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 تُنُک‌سازی بالاتر آن بلوک، استفاده می‌کند؛ سپس، برای کاهش نوفه و اعوجاجات احتمالی به‌وجودآمده در فرآیند بازسازی و در عین‌حال حفظ میزان تُنُکی 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، تُنُکی.

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

• تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۷/۵/۱۸ • تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۵/۱ • تاریخ انتشار: ۱۳۹۹/۰۴/۰۱ • نوع مطالعه: پژوهشی

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-04-25]

[DOI: 10.29252/jsdp.17.1.131]

۱- مقدمه

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. به‌دلیل 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 (WSN[1]) و شبکه‌های توزیع‌شده[2] 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" (CS[3]) 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 خصوصا 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 کردد [1].

با توجه به نمونه‌برداری محدود در CS، بازسازی سیگنال نمونه‌برداری‌شده مسأله‌ای چالش‌برانگیز است. درحقیقت، به‌منظور بازسازی مناسب سیگنال‌های نمونه‌برداری‌شده توسط CS، آن سیگنال‌ها می‌بایست در یک حوزه تبدیل[5] تا حد امکان تُنُک[6] (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 تُنُکی تصاویر در حوزه تبدیل‌های مختلف بهره می‌برند [3,4]. از جمله مشهورترین این روش‌ها، می‌توان به روش‌های GPSR[7] [5] و SAMP[8] [6] اشاره کرد. در عمدهٔ 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" (BCS[9]) 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 (کُدگذار[10] 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

[1] Wireless Sensor Network
[2] Distributed Networks
[3] Compressive Sampling
[4] Measurement (Sampling) Matrix
[5] Transform
[6] Sparse
[7] Gradient Projection for Sparse Reconstruction
[8] Sparsity Adaptive Matching Pursuit
[9] Block-based Compressive Sampling
[10] Encoder
[11] Projection

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-04-25]
[DOI: 10.29252/jsdp.17.1.131]

آستانه‌گیری[1] استفاده می‌شود که در مرحله نخست هر تکرار، ابتدا تصویر با یک فیلتر هموارکننده[2] پالایش می‌شود تا عیوب و اعوجاجات احتمالی به‌وجودآمده در مرحله تکرار قبلی کاهش یابند. در مرحله دوم، تصویر هموارشده با یک تبدیل تُنُک‌ساز[3] بلوکی پردازش شده تا ضرایب تبدیل برای هر بلوک به‌دست آیند؛ سپس، این ضرایب بر روی یک مجموعه محدب[4] خاص اَفکنده (نگاشته یا تصویر) می‌شوند. پس از آن در مرحله سوم، برای تحمیل تُنُکی سیگنال حاصله در حوزه تبدیل، از یک تابع آستانه‌گیری سخت[5] استفاده می‌شود. این سه مرحله تا حصول به یک کیفیت بازسازی مطلوب تکرار می‌شوند؛ درواقع، این روش نمونه‌ای از الگوریتم مشهور لَندوبِر اَفکنده‌شده (PL[6]) [8] است که در آن از یک مرحله هموارسازی تصویر برای کاهش عیوب موازییکی‌شدن به‌خصوص در لبه بین بلوک‌ها، استفاده می‌شود. درنتیجه، 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 تُنُکی 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 تُنُکی 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 سخت" [12] از یک تابع "آستانه‌گیری تکراری" ضرایب Curvelet موسوم به ICT[13] 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 تُنُک‌تری 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 گرانوال (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 مؤلفهٔ اصلی (PCA[16]) بر روی هر گرانول اعمال می‌شود تا یک تبدیل تُنُک‌ساز 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 ارایه 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 ارایه‌شده در [7] استفاده می‌شود.

در [23]، یک روش فشرده‌سازی تصویر بر مبنای BCS برای شبکه‌های متشکل از حس‌گرهای بی‌سیم ارایه 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

[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

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-04-25]
[DOI: 10.29252/jsdp.17.1.131]

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 ارایه‌شده در [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 تُنُک‌سازی 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. همان‌طورکه در [20] نشان داده شده است، انجام این دو مرحله به‌طور هم‌زمان، میزان تُنُک‌بودن ضرایب تبدیل را بهبود داده و درنتیجه 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 مجموع‌تغییرات (TV[1]) بر روی کل تصویر انجام می‌شود که در آن میزان تُنُکی تصویر به همراه میزان هماربودن تصویر به‌عنوان دو قید بهینه‌سازی استفاده می‌شوند.

در [21]، یک روش BCS برای تصاویر و ویدیوها بر مبنای روش کمینه‌سازی TV ارایه شد که در آن تلاش می‌شود تا عیوب موزاییکی در لبه بلوک‌ها با استفاده از یک روش رفع نوفه[2] و همچنین پردازش بلوک‌ها در حوزه گرادیان، تا حد امکان کاهش یابد؛ همچنین در این روش برای بهبود کیفیت تصویر بازسازی‌شده و بازسازی جزئیات با وضوح پایین، از یک روش توصیف تُنُک تکه‌ای[3] نیز به صورت یک مرحله پس‌پردازش استفاده می شود. اگرچه نتایج تجربی به‌دست‌آمده حاکی از کیفیت بازسازی خوب این روش است؛ اما همان‌طورکه در بخش نتیجه‌گیری این مقاله اشاره شده است، به‌دلیل استفاده از فیلتر رفع نوفه میانگین‌های غیرمحلی (NLM[4]) و همچنین روش توصیف تُنُک تکه‌ای پیچیدگی محاسباتی این روش بسیار بالاست و درعمل مزیت استفاده از BCS برای کاهش حجم محاسبات در مقایسه با روش‌های CS غیربلوکی موجود را زیر سؤال می‌برد. در [24]، مرور مختصر و مفیدی از روش‌های مبتنی بر TV ارایه شده است.

همان‌طورکه 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[5] تغییر کند تا بیشترین میزان تُنُکی 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 "تُنک ساز تطبیقی"[6] برای الگوریتم BCS-SPL پیشنهاد می‌دهیم که از شباهت و همبستگی بین بلوک‌های مجاور در یک تصویر برای تُنُک‌سازی 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 عین‌حال افزایش میزان تُنُکی سیگنال، یک تابع "آستانه‌گیری تطبیقی[7]" پیشنهاد می‌دهیم که توسط آن ضرایب حاصل از اعمال تبدیل تطبیقی پیشنهادی بر روی هر یک از بلوک‌های تصویر به‌صورت نَرم و بر اساس توزیع احتمال ضرایب نوفه‌ای دردسترس، پالایش (آستانه‌گیری) می‌شوند تا تقریب بهتری از ضرایب بدون نوفه مجهول و درنتیجه 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 کُدبردار پیاده‌سازی می‌شود؛ لذا، روش پیشنهادی با روش‌های پیشنهاد شده در [22] و [23] که فقط روشی برای

[1] Total Variation
[2] Denoising
[3] Patch-based Sparse Representation
[4] Non-local Means
[5] Adaptive
[6] Adaptive Sparsifying Transform
[7] Adaptive Thresholding

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-04-25]
[DOI: 10.29252/jsdp.17.1.131]

نمونه‌برداری در سمت فرستنده یا کُدگذار ارایه می‌کنند، متفاوت است. گفتنی است که روش‌های پیشنهادی در [22] و [23] از همان روش BCS-SPL مشهور برای بازسازی تصویر استفاده می‌کنند.

نتایج تجربی به‌دست‌آمده نشان می‌دهند که روش پیشنهادی که آن را به‌اختصار ABCS-SPL[1] می‌نامیم، از دقت و کیفیت بصری بالاتری در بازسازی تصاویر در نرخ‌های نمونه‌برداری مختلف در مقایسه با روش‌های مطرح موجود همچون DBCS-FOCUSS و BCS-TV برخوردار است. برای مقایسه کیفیت بصری روش پیشنهادی با سایر روش‌های مطرح موجود علاوه‌بر معیار PSNR[2] از سه معیار "ارزیابی کیفیت تصویر[3]" مشهور SSIM [14]، FSIM [15] و VIF [18] استفاده می‌کنیم.

طرح و سازمان کلی این مقاله بدین صورت است که در بخش ۲ به مرور مختصر مفهوم حس‌گری فشرده و همچنین نوع بلوکی آن می‌پردازیم. به‌طور خاص، الگوریتم بازسازیBCS-SPL اصلی را شرح می‌دهیم. روش پیشنهادی در بخش ۳ شرح داده می‌شود. آزمایش‌های انجام‌شده و نتایج به‌دست آمده در بخش ۴ ارایه خواهند شد و در پایان، در بخش ۵، نتیجه‌گیری مطالب ارایه می‌شود.

۲- مبانی حس‌گری فشرده

۲-۱- حس‌گری فشرده

فرض کنید که $\boldsymbol{x} \in R^N$ یک سیگنال z-تُنُک[4] نسبت به یک پایه (تبدیل) متعامد[5] $\boldsymbol{\Psi} \in R^{N\times N}$ باشد، بدین معنی که پس از انتقال سیگنال $\boldsymbol{x}$ به حوزه تعریف‌شده توسط آن پایه، تعداد z ضریب غیرصفر در حوزه تبدیل به‌دست آید. بر طبق تئوری حس‌گری فشرده، سیگنال $\boldsymbol{x}$ را می‌توان با M نمونه، به‌صورت زیر حس‌گری یا اندازه‌گیری کرد تا بردار نمونه‌ها (ضرایب) $\boldsymbol{y}$ را به‌دست آورد:

$$\boldsymbol{y} = \boldsymbol{\Phi x} = \boldsymbol{\Phi}(\boldsymbol{\Psi\theta}), \qquad (۱)$$

که در آن ماتریس $\boldsymbol{\Phi}$ یک ماتریس نمونه‌برداری[6] (حس‌گری یا اندازه‌گیری) از ابعاد $M \times N$ است، به‌طوری‌که در آن $M \ll N$. $\boldsymbol{\theta}$ نیز بردار ضرایب تبدیل است که اگر سیگنال تبدیل‌یافته توسط $\boldsymbol{\Psi}$، z-تُنُک باشد، تنها z عنصر آن غیرصفر است. عبارت بالا، فرآیند نمونه‌برداری یا کُدگذاری توسط حس‌گری فشرده را بیان می‌کند. در عبارت بالا، نرخ نمونه‌برداری حس‌گری فشرده برابر است با $\rho = M/N$. بنابراین چنانچه $M = N$، نمونه‌برداری در نرخ کامل صورت می‌گیرد، اما درعمل، بسیاری از سیگنال‌ها همانند تصاویر را می‌توان با نرخ نمونه‌برداری بسیار پایین‌تری کُدگذاری و سپس بازسازی کرد که این موضوع، یکی از مزایای تئوری حس‌گری فشرده در مقایسه با شیوه سنتی نمونه‌برداری بر اساس نرخ نایکوئیست سیگنال‌ها است. کلمه "فشرده" در عبارت حس‌گری فشرده نیز ریشه در این موضوع دارد. از مشهورترین و پرکاربردترین تبدیل‌های تُنُک ساز می‌توان به تبدیل کسینوسی گسسته (DCT[7]) و تبدیل موجک اشاره کرد؛ حال فرض کنید که بردار نمونه‌های فشرده $\boldsymbol{y}$ در اختیار است و می‌خواهیم با آن سیگنال اصلی $\boldsymbol{x}$ را بازسازی یا واگشایی[8] کنیم. اگر $\boldsymbol{\Phi}$ یک ماتریس رتبه کامل باشد، ساده‌ترین راه برای این امر، استفاده از تبدیل $\hat{\boldsymbol{x}} = \boldsymbol{\Phi}^{\dagger}\boldsymbol{y}$ است که در آن $\boldsymbol{\Phi}^{\dagger}$ بیان‌گر شبه‌معکوس[9] $\boldsymbol{\Phi}$ است؛ اما در عمل، ممکن است $\boldsymbol{\Phi}$ یک ماتریس رتبه‌کامل نباشد؛ لذا برای بازسازی یک سیگنال اصلی می‌توان از مسأله بهینه‌سازی زیر موسوم به مسأله تعقیب پایه (BP[10]) [6] استفاده کرد:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \underset{\boldsymbol{\theta}}{\operatorname{argmin}} \|\boldsymbol{\theta}\|_1 \ \text{ s.t. } \boldsymbol{y} = \boldsymbol{\Phi x}, \qquad (۲)$$

که در آن $\|\boldsymbol{\theta}\|_1$ بیانگر نُرم یک[11] $\boldsymbol{\theta}$ است که برابر با مجموع ضرایب غیرصفر $\boldsymbol{\theta}$ است. به‌عبارت دیگر، مسأله بهینه‌سازی بالا تلاش می‌کند تا تُنُک‌ترین بردار ممکن برای $\boldsymbol{\theta}$ را به‌دست آورد؛ به‌نحوی که توسط آن همچنان بتوان به معادله $\boldsymbol{y} = \boldsymbol{\Phi x} = \boldsymbol{\Phi}(\boldsymbol{\Psi\theta})$ دست یافت. توجه فرمایید که سیگنال بازسازی‌شده را می‌توان توسط عبارت $\hat{\boldsymbol{x}} = \boldsymbol{\Psi}\hat{\boldsymbol{\theta}}$ به‌دست آورد که در آن $\hat{\boldsymbol{x}}$ بیانگر سیگنال بازسازی‌شده (که تقریبی از $\boldsymbol{x}$ است) است. متأسفانه این روش حجم محاسباتی بسیار بالایی دارد چون مسأله بهینه‌سازی بر روی کل تصویر اعمال می‌شود. روش‌های سریع‌تر متعددی برای حل مسأله بهینه‌سازی بالا پیشنهاد شده‌اند که از جمله مشهورترین آن‌ها می‌توان به روش‌های "تعقیب تطبیقی متعامد" (OMP[12]) [16] اشاره کرد. اما همچنان، این روش‌ها نیز برای کاربردهای بلادرنگ و زمان‌واقعی به‌دلیل حجم محاسبات بالا مناسب نیستند.

[1] Adaptive BCS-SPL
[2] Peak Signal-to-Noise Ratio
[3] Image Quality Assessment
[4] k-Sparse
[5] Orthogonal Basis
[6] Sampling Matrix
[7] Discrete Cosine Transform
[8] Decoding
[9] Pseudo-Inverse
[10] Basis Pursuit
[11] L1-Norm
[12] Orthogonal Matching Pursuit

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-04-25]
[DOI: 10.29252/jsdp.17.1.131]

۲-۲- حس‌گری فشرده بلوکی

همان‌طورکه اشاره شد، اعمال فرآیند بازسازی حس‌گری فشرده بر روی کل یک تصویر به‌طورمعمول 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[1]) 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[2] در [7] پیشنهاد شد که در آن از یک فیلتر هموارکننده[3] و یک فرآیند آستانه‌گیری تکراری[4] برای کاهش عیوب موزاییکی‌شدن[5] 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 $\boldsymbol{x}$ 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 $\boldsymbol{x}_j$ از طول B^2 تبدیل می‌شود که در آن j بیان‌گر j–اُمین بلوک است. پس از آن، هر بردار $\boldsymbol{x}_j$ توسط یک ماتریس نمونه‌برداری بلوکی $\boldsymbol{\Phi}_B$، نمونه‌برداری می‌شود تا یک بردار از نمونه‌ها $\boldsymbol{y}_j$ به‌صورت زیر به‌دست آید:

$$\boldsymbol{y}_j = \boldsymbol{\Phi}_B \boldsymbol{x}_j = \boldsymbol{\Phi}_B(\boldsymbol{\Psi}\boldsymbol{\theta}_j), \qquad (۳)$$

که در آن $\boldsymbol{\theta}_j$ بیان‌گر ضرایب تبدیل برای j–اُمین بلوک و طول بردار حاصله $\boldsymbol{y}_j$ برابر با $M_B = (M/N)B^2$ و ماتریس تبدیل $\boldsymbol{\Psi}$ از ابعاد $B^2 \times B^2$ است. ماتریس $\boldsymbol{\Phi}_B \in R^{M_B \times B^2}$ طوری انتخاب می‌شود که متعامد نرمالیزه‌شده[6] باشد؛ یعنی $\boldsymbol{\Phi}_B \boldsymbol{\Phi}_B^T = 1$. یک انتخاب مشهور برای $\boldsymbol{\Phi}_B$، استفاده از ماتریس گاوسی تصادفی i.i.d[7] نرمالیزه شده است [11].

معادله (۳)، فرآیند نمونه‌برداری یا کُدگذاری در الگوریتم BCS-SPL را نشان می‌دهد. در این الگوریتم، جهت واگشایی نمونه‌های تولیدشده برای بلوک‌های مختلف و تبدیل آن‌ها به یک تصویر بازسازی‌شده $\hat{\boldsymbol{x}}$، از یک فرآیند تکراری دومرحله‌ای استفاده می‌شود. در مرحله نخست، ابتدا یک فیلتر هموارساز وینر[8] 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 اَفکنش (تصویرکردن)[9] آن به یک مجموعه محدب[10] $\mathbb{C}$ نزدیک‌ترین بردار به آن در $\mathbb{C}$ یافت می‌شود. مجموعه محدب یادشده به‌صورت یک ابرصفحه[11] $\mathbb{C} = \{\mathbf{g}: \boldsymbol{\Phi}\mathbf{g} = \mathbf{y}\}$ تعریف می‌شود. برای هر بردار دلخواه $\boldsymbol{x}$، نزدیک‌ترین بردار $\wp(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}, \boldsymbol{\Phi})$ بر $\mathbb{C}$ به‌صورت زیر یافت می‌شود:

$$\wp(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}, \boldsymbol{\Phi}) = \boldsymbol{x} + \boldsymbol{\Phi}^T(\boldsymbol{y} - \boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{x}), \qquad (۴)$$

که در آن فرض شده است که $\boldsymbol{\Phi}$ یک ماتریس متعامد نرمالیزه شده است. پس از اَفکنش محدب، ممکن است نوفه‌ای به بلوک‌های به‌دست‌آمده اضافه شود. برای کاهش این نوفه، در مرحله دوم از یک تابع آستانه‌گیری سخت[12] $\mathcal{H}(\boldsymbol{\Psi}, \boldsymbol{x}, k)$ استفاده می‌شود. در این تابع، سیگنال ورودی $\boldsymbol{x}$ ابتدا توسط تبدیل $\boldsymbol{f} = \boldsymbol{\Psi}\boldsymbol{x}$ به $\boldsymbol{f}$ تبدیل می‌شود و سپس n ضریب بزرگ‌تر $\boldsymbol{f}$ نگاه داشته می‌شوند. به‌طور معادل، می‌توان فقط ضرایبی را که اندازه آن‌ها از یک حدآستانه بزرگ‌تر باشد، نگاه داشت و سایر ضرایب را برابر صفر قرار داد؛ درنهایت، عکس تبدیل $\boldsymbol{\Psi}^{-1}$ بر روی $\boldsymbol{f}$ اعمال می‌شود تا سیگنال بازسازی شده $\boldsymbol{x}'$ 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 اَفکنش محدب و آستانه‌گیری سخت برای بازسازی j–اُمین بلوک بر حسب نمونه‌های CS آن یعنی $\boldsymbol{y}_j$، به‌صورت زیر بیان می‌شود. ابتدا ضرایب تُنُک در مرحله تکرار (i) به‌صورت زیر به‌دست می‌آیند:

$$\tilde{\boldsymbol{\theta}}_j^{(i)} = \hat{\boldsymbol{\theta}}_j^{(i)} + \boldsymbol{\Psi}^{-1}\boldsymbol{\Phi}_B^T(\boldsymbol{y}_j - \boldsymbol{\Phi}_B\boldsymbol{\Psi}\hat{\boldsymbol{\theta}}_j^{(i)}), \qquad (۵)$$

[1] Block-Based Compressed Sensing
[2] Smoothed Projected Landweber BCS
[3] Smoothing Filter
[4] Iterative Thresholding Process
[5] Blocking Artifacts
[6] Orthonormal
[7] Independent and Identically Distributed
[8] Wiener
[9] Projection
[10] Convex Set
[11] Hyper-plane
[12] Hard Thresholding Function

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-04-25]
[DOI: 10.29252/jsdp.17.1.131]

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

$$\widehat{\boldsymbol{\theta}}_j^{(i)} = \begin{cases} \breve{\boldsymbol{\theta}}_j^{(i)}, & \left|\breve{\boldsymbol{\theta}}_j^{(i)}\right| \geq t^{(i)} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}. \quad (۶)$$

سپس، بازسازی بلوک به‌صورت زیر انجام می‌شود:

$$\boldsymbol{x}_j^{(i+1)} = \boldsymbol{\Psi}\widehat{\boldsymbol{\theta}}_j^{(i)} + \boldsymbol{\Phi}_B^T(\boldsymbol{y}_j - \boldsymbol{\Phi}_B\boldsymbol{\Psi}\widehat{\boldsymbol{\theta}}_j^{(i)}), \quad (۷)$$

که در آن $\boldsymbol{x}_j^{(i+1)}$ بیانگر j-اُمین بلوک بازسازی‌شده 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 تُنُک‌تر باشد، کیفیت سیگنال بازسازی‌شده بالاتر خواهد بود و برعکس؛ لذا چنانچه بتوان تبدیلی به‌دست آورد که به‌صورت تطبیقی، بر اساس محتوای سیگنال تغییر کند تا میزان تُنُکی 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[1] به‌عنوان 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 به‌وجودآمده در فرآیند تکراری الگوریتم BCS-SPL حذف شود و یا کاهش یابد و از طرف دیگر، تُنُک‌بودن سیگنال در هر مرحله تحمیل شود. بدیهی است هر چه آستانه‌های یادشده با دقت بیشتری محاسبه شوند، کیفیت سیگنال بازسازی‌شده بهتر خواهد بود. برای این منظور، در روش پیشنهادی، یک تابع آستانه‌گیری نرم[2] را پیشنهاد می‌دهیم که در آن، آستانه مربوطه به‌صورت 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 موجود بین آن‌ها برای بهبود کیفیت بازسازی الگوریتم BCS-SPL استفاده کرد. یک راه برای بهره‌بردن از این موضوع، طراحی یک تبدیل تطبیقی برای تُنُک‌سازی بیشتر سیگنال‌های مورد بازسازی است. برای این منظور، برای هر بلوک $\boldsymbol{x}_j$ $(j = 1, \dots, J)$ در تصویر بازسازی‌شده 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 $(\boldsymbol{x}_j)$ در نظر گرفته می‌شود. معیار تشابه می‌تواند هر معیار دلخواه نظیر MSE[3] یا MAD[4] باشد و بلوک‌های استخراج‌شده می‌توانند دارای هم‌پوشانی باشند؛ سپس، کلیه بلوک‌های به‌دست‌آمده بُرداری می‌شوند. فرض کنید که $\boldsymbol{w}_j^k$ بیانگر k-اُمین بلوک برداری‌شده به‌دست‌آمده برای $\boldsymbol{x}_j$ باشد که $k = 1, \dots, K$ که در آن K بیان‌گر تعداد کل بلوک‌های مشابه یافته‌شده است. پس از آن، ماتریس همبستگی (گرام)[5] کلیه بلوک‌های مشابه یافته‌شده برای بلوک موردنظر به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\boldsymbol{R}_j = \frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K} \boldsymbol{w}_j^k \left(\boldsymbol{w}_j^k\right)^T, \quad (۸)$$

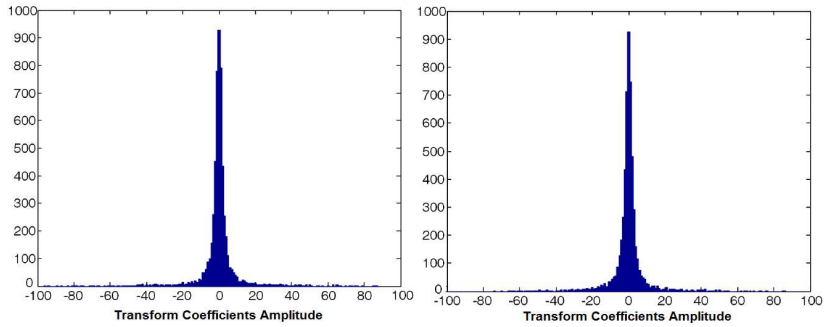
که در آن T بیان‌گر ترانهاده است. این ماتریس، همبستگی متقابل بین هر یک از بلوک‌های استخراج‌شده را در بر دارد؛ سپس، بردارهای ویژه ماتریس R_j با استفاده از الگوریتم تجزیه مقادیر تکین (SVD[6]) [17] به‌صورت $R_j = U_j D_j U_j^T$ محاسبه می‌شوند که در آن U_j ماتریس حاوی بردارهای ویژه و D_j ماتریس قطری حاوی مقادیر ویژه است. درنهایت، پیشنهاد می‌کنیم تا از ماتریس U_j به‌عنوان یک تبدیل تطبیقی[7] برای تُنُک‌سازی $\boldsymbol{x}_j$ در روش BCS-SPL استفاده کنیم؛ یعنی $\Psi_j = U_j$. از آنجایی که بردارهای ویژه به‌دست‌آمده بر اساس مشابه‌ترین بلوک‌ها به $\boldsymbol{x}_j$ محاسبه شده‌اند، آن‌ها را می‌توان به‌عنوان اتم‌های سازنده $\boldsymbol{x}_j$ در نظر گرفت؛ به‌نحوی که با ترکیب خطی تعداد محدودی از آن‌ها می‌توان بلوک اصلی $\boldsymbol{x}_j$ را توصیف کرد؛ لذا، با استفاده از آن‌ها می‌توان یک توصیف تُنُک از $\boldsymbol{x}_j$ به‌دست آورد. توجه شود که روش پیشنهادی، درحقیقت، یک روش بازسازی تصویر بر اساس نمونه‌های اخذشده با حس‌گری فشرده بلوکی در سمت گیرنده است و برای محاسبه تبدیل تطبیقی پیشنهادی، تنها از اطلاعات تصویری موجود در سمت گیرنده استفاده می‌شود؛ به‌عبارت دیگر، در سمت فرستنده، تنها

[1] Hard Thresholding
[2] Soft Thresholding
[3] Mean Square Error
[4] Mean Absolute Deviation
[5] Correlation (Gram) Matrix
[6] Singular Value Decomposition
[7] Adaptive Transform

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-04-25]
[DOI: 10.29252/jsdp.17.1.131]

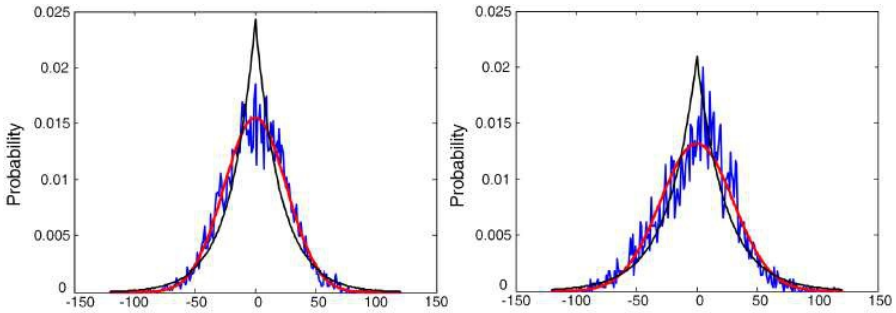
نمونه‌برداری سیگنال به‌صورت بلوکی انجام شده و نیازی به ارسال بردارهای ویژه هر بلوک به گیرنده نیست؛ چون این بردارها تنها در سمت گیرنده محاسبه می‌شوند.

مشاهده می‌شود که روش پیشنهادی، تصویر نهایی را از روی یک تصویر بازسازی‌شده اولیه تولید می‌کند. برای به‌دست‌آوردن تصویر بازسازی‌شده اولیه در روش پیشنهادی، 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 بازسازی‌شده اولیه بهتر باشد، کیفیت تصویر بازسازی‌شده نهایی بیشتر خواهد بود.



(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 حالی‌که منحنی قرمز و مشکی، به‌ترتیب، یک توزیع گاوسی برازش‌شده و یک توزیع لاپلاسین برازش‌شده 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.

۳-۳- عمل‌گر آستانه‌گیری نرم پیشنهادی

در بیش‌تر روش‌های کاهش نوفه[1] در حوزه تبدیل، همانند روش به‌کاررفته در الگوریتم اصلی BCS-SPL، فرض شده است که نوفه موجود یک نوفه گاوسی سفید اضافه‌شونده (AWGN[2]) است. هر چند که این فرض درعمل ممکن است، صحیح نباشد. در این بخش، یک عمل‌گر آستانه‌گیری نرم و تطبیقی در حوزه تبدیل پیشنهاد می‌دهیم که این محدودیت را ندارد و از آن می‌توان برای کاهش نوفه در تصاویر بازسازی‌شده در هر مرحله از الگوریتم BCS-SPL استفاده کرد.

فرض کنید v_j بیان‌گر ضرایب تبدیل x_j با استفاده از تبدیل تطبیقی Ψ_j پیشنهادی در بخش قبل به‌صورت $v_j = \Psi_j x_j$ باشند. در هر مرحله تکرار از الگوریتم BCS-SPL، نوفه یا اعوجاجی در تصویر بازسازی‌شده در آن مرحله به وجود می‌آید (همانند اعوجاج‌های موزاییکی[3] در لبه بلوک‌ها) و لذا ضرایب نوفه‌ای در حوزه تبدیل ($\hat{v}_j$) را می‌توان به‌صورت زیر بیان کرد:

$$\hat{v}_j = v_j + n_j, \qquad (۹)$$

که در آن n_j بیان‌گر نوفه یا اعوجاج اضافه‌شده 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.

[1] Denoising
[2] Adaptive White Gaussian Noise
[3] Blocking Artifacts

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-04-25]
[DOI: 10.29252/jsdp.17.1.131]

این امر را می‌توان با روش‌های تخمین بیزین[1] همانند تخمین‌گر "بیشترین احتمال پسین" (MAP[2]) انجام داد که برای این موضوع نیاز به دانستن یک دانش پیشین[3] از توزیع ضرایب تبدیل[4] بدون نوفه است. برای به‌دست‌آوردن توزیع آماری ضرایب تبدیل بدون نوفه $\boldsymbol{v}_j$، این ضرایب را برای پنج تصویر استاندارد بدون نوفه Barbara، Lena، Mandrill، Goldhill و Peppers با استفاده از تبدیل تطبیقی پیشنهادی محاسبه کردیم و سپس هیستوگرام آن‌ها را به‌دست آوردیم. یک نمونه از چنین هیستوگرام‌هایی برای دو تصویر Lena و Barbara در شکل (۱) نشان داده شده است. همان‌طورکه از این دو مثال مشاهده می‌شود، هیستوگرام‌های به‌دست‌آمده حول صفر دارای قله برجسته هستند و دو دُم 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 $\boldsymbol{v}_j$ را با توجه به تُنُکی آن‌ها توسط یک توزیع لاپلاسین به‌صورت زیر مدل کردیم:

$$\Pr_{\mathrm{v}}(\boldsymbol{v}_j) = \frac{1}{\sqrt{2}\sigma_j}\exp\left(\frac{-\sqrt{2}|\boldsymbol{v}_j|}{\sigma_j}\right), \qquad (۱۰)$$

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 به‌دست آورد. برای این منظور، روش بازسازی پیشنهادی را بر روی پنج تصویر استاندارد یادشده اعمال کردیم و قبل از اعمال فرآیند آستانه‌گیری، ضرایب تبدیل نویزی را از ضرایب تبدیل بدون نوفه هر تصویر تفریق کردیم تا ضرایب نوفه‌ای به‌دست آیند؛ سپس، توزیع آماری ضرایب نوفه‌ای به‌دست‌آمده را محاسبه کردیم. در شکل (۲)، 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 به‌صورت زیر مدل کرد:

$$\Pr_{\mathrm{n}}(\boldsymbol{n}_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{n_j}}\exp\left(\frac{-n_j^2}{2\sigma_{n_j}^2}\right), \qquad (۱۱)$$

که در آن $\sigma_{n_j}^2$ بیانگر واریانس نویز در حوزه تبدیل است که آن را می‌توان با استفاده از روش‌های مختلف همچون "تخمین‌گر میانه مقاوم"[5] [12] محاسبه کرد. از آنجایی که 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 تخمین‌گر "بیشینه احتمال" (ML[6]) با متوسط‌گیری بر روی ضرایب تبدیل نوفه‌ای $\hat{\boldsymbol{v}}_j$ در یک همسایگی حول $\boldsymbol{j}$ یعنی $\Omega(j)$ به‌صورت زیر به‌دست آورد:

$$\sigma_j^2 = \underset{\sigma_j^2}{\operatorname{argmax}}\left\{\prod_{j'\in\Omega(j)}\Pr_{\hat{\mathrm{v}}|\sigma}(\hat{\boldsymbol{v}}_{j'}|\sigma_j^2)\right\} = \max(0, \sigma_{\hat{j}}^2 - \sigma_{n_j}^2) \qquad (۱۲)$$

که در آن γ تعداد نمونه‌های موجود در همسایگی $\Omega(j)$ است و $\Pr_{\hat{\mathrm{v}}|\sigma}(\hat{\mathrm{v}}_{j'}|\sigma_j^2)$ بیانگر توزیع گاوسی با میانگین صفر و واریانس $\sigma_j^2 + \sigma_{n_j}^2$ است. در این مقاله، از همسایگی‌های ۳×۳ برای این منظور استفاده می‌کنیم. حال، به‌منظور تخمین $\boldsymbol{v}_j$ با استفاده از $\hat{\boldsymbol{v}}_j$، از تخمین‌گر MAP به‌صورت زیر استفاده می‌کنیم:

$$\boldsymbol{v}_j = \underset{\boldsymbol{v}_j}{\operatorname{argmax}}\{\Pr_{\mathrm{v}|\hat{\mathrm{v}}}(\boldsymbol{v}_j|\hat{\boldsymbol{v}}_j)\}. \qquad (۱۳)$$

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

$$\boldsymbol{v}_j = \underset{\boldsymbol{v}_j}{\operatorname{argmax}}\left\{\Pr_{\hat{\mathrm{v}}|\mathrm{v}}(\hat{\boldsymbol{v}}_j|\boldsymbol{v}_j)\Pr_{\mathrm{v}}(\boldsymbol{v}_j)\right\} = \underset{\boldsymbol{v}_j}{\operatorname{argmax}}\left\{\Pr_{\mathrm{n}}(\hat{\boldsymbol{v}}_j - \boldsymbol{v}_j)\Pr_{\mathrm{v}}(\boldsymbol{v}_j)\right\}. \qquad (۱۴)$$

درنهایت، با استفاده از روابط به‌دست‌آمده، می‌توان نوشت:

$$\boldsymbol{v}_j = \underset{\boldsymbol{v}_j}{\operatorname{argmax}}\left\{\frac{1}{2}|\hat{\boldsymbol{v}}_j - \boldsymbol{v}_j|^2 + \frac{\sqrt{2}\sigma_{n_j}^2}{\sigma_j}|\boldsymbol{v}_j|\right\}. \qquad (۱۵)$$

در نتیجه به‌دست می‌آوریم:

$$\boldsymbol{v}_j = sgn(\hat{\boldsymbol{v}}_j)\max(0, |\hat{\boldsymbol{v}}_j| - \frac{\sqrt{2}\sigma_{n_j}^2}{\sigma_j}). \qquad (۱۶)$$

در رابطه بالا $sgn(.)$ بیان‌گر تابع علامت است. درحقیقت رابطه بالا همان تابع آستانه‌گیری نرم[7] است که در آن سطح آستانه با عبارت دوم در تابع $\max(.)$ مشخص می‌شود. همچنین، مشاهده می‌کنیم که در (۱۶) آستانه مربوطه به‌صورت تطبیقی بر اساس ضرایب نوفه‌ای بلوک موردنظر و همچنین واریانس تخمین‌زده‌شده برای نوفه در هر مرحله تکرار از الگورتیم بازسازی محاسبه می‌شود.

در جدول (۱)، خلاصه روش بازسازی پیشنهادی نشان داده شده است. توجه شود که الگوریتم ارایه‌شده در این جدول، همان الگوریتم روش اصلی BCS-SPL است؛ اما

[1] Bayesian Estimators
[2] Maximum a Posteriori
[3] Prior Knowledge
[4] Transform Coefficients
[5] Robust Median Estimator
[6] Maximum Likelihood
[7] Soft Thresholding

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-04-25]
[DOI: 10.29252/jsdp.17.1.131]

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. 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: $\{\boldsymbol{y}_1, \dots, \boldsymbol{y}_M\}$: CS samples of M blocks; $\{\boldsymbol{\Phi}_1, \dots, \boldsymbol{\Phi}_M\}$: Sampling matrices for M blocks; TOL: Tolerance; MAX_{ITER}: maximum iteration number;
Output: Reconstructed Image ($\boldsymbol{x}$)
Initialization: Set the iteration number $k = 0$; For each block j do $\widehat{\boldsymbol{x}}_j^0 = \boldsymbol{\Phi}_j^T \boldsymbol{y}_j$ or use the original BCS-SPL algorithm to obtain $\widehat{\boldsymbol{x}}_j^0$ or $\widehat{\boldsymbol{x}}^0$
Repeat
$\widehat{\boldsymbol{x}}^k = \text{Smoothing Filter}(\widehat{\boldsymbol{x}}^k)$
for each block j do
$\widehat{\boldsymbol{x}}_j^k \leftarrow \widehat{\boldsymbol{x}}_j^k + \boldsymbol{\Phi}_j^T(\boldsymbol{y}_j - \boldsymbol{\Phi}_j \widehat{\boldsymbol{x}}_j^k)$
Obtain the adaptive transform $\boldsymbol{\Psi}_j$
$\widehat{\boldsymbol{v}}_j^k = \boldsymbol{\Psi}_j \widehat{\boldsymbol{x}}_j^k$
$\sigma_{n_j}^k \leftarrow median\left(\left\lvert \widehat{\boldsymbol{v}}_j^k - median(\widehat{\boldsymbol{v}}_j^k) \right\rvert\right)/0.6745$
$\sigma_j^k \leftarrow \max\left(0, \frac{1}{\gamma} \sum_{j' \in \Omega(j)} \left(\widehat{\boldsymbol{v}}_{j'}^k\right)^2 - \left(\sigma_{n_j}^k\right)^2\right)$
$\boldsymbol{v}_j^k \leftarrow sgn(\widehat{\boldsymbol{v}}_j^k) \max\left(0, \lvert\widehat{\boldsymbol{v}}_j^k\rvert - \frac{\sqrt{2}\left(\sigma_{n_j}^k\right)^2}{\sigma_j^k}\right)$
$\widehat{\boldsymbol{x}}_j^k = \boldsymbol{\Psi}_j^{-1} \boldsymbol{v}_j^k$
$\widehat{\boldsymbol{x}}_j^{k+1} \leftarrow \widehat{\boldsymbol{x}}_j^k + \boldsymbol{\Phi}_j^T(\boldsymbol{y}_j - \boldsymbol{\Phi}_j \widehat{\boldsymbol{x}}_j^k)$
end for
Compute $e^{k+1} = \lVert \widehat{\boldsymbol{x}}^{k+1} - \widehat{\boldsymbol{x}}^k \rVert_{l_2}$
$\widehat{\boldsymbol{x}}^k \leftarrow \widehat{\boldsymbol{x}}^{k+1}$
$k \leftarrow k + 1$
until $\lvert e^{k+1} - e^k \rvert < TOL$ or $k = MAX_{ITER}$
$\boldsymbol{x} \leftarrow \widehat{\boldsymbol{x}}^k$
Note: $\widehat{\boldsymbol{x}}_j^k$ denotes the j-th reconstructed block in the k-th iteration, and $\widehat{\boldsymbol{x}}^k$ denotes the reconstructed frame (image) in the k-th iteration

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، DBCS-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-DWT، BCS-SPL-DDWT، BCS-SPL-CT و BCS-SPL-DCT نشان می‌دهیم. توجه فرمایید که برخلاف قدیمی‌بودن چهار روش یادشده، این چهار روش اغلب در بیش‌تر مقالات مشابه در این زمینه به‌عنوان روش‌های پایه و مرسوم جهت انجام مقایسات استفاده می‌شوند. درحقیقت، همان‌طورکه 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.

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

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-04-25]

[DOI: 10.29252/jsdp.17.1.131]

از سه معیار مشهور PSNR، SSIM، VIF و FSIM استفاده می‌کنیم. این معیارها قادرند تا میزان شباهت بین یک تصویر بازسازی‌شده 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 بازسازی‌شده 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 Barbara، Lena، Mandrill، Goldhill و Peppers استفاده کردیم. ابعاد کلیه تصاویر ۵۱۲×۵۱۲ پیکسل بود به غیر از Goldhill که از ابعاد ۲۵۶×۲۵۶ پیکسل بود. همچنین، در آزمایش‌ها، ابعاد هر بلوک برای کلیه روش‌های حس‌گری فشرده بلوکی مورد استفاده از جمله روش پیشنهادی برابر با ۸×۸ در نظر گرفته شد. مقدار TOL و MAX_{ITER} در روش پیشنهادی به‌ترتیب برابر با 10^{-4} و 100 در نظر گرفته شد. همچنین، از یک فیلتر هموارکننده وینر ۳×۳ استفاده شد. ابعاد پنجره جستجو برای محاسبه تبدیل تطبیقی پیشنهادی به‌صورت تجربی ۱۶×۱۶ پیکسل در نظر گرفته شد. درحقیقت، در آزمایش‌های تجربی مشاهده گردید که هرچه ابعاد پنجره جستجو بزرگ‌تر انتخاب شود، امکان بهبود کیفیت تصویر بازسازی‌شده وجود دارد؛ اما بدیهی است که با استفاده از پنجره جستجوی بزرگ‌تر، پیچیدگی محاسباتی روش پیشنهادی نیز بیشتر می‌شود؛ لذا به‌منظور ایجاد مصالحه‌ای بین میزان دقت روش پیشنهادی و حجم محاسباتی آن، ابعاد پنجره یادشده به‌صورت تجربی ۱۶×۱۶ در نظرگرفته 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 کُد اصلی آن‌ها مورد استفاده قرار گرفت.

در جدول (۲)، روش‌های مختلف با یکدیگر در نرخ نمونه‌برداری ۱۰٪ بر اساس چهار معیار یادشده مقایسه شده‌اند. در این جدول، بهترین نتایج در هر حالت به‌صورت پُررنگ نشان داده شده‌اند. همان‌طورکه از این نتایج مشاهده 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 به‌دست آمده است. همچنین، بر اساس نتایج گزارش‌شده در این جدول برای هر چهار معیار استفاده‌شده بر روی هر یک از پنج تصویر استفاده‌شده، مشاهده می‌شود که سه روش برتر در این نرخ نمونه‌برداری به‌ترتیب 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 استفاده‌شده 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 استفاده‌شده 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 یادشده بر روی چهار نرخ نمونه‌برداری یادشده برای هر یک از روش‌ها، نشان داده شده است. همان‌طورکه از این نتایج مشاهده می‌شود، در کلیه نرخ‌های یادشده، روش پیشنهادی دارای عملکرد متوسط بهتری در مقایسه با سایر روش‌ها است. با مقایسه مقادیر میانگین کلیه معیارهای استفاده‌شده بر روی کلیه نرخ‌ها، مشاهده می‌شود که سه روش برتر به‌ترتیب 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 استفاده‌شده از خود نشان می‌دهد.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-04-25]
[DOI: 10.29252/jsdp.17.1.131]

(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
	FSIM	0.891131	0.922451	0.878712	0.893265	0.934421
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**
	FSIM	0.894562	0.928211	0.882157	0.898651	**0.938125**
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
	FSIM	0.889810	0.910012	0.872251	0.891075	0.935275
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
	FSIM	0.8929260	0.925236	0.868256	0.887651	0.923927
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
	FSIM	0.882231	0.914221	0.870017	0.887651	0.932561
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
	FSIM	0.896652	0.930014	0.880051	0.893878	0.937725
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
	FSIM	0.853211	0.884120	0.846892	0.863211	0.881451
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
	FSIM	0.890044	0.914555	0.873358	0.890011	0.920335
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
	FSIM	0.897552	0.930051	0.889522	0.908520	0.926587
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
	FSIM	0.860005	0.970010	0.941742	0.931245	0.968915
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
	FSIM	0.861154	0.972547	0.940005	0.930005	**0.972813**
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
	FSIM	0.858977	0.968984	0.938871	0.926658	0.960258
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
	FSIM	0.860212	0.960015	0.929920	0.922541	0.957664
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
	FSIM	0.838871	0.963351	0.945587	0.928890	0.970011
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

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-04-25]

[DOI: 10.29252/jsdp.17.1.131]

	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

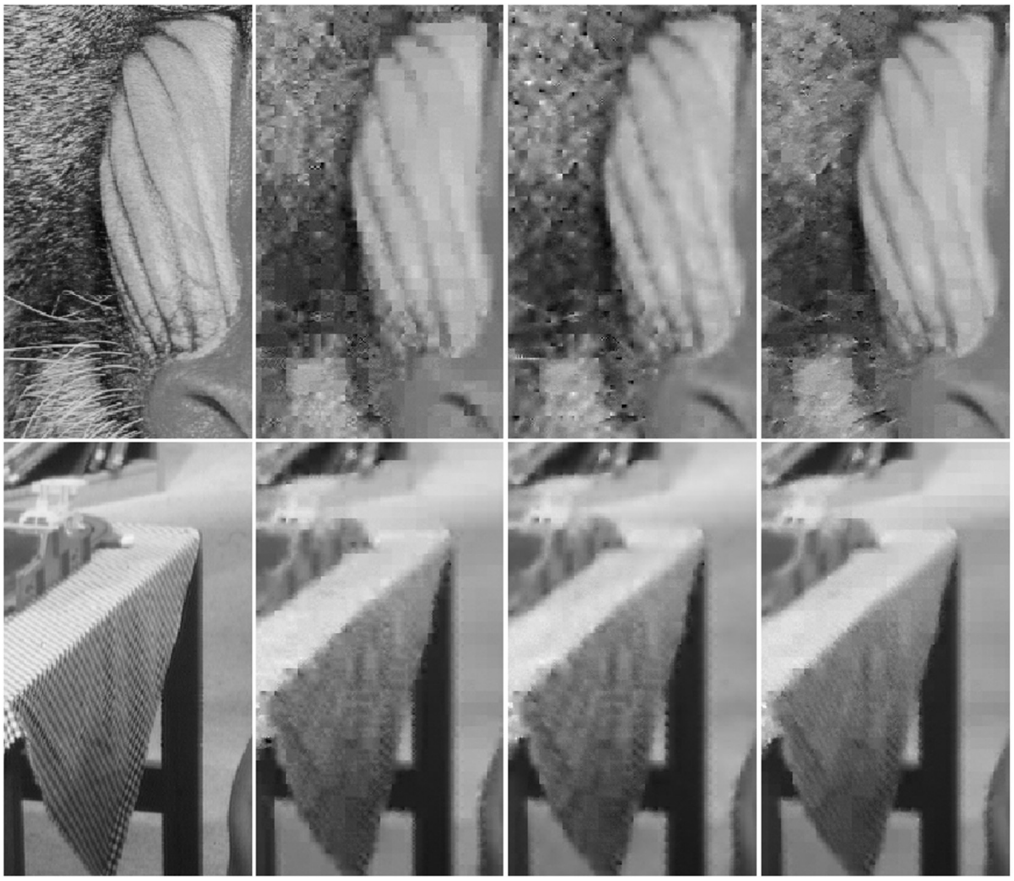
(جدول-۴): مقایسه روش‌های مختلف در نرخ‌های نمونه‌برداری متفاوت بر اساس میانگین امتیاز سه معیار بر روی پنج تصویر.

(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**

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-04-25]

[DOI: 10.29252/jsdp.17.1.131]



(شکل-۳): مقایسه تصویری سه روش برتر در نرخ نمونه‌برداری ۱۰٪ بر روی برشی از دو تصویر نمونه Mandrill (بالا) و Barbara (پایین) . از چپ به راست: تصویر اصلی، تصویر بازسازی‌شده به‌وسیلهٔ 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.

در شکل (۳)، چند مثال تصویری برای مقایسه کیفیت تصاویر بازسازی‌شده با سه روش برتر یادشده در نرخ نمونه‌برداری ۱۰٪ نشان داده شده است. همان‌طورکه از این تصاویر مشاهده می‌شود، کیفیت بصری تصاویر بازسازی‌شده توسط روش پیشنهادی، بهتر از دو روش دیگر است.

در جدول (۵)، روش‌های مختلف از لحاظ زمان متوسط بازسازی یک تصویر سطح خاکستری از ابعاد ۵۱۲×۵۱۲ با یکدیگر مقایسه شده‌اند. برای این منظور کُد روش‌های 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 اندازه‌گیری شد. شکل (۴) نیز داده‌های موجود در این جدول را به‌صورت نموداری نشان می‌دهد. همان‌طورکه مشاهده می‌شود کُندترین روش، SAMP و سریع‌ترین روش BCS-SPL-DCT است. توجه شود که SAMP یک روش بازسازی غیربلوکی است و لذا زمان اجرای آن بالاست. همچنین، دلیل سرعت بالای BCS-SPL-DCT، سادگی تبدیل DCT است. علاوه‌بر این، مشاهده می‌شود که روش پیشنهادی (ABCS-SPL)، رتبه هفتم را در بین ده روش مقایسه‌شده به‌خود اختصاص می‌دهد. دلیل زمان اجرای به‌نسبه بالای روش پیشنهادی، محاسبه تبدیل تطبیقی پیشنهادی به‌ازای هر بلوک از تصویر می‌باشد.

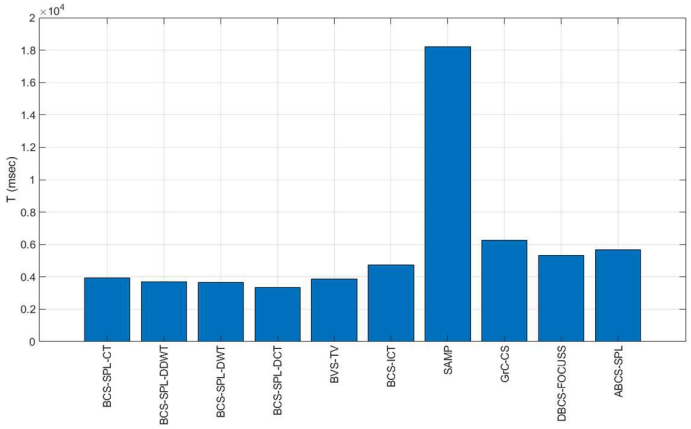
(جدول-۵): مقایسه روش‌های مختلف بر اساس زمان متوسط بازسازی یک تصویر (T) از ابعاد ۵۱۲×۵۱۲ بر حسب میلی‌ثانیه.

(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-FOCUSS	5330
BCS-TV	3885	ABCS-SPL	5682

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-04-25]

[DOI: 10.29252/jsdp.17.1.131]



(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.

۵- نتیجه‌گیری

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، گونه‌ای 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 ارایه شد. جهت حصول به کیفیت بازسازی بالا در روش‌های مبتنی بر حس‌گری فشرده، تصویر موردنظر می‌بایست تا حد امکان در یک حوزه تبدیل مناسب، تُنُک (پراکنده) باشد. در بیش‌تر روش‌های موجود مشابه، از یک تبدیل ثابت همانند تبدیل کسینوسی گسسته برای تُنُک‌سازی بلوک‌های مختلف تصویر ورودی استفاده می‌شود؛ اما در این روش‌ها، تبدیل استفاده شده، به‌الزام، بیشترین میزان تُنُکی 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 تُنُک‌سازی بالاتر آن بلوک، استفاده می‌کند؛ سپس، برای کاهش نوفه و اعوجاجات احتمالی به‌وجودآمده در فرآیند بازسازی و در عین‌حال حفظ میزان تُنُکی 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 تجربی به‌دست‌آمده نشان دادند که روش پیشنهادی از دقت و کیفیت بازسازی بالاتری در مقایسه با روش‌های مقایسه‌شده برخوردار است.

۶- مراجع 6- References

[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 Procesing*, 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 Procesing*, 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.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-04-25]

[DOI: 10.29252/jsdp.17.1.131]

[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.

[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.

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 ماشین، 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 Canon Information Systems Research Australia (CiSRA) و 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

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-04-25]

[DOI: 10.29252/jsdp.17.1.131]