

افزایش کیفیت ادغام تصاویر MRI و PET با استفاده از ترکیب موجک گابور و مدل شبکیه

طناز اکبرپور^۱، دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، سبلان دانشور^۲، استادیار

۱- دانشکده مهندسی برق - دانشگاه صنعتی سهند تبریز - ایران - t_akbarpour@sut.ac.ir

۲- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه تبریز - ایران - daneshvar@tabrizu.ac.ir

چکیده: هدف ادغام تصویر، ترکیب دو یا چند تصویر برای رسیدن به یک تصویر واحدی است که نتیجه آن افزایش کیفیت و دقت تفسیر تصاویر است. دستگاه‌های تصویربرداری عملکردی مانند PET (مقطع‌نگاری با نشر پوزیترون)، تصاویری با محتوی طیفی بالا اما اطلاعات مکانی پایین تولید می‌کنند. در مقابل تصاویر حاصل شده توسط دستگاه‌های تصویربرداری ساختاری همچون MRI (تصویربرداری تشدید مغناطیسی)، دقت مکانی خوب و طیفی پایینی دارند. نوآوری روش ادغام ارائه شده، استخراج ویژگی‌های مکانی تصاویر ساختاری توسط موجک گابور و تزریق آن به تصاویر کارکردی است. این الگوریتم یک روش ترکیبی است که از توان بالای حفظ اطلاعات طیفی ادغام مدل شبکیه چشم استفاده می‌کند. روش پیشنهاد شده با روش‌های IHS، Brovey، PCA، تبدیل موجک گسسته، NSCT و مدل ساده شبکیه مقایسه شده است. برای ارزیابی کمی الگوریتم ارائه شده از چهار روش ارزیابی معروف و متداول استفاده شده است. نتایج کیفی و کمی، حاکی از بهبود و پیشرفت عمده عملکرد روش ادغام ارائه شده است.

واژه‌های کلیدی: ادغام تصویر، MRI (تصویربرداری تشدید مغناطیسی)، PET (مقطع‌نگاری با نشر پوزیترون)، موجک گابور، تصاویر ساختاری و عملکردی، مدل شبکیه

Increasing the Quality of MRI and PET Images Fusion by Combination of Gabor Wavelet and Retina Model

T. Akbarpour, MSc¹, S. Daneshvar, Assistant Professor²

1- Faculty of Electrical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran, Email: t_akbarpour@sut.ac.ir

2- Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran, Email: daneshvar@tabrizu.ac.ir.

Abstract: The goal of image fusion is integration of two or more images into a single image for increasing the accuracy and quality of interpretation of images. The functional imaging system such as PET (positron emission tomography) produces images with high spectral content but low spatial information. Images that achieved by the structural imaging systems such as MRI (magnetic resonance imaging) have good spatial resolution and low spectrum. The proposed fusion method in this paper extracts spatial features using Gabor wavelet from structural image and injects them into functional image. This algorithm is a combined method, which exploits the power of retina model in preserving spectral information. The proposed method is compared to IHS, Brovey, PCA, discrete wavelet transform, NSCT and retina model fusion techniques. For quantity assessment, four famed and traditional evaluation methods are used. The quality and quantity results show the proposed algorithm significantly improves the fusion performance.

KEYWORDS: Image fusion, MRI, PET, Gabor wavelet, Structural and functional images, Retina model.

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۲/۰۷/۲۲

تاریخ اصلاح مقاله: ۱۳۹۲/۱۲/۰۶

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۳/۰۶/۲۰

نام نویسنده‌ی مسئول: سبلان دانشور

نشانی نویسنده‌ی مسئول: ایران - تبریز - بلوار ۲۹ بهمن - دانشگاه تبریز - دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر

۱- مقدمه

تصویربرداری پزشکی روش و فن برای تولید تصاویر از بدن انسان است. هدف از تصویربرداری می‌تواند تشخیص بیماری یا پیگیری وضعیت درمان باشد. در یک دسته‌بندی عمده می‌توان دستگاه‌های تصویربرداری را به دودسته ساختاری و عملکردی تقسیم‌بندی کرد [۱-۲]. دستگاه‌های تصویربرداری چون رادیوگرافی معمولی، سی‌تی‌اسکن و سیستم تصویربرداری تشدید مغناطیسی تصاویر ساختاری را ایجاد می‌کنند. این نوع تصاویر ساختار و جزئیات آناتومیکی بافت را نشان می‌دهند. از نظر این نوع دستگاه‌های تصویربرداری تفاوتی بین انسان زنده و مرده وجود ندارد. در مقابل دستگاه‌های تصویربرداری همچون PET و SPECT تصاویر عملکردی را حاصل می‌کنند که در این نوع تصویر ویژگی‌های کارکردی تصویر نمایش داده می‌شود. اگر از یک فرد غیرزنده تصویری توسط این دستگاه‌ها اخذ گردد تصویر محتوی درستی نخواهد داشت. در بسیاری از موارد پزشکی به اطلاعات هر دو سیستم فوق برای تشخیص دقیق‌تر نیاز است. اطلاعاتی که در تصاویر CT و یا MRI مشاهده می‌شود اطلاعات مکملی برای تصاویر PET یا SPECT محسوب می‌گردد. گردآوردن این اطلاعات در کنار همدیگر و نمایش توأم این اطلاعات در یک تصویر فرآیند ادغام خوانده می‌شود. ادغام تصویر عبارت است از فرآیند ترکیب دو یا چند تصویر و ایجاد یک تصویر واحد که از نظر محتوی نسبت به تک‌تک تصاویر اولیه گویاتر و پرمحتواتر باشد. فرآیند ادغام تصویر در سه سطح انجام می‌پذیرد. این سطوح عبارت‌اند از: ادغام در سطح پیکسل، ادغام در سطح ویژگی و ادغام در سطح تصمیم [۳-۵].

ادغام تصویر سطح پیکسل، فرآیند ترکیب دو یا چند تصویر تثبیت‌شده مکانی و رسیدن به یک تصویر بهبودیافته است. در این فرآیند، ادغام روی توصیف تصویر سطح پیکسل انجام می‌گیرد [۶]. تصویر ترکیب‌شده ممکن است در ضمن ترکیب پیکسل به پیکسل یا ترکیب همسایه‌های محلی پیکسل‌ها در هر قسمت از تصاویر، به دست آمده باشند. ترکیب در سطح ویژگی را می‌توان جهت افزایش شباهت یک ویژگی استخراج‌شده، از داده‌های دستگاه‌های تصویربرداری و نیز به‌عنوان وسیله ایجاد ویژگی‌های ترکیبی جدید، مورد استفاده قرار داد. اطلاعات حس‌گرهای چندگانه با ترکیب در سطح تصمیم به‌صورت مؤثرتر و با حداکثر خلاصه‌سازی مورد استفاده قرار می‌گیرند. ترکیب در این سطح تنها وسیله‌ای است که توسط آن می‌توان در صورتی که حس‌گرها تفاوت زیادی داشته باشند یا به نواحی متفاوتی از محیط مربوط شوند، داده‌های به‌دست‌آمده از آن‌ها را باهم ترکیب کرد. نتیجه ادغام تصویر افزایش قدرت تشخیص و تفسیر اطلاعات است. از کاربردهای ادغام تصویر در حوزه پزشکی می‌توان به هدایت جراحی و پیگیری درمان اشاره نمود.

در سال‌های اخیر کارهای مختلف و وسیعی در مبحث ادغام تصویر صورت گرفته است. ون و چن در سال ۲۰۰۴ روشی مبتنی بر ادغام چند دقتی ارائه دادند [۷]. در این روش از مویک برای ادغام تصاویری که در

نورهای زمینه مختلف اخذ شده‌اند استفاده شده است. لئو و ژانگ در ۲۰۱۱ روشی مبتنی بر شباهت ویژگی پیشنهاد کردند که در این روش از روش ادغام ناحیه‌ای استفاده شده و از همبستگی افزونه و مکمل تصاویر ورودی برای رسیدن به یک استراتژی تقسیم‌بندی ناحیه بهره گرفته شده است [۸]. لی و ونگ در سال ۲۰۱۰ قانون ادغام وزن-متغیر مبتنی بر تبدیل کانتورلت غیر نمونه‌برداری شده برای ادغام تصاویر بیولوژیکی را ارائه نمودند [۹]. در این روش اجزای شدت تصاویر اصلی در فضای چندمقیاسی ترکیب شده و تصویر ادغام‌شده در چهارچوب شدت-فام-اشباع تعمیم‌یافته به دست می‌آید. ژائو و همکارانش در سال ۲۰۱۰ برای ادغام تصاویر چندطیفی و تک‌طیف روشی مبتنی بر ترکیب اصل تقاطع کوواریانس با الگوریتم بیشینه‌سازی امید ریاضی را ارائه نمودند [۱۰]. در این روش ارائه‌شده برخلاف دیگر روش‌ها همبستگی عرضی بین داده‌های تصاویر اصلی مورد توجه واقع شده است.

در سال ۱۹۹۹ نونز و همکارانش روش ادغام چند دقتی با تجزیه مویک جمع شونده را معرفی کردند که از روش‌های بسیار ارزنده محسوب شده و همواره مورد توجه دیگر محققان است [۱۱]. در سال ۲۰۰۷ میتیانودیس و استاتهایکی طرح ادغام تصویر مبتنی بر پیکسل و ناحیه را با استفاده از پایه‌های ICA ارائه نمودند [۱۲]. در این روش تجزیه هرمی و تبدیل مویک درخت دوگانه به‌کاربرده شده است. در سال ۲۰۰۵ چوئی و همکارانش اقدام به انجام ادغام تصاویر ماهواره‌ای چندطیفی و تک‌طیف با استفاده از تبدیل کرولت نمودند [۱۳]. در این تحقیق با تأکید بر این موضوع که تصاویر حاصل از روش‌های ادغام مبتنی بر مویک دارای محتوی طیفی بالا ولی دقت مکانی پایینی در مقایسه با روش‌هایی همچون براوی، IHS و PCA هستند، به بهبود روش ادغام ARSIS با استفاده از تبدیل کرولت پرداخته شده است. این موضوع که دقت مکانی روش‌های مبتنی بر مویک در مقایسه با روش‌های دیگر پایین‌تر است در سال ۲۰۰۹ توسط دانشور و قاسمیان بررسی شده و روشی مبتنی بر مدل شبکه چشم ارائه گردید که این مدل در سال ۲۰۱۰ با استفاده از ترکیب مدل شبکه و مدل ادغام IHS بهبود اساسی پیدا نمود [۱۴، ۲].

بررسی مقالات و تحقیقات انجام‌یافته در سال‌های اخیر حاکی از این است که روش‌های ادغام مبتنی بر روش‌های چندمقیاسی و چنددقتی از گستردگی بالایی برخوردار هستند. قابلیت بالای این روش‌ها در انجام انواع ادغام تصاویر چندکانونی، ادغام تصاویر با دقت مکانی بالا و همچنین ادغام تصاویر چندطیفی با تصاویر با دقت مکانی بالا این دسته از روش‌های ادغام را به روشی محبوب تبدیل نموده است [۹، ۵، ۴، ۱].

روش ارائه‌شده در این مقاله استفاده برای ترکیب تصاویر چندطیفی PET و تصاویر تک‌طیف MRI از مویک گابور برای استخراج ویژگی استفاده می‌نماید [۲]. در این روش ویژگی‌های مکانی توسط مویک گابور از تصویر تک‌طیف استخراج شده و با استفاده از مدل ادغام شبکه چشم به تصویر چندطیفی تزیق می‌شود. بدین ترتیب ضمن

که دو موجک گابور را از همدیگر افتراق می‌کند نسبت بین طول موج و پهنای پوشش گوسی است.

با انتخاب فرکانس‌های مرکزی و راستاهای مختلف، می‌توان به خانواده هسته‌های گابور دست یافت. این هسته‌ها برای استخراج ویژگی‌های از تصویر مورد استفاده قرار گیرد. با در نظر گرفتن تصویر $f(x,y)$ ، تبدیل موجک گابور گسسته به صورت رابطه زیر به دست می‌آید [۱۷، ۱۸]:

$$D_{mn}(x, y) = \sum_s \sum_t f(x - s, y - t) \psi_{pq}^*(s, t) \quad (2)$$

که در این رابطه s و t متغیرهای اندازه ماسک فیلتر، m و n مقیاس و جهت را به ترتیب نشان می‌دهند. ψ به عنوان موجک به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\psi(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)\right) \cdot \exp(2\pi j U x) \quad (3)$$

با استفاده از این رابطه ψ_{pq} به صورت زیر درمی‌آید:

$$\psi_{pq}(x, y) = a^{-p} \psi(\bar{x}, \bar{y}), \quad p = 0, 1, \dots, P - 1, \\ q = 0, 1, \dots, Q - 1 \\ \begin{cases} \bar{x} = a^{-p}(x \cos \theta + y \sin \theta) \\ \bar{y} = a^{-p}(-x \sin \theta + y \cos \theta) \end{cases} \quad \text{for } a > 1 \text{ and } \theta = \frac{q\pi}{Q} \quad (4)$$

پس از محاسبه موجک گابور در رابطه (۲)، برای محاسبه محتوی

انرژی در هر مقیاس و هر جهت از رابطه زیر استفاده می‌گردد [۱۷]:

$$E(m, n) = \sum_x \sum_y |D_{mn}(x, y)| \quad (5)$$

مقدار عددی پایین حاصل شده در عبارت فوق بیان گر وجود اطلاعات مکانی و ویژگی‌های با فرکانس بالا در موجک گابور در جهت و مقیاس خاص است [۱۷، ۱۸]. در شکل (۱) بخش حقیقی موجک گابور در ۵ مقیاس و ۸ جهت و در شکل (۲) اندازه موجک گابور در ۵ مقیاس و جهت افقی نشان داده می‌شود.

برای نمونه در شکل (۳) بازسازی تصویر ویژگی از ده موجک با کمترین مقدار E محاسبه شده از رابطه (۵) با مقیاس و راستاهای مختلف نشان داده شده است. نکته قابل توجه ارتباط بین اطلاعات فرکانسی بالا (مانند لبه) و مقیاس‌های پایین در موجک گابور است. در این نمونه دیده می‌شود که عمده مقیاس‌ها مربوط به مقیاس ۰ و ۱ است.

در این مقاله موجک گابور با پنج مقیاس (۰، ۱، ۲، ۳، ۴) و هشت راستا (۰، $\pi/4$ ، $\pi/2$ ، $3\pi/4$ ، π ، $5\pi/4$ ، $3\pi/2$ ، 2π) محاسبه می‌شود. بدین ترتیب هر تصویر به 8×5 تصویر ویژگی تبدیل می‌گردد. بررسی‌ها و ارزیابی‌های نتایج ادغام در این تحقیق حاکی از آن است که انتخاب بیست تصویر ویژگی با انرژی پایین (با استفاده از رابطه (۵) و بازسازی تصویر ویژگی نهایی حاوی اطلاعات مکانی کافی بوده و انتخاب تصاویر بیش از بیست تصویر تأثیر محسوسی در افزایش کیفیت تصویر ادغام شده ندارد. از این رو در تمامی مراحل آتی تنها از تصویر ویژگی با مشخصه ذکر شده استفاده می‌شود.

حفظ اطلاعات طیفی، اطلاعات مکانی به تصویر چندطیفی اضافه می‌شود. به طور کلی فرآیند ادغام مناسب، فرآیندی است که ضمن حفظ اطلاعات طیفی، دارای دقت و اطلاعات مکانی بیشتری باشد. لازم به ذکر است با توجه به اینکه در این مقاله تصاویر PET به صورت شبه-رنگ در نظر گرفته می‌شوند، لذا در این تحقیق به این نوع تصاویر، داده‌های رنگی یا چندطیفی اطلاق می‌گردد.

در ادامه در بخش دوم موجک گابور به عنوان ابزاری برای استخراج ویژگی‌های مکانی اشاره خواهد شد و در بخش سوم روش پیشنهادی ادغام توضیح داده می‌شود. در بخش چهارم به نتایج و مقایسه روش پیشنهادی و روش‌های متداول ادغام پرداخته می‌شود.

۲- موجک گابور

استفاده از تبدیل موجک با ساختار هرمی برای اولین بار در سال ۱۹۸۹ توسط ملات پیشنهاد شد [۴]. این روش بعدها با مطالعات فراوانی دنبال گردید. همان گونه که در ساختار تبدیل موجک رایج مشخص است این تبدیل تصویر را تنها در سه جهت افقی، عمودی و مایل تجزیه می‌کند [۱۶-۱۵]. این موضوع کاربرد تبدیل موجک برای تحلیل بافت الگوی تغییرناپذیر با چرخش را محدود می‌کند [۱۷].

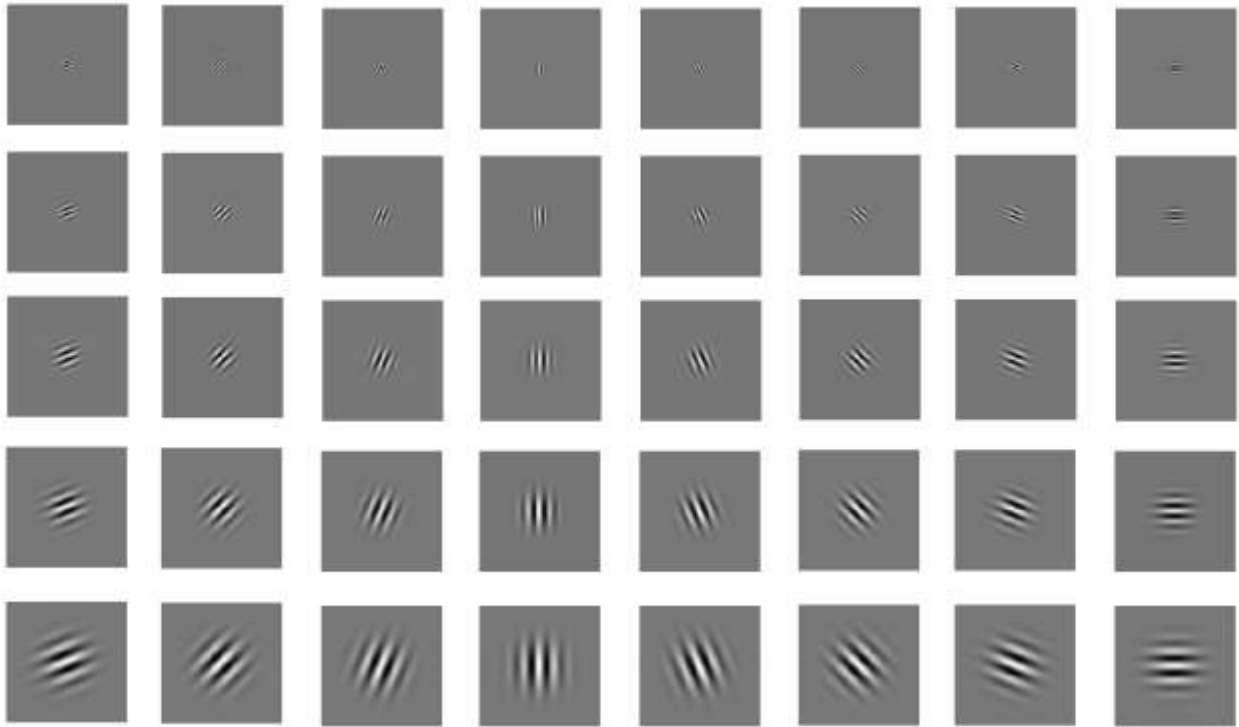
استخراج ویژگی با استفاده از توابع گابور با توجه به این حقیقت که این فیلترها را می‌توان به صورت آشکارسازهای قابل تنظیم مقیاس و جهت در نظر گرفت بسیار مورداستفاده است. اساساً، فیلترهای گابور دسته‌ای از موجک‌ها هستند که هر موجک انرژی در فرکانس خاص و در راستا یا جهت خاص را تعریف می‌کند.

فیلتر دوبعدی گابور یک شبکه سینوسی جهت‌دار مدوله شده با یک تابع گوسی دوبعدی است [۱۷].

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)\right) \cdot \exp(2\pi j U(x \cos \theta + y \sin \theta)), \quad (1)$$

در رابطه بالا x و y مکان پیکسل در فضای مکانی، 'U' فرکانس مدوله شده، θ پارامتر جهت و σ مقیاس تابع گوسی از پارامترهای فیلتر گابور به شمار می‌روند.

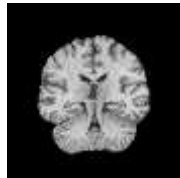
موجک گابور یکی از ابزار مؤثر در استخراج ویژگی‌های محلی است. هسته‌های موجک گابور به پاسخ شکل میدان دریافت دوبعدی سلول‌های بینایی پستانداران مشابهت زیادی دارد. در این سلول‌ها مشخصات مطلوب از ویژگی‌های بینایی برجسته اخذ شده مانند موضع‌یابی مکانی، انتخاب‌پذیری جهت و انتخاب‌پذیری فرکانس مکانی نشان داده می‌شود. یک موجک گابور صفحه موج مختلط محدود شده با یک پوشش گوسی دوبعدی است. جدای از مقیاس و جهت، تنها چیزی



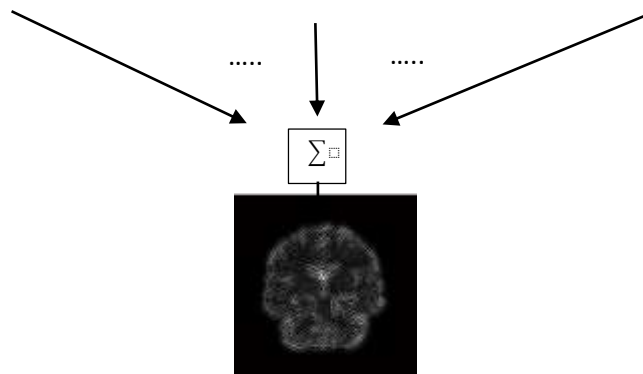
شکل ۱: بخش حقیقی موجک گابور در پنج مقیاس و هشت جهت



شکل ۲: اندازه موجک گابور در پنج مقیاس



E (Energy)	Minimum → Maximum									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Scale (m)	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0
Orientation (n)	4	7	2	1	6	0	5	7	2	3

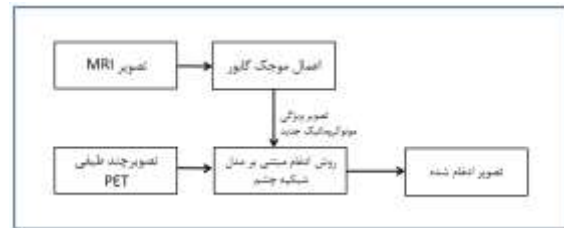


شکل ۳: تصویر MRI (بالا)، ۱۰ موجک گابور از انرژی پایین به بالا با مقیاس و راستای مختلف (میانی)، تصویر ویژگی حاصل از ۱۰ موجک گابور با انرژی پایین (پایین)

۳- روش ادغام پیشنهادی

هدف از ادغام تصاویر تک‌طیف و چندطیفی، ایجاد تصویری است که در عین داشتن محتوای طیفی مشابه تصویر چندطیفی اطلاعات مکانی تصویر پنکروماتیک را در خود جای داده باشد [۲]. در روش ارائه شده تنها بخش مفید و لازم تصویر تک‌طیف (MRI) بخش اطلاعات مکانی است که باید به تصویر چندطیفی (PET) اضافه گردد، این کار با استخراج ویژگی‌های عمده توسط موجک گابور مطابق روش عنوان شده انجام می‌گیرد. پس از این مرحله تزریق این اطلاعات مکانی استخراج شده به تصویر چندطیفی با استفاده از مدل شبکه‌ی چشم انجام می‌گیرد. در شکل (۴) فرآیند روش پیشنهادی نشان داده شده است. نوآوری اصلی مقاله که نقش عمده‌ای در افزایش کیفیت تصویر ادغام شده دارد و آن را متفاوت با روش ادغام مبتنی بر مدل شبکه‌ی چشم می‌نماید، جایگزینی تصویر ویژگی حاصل از موجک گابور با تصویر پنکروماتیک یا تک‌رنگ اصلی است. در ادامه به توضیح مختصر روش ادغام مبتنی بر مدل شبکه‌ی چشم پرداخته می‌شود.

همان‌گونه که در تحقیقات پیشین مانند ادغام مبتنی بر مدل شبکه‌ی چشم نیز اشاره شده است، به‌طور کلی می‌توان لایه‌های شبکه‌ی را در ۵ لایه بیان نمود [۱۴]. در لایه اول آرایه‌هایی از گیرنده‌های سلول‌های مخروطی با دقت مکانی بالا وجود دارد:



شکل ۴: مراحل انجام روش ادغام پیشنهادی

$$h_1(\vec{r}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left\{-\frac{|\vec{r}|^2}{2\sigma_1^2}\right\} \quad (۶)$$

در رابطه فوق σ_2 پهنای تابع گوسی در دقت تفکیک پایین را نشان می‌دهد. لایه سوم یک بخش از مدل سلول دوقطبی است که ویژگی‌های با مقیاس بالا را با استفاده از عملگر DoG اخذ می‌نماید. عملکرد این لایه با رابطه زیر بیان می‌گردد:

$$h_2(\vec{r}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} \exp\left\{-\frac{|\vec{r}|^2}{2\sigma_2^2}\right\} \quad (۷)$$

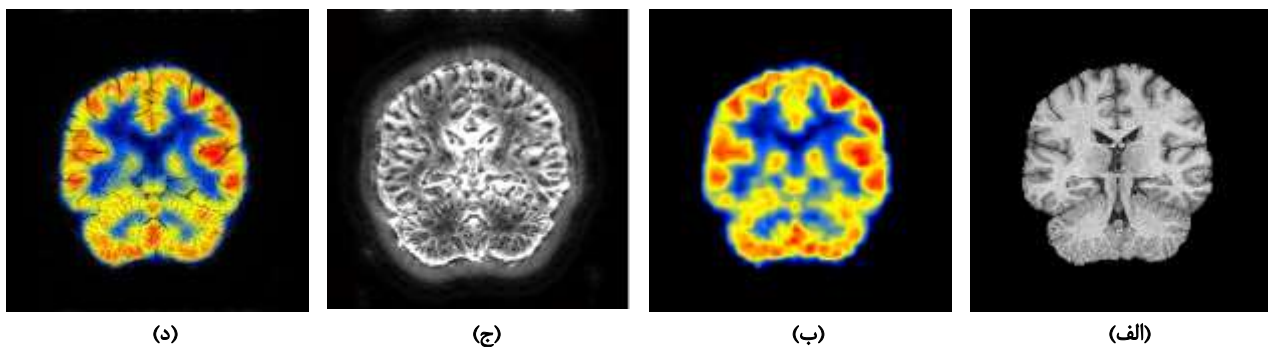
مدل لایه چهارم و پنجم شامل سلول‌های دوقطبی و گانگلیون است که به‌صورت زیر است [۲]:

$$h_3(\vec{r}) = h_1(\vec{r}) - h_2(\vec{r}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left\{-\frac{|\vec{r}|^2}{2\sigma_1^2}\right\} - \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} \exp\left\{-\frac{|\vec{r}|^2}{2\sigma_2^2}\right\} \quad (۸)$$

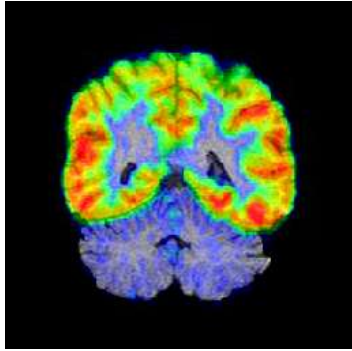
که به‌صورت زیر است [۲]:

$$f(x, y) = h_3(x, y) \otimes f_1(x, y) + h_2(x, y) \otimes f_2(x, y) \quad (۹)$$

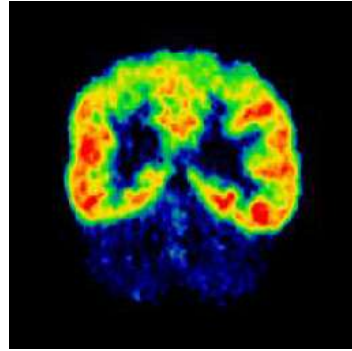
که $f_1(x, y)$ و $f_2(x, y)$ به ترتیب تصاویر با دقت مکانی بالا و پایین هستند. $h_2(x, y)$ و $h_3(x, y)$ نیز فیلترهای معرفی شده در رابطه‌های (۶) و (۸) هستند. در این تحقیق $f_1(x, y)$ تصویر ویژگی حاصل از اعمال موجک گابور به تصویر تک‌طیف MRI و $f_2(x, y)$ تصویر چندطیفی PET خواهد بود. با توجه به اینکه در تصویر MRI مکان‌هایی مانند شیارها وجود دارند که حاوی اطلاعات نیستند بنابراین با یک آستانه گذاری در تصویر ادغام شده می‌توان این بخش‌ها را در تصویر نهایی ادغام شده تضعیف نمود. شکل ۵ نتیجه روش پیشنهادی را نشان می‌دهد.



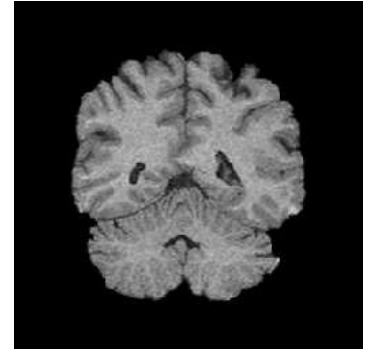
شکل ۵: (الف و ب) تصاویر MRI و PET اصلی، (ج) تصویر ویژگی استخراج شده توسط موجک گابور از تصویر MRI (بازسازی شده توسط بیست تصویر ویژگی با انرژی پایین)، (د) تصویر ادغام حاصل شده به وسیله روش ارائه شده



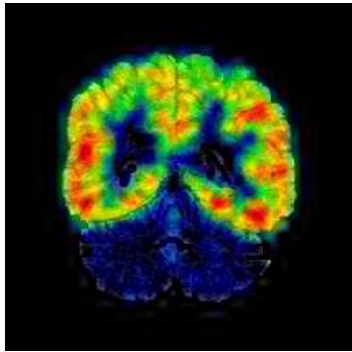
(ج)



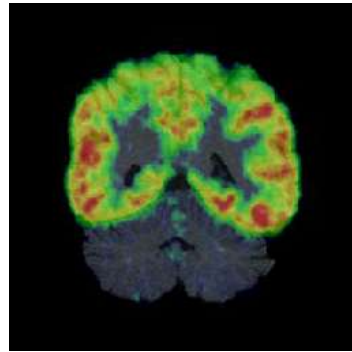
(ب)



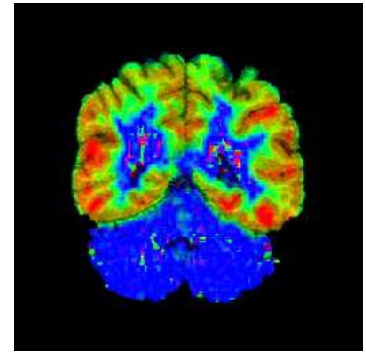
(الف)



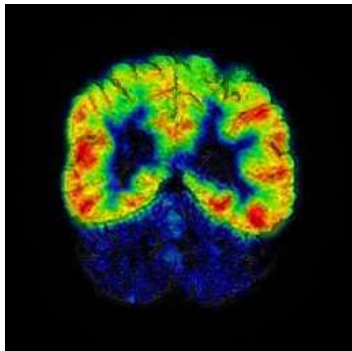
(و)



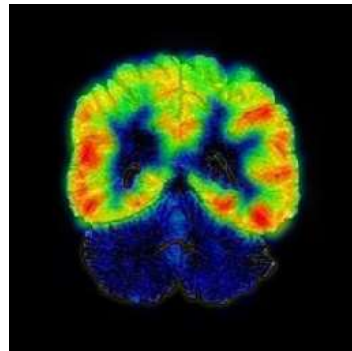
(هـ)



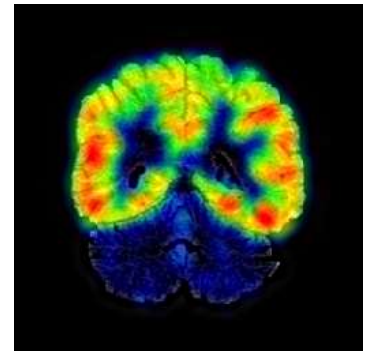
(د)



(ط)

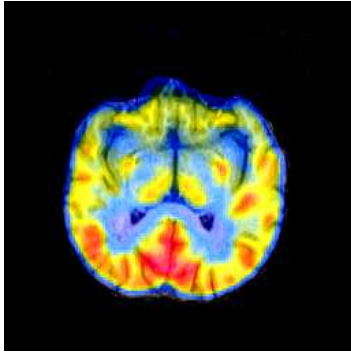


(ح)

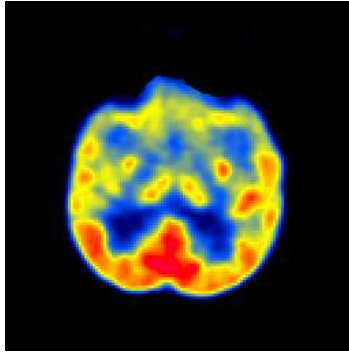


(ز)

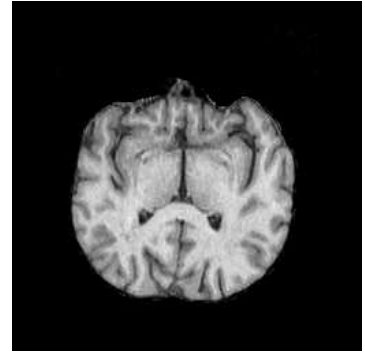
شکل ۶: دسته داده (۱)، (الف و ب) تصاویر MRI و PET، (ج) مدل IHS، (د) Brovey، (هـ) PCA، (و) DWT، (ز) NSCT، (ح) روش ادغام ساده و (ط) روش ارائه شده



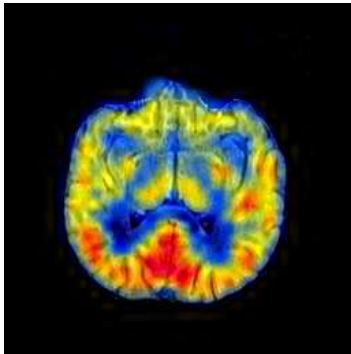
(ج)



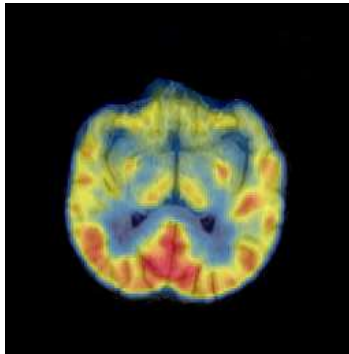
(ب)



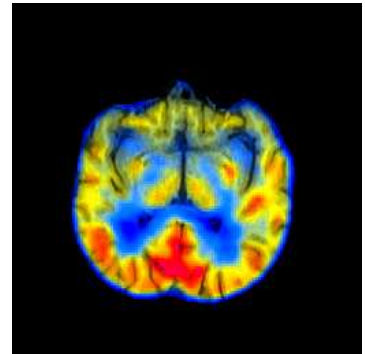
(الف)



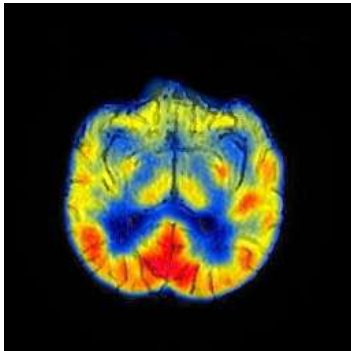
(و)



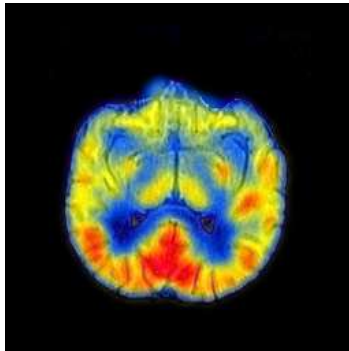
(هـ)



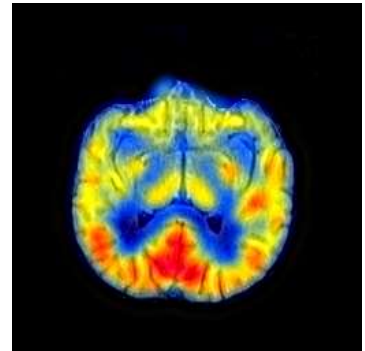
(د)



(ط)

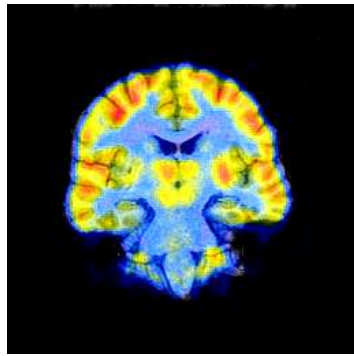


(ح)

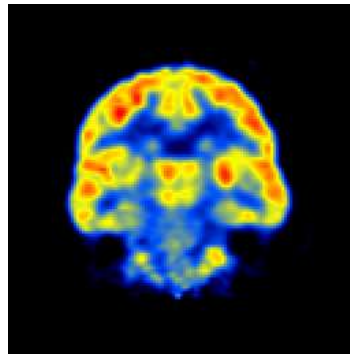


(ز)

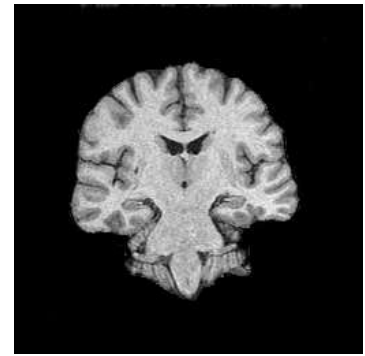
شکل ۷: دسته داده (۲)، (الف و ب) تصاویر MRI و PET، (ج) مدل IHS، (د) Brovey، (هـ) PCA، (و) DWT، (ز) NSCT، (ح) روش ادغام ساده و (ط) روش ارائه شده



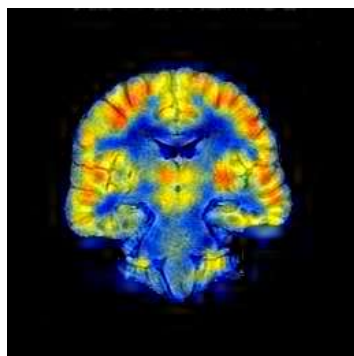
(ج)



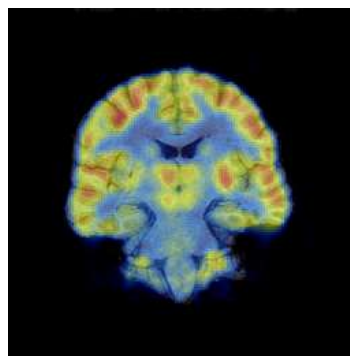
(ب)



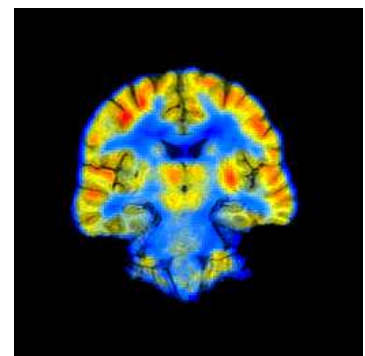
(الف)



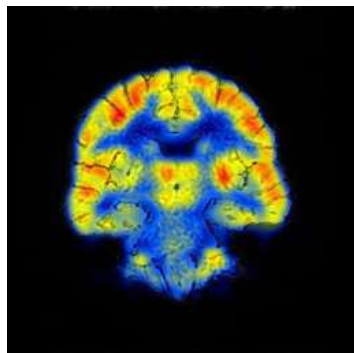
(و)



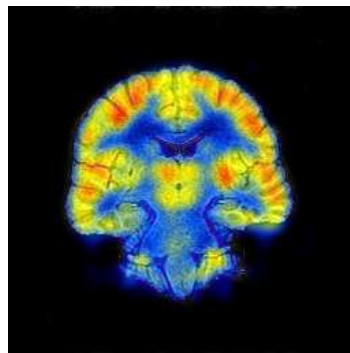
(هـ)



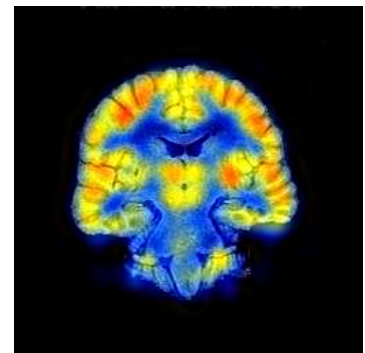
(د)



(ط)

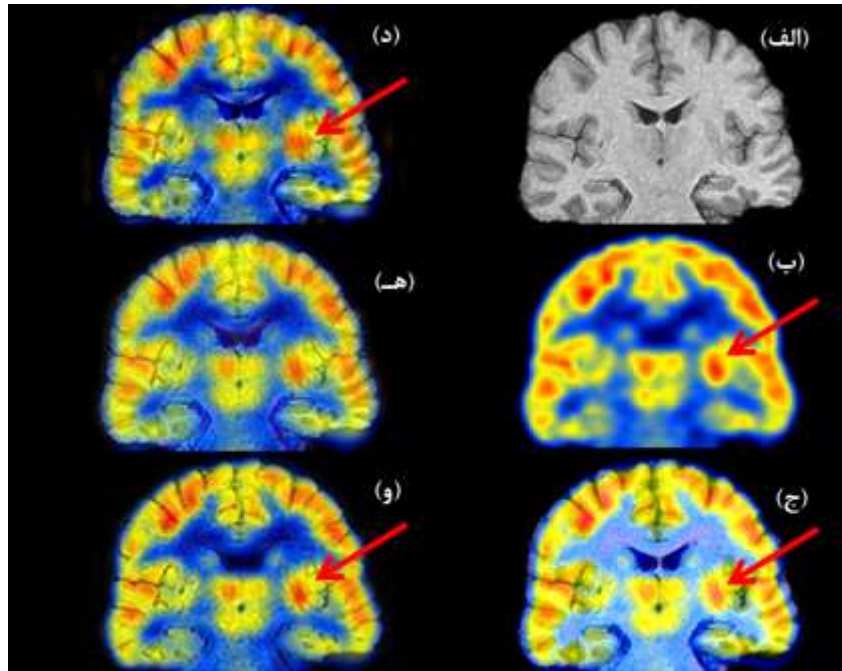


(ح)



(ز)

شکل ۸: دسته داده (۳)، (الف و ب) تصاویر PET و MRI، (ج) مدل IHS، (د) Brovey، (هـ) PCA، (و) DWT، (ز) NSCT، (ح) روش ادغام ساده و (ط) روش ارائه شده



شکل ۹: مقایسه روش‌های مختلف از نظر کیفیت حفظ اطلاعات طیفی و مکانی؛ (الف و ب) تصاویر MRI و PET، (ج) مدل IHS، (د) DWT، (ه) روش ادغام ساده و (و) روش ارائه شده.

۴- نتایج و بحث

دقیق‌تر کیفیت ادغام به صورت چشمی در شکل ۹ تصاویر با بزرگ‌نمایی بالا نمایش داده می‌شوند.

همان‌گونه که مشاهده می‌گردد حفظ ویژگی‌های طیفی در روش پیشنهادی بیش‌تر قابل‌ملاحظه است. این موضوع از نظر ویژگی‌های مکانی نیز قابل‌مشاهده و مقایسه است. در روش تبدیل موجک و NSCT تخریب رنگ با چشم نیز قابل‌مشاهده است. فرآیند استخراج ویژگی‌های مکانی توسط موجک گابور این ویژگی را به روش جدید داده که حاوی اطلاعات مکانی بیشتری نسبت به بقیه باشد. این موضوع با استفاده از روش‌های ارزیابی کمی قابل‌اثبات است.

یکی از راه‌های اساسی ارزیابی نتایج الگوریتم‌های ادغام استفاده از معیارهای کمی است. روش‌های متعددی برای ارزیابی در مقالات ارائه شده است که در این مقاله چهار معیار معروف انتخاب شده و با استفاده از این معیارها، الگوریتم‌های عنوان‌شده ادغام مورد بررسی قرار می‌گیرند. نکته بسیار مهمی که در این مورد وجود دارد این است که نباید انتظار داشت تا برای یک روش ادغام معین روش‌های ارزیابی مختلف، نتایج یکسانی را حاصل نمایند. به عبارت دیگر ممکن است یک روش ادغام معین و مشخص از نظر روش ارزیابی A به‌عنوان بهترین روش معرفی گردد ولی از نظر روش ارزیابی B لزوماً بهترین نباشد. ولی در مجموع و به‌طور میانگین می‌توان در مورد کیفیت روش‌های ادغام اظهار نظر کرد.

۴-۱- اختلاف طیف و گرادیان متوسط

یکی از معیارهای مهمی که می‌توان از آن برای اندازه‌گیری کیفیت طیفی در تصویر ادغام‌شده، بهره‌جست محاسبه اختلاف بین دو تصویر چندطیفی اصلی (حاوی اطلاعات طیفی) و تصویر ادغام‌شده است. از این معیار در بسیاری از مقالات استفاده شده و به آن استناد شده است.

در مقایسه و بررسی عملکرد الگوریتم ادغام ارائه‌شده در این مقاله از تصاویر معتبر سایت‌های دانشگاه هاروارد (<http://www.med.harvard.edu/aanlib/>) و دپارتمان علوم اعصاب دانشگاه کلمبیا (<http://www.neuroscience.columbia.edu/>) استفاده شده است. از تصاویر بارز این منابع در بسیاری از مقالات مربوط به ادغام تصاویر استفاده می‌گردد. تصاویر مورد استفاده در این مقاله سه دسته داده MRI و PET از تصاویر مغزی است.

در هرکدام از سه دسته، تصاویر MRI و PET متناظر پیش‌تر تثبیت‌شده و انطباق کاملی بین آن‌ها وجود دارد. اندازه همه تصاویر 256×256 پیکسل است. برای بررسی کمی و کیفی عملکرد الگوریتم ارائه‌شده، این روش با روش‌های مرسوم و رایج ادغام IHS [۱۹]، Brovey [۲۰]، PCA [۲۱]، تبدیل موجک دوبعدی [۲۲]، روش ادغام NSCT [۲۳] و ادغام مبتنی مدل شبکه [۲، ۱۴] مقایسه می‌گردد.

شکل‌های ۶، ۷ و ۸ نتایج اعمال روش‌های مختلف ادغام را روی سه دسته از تصاویر نشان می‌دهد. همان‌گونه که به‌صورت چشمی نیز مشاهده می‌شود در برخی از روش‌های ادغام تخریب طیف (رنگ) بسیار بالا است. به‌طور نمونه در شکل‌های ۶-ج، ۷-ج و ۸-ج تصویر حاصل از ادغام به روش IHS مشاهده می‌شود. در این روش ادغام طیف به‌شدت تخریب‌شده ولی اطلاعات مکانی بالایی وجود دارد. در روش Brovey نیز تخریب اطلاعات طیف زیاد است. در روش‌هایی همچون ادغام مبتنی بر مدل شبکه طیف نسبت به دیگر روش‌ها بهتر حفظ می‌گردد اما دقت مکانی نسبت به روش‌هایی همچون IHS پایین است. این مسئله جدای از بررسی چشمی از منظر کمی نیز قابل تحقیق است. برای بررسی

احتمال حاشیه‌ای $p_A(a)$ و $p_B(b)$ و توزیع احتمال مشترک $P_{AB}(a,b)$ ، اطلاعات متقابل به صورت زیر محاسبه می‌گردد:

$$MI(A,B) = \sum_{a,b} p_{AB}(a,b) \cdot \log \frac{p_{AB}(a,b)}{p_A(a)p_B(b)} \quad (13)$$

اطلاعات متقابل (MI) با معادلات زیر به آنتروپی مربوط می‌شود:

$$MI(A,B) = H(A) + H(B) - H(A,B) \quad (14)$$

$$= H(A) - H(A \setminus B)$$

$$= H(B) - H(B \setminus A)$$

که در رابطه بالا $H(A)$ و $H(B)$ ، آنتروپی A و B و $H(A,B)$ آنتروپی مشترک آن‌ها است. $H(A \setminus B)$ و $H(B \setminus A)$ آنتروپی‌های حاشیه‌ای A به شرط B و B به شرط A است. با استفاده از تعریف آنتروپی شانون، این آنتروپی‌ها به صورت زیر نشان داده می‌شوند:

$$H(A) = - \sum_a p_A(a) \cdot \log p_A(a) \quad (13)$$

$$H(A,B) = - \sum_{a,b} p_{AB}(a,b) \cdot \log p_{AB}(a,b) \quad (14)$$

$$H(A \setminus B) = - \sum_{a,b} p_{AB}(a,b) \cdot \log p_{A \setminus B}(a \setminus b) \quad (15)$$

جدول ۱: اختلاف طیفی بین تصاویر ادغام‌شده و تصاویر چندطیفی اصلی

روش ادغام	مجموعه داده ۱ Mean D _{k=R,G,B}	مجموعه داده ۲ Mean D _{k=R,G,B}	مجموعه داده ۳ Mean D _{k=R,G,B}
Brovey	۱۹۹۹	۹/۹۸۶۳	۹/۷۹۳۰
HIS	۲۰۰۱	۱۲/۷۶۳۳	۱۳/۳۳۰۴
PCA	۲۰۰۷	۱۳/۵۳۴۷	۱۴/۰۶۹۱
DWT	۲۰۰۷	۹/۷۷۱۷	۱۰/۷۱۰۶
NSCT	۲۰۰۷	۸/۲۸۵۶	۹/۴۵۲۱
RETINA	۲۰۱۱	۸/۰۷۷۶	۹/۲۳۸۵
روش پیشنهادی	۶/۳۲۱۱	۵/۸۷۳۷	۸/۳۵۰۷

جدول ۲: متوسط گرادیان تصاویر ادغام‌شده

روش ادغام	مجموعه داده ۱ Mean D _{k=R,G,B}	مجموعه داده ۲ Mean D _{k=R,G,B}	مجموعه داده ۳ Mean D _{k=R,G,B}
Brovey	۱۹۹۹	۴/۳۷۲۲	۴/۸۱۴۷
HIS	۲۰۰۱	۴/۷۵۴۴	۵/۲۵۲۸
PCA	۲۰۰۷	۲/۸۵۰۵	۳/۲۰۱۳
DWT	۲۰۰۷	۴/۴۴۴۰	۴/۹۶۷۵
NSCT	۲۰۰۷	۴/۲۷۹۹	۴/۴۷۸۱
RETINA	۲۰۱۱	۴/۱۱۶۱	۴/۴۶۱۲
روش پیشنهادی	۴/۷۵۳۲	۴/۳۶۴۲	۵/۲۵۰۵

جدول ۳: عملکرد کلی معیار اختلاف طیفی و گرادیان متوسط

در برخی از مقالات از این روش به روش ژائو نیز نامبرده شده است. ضریب D_k در هر باند به صورت زیر محاسبه می‌گردد [۲۴]:

$$D_k = \frac{1}{P \cdot Q} \sum_{x=1}^P \sum_{y=1}^Q |F_k(x,y) - A_k(x,y)| \quad k = R, G, B \quad (10)$$

در این رابطه $F_k(x,y)$ و $A_k(x,y)$ به ترتیب مقادیر پیکسل‌های تصاویر چندطیفی ادغام‌شده و اصلی در مکان (x,y) و باند k می‌باشند. P و Q نیز ابعاد تصاویر را نشان می‌دهد که در این تحقیق $P=Q=256$ است. هر چقدر ضریب D_k کم‌تر باشد، نشان از نتیجه ادغام قابل قبول‌تری است. جدول ۱ میزان اختلاف طیف در سه دسته تصاویر را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود این میزان در روش ادغام پیشنهادشده نسبت به بقیه کم‌تر است. این موضوع به معنی عدم تخریب طیف زیاد در این روش ادغام است. بعداً این روش ادغام، ادغام مبتنی بر مدل شبکه‌ی قرار دارد.

برای بررسی کیفیت دقت مکانی، از گرادیان متوسط برای محاسبه عملکرد ادغام استفاده می‌شود.

$$Avg_k = \frac{1}{(P-1) \cdot (Q-1)} \sum_{x=1}^{P-1} \sum_{y=1}^{Q-1} \sqrt{\frac{(\frac{\partial F_k(x,y)}{\partial x})^2 + (\frac{\partial F_k(x,y)}{\partial y})^2}{2}} \quad k = R, G, B \quad (11)$$

در این رابطه $F_k(x,y)$ مقدار پیکسل تصویر ادغام‌شده در باند k و مکان (x,y) است. گرادیان متوسط مبین وضوح تصویر ادغام‌شده است. هر چه این مقدار بیش‌تر باشد، دقت مکانی تصویر ادغام‌شده بالاتر خواهد بود. این موضوع در جدول ۲ قابل تحقیق است. همان‌گونه که دیده می‌شود گرادیان متوسط روش‌هایی چون Brovey و IHS نسبت به دیگر روش‌ها بالاتر است. این نتیجه قابل انتظار هم بود چون این روش‌ها در حفظ اطلاعات مکانی کارا تر عمل می‌کنند اما اطلاعات طیفی خوبی ندارند. بنابراین تنها با این عامل نمی‌توان در مورد کیفیت کلی روش‌های ادغام اظهار نظر کرد. برای حل این مسئله عملکرد کلی از نظر حفظ اطلاعات طیفی و مکانی مطرح می‌گردد. عملکرد کلی ادغام تصویر با رابطه زیر نهایی می‌شود:

$$O.P = \frac{\sum_k |D_k - Avg_k|}{3} \quad k = R, G, B \quad (12)$$

در این رابطه عملکرد کلی با مقدار عددی کمتر نشان از کیفیت بیشتر روش ادغام است و می‌توان به‌عنوان یک روش ارزیابی مطمئن از آن استفاده نمود [۲]. جدول ۳ عملکرد کلی روش‌های ادغام مورد مقایسه را نشان می‌دهد. در این جدول روش پیشنهادی کاملاً نتیجه برتر و متمایز با بقیه دارد. نکته دیگری که در این جدول مشاهده می‌گردد نتیجه بهتر روش‌های چند دقتی نسبت به دیگر روش‌ها است.

۴-۲-۲-۴- اطلاعات متقابل

یکی از معیارهای قوی و قابل اتکا در ارزیابی الگوریتم‌های ادغام روش اطلاعات متقابل است. اطلاعات متقابل یکی از اساسی‌ترین مفاهیم تئوری اطلاعات برای محاسبه همبستگی آماری بین دو متغیر تصادفی است [۲۵]. با فرض دو متغیر آماری A و B با توزیع‌های

حفظ اطلاعات مکانی و طیفی است [۲۶، ۲۷]. روابط ERGAS طیفی و مکانی به صورت زیر است:

$$\left\{ \begin{aligned} ERGAS_{spectral} &= 100 \frac{h}{l} \sqrt{\frac{1}{N_{Bands}} \sum_{i=1}^{N_{Bands}} \left(\frac{RMSE_{spectral}(Band_i)}{\overline{MS}_i} \right)^2} \\ RMSE_{spectral}(Band_i) &= \frac{1}{NP} \sqrt{\sum_{k=1}^{NP} (MS_i(k) - FUS_i(k))^2} \end{aligned} \right. \quad (21)$$

$$\left\{ \begin{aligned} ERGAS_{spatial} &= 100 \frac{h}{l} \sqrt{\frac{1}{N_{Bands}} \sum_{i=1}^{N_{Bands}} \left(\frac{RMSE_{spatial}(Band_i)}{\overline{PAN}} \right)^2} \\ RMSE_{spatial}(Band_i) &= \frac{1}{NP} \sqrt{\sum_{k=1}^{NP} (PAN(k) - FUS_i(k))^2} \end{aligned} \right. \quad (22)$$

که در روابط بالا l و h به ترتیب دقت مکانی تصاویر پنکروماتیک (PAN) و چندطیفی (MS) را نشان می‌دهند. N_{Bands} تعداد باندهای تصویر چندطیفی، NP تعداد پیکسل‌های تصویر و FUS_i باند i ام تصویر ادغام شده، \overline{PAN} میانگین تصویر پنکروماتیک و \overline{MS}_i میانگین باند i ام تصویر چندطیفی است. لازم به یادآوری است تصویر PAN بایستی با گسترش همستوگرام از نظر آماری منطبق بر تک تک طیف‌های تصویر ادغام شده گردد. درنهایت برای رسیدن به نتیجه ارزیابی نهایی از میانگین دو مقدار ERGAS مکانی و طیفی استفاده می‌گردد.

$$ERGAS = \frac{ERGAS_{spectral} + ERGAS_{spatial}}{2} \quad (23)$$

پایین بودن این مقدار نشان از بالا بودن کیفیت ادغام دارد. جدول (۵) نشان از برتری نسبی روش ادغام مبتنی بر الگوریتم ارائه شده است. در این روش ارزیابی در دسته داده دو و سه مشاهده می‌گردد روش PCA از نتیجه بهتری برخوردار است.

جدول ۴: عملکرد الگوریتم‌های ادغام با استفاده روش اطلاعات متقابل

روش ادغام	M _F ^{AB}		
	مجموعه داده ۱	مجموعه داده ۲	مجموعه داده ۳
Brovey	۱۹۹۹	۰/۳۲۲۶	۰/۳۴۲۵
IHS	۲۰۰۱	۰/۲۳۸۴	۰/۳۲۱۴
PCA	۲۰۰۷	۰/۵۵۱۳	۰/۵۶۴۲
DWT	۲۰۰۷	۰/۷۰۱۴	۰/۶۷۳۷
NSCT	۲۰۰۷	۰/۷۱۰۷	۰/۶۸۴۵
RETINA	۲۰۱۱	۰/۷۱۷۸	۰/۶۸۹۸
روش پیشنهادی	۰/۶۴۰۲	۰/۷۳۱۶	۰/۶۹۱۶

جدول ۵: مقایسه عملکرد الگوریتم ادغام ارائه شده با استفاده روش

ERGAS	
	ERGAS (Mean)

روش ادغام	مجموعه داده ۱ Mean D _{k=R,G,B}	مجموعه داده ۲ Mean D _{k=R,G,B}	مجموعه داده ۳ Mean D _{k=R,G,B}	
Brovey	۱۹۹۹	۱۳/۰۸۷۱	۵/۶۱۴۱	۴/۹۷۸۳
HIS	۲۰۰۱	۱۸/۵۹۸۶	۸/۰۰۸	۸/۰۷۶۶
PCA	۲۰۰۷	۱۵/۳۰۴۲	۱۰/۶۵۸۸	۱۰/۸۶۷۸
DWT	۲۰۰۷	۷/۱۳۹۴	۵/۴۰۹۵	۵/۷۴۳۱
NSCT	۲۰۰۷	۶/۲۵۶۰	۴/۰۸۳۰	۴/۷۰۴۰
RETINA	۲۰۱۱	۵/۷۹۴۴	۴/۰۳۸۷	۴/۶۲۷۲
روش پیشنهادی	۱/۵۶۷۹	۱/۵۵۹۷	۳/۱۰۰۲	

اطلاعات متقابل، همبستگی آماری یا تکرار اطلاعات بین دو متغیر تصادفی را تعیین می‌کند. اگر تصویر چندطیفی PET و تصویر ادغام شده را به عنوان متغیرهای تصادفی در نظر بگیریم، اطلاعات متقابل همبستگی بین این دو تخمین می‌زند. این قضیه میزان مشارکت تصویر چندطیفی اصلی را در تصویر ادغام شده نشان می‌دهد. با در نظر گرفتن دو تصویر ورودی A (چندطیفی) و B (پنکروماتیک) و F به عنوان تصویر چندطیفی ادغام شده، میزان مشارکت اطلاعات تصاویر اولیه در تصویر ادغام شده به صورت زیر است [۲۵]:

$$I_{FA}(f, a) = \left(\frac{1}{3} \right) \sum_k \sum_{f,a} p_{FA}(f_k, a_k) \log \frac{p_{FA}(f_k, a_k)}{p_F(f_k) \cdot p_A(a_k)}, \quad (18)$$

$k = R, G, B$

$$I_{FB}(f, b) = \left(\frac{1}{3} \right) \sum_k \sum_{f,b} p_{FB}(f_k, b) \log \frac{p_{FB}(f_k, b)}{p_F(f_k) \cdot p_B(b)}, \quad (19)$$

$k = R, G, B$

درنهایت عملکرد کلی به صورت معادله زیر نمایش داده می‌شود:

$$M_F^{AB} = I_{FA}(f, a) - std(I_{FA}(f, a), I_{FB}(f, a)) \quad (20)$$

در این رابطه std انحراف معیار را نشان می‌دهد. هرچقدر این مقدار بیشتر باشد نشان دهنده بالا بودن میزان اطلاعات مکانی و طیفی در تصویر ادغام شده است. با توجه به نکته که در روش‌های ادغام حفظ اطلاعات در ارجحیت است رابطه (۲۰) نیز بر این مبنا نوشته شده است. همان‌گونه که در جدول (۴) دیده می‌شود روش‌هایی که اطلاعات طیفی را به خوبی حفظ نمی‌کنند، علی‌رغم داشتن اطلاعات مکانی بالا از عملکرد ضعیفی برخوردار هستند. روش IHS در این ارزیابی پایین‌تر و روش ارائه شده بالاتر از بقیه است.

۴-۳- روش ERGAS

یکی دیگر از روش‌های ارزیابی ادغام که در مقالات مختلف به آن اشاره و استناد می‌شود روشی موسوم ERGAS است. این لغت خلاصه یک عبارت فرانسوی به معنی «خطای جامع بدون بعد نسبی» است. این معیار ارزیابی روش مناسبی برای تعیین عملکرد روش‌های ادغام در

جدول ۶: مقایسه عملکرد الگوریتم ادغام ارائه شده با استفاده روش QNR

روش ادغام	QNR		
	مجموعه داده ۱	مجموعه داده ۲	مجموعه داده ۳
Brovey	۱۹۹۹	۰/۵۲۰۱	۰/۴۰۷۳
IHS	۲۰۰۱	۰/۷۰۴۱	۰/۶۱۳۳
PCA	۲۰۰۷	۰/۷۱۲۵	۰/۷۲۹۸
DWT	۲۰۰۷	۰/۷۹۵۴	۰/۷۸۸۷
NSCT	۲۰۰۷	۰/۷۴۰۶	۰/۷۹۶۴
RETINA	۲۰۱۱	۰/۸۴۱۰	۰/۸۰۹۴
روش پیشنهادی	۰/۸۷۲۱	۰/۷۶۷۱	۰/۸۲۳۲

۴-۴- روش QNR

این روش از جدیدترین روش‌های ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های ادغام به شمار می‌رود [۲۸]. شاخص QNR توانایی تعیین اعوجاج‌های طیفی D_λ و مکانی D_s تصاویر ادغام شده بدون نیاز به تصویر مرجع چندطیفی را دارد. برای تعیین میزان اعوجاج طیفی، شاخص Q در هر دو دقت مکانی پایین و بالا، بین هر کدام از باندهای تصویر چندطیفی محاسبه می‌گردد. در تعیین شاخص اعوجاج مکانی، شاخص Q در دقت مکانی بالا و پایین و بین باندهای تصویر چندطیفی و تصویر پنکروماتیک محاسبه می‌شود. با محاسبه این شاخص‌ها، شاخص QNR به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$QNR = (1 - D_\lambda)^\alpha (1 - D_s)^\beta \quad (24)$$

که در رابطه فوق α و β برای اهمیت بخشی به هر یک از شاخص‌های مکانی و طیفی است که در این تحقیق با توجه به اهمیت یکسان این شاخص‌ها هر دو مقدار برابر یک در نظر گرفته می‌شود. D_λ و D_s نیز به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$D_\lambda = \frac{1}{\sqrt{N(N-1)}} \sum_{l=1}^N \sum_{r=1, r \neq l}^N |Q(MS_{Low Res l}, MS_{Low Res r}) - Q(MS_{Fused l}, MS_{Fused r})| \quad (25)$$

$$D_s = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{l=1}^N |Q(MS_{Low Res l}, Pan_{Low Res}) - Q(MS_{Fused l}, Pan_{High Res})| \quad (26)$$

در رابطه‌های فوق MS تصویر چندطیفی (PET) و Pan تصویر پنکروماتیک (MRI) و N بیانگر باندهای تصویر (قرمز، سبز و آبی) است. شاخص Q در سال ۲۰۰۲ توسط ونگ و بوویک ارائه شده است و برای دو تصویر x و y به صورت زیر تعریف می‌شود [۲۹]:

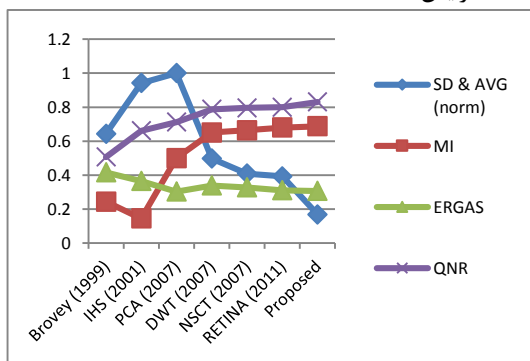
$$Q(x, y) = \frac{4\sigma_{xy} \cdot \bar{x} \cdot \bar{y}}{(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)(\bar{x}^2 + \bar{y}^2)} \quad (27)$$

که در این رابطه σ_{xy} کوواریانس بین x و y ، \bar{x} و \bar{y} میانگین‌ها و σ_x^2 و σ_y^2 واریانس‌های دو تصویر x و y هستند.

بیشترین مقدار شاخص QNR یک بوده و زمانی حاصل می‌شود که اعوجاج‌های مکانی و طیفی صفر باشد. از این رو هر چه مقدار عددی این شاخص بیشتر باشد نشان از برتری روش ادغام است. جدول ۶ نشان از برتری روش ادغام مبتنی بر الگوریتم ارائه شده است. شکل (۱۰) نمودار مقایسه نتایج چهار روش ارزیابی روش‌های ادغام را نشان می‌دهد.

۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله یک روش ترکیبی برای ادغام تصاویر PET (چندطیفی) و MRI (تک‌طیف) ارائه گردید. سیستم تصویربرداری PET تصاویر چندطیفی با دقت مکانی پایین تولید می‌کند در حالی که سیستم MRI دقت مکانی بالا و محتوای اطلاعاتی پایین از نظر طیف ایجاد می‌کند. الگوریتم ارائه شده در این تحقیق برای ادغام تصاویر از مویک گابور برای استخراج ویژگی بهره‌برداری می‌نماید. در این روش، اطلاعات مکانی تصاویر تک‌طیفی با استفاده از مویک گابور استخراج و با استفاده از روش ادغام مبتنی بر مدل شبکه چشم به تصویر چندطیفی تزیق می‌گردد. نتایج روش ادغام ارائه شده با روش‌های IHS, Brovey, DWT, NSCT و روش ادغام شبکه ساده مورد مقایسه قرار گرفت. بررسی کیفی و هم‌چنین الگوریتم‌های ارزیابی کمی توسط روش‌های اطلاعات متقابل، اختلاف طیف و متوسط گرادیان، روش ERGAS و QNR نشان داد روش ارائه شده به طور قابل ملاحظه اطلاعات مکانی و طیفی را در تصویر ترکیب شده افزایش داده است.



شکل ۱۰: نمودار مقایسه بین روش‌های ادغام (میانگین سه دسته داده) با استفاده از چهار روش ارزیابی

مراجع

- [1] B. V. Dasarathy, "Information fusion in the realm of medical applications – A bibliographic glimpse at its growing appeal," Information Fusion, vol. 13, no. 1, pp. 1-9, 2012.
- [2] S. Daneshvar and H. Ghassemian, "MRI and PET image fusion by combining IHS and retina-inspired models," Information Fusion, vol. 11, no. 2, pp. 114-123, 2010.

- [25] S. Li, B. Yang and J. Hu, "Performance comparison of different multi-resolution transforms for image fusion," *Information Fusion*, vol. 12, no. 2, pp. 74-84, 2011.
- [26] T. Ranchin, B. Aiazzi, L. Alparone, S. Baronti and L. Wald, "Image fusion—the ARSIS concept and some successful implementation schemes," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 58, no.2, pp. 4-18, 2003.
- [27] S. Yang, M. Wang and L. Jiao, "Fusion of multispectral and panchromatic images based on support value transform and adaptive principal component analysis," *Information Fusion*, vol. 13, no. 3, pp. 177-184, 2012.
- [28] L. Alparone, B. Aiazzi, S. Baronti, A. Garzelli, F. Nencini and M. Selva, "Multispectral and panchromatic data fusion assessment without reference," *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 74, no. 2, pp. 193-200, 2008.
- [29] Z. Wang and A.C. Bovik, "A universal image quality index," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 9, no. 3, pp. 81-84, 2002.
- [3] A. Ardeshtir Goshtasby and S. Nikolov, "Image fusion: Advances in the state of the art," *Information Fusion*, vol. 8, no. 2, pp. 114-118, 2007.
- [4] G. Piella, "A general framework for multiresolution image fusion: from pixels to regions," *Information Fusion*, vol. 4, no. 4, pp. 256-280, 2003.
- [5] B. Yang and S. Li, "Pixel-level image fusion with simultaneous orthogonal matching pursuit," *Information Fusion*, vol. 13, no. 1, pp. 10-19, 2012.
- [6] R. S. Blum, "On multisensor image fusion performance limits from an estimation theory perspective," *Information Fusion*, vol. 7, no. 3, pp. 250-263, 2006.
- [7] C. Y. Wen and J. K. Chen, "Multi-resolution image fusion technique and its application to forensic science," *Forensic Science International*, vol. 140, pp. 217-232, 2004.
- [8] X. Luo, J. Zhang and Q. Dai, "A regional image fusion based on similarity characteristics," *Signal Processing*, vol. 92, no. 5, pp. 1268-1280, 2012.
- [9] T. Li and Y. Wang, "Biological image fusion using a NSCT based variable-weight method," *Information Fusion*, vol. 12, no. 2, pp. 85-92, 2011.
- [10] Q. Guo, S. Chen, He. Leung and S. Liu, "Covariance intersection based image fusion technique with application to pansharpening in remote sensing," *Information Sciences*, vol. 180, no. 18, pp. 3434-3443, 2010.
- [11] J. Nunez, X. Otazu, O. Fors, A. Prades, V. Palà and R. Arbiol, "Multiresolution-based image fusion with additive wavelet decomposition," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 37, no. 3, pp. 1204-1211, 1999.
- [12] N. Mitianoudis and T. Stathaki, "Pixel-based and region-based image fusion schemes using ICA bases," *Information Fusion*, vol. 8, no. 2, pp. 131-142, 2007.
- [13] M. Choi, "Fusion of multispectral and panchromatic Satellite images using the curvelet transform," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 2, no. 2, pp. 136-140, 2005.
- [14] S. Daneshvar and H. Ghassemian, "MRI and PET images fusion based on human retina model," *Journal of Zhejiang University SCIENCE A*, vol. 8, no. 10, pp.1624-1623, 2007.
- [15] Y. Chibani, "Redundant versus orthogonal wavelet decomposition for multisensor image fusion," *Pattern Recognition*, vol. 36, no. 4, pp. 879-887, 2003.
- [16] K. Amolins, Y. Zhang and P. Dare, "Wavelet based image fusion techniques — An introduction, review and comparison, ISPRS," *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 62, no. 4, pp. 249-263, 2007.
- [17] S. Arivazhagan, L. Ganesan and S. Padam Priyal, "Texture classification using Gabor wavelets based rotation invariant features," *Pattern Recognition Letters*, vol. 27, pp. 1976-1982, 2006.
- [18] W. P. Choi, S. H. Tse, K. W. Wong and K. M. Lam, "Simplified Gabor wavelets for human face recognition," *Pattern Recognition*, vol. 41, pp. 1186-1199, 2008.
- [19] T. Tu, S.C. Su, H.C. Shyu and P. S. Huang, "A new look at IHS-like image fusion methods," *Information Fusion*, vol. 2, no. 3, pp. 177-186, 2001.
- [20] J.H. Park, K. Wikantika and R. Tateishi, "Comparison of four different methods to fuse multi-sensor and multi-resolution remotely sensed data for urban topographic mapping," *IEEE International Conference on Geoscience and Remote Sensing, IGARSS '99 Proceedings.*, pp. 1203-1205, 1999.
- [21] H. Chen, "Fusion Based on Principle Component Analysis," *Fourth International Conference on Image and Graphics*, pp. 737-741, 2007.
- [22] X. Li, X. Tian, Y. Sun and Z. Tang, *Medical image fusion by multi-resolution analysis of wavelets transform*, Wavelet Analysis and Applications, Springer, pp. 389-396, 2007.
- [23] B. Yang, Sh. Li and F. Sun, "Image fusion using nonsubsampling contourlet transform," *Fourth International Conference on Image and Graphics* pp. 719-724, 2007.
- [24] Q. Guo and S. Liu, "Performance analysis of multi-spectral and panchromatic image fusion techniques based on two wavelet discrete approaches," *Optik, International Journal for Light and Electron Optics*, vol. 122, no. 9, pp. 811-819, 2011.