نشریه علمی مهندسی فناوری اطلاعات مکانی

سال هشتم، شماره سوم، پاییز ۱۳۹۹

Vol.8, No.3, Autumn 2020

۳۹ -۵۹

مقاله پژوهشی

DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.2.6

ادغام تصاویر مرئی و مادون قرمز حرارتی بر اساس تبدیلات چندمقیاسی و نمایش پراکنده

محمد فلاح[1*]، محسن آزادبخت[2]

۱- دانشجوی دکتری سنجش از دور و *GIS* ، مرکز مطالعات سنجش از دور و *GIS*، دانشگاه شهید بهشتی

۲- استادیار مرکز مطالعات سنجش از دور و *GIS* ، دانشگاه شهید بهشتی

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۷/۰۶/۱۲ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۹/۰۹/۲۴

چکیده

با توجه به تفاوت طیف مرئی و مادون قرمز حرارتی، ترکیب این دو نوع تصویر منجر به درک بهتر مشخصات عوارض و محیط می‌گردد. تصاویر مادون قرمز حرارتی، برای تشخیص اهداف از پس‌زمینه آن‌ها بر اساس تفاوت تابش حرارتی و همچنین محاسبه دمای سطح زمین اهمیت فراوانی دارند. این باندها توان تفکیک مکانی پایینی داشته و تشخیص عوارض در آن‌ها با سختی همراه است. یکی از روش‌های مفید برای تولید تصاویر حرارتی با توان تفکیک مکانی بالا، ادغام این تصاویر با تصاویری با قدرت تفکیک مکانی بالاتر نظیر باندهای مرئی می‌باشد. تبدیلات چندمقیاسی *(MST)* و نمایش پراکنده *(SR)* به‌طور گسترده برای ادغام تصاویر استفاده می‌شوند. به‌منظور بهبود عملکرد ادغام تصاویر، این روش‌ها با یکدیگر ترکیب شده‌اند. در این پژوهش، نه روش ادغام تصاویر بر مبنای تبدیلات چندمقیاسی و تئوری نمایش پراکنده شامل تبدیل هرم لاپلاسی *(LP)*، نسبت هرم پایین گذر *(RP)*، تبدیل ویولت *(Wavelet)*، تبدیل ویولت مختلط دوگانه درختی *(DTCWT)*، تبدیل کرولت *(CVT)*، تبدیل کانتورلت بدون کاهش بعد *(NSCT)*، *SR*، ترکیب *LP* با *SR (LP-SR)* و ترکیب *NSCT* با *SR (NSCT-SR)* را با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ و تصاویر *FLIR* مورد ارزیابی قرار می‌دهیم. برای ارزیابی کارآیی روش‌های مختلف ادغام از سه معیار ارزیابی کمّی شامل انتروپی *(EN)*، اطلاعات متقابل *(MI)* و معیار ادغام بر مبنای گرادیان *($Q^{AB/F}$)* استفاده کردیم. با وجود فقدان پوشش طیفی میان باندهای مرئی و مادون قرمز حرارتی تصویر لندست ۸، تصاویر ادغام‌شده به روش ترکیبی *LP-SR* ، بالاترین مقادیر معیارهای کمّی را داشته (*$Q^{AB/F}$*=۰٫۵۳۱, *MI*=۲٫۶۰۵*EN*= ۷٫۳۶۲) و از نظر بصری نیز کیفیت بهتری دارند. این بدان معنی است که همزمان با بهبود جزئیات مکانی، اطلاعات تابش حرارتی نیز به خوبی حفظ شده است. با مقایسه مقادیر معیارهای کمّی، روش‌های *RP* ، *LP* و *NSCT* در رتبه‌های بعدی قرار دارند. در تصاویر *FLIR* نیز نتایج مشابهی حاصل شده است.

کلید واژه‌ها : تصویر مرئی، تصویر مادون قرمز حرارتی، ادغام تصاویر، تبدیل چندمقیاسی، نمایش پراکنده.

* نویسنده مکاتبه کننده: تهران، اوین، دانشگاه شهید بهشتی، مرکز مطالعات سنجش از دور و *GIS*.

تلفن: ۲۹۹۹۰۳۰۶۹ – ۰۲۱

Email: mfallah84@gmail.com

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]

[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.2.6]

[DOI: 10.52547/jgit.8.3.39]

۱- مقدمه

ادغام تصاویر در سطح پیکسل[1] در حقیقت ادغام تصاویر با قدرت تفکیک‌های مکانی مختلف برای ایجاد تصویری با جزئیات ساختاری و بافتی بیشتر نسبت به تصاویر اولیه می‌باشد، به طوری که تصویر ادغام شده برای درک هر چه بهتر محیط توسط انسان و فرآیندهای مختلف پردازش تصویر همانند طبقه بندی[2]، قطعه بندی[3]، استخراج ویژگی[4] و تشخیص اشیاء[5] مناسب‌تر گردد. هدف اصلی این تحقیق ادغام تصاویر سنجش از دور مرئی و مادون قرمز حرارتی است. از آنجا که رفتارهای تابشی مواد اطلاعات مهمی درباره ویژگی های آنها ارائه می‌کند و همچنین میزان انرژی تابش شده از هر ماده تابعی از دمای سطحی آن است؛ بنابراین مطالعه دمای سطح اجسام با استفاده از تصاویر مادون قرمز حرارتی می‌تواند اطلاعات بسیار سودمندی از وضعیت پدیده‌ها ارائه کند که دستیابی به این میزان اطلاعات از طریق تصاویر ماهواره‌ای با طول موج‌های پایین‌تر و غیرحرارتی امکان پذیر نیست [۱]. با استفاده از مقادیر تابش حرارتی بدست آمده از تصاویر سنجش از دور مادون قرمز حرارتی و مدل‌های فیزیکی و کمی، امکان محاسبه دمای سطح زمین[6] (*LST*) فراهم می‌شود که در مطالعات متعدد از جمله منابع زمینی و زیرزمینی، پایش پدیده‌های محیطی، مطالعات بیلان انرژی، ساختار زمین شناسی، تغییرات اقلیم و پدیده‌های شهری، مدیریت منابع آب، رطوبت سطح و تبخیر و تعرق و شناسایی پدیده‌های مختلف از اهمیت بالایی برخوردار است [۲]. در این تحقیق برای ارزیابی روش‌های ادغام تصاویر از دو دسته تصاویر مرئی و مادون قرمز حرارتی استفاده کردیم. دسته اول تصاویر سنجش از دور شامل باندهای مرئی و مادون قرمز حرارتی ماهواره لندست ۸ و دسته دوم زوج تصاویر رجیستر شده مرئی و مادون قرمز اخذ شده در شب توسط دوربین‌های چندباندی مادون قرمز جلونگر[7] (*FLIR*) می باشد. تصاویر مرئی معمولا دارای قدرت تفکیک مکانی بالا و جزئیات قابل توجهی هستند اما تحت شرایطی مانند روشنایی ضعیف، مه و دیگر اثرات آب و هوایی کیفیت مطلوبی نخواهند داشت. در عین حال تصاویر مادون قرمز که تابش حرارتی عوارض را نشان می‌دهند به این اختلالات مقاوم تر هستند، اما معمولا دارای قدرت تفکیک پایین و اطلاعات بافت ضعیف هستند. ادغام تصاویر مرئی و مادون قرمز حرارتی با بهبود اطلاعات بافت و ویژگی‌های ساختاری در تصویر ادغام شده، می‌تواند در کاربردهای بسیار زیادی از جمله در تشخیص اشیاء، آشکارسازی و ردیابی[8]، بهبود تصویر و نظارت[9] مورد استفاده قرار گیرد [۳ و ۴]. الگوریتم‌هایی که تاکنون برای ادغام تصاویر با سنجنده‌های مختلف (مرئی، حرارتی، راداری و ...) ارائه شده اند را می‌توان به ۵ دسته کلی تقسیم بندی کرد [۴]: روش‌های مبتنی بر تبدیل چندمقیاسی[10] (*MST*)، روش نمایش پراکنده[11] (*SR*)، روش‌های زیر فضا[12]، روش‌های مبتنی بر شایستگی[13] و مدل‌های ترکیبی. از میان این الگوریتم‌ها تبدیلات چندمقیاسی و نمایش پراکنده به طور گسترده برای ادغام تصاویر استفاده می‌شوند. هدف ما در این مقاله ارزیابی این روش‌ها و ترکیب آنها برای ادغام تصاویر مرئی و مادون قرمز حرارتی می‌باشد.

۲- روش‌های ادغام مبتنی بر تبدیل چندمقیاسی

روش‌های مبتنی بر تبدیل چندمقیاسی، پرکاربردترین روش‌ها در ادغام تصاویر می‌باشند. به‌طورکلی، ادغام

[1] *Pixel-based image fusion*
[2] *Classification*
[3] *Segmentation*
[4] *Feature extraction*
[5] *Object recognition*
[6] *Land Surface Temperature*
[7] *Forward-looking infrared*
[8] *detection and tracking*
[9] *Surveillance*
[10] *Multi-scale transform*
[11] *Sparse representation*
[12] *Subspace*
[13] *Saliency*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.2.6]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.39]

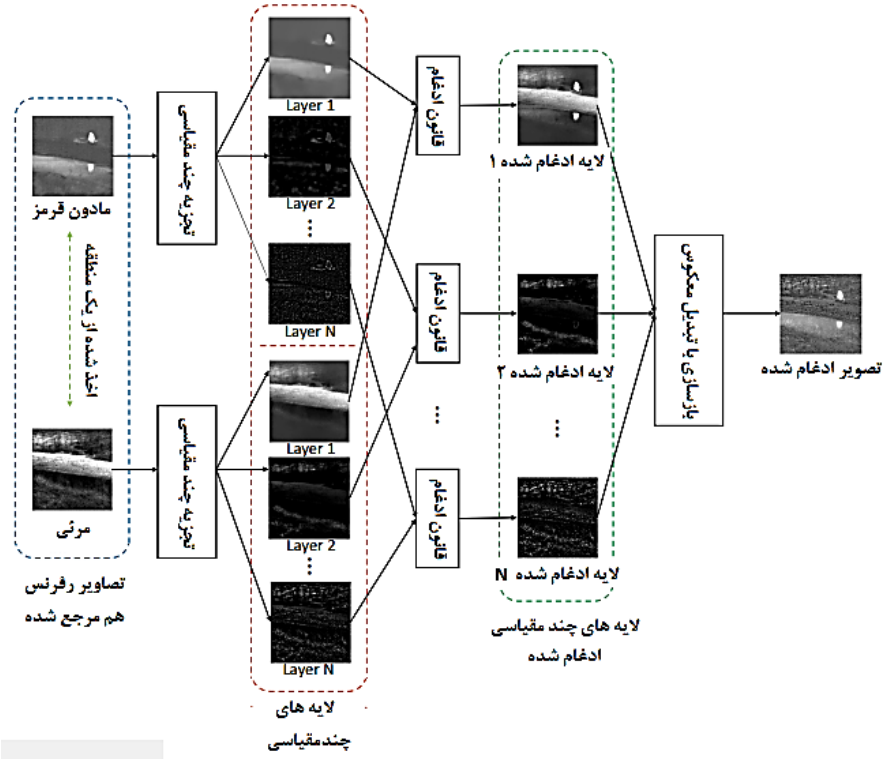
تصاویر مرئی و مادون قرمز بر مبنای تبدیل چندمقیاسی مطابق شکل (۱) شامل سه مرحله می‌باشد [۴]. ابتدا، هر کدام از تصاویر مرئی و مادون قرمز اولیه به مجموعه‌ای از تصاویر چندمقیاسی در لایه‌های مختلف تجزیه می‌شوند. سپس، تصاویر چندمقیاسی بدست آمده در لایه‌های متناظر با هم ادغام می‌شوند. در نهایت، تصویر ادغام شده نهایی با استفاده از تبدیلات چندمقیاسی معکوس متناظر بر روی تصاویر چندمقیاسی ادغام شده به دست می‌آید. تبدیلات معروف مورد استفاده برای تجزیه و بازسازی چندمقیاسی[۱] عبارتند از : تبدیل ویولت[۲] از جمله تبدیل ویولت گسسته[۳] (*DWT*) و تبدیل ویولت مختلط درختی دوگانه[۴] (*DTCWT*)، تبدیل هرم تصویری از جمله هرم لاپلاسین[۵] (*LP*) و نسبت هرم پایین گذر[۶] (*RP*)، تبدیل کرولت[۷] (*CVT*)، تبدیل کانتورلت[۸] (*CT*) و تبدیل کانتورلت بدون کاهش بعد[۹] (*NSCT*).

مسأله اصلی در روش‌های ادغام چندمقیاسی انتخاب قوانین ادغام[۱۰] و تبدیلات است. روش ترکیب ضرایب، رایج ترین قانون در ادغام تصاویر است و از دو روش برای ترکیب ضرایب تصاویر چندمقیاسی استفاده می‌کند: روش انتخاب-حداکثر[۱۱] [۵] و روش میانگین وزن‌دار[۱۲] [۶]. روش انتخاب-حداکثر، ضریب حداکثر را به عنوان ضریب تصویر چندمقیاسی انتخاب می‌کند. به عنوان مثال، چای و همکاران (۲۰۱۷) زیرباندهای فرکانس بالا را با روش انتخاب-حداکثر بر اساس انرژی و کنتراست ادغام کردند [۷]. در حالی که، روش میانگین وزن‌دار ضرایب نمایش چندمقیاسی تصاویر اولیه را با وزن‌دهی ترکیب می‌کند. بدست آوردن وزن در روش میانگین وزن‌دار می‌تواند به طرق مختلفی انجام شود که ساده ترین آن، قانون میانگین‌گیری است. به تازگی، آنالیز برتری[۱۳] به عنوان یک ابزار قدرتمند برای به دست آوردن نقشه‌های وزن استفاده شده است [۶]. فرهنج و آخوندزاده در سال ۱۳۹۶ برای ادغام باندهای مرئی و حرارتی ماهواره لندست ۸ از تبدیلات *NSCT* و کانتورلت با محلی سازی فرکانس-های شارپ استفاده کرده و نتایج را با تبدیل ویولت گسسته، ویولت ایستا و هرم لاپلاسی مقایسه کرده‌اند. پارامترهای ارزیابی طیفی و مکانی نشان داده است که باند ادغام شده حرارتی توسط روش کانتورلت با محلی سازی فرکانس‌های شارپ علاوه بر بهبود جزئیات مکانی، مقادیر تابش حرارتی را نیز در حد خوبی حفظ کرده و بنابراین بهتر از سایر روش‌ها عمل کرده است [۱]. لی و همکاران در سال ۲۰۱۱ تصاویر مرئی و مادون قرمز، تصاویر با وضوح مختلف و تصاویر پزشکی را با هم ادغام نمودند. آنها برای ادغام از روشهای تبدیل موجک گسسته، کرولت، کانتورلت و کانتورلت بدون کاهش بعد استفاده کرده و نتایج را با هم مقایسه نمودند. نتایج تحقیق آنها نشان داد که روش کانتورلت بدون کاهش بعد قادر به ارائه نتایج بهتری است [۸]. بولانون و همکاران در سال ۲۰۰۹ تبدیل هرم لاپلاسی و منطق فازی را برای ادغام تصاویر مرئی و مادون قرمز استفاده کردند و در زمینه تشخیص عارضه نتایج مناسبی بدست آوردند [۹]. جین و همکاران در سال ۲۰۰۸ یک روش ادغام تصاویر مرئی و مادون قرمز را پیشنهاد کردند که براساس هرم کنتراست و الگوریتم تکاملی چند هدفه برای بهینه سازی ضرایب ادغام عمل می‌کند [۱۰]. ایازی و همکاران در سال ۲۰۰۵ تصاویر مادون قرمز حرارتی استر با توان تفکیک مکانی ۹۰ متر را با تصاویر مرئی این ماهواره با توان تفکیک مکانی ۱۵

[1] *Multiscale decomposition and reconstruction*
[2] *Wavelet*
[3] *Discrete wavelet transform*
[4] *Dual-tree complex wavelet transform*
[5] *Laplacian pyramid*
[6] *Ratio of low-pass pyramid*
[7] *Curvelet transform*
[8] *Contourlet transform*
[9] *Nonsubsampled contourlet transform*
[10] *Fusion rules*
[11] *Choose-max*
[12] *Weighted average*
[13] *Saliency analysis*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.2.6]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.39]

متر ادغام نمودند. آنها از میان باندهای مرئی آن باندی را که بیشترین همبستگی با باند حرارتی داشته را انتخاب نموده و آن را در فرآیند ادغام شرکت دادند. ادغام بر اساس روش هرم لاپلاسی انجام گرفت و نتیجه گرفتند که علیرغم فقدان اشتراک طیفی میان باندهای حرارتی و مرئی، تصویر ادغام شده اطلاعات تابش حرارتی خود را در عین بهبود قدرت تفکیک مکانی حفظ نموده است [۱۱].



شکل ۱: ادغام تصاویر مرئی و مادون قرمز حرارتی مبتنی بر تبدیل چندمقیاسی

۳- روش‌های ادغام مبتنی بر تئوری نمایش پراکنده

روش نمایش پراکنده یک ابزار موثر برای توصیف سیستم بصری انسان است و با موفقیت در زمینه‌های مختلفی مانند تحلیل تصویر[1]، بینایی کامپیوتر[2]، تشخیص الگو[3] و یادگیری ماشین[4] مورد استفاده قرار گرفته است. بر خلاف روش‌های ادغام تصاویر بر مبنای تبدیل چندمقیاسی با توابع پایه از قبل ثابت[5]، روش‌های ادغام تصاویر بر مبنای نمایش پراکنده دارای هدف یادگیری یک دیکشنری بسیار کامل[6] از تعداد زیادی از تصاویر با کیفیت بالا است. سپس، تصاویر اولیه را می‌توان به صورت پراکنده[7] توسط دیکشنری آموخته شده[8] نمایش داد [۱۲]. خطا در مرحله ثبت متقابل (هم مرجع نمودن)[9] و یا وجود نویز می‌تواند باعث ایجاد بایاس در ضرایب تصاویر چندمقیاسی تولید شده و در نتیجه ایجاد اعوجاج و درهم‌ریختگی در تصویر ادغام شده نهایی گردد. روش‌های ادغام تصاویر بر مبنای *SR*،

[1] *Image analysis*
[2] *Computer vision*
[3] *Pattern recognition*
[4] *Machine learning*
[5] *Prefixed basis functions*
[6] *Over-complete dictionary*
[7] *Sparsely*
[8] *Learned dictionary*
[9] *Co-registeration*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.2.6]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.39]

تصاویر اولیه را با استفاده از روش پنجره متحرک[1] به چند قطعه دارای همپوشانی[2] تقسیم می‌کنند، در نتیجه به طور بالقوه باعث کاهش مصنوعات بصری و افزایش استحکام نسبت به ثبت متقابل غیر دقیق[3] می‌شود [۵]. به طور کلی، ادغام تصاویر مرئی و مادون قرمز بر مبنای *SR*، مطابق شکل (۲) شامل چهار مرحله است [۴]. ابتدا، هر تصویر اولیه با استفاده از روش پنجره متحرک به چند قطعه دارای همپوشانی تجزیه می‌شود. در مرحله دوم، یک دیکشنری بسیار کامل از بسیاری از تصاویر با کیفیت بالا آموزش داده شده و رمزگذاری پراکنده در هر قطعه برای به دست آوردن ضریب *SR* با استفاده از دیکشنری بسیار کامل آموزش داده شده انجام می‌شود. در مرحله سوم، ضرایب *SR* با استفاده از یک قانون ادغام مانند انتخاب-حداکثر یا میانگین وزن-دار ادغام می‌شوند. در نهایت، تصویر ادغام شده بر اساس ضرایب ادغام شده با استفاده از دیکشنری بسیار کامل آموزش داده شده بازسازی می‌شود. نکته کلیدی در ادغام تصاویر مبتنی بر *SR*، در ساخت دیکشنری بسیار کامل، رمزگذاری پراکنده[4] و قانون ادغام می‌باشد. دو روش اصلی برای ساخت یک دیکشنری بسیار کامل وجود دارد. روش اول استفاده از مدل‌های تحلیلی مانند تبدیل کسینوس گسسته[5] *(DCT)* و تبدیل کرولت می-باشد. اگرچه، این نوع دیکشنری به سیگنال‌های خاصی محدود می‌شود و نمی‌تواند برای یک مجموعه دلخواه سیگنال استفاده شود. روش دوم، استفاده از تکنیک-های یادگیری ماشین برای به دست آوردن دیکشنری بسیار کامل از تعداد زیادی از قطعه‌های تصویر آموزشی[6] است. فرض کنید که M قطعه تصویر آموزشی با سایز $\sqrt{n}\times\sqrt{n}$ به صورت بردارهای ستونی در فضای R^n مرتب می‌شوند، بنابراین پایگاه داده آموزشی[7] $\{y_i\}_{i=1}^{M}$ با هر $y_i \in R^n$ ساخته می‌شود. مدل یادگیری دیکشنری را می‌توان به صورت رابطه (۱) ارائه کرد [۵]:

رابطه(۱)

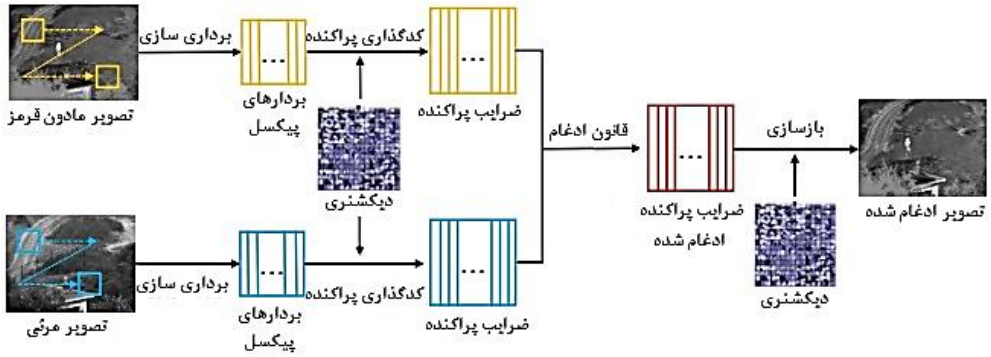
$$\min_{D,\{\alpha_i\}_{i=1}^{M}} \sum_{i=1}^{M} \|\alpha_i\|_0 \quad s.t. \quad \|y_i - D\alpha_i\|_2 < \varepsilon, \quad i \in \{1,\ldots,M\}$$

در رابطه (۱) $\varepsilon > 0$ تلورانس خطا است، $\{\alpha_i\}_{i=1}^{M}$ بردارهای پراکنده نامعلوم متناظر با $\{y_i\}_{i=1}^{M}$ و $D \in R^{n\times m}$ دیکشنری نامعلوم است که باید آموزش داده شود. برای حل این مسئله روش‌هایی مانند *MOD*[8] [۱۳] و *K-SVD*[9] [۱۴] پیشنهاد شده است. دیکشنری های آموخته شده معمولا توانایی نمایش بهتری از دیکشنری‌های از پیش ساخته شده دارند، بنابراین ما در این مقاله از روش مبتنی بر یادگیری در ساخت دیکشنری استفاده می‌کنیم. پس از ساخت یک دیکشنری بسیار کامل، ضرایب نمایش[10] می‌تواند با استفاده از تکنیک‌های کد گذاری پراکنده[11]، مانند تعقیب تناظریابی متعامد[12] *(OMP)*، تعقیب تناظریابی متعامد همزمان[13]، مدل نمایش پراکنده ترکیبی[14]، مدل نمایش پراکنده تقریبی با استراتژی چند انتخابی[15] و مدل نمایش پراکنده کانولوشن[16] بدست آید. مشابه روش تبدیل چندمقیاسی رایج ترین قوانین ادغام تصاویر مرئی و مادون قرمز بر مبنای نمایش پراکنده، روش‌های ترکیب ضرایب از جمله انتخاب-حداکثر و میانگین وزن‌دار هستند. به عنوان مثال، وانگ و همکاران در سال ۲۰۱۷ قانون ادغام "*max-L1*" را

[1] *Sliding window strategy*
[2] *Overlapping patches*
[3] *Misregistration*
[4] *Sparse coding*
[5] *Discrete Cosine Transform*
[6] *Training image patches*
[7] *Training database*
[8] *Method of optimal directions*
[9] *K-means generalized SVD*
[10] *Representation coefficients*
[11] *Sparse coding techniques*
[12] *Orthogonal matching pursuit*
[13] *Simultaneous orthogonal matching pursuit*
[14] *Joint sparse representation model*
[15] *Approximate sparse representation with multi-selection strategy*
[16] *Convolutional sparse representation*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.2.6]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.39]

برای ترکیب ضرایب پراکنده استفاده کردند [۱۵]. همچنین لیو و همکاران در سال ۲۰۱۷ برای رسیدن به همین هدف، از قانون ادغام میانگین وزن‌دار استفاده کردند [۱۶].



شکل ۲: ادغام تصاویر مرئی و مادون قرمز مبتنی بر نمایش پراکنده

یانگ و همکاران در سال ۲۰۱۷ به منظور بهبود قدرت تفکیک مکانی تصاویر ابرطیفی، یک روش ادغام تصاویر طیفی و مکانی جدید با استفاده از نمایش پراکنده غیر محلی مبتنی بر گروه پیکسل[1] ارائه کردند که پراکندگی طیفی[2] و خود شباهتی غیر محلی طیفی[3] تصویر ابرطیفی را استخراج می‌کند. این روش به منظور به دست آوردن یک تصویر ابرطیفی با قدرت تفکیک طیفی و مکانی بالا، تصویر ابرطیفی را با یک تصویر چندطیفی با قدرت تفکیک مکانی بالا ادغام می‌کند. تصویر ابرطیفی ورودی برای آموزش دیکشنری طیفی استفاده می‌شود، در حالی که کدهای پراکنده[4] تصویر ابرطیفی با قدرت تفکیک بالای مطلوب با استفاده از کد گذاری ترکیبی[5] پیکسل‌های مشابه در هر گروه پیکسل استخراج شده از تصویر چند طیفی با قدرت تفکیک بالا تخمین زده می‌شود. نتایج تحقیق نشان داد که روش پیشنهادی می‌تواند علاوه بر افزایش قدرت تفکیک مکانی تصویر ابرطیفی، اطلاعات طیفی را نیز به خوبی حفظ کند [۱۷]. لی و همکاران در سال ۲۰۱۳ یک روش ادغام تصاویر سنجش از دور مبتنی بر روش *SR* ارائه کردند. دیکشنری ها برای تصویر پانکروماتیک و تصویر چند طیفی با قدرت تفکیک مکانی پایین آموزش دیدند. در این تحقیق یک راه حل جدید برای ساختن دیکشنری تصویر چند طیفی با قدرت تفکیک مکانی بالا، بدون مجموعه داده آموزشی[6] طراحی شد که روش پیشنهادی را کاربردی‌تر می‌نماید. ضرایب پراکنده[7] تصویر پانکروماتیک و تصویر چند طیفی با قدرت تفکیک پایین با الگوریتم *OMP*[8] بدست آمد. تصویر ادغام شده که یک تصویر چندطیفی با قدرت تفکیک بالا می‌باشد با استفاده از ترکیب ضرایب پراکنده تصاویر اولیه و دیکشنری ساخته شده برای تصویر چند طیفی با قدرت تفکیک بالا بدست آمد. در این تحقیق با استفاده از معیارهای ارزیابی کمی مناسب بودن روش پیشنهادی برای ادغام تصاویر *Quickbird* و *Ikonos* نتیجه گیری شد [۱۸].

۴- روش ترکیبی تبدیلات چندمقیاسی و نمایش پراکنده

روش‌های ادغام تصاویر مرئی و مادون قرمز حرارتی

[1] *Pixel Group Based Non-Local Sparse Representation*
[2] *Spectral sparsity*
[3] *Spectral non-local self-similarity*
[4] *Sparse codes*
[5] *Jointly encoding*
[6] *Training set*
[7] *Sparse coefficients*
[8] *Orthogonal matching pursuit*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.2.6]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.39]

مبتنی بر چندمقیاسی و نمایش پراکنده دارای مزایا و معایب خود هستند و به منظور بهبود عملکرد ادغام تصاویر، این روش‌ها با یکدیگر ترکیب می‌شوند. در حالت ترکیبی، ابتدا تبدیل چندمقیاسی بر روی هر یک از تصاویر اولیه از قبل هم مرجع شده اعمال می‌شود تا ضرایب پایین گذر و بالاگذر آنها بدست آید. سپس، تصاویر پایین گذر با روش ادغام بر مبنای نمایش پراکنده ترکیب می‌شوند، در حالی که تصاویر بالاگذر با استفاده از مقادیر مطلق ضرایب ترکیب می‌شوند. در نهایت تصویر ادغام شده با استفاده از تبدیل معکوس چندمقیاسی بر روی ضرایب ادغام شده به دست می‌آید. همانطور که در شکل (۳) نمایش داده شده است روش ترکیبی تبدیل چندمقیاسی و نمایش پراکنده شامل چهار مرحله زیر است [۵]:

مرحله ۱. تجزیه چندمقیاسی[1]: اجرای یک تبدیل چندمقیاسی خاص (مثلا روش *LP*) روی تصاویر مرئی و حرارتی اولیه $\{I_A , I_B\}$ به منظور بدست آوردن تصاویر بالاگذر $\{H_A , H_B\}$ و پایین گذر $\{L_A , L_B\}$.

مرحله ۲. ادغام پایین گذر[2]: (*i*) اعمال روش پنجره متحرک برای تقسیم $\{L_A , L_B\}$ به قطعات تصویر با سایز $\sqrt{n}\times\sqrt{n}$ از گوشه بالای چپ تا گوشه پایین راست تصاویر با طول گام[3] s پیکسل. فرض کنیم که T قطعه $\{P_A^i\}_{i=1}^{T}$ و $\{P_B^i\}_{i=1}^{T}$ به ترتیب در L_A و L_B وجود دارد.

(*ii*) برای هر موقعیت i، $\{P_A^i , P_B^i\}$ به صورت بردارهای ستونی $\{V_A^i , V_B^i\}$ بازمرتب می‌شود و سپس هر بردار $\{\hat{V_A^i} , \hat{V_B^i}\}$ نرمال می‌شود تا مطابق روابط (۲) و (۳)، بدست آید:

رابطه(۲) $$\hat{V_A^i} = V_A^i - \bar{v}_A^i.1$$

رابطه (۳) $$\hat{V_B^i} = V_B^i - \bar{v}_B^i.1$$

در روابط (۲) و (۳)، 1 بیانگر بردار یکه $n\times 1$ ، $\bar{v}_A^i$ و $\bar{v}_B^i$ به ترتیب مقادیر میانگین همه المان‌های بردارهای V_A^i و V_B^i می‌باشد.

(*iii*) محاسبه بردارهای ضرایب پراکنده $\{\alpha_A^i , \alpha_B^i\}$ برای بردارهای $\{\hat{V_A^i} , \hat{V_B^i}\}$ با استفاده از الگوریتم *OMP* مطابق روابط (۴) و (۵):

رابطه(۴) $$\alpha_A^i = \arg\min_{\alpha}\|\alpha\|_0 \quad s.t. \quad \|\hat{V_A^i} - D\alpha\|_2 < \varepsilon$$

رابطه(۵) $$\alpha_B^i = \arg\min_{\alpha}\|\alpha\|_0 \quad s.t. \quad \|\hat{V_B^i} - D\alpha\|_2 < \varepsilon$$

در روابط (۴) و (۵)، D دیکشنری آموزش داده شده است.

(*iv*) ترکیب α_A^i و α_B^i با قانون "*max-L1*" برای بدست آوردن بردار پراکنده ادغام شده[4] (α_F^i) با استفاده از رابطه (۶):

رابطه(۶) $$\alpha_F^i = \begin{cases} \alpha_A^i & if \quad \|\alpha_A^i\|_1 > \|\alpha_B^i\|_1 \\ \alpha_B^i & otherwise \end{cases}$$

نتیجه ادغام V_A^i و V_B^i بردار V_F^i می‌باشد که با رابطه(۷) محاسبه می‌شود:

رابطه (۷) $$V_F^i = D\alpha_F^i + \bar{v}_F^i.1$$

مقدار میانگین بردارهای ادغام شده ($\bar{v}_F^i$) با رابطه (۸) محاسبه می‌شود:

رابطه(۸) $$\bar{v}_F^i = \begin{cases} \bar{v}_A^i & \text{if} \quad \alpha_F^i = \alpha_A^i \\ \bar{v}_B^i & \text{otherwise} \end{cases}$$

(*v*) فرآیند بالا را برای همه قطعات تصاویر اولیه[5] شامل $\{P_A^i\}_{i=1}^{T}$ و $\{P_B^i\}_{i=1}^{T}$ تکرار می‌کنیم تا همه بردارهای ادغام شده $\{V_F^i\}_{i=1}^{T}$ بدست آیند. L_F بیانگر نتایج پایین گذر ادغام شده می‌باشد. هر V_F^i را به قطعه P_F^i تغییر شکل داده و سپس به موقعیت اولیه‌اش در L_F متصل می‌شود. در قطعاتی که همپوشانی دارند، هر مقدار

[1] *MST decomposition*
[2] *Low-pass fusion*
[3] *Step length*
[4] *Fused sparse vector*
[5] *Source image patches*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.2.6]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.39]

پیکسل در L_F با میانگین گیری مقادیرش بدست می آید.

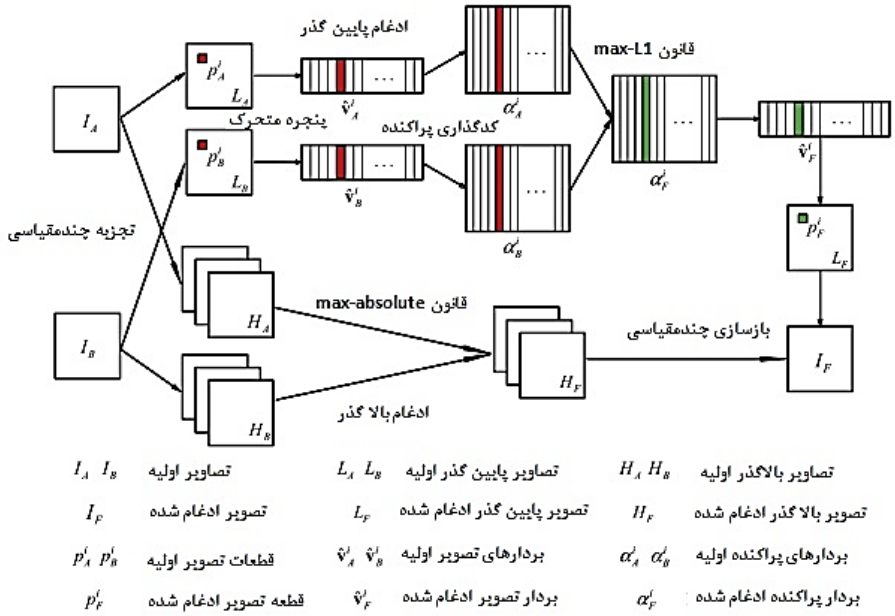
مرحله ۳. ادغام بالاگذر[1]: H_A و H_B ترکیب می شوند تا H_F با قانون "*max-absolute*" با استفاده از مقدار مطلق هر ضریب به عنوان اندازه‌گیری سطح فعالیت[2] بدست آید. سپس، برای اطمینان از اینکه ضریب ادغام شده از تصویر اولیه متفاوت با همسایگانش تولید نشده باشد روش تایید سازگاری[3] اعمال می‌شود. این روش از طریق فیلتر اکثریت[4] با ابعاد کوچک پیاده‌سازی می‌شود [۱۹].

مرحله ۴. بازسازی چندمقیاسی[5]: تبدیل معکوس چندمقیاسی متناظر بر روی L_F و H_F انجام شده تا تصویر ادغام شده نهایی I_F ساخته شود.

چنگ و همکاران در سال ۲۰۱۵ یک روش ترکیبی از تبدیل ویولت و نمایش پراکنده برای ادغام تصاویر سنجش از دور چندطیفی و پانکروماتیک برای تهیه یک تصویرادغام شده با قدرت تفکیک طیفی و مکانی بالا ارائه کردند. در این روش، ابتدا تبدیل *IHS*[6] بر روی تصویر چندطیفی اعمال می‌شود. سپس، از تبدیل ویولت برای ساخت تصاویر چندمقیاسی تصویر پانکروماتیک و مولفه شدت[7] (*I*) تصویر چندطیفی استفاده می‌شود. از تبدیل نمایش پراکنده با دیکشنری آموخته شده و قانون ادغام انتخاب-حداکثر برای ادغام تصاویر چندمقیاسی با فرکانس پایین استفاده می‌شود. برای ادغام تصاویر چندمقیاسی با فرکانس بالا که حاوی اطلاعات جزئیات شامل لبه‌ها و مرز نواحی می‌باشد از شاخص اندازه گیری اطلاعات تصویر[8] استفاده می‌شود. با اعمال تبدیل ویولت معکوس بر روی تصاویر چندمقیاسی با فرکانس پایین و بالای ادغام شده تصویر شدت ادغام شده[9] بدست آمده که جایگزین مولفه شدت حاصل از تصویر چند طیفی اولیه می‌شود. تصویر ادغام شده نهایی با تبدیل معکوس *IHS* به دست می‌آید. تبدیل ویولت توانایی استخراج اطلاعات طیفی و جزئیات مکانی کلی[10] را از زوج تصویر اولیه دارد، در حالی که تبدیل نمایش پراکنده می‌تواند ساختارهای محلی[11] تصاویر را به طور موثر استخراج کند. نتایج نشان داده است که روش ادغام پیشنهادی می‌تواند اطلاعات طیفی تصویر چند طیفی و جزئیات مکانی تصویر پانکروماتیک اولیه را به خوبی حفظ کرده و تصویری با قدرت تفکیک طیفی و مکانی بالا بدست آورد [۲۰].

[1] *High-pass fusion*
[2] *Activity level measurement*
[3] *Consistency verification*
[4] *Majority filter*
[5] *MST reconstruction*
[6] *Intensity-hue-saturation*
[7] *Intensity*
[8] *Image information measurement indicator*
[9] *Fused Intensity*
[10] *Global spatial details*
[11] *Local structures*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.2.6]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.39]



شکل ۳: مراحل روش ترکیبی تبدیلات چندمقیاسی و نمایش پراکنده (*MST-SR*) جهت ادغام تصاویر مرئی و مادون قرمز حرارتی

۵- معیارهای ارزیابی کارایی[1] روش‌های ادغام تصاویر

در چند دهه گذشته توجه قابل ملاحظه‌ای به مبحث ادغام اطلاعات شده و روش‌های ادغام متعددی پیشنهاد شده است. با این حال، روش‌های مختلف ادغام دارای ویژگی‌های متفاوتی هستند و کارایی روش‌های ادغام تصاویر باید به صورت کیفی و بصری و همچنین با استفاده از معیارهای ارزیابی کمی[2] مورد ارزیابی قرار گیرد. مطالعات اخیر معیارهای مختلفی را پیشنهاد داده‌اند. مبنای اکثر این معیارها اندازه گیری انتقال یک ویژگی مانند لبه‌ها و میزان اطلاعات از تصاویر اولیه به تصویر ادغام شده جدید می‌باشد [۲۱]. از آنجا که هیچ کدام از آن‌ها به طور قطع بهتر از دیگر معیارها نیست، بنابراین لازم است تا چندین معیار را برای ارزیابی جامع روش‌های ادغام مختلف به کار برد. در این پژوهش کارآیی روش‌های مختلف ادغام را با استفاده از سه معیار ارزیابی کمی شامل انتروپی[3] (EN) اطلاعات متقابل[4] (MI) و معیار ادغام بر مبنای گرادیان[5] ($Q^{AB/F}$) مورد ارزیابی قرار می‌دهیم. در فرمول‌های ارائه شده از A، B و F به ترتیب برای نشان دادن تصاویر مادون قرمز حرارتی، مرئی و ادغام شده استفاده می‌کنیم و X برای نمایش متغیرهای تصویر اولیه با سایز $M \times N$ می‌باشد. تعاریف این سه معیار به صورت زیر می‌باشد [۴]:

۵-۱- انتروپی

انتروپی اطلاعات موجود در یک تصویر تلفیق شده را بر اساس تئوری اطلاعات[6] اندازه‌گیری می‌کند. EN به صورت ریاضی با رابطه (۹) تعریف شده است:

$$EN = -\sum_{l=0}^{L-1} p_l \log_2 p_l \qquad \text{رابطه(۹)}$$

متغیر L تعداد درجات خاکستری را نشان می‌دهد و p_l هیستوگرام نرمال شده از درجات خاکستری متناظر در تصویر ادغام شده می‌باشد. EN بزرگتر بیانگر اطلاعات

[1] *Performance evaluation*
[2] *Quantitative evaluation*
[3] *Entropy*
[4] *Mutual information*
[5] *Gradient based fusion metric*
[6] *Information theory*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.2.6]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.39]

بیشتر در تصویر ادغام شده و کارایی بهتر روش ادغام می‌باشد. با این حال، EN ممکن است تحت تاثیر نویز باشد؛ هر چه نویز در تصویر ادغام شده بیشتر باشد، EN بزرگتر است. بنابراین، EN معمولا به عنوان معیار کمکی استفاده می‌شود.

۵-۲- اطلاعات متقابل

معیار اطلاعات متقابل یک شاخص کیفیت است که مقدار اطلاعاتی را که از تصاویر اولیه به تصویر ادغام شده منتقل می‌شود اندازه‌گیری می‌کند. MI یک مفهوم پایه‌ای در تئوری اطلاعات است و وابستگی دو متغیر تصادفی را اندازه‌گیری می‌کند. معیار MI به صورت رابطه (۱۰) تعریف می‌شود:

$$MI = MI_{A,F} + MI_{B,F} \quad \text{رابطه(۱۰)}$$

$MI_{A,F}$ و $MI_{B,F}$ به ترتیب بیانگر میزان اطلاعاتی است که از تصاویر مادون قرمز حرارتی و مرئی به تصویر ادغام شده منتقل می‌شود. مقدار MI بین دو متغیر تصادفی را می‌توان با روش *Kullback-Leibler* محاسبه کرد که با رابطه (۱۱) تعریف می‌شود که در آن $p_X(x)$ ، $p_F(f)$ و $p_{X,F}(x,f)$ به ترتیب هیستوگرام حاشیه‌ای تصویر اولیه (X) ، هیستوگرام حاشیه‌ای تصویر ادغام شده (F) و هیستوگرام مشترک تصاویر X و F می‌باشند. مقادیر بزرگتر معیار MI بدین معنی است که اطلاعات قابل توجهی از تصاویر اولیه به تصویر ادغام شده منتقل شده است که نشان دهنده کارایی خوب روش ادغام است.

$$MI_{X,F} = \sum_{x,f} p_{X,F}(x,f)\log\frac{p_{X,F}(x,f)}{p_X(x)\,p_F(f)} \quad \text{رابطه(۱۱)}$$

۵-۳- معیار ادغام بر مبنای گرادیان

ادغام بر مبنای گرادیان مقدار اطلاعات لبه را که از تصاویر اولیه به تصویر ادغام شده منتقل می‌شود اندازه-گیری می‌کند و بر این فرض است که اطلاعات لبه تصاویر اولیه در تصویر ادغام شده حفظ می‌شود. در این تحقیق اطلاعات لبه تصویر ادغام شده نسبت به تصویر مرئی سنجیده می‌شود. این معیار با رابطه (۱۲) تعریف می‌شود که در آن به ترتیب $Q^{XF}(i,j) = Q_g^{XF}(i,j)Q_a^{XF}(i,j)$ ، $Q_g^{XF}(i,j)$ و $Q_a^{XF}(i,j)$ نشان دهنده شدت لبه و مقادیر جهت در موقعیت (i,j) می‌باشند. w^X نشان دهنده وزن است که اهمیت هر تصویر اولیه را نسبت به تصویر ادغام شده بیان می‌کند. $Q^{AB/F}$ بزرگتر بدین معنی است که اطلاعات لبه قابل توجهی به تصویر ادغام شده منتقل شده است.

$$Q^{(AB/F)} = = \frac{\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{M} Q^{AF}(i,j)w^A(i,j) + Q^{BF}(i,j)w^B(i,j)}{\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{M}(w^A(i,j)+w^B(i,j))} \quad \text{رابطه(۱۲)}$$

۶- داده‌های مورد مطالعه

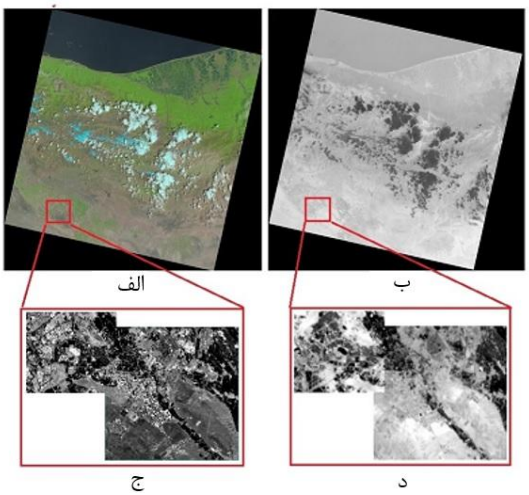
برای ارزیابی روش‌های ادغام تصاویر از دو دسته تصاویر مرئی و مادون قرمز حرارتی استفاده کردیم. دسته اول شامل یک زوج تصویر رجیستر شده مرئی و مادون قرمز اخذ شده در شب توسط دوربین‌های چندباندی *FLIR* مربوط به یک اردوگاه نظامی می‌باشد. این تصاویر جهت اهداف نظارتی تحت عنوان دیتاست ادغام تصاویر *TNO* در اختیار محققان قرار گرفته است[1].

دسته دوم تصاویر سنجش از دور شامل باندهای مرئی و مادون قرمز حرارتی ماهواره لندست ۸ می‌باشد. ماهواره لندست ۸ دارای سنجنده عملیاتی تصویرساز زمین[2] (*OLI*) و سنجنده مادون قرمز حرارتی[3] (*TIRS*) میباشد.

[1] *Http://figshare.com/articles/TNO_Image_Fusion_Dataset/1008029*
[2] *Operational Land Imager*
[3] *Thermal Infrared Sensor*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.2.6]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.39]

سنجنده *OLI* دارای ۹ باند طیفی می‌باشد. به جز باند ۸ که تصویر پانکروماتیک و با قدرت تفکیک مکانی ۱۵ متر است، بقیه باندها قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر دارند. باندهای این سنجنده عبارتند از: باند ۱ (فرا آبی)، باند ۲ (آبی)، باند ۳ (سبز)، باند ۴ (قرمز)، باند ۵ (مادون قرمز نزدیک)، باند ۶ (مادون قرمز طول موج کوتاه ۱)، باند ۷ (مادون قرمز طول موج کوتاه ۲)، باند ۸ (پانکروماتیک)، باند ۹ (سیرس). سنجنده *TIRS* دارای دو باند در محدوده ی مادون قرمز حرارتی (باندهای ۱۰ و ۱۱) با قدرت تفکیک مکانی ۱۰۰ متر است. از آنجایی که هدف ما در این تحقیق ادغام باندهای مرئی و مادون قرمز حرارتی است یکی از باندهای مرئی (باند۲،۳یا۴) و باندهای حرارتی ۱۰ و ۱۱ انتخاب شد. عرض و طول جغرافیایی مرکز تصویر مورد استفاده در این تحقیق (شکل (۴)) به ترتیب برابر *36°02'36.10"N* و *52°02'06.32"E* ، دیتوم *WGS84* و سیستم تصویر *UTM Zone 39* می‌باشد که در روز ۲۵ می ۲۰۱۸ اخذ شده است.



شکل ۴: (الف) ترکیب رنگی باندهای لندست ۸ (باندهای ۲، ۳ و ۴). (ب) باند مادون قرمز حرارتی لندست ۸. (ج) بزرگنمایی قسمتی از باند مرئی شماره ۴. (د) بزرگنمایی قسمتی از باند مادون قرمز حرارتی شماره ۱۰.

۶-۱- پیش‌پردازش داده‌ها

تصاویر لندست ۸ به کار گرفته شده در این تحقیق که از سایت *USGS* دانلود شده‌اند در سطح یک بوده و تصحیح هندسی و زمین مرجع شده‌اند. پیش پردازش اصلی در ادغام تصاویر، ثبت متقابل[۱] دقیق زوج تصویر اولیه می‌باشد. عدم انطباق دقیق تصاویر سبب ایجاد اعوجاج در تصویر ادغام شده می‌شود. روش‌های مختلف ادغام بدلیل الگوریتم‌های مختلف، حساسیت متفاوتی نسبت به این مسأله دارند. همانطور که در بخش ۳ توضیح داده شد روش‌های ادغام بر مبنای *SR*، در مقایسه با سایر روش‌ها استحکام بیشتری نسبت به ثبت متقابل غیر دقیق تصاویر دارند. باندهای حرارتی ماهواره لندست ۸ با توان تفکیک مکانی ۱۰۰ متر جمع‌آوری شده است ولی در سایت *USGS* برای ثبت متقابل با باندهای مرئی با روش مکعبی[۲] به قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر باز نمونه برداری[۳] و عرضه شده است. برای افزایش دقت ثبت متقابل، با استفاده از نرم افزار *ENVI 5.3* مجددا باندها را با روش چندجمله‌ای و باز نمونه برداری نزدیک ترین همسایه با دقت ۰٫۱۸ پیکسل ثبت متقابل نمودیم. مقادیر درجه خاکستری باندهای مرئی به بازتابندگی سطح[۴] و مقادیر درجه خاکستری باند

[۱] *Co-registeration*

[2] *Bicubic*
[3] *Resampling*
[4] *Surface Reflectance*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.2.6]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.39]

حرارتی به *LST* تبدیل شدند. بدین منظور در باندهای مرئی ابتدا مقدار رادیانس محاسبه شد و سپس از روش تصحیحات جوی *FLAASH* مقادیر بازتابندگی سطح باندهای مرئی محاسبه گردید. پارامترهای لازم برای تصحیحات جوّی از فایل متادیتای تصاویر استخراج گردید. برای باند مادون قرمز حرارتی ابتدا مقدار رادیانس محاسبه شد. سپس تصحیحات جوّی با روش ارائه شده توسط جانسون و یانگ در سال ۱۹۹۸ اعمال گردید [۲۲]. سپس برای محاسبه *LST* از الگوریتم پنجره مجزا (*SW*) استفاده شد [۲۳]. در این روش دمای سطح زمین بر مبنای پارامترهای رادیانس، دمای درخشندگی و گسیلمندی دو باند حرارتی ۱۰ و ۱۱ مطابق رابطه (۱۳) برآورد می‌شود که در آن $T_{b10/11}$ بیانگر دمای درخشندگی باندهای ۱۰ و ۱۱ می‌باشد. دمای درخشندگی، دمای متناظر با انرژی تشعشعی دریافت شده از سطح عوارض می‌باشد که توسط سنجنده ثبت شده است و از معکوس معادله پلانک بدست می‌آید.

رابطه(۱۳)
$$LST = T_{b10} + C_1\left(T_{b10} - T_{b11}\right) + C_2\left(T_{b10} - T_{b11}\right)^2 + C_0 + \left(C_3 + C_4 W\right)\left(1-\varepsilon\right) + \left(C_5 + C_6 W\right)\Delta\varepsilon$$

دمای درخشندگی پس از محاسبه مقادیر رادیانس با استفاده از رابطه(۱۴) محاسبه می شود که در آن K_1 و K_2 ضرایب مربوط به هر باند در فایل متادیتای تصاویر و L_λ مقدار رادیانس بالای جو محاسبه‌شده هر باند می‌باشد. ε: میانگین گسیلمندی سطح[1] (*LSE*) دو باند حرارتی ۱۰ و ۱۱ می‌باشد.

رابطه(۱۴)
$$T_b = \frac{K_2}{Ln\left(\frac{K1}{L_\lambda}+1\right)}$$

گسیلمندی سطح با استفاده از شاخص تفاضلی نرمال شده پوشش گیاهی[2] (*NDVI*) با استفاده از روابط (۱۵) و (۱۶) بدست می‌آید.

رابطه(۱۵)
$$LSE = \varepsilon_s\left(1-FVC\right) + \varepsilon_v \times FVC$$

رابطه(۱۶)
$$FVC = \frac{NDVI - NDVI_s}{NDVI_v - NDVI_s}$$

در رابطه (۱۵) ε_s و ε_v به ترتیب مقادیر گسیلمندی خاک و پوشش گیاهی در باندهای مربوطه می‌باشد. مقادیر ε_s برای باندهای ۱۰ و ۱۱ به ترتیب برابر ۰٫۹۷۱ و ۰٫۹۷۷ و مقادیر ε_v برای باندهای ۱۰ و ۱۱ به ترتیب برابر ۰٫۹۸۷ و ۰٫۹۸۹ می‌باشند.

$\Delta\varepsilon$ بیانگر اختلاف *LSE* بین دو باند حرارتی ۱۰ و ۱۱، *W* بیانگر محتوای بخارآب اتمسفر و C_0 تا C_6 ضرایب ثابت رابطه هستند که به ترتیب عبارتند از: ۰٫۲۸۶ - ، ۱٫۳۷۸ ، ۰٫۱۸۳ ، ۵۴٫۳ ، ۲٫۲۳۸ -، ۱۲۹٫۲ - و ۱۶٫۴.

۷- پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج

از میان روش‌های ادغام تصاویر مبتنی بر تبدیل چندمقیاسی و تئوری نمایش پراکنده، نه روش شامل *LP*، *RP*، *Wavelet*، *DTCWT*، *CVT*، *NSCT*، *SR*، ترکیب *LP* با *SR* *(LP-SR)* و ترکیب *NSCT* با *SR* *(NSCT-SR)* را مورد ارزیابی قرار می‌دهیم. موجک پایه *'db2'* در روش ویولت استفاده شد. در روش *DTCWT*، فیلترهای تصویر برای سطح اول و سایر سطوح تجزیه به ترتیب *LeGall 5-3* و *Qshift-06* انتخاب شدند. برای روش *NSCT* و *NSCT-SR* از *'pyrexc'* به عنوان فیلتر هرمی و *'vk'* به عنوان فیلتر جهتی استفاده شد. پیاده سازی و کد نویسی روش‌ها در نرم افزار متلب ۲۰۱۷ و بر روی یک لپ تاپ با پردازنده دو هسته ای ۲٫۱ گیگاهرتز و حافظه رم ۴ گیگابایت انجام شد.

۷-۱- ادغام تصاویر مرئی و مادون قرمز حرارتی لندست ۸

در اشکال (۵) و (۶) بزرگنمایی قسمتی از نتایج روشهای مختلف ادغام باندهای مرئی و حرارتی لندست۸ نمایش داده شده است. در شکل (۷) آنالیز

[1] *Land Surface Emissivity*
[2] *Normalized Difference Vegetation Index*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.2.6]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.39]

طیفی و مکانی نتایج ادغام بر اساس سه معیار ارزیابی کمی بیان شده در بخش ۵ آورده شده است. محور عمودی مقدار معیارها را نشان می‌دهد که این مقادیر در جدولی در زیر نمودار نیز آمده است. از نظر معیار انتروپی به ترتیب روش‌های *LP-SR*، *RP*، *LP* مقادیر بیشتری دارند که بیانگر بهبود بیشتر اطلاعات مکانی تصویر ادغام شده نسبت به سایر روش‌ها می‌باشد. روش ویولت کمترین مقدار معیار انتروپی را دارد که نشان دهنده عدم بهبود کافی اطلاعات مکانی و حفظ بیشتر طیف حرارتی می‌باشد. از نظر معیار اطلاعات متقابل به ترتیب روش‌های *SR*، *RP*، *Wavelet* و *LP-SR* مقادیر بیشتری دارند. مقدار بزرگتر معیار *MI* بدین معنی است که اطلاعات قابل توجه طیف حرارتی از تصاویر اولیه به تصویر ادغام شده منتقل شده است. روش‌های *SR*، *LP* و *LP-SR* به ترتیب بیشترین مقادیر را از نظر معیار بر مبنای گرادیان دارند که بیانگر این است که در این روش‌ها اطلاعات لبه قابل توجهی به تصویر ادغام شده منتقل شده است. روش ویولت کمترین مقدار $Q^{AB/F}$ را دارد که بیانگر عدم حفظ مناسب اطلاعات لبه‌ها و در نتیجه عدم بهبود کافی اطلاعات مکانی می‌باشد. تبدیل ویولت به دلیل تشخیص جهات محدود قادر به تشخیص کامل مرزهای عوارض موجود در تصویر نمی‌باشد و این سبب ایجاد اعوجاجاتی در طول لبه‌ها می‌گردد.

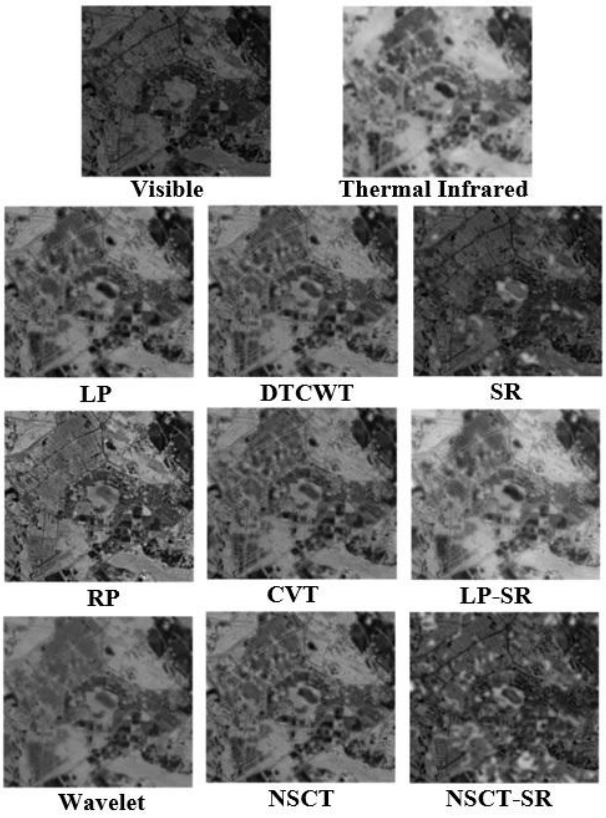
با وجود فقدان پوشش طیفی میان باندهای مرئی و مادون قرمز حرارتی تصویر لندست ۸، معیارهای ارزیابی کمی نشان می‌دهند که روش‌های *LP-SR* ، *RP* و *LP* به ترتیب بالاترین مقادیر معیارهای کمی را دارند و از نظر بصری نیز تصاویر با کیفیت بهتری تولید کرده‌اند؛ یعنی در حالی که جزئیات بصری و مکانی آن را بهبود داده‌اند اطلاعات تابش حرارتی را نیز در حد خوبی حفظ کرده‌اند. همانطور که در نمودار شکل (۸) مشاهده می‌شود مدت زمان اجرای *NSCT* بعد از روش *SR* طولانی‌تر از سایر روش‌ها می‌باشد. روش *NSCT* با داشتن ویژگی‌هایی نظیر تجزیه چند مقیاسی، چند جهتی و مستقل از شیفت بودن[1] می‌تواند اطلاعات منحصر به فرد تصاویر همچون لبه‌ها، خطوط، منحنی‌ها و مرزهایی که توسط تبدیل ویولت نمایش داده نمی‌شود را تشخیص دهد. روش *LP* سریع‌ترین روش بوده و پس از آن به ترتیب روش‌های *LP-SR*، *RP*، *DTCWT* و *Wavelet* قرار دارند.

۷-۱-۱- تاثیر تعداد سطوح تجزیه بر نتایج ادغام

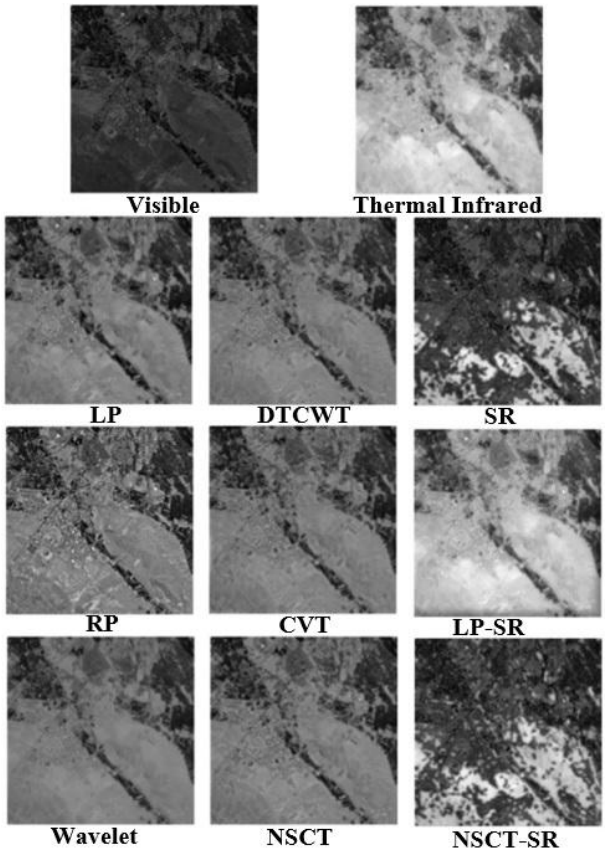
در این قسمت تاثیر تعداد سطوح تجزیه‌ای مختلف بر نتایج ادغام حاصل از روش *LP-SR* که بهترین نتیجه را برای ادغام تصاویر داشت بررسی می‌کنیم. در مورد انتخاب تعداد سطوح تجزیه یک توازنی میان تشخیص جزئیات مکانی با ایجاد مصنوعات و حساسیت به نویز وجود دارد. هر چه تعداد سطوح تجزیه مقیاسی بیشتر باشد، یک ضریب در زیر باند با توان تفکیک مکانی پایین تر، به گروه بزرگتری از پیکسل‌ها در تصویر ادغام شده مرتبط می‌شود. در این صورت است که خطایی کوچک در مرحله با توان تفکیک پایین، تاثیر بزرگی روی نتیجه ادغام گذاشته و اعوجاجات طیفی بزرگتری را سبب می‌شود. اگر هم تعداد سطوح تجزیه را کم در نظر بگیریم جزئیات و اطلاعات مکانی به خوبی به تصویر ادغام شده اضافه نمی‌گردد. بنابراین باید توازنی در حفظ هر دوی اطلاعات مکانی و طیفی در نظر بگیریم. با در نظر گرفتن سطوح تجزیه‌ای مختلف از ۱ تا ۵ معیار اطلاعات متقابل را مقایسه می‌کنیم. اندیس‌های ۱ تا ۵ در نمودار شکل (۹) بیانگر سطوح تجزیه از ۱ تا ۵ می‌باشند. همانطوری که در نمودار مشخص است با ۴ سطح تجزیه مقیاسی معیار اطلاعات متقابل مقدار بزرگتری دارد (۲٫۶۰۵) که بیانگر این است که تصویر ادغام شده با تصاویر با توان تفکیک مکانی بالا (مرئی) و توان تفکیک پایین (حرارتی) در تعادل بوده و این یعنی علاوه بر اضافه شدن بافت و جزئیات مکانی، اطلاعات تابش حرارتی نیز تا حد خوبی حفظ شده است.

[1] *Shift Invariant*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.2.6]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.39]

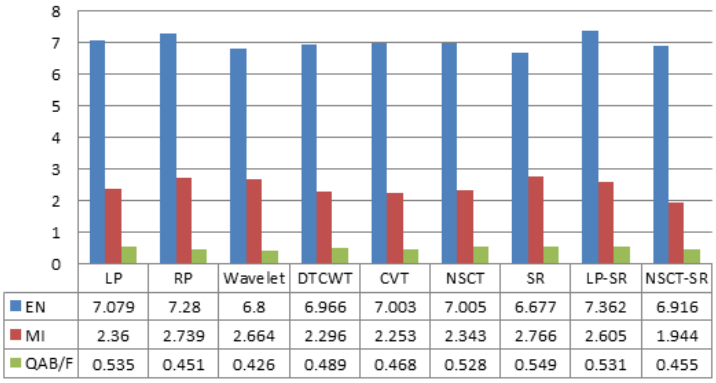


شکل ۵: بزرگنمایی قسمتی از نتایج روش‌های مختلف ادغام باندهای مرئی و حرارتی لندست ۸

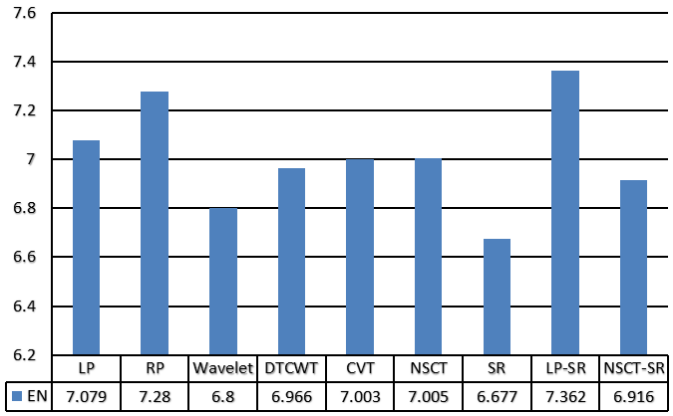


شکل ۶ : بزرگنمایی قسمتی از نتایج روش‌های مختلف ادغام باندهای مرئی و حرارتی لندست ۸

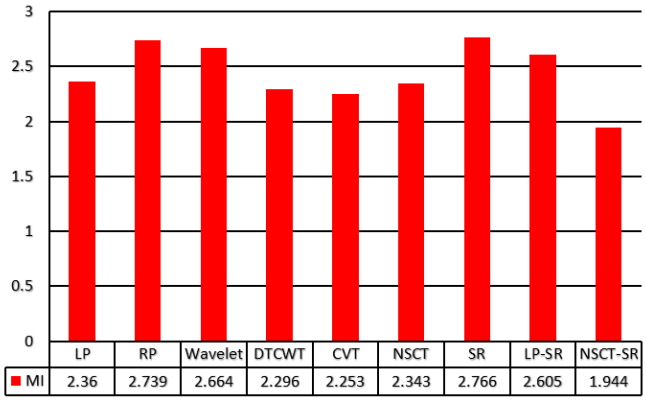
[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.2.6]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.39]



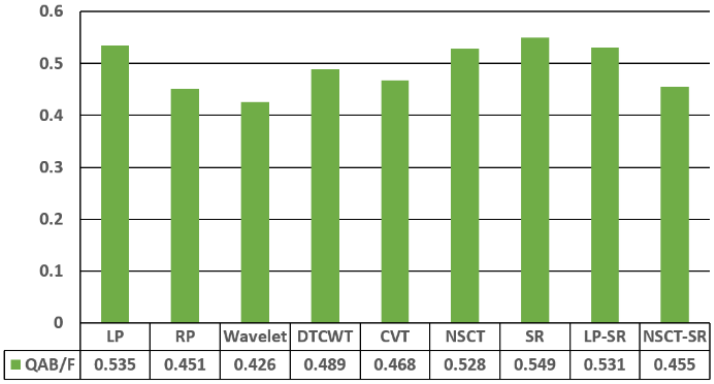
	LP	RP	Wavelet	DTCWT	CVT	NSCT	SR	LP-SR	NSCT-SR
EN	7.079	7.28	6.8	6.966	7.003	7.005	6.677	7.362	6.916
MI	2.36	2.739	2.664	2.296	2.253	2.343	2.766	2.605	1.944
QAB/F	0.535	0.451	0.426	0.489	0.468	0.528	0.549	0.531	0.455



	LP	RP	Wavelet	DTCWT	CVT	NSCT	SR	LP-SR	NSCT-SR
EN	7.079	7.28	6.8	6.966	7.003	7.005	6.677	7.362	6.916



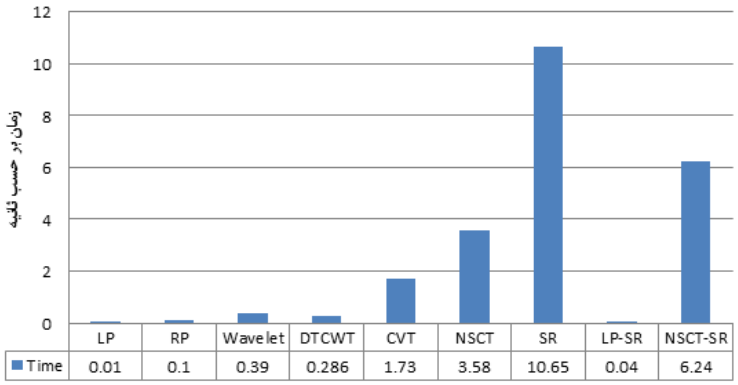
	LP	RP	Wavelet	DTCWT	CVT	NSCT	SR	LP-SR	NSCT-SR
MI	2.36	2.739	2.664	2.296	2.253	2.343	2.766	2.605	1.944



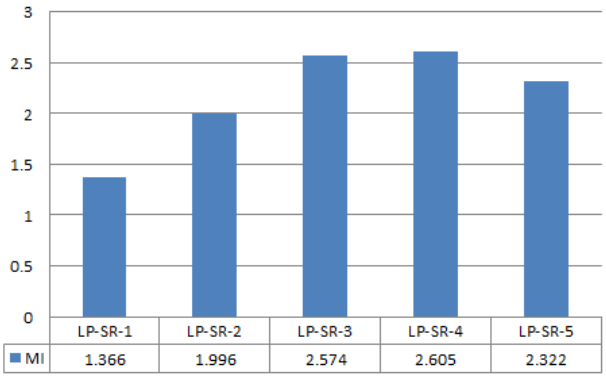
	LP	RP	Wavelet	DTCWT	CVT	NSCT	SR	LP-SR	NSCT-SR
QAB/F	0.535	0.451	0.426	0.489	0.468	0.528	0.549	0.531	0.455

شکل ۷: مقایسه کمی سه معیار EN، MI و $Q^{AB/F}$ برای روش‌های مختلف ادغام تصاویر مرئی و حرارتی لندست ۸

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.2.6]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.39]



شکل ۸: مقایسه زمان اجرای روش‌های مختلف ادغام باندهای مرئی و حرارتی لندست ۸ بر حسب ثانیه



شکل ۹: ارزیابی تاثیر تعداد سطوح تجزیه بر نتایج ادغام در روش *LP-SR*

۷-۱-۲- تاثیر طول گام پنجره متحرک بر نتایج ادغام

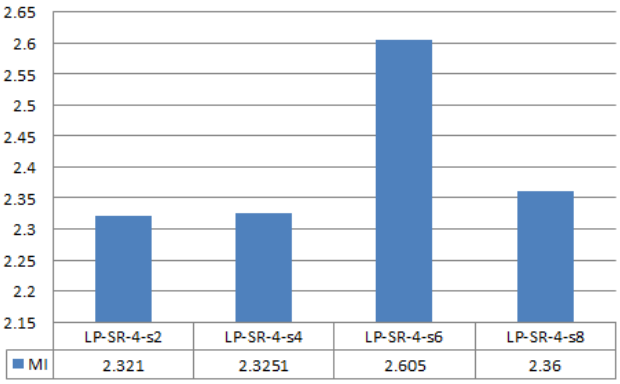
در این بخش، تأثیر طول گام پنجره متحرک[1] بر نتایج ادغام حاصل از روش *LP-SR* که بهترین نتیجه را برای ادغام تصاویر داشت بررسی می‌کنیم. طول گام پنجره متحرک به ترتیب ۲، ۴، ۶ و ۸ پیکسل تنظیم می‌شود. فرض کنید که یک تصویر یا باند پایین گذر با سایز $H \times W$ و سایز پنجره متحرک $\sqrt{n} \times \sqrt{n}$ وجود دارد. تعداد قطعات محلی[2] که از تصویر استخراج می‌شود از رابطه (۱۷) بدست می‌آید [۵]. در این رابطه s طول گام پنجره متحرک است. با در نظر گرفتن چهار سطح تجزیه و طول گام‌های مختلف (*s2* تا *s8*) معیار اطلاعات متقابل را مقایسه می‌کنیم.

بر طبق نمودار شکل (۱۰) در حالتی که طول گام برابر شش باشد معیار اطلاعات متقابل مقدار بزرگتری دارد که بیانگر این است که علاوه بر اضافه شدن بافت و جزئیات مکانی، اطلاعات تابش حرارتی نیز تا حد خوبی حفظ شده است.

[1] *Sliding window's step length*
[2] *Local patches*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.2.6]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.39]

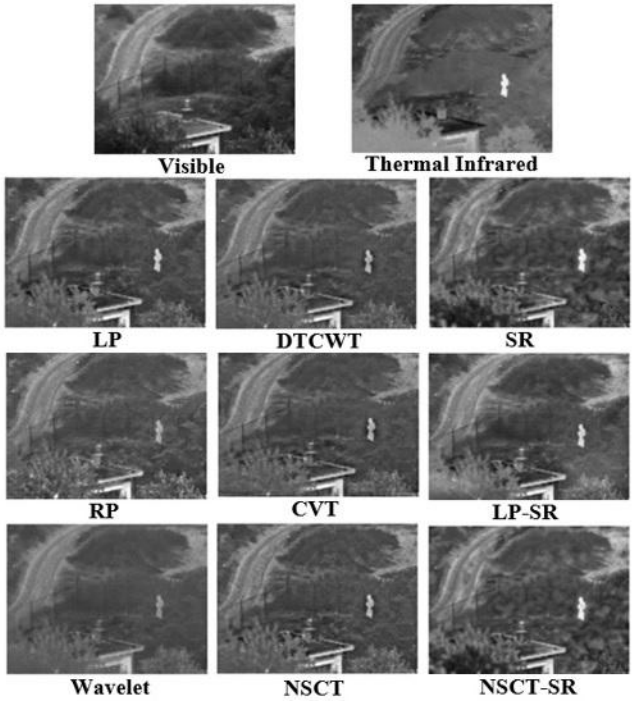
$$T = \left\lfloor \frac{H - \sqrt{n} + 1}{s} \right\rfloor \left\lfloor \frac{W - \sqrt{n} + 1}{s} \right\rfloor \approx \frac{(H - \sqrt{n} + 1)(W - \sqrt{n} + 1)}{s^2}$$ رابطه(۱۷)



شکل ۱۰: ارزیابی تاثیر طول گام پنجره متحرک بر نتایج ادغام در روش *LP-SR*

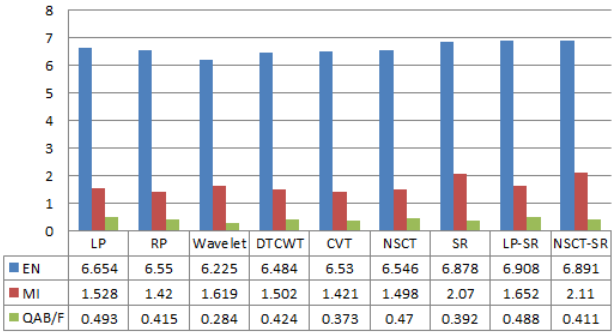
۷-۲- ادغام تصاویر مرئی و مادون قرمز حرارتی *FLIR*

در یک تصویر مرئی، فرایند تشخیص یک فرد در حالت استتار از پس زمینه او دشوار است، اما این فرد در یک تصویر *IR* بهتر متمایز می‌شود. اگرچه، پس زمینه‌ای که در تصویر مرئی به راحتی قابل تشخیص می‌باشد (مانند فنس‌ها) در تصویر *IR* غیر قابل مشاهده می‌باشد. تصویر ادغام شده‌ای که در آن عوارض به خوبی نمایان شده باشند برای تشخیص اتوماتیک و مکانیابی هدف مخصوصا در کاربردهای نظامی مناسب‌تر می‌باشد. با مشاهده نتایج حاصل از ادغام، می‌توان دریافت که چگونه ادغام تصاویر مرئی و مادون قرمز حرارتی، نظارت و شناسایی را در یک اردوگاه نظامی بهبود می-بخشد. با مشاهده تصاویر ادغام شده می‌توان به صورت بصری جزئیات موجود در تصاویر را مقایسه کرد.

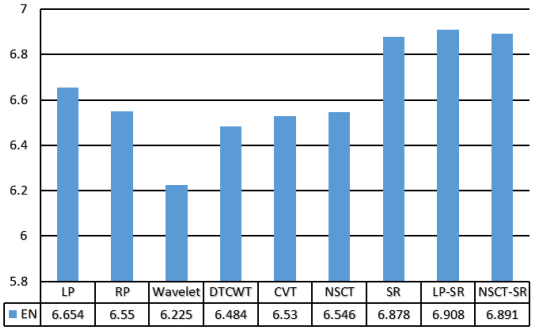


شکل ۱۱: نتایج روش‌های مختلف ادغام تصاویر مرئی و مادون قرمز حرارتی *FLIR* مربوط به اردوگاه نظامی

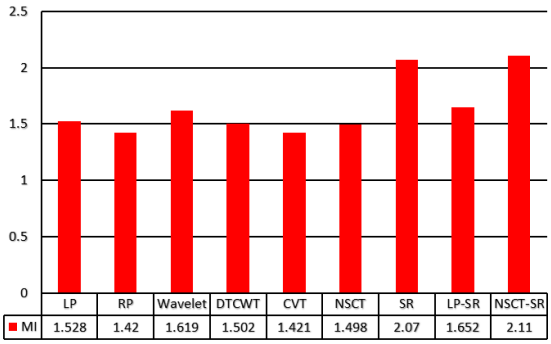
[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.2.6]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.39]



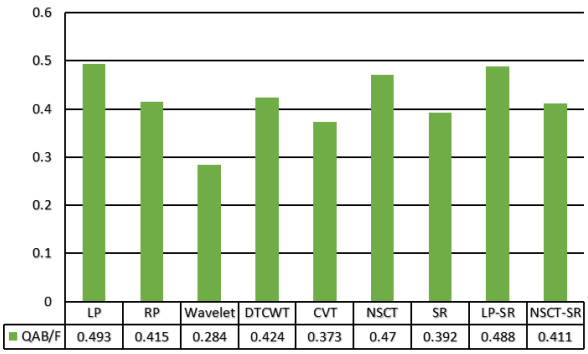
	LP	RP	Wavelet	DTCWT	CVT	NSCT	SR	LP-SR	NSCT-SR
EN	6.654	6.55	6.225	6.484	6.53	6.546	6.878	6.908	6.891
MI	1.528	1.42	1.619	1.502	1.421	1.498	2.07	1.652	2.11
QAB/F	0.493	0.415	0.284	0.424	0.373	0.47	0.392	0.488	0.411



	LP	RP	Wavelet	DTCWT	CVT	NSCT	SR	LP-SR	NSCT-SR
EN	6.654	6.55	6.225	6.484	6.53	6.546	6.878	6.908	6.891



	LP	RP	Wavelet	DTCWT	CVT	NSCT	SR	LP-SR	NSCT-SR
MI	1.528	1.42	1.619	1.502	1.421	1.498	2.07	1.652	2.11

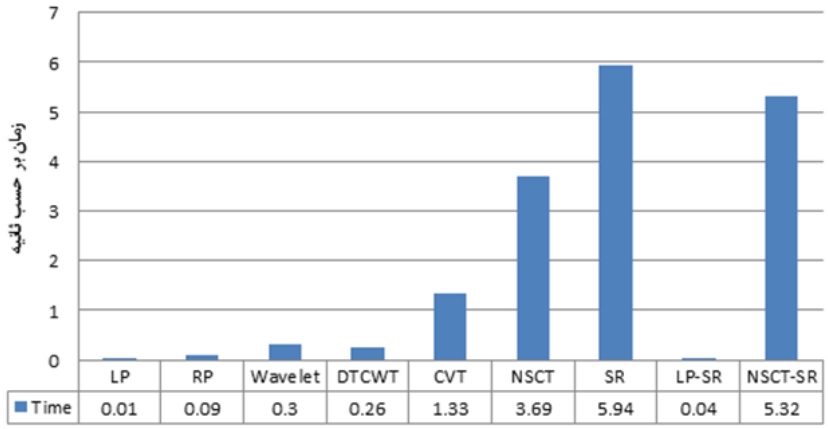


	LP	RP	Wavelet	DTCWT	CVT	NSCT	SR	LP-SR	NSCT-SR
QAB/F	0.493	0.415	0.284	0.424	0.373	0.47	0.392	0.488	0.411

شکل ۱۲: مقایسه کمی سه معیار *EN*، *MI* و $Q^{AB/F}$ برای روش‌های مختلف ادغام تصاویر مرئی و مادون قرمز حرارتی *FLIR*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.2.6]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.39]

همانطور که در شکل (۱۱) مشاهده می‌کنیم جزئیات بافت فنس، درختان و جاده در تصاویر ادغام شده متفاوت می‌باشد. از طرفی تصویر انسان در همه تصاویر به خوبی برجسته و نمایان نشده و در واقع اطلاعات تابش حرارتی به خوبی حفظ نشده است. ارزیابی اینکه کدام روش بهتر عمل می‌کند به صورت بصری سخت است و معیارهای ارزیابی کمی مورد نیاز می‌باشد. از مقایسه معیارهای ارزیابی کمی تصاویر تلفیقی در نمودارهای شکل (۱۲) می‌توان دریافت تصویر ترکیبی *LP-SR* بیشترین مقدار *EN* و $Q^{AB/F}$ را دارد و در نتیجه بهترین روش می‌باشد، زیرا علاوه بر حفظ جزئیات بافت تصویر مرئی همچون فنس و پوشش گیاهی، حاوی اطلاعات تابش حرارتی از تصویر مادون قرمز بوده و تصاویر انسان کاملا نمایان و روشن می‌باشد. مقایسه زمان اجرای ۹ روش مختلف ادغام تصاویر مرئی و مادون قرمز بر حسب ثانیه در شکل (۱۳) نشان داده شده است. نتایج نشان می‌دهد که روش *LP* سریع‌ترین روش بوده و پس از آن به ترتیب روش‌های *LP-SR*، *RP*، *DTCWT* و *Wavelet* می‌باشند. روش‌های *SR*، *NSCT-SR* و *NSCT* به ترتیب کندترین روش‌ها می‌باشند و ممکن است برای کاربردهای نظارت و ردیابی که نیازمند ادغام آنی تصاویر هستند، مناسب نباشند.



شکل ۱۳: مقایسه زمان اجرای روش‌های مختلف ادغام تصاویر مرئی و مادون قرمز حرارتی *FLIR* بر حسب ثانیه

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.2.6]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.39]

۸- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

باندهای حرارتی تصاویر سنجش از دور نقش مهمی در کاربردهای مختلف از جمله محاسبه دمای سطح زمین دارند. با این وجود، این باندها توان تفکیک مکانی پایینی داشته و امکان دستیابی به جزئیات و محل دقیق عوارض در آنها وجود ندارد. بنابراین لازم است که با روشی اقدام به بهبود توان تفکیک مکانی آنها نماییم. برای بهبود قدرت تفکیک مکانی در باندهای حرارتی، ادغام این باندها با باندهای مرئی با قدرت تفکیک مکانی بالاتر در سطح پیکسل را انتخاب نمودیم. در این مقاله ۹ روش ادغام تصاویر بر مبنای تبدیلات چندمقیاسی و تئوری نمایش پراکنده را مورد ارزیابی قرار دادیم. برای ارزیابی کارآیی روشهای مختلف ادغام از سه معیار ارزیابی کمی *EN*، *MI* و $Q^{AB/F}$ استفاده کردیم. با وجود فقدان پوشش طیفی میان باندهای مرئی و مادون قرمز حرارتی تصویر لندست ۸، معیارهای ارزیابی کمی نشان می‌دهد که تصویر ادغام شده به روش ترکیبی *LP-SR* بهترین نتیجه را ارائه می‌دهد؛ یعنی در حالی که جزئیات بصری و مکانی آن را بهبود داده است، اطلاعات تابش حرارتی را نیز در حد خوبی حفظ کرده است. روش‌های *RP* ، *LP* و *NSCT* در رتبه‌های بعدی قرار دارند. در تصاویر *FLIR* نیز نتایج مشابهی حاصل شده است. نتایج نشان می‌دهد که از نظر مدت زمان اجرا، روش *LP* سریع‌ترین روش بوده و پس از آن به ترتیب روش‌های *LP-SR*، *RP*، *DTCWT* و *Wavelet* می‌باشند. روش‌های *SR*، *NSCT-SR* و *NSCT* به ترتیب کندترین روش‌ها می‌باشند و ممکن است برای کاربردهای نظارت و ردیابی که نیازمند ادغام آنی تصاویر *FLIR* هستند، مناسب نباشند. در نهایت، تاثیر تعداد سطوح تجزیه و همچنین تأثیر طول گام پنجره متحرک بر نتایج ادغام حاصل از روش *LP-SR* که بهترین نتیجه را برای ادغام تصاویر داشت بررسی نمودیم. با در نظر گرفتن ۴ سطح تجزیه مقیاسی و طول گام پنجره متحرک برابر ۶، معیار اطلاعات متقابل مقدار بزرگتری دارد که بیانگر این است که علاوه بر اضافه شدن بافت و جزئیات مکانی، اطلاعات تابش حرارتی نیز تا حد خوبی حفظ شده است. روش‌های ادغام تصاویر مرئی و حرارتی مبتنی بر تبدیل چندمقیاسی، معمولا توابع پایه و سطوح تجزیه را ثابت در نظر می‌گیرند و انتخاب توابع پایه انعطاف پذیر و سطوح تجزیه مناسب یک مسئله چالش برانگیز است. همچنین روش‌های ادغام مبتنی بر *SR* اغلب روشهای قطعه مبنا هستند که همبستگی بین قطعه‌های مختلف را نادیده گرفته و منجر به از دست رفتن اطلاعات جزئی می‌شود که پیشنهاد می‌گردد در کارهای آتی مورد ارزیابی قرار گیرد.

مراجع

[1] F. Farhanj, and M. Akhoondzadeh, "Spatial Resolution Enhancement of Thermal Bands in Multi-Spectral Images Using Contourlet Method", Journal of Geomatics Science and Technology, Volume 7, Issue 1, 2017 (Persian).

[2] M. Karimi Firozjaei , M. Kiavarz Mogaddam , S. K. Alavipanah , S. Hamzeh, "Normalizing Satellite Images-Derived Land Surface Temperature Relative to Environmental Parameters Based on the Soil and Vegetation Energy Balance Equations", Journal of Geomatics Science and Technology, Volume 7, Issue 3, 2017 (Persian).

[3] Y. Chen, and S. Nong, "Attention-based hierarchical fusion of visible and infrared images", Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 126.23: 4243-4248, 2015.

[4] M. Jiayi, M. Yong, and L. Chang, "Infrared and visible image fusion methods and applications: A survey", Information Fusion, 2018.

[5] Y. Liu, S. Liu, and Z. Wang, "A general framework for image fusion based on multi-

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.2.6]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.39]

scale transform and sparse representation", Information Fusion 24,147-164, 2015.

[6] X. Zhang, Y. Ma, F. Fan, Y. Zhang, and J. Huang, "Infrared and visible image fusion via saliency analysis and local edge-preserving multi-scale decomposition", JOSA A 34 (8), 1400-1410, 2017.

[7] P. Chai, X. Luo, and Z. Zhang, "Image fusion using quaternion wavelet transform and multiple features", IEEE Access 5, 6724–6734, 2017.

[8] S. Li, Y. Bin, and H. Jianwen, "Performance comparison of different multi-resolution transforms for image fusion", Information Fusion 12.2: 74-84, 2011.

[9] D. Bulanon, T. Burks, and V. Alchanatis, "Image fusion of visible and thermal images for fruit detection", Biosystems Engineering 103 (1), 12-22, 2009.

[10] H. Jin, L. Jiao, F. Liu, and Y. Qi, "Fusion of infrared and visual images based on contrast pyramid directional filter banks using clonal selection optimizing", Optical Engineering 47 (2) , 027002, 2008.

[11] B. Aiazzi, S. Baronti, A. Garzelli, L. Santurri, and M. Selva, "Spatial enhancement of TIR ASTER data via VNIR images and generalized laplacian decomposition", In Proceedings of 4th EARSeL Workshop on Imaging Spectroscopy (pp. 489-500), 2005.

[12] Q. Zhang, Y. Liu, R. S. Blum, J. Han, and D. Tao, "Sparse representation based multi sensor image fusion for multi-focus and multi-modality images: A review", Information Fusion 40, 57-75, 2018.

[13] K. Engan, S. O. Aase, and J. H. Husoy, "Multi-frame compression: theory and design", Signal Process. 80 (10), 2121–2140, 2000.

[14] M. Aharon, M. Elad, and A. Bruckstein, "K-svd: an algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation", IEEE Trans. Signal Process. 54 (11), 4311–4322, 2006.

[15] K. Wang, G. Qi, Z. Zhu, and Y. Chai, "A novel geometric dictionary construction approach for sparse representation based image fusion", Entropy 19 (7), 306, 2017.

[16] C. Liu, Y. Qi, and W. Ding, "Infrared and visible image fusion method based on saliency detection in sparse domain", Infrared Physics & Technology 83, 94-102, 2017.

[17] J. Yang, Y. Li, C. Chan, and Q. Shen, "Image Fusion for Spatial Enhancement of Hyperspectral Image via Pixel Group Based Non-Local Sparse Representation, Remote Sensing", 9, 53, 2017.

[18] S. Li, H. Yin, and L. Fang, "Remote Sensing Image Fusion via Sparse Representations Over Learned Dictionaries", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 51, no. 9, 2013.

[19] H. Li, B. Manjunath, and S. Mitra, "Multisensor image fusion using the wavelet transform", Graph. Models Image Process. 57 (3), 235–245, 1995.

[20] J. Cheng, H. Liu, T. Liu, "Remote sensing image fusion via wavelet transform and sparse representation", ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, Volume 104, p. 158-173, 2015.

[21] H. Deng, and Y. Ma, "Image fusion based on steerable pyramid and pcnn", in: Proceedings of the International Conference on the Applications of Digital Information and Web Technologies, pp. 569-573, 2009.

[22] B. R. Johnson, and S. J. Young, "In-Scene Atmospheric Compensation: Application to SEBASS Data Collected at the ARM Site", Technical Report, Space and Environment Technology Center, The Aerospace Corporation, 1998.

[23] A. Rajeshwari, N. D. Mani, "Estimation of land surface temperature of Dindigul district using Landsat 8 data". International Journal of Research in Engineering and Technology, 3 (5), 122-126, 2014.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]

[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.2.6]

[DOI: 10.52547/jgit.8.3.39]

K. N. TOOSI UNIVERSITY OF TECHNOLOGY
FACULTY OF GEODESY AND GEOMATICS ENGINEERING

Journal of Geospatial Information Technology
Vol.8 No.3, Autumn 2020

Research Paper

Fusion of Thermal Infrared and Visible Images based on Multi-scale Transform and Sparse Representation

Mohammad Fallah [1]*, Mohsen Azadbakht [2]

1- Phd student of Remote Sensing & GIS in the Remote Sensing & GIS Research Center, Shahid Beheshti University
2- Assisstant professor in the Remote Sensing & GIS Research Center, Shahid Beheshti University

Abstract

Due to the differences between the visible and thermal infrared images, the combination of these two types of images leads to better understanding of the characteristics of targets and the environment. Thermal infrared images are really in distinguishing targets from the background based on the radiation differences and land surface temperature (LST) calculation. However, their spatial resolution is relatively low, making it challenging to detect targets. Image fusion is an efficient method to be employed to enhance spatial resolution of the thermal bands through fusing these images with high spatial resolution visible images. Multi-scale transforms (MST) and sparse representation (SR) are widely used in image fusion. To improve the performance of image fusion, these two types of methods can be combined. In this paper, nine image fusion methods based on the multi-scale transform and sparse representation, namely Laplacian pyramid (LP), ratio of low-pass pyramid (RP), wavelet transform (Wavelet), dual-tree complex wavelet transform (DTCWT), curvelet transform (CVT), nonsubsampled contourlet transform (NSCT), sparse representation (SR), hybrid sparse representation and Laplacian pyramid methods (LP-SR) and hybrid sparse representation and NSCT methods (NSCT-SR) are tested on FLIR and landsat-8 thermal infrared and visible images. To evaluate the performance of different image fusion methods we used following three the quantitative evaluation metrics: entropy (EN), mutual information (MI), and gradient based fusion metric ($Q^{AB/F}$). Despite the lack of spectral coverage between the visible and thermal infrared bands of Landsat 8, quantitative evaluation metrics showed that the hybrid LP-SR method provides the best result (EN=7.362, MI=2.605, $Q^{AB/F}$ =0.531) and fused images have a better visual quality. This method improves spatial details along with preserving the thermal radiation information. This method is followed by RP, LP, and NSCT methods. Similar results were achieved in FLIR images.

Key words: *Visible image, Thermal infrared image, Image fusion, Multi-scale transform, Sparse representation.*

Correspondence Address: *Remote Sensing & GIS Research Center, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran.*
Tel : *+98 21 29903069.*
Email*: mfallah84@gmail.com*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-23]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1399.8.3.2.6]
[DOI: 10.52547/jgit.8.3.39]