

فشرده سازی تصاویر سنجش از دوری بر مبنای تبدیل کرولت و الگوریتم Set Partitioning in Hierarchical Trees (SPIHT)

فاطمه ذاکری^۱، محمدرضا سراجیان^۲

۱- دانشجوی دکتری مهندسی سنجش از دور دانشگاه تهران

۲- دانشیار گروه سنجش از دور دانشگاه تهران

چکیده :

هدف فشرده سازی تصاویر از گذشته تا کنون کاهش حجم تصویر برای ذخیره سازی و یا ارسال تصاویر با حفظ کیفیت قابل قبول است. در این مقاله سعی بر ارائه راه کاری جدید برای فشرده سازی تصاویر سنجش از دوری با تاکید بر حفظ اطلاعات داریم. روش پیشنهادی بر مبنای تبدیل کرولت و شناخت ضرایب از نظر اطلاعاتی و حذف برخی از ضرایب حاوی اطلاعات کم و در نهایت استفاده از الگوریتم (Set Partitioning in Hierarchical Trees (SPIHT برای رمزگذاری ضرایب کرولت است. تبدیل کرولت به دلیل تنگ بودن و توانایی حفظ لبه ها پتانسیل ویژه ای در فشرده سازی تصاویر دارد. نتایج حاکی از آن است که روش پیشنهادی در قیاس با روش های دیگر فشرده سازی بر اساس تبدیل موجک با وجود درصد فشرده سازی بالاتر در حفظ لبه ها و اطلاعات تصویر بسیار بهتر عمل کرده است.

واژه های کلیدی : فشرده سازی، تبدیل کرولت، الگوریتم SPIHT



۱- مقدمه

با افزایش روزافزون سنجنده‌های سنجش از دوری، مشکل ذخیره‌سازی و ارسال حجم زیادی از داده‌ها به یکی از مشکلات مورد توجه محققین تبدیل شده است. به عنوان مثال، یک طیف‌سنج با توان تفکیک ۳۰ متر با ۱۹۲ باند طیفی برای انتقال به سرعت انتقال ۲۸۰ Mb در هر ثانیه احتیاج دارد یا یک سنجنده‌ی راداری با سرعت ۴۵ Mb در هر ثانیه برای هر کانال اخذ اطلاعات می‌کند. برای مدیریت این حجم زیاد داده احتیاج به فشرده‌سازی اطلاعات داریم. می‌توان از فشرده‌سازی تصویر در انتقال یا جمع‌آوری داده‌های سنجش از دور استفاده کرد [۱].

هدف اصلی فشرده‌سازی تصویر را می‌توان کاهش حجم آن برای مخابره یا ذخیره، باکیفیت مناسب و قابل قبول تصویر بازیابی شده، دانست. برای این منظور، روش‌های فشرده‌سازی زیادی، مانند چندی‌سازی عددی/برداری، کدگذاری تفاضلی، کدگذاری به روش پیشگویی تصویر، و کدگذاری به روش تبدیل، معرفی شده است. از میان این روش‌ها، کدگذاری به روش تبدیل تقریباً مناسب‌ترین روش است [۲].

در سال‌های اخیر، تبدیل موجک^۱ و نمایش‌های چندمقیاسی وابسته به آن در تمام زمینه‌های پردازش سیگنال ترویج یافته‌اند. مزیت موجک این است که اساساً این تبدیل، کلاس‌های زیادی از سیگنال‌ها را به خوبی نمایش می‌دهد، و از این رو امکان آشکارسازی عوارض ایزوتروپیک را در تمامی مقیاس‌ها و در همه جای تصویر میسر می‌سازد. با این وجود، مشاهدات اخیر نگرانی‌های فزاینده‌ای در استفاده از تبدیل موجک به وجود آورده است؛ مشاهداتی که نشان می‌دهند تبدیل موجک برای نمایش تصاویر طبیعی بهترین انتخاب نیست. این نگرانی‌ها به این سبب است که موجک نسبت به نرمی در امتداد لبه‌ها، که معمولاً در تمامی تصاویر حضور دارند، کور است. از این رو، اخیراً، تبدیل‌های نوینی برای بهره‌مندی از این مزایا معرفی شده است. رجت^۲ و کرولت^۳ دو نمونه از این تبدیل‌ها هستند [۳].

مزایای تبدیل کرولت نسبت به موجک را می‌توان در سه مورد زیر خلاصه کرد [۴]:

۱. تبدیل کرولت با خطای تقریب بهتری قادر به نمایش تصویر است.
۲. با تعداد ضرایب کم‌تری قادر به نمایش لبه‌ها است و به طور فوق‌العاده‌ای برای نمایش لبه‌ها مناسب است.
۳. برای نمایش ناپیوستگی‌ها در امتداد منحنی مناسب است.

الگوریتم Set Partitioning in Hierarchical Trees (SPIHT) اصولاً برای کدگذاری ضرایب موجک ارائه شده است اما به دلیل این که این روش یک روش ساده و درعین حال توانمند در حفظ کیفیت تصویر است و از کدگذاری چند مقیاسی پشتیبانی می‌کند در این مطالعه برای کدگذاری ضرایب کرولت استفاده می‌شود.

در سال‌های اخیر مطالعاتی مبنی بر استفاده از تبدیل کرولت در فشرده‌سازی تصاویر صورت گرفته است که نتایج گزارش شده توانایی این تبدیل را در این حوزه نشان می‌دهد [۲]، [۳]، [۴]، [۵]، [۶]. در این مقاله با شناخت ضرایب از نظر میزان اطلاعات سعی در حذف ضرایب با میزان اطلاعات کم‌تر توسط آستانه‌گذاری قبل از مرحله کدگذاری داریم.

مابقی مقاله به صورت زیر سازمان‌دهی شده است: در بخش دوم و سوم پیرامون مبانی نظریه کرولت و الگوریتم SPIHT بحث می‌شود. در بخش چهارم و پنجم، جزئیات پیاده‌سازی الگوریتم فشرده‌سازی تشریح می‌گردد. نتایج حاصل در بخش ششم ارائه می‌گردد. نتیجه‌گیری و سمت و سوی کارهای آتی هم موضوع بخش هفتم است.

¹ Wavelet

² Ridgelet

³ Curvelet



۲- تبدیل کرولت

در تبدیل کرولت هدف تولید کرولت پایه φ و آنالیز سیگنال و تصویر از طریق انتقال، مقیاس^۴ و دوران کرولت پایه است.

در فضای کرولت، x متغیر مکانی، ω متغیر حیطه فرکانس و r و θ مختصات قطبی در حیطه فرکانس می‌باشند. فرآیند تبدیل با دو پنجره $W(r)$ و $V(r)$ شروع می‌شود که به ترتیب پنجره شعاعی و پنجره زاویه‌ای نامیده می‌شوند. این توابع نرم و نامنفی هستند که مقادیر حقیقی می‌گیرند. دامنه W مقادیر حقیقی مثبت در بازه $(0, 2)$ و دامنه V مقادیر حقیقی در بازه $[-1, 1]$ است. این توابع همیشه از شرایط زیر تبعیت می‌کنند [۴]:

$$\sum_{j=-\infty}^{\infty} w^2(2^j r) = 1 \quad r \in (3/4, 3/2) \quad (1)$$

$$\sum_{j=-\infty}^{\infty} V^2(t-1) = 1 \quad t \in (-1/2, 1/2) \quad (2)$$

برای هر $j > j_0$ (که j_0 پارامتر مقیاس) پنجره فرکانس U_j در فضای فوریه به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$U_j(r, \theta) = 2^{-3j/4} W(2^{-j} r) V\left(\frac{2^{\lfloor j/2 \rfloor} \theta}{2\pi}\right) \quad (3)$$

که $\lfloor j/2 \rfloor$ قسمت عدد صحیح مقدار $j/2$ است. به منظور تولید کرولت‌های با مقادیر طبیعی از نمونه متقارن فرمول (۳) استفاده می‌شود، یعنی از عبارت $U_j(r, \theta) + U_j(r, \theta + \pi)$ استفاده می‌شود [۴].

شکل موج^۵ $\varphi_j(x)$ به وسیله تبدیل فوریه آن $\varphi_j(\omega) = U_j(\omega)$ تعریف می‌شود. پنجره‌ای است که در سیستم مختصات قطبی به وسیله فرمول (۳) تعریف می‌شود. کرولت مادر است و تمام کرولت‌ها در مقیاس 2^{-j} به وسیله دوران و انتقال کرولت مادر به دست می‌آیند. زوایای دوران به صورت $\theta_l = 2\pi \cdot 2^{-\lfloor j/2 \rfloor} l$ که $0 \leq \theta_l < 2\pi$ و $l = 0, 1, \dots$ تعریف می‌شوند و فاصله بین زوایای متوالی به مقیاس وابسته است. پارامتر انتقال نیز به صورت $k = (k_1, k_2) \in Z^2$ تعریف می‌شود. در نهایت کرولت در مقیاس 2^{-j} دوران θ_l و مکان $x_k^{(j,l)} = R_{\theta_l}^{-1}(k_1 2^{-j}, k_2 2^{-j/2})$ به صورت زیر تعریف می‌شود [۴]:

$$\varphi_{j,l,k}(x) = \varphi_j(R_{\theta_l}(x - x_k^{(j,l)})) \quad (4)$$

که R_{θ} ماتریس دوران است.

⁴ Scale

⁵ Wave form



$$R_\theta = \begin{pmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \quad R_\theta^{-1} = R_\theta^T = R_{-\theta} \quad (5)$$

ضرایب کرولت از ضرب داخلی f و $\varphi_{j,l,k}$ به دست می‌آید:

$$c(j,l,k) := \langle f, \varphi_{j,l,k} \rangle = \int_{R^2} f(x) \overline{\varphi_{j,l,k}(x)} dx \quad (6)$$

فرمول معکوس نیز به صورت زیر است:

$$f = \sum_{j,l,k} \langle f, \varphi_{j,l,k} \rangle \varphi_{j,l,k} \quad (7)$$

برای سازگاری این تبدیل با آرایه‌های کارترین الگوریتم تبدیل کرولت گسسته ارائه شده است که توضیح آن از حوصله این مطالعه خارج است.

۳- الگوریتم SPIHT

متد SPIHT از قسمت‌بندی تکراری استفاده می‌کند. در واقع اگر در یک مجموعه تست، بیشینه اندازه موجود از یک حدآستانه مشخص بیشتر شود، آن مجموعه تقسیم می‌شود. اگر مجموعه تقسیم شود به آن صفت مهم داده می‌شود. در غیر این صورت صفت غیر مهم داده می‌شود. مجموعه‌های غیر مهم به صورت متوالی با حدآستانه‌های کوچک‌تر مورد ارزیابی قرار می‌گیرند تا جایی که به پیکسل‌های منفرد برسد. این روند پیکسل‌ها را براساس اهمیتشان مرتب می‌کند. نتایج این تست‌های ارزیابی اهمیت، مسیری که باید توسط یک کدگذار گرفته شود تا نمونه‌ها را کدگذاری کند مشخص می‌شود [۵].

ایده استفاده از قسمت‌بندی و طبقه‌بندی کردن بر اساس اهمیت، نکته یک کدگذاری با هزینه محاسباتی کم است. در این‌گونه از کدگذاری‌های اطلاعات به صورت کاهشی فرستاده می‌شود [۵].

به وسیله تبدیل موجک تصویر می‌تواند به زیرباندهایی تجزیه شود. تمام ضرایب موجکی که از نظر مکانی به هم مربوطاند و در زیر باندهایی با دوران یکسان هستند می‌توانند درخت‌های موجک سلسه مراتبی تشکیل دهند. سلسه مراتب درخت براساس سطح رزولوشن است. ضریب موجکی که گره والد نامیده می‌شود دارای چهار ضریب موجک مربوط به گره‌های فرزندان در رزولوشن کم‌تر است. در واقع ریشه‌ها در رزولوشن بیشتر و برگ‌ها در رزولوشن کم‌تر هستند [۵].

الگوریتم SPIHT شامل سه لیست است: (۱) لیست پیکسل‌های غیر مهم (LIP)، (۲) لیست پیکسل‌های مهم (LSP) و (۳) لیست مجموعه‌های غیر مهم در طی تکرار. این متد دارای مراحل زیر است [۷]:

(۱) مرحله مقداردهی اولیه: محاسبه کن $N = \lceil \log_2(\max_{(m,n)} |c_{m,n}|) \rceil$ که $c_{m,n}$ ضرایب موجک در مکان (m,n) است. حدآستانه اولیه را برابر $T_b = 2^N, b = 1$

(۲) مرحله به ترتیب چیدن: ضرایب موجکی که $T_b < |c_{m,n}| \leq 2T_b$ را مشخص کرده و علامت و مکان آن‌ها را استخراج کرده.



(۳) مرحله پالایش: b امین بیت ضرایب موجک مهم $|c_{m,n}| > 2T_b$ که در مرحله قبل مشخص شده است را خروجی گرفته.

(۴) مرحله تکرار: b را به اندازه یک واحد افزایش داده، مقدار حدآستانه را بر دو تقسیم کرده و برگرد به مرحله ۲.

مرحله (۲) و (۳) آن قدر تکرار می‌شود تا نرخ بیت داده‌شده به دست آید. در مرحله (۲) گره‌های درختی که در LSP و LIS ذخیره شده است مطابق زیر ارزیابی می‌شود. گره با اندازه بزرگ‌تر از حدآستانه داده‌شده، مهم در نظر گرفته می‌شود و در LSP ذخیره می‌شود و گره غیر مهم با حدآستانه فعلی اگر تمامی فرزندان غیر مهم هستند، در LIS ذخیره می‌شود، در غیر این صورت در LIP ذخیره می‌شود. بعد از b امین مرحله به ترتیب چیدن، گره مهم جدید با اندازه در رنج (T_b, T_{b-1}) برای $b > 1$ (یا $(T_1, 2T_1)$ برای $b=1$) در LSP با یک بیت برای هر گره به منظور کد کردن علامت آن‌ها ذخیره می‌شود. در مرحله پالایش گره‌های مهم توسط یک بیت برای هر گره برای به‌روزرسانی اندازه‌های مربوطه پالایش می‌یابند. ایده اصلی SPIHT این است که اگر یک گره والد غیر مهم باشد، تمام فرزندان آن به احتمال زیاد غیر مهم هستند و در نتیجه می‌توانند توسط یک سمبل کد واحد کدگذاری شوند.

۴- الگوریتم پیشنهادی

پس از تجزیه، هر باند کرولت تصویر را در یک بازه فرکانسی نمایش می‌دهد و که از اهمیت متفاوتی برخوردارند (جدول ۱). بیشتر انرژی تصویر در پایین‌ترین باند مجتمع شده، که نقش مهمی در بازسازی تصویر بازی می‌کند، زیرا چشم انسان به اطلاعات با فرکانس پایین بسیار حساس است. باندهای دیگر جزئیات تصویر را در مقیاس‌های نرم‌تر نشان می‌دهند که معمولاً چشم انسان به این اطلاعات حساسیت کم‌تری دارد. بنابراین می‌توان برخی باندها را که حاوی اطلاعات ناچیزی‌اند و تأثیر بسیار کمی بر کیفیت تصویر دارند، مستقیماً کنار گذاشت. در ادامه، به تفصیل به مراحل مختلف این روش فشرده‌سازی خواهیم پرداخت.

۴-۱- سازماندهی ضرایب کرولت

تصویر اصلی با استفاده از تبدیل کرولت گسسته سریع به باندهای فرکانسی تجزیه می‌شود. طبق قاعده تجزیه، می‌توانیم تعداد باندهای فرکانسی یا شماره مقیاس را به صورت زیر محاسبه کنیم:

$$n_{scales} = \log_2 n - 3 \quad (۸)$$

که در آن، $[m,n] = \text{size}(\text{image})$ است.

پس از تجزیه، تصویر اصلی را تقریباً می‌توان به سه سطح تقسیم کرد: Coarse، Detail و Fine. ضرایب فرکانس-پائین به Coarse نسبت داده می‌شوند، که درونی‌ترین سطح است. ضرایب فرکانس-بالا به Fine نسبت داده می‌شوند، که بیرونی‌ترین سطح است. ضرایب فرکانس-متوسط هم به Detail نسبت داده می‌شوند. جزئیات ساختار ضرایب کرولت یک تصویر ۵۱۲×۵۱۲ در جدول شماره ۱ نشان داده شده است

جدول ۱. ساختار ضرایب کرولت

سطح	مقیاس	دوران	سایز ماتریس			
Coarse	Cell{1}	۱	۳۲×۳۲			
Detail	Cell{2}	$۸ \times ۴(۳۲)$		۱۶×۱۲	۱۲×۱۶	۱۶×۱۲
	Cell{3}	$۸ \times ۴(۳۲)$		۳۲×۲۲	۲۲×۳۲	۳۲×۲۲
	Cell{4}	$۱۶ \times ۴(۶۴)$		۶۴×۲۲	۳۲×۶۴	۶۴×۲۲
	Cell{5}	$۱۶ \times ۴(۶۴)$		۱۲۸×۴۴	۴۴×۱۲۸	۱۲۸×۴۴
Fine	Cell{6}	۱	۵۱۲×۵۱۲			



از نقطه نظر آماری، مشخصه‌های ضرایب کرولت را می‌توان به صورت زیر خلاصه نمود:

۱. بیشتر انرژی تصویر در پایین‌ترین باند مجتمع شده است. باقی‌مانده انرژی در سایر باندها پخش شده، که از فرکانس‌های پایین به بالا کاهش می‌یابد.
۲. بیشینه مقدار ضرایب در سطح اول متمرکز شده است.
۳. کمینه مقدار ضرایب در سطح آخر متمرکز شده است.
۴. با افزایش شماره مقیاس، تعداد ضرایب صفر افزایش می‌یابد.

۴-۲- آستانه‌گذاری ضرایب کرولت

از آستانه‌گذاری ضرایب کرولت به منظور حذف ضرایب حاوی اطلاعات کم‌تر استفاده می‌شود. پیدا کردن مقدار مناسب آستانه بسیار تأثیرگذار و مهم است. اگر حد آستانه کوچک باشد تصویر نهایی شبیه به تصویر ورودی است و اگر این حد آستانه بزرگ باشد ممکن است تصویر را بسیار نرم کند و لبه‌ها را از بین ببرد. به منظور تعیین حد آستانه از روش آقای Starck که برای حذف ضرایب نویزدار ارائه کرده بود استفاده می‌شود. در این روش مقدار حد آستانه از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$\lambda = K\sigma'\sigma_n \quad (9)$$

در رابطه (۹) σ_n^2 واریانس نویز و σ' انحراف معیار نویز ضرایب کرولت است که توسط روش Monte-Carlo تخمین زده می‌شود. K برای مقیاس اول برابر ۴ و برای دیگر مقیاس‌ها برابر ۳ است [۸].

تابع آستانه‌گذار نیز تابع سخت است:

$$\begin{cases} y' = y \\ y' = 0 \end{cases} \quad \text{اگر } |y| \geq \lambda \quad (10)$$

در غیر این صورت

۴-۳- نرمال سازی ضرایب کرولت

نرمال سازی مرحله مهمی در فشرده‌سازی تصویر است. نرمال سازی ضرایب کرولت موجب ایجاد ضریبی می‌شود که به لحاظ اندازه کوچک‌تراند و به لحاظ مقدار مشابه‌اند. این امر موجب می‌گردد قابلیت فشرده‌سازی ضرایب افزایش شود. از آنجا که ضرایب باندهای مختلف بسیار متفاوت است، بهتر است فرآیند نرمال‌سازی ضرایب هر باند به صورت جداگانه صورت پذیرد. برای راحتی کار، در این مطالعه از رابطه زیر برای نرمال‌سازی استفاده شده است:

$$c' = \frac{c - c_{\min}}{c_{\max} - c_{\min}} \quad (11)$$

که در آن، c_{\min} و c_{\max} به ترتیب کم‌ترین و بیش‌ترین مقدار ضرایب کرولت در آن باند است، c ضریبی است که قرار است نرمال‌سازی شود و c' مقدار نرمال‌شده ضریب است.

۴-۴- حذف ضرایب کم اهمیت و رند کردن ضرایب Detail

ضرایب سطح fine اکثراً حاوی نویز و نزدیک به صفر هستند به این منظور ضرایب این سطح را همگی برابر صفر قرار داده و ضرایب سطح Detail را رند می‌کنیم.

**۴-۵- کدگذاری ضرایب با الگوریتم SPIHT**

ضرایب سطح Detail با استفاده از متد SPIHT کدگذاری شده و ضرایب سطح Coarse نیز بدون کدگذاری ذخیره می‌شوند. زیرا این سطح از ضرایب، حاوی اطلاعات زیادی است.

۵- پیاده‌سازی

این الگوریتم بر روی سه تصویر با ابعاد مختلف اجرا شد: تصویر اول با ابعاد ۲۵۶ در ۲۵۶ از سنجنده RADARSAT قطبش HH باند C از شهر کبک کانادا، تصویر دوم با ابعاد ۱۲۶ در ۱۲۶ از باند اول سنجنده HyMap از منطقه کالیفرنیا در سال ۱۹۹۹ و تصویر Camera man با ابعاد ۵۱۲ در ۵۱۲.

نتایج حاصل را با روش‌های متداول فشرده‌سازی مبتنی بر تبدیل موجک مقایسه نمودیم. به عنوان معیاری برای سنجش کیفی تصویر بازسازی شده، نسبت (PSNR) Peak Signal to Noise Ratio مورد استفاده قرار گرفت که به صورت زیر محاسبه گردید (فرمول ۱۲) و هرچه این معیار بیشتر باشد بهتر است زیرا در مخرج این معیار، از Mean Square Error (MSE) استفاده شده است که هرچه MSE کم‌تر باشد یعنی خطا در بازسازی تصویر کم‌تر است و کم‌تر بودن MSE منجر به بزرگ‌تر شدن معیار PSNR می‌شود.

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{MAX_I^2}{MSE} \quad (12)$$

که در آن،

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H (x_{ij} - x'_{ij})^2}{W \times H} \quad (13)$$

که x_{ij} و x'_{ij} به ترتیب معرف پیکسل اصلی و بازسازی شده‌اند، MAX_I بیشینه مقداری است که پیکسل تصویر می‌تواند اخذ کند و تصاویر به ابعاد $W \times H$ هستند.

۶- نتایج و پیشنهادها

روش پیشنهادی به ترتیب با روش‌های موجک-SPIHT، موجک-STW (Spatial-orientation Tree Wavelet)، موجک-ASWDR (Adaptively Scanned Wavelet Difference Reduction) و موجک-GBL_MMC_F (Global thresholding of coefficients and fixed encoding) نتایج تجربی کارگذاری الگوریتم پیشنهادی در جدول شماره ۲ فهرست شده است.

جدول ۲. نسبت سیگنال به نویز نتایج تجربی روش پیشنهادی

نام تصویر	نسبت فشرده‌سازی	روش فشرده‌سازی	PSNR(dB)
Camera man	٪۳۰/۶۰	روش پیشنهادی	۲۳/۱۰
	٪۱/۱۴	موجک-SPIHT	۲۹/۵۱
	٪۱/۶۰	موجک-STW	۳۰/۴۱
	٪۳/۱۶	موجک-GBL_MMC_F	۱۱/۶۹
	٪۳/۵۲	موجک-ASWDR	۳۴/۲۹
RADARSAT	٪۲۵	روش پیشنهادی	۲۶/۶۹
	٪۶/۱۶	موجک-SPIHT	۳۹/۹۹
	٪۸/۱۸	موجک-STW	۴۰/۶۵
	٪۴/۶	موجک-GBL_MMC_F	۲۶/۳۳
	٪۲۱/۲۹	موجک-ASWDR	۴۴/۵۷
HyMap	٪۳۳/۶	روش پیشنهادی	۶۹/۷۵
	٪۳	موجک-SPIHT	۶۹/۴۵
	٪۰/۹۶	موجک-STW	۷۹/۵۲
	٪۵/۲۱	موجک-GBL_MMC_F	۷۹/۴۸
	٪۴/۸۱	موجک-ASWDR	۷۹/۲۱

از جدول ۱ می‌توان مشاهده کرد که اگر چه نسبت PSNR روش پیشنهادی در مقایسه با روش‌های مورد مقایسه کم است اما درصد فشرده‌سازی به مراتب خیلی بیشتر از روش‌های دیگر است و در این میزان فشرده‌سازی مقدار PSNR حاصل، مطلوب است.



(الف)



(ب)



(ج)



(د)

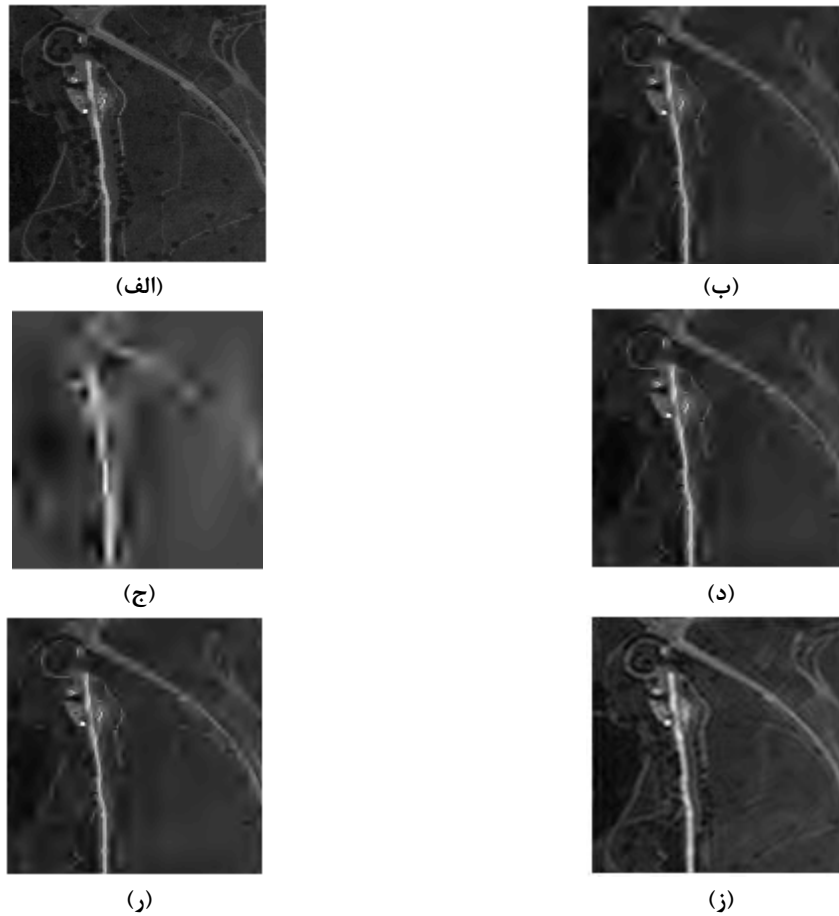


(ز)



(ز)

شکل ۱- نتایج حاصل از بازسازی تصاویر فشرده‌شده Camera Man: (الف) تصویر اصلی، (ب) موجک-ASWDR، موجک-F-GBL_MMC، (د) موجک-SPIHT، (ز) موجک-STW و (ز) روش پیشنهادی



شکل ۲- نتایج حاصل از بازسازی تصاویر فشرده‌شده HyMap: (الف) تصویر اصلی، (ب) موجک-ASWDR، موجک-F- (ب) موجک-ASWDR، (ج) موجک-HyMap، (د) موجک-GBL_MMC، (ه) موجک-SPIHT، (و) موجک-STW و (ز) روش پیشنهادی

همان‌گونه که از شکل‌های ۱ و ۲ مشخص است، روش پیشنهادی با توجه به درصد فشرده‌سازی بیشتر در حفظ لبه‌ها و اطلاعات تصویر توانمندتر بوده است. این مسئله در شکل ۲ که دارای لبه‌های ضعیف‌تری است بیشتر قابل رویت است. به عنوان مثال در روش موجک-GBL_MMC-F تصویر تقریباً به طور کامل محو شده است اما نسبت PSNR آن همچنان بالا است، پس می‌توان نتیجه گرفت که این معیار به تنهایی معیار مناسبی برای ارزیابی تصویر فشرده نیست.

۷- نتیجه‌گیری

با توجه به اهمیت فشرده‌سازی با حفظ کیفیت تصویر به خصوص در تصاویر سنجش از دوری در این مطالعه روشی بر مبنای تبدیل کرولت و الگوریتم Set Partitioning in Hierarchical Trees (SPIHT) به منظور فشرده‌سازی تصاویر ارائه شده است. نتایج تجربی کارایی الگوریتم پیشنهادی را مورد تأیید قرار می‌دهد، افزون بر این، در مواجهه با لبه‌ها هم خیلی بهتر عمل می‌کند و اثر محوشدگی لبه‌ها در تصویر بازسازی شده تقریباً حذف می‌شود که این موضوع در کاربردهای سنجش از دور بسیار مورد توجه است. در نتایج تجربی به دست آمده با توجه به درصد فشرده‌سازی بالاتر این روش، تصویر بازسازی شده توسط این الگوریتم نسبت به روش‌های فشرده‌سازی توسط تبدیل موجک در حفظ اطلاعات تصویر و به خصوص لبه‌ها بسیار خوب عمل کرده است. مشکل این روش پیچیدگی محاسبات کرولت و ایجاد اشکال مصنوعی سوزنی شکل در مناطق هم‌گن به دلیل حذف ضرایب کوچک است. در آینده تلاش برای حل این مشکلات و بررسی روش‌های دیگر کدگذاری بر روی ضرایب کرولت پیشنهاد می‌شود.



منابع

- [۱] B. L. Huneycutt, "Spaceborne imaging radar-C instrument," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 27, pp. 164-169, 1989.
- [۲] M. A. Iqbal, D. M. Y. Javed, and U. Qayyum, "Curvelet-based image compression with SPIHT," in *Convergence Information Technology, 2007. International Conference on*, 2007, pp. 961-965.
- [۳] Y. Li, Q. Yang, and R. Jiao, "Image compression scheme based on curvelet transform and support vector machine," *Expert Systems with Applications*, vol. 37, pp. 3063-3069, 2010.
- [۴] E. Candes, L. Demanet, D. Donoho, and L. Ying, "Fast discrete curvelet transforms," *Multiscale Modeling & Simulation*, vol. 5, pp. 861-899, 2006.
- [۵] P. Chithra and P. Thangavel, "A fast and efficient memory image codec (encoding/decoding) based on all level curvelet transform co-efficients with SPIHT and Run Length Encoding," in *Recent Advances in Space Technology Services and Climate Change (RSTSCC), 2010*, 2010, pp. 174-178.
- [۶] M. Manikandan, A. Saravanan, and B. K. Bagan, "Curvelet transform based embedded lossy image compression," in *Signal Processing, Communications and Networking, 2007. ICSCN'07. International Conference on*, 2007, pp. 274-276.
- [۷] J. M. Shapiro, "Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients," *Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 41, pp. 3445-3462, 1993.
- [۸] J.-L. Starck, E. J. Candès, and D. L. Donoho, "The curvelet transform for image denoising," *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 11, pp. 670-684, 2002.