

A Selective Three Dimensional Magnetic Resonance Images Compression Method Using Adaptive Mesh Design and Region-Based Wavelet Transform

E. Fatemizadeh^{1*}, P. Shooshtari²

¹ Assistant Professor, Biomedical Engineering Department, Electrical Engineering School, Sharif University of Technology, Tehran, Iran

² M.Sc Graduated, Biomedical Engineering Department, Electrical Engineering School, Sharif University of Technology, Tehran, Iran, parisa_shooshtari@yahoo.com

Abstract

Nowadays due to the huge capacity and bandwidth essentials for medical images, communications and storage purposes, medical images compression is one of most important concepts in this area. Error free compression techniques have the weakness of low compression ratio. On the other hand, lossy techniques with high compression ratio result in low quality of the images. In recent years, some special compression schemes have been suggested by splitting the original image into two regions: Region of Interest (ROI) with lossless compression and the Region of Background (ROB) with lossy compression and a lower quality. In this paper, we proposed a novel selective compression approach to compress 3D brain MR images. For this purpose, an adaptive mesh for the first slice was designed and estimation of the gray levels of the next slices was performed through deformations of the mesh elements. After residual image determination, the error between the original image and the approximated image was transformed to the wavelet domain using a region-based discrete wavelet transform (RBDWT). Finally, the wavelet coefficients were coded by an object-based SPIHT coder.

Keywords: Compression, Adaptive mesh design, region-based discrete wavelet transform, MRI, OB-SPIHT, ROI

* Corresponding author

Address: Emad Fatemizadeh, Biomedical Engineering Department, Electrical Engineering School, Sharif University of Technology, Tehran, Iran.
Tel: +98 21 66164351, +98 9123504238
Fax: +98 21 66023261
E-mail: fatemizadeh@sharif.edu

۱- مقدمه

سیستم‌های تصویربرداری پزشکی امروزه نقش مهمی در تشخیص بیماری‌ها و برنامه‌ریزی فرایند درمان ایفا می‌کنند. این سیستم‌ها تصاویری متناظر با خواص مختلف فیزیکی از کل بدن انسان فراهم می‌کنند و اطلاعات مفیدی از وضعیت اندام‌های داخلی بدن را در اختیار متخصصان قرار می‌دهند. از آن‌جا که همیشه با حجم وسیعی از تصاویر پزشکی روبرو هستیم، مسئله فشرده‌سازی تصویر پزشکی به منظور ذخیره‌سازی آنها یا انتقال داده‌ها به صورت یک امر مهم مطرح شده است.

تاکنون روش‌های مختلفی برای فشرده‌سازی تصاویر پزشکی مطرح شده است. این روش‌ها را می‌توان به دو دسته اساسی تقسیم کرد. دسته اول روش‌های بدون اتلاف که نرخ فشرده‌سازی پایین‌تری دارند، اما تصویر بازیافت شده با استفاده از آنها کاملاً منطبق بر تصویر اولیه‌اند [۱-۵]. دسته دوم روش‌های دارای اتلاف که با وجود داشتن نرخ فشرده‌سازی بالاتر، برخی از اطلاعات تصویر در آنها پس از بازیافت از بین می‌رود [۵-۹]. برخی از روش‌ها نیز بر اساس لبه‌ها عمل می‌کنند [۱۰]. به دلیل تمایل فراوان در دستیابی به نرخ فشرده‌سازی بالا و در عین حال حفظ تمام اطلاعات مهم پزشکی در این‌گونه تصاویر، امروزه انواع دیگری از نواحی مورد نظر^۱ (ROI) برای فشرده‌سازی تصاویر پزشکی مطرح شده‌اند. در این دسته روش‌ها ابتدا ناحیه ROI تصویر که حاوی اطلاعات مهم پزشکی است مشخص شده، سپس با فشرده‌سازی این ناحیه به صورت بدون اتلاف و کدگذاری بقیه نواحی تصویر به صورت دارای اتلاف با کیفیت مناسب، به نوعی فشرده‌سازی مبتنی بر خواص نواحی مختلف تصویر دست می‌یابیم [۱۱].

در این مقاله با طراحی مش به صورت انطباقی بر روی برش^۲ اول تصویر [۱۲] و سپس جبران حرکت در برش‌های بعدی به نوعی تخمین از تصویر می‌رسیم. سپس با اعمال تبدیل ویولت مبتنی بر ناحیه^۳ (RBDWT) [۱۳] بر روی تصویر باقیمانده حاصل از اختلاف بین تصویر اولیه و تخمین

زده شده آن، ضرایب ویولت را به دست می‌آوریم. با اعمال الگوریتم SPIHT [۱۴، ۱۵] بر روی ضرایب ویولت به کد کردن تصاویر به صورت مبتنی بر ROI می‌پردازیم.

۲- روش ارائه شده

در این‌جا به بیان اصول فشرده‌سازی ارائه شده در این مقاله می‌پردازیم. به منظور دستیابی به فشرده‌سازی مبتنی بر ROI مراحل زیر را انجام می‌دهیم.

۱. به دست آوردن تصویر باقیمانده با طراحی مش انطباقی و جبران حرکت؛

۲. اعمال RBDWT بر تصویر باقیمانده؛

۳. کدگذاری ضرایب ویولت به صورت دارای اتلاف با استفاده از کدگذار OB-SPIHT^۴؛

۴. کدگذاری اختلاف بین تصویر اولیه و کدگشایی شده آن به صورت دارای اتلاف در ناحیه ROI.

در ادامه در مورد هر کدام از مراحل بیان شده در بالا بیشتر توضیح داده می‌شود.

۲-۱- محاسبه تصویر باقیمانده با طراحی مش و جبران حرکت

از آن‌جا که در اغلب تصاویر، پیکسل‌های مجاور دارای شدت تصویر مشابه‌اند، این شباهت سبب به وجود آمدن نوعی همبستگی بین آنها می‌شود. به منظور داشتن یک سیستم فشرده‌سازی مناسب، همیشه سعی می‌شود به طریقی این همبستگی کاهش داده شود.

در این‌جا به منظور کاهش همبستگی پیکسل‌های مجاور درون یک برش و همچنین بین دو برش از تخمین مقادیر شدت یک برش تصویر از روی شدت تصویر در برش قبل بهره برده‌ایم. بدین منظور ابتدا به طراحی یک مش منطبق بر داده‌های تصویر بر روی برش اول پرداخته‌ایم. سپس با یک روش جبران حرکت، تغییرات هر المان مش را در گذر از یک برش به برش دیگر محاسبه کرده‌ایم؛ در ادامه با فرض این که تمام پیکسل‌های درون یک المان مش تحت تبدیل واحدی از یک برش به برش بعد نگاشته می‌شوند، به یک

^۱ Region of Interest^۲ Slice^۳ Region-Based Discrete Wavelet Transform^۴ Object-Based Set Partitioning In Hierarchical Trees

۵. دایره‌ای در اطراف این گره ایجاد کرده و آن را به قدری بزرگ کنید که مقدار $\sum DFD^2(x,y)$ درون دایره از مقدار DFD_{avg} بزرگ‌تر نشود. به تمام پیکسل‌های درون دایره برچسب انتخاب شده بزنید؛

۶. به مرحله ۲ برو، مگر آن که تعداد گره‌ها به اندازه مطلوب رسیده باشد یا معیار فاصله ارضا نشود؛

۷. با داشتن گره‌ها و با استفاده از روش مثلث‌سازی دی‌لانی^۶ مش موردنظر را ایجاد کنید.

در این الگوریتم DFD معیاری برای محاسبه میزان تغییرات حرکتی در دو برش مجاور است. مقادیر DFD و DFD_{avg} از روابط (۱) و (۲) محاسبه می‌شوند.

$$DFD(x,y) = I_k(x,y) - \hat{I}_k(x,y) \quad (1)$$

$$DFD_{avg} = \sum_{(x,y)} \frac{DFD^2(x,y)}{K} \quad (2)$$

که در آن K تعداد پیکسل‌های انتخاب نشده در الگوریتم است و $I_k(x,y)$ و $\hat{I}_k(x,y)$ به ترتیب مقادیر شدت تصویر و تخمین زده شده آن در پیکسل (x,y) برش k ام است. برای داشتن تخمینی از شدت تصویر در پیکسل‌های یک برش تصویر از روی مقادیر شدت تصویر در برش قبل از الگوریتم شار نوری^۷ [۱۶] استفاده کرده‌ایم.

شار نوری توزیع سرعت‌های ظاهری حرکت الگوهای روشنایی در یک تصویر است. این شار نوری می‌تواند ناشی از حرکت نسبی اشیا و ناظر باشد. در نتیجه شار نوری می‌تواند اطلاعات مفیدی در مورد نحوه قرارگیری مکانی اشیا مشاهده شده و نرخ تغییرات آنها در اختیار ما قرار دهد. مقالات زیادی به بیان روش‌هایی برای محاسبه شار نوری پرداخته‌اند. از میان آنها روش ابداع شده به وسیله هرن-شانک^۸ [۱۶] از مقبولیت بیشتری برخوردار است.

شار نوری را نمی‌توان در یک تصویر به صورت مستقل از نقاط همسایه و تنها با توجه به تغییرات شدت تصویر محاسبه کرد، زیرا میدان سرعت در هر نقطه تصویر دو جزء دارد در حالی که تغییر شدت تصویر مربوط به حرکت جسم، در هر پیکسل تصویر تنها یک شرط محدود کننده قرار می‌دهد. بنابراین لازم است تعدادی محدودیت اضافی همچون نرمی تغییرات نیز قرار داد.

تخمین مناسب از مقادیر شدت یک برش تصویر از روی برش قبل دست می‌یابیم.

۱-۱-۲- طراحی مش انطباقی

هر چند به منظور مش‌بندی یک برش تصویر می‌توان آن را به صورت پکنواخت مثلث‌بندی کرد، اما طراحی یک مش انطباق یافته با محتویات تصویر سبب مناسب‌تر بودن تخمینی که از روی آن برای مقادیر شدت برش بعدی تصویر به دست می‌آید، می‌شود و در نتیجه به نرخ فشرده‌سازی بالاتری دست یابیم [۱۳]. دو اصل اساسی که هنگام طراحی مش در نظر گرفته می‌شوند، عبارت‌اند از:

۱. گره‌های مش به گونه‌ای انتخاب شوند که لبه‌های مش

در راستای لبه‌های تصویر باشند؛

۲. چگالی گره‌ها در نواحی مختلف تصویر متناسب با

میزان تغییرات بین اسلایسی در آن نواحی تصویر باشد.

علت اعمال اصل اول در طراحی مش این است که ما

سعی می‌کنیم تمام پیکسل‌هایی که درون یک المان مش وجود

دارند، متعلق به یک شیء از تصویر باشند. به این ترتیب

هنگام گذر از یک برش به برش بعد، تحت تبدیل یکسانی

واقع می‌شوند. بنابراین باید لبه‌های مش در مرز اشیا تصویر

قرار گیرند، تا در حد ممکن از واقع شدن دو شیء مختلف در

یک المان مش جلوگیری شود.

رعایت اصل دوم نیز به این دلیل است که در نواحی با

تغییرات زیاد بین دو برش تصویر، المانهای مش کوچک‌تر

باشند، تا بتوانند این تغییرات بین برشی را بهتر مدل کنند.

ویژگی‌های الگوریتم طراحی مش را می‌توان در قالب موارد

زیر بیان کرد:

۱. به تمام پیکسل‌ها برچسب انتخاب نشده بزنید؛

۲. مقدار DFD_{avg} را محاسبه کنید؛

۳. با اعمال روش لبه‌یابی^۵، لبه‌های تصویر را بیابید؛

۴. یک پیکسل را فقط در صورتی به عنوان گره انتخاب

کنید که دارای برچسب انتخاب نشده باشد، بر روی لبه‌های

تصویر باشد و از پیکسل‌های دارای برچسب انتخاب شده به

اندازه کافی دور باشد؛

^۳ Canny

^۶ Delaunay

^۷ Optical Flow

^۸ Horn-Schunck

یک برش به برش بعد نگاشته می‌شوند. بنابراین می‌توان با یافتن نقطه متناظر با هر پیکسل تصویر در برش قبلی و نسبت دادن مقدار شدت تصویر در آن نقطه به پیکسل مورد نظر، به تخمینی از مقدار شدت پیکسل دست پیدا کرد.

رابطه (۳) چگونگی تخمین مقادیر شدت تصویر در یک برش را از روی نقطه متناظر با آن در برش قبل بیان می‌کند.

$$\hat{I}_{k+1}(x, y) = I_k(f(x, y), g(x, y)) \quad (3)$$

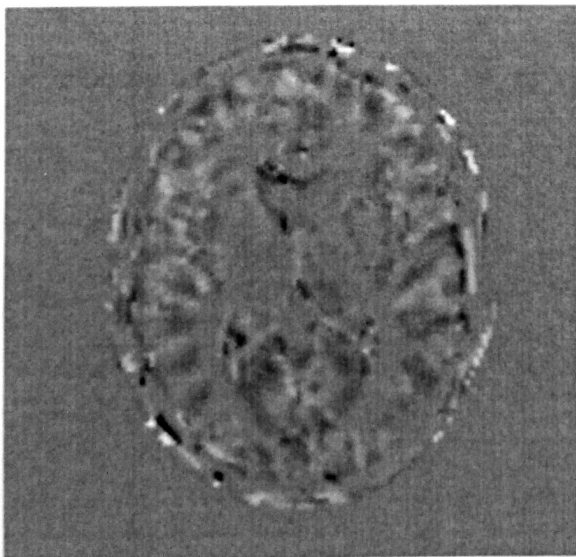
که در آن $f(x, y)$ و $g(x, y)$ با روابط زیر تعیین می‌شوند.

$$f(x, y) = a_{11}x + a_{12}y + a_{13} \quad (4)$$

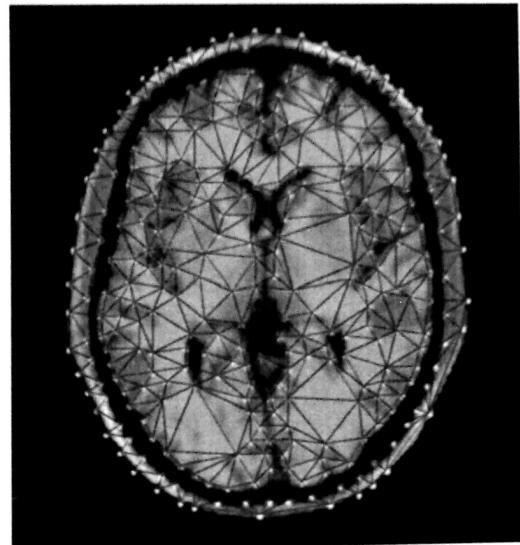
$$g(x, y) = a_{14}x + a_{15}y + a_{16} \quad (5)$$

$a_{11} - a_{16}$ متغیرهای حرکتی مربوط به المان i ام است که از روی مقادیر مختصات شش گره دو به دو متناظر با هم در المان i ام برش‌های k ام و $k+1$ ام محاسبه می‌شوند. پس از به دست آوردن تخمینی برای مقادیر شدت یک برش تصویر از روی شدت تصویر در برش قبل، با کم کردن مقادیر برآورد شده از مقادیر واقعی به یک تصویر باقیمانده دست می‌یابیم.

در شکل ۲ تصویر باقیمانده یک برش تصویر را نمایش داده‌ایم. در شکل ۳ نیز هیستوگرام این تصویر نمایش داده شده است. از آن جا که هیستوگرام تصویر باقیمانده حول صفر پیک بزرگی را نمایش می‌دهد، می‌توان نتیجه گرفت که همبستگی پیکسل‌ها در حد زیادی کاهش یافته است.



شکل ۲- تصویر باقیمانده حاصل از اعمال روش جبران حرکت



شکل ۱- مش‌بندی یک برش تصویر با اعمال الگوریتم طراحی مش انطباقی

در شکل ۱ مش‌بندی یک برش تصویر MRI حاصل شده از اعمال الگوریتم طراحی مش انطباقی نمایش داده شده است.

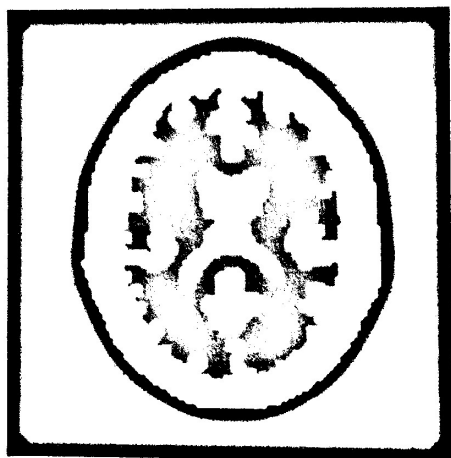
۲-۱-۲- جبران حرکت با استفاده از تبدیلات مکانی

پس از آن که برش اول تصویر را مش‌بندی کردیم، نوبت به تعیین تغییرات هر المان مش در گذر از یک برش به برش بعد می‌رسد. برای رسیدن به این هدف کافی است تعیین کنیم مکان هر کدام از گره‌های مش چه تغییری پیدا می‌کند. برای تعیین میزان جابجایی گره‌ها از الگوریتم انطباق بلوکی^۹ استفاده کرده‌ایم. این الگوریتم، تصویر را به تعدادی بلوک با مرکزیت گره‌ها تقسیم می‌کند. سپس با جابجایی هر کدام از این بلوک‌ها بر روی برش بعد، بلوکی از برش بعد را که بیشترین شباهت را با بلوک اولیه داشته باشد، تعیین و مرکز آن را به عنوان مکان جدید گره فرض کنیم.

با تعیین مکان گره‌ها در برش بعد، تغییرات المانهای مش بر روی آن برش تعیین شده‌اند. سپس فرض می‌شود هر المان مش تحت یک تبدیل مستوی^{۱۰} از یک برش به برش بعد تغییر می‌کند. برای محاسبه متغیرهای تبدیل، از مکان گره‌های متناظر با هم در یک المان مش استفاده می‌شود. پس از به دست آوردن متغیرهای تبدیل، فرض می‌شود تمام پیکسل‌های موجود درون یک المان، تحت همان تبدیل از

⁹ Block Matching

¹⁰ Affine



شکل ۴- سه ناحیه اصلی تصویر. سیاه: ناحیه خارج از نقاب باینری؛ خاکستری: ناحیه ROI؛ سفید: ناحیه Non-ROI

پس از تقسیم تصویر به ۲ ناحیه مغزی و ناحیه زمینه، نواحی مورد نظر را در ناحیه مغزی مشخص می‌کنیم. نواحی مورد نظر تصویر، بخش‌هایی از تصویرند که حاوی اطلاعات مهم پزشکی‌اند. در این جا برای استخراج ناحیه ROI از الگوریتم FCM^{۱۶} استفاده کرده‌ایم. بنابراین تصویر به سه بخش اساسی تقسیم می‌شود (شکل ۴):

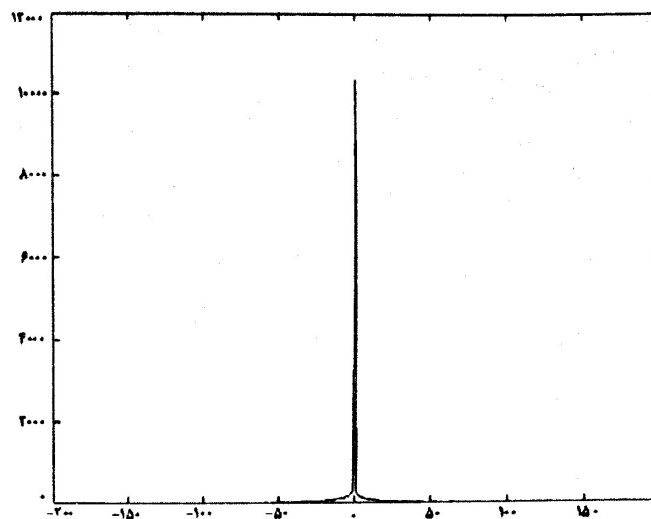
۱. ناحیه خارج از نقاب باینری؛ ۲. ناحیه ROI تصویر؛ ۳. ناحیه Non-ROI

پس از تقسیم تصویر به ۳ ناحیه اصلی، نوبت به اعمال تبدیل RBDWT می‌رسد. این تبدیل شامل دو مرحله است:

۱. تجزیه نقاب تقسیم‌بندی تصویر به زیرباند‌ها؛
 ۲. فیلتر کردن نواحی مختلف تصویر در هر زیرباند.
- در ادامه در مورد هر کدام از این دو مرحله توضیحاتی ارائه می‌شود.

۲-۲-۱- تجزیه نقاب تقسیم‌بندی تصویر به زیرباند‌ها

برای تجزیه شکل به چهار زیرباند، هر کدام از نواحی نیز باید به چهار قسمت تقسیم می‌شوند. چهار جزء هر ناحیه از تصویر باید به‌گونه‌ای باشند که امکان بازیافت تصویر از روی آنها وجود داشته باشد، بنابراین مجموع تعداد پیکسل‌های هر ناحیه در این چهار زیرباند باید بزرگتر یا مساوی با تعداد پیکسل‌های آن ناحیه در تصویر اصلی باشد. از آنجا که ابعاد



شکل ۵- بزرگی در اطراف نقطه صفر در هیستوگرام تصویر باقیمانده

۲-۲-۲- اعمال RBDWT به تصویر باقیمانده

روش‌های مختلفی که به منظور فشرده‌سازی تصاویر به کار می‌روند، یا مبتنی بر تبدیل‌اند، مانند اعمال تبدیلات DCT^{۱۱}، FFT^{۱۲} و تبدیل ویولت گسسته^{۱۳} بر روی تصویر؛ یا مبتنی بر ناحیه‌اند که در آنها تصویر را به نواحی متعددی تقسیم کرده و هر یک از آن نواحی را با نرخ فشرده‌سازی دلخواهی کد می‌کنند. بارنارد^{۱۴} روش جدیدی به منظور فشرده‌سازی تصاویر به کار برده است [۱۷] که در آن از خواص هر دو نوع فشرده‌سازی بهره گرفته شده است. در این روش که همان تبدیل RBDWT است، پس از تقسیم تصویر به تعدادی نواحی، هر کدام از این نواحی با شکل دلخواه به وسیله فیلترهای پایین‌گذر و بالاگذر تجزیه می‌شود.

بر خلاف تبدیل ویولت گسسته استاندارد (DWT) که فقط در صورتی که طول سیگنال ضربی از 2^d باشد آن را به d سطح تجزیه می‌کند، تبدیل RBDWT امکان تجزیه هر سیگنال با طول دلخواه را فراهم می‌کند.

در این مقاله ابتدا تصویر را به دو ناحیه اصلی تبدیل می‌کنیم.

۱. ناحیه مغزی؛ ۲. تصویر زمینه.

تقسیم تصویر به این دو ناحیه اصلی با استفاده از عملگرهای مورفولوژی انجام می‌شود. سپس یک نقاب باینری^{۱۵} تشکیل می‌دهیم که مقدار آن در ناحیه مغزی یک بوده و در قسمت زمینه دارای مقدار صفر است.

^{۱۱} Discrete Cosine Transform

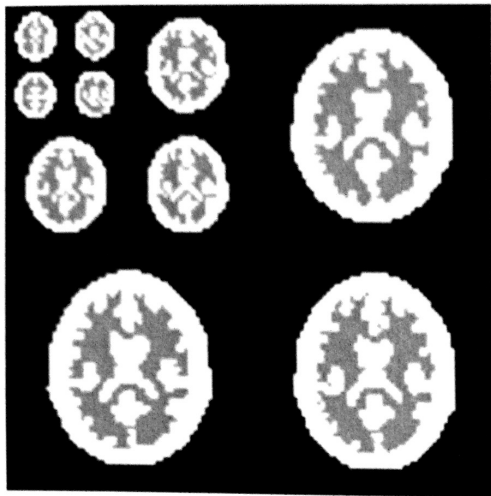
^{۱۵} Binary Mask

^{۱۲} Fast Fourier Transform

^{۱۶} Fuzzy Cluster Means

^{۱۳} Discrete Wavelet Transform

^{۱۴} Barnard

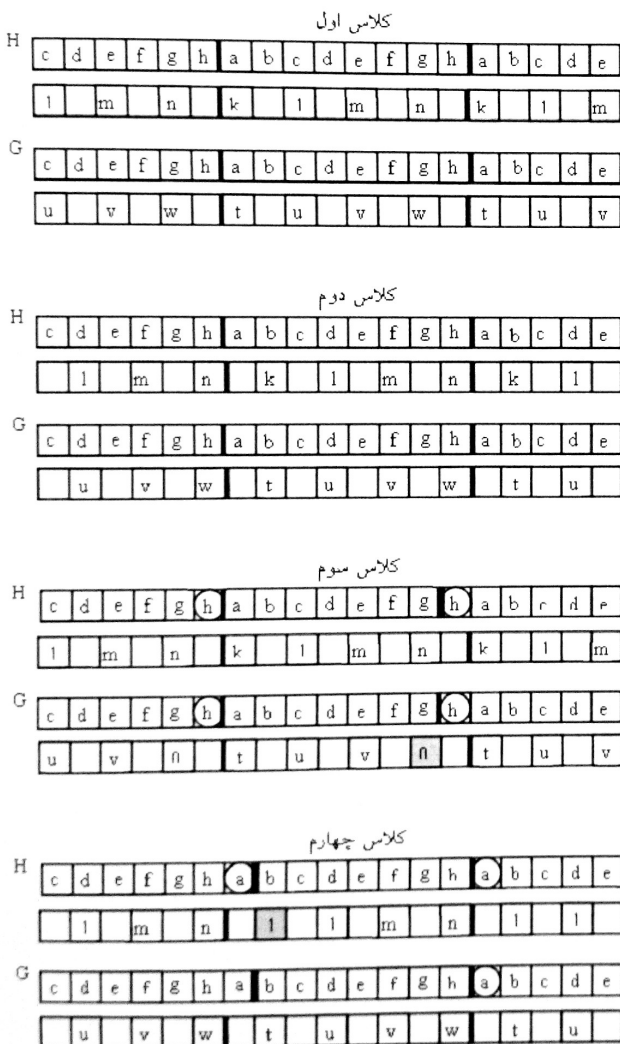


شکل ۵- تجزیه نقاب نواحی تصویر در سه سطح

تصویر پس از تجزیه به ۴ زیرباند، برابر با ابعاد تصویر اولیه است، پس باید برای هر کدام از نواحی نیز حالت تساوی برقرار باشد. در روشی که برای تجزیه نقاب نواحی تصویر به چهار زیرباند به کار می‌رود، ابتدا تصویر را به بلوک‌های ۲×۲ تقسیم می‌کنیم. سپس برای هر بلوک، قسمت بالا-چپ را در زیرباند LL قرار می‌دهیم. قسمت‌های بالا-راست، پایین-چپ و پایین-راست به ترتیب در زیرباندهای LH، HL و HH قرار می‌گیرند. در شکل ۵ نمونه‌ای از تجزیه نقاب نواحی تصویر در سه سطح را نمایش داده‌ایم.

۲-۲-۲- فیلتر کردن نواحی مختلف تصویر در هر زیرباند

برای فیلتر کردن کل تصویر ابتدا فیلترهای پایین‌گذر و بالا‌گذر بر سطرهای تصویر اعمال می‌شود، سپس با اعمال فیلترهای یک‌بعدی بر ستون‌های تصویر، کل تصویر فیلتر می‌شود. به منظور فیلتر کردن یک سطر یا ستون، قسمتی از آن را که در یک ناحیه از تصویر واقع شده به عنوان یک سیگنال یک‌بعدی با طول دلخواه در نظر می‌گیریم. سپس سیگنال را پررودیک می‌کنیم تا از تخریب سیگنال در مرزهای آن در اثر فیلتر کردن جلوگیری شود. با اعمال فیلترهای پایین‌گذر و بالا‌گذر به سیگنال متناوب شده و سپس نمونه‌برداری از آن، سیگنال را به دو جزء تجزیه می‌کنیم. سیگنال مورد نظر بسته به اینکه طول آن زوج یا فرد باشد، و این که نقطه شروع آن در تصویر دارای مکانی با موقعیت زوج یا فرد باشد، به چهار کلاس تقسیم می‌شود. سیگنال کلاس‌های اول و دوم دارای طول زوج بوده و در دو کلاس دیگر طول سیگنال فرد است. موقعیت شروع سیگنال در کلاس‌های اول و سوم زوج بوده و در دو کلاس دیگر فرد است. در شکل ۶ نحوه متناوب کردن سیگنال، فیلتر کردن آن و سپس نمونه‌برداری از سیگنال فیلتر شده برای هر چهار کلاس نمایش داده شده است. منظور از H و G به ترتیب فیلترهای پایین‌گذر و بالا‌گذر است.



شکل ۶- نحوه متناوب کردن سیگنال، فیلتر کردن آن و سپس نمونه‌برداری از سیگنال فیلتر شده برای هر چهار کلاس

۴-۲- کدگذاری اختلاف بین تصویر اولیه و باز یافت شده آن به صورت دارای اتلاف در ناحیه ROI

همان‌طور که ذکر شد با طراحی مش بر روی برش اول تصویر و جبران حرکت در برش‌های بعدی، به نوعی تخمین از برش‌های تصویر دست می‌یابیم. با کم کردن مقادیر تخمین زده شده از مقادیر واقعی، یک تصویر باقیمانده به دست خواهیم آورد. سپس تبدیل RBDWT را بر روی این تصویر اعمال می‌کنیم و با استفاده از کدگذار OB-SPIHT این ضرایب تبدیل را به صورت دارای اتلاف باز یافت می‌کنیم. از آن جا که در تصاویر پزشکی تمایل داریم ناحیه ROI را که حاوی اطلاعات مهم پزشکی است به صورت کاملاً بدون اتلاف باز یافت کنیم، باید اختلاف بین تصویر اولیه و باز یافت شده آن را با استفاده از عکس الگوریتم OB-SPIHT و عکس تبدیل RBDWT محاسبه کرده و به صورت مجزا کدگذاری کنیم. برای این منظور از کدگذار حسابی^{۲۱} برای کدگذاری این مقادیر اختلاف در ناحیه ROI استفاده کرده‌ایم. در قسمت کدگشا با اضافه کردن این مقادیر به مقادیر باز یافت شده تصویر به صورت دارای اتلاف، کل ناحیه ROI را به صورت کامل و بدون تغییر باز یافت می‌کنیم.

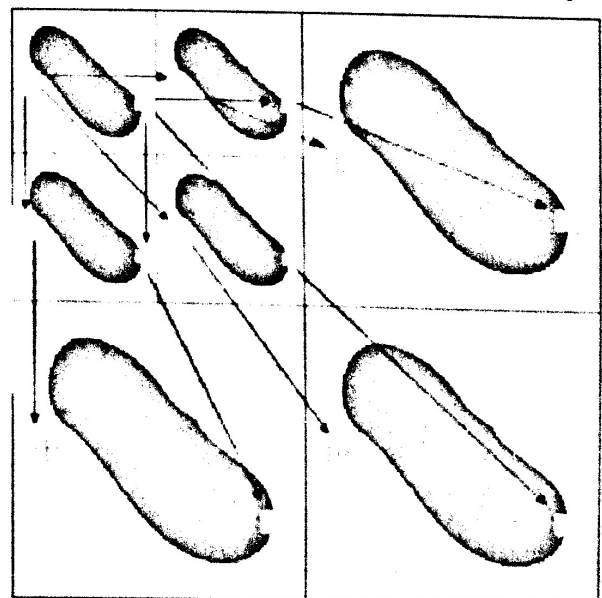
۳- آزمایش‌ها و نتایج

در این‌جا به بیان نتایج حاصل از اعمال روش بالا برای فشرده‌سازی مبتنی بر ROI تصاویر پزشکی می‌پردازیم. آزمایش‌های ما بر روی دو حجم کامل مغزی شامل ۱۰۴ تصویر MRI ۸ بیتی 128×128 دریافت شده از [۱۸]، انجام شده است. به منظور بررسی عملکرد روش ارائه شده برای فشرده‌سازی تصویر از دو معیار نرخ بیت و PSNR استفاده کرده‌ایم. نرخ بیت معیاری برای تعیین میزان کارایی فشرده‌سازی است به گونه‌ای که هرچه مقدار آن کمتر باشد، داده‌ها بیشتر فشرده شده‌اند. معیار PSNR^{۲۲} برای بررسی کیفیت تصویر باز یافت شده در مقایسه با تصویر اولیه به کار می‌رود. بالاتر بودن PSNR بیانگر کیفیت بهتر تصویر باز یافت شده است. این دو معیار با روابط (۶) و (۷) تعریف

زیرباندهای مختلف تجزیه کنیم و سپس یکی از نواحی تصویر را به عنوان ROI در نظر بگیریم، آن گاه هر درخت در یکی از گروه‌های زیر قرار می‌گیرد:

۱. کلیه ضرایب درخت در ROI حوزه ویولت واقع می‌شوند؛
۲. بعضی از ضرایب درخت در خارج از ROI حوزه ویولت قرار می‌گیرند؛
۳. تمامی ضرایب درخت در خارج از ROI حوزه ویولت واقع می‌شوند.

در شکل ۸ انواع حالت‌های یک درخت را به ازای یک ناحیه ROI با شکل دلخواه نمایش داده‌ایم. برای یک درخت که بعضی از ضرایب آن خارج از ROI قرار گرفته‌اند، اگر یک ضریب درخت در خارج از ROI واقع شده باشد، آزمون اهمیت بر روی آن ضریب انجام نمی‌شود. به طور مشابه آزمون اهمیت برای یک زیرمجموعه از درخت را انجام نمی‌دهیم، اگر تمام ضرایب زیرمجموعه در خارج از ROI قرار گرفته باشند. برای درختی که تمام ضرایب آن در داخل ناحیه مورد نظر واقع شده است، الگوریتمی که بر درخت اعمال می‌کنیم، همان SPIHT استاندارد است. از آنجا که الگوریتم OB-SPIHT را نیز می‌توان در هر مرحله آن متوقف کرد، این کدکننده نیز مانند SPIHT استاندارد امکان فشرده‌سازی دارای اتلاف با کیفیت مناسب را فراهم می‌کند.



شکل ۸- انواع حالت‌های یک درخت برای یک شکل دلخواه

²¹ Arithmetic Coding

²² Peak Signal to Noise Ratio

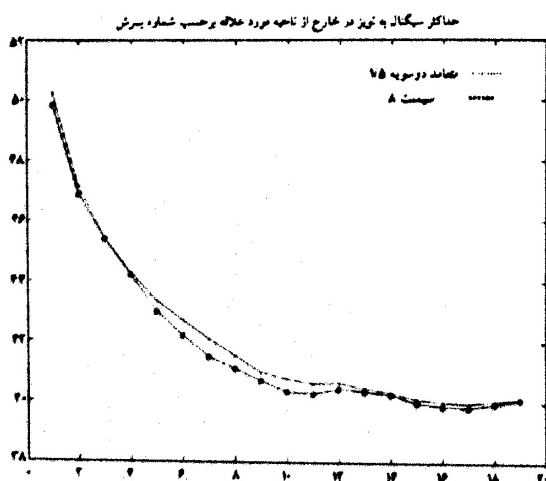
جدول ۲- مقادیر نرخ بیت، PSNR تصویر در ناحیه ROI و خارج از

ناحیه ROI با استفاده از تبدیل وولت سمپلت ۸

دقت بیشینه بازیافت ضرایب وولت	نرخ بیت	کل تصویر	خارج از ناحیه مورد نظر
۲	۱/۱۲۳۲	۲۲/۲۷۰۵	۱۱/۲۶۶۱
۲ ^۲	۱/۸۱۹۱	۴۰/۵۲۰۴	۲۴/۵۴۹۱

با توجه به جداول ۱ و ۲ می توان نتیجه گرفت که با بالا رفتن دقت بیشینه بازیافت ضرایب وولت، نرخ بیت فشرده سازی کاهش می یابد، اما از کیفیت تصویر در خارج از ناحیه ROI نیز کاسته می شود. با مقایسه نرخ بیت حاصل از اعمال روش ارائه شده برای دو نوع وولت مورد آزمایش، درمی یابیم وولت سمپلت ۸ نرخ بیت کمتری ارائه می دهد.

در شکل ۹ نمودار PSNR تصویر در خارج از ناحیه ROI بر حسب شماره برش های تصویر رسم شده است. با پیشروی در راستای برش ها از کیفیت تصویر بازیافت شده کاسته می شود. علت این امر پایین آمدن دقت تخمین یک برش از روی برش قبل با بالا رفتن شماره برش است. از شکل ۹ می توان دریافت کیفیت تصاویر بازیافت شده با وولت متعامد دوسویه ۱/۵، در مقایسه با سمپلت ۸ اندکی بهتر است. اما از آنجا که اختلاف PSNR این دو وولت کم است، در عین حال سمپلت ۸ نرخ بیت بسیار بهتری ارائه می دهد، سمپلت ۸ بر متعامد دوسویه ۱/۵ ترجیح داده می شود.



شکل ۹- نمودار تغییرات PSNR تصویر در ناحیه Non-ROI بر حسب شماره برش برای وولت های متعامد دوسویه ۱/۵ و سمپلت ۸

می شوند.

$$Bit\ Rate = \frac{B_2}{N} \quad (6)$$

که در آن B_2 به ترتیب تعداد بیت های لازم برای بیان تصویر قبل و بعد از فشرده سازی است و N تعداد کل پیکسل های تصویر است.

$$PSNR = 10 \log \left| \frac{1}{LMN} \sum_{z=0}^{n-1} \sum_{y=0}^{m-1} \sum_{x=0}^{l-1} [f(x,y,z) - \hat{f}(x,y,z)]^2 \right| \quad (7)$$

در این جا منظور از $f(x,y,z)$ شدت تصویر در نقطه (x,y) برش z ام است و $\hat{f}(x,y,z)$ شدت تصویر بازیافت شده در این پیکسل است. M, L, N ابعاد تصویرند.

برای اعمال تبدیل RBDWT از بین انواع وولت ها دو نوع وولتی که کمترین نرخ بیت را ارائه دادند، استفاده کرده ایم. این دو وولت عبارت اند از متعامد دوسویه $1/5$ و سمپلت 8 تعداد سطوح تجزیه برابر با ۵ انتخاب شده است. آزمایش ها نشان می دهند که هر چقدر تعداد سطوح تجزیه تصویر باقی مانده بالاتر باشد، نرخ بیت کمتری حاصل می شود. همان طور که ذکر شد الگوریتم OB-SPIHT را می توان در هر مرحله دلخواه متوقف کرد. اگر این الگوریتم را در i مرحله زودتر از آخرین مرحله متوقف کنیم، صفحات بیتی اول تا i ام باز یافت نمی شوند و در نتیجه بیشترین دقت باز یافت از مرتبه i خواهد بود. در جدول ۱ و ۲ مقادیر نرخ بیت، PSNR کل تصویر و PSNR تصویر در خارج از ناحیه ROI را برای دو نوع وولت و به ازای مقادیر مختلف بیشترین دقت باز یافت ضرایب وولت در الگوریتم OB-SPIHT نوشته ایم.

جدول ۱- مقادیر نرخ بیت، PSNR تصویر در ناحیه ROI و خارج از

ناحیه ROI با استفاده از تبدیل وولت متعامد دوسویه ۱/۵

دقت بیشینه باز یافت ضرایب وولت	نرخ بیت	کل تصویر	خارج از ناحیه PSNR مورد نظر
۲	۲/۸۱۴۱	۵۴/۹۴۵۰	۴۸/۹۶۹۳
۲ ^۱	۲/۴۱۱۹	۲۷/۹۰۱۰	۲۱/۹۲۹۸
۲ ^۲	۱/۹۹۵۹	۴۰/۸۲۳۱	۳۴/۸۵۱۹

²³ Biortogonal

²⁴ Symlet

جدول ۳- مقایسه فاصله کانتورهای تصاویر اصلی و فشرده شده (بر

حساب پیکسل)			
حداقل فاصله حداکثر فاصله متوسط فاصله			
میزان فاصله در ROI	۰	۱/۴	۰/۵
میزان فاصله در Non-ROI	۰	۱/۴	۰/۸

۴- نتیجه گیری

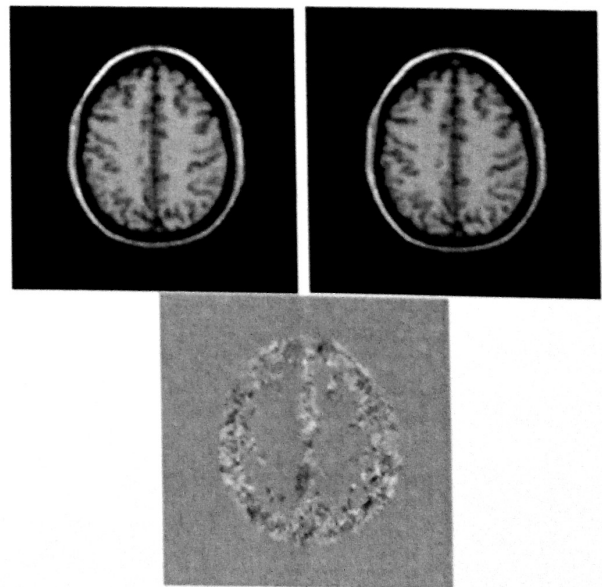
در این مقاله روشی جدید برای فشرده سازی تصاویر MRI سه بعدی ارائه شده است. در این روش با طراحی مش و جبران حرکت تخمینی از تصویر به دست می آید و با اعمال تبدیل ویولت مبتنی بر ناحیه بر تصویر باقیمانده، تصویر تجزیه می شود. سپس با الگوریتم OB-SPIHT ضرایب ویولت کد می گردد. این روش به کد کردن تصاویر پزشکی به صورت بدون اتلاف در ناحیه ROI و فشرده سازی دارای اتلاف با کیفیت بالا و نرخ بیت پایین در بقیه قسمت های تصویر می پردازد. در این مطالعه چندین نوع ویولت برای فشرده سازی تصاویر آزمایش شده است. بهترین نتایج برای ویولت سیملت ۸ و به ازای تعداد سطوح تجزیه برابر با ۵ حاصل شد. شایان ذکر است که در این الگوریتم در صورت تغییر ساختار و ورود یک ساختار جدید و یا خروج ساختار در برش قبل، الگوریتم از برش جدید به عنوان تصویر اولیه استفاده خواهد کرد و برای مش بندی می توان از مش بندی قبلی و یا یک مش بندی جدید (خودکار و یا دستی) استفاده کرد.

مراجع

- [1] Das M., and Burgen S., Lossless compression of medical images using two-dimensional multiplicative autoregressive models, IEEE Trans. on Medical Imaging, 1993; 12(4): 721-726.
- [2] Schelkens P., Munteanu A., Barbarien J., and Galca M., Wavelet Coding of Volumetric Medical Datasets, IEEE Trans. Medical Imaging, 2003; 22(3): 441- 458.
- [3] Sunder R.S., Eswaran C., and Sriraam N., Medical image compression using 3-D Hartley transform, Computers in Biology and Medicine, 2006; 36(9): 958-973.
- [4] Piella G. and Pesquet-Popescu B., A Three-Step Nonlinear Lifting Scheme for Lossless Image Compression, Image Processing, 2007. ICIP 2007. IEEE International Conference on, Sept. 16 2007-Oct. 19, 2007; 1:1 - 453 - 1 - 456.

در شکل ۱۰ برش آخر تصویر و بازیافت شده آن با اعمال روش ارائه شده در این مقاله و همچنین اختلاف بین تصویر اولیه و بازیافت شده آن برای سیملت ۸ و به ازای دقت بیشینه بازیافت ضرایب برابر با ۲۱ نشان داده شده است. این شکل نشان می دهد که ناحیه ROI به صورت کامل بازیافت می شود زیرا اختلاف بین تصویر اولیه و بازیافت شده آن در این ناحیه صفر است.

در نهایت الگوریتم jpeg2000 نیز بر روی کل پایگاه داده ها پیاده سازی شده و نتایج نسبی الگوریتم این مقاله در بهترین حالات نسبت به jpeg2000 ۱/۳۲ و در بدترین حالت ۰/۸۹ بوده است. برای تحلیل تأثیر نتایج روش بر روی مشخصات شکلی تصویر، از تحلیل تغییرات لبه استفاده شده است. در این تحلیل با استفاده از روش مدل های شکل پذیر [۱۹] چندین ناحیه در بخش ROI و نیز Non-ROI انتخاب شده و کانتورهای استخراج شده (در تصویر اصلی و فشرده شده) با یکدیگر مقایسه شده اند. در جدول ۳ مقادیر حداقل، حداکثر و متوسط فاصله دو کانتور نشان داده شده است. همان طور که مشاهده می شود میزان تخریب در حد قابل قبولی قرار دارد. که البته در حد دقت الگوریتم مدل شکل پذیر است.



شکل ۱۰- برش آخر تصویر (بالا سمت راست)؛ بازیافت شده برش آخر پس از اعمال فشرده سازی (بالا سمت چپ)؛ اختلاف بین تصویر اولیه و بازیافت شده آن (پائین)

- [12] Altunbasak Y., and Tekalp M., Occlusion-adaptive, content-based mesh design and forward tracking, *IEEE Trans. on Image Processing*, 1997; 6(9): 1270-1280.
- [13] Srikanth R., and Ramakrishnan A.G., Contextual encoding in uniform and adaptive mesh-based lossless compression of MR images, *IEEE Trans. on Medical Imaging*, 2005; 24(9): 1199-1206.
- [14] Said A., and Pearlman W.A., A new fast and efficient image codec based on set partitioning on hierarchical trees, *IEEE Trans. On. Circuits and Systems for Video Technology*, 1996; 6(3): 243-250.
- [15] Park K. and Park H.W., Region-of-interest coding based on set partitioning in hierarchical trees, *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Tech.*, 2002; 12(2): 106-113.
- [16] Horn B.K.P., and Schunck B.G., Determining optical flow, *Artificial Intelligence*, 1981; 17:185-203.
- [17] Barnard H.J., Image and video coding using a wavelet decomposition, Ph.D. dissertation, Delf University of Technology, Delf, The Netherlands, 1996.
- [18] Johnson K.A., Becker J. A., Atlas; Whole brain; <http://www.med.harvard.edu/AANLIB/home.htm>;
- [19] Tie Y., Shijuan H., and Yamei Y., Brain contour finding by deformable model method," *Signal Processing*, 2002 6th International Conference on, 2002; 1:684-686.
- [5] Wong S., Zarembo L., Gooden D., and Huang H.K., Radiologic image compression - A Review, *Proc. IEEE*, 1995; 83(2): 194-218.
- [6] Acharya T., and Tsai P.S., *JPEG2000 Standard for Image Compression: Concepts, Algorithms and VLSI Architectures*, John Wiley & Sons, New Jersey, 2005.
- [7] Zukoski M.J., Boulton T., and Iyriboz T., A novel approach to medical image compression, *Int. Journal of Bioinformatics Research and Applications*, 2006; 2(1): 89-103.
- [8] Grangetto M., Magli E., Martina M., and Olmo G., Optimization and implementation of the integer wavelet transform for image coding, *IEEE Trans. Image Processing*, 2002; 11(6): 596-604,
- [9] Xiong Z., Wu X., Cheng S., Hua J., Lossy-to-lossless compression of medical volumetric data using three-dimensional integer wavelet transforms, *IEEE Trans. Medical Imaging*, 2003; 22(3): 459- 470.
- [10] Peotta L., Granai L., and Vandergheynst P., Image compression using an edge adapted redundant dictionary and wavelets, *Signal Processing*, 2006; 86 (3): 444-456.
- [11] Bruckmann A. and Uhl A., Selective medical image compression techniques for telemedical and archiving applications, *Computers in Biology and Medicine*, 2000; 30(3): 153-169.