-noising by soft-thresholding," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 41, no. 3, pp. 613–627, May 1995.
- [3] Y. Tsaig and D. L. Donoho, "Extensions of compressed sensing," *Signal Processing*, vol. 86, pp. 533–548, July 2006.
- [4] D. L. Donoho, Y. Tsaig, I. Drori, and J.-L. Starck, "Sparse solution of underdetermined linear equations by stagewise orthogonal matching pursuit," Mar. 2006, pre-print.
- [5] M. A. T. Figueiredo, R. D. Nowak and S. J. Wright, "Gradient Projection for Sparse Reconstruction: Application to Compressed Sensing and Other Inverse Problems," *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 1, no. 4, Dec. 2007.
- [6] T. T. Do, L. Gan, N. Nguyen, and T. D. Tran, "Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing," in *42nd Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, Oct. 2008.
- [7] L. Gan, "Block compressed sensing of natural images," in *Proceedings of the International Conference on Digital Signal Processing*, Cardiff, UK, July 2007, pp. 403–406.
- [8] M. Bertero and P. Boccacci, *Introduction to Inverse Problems in Imaging*. Bristol, UK: Institute of Physics Publishing, 1998.

۵- نتیجه گیری

حس‌گری فشرده، شیوه‌ای نوین برای نمونه‌برداری و فشرده‌سازی هم‌زمان سیگنال‌ها است. بازسازی تصاویر با استفاده از بیش‌تر روش‌های حس‌گری فشرده موجود، اغلب از حجم محاسباتی بسیار بالایی برخوردار است چون در بیش‌تر این روش‌ها، فرآیند نمونه‌برداری و بازسازی بر روی کل تصویر اعمال می‌شود. برای کاهش پیچیدگی محاسباتی، گونه‌های از روش‌های حس‌گری فشرده موسوم به «حس‌گری فشرده بلوکی» توسعه یافته‌اند. در این مقاله، روشی نوین جهت بازسازی تصاویر بر اساس نمونه‌های به‌دست‌آمده از اعمال حس‌گری فشرده بلوکی بر روی تصاویر ارائه شد. جهت حصول به کیفیت بازسازی بالا در روش‌های مبتنی بر حس‌گری فشرده، تصویر موردنظر می‌بایست تا حد امکان در یک حوزه تبدیل مناسب، تُنک (پراکنده) باشد. در بیش‌تر روش‌های موجود مشابه، از یک تبدیل ثابت همانند تبدیل کسینوسی گسسته برای تُنک‌سازی بلوک‌های مختلف تصویر ورودی استفاده می‌شود؛ اما در این روش‌ها، تبدیل استفاده شده، به‌الزام، بیشترین میزان تُنکی تصویر ورودی را نتیجه نمی‌دهد. در روش پیشنهادی، ابتدا یک تبدیل تطبیقی بلوکی پیشنهاد شد که از همبستگی و شباهت بلوک‌های همسایه یک بلوک موردنظر برای حصول به تُنک‌سازی بالاتر آن بلوک، استفاده می‌کند؛ سپس، برای کاهش نوفه و اعوجاجات احتمالی به‌وجودآمده در فرآیند بازسازی و در عین حال حفظ میزان تُنکی ضرایب، یک تابع آستانه‌گیری نرم پیشنهاد شد که قادر است به‌صورت تطبیقی ضرایب تبدیل را برای افزایش کیفیت بازسازی تصویر، پالایش کند. روش بلوکی پیشنهادی با چندین روش مطرح موجود بر اساس چهار معیار ارزیابی کیفیت تصویر مقایسه شد. نتایج

- [22] Z. Xue, W. Anhong, Z. Bing, L. Lei, and L. Zhuo, "Adaptive Block-Wise Compressive Image Sensing Based on Visual Perception," *IEICE*, vol. E96-D, no. 2, pp. 383-386, 2013.
- [23] X. Zhang, Y. Wang, D. Wang, and Y. Li, "Adaptive image compression based on compressive sensing for video sensor nodes," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 77, no. 11, pp. 13679-13699, 2018.
- [24] M. Rani, S. B. Dhok, and R. B. Deshmukh, "A Systematic Review of Compressive Sensing: Concepts, Implementations and Applications," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 4875-4894, 2018.
- [25] A. S. Unde and P. P. Deepthi, "Fast BCS-FOCUSS and DBCS-FOCUSS with augmented Lagrangian and minimum residual methods," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 52, pp. 92-100, 2018.
- [9] J. E. Fowler, S. Mun, and E. W. Tramel, "Block-Based Compressed Sensing of Images and Video," *Foundations and Trends in Signal Processing*, vol. 4, no. 4, pp. 297-416, 2012.
- [10] S. Mun and J. E. Fowler, "Block compressed sensing of images using directional transforms," in *16th IEEE International Conference on Image Processing*, Nov. 2009.
- [11] N. Eslahi, A. Aghagolzadeh, and S. M. H. Andargoli, "Block Compressed Sensing Images using Curvelet Transform," in *22nd Iranian Conference on Electrical Engineering*, May. 2014.
- [12] D. L. Donoho, "De-noising by soft-thresholding," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 41, no. 3, pp. 613-627, May 1995.
- [13] E. Candes, J. Romberg, and T. Tao, "Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements," *Communications on Pure and Applied Mathematics*, vol. 59, no. 8, pp. 1207-1223, August 2006.
- [14] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 13, no. 4, Apr. 2004.
- [15] L. Zhang, L. Zhang, X. Mou, and D. Zhang, "FSIM: A Feature Similarity Index for Image Quality Assessment," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 20, no. 8, Aug. 2011.
- [16] T. T. Cai and L. Wang, "Orthogonal Matching Pursuit for Sparse Signal Recovery with Noise," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 57, no. 7, pp. 4680-4688, Jul., 2011.
- [17] G. H. Golub and C. F. Van Loan, *Matrix Computations*, The Johns Hopkins University Press, 2013.
- [18] H.R. Sheikh and A.C. Bovik, "Image information and visual quality," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 15, no. 2, pp. 430-444, Feb. 2006.
- [19] R. Li, H. Liu, Y. Zeng, and Y. Li, "Block Compressed Sensing of Images Using Adaptive Granular Reconstruction," *Advances in Multimedia*, pp. 1-9, Nov. 2016.
- [20] A. S. Unde, and P. P. Deepthi, "Block Compressive Sensing: Individual and Joint Reconstruction of Correlated Images," *Journal of Vision Commun. Image R.* vol. 44, pp. 187-197, 2017.
- [21] T. V. Chien, K. Q. Dinh, B. Jeon, and M. Burger, "Block Compressive Sensing of Image and Video with Nonlocal Lagrangian Multiplier and Patch-based Sparse Representation," *Image Communications*, vol. 54, no. C, pp. 93-106, May 2017.



هادی هادی‌زاده مدرک کارشناسی و

کارشناسی ارشد برق در گرایش

الکترونیک خود را به‌ترتیب از دانشگاه

صنعتی شاهرود در سال ۱۳۸۴ و دانشگاه

علم و صنعت ایران در سال ۱۳۸۷ اخذ

کرده است. وی مدرک دکترای خود را در رشته برق گرایش مخابرات از دانشگاه Simon Fraser کانادا در سال ۱۳۹۲ دریافت کرده و از همان سال به‌عنوان استادیار در دانشگاه صنعتی قوچان فعالیت می‌کند. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه ایشان پردازش و فشرده‌سازی تصاویر و ویدیوهای دیجیتال، شبکه‌های مخابراتی، بینایی و آموزش ماشینی، بازشناسی الگو و مدل‌سازی دستگاه بینایی مغز انسان است. دکتر هادی‌زاده از سال ۲۰۰۹ تاکنون، موفق به کسب ۲۲ عنوان و افتخار علمی مختلف از دانشگاه‌های داخلی و بین‌المللی شده است. از جمله آنها می‌توان به کسب عنوان بهترین مقاله در کنفرانس بین‌المللی IEEE- ICME2012 در ملبورن استرالیا، اخذ گرنت Microsoft Research و Information Systems Research Australia (CiSRA) اخذ عنوان بهترین مقاله کنفرانس بین‌المللی مهندسی برق در دانشگاه تهران اشاره کرد. در سال ۲۰۱۳ نیز به‌عنوان دبیر اجرایی IEEE Signal Processing Society در حوزه ونکوور کانادا فعالیت کرده‌اند. ایشان تجربه کاری در شرکت‌های بین‌المللی همچون Dolby Laboratories و Icron Technologies را دارد.

رایانامه ایشان عبارت است از:

h.hadizadeh@qiet.ac.ir