

Improving the Quality of Millimeter Wave Images by Fusion with Visible Images

A. Afifi¹, R. Amini Rad^{2*}, M. H. Fahimifar³

*Associate Professor, Department of Electronics, Malek Ashtar University of Technology, Tehran, Iran

(Received: 09/05/2021, Accepted: 03/10/2021)

ABSTRACT

Passive millimeter wave imaging is used to discover the objects concealed under a person's clothes. Discovering hidden objects is extremely important in the places such as airports, because of security. However, millimeter wave images have low-quality and image processing techniques are needed to improve the quality of the images. This paper attempts to use the fusion approach to present a method for discovering hidden objects from PMMW images while preserving the details of visible images. In the proposed method, images are subdivided using BEMD conversion into high frequency and low frequency sub-images. In the next step, the NSST conversion is used to parse images from the previous step in different resolutions and directions, and then the improved SCM neural network is used as the fusion rule. The results are evaluated using fusion effectiveness criteria of QAB/F and MI . Simulation results show that the proposed method improves the previous results, which were combined using the NSST analysis method and the ISCM law, with an average of about 33% for the QAB/F criterion.

Keywords: Passive Millimeter Wave Imaging, Image Fusion, Bidimensional Empirical Mode Decomposition, Shearlet Transform, ISCM Neural Network, Fusion Evaluation Criterion

* Corresponding Author Email: afifi@mut.ac.ir

بهبود کیفیت تصاویر موج میلی متری از طریق ترکیب با تصاویر مرئی

رویا امینی راد^۱، احمد عفیفی^{۲*}، محمد حسین فهیمی فر^۳

۱- کرشناسی ارشد، ۲ و ۳- دانشیار، گروه الکترونیک، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران، ایران

(دریافت: ۱۴۰۰/۰۲/۱۹، پذیرش: ۱۴۰۰/۰۷/۱۱)

چکیده

یکی از کاربردهای تصویربرداری موج میلی متری غیر فعال PMMW برای نشان دادن اشیاء پنهان در زیر لباس انسان است. نمایش اشیاء پنهان شده به لحاظ امنیتی در مکان‌هایی مانند فرودگاه‌ها از اهمیت فوق العاده‌ای برخوردار است. بطور کلی تصاویر موج میلی متری کیفیت پایینی دارند و از اینرو استفاده از تکنیک‌های پردازش تصویر برای افزایش کیفیت این تصاویر استفاده می‌شود. در این مقاله با استفاده از رویکرد همجوشی تصاویر PMMW و مرئی روشی برای دستیابی به تصویری که در آن شیء پنهان از تصویر PMMW استخراج و همچنین جزئیات تصویر مرئی در آن حفظ شود ارائه می‌دهد. در روش پیشنهادی، ابتدا تصاویر با استفاده از تبدیل BEMD به زیر تصاویر فرکانس بالا و فرکانس پایین تجزیه شده‌اند. در مرحله بعد، از تبدیل NSST برای تجزیه تصاویر حاصل از مرحله قبل در تفکیک پذیری‌ها و جهت‌های مختلف استفاده شده و در ادامه از شبکه عصبی SCM بهبود یافته به عنوان قانون همجوشی بهره گرفته شده است. نتایج به دست آمده با استفاده از معیارهای اثربخشی همجوشی $Q_{AB/F}$ و MI ارزیابی شده‌اند و روش پیشنهادی توانسته است کیفیت تصاویر ترکیبی و نمایش اشیاء پنهان، که با استفاده از روش تجزیه NSST و قانون ISCM ترکیب شده بودند، را بهبود داده و معیار $Q_{AB/F}$ را به طور میانگین تا ۳۳ درصد ارتقا دهد.

کلیدواژه‌ها: دوربین موج میلی متری پسیو، همجوشی تصاویر، تجزیه حالت تجربی دوبعدی، تبدیل شیپرت، شبکه عصبی ISCM، معیار ارزیابی همجوشی.

۱- مقدمه

سامانه‌ها، به دلیل محدودیت آنتن گیرنده آن (که مانند یک فیلتر پایین گذر عمل می‌کند) در مقایسه با تصاویر مرئی خیلی پایینی بوده و برای بهبود کیفیت این تصاویر از روش‌های فراتفکیک پذیری یا سوپرزولوشن^۳ و ادغام^۴ تصاویر با منابع مختلف استفاده می‌شود. در سوپرزولوشن تصویر سعی می‌شود از تخمینی از تابع گسترش نقطه‌ای^۵ که عامل مات شدگی تصویر است برای بازیابی معکوس تصویر اصلی و بهبود کیفیت استفاده شود [۲]. بیشتر الگوریتم‌های ارائه شده برای این منظور، از روش‌های تکرار شونده و بکارگیری چندین تصویر از یک صحنه با ویژگی‌های مختلف استفاده می‌کنند. در این روش‌ها تصاویر حاصل از منابع مختلف با یکدیگر ترکیب شده تا تصویر ترکیبی حاوی اطلاعات مورد نیاز از همه تصاویر ورودی به دست آید. برای اکثر کاربردها از جمله تشخیص اشیاء پنهان، ضروری است تا تصویری تولید شود که اشیاء کشف شده در آن متمایز باشند تا هرگونه تشخیص کاربر به دور از خطا باشد.

یکی از کاربردهای سامانه‌های موج میلی متری، آشکارسازی اشیاء پنهان در زیر لباس می‌باشد. تشخیص سلاح‌های پنهان شده برای کاربردهای امنیتی و مقابله با حملات تروریستی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. در مکان‌هایی مانند فرودگاه‌ها، اجتماعات مردمی و مراکز حساس که تردد افراد وجود دارد، کنترل و بازرسی افراد هنگام ورود و خروج کار دشواری است. در سال‌های اخیر روش‌های گوناگونی به منظور نمایش اشیاء پنهان شده (به‌عنوان مثال زیر لباس فرد) ارائه شده است. این روش‌ها بیشتر بر اساس امواج میلی متری^۱ یا امواج فرسرخ^۲ کار می‌کنند. امواج و طول موج خاص ساطع شده توسط بدن فرد و تفاوت آن در نواحی از بدن که اشیاء خاص مانند اسلحه یا بمب وجود دارد، برای آشکارسازی این اشیاء به کار می‌روند [۱]. کیفیت تصاویر به دست آمده از این

*رایانامه نویسنده مسئول: afifi@mut.ac.ir

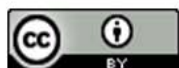
¹ MMW: Millimeter Wave

² IR; Infra Red

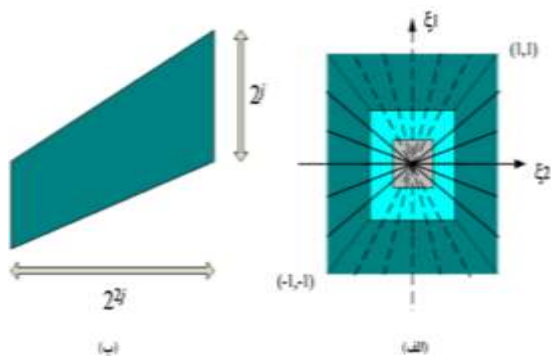
³ Super Resolution

⁴ Fusion

⁵ PSF: Point Spread Function



بنابراین عملکرد بهتری از لحاظ ویژگی‌های نامتغیر بودن با انتقال، چندمقیاسی و چندجهتی دارد. فرآیند گسسته سازی^۶ NSST از دو فاز، شامل عامل‌بندی^۷ چندمقیاسی و عامل‌بندی چندجهتی تشکیل شده است. از NSLP برای عامل‌بندی کامل چند مقیاسی استفاده می‌شود. فاز نخست، ویژگی چند مقیاسی بودن را با به کارگیری بانک فیلتر بدون نمونه‌کاهی دو کاناله تضمین می‌کند و یک تصویر فرکانس پایین و یک تصویر فرکانس بالا در هر سطح از تجزیه NSLP تولید می‌شود. تجزیه‌های NSLP بعدی، برای تجزیه جزء فرکانس پایین موجود به صورت متوالی و به منظور دستیابی به نقاط تکین^۸ درون تصویر انجام می‌شوند. عامل‌بندی چند جهتی در NSST به وسیله SF ارتقا یافته، اجرا می‌شود. این فیلترها با جلوگیری از نمونه‌کاهی برای برآورده کردن ویژگی نامتغیر بودن با انتقال، تشکیل می‌شوند. SF، اجازه تجزیه جهتی با l مرحله را در تصاویر فرکانس بالا در هر سطح از NSLP می‌دهد و 2^l زیرتصویر^۹ جهتی با اندازه‌های برابر با تصویر اولیه تولید می‌کند [۵].



شکل (۱): ساختار تقسیم بسامدی شیپرلت. الف) صفحه تقسیم فرکانسی R^2 القا شده توسط شیپرلت. ب) اندازه پشتیبانی بسامدی یک $\psi_{j,l,k}$ شیپرلت [۵]

۳-۲- تجزیه حالت تجربی دوبعدی (BEMD)

BEMD به طور اساسی به EMD یک بعدی شباهت دارد، اما تشخیص نقاط اکسترمم و درج سطوح پیچیده‌تر است. اجزای BIMF^{۱۱} با یک فرآیند غربالگری در پنجره‌های همسایگی، برای به دست آوردن نقاط اکسترمم استخراج می‌شوند. برای پیدا کردن اولین IMF، تصویر ورودی $x(m, n) = inp_{lk}(m, n)$ ، به عنوان سیگنال ورودی در نظر گرفته می‌شود که: $k=1, \dots, K$ و $l=1, \dots, L$.

در این مقاله، تمرکز اصلی بر روش همجوشی (ترکیب) تصاویر مرئی و PMMW^۱ با کاربرد کشف اشیای پنهان است. هدف، یافتن یک روش همجوشی برای آشکارسازی اشیای پنهان شده با حفظ جزئیات تصویر مرئی است. این روش علاوه بر کیفیت خوب تصویر ترکیبی، باید تا حد امکان دارای بار محاسباتی سبک باشد.

۲- روش ترکیبی (همجوشی)^۲

همجوشی تصویر به معنای تولید یک تصویر جدید از تصاویر دریافتی از حسگرهای مختلف بر روی یک شیء یا صحنه‌ای با قوانین معلوم است. در مقایسه با تصاویر اولیه، تصویر جدید جامع‌تر، دقیق‌تر و پایدارتر بوده و اطلاعات تکمیلی و افزوده‌ای از تصاویر اولیه در بر دارد [۳]. در این‌گونه روش‌ها یک یا چند تصویر از حسگرهای مختلف و از صحنه‌ای یکسان دریافت می‌شود. تصاویر به وسیله الگوریتم‌هایی با یکدیگر ترکیب شده و تصویر با تفکیک‌پذیری کم ابتدایی، به تصویری با تفکیک‌پذیری قابل قبول تبدیل می‌شود [۴].

۳- حوزه‌های کار برای همجوشی تصاویر

برای همجوشی تصاویر می‌توان آن‌ها را فقط در حوزه‌ای با یک تفکیک‌پذیری (معمولاً استفاده از حوزه فضایی) و توسط الگوریتم‌های مختلف با یکدیگر ترکیب کرد. هرچند این کار از نظر هزینه محاسباتی به صرفه است، اما در عمل نتیجه مطلوبی به دست نمی‌دهد؛ زیرا بسیاری از جزئیات تصویر، خود را در یک تفکیک‌پذیری نشان نداده و باید حوزه‌های با چند تفکیک‌پذیری را به دنبال آن‌ها جست‌وجو نمود. به همین منظور از برخی تبدیلات برای دستیابی به این مهم استفاده می‌شود.

۳-۱- حوزه تبدیل شیپرلت بدون نمونه‌کاهی (NSST)

NSST تبدیل لاپلاسین هرمی بدون نمونه‌کاهی^۴ (NSLP) را با چندین ترکیب مختلف از فیلترهای برش^۵ (SF) ترکیب می‌کند. معمولاً به این امر اذعان می‌شود که NSST، نسخه نامتغیر با انتقال از ST است. به منظور حذف فرآیندهای نمونه‌افزایی و نمونه‌کاهی، از NSST از فیلترهای NSLP به عنوان جایگزینی برای فیلترهای لاپلاسین هرمی استفاده شده در سازوکار ST، بهره می‌برد؛

⁶ Discretization

⁷ Factorization

⁸ Singularities

⁹ Sub-image

¹⁰ Bidimensional Empirical Mode Decomposition

¹¹ Bidimensional Intrinsic Mode Function

¹ PMMW: Passive MilliMeter Wave

² Fusion Method

³ Non-Subsampled Shearlet Transform

⁴ Non-Subsampled Laplacian Pyramid

⁵ Shearing Filters

زمانی که هیچ IMF ای نتواند استخراج شود، باقی‌مانده یک تابع یکنواخت^۳ می‌شود. با جمع‌آوری فرآیند غربالگری که در مراحل قبلی نشان داده شده است، تصویر تجزیه شده به صورت n IMF و یک باقی‌مانده به دست می‌آید [۷]:

$$x(m, n) = \sum_{j=1}^N imf_j(m, n) + r_N(m, n) \quad (7)$$

باقی‌مانده می‌تواند یک مقدار ثابت باشد، یا یک روند متوسط داشته باشد.

۴- قانون همجوشی ISCM

از مهم‌ترین بخش‌های یک الگوریتم همجوشی چگونگی ترکیب پیکسل‌ها و یا ضرایب زیر باندهای تصاویر اولیه است. این بخش که به قانون همجوشی موسوم است، نقشی اساسی در کیفیت تصویر نهایی دارد. استفاده از شبکه‌های عصبی برای ترکیب تصاویر در پردازش تصویر کاربردهای زیادی دارد. یکی از این قوانین شبکه عصبی SCM ارتقا یافته^۴ (ISCM) است که مزیت‌های ICM و PCNN را ترکیب می‌کند. این قانون برای تعیین تعداد تکرارها از مفهومی به نام ماتریس زمانی^۵ بهره می‌گیرد. شیوه کار ماتریس زمانی به این صورت است که:

اگر یک نورون هیچ‌گاه آتش نکند، مقدار متناظر آن در ماتریس T برابر با ۰ خواهد بود. زمانی که یک نورون برای اولین بار آتش می‌کند، شماره تکراری که اولین آتش در آن انجام شده، (n) ، به‌عنوان مقدار T برگزیده می‌شود. با آتش‌های بعدی همان نورون، دیگر مقدار T آن تغییری نخواهد کرد.

در همجوشی با این روش هر شدت روشنایی یا ضریب که دارای مقدار کمتری در ماتریس زمانی باشد، به‌عنوان روشنایی یا ضریب تصویر ترکیبی انتخاب می‌شود. در این روش مقادیر کمتر در ماتریس زمانی، بیانگر این است که نورون مربوطه زودتر آتش کرده و در نتیجه دارای اطلاعات بیشتری است [۸].

۵- روش پیشنهادی

مراحل روش پیشنهادی، به اجمال در روند نمای شکل (۲) آمده است.

در فرآیند غربالگری m و n نشان‌دهنده دو بعد فضایی تصویر است. فرآیند غربالگری شامل مراحل زیر است:

(۱) شناسایی نقاط اکسترمم (حداکثر و حداقل) تصویر با استفاده از بازسازی مورفولوژیکی و بر اساس نزدیکترین ۸ همسایگی متصل.

(۲) تولید پوشش دوبعدی با اتصال نقاط حداکثر (و حداقل به ترتیب) با یک تابع نوار باریک^۱ دوبعدی [۶]. پوشش‌های بالایی از حداکثر و حداقل‌های محلی به ترتیب $e_{max}(m, n)$ و $e_{min}(m, n)$ نام‌گذاری شده‌اند.

(۳) محاسبه میانگین محلی دو پوشش $(em_{l,k})$: [۷]

$$em_{l,k}(m, n) = \frac{e_{max}(m, n) + e_{min}(m, n)}{2} \quad (1)$$

(۴) کم کردن میانگین از تصویر اصلی (زیرا میانگین محلی IMF صفر است):

$$h_{l,k}(m, n) = inpl_{l,k}(m, n) - em_{l,k}(m, n) \quad (2)$$

این فرآیند اولین تکرار پروسه غربالگری را تشکیل می‌دهد. گام بعدی این است که بررسی شود که آیا سیگنال $h_{l,k}(m, n)$ پس از مرحله قبل، IMF ای دریافت کرده است یا نه؟ زمانی که میانگین سیگنال پوششی به اندازه کافی به صفر نزدیک شود، فرآیند متوقف می‌شود:

$$|em_{l,k}(m, n)| < \varepsilon \quad (3)$$

(۵) اگر معادله (۳) برآورده نشده باشد، سپس این روند از مرحله ۱، با استفاده از IMF حاصل شده از مرحله ۴ به‌عنوان سیگنال ورودی تکرار می‌شود:

$$inpl_{l,(k+1)}(m, n) = h_{l,k}(m, n) \quad (4)$$

هنگامی که معیار توقف^۲ ملاقات شود سپس $k = K$ تنظیم می‌شود و آخرین نتیجه از مرحله ۴ به‌عنوان IMF تعریف می‌شود:

$$c_l(m, n) = h_{l,k}(m, n) \quad (5)$$

پس از آنکه IMF $(c_l(m, n))$ مشخص شد، باقی‌مانده $(r_l(m, n))$ به‌صورت حاصل تفریق این IMF از تصویر اصلی به‌دست می‌آید:

$$r_l(m, n) = inpl_{l,1}(m, n) - c_l(m, n) \quad (6)$$

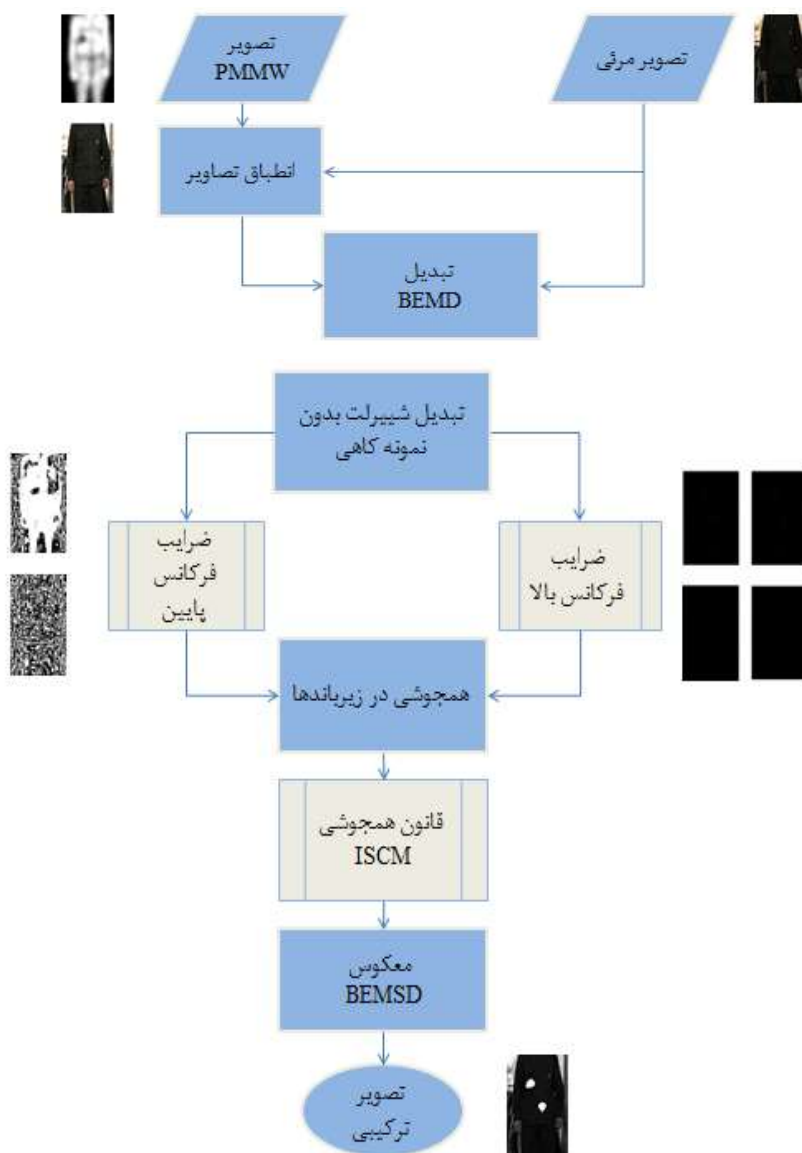
³ Monotonic

⁴ Improved Spiking Cortical Model

⁵ Time matrix

¹ Spline

² Stop criterion



شکل ۲. روندنمای روش ارائه شده

(۲) تعداد مراحل تجزیه (decomp(i)): این متغیر یک بردار است که نشان می‌دهد که در i امین سطح تجزیه، $2^{decomp(i)}$ جهت وجود خواهد داشت. اندازه این بردار به اضافه یک، برابر با تعداد کل تجزیه‌ها خواهد بود. برای مثال اگر $decomp = [4, 2, 1]$ باشد، به این معناست که در مرحله اول تجزیه ۲ زیرتصویر، در مرحله دوم، ۴ زیرتصویر و در مرحله سوم، ۱۶ زیرتصویر جهتی وجود دارند. همچنین تعداد کل زیرتصاویر برابر با ۲۳ تصویر خواهد بود.

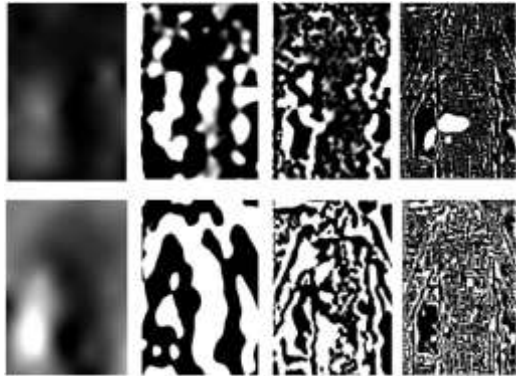
(۳) اندازه پشتیبانی فیلترها (dsz(i)): این متغیر نیز یک بردار است که نشان‌دهنده اندازه ماتریس پشتیبانی فیلترهای برش است. اندازه این بردار با اندازه بردار decomp یکسان است. در اینجا این متغیر برابر با $dsz=4$ است. یعنی ماتریس پشتیبانی یک ماتریس 4×4 است.

ابتدا تصاویر دریافت شده و پیش‌پردازش بر روی آن‌ها انجام می‌شود. پیش‌پردازش شامل تبدیل تصاویر رنگی به خاکستری و نیز بهنجار کردن سطوح خاکستری بین ۰ و ۱ است تا برای مراحل بعد تصاویر دارای یک جنس باشند.

ابتدا باید متغیرهای تبدیل NSST مشخص شوند. NSST دارای سه متغیر به شرح زیر است:

(۱) فیلتر لاپلاسین هرمی (lpfilt): این متغیر، فیلتری است که از آن برای تجزیه لاپلاسین هرمی بهره گرفته می‌شود که می‌تواند فیلتر "۷-۹" یا "maxflat" باشد. در این مقاله از حالت پیش‌فرض یعنی "۷-۹" استفاده شده است.

نامتغیر بودن با انتقال، استخراج خوب جزئیات در تفکیک‌پذیری‌های مختلف و نیز بار محاسباتی کم دلیل این انتخاب بوده‌اند.



شکل ۳. زیر تصاویر خروجی از BEMD. الف) زیر تصاویر فرکانس بالا (به ترتیب از راست به چپ: IMF1, IMF2 و IMF3). ب) زیر تصاویر فرکانس پایین (باقی‌مانده)

بافت، لبه‌ها و سایر جزئیات تصاویر در زیر باندهای فرکانس بالا ذخیره می‌شوند که توسط تغییرات شدت بین پیکسل‌های مجاور نشان داده می‌شود. اطلاعات فرکانس پایین نیز شامل کانتور و انرژی اصلی تصاویر است. در مرحله بعد، تصاویر فرکانس پایین و بالای به دست آمده از اعمال تبدیل BEMSD، با استفاده از قانون همجوشی ISCM ادغام شده و ضرایب NSST تصویر نهایی به دست آمده‌اند. در شبکه عصبی ISCM که خود نوعی شبکه PCNN بهبود یافته است، انتخاب میان هر جفت پیکسل بر اساس اینکه کدام پیکسل دارای اطلاعات بیشتری است، صورت می‌پذیرد. در پایان برای تبدیل ضرایب تصویر نهایی به تصویر نهایی در حوزه فضایی، تبدیل معکوس BEMSD اعمال شده است. تصویر ترکیبی به دست آمده از مرحله قبل دارای پیکسل‌های با مقادیر مختلف عددی (گاهی کوچک‌تر از صفر و بزرگ‌تر از یک) است؛ بنابراین مقادیر آن‌ها استاندارد شده و مقدار سطوح خاکستری آن بین ۰ تا ۲۵۵ قرار گرفته‌است.

۶- نتایج

در این بخش نتایج اجرای روش پیشنهادی ارائه شده‌اند. با توجه به محدودیت دسترسی به تصاویر PMMW، از دو جفت تصویر مرجع مورد استفاده در مقالات خارجی، موسوم به تصاویر gun [۹] و تصویر un_camp [۹] و نیز از سه جفت تصویر موجود در بانک تصاویر موج میلی‌متری استفاده شده است [۱۰، ۱۱]. این تصاویر در شکل (۴) آمده‌اند.

دلیل استفاده از کمترین مقادیر برای متغیرهای decomp و dsiz این است که اولاً در این حالت کمترین بار محاسباتی متصور است و ثانیاً بر اساس آزمایش انجام شده بر روی تصاویر مختلف با تعداد مراحل تجزیه NSST متفاوت، برای قانون‌های همجوشی مبتنی بر شبکه عصبی PCNN، با افزایش تعداد تجزیه‌ها، علی‌رغم زیاد شدن بار محاسباتی الگوریتم، معیارهای کمی ارزیابی همجوشی از جمله معیار $Q_{AB/F}$ مقادیر کمتری به دست می‌دهند.

در این بخش نیز متغیر لازم برای شبکه عصبی ISCM تعیین می‌شود:

اندازه همسایگی نوروها (link_arrange): این متغیر یک عدد است که اندازه همسایگی هر نرون را به صورت یک ماتریس مربعی مشخص می‌کند. اندازه این همسایگی معمولاً یک ماتریس 3×3 است. در گام بعد، تصویر موج میلی‌متری بر روی تصویر مرئی ثبت شده است. این کار باعث می‌شود تا هر دو تصویر از نظر اندازه، چرخش و یا جابه‌جایی بر هم منطبق شوند. همچنین در این مرحله پس‌زمینه تصاویر PMMW حذف می‌شود. زیرا بیشتر لبه‌های مورد نظر در این نواحی در تصویر مرئی قرار دارند.

در این مرحله، تصویر حاصل شده از مرحله قبل و نیز تصویر مرئی هر کدام به صورت جداگانه توسط تبدیل BEMD به یک IMF و یک باقی‌مانده^۲ تجزیه می‌شوند. وقتی باقی‌مانده شرایط توقف BEMD را فراهم نمی‌کند، دوباره تجزیه می‌شود تا IMF و IMF باقی‌مانده مرحله بعد را به دست آورد تا زمانی که باقی‌مانده شرایط توقف را فراهم کند. سطوح مختلف IMF نشان‌دهنده اطلاعات فرکانس بالا و اطلاعات باند پهن تصاویر منبع است که شامل انواع مختلفی از ویژگی‌ها مانند بافت دقیق و لبه‌های تصویر است. باقی‌مانده اطلاعات فرکانس پایین تصاویر منبع را نشان می‌دهد که شامل کانتور و انرژی اصلی تصویر است که در شکل (۳) نشان داده شده است. اگر تعداد سطوح تجزیه k باشد، پس از اعمال تبدیل BEMD، $k+1$ تصویر زیرباند به دست می‌آید. در این مقاله تعداد سطوح تجزیه BEMD، $k=3$ در نظر گرفته شده است و به تعداد IMF، ۴ و یک باقی‌مانده به دست آمده است.

در این مرحله، برای انجام همجوشی با چند تفکیک‌پذیری، IMF1 حاصل از تجزیه هر دو تصویر با استفاده از تبدیل NSST تجزیه می‌شوند. برتری‌های این تبدیل بر دیگر تبدیلات از جمله

¹ Image registration

² Residue



شکل ۴. تصاویر اولیه موج میلیمتری ورودی [۹-۱۱]

که در آن، $p(x, y)$ بیانگر تابع توزیع احتمال مشترک X و Y و $p(x)$ و $p(y)$ مبین تابع توزیع احتمال مرزی X و Y هستند در واقع MI فاصله میان توزیع مشترک X و Y را مقداردهی می‌کند. هنگامی که دو متغیر X و Y مستقل باشند، $p(x, y)$ برابر $p(x)p(y)$ است. اطلاعات مشترک دو تصویر A و B با تصویر ترکیبی نهایی F برابر مجموع اطلاعات مشترک هر کدام از تصاویر A و B با تصویر F است [۱۸].

$$M_F^{AB} = I_{AF} + I_{BF} \quad (10)$$

۳-۱-۶- معیار IFPM

این معیار در واقع همان معیار MI است که به روشی بهنجار شده است. در واقع IFPM، ضمانت می‌کند که اطلاعات دارای همپوشانی میان تصاویر اولیه، فقط یک بار در نظر گرفته می‌شوند. IFPM به صورت زیر تعریف می‌شود [۱۸]:

$$IFPM = \frac{CI}{H(X_1, X_2, \dots, X_n)} \quad (11)$$

CI نشان‌دهنده کل اطلاعات مشترک است که از تصاویر اولیه X_i به تصویر ترکیبی Y منتقل شده است. $H(X_1, X_2, \dots, X_n)$ نیز آنتروپی مشترک است که نشان‌دهنده کل مقدار اطلاعاتی است که در تصاویر اولیه موجود است. IFPM مقادیری در بازه [۰-۱] اختیار می‌کند که صفر مربوط به عدم اشتراک اطلاعات بین تصاویر ورودی و تصویر ترکیبی است و یک، نشان‌دهنده یک فرآیند ترکیب مؤثر است که همه اطلاعات تصویر ورودی به تصویر ترکیبی انتقال یافته‌اند (حالت ایده آل) [۱۸].

۴-۱-۶- معیار $\bar{Q}_{AB/F}$

این معیار همانند معیار $Q_{AB/F}$ است، با این تفاوت که از یک تصویر مطلوب برای ارزیابی انتقال لبه استفاده می‌کند. در ابتدا باید تصویری که نام آن تصویر مطلوب \hat{B} است

برای ارزیابی میزان اثربخشی روش پیشنهادی، روش‌های دیگر نیز بر روی تصاویر مرجع پیاده‌سازی شده و نتایج با هم مقایسه شده‌اند. روش‌های میانگین‌گیری، DWT [۱۲]، NSCT-NSST-ISCN [۱۴]، SF-PCNN [۱۳]، DT-CWT، NSST-ISCN [۱۰]، modified-NSST-ISCN [۱۵] و SF-PCNN [۱۵] برای مقایسه انتخاب شده‌اند. برای سهولت، این روش‌ها به ترتیب $M1$ ، $M2$ ، $M3$ ، $M4$ ، $M5$ ، $M6$ ، $M7$ نامگذاری شده‌اند.

۱-۶- معیارهای ارزیابی

معیارهای مختلفی برای ارزیابی میزان اثربخشی روش‌های همجوشی وجود دارند که از میان آن‌ها معیارهای $Q_{AB/F}$ ، MI و IFPM این ارزیابی را بهتر انجام می‌دهند.

۱-۱-۶- معیار $Q_{AB/F}$

معیار $Q_{AB/F}$ ، میزان لبه‌های انتقال یافته از تصاویر اولیه به تصویر نهایی را به عنوان معیار ارزیابی در نظر می‌گیرد. این معیار به صورت رابطه زیر تعریف می‌شود [۱۶]:

$$Q_p^{AB/F} = \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M Q^{AF}(n, m) \cdot g_A(n, m) + Q^{BF}(n, m) \cdot g_B(n, m)}{g_A + g_B} \quad (8)$$

هر اندازه این معیار به یک نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده همجوشی بهتری است؛ بدین معنا که اطلاعات لبه بیشتری از تصاویر اولیه به تصویر ترکیبی انتقال یافته‌اند [۱۶، ۱۷].

۲-۱-۶- معیار MI

این معیار که بر پایه نظریه اطلاعات بنا شده است میزان اطلاعات منتقل شده از تصاویر اولیه به تصویر نهایی را محاسبه می‌نماید. اطلاعات مشترک بین دو متغیر تصادفی X و Y ، توسط اطلاعات متقابل^۱ بیان می‌شود که تعریف آن به صورت زیر است [۱۸]:

$$I(X; Y) = \sum_x \sum_y p(x, y) \log \frac{p(x, y)}{p(x)p(y)} \quad (9)$$

^۲ Desired Image

^۱ Mutual Information

گذاشته شده، به دست آید. تصویر مطلوب، همان تصویر مرئی است با این تفاوت که اشیاء به روشی از تصویر PMMW استخراج شده و بر روی تصویر مرئی قرار داده شده‌اند. حال با داشتن تصویر اولیه A ، تصویر مطلوب \hat{B} و نیز تصویر ترکیبی F تحت الگوریتم همجوشی P ، این معیار به دست می‌آید. کمیت خروجی عددی بین ۰ و ۱ بوده و با معیار ذهنی (دیداری) نیز هم‌خوانی دارد [۱۰، ۱۱].

۷- نتیجه‌گیری

امواج میلی‌متری قادر به آشکارسازی اشیاء فلزی پنهان شده در زیر لباس هستند. تصاویر میلی‌متری از تفکیک‌پذیری پایینی برخوردارند، از این رو برای چشم انسان قابل درک نیستند. برای افزایش اطلاعات بصری این تصاویر، از روش همجوشی با تصاویر مرئی استفاده می‌گردد. در این مقاله برای ترکیب تصاویر ابتدا آنها را با روش BEMSD تجزیه کردیم زیرا بر اساس معرفی چارچوب BEMD در بخش‌های قبل، BEMD در تجزیه چندسطحی انطباق منحصربه‌فردی دارد و اطلاعات فرکانس بالا و فرکانس پایین را بر اساس خصوصیات تصویر از طریق فرآیند تجزیه به دست می‌آورد. با این حال، BEMD تجزیه و تحلیل مسیریابی ندارد. NSST در انتخاب جهت بسیار کارآمد است، اما به یک بانک فیلتر از پیش طراحی شده نیاز دارد که به معنی ضعف سازگاری است. بنابراین، این مطالعه تجزیه چندسطحی را با جایگزینی BEMD به جای هرم non-sampled انجام می‌دهد و سپس IMFها را با استفاده از فیلترهای چندجهته در تبدیل شیپرت تجزیه می‌کند. در مرحله بعد، از شبکه عصبی ISCM به‌عنوان قانون همجوشی استفاده شد. با ترکیب ضرایب و سپس اعمال تبدیل معکوس BEMSD، تصویر ترکیبی به دست آمد.

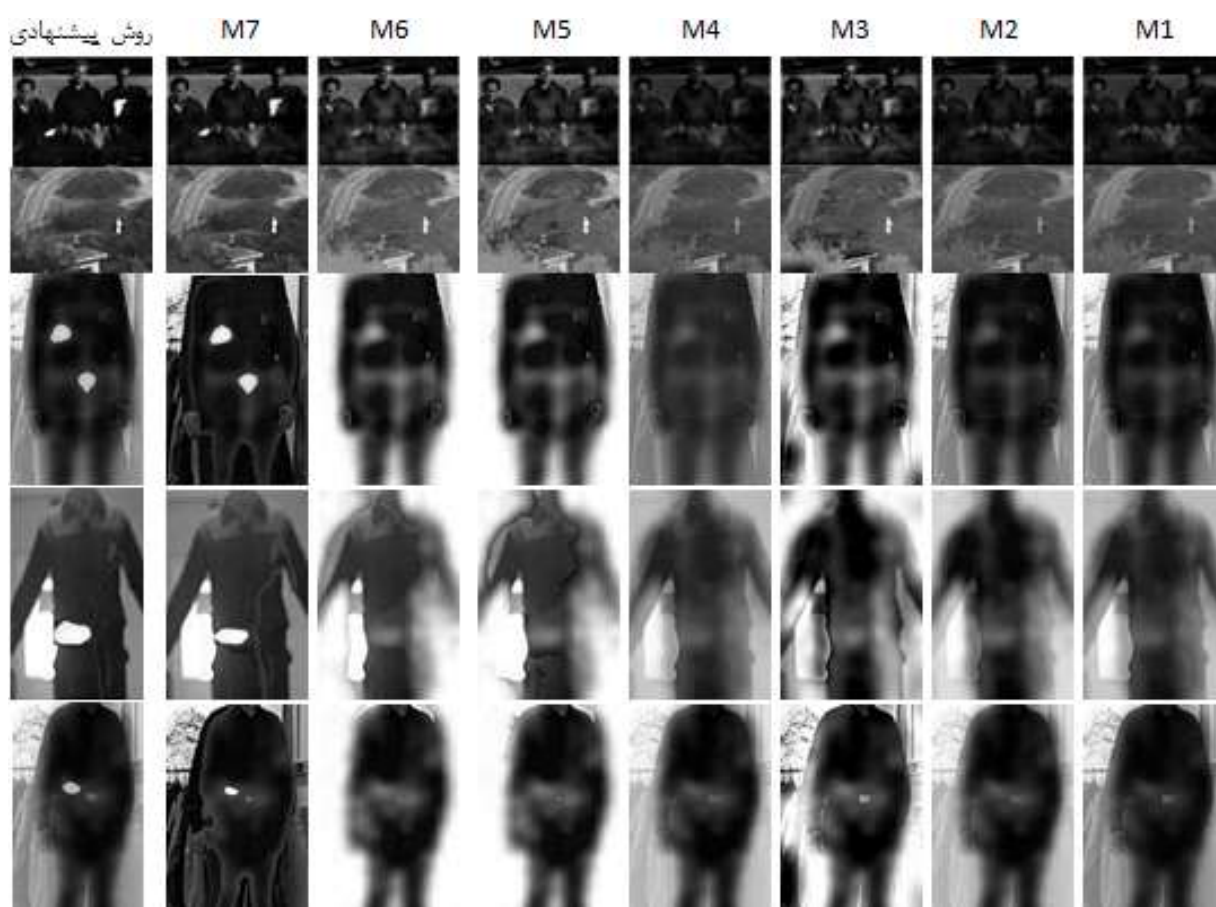
تصاویر ترکیبی به دست آمده با معیارهای موجود نظیر $Q_{AB/F}$ ، MI، IFPM و همچنین $\hat{Q}_{AB/F}$ ارزیابی شدند تا میزان اثربخشی روش پیشنهادی مشخص گردد.

نتایج حاصل از اعمال روش پیشنهادی روی تصاویر مختلف در شکل (۵) آمده است.

مقایسه پیچیدگی زمانی روش مذکور با سایر روش‌ها در جدول (۱) آمده است. که در آن، مدت زمان اجرای الگوریتم‌های مختلف در یک سخت افزار کامپیوتری

یکسان ارائه شده است. همانطور که مشاهده می‌شود الگوریتم پیشنهادی نسبت به اکثر الگوریتم‌های دیگر در زمان کمتری اجرا شده است. مقایسه بر روی کیفیت روش‌های مختلف در جدول (۲) آمده است. در این جدول نتایج اعمال روش‌های M1 تا M7 و همچنین روش پیشنهادی بر روی تصاویر مختلف آمده است و نتایج با ۴ معیار $Q_{AB/F}$ ، MI، IFPM و $\hat{Q}_{AB/F}$ سنجیده شده است. در بررسی نتیجه برای معیار $Q_{AB/F}$ ، نتیجه مقادیر برای روش ما در تصاویر مختلف، تا حد زیادی قابل قبول هستند. اما در برخی تصاویر دیده می‌شود که مقادیر به دست آمده برای روش پیشنهادی کمتر از روش‌های دیگر است اما اگر به تصاویر ترکیبی دقت شود، دیده می‌شود که به ازای بهتر بودن معیار کمی، تصویر دیداری کیفیت کمتری دارد و علت این است که برخی جزئیات (لبه‌ها) غیرضروری از تصویر PMMW به تصویر ترکیبی راه یافته و از وضوح کل تصویر کاسته است. اساس معیار $Q_{AB/F}$ ، بر انتقال لبه‌هاست. این به آن معناست که هر مقدار لبه از تصاویر اولیه به تصویر ترکیبی راه یابد، مقدار عددی معیار بزرگ‌تر خواهد بود؛ در حالی که برخی لبه‌ها زائد بوده و نباید به تصویر ترکیبی منتقل شوند. در بررسی نتیجه معیارهای MI و IFPM نیز تقریباً نتیجه بالا صادق است. باز هم دلیل این است که این معیارها بر اساس انتقال هر چه بیشتر اطلاعات از تصاویر اولیه به تصویر ترکیبی است؛ اما در کاربرد موردنظر ما، از تصویر PMMW، فقط اشیای درون آن باید انتقال یابند و مقدار زیادی از اطلاعات این تصویر، برای ما اطلاعات زائد بوده و باید حذف شوند. این عمل باعث کاهش مقدار معیارهای MI و IFPM برای این کاربرد می‌گردد که با معیار دیداری تصویر موردقبول ما در تضاد است. بررسی نتایج معیار $\hat{Q}_{AB/F}$ که برای رفع کاستی‌های معیارهای موجود، ارائه شده است، نشان می‌دهد که روش پیشنهادی در مقایسه با دیگر روش‌ها، عملکردی بسیار بهتر دارد. در همه تصاویر بررسی شده، مقدار این معیار برای روش پیشنهادی از مقدارش برای روش‌های دیگر بیشتر بوده است. به عنوان مثال مقدار این معیار برای تصویر un-camp در روش M7، ۰/۷۷۳۳ بوده است که در روش ما به مقدار ۰/۹۵۶۴ رسیده است. بنابراین همانگونه که در شکل (۵) و جدول (۲) مشاهده می‌شود، روش مذکور در مقایسه با روش‌های قبلی معیارهای کمی بهتری ارائه می‌دهد، همچنین کیفیت تصویر ترکیبی نهایی نسبت به روش‌های پیشین بهبود یافته است.

موج میلی‌متری قادر به آشکارسازی اشیاء فلزی پنهان شده در زیر لباس هستند. تصاویر میلی‌متری از تفکیک‌پذیری پایینی برخوردارند، از این رو برای چشم انسان قابل درک نیستند. برای افزایش اطلاعات بصری این تصاویر، از روش همجوشی با تصاویر مرئی استفاده می‌گردد. در این مقاله برای ترکیب تصاویر ابتدا آنها را با روش BEMSD تجزیه کردیم زیرا بر اساس معرفی چارچوب BEMD در بخش‌های قبل، BEMD در تجزیه چندسطحی انطباق منحصربه‌فردی دارد و اطلاعات فرکانس بالا و فرکانس پایین را بر اساس خصوصیات تصویر از طریق فرآیند تجزیه به دست می‌آورد. با این حال، BEMD تجزیه و تحلیل مسیریابی ندارد. NSST در انتخاب جهت بسیار کارآمد است، اما به یک بانک فیلتر از پیش طراحی شده نیاز دارد که به معنی ضعف سازگاری است. بنابراین، این مطالعه تجزیه چندسطحی را با جایگزینی BEMD به جای هرم non-sampled انجام می‌دهد و سپس IMFها را با استفاده از فیلترهای چندجهته در تبدیل شیپرت تجزیه می‌کند. در مرحله بعد، از شبکه عصبی ISCM به‌عنوان قانون همجوشی استفاده شد. با ترکیب ضرایب و سپس اعمال تبدیل معکوس BEMSD، تصویر ترکیبی به دست آمد.



شکل ۵. تصاویر نهایی حاصل از اعمال روش‌های پردازشی بر روی تصاویر ورودی (تصاویر الف تا ه شکل ۴)

جدول (۱): نتیجه زمان اجرای روش‌های مختلف بر روی تصاویر Gun, Uncamp, PMMW1, PMMW2, PMMW3 (ثانیه)

روشن‌ی پیشنهادی	M7	M6	M5	M4	M3	M2	M1	تصویر
۱۱/۲۴	۸/۴	۲۳/۶۸	۲۰/۱۲	۱/۶۹	۶۹۱/۳۲	۲/۲۴	۱/۲۲	Gun
۴/۳۵	۴/۸۶	۸/۶۳	۷/۴۲	۳/۳۹	۱۳۲/۳۸	۴/۰۲	۳/۲۱	Uncamp
۵/۶۷	۶/۸	۱۲/۶۹	۱۰/۰۱	۴/۷	۱۸۳/۵۳	۵/۰۵	۴/۴۰	PMMW1
۶/۳۱	۷/۰۲	۱۳/۹۶	۱۲/۶۷	۴/۹۲	۱۸۱/۰۷	۵/۲۶	۴/۵	PMMW2
۵/۸۸	۶/۷۱	۱۴/۲۷	۱۳/۴۴	۴/۸۱	۱۷۸/۶۳	۵/۲۷	۴/۴۶	PMMW3

جدول (۲): نتیجه اجرای روش‌های مختلف بر روی تصاویر Gun, Uncamp, PMMW1, PMMW2, PMMW3 و

معیار	تصویر	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	روش پیشنهادی
$Q_{AB/F}$	Gun	۰/۴۵۴	۰/۵۴۹۴	۰/۶۶۴۱	۰/۵۶۳۱	۰/۷۷۳۴	۰/۷۹۴۳	۰/۶۷۵۳	۰/۶۸۵۴
	Uncamp	۰/۳۵۹۸	۰/۴۱۲۱	۰/۴۴۶۰	۰/۴۱۱۹	۰/۵۰۰۳	۰/۴۸۱۹	۰/۵۲۳۱	۰/۵۹۹۸
	PMMW1	۰/۴۰۲۴	۰/۴۵۰۹	۰/۵۰۳۶	۰/۳۰۴۲	۰/۵۰۵۷	۰/۴۷۳۹	۰/۵۸۵۹	۰/۵۷۴۳
	PMMW2	۰/۴۶۱۱	۰/۴۷۹	۰/۵۰۶۱	۰/۴۴۰۴	۰/۵۶۷۲	۰/۵۶۱	۰/۵۱۰۵	۰/۵۳۴۸
	PMMW3	۰/۴۶۱۱	۰/۵۲۰۴	۰/۵۴۴۲	۰/۴۰۲۱	۰/۴۴۱۹	۰/۴۱۲۳	۰/۶۱۸۷	۰/۶۷۹۷
MI	Gun	۳/۳۶۴۱	۲/۶۵۸۵	۲/۴۱۶۷	۲/۱۰۶۱	۵/۵۱۵	۵/۵۹۶۳	۵/۲۲۰۲	۵/۰۹۰۸
	Uncamp	۱/۶۷۷۷	۱/۵۷	۲/۱۴۳۴	۱/۵۱۹۱	۳/۶۸۱۹	۳/۸۵۵۸	۴/۵۳۶۵	۷/۶۸۸۲
	PMMW1	۴/۷۳۱۹	۴/۳۶۹۳	۳/۷۹۷۷	۳/۹۷۶۹	۶/۴۸۷۴	۶/۱۰۱۳	۵/۱۹۵۱	۵/۳۹۴۵
	PMMW2	۴/۲۶۸۵	۴/۰۶۴۹	۳/۵۱۶۱	۳/۸۹۵۷	۶/۳۵۹۷	۶/۳۲۹۴	۶/۵۹۱۹	۷/۶۹۴۵
	PMMW3	۵/۴۷۱۴	۴/۹۱۷۷	۳/۷۶۵۵	۴/۴۷۲۶	۶/۳۶۳۸	۵/۹۷۲	۵/۸۸۳۹	۹/۱۹۴۸
IFPM	Gun	۰/۵۶۹۶	۰/۳۴۹۶	۰/۲۴۸۳	۰/۲۴۸۸	۰/۵۴۴	۰/۵۴۹۷	۰/۴۹۱	۰/۴۸۶۰
	Uncamp	۰/۴۷۱۲	۰/۲۹۴۷	۰/۲۶۷۸	۰/۲۷۷۶	۰/۳۳۳	۰/۳۳۹۹	۰/۳۴۱	۰/۵۳۶۷
	PMMW1	۰/۵۹۵۲	۰/۴۶۶۷	۰/۳۳۴	۰/۴۰۳۴	۰/۵۰۹۷	۰/۴۷۹۶	۰/۴۲۴۶	۰/۳۸۵۷
	PMMW2	۰/۵۶۴۵	۰/۴۸۴۴	۰/۳۶۴۴	۰/۴۴۸۵	۰/۴۷۲۸	۰/۴۷۳	۰/۴۷۶۸	۰/۵۰۹۹
	PMMW3	۰/۶۲۴۸	۰/۴۸۶۴	۰/۳۳۲	۰/۴۲۱	۰/۴۹۰۱	۰/۴۵۸۴	۰/۴۷۸۳	۰/۵۲۴۷
$\hat{Q}_{AB/F}$	Gun	۰/۴۰۷۴	۰/۴۶۵۴	۰/۴۷۵۳	۰/۳۳۹۳	۰/۶۶۷۴	۰/۶۷۵۴	۰/۷۶۰۶	۰/۹۲۹۷
	Uncamp	۰/۳۴۵	۰/۴۶۵۴	۰/۲۷۸۳	۰/۳۳۹۳	۰/۴۹۱۱	۰/۴۱	۰/۷۷۳۳	۰/۹۵۶۴
	PMMW1	۰/۴۱۴۷	۰/۵۰۷۱	۰/۵۰۱۷	۰/۳۵۶۵	۰/۲۱۹۳	۰/۲۱۵۶	۰/۷۱۲۶	۰/۸۲۰۳
	PMMW2	۰/۴۴۳۴	۰/۴۸۴۸	۰/۴۷۴۳	۰/۴۷۱۴	۰/۳۸۰۱	۰/۴۲۱۴	۰/۸۲۵۱	۰/۹۰۶۹
	PMMW3	۰/۴۸۸۸	۰/۵۹۵۹	۰/۵۹۸۰	۰/۴۷۷	۰/۱۷۲۶	۰/۱۶۳۹	۰/۸۲۷۴	۰/۹۷۱

۸- مراجع

- [10] M.-H. Bisjerdi and M.-R. Mosavi, "An optimal algorithm for fusion of passive millimeter wave and visible images based on non-subsampled shearlet transform and improved spiking cortical model," *Wireless Personal Communications*, vol. 103, no. 3, pp. 2599-2620, 2018.
- [11] M. Mosavi, M.-H. Bisjerdi, and G. Rezaei-Rad, "Optimal target-oriented fusion of passive millimeter wave images with visible images based on contourlet transform," *Wireless Personal Communications*, vol. 95, no. 4, pp. 4643-4666, 2017.
- [12] H. Li, B. Manjunath, and S. K. Mitra, "Multisensor image fusion using the wavelet transform," *Graphical models and image processing*, vol. 57, no. 3, pp. 235-245, 1995.
- [13] Q. Xiao-Bo, Y. Jing-Wen, X. Hong-Zhi, and Z. Zi-Qian, "Image fusion algorithm based on spatial frequency-motivated pulse coupled neural networks in nonsubsampling contourlet transform domain," *Acta Automatica Sinica*, vol. 34, no. 12, pp. 1508-1514, 2008.
- [14] P. R. Hill, C. N. Canagarajah, and D. R. Bull, "Image Fusion Using Complex Wavelets," in *BMVC*, 2002, pp. 1-10: Citeseer.
- [15] W. Kong, L. Zhang, and Y. Lei, "Novel fusion method for visible light and infrared images based on NSST-SF-PCNN," *Infrared Physics & Technology*, vol. 65, pp. 103-112, 2014.
- [16] C. a. Xydeas and V. Petrovic, "Objective image fusion performance measure," *Electronics letters*, vol. 36, no. 4, pp. 308-309, 2000.
- [17] M. Mansoori, M. R. Mosavi, and M.-H. Bisjerdi, "Regularization-based semi-blind image deconvolution using an improved function for PMMW images application," *Journal of Circuits, Systems and Computers*, vol. 27, no. 07, p. 1850107, 2018.
- [18] V. Tsagaris and V. Anastassopoulos, "Global measure for assessing image fusion methods," *Optical Engineering*, vol. 45, no. 2, p. 026201, 2006.
- [1] S. L. Dong, X. G. Chen, W. Y. Yu, and Y. H. Yin, "Indoor Passive Millimeter-Wave Imaging for Concealed Object Detection," in *Advanced Materials Research*, 2013, vol. 760, pp. 1581-1584: Trans Tech Publ.
- [2] S. Mousavi Mirkalaei, M. Mansoori, and M. Bisjerdi, "Retrieve blurry images based on optimal estimation of point distribution function (in Persian)" Department of Electrical Engineering, Iran University of Science and Technology, Narmak, Tehran 13114-16846, Iran, 2019.
- [3] Z. Lin, J. Yan, and Y. Yuan, "Algorithm for image fusion based on orthogonal grouplet transform and pulse-coupled neural network," *Journal of Electronic Imaging*, vol. 22, no. 3, p. 033028, 2013.
- [4] L. Li, J. Yang, and C. Li, "Super-resolution restoration and image reconstruction for passive millimeter wave imaging," in *Image Restoration-Recent Advances and Applications: IntechOpen*, 2012.
- [5] G. Easley, D. Labate, and W.-Q. Lim, "Sparse directional image representations using the discrete shearlet transform," *Applied and Computational Harmonic Analysis*, vol. 25, no. 1, pp. 25-46, 2008.
- [6] A. Linderhed, "Image empirical mode decomposition: A new tool for image processing," *Advances in Adaptive Data Analysis*, vol. 1, no. 02, pp. 265-294, 2009.
- [7] S. Amira-Biad, T. Bouden, M. Nibouche, and E. Elbasi, "A Bi-Dimensional Empirical Mode Decomposition Based Watermarking Scheme," *International Arab Journal of Information Technology (IAJIT)*, vol. 12, no. 1, 2015.
- [8] W. Kong, B. Wang, and Y. Lei, "Technique for infrared and visible image fusion based on non-subsampled shearlet transform and spiking cortical model," *Infrared Physics & Technology*, vol. 71, pp. 87-98, 2015.
- [9] J.-c. Yu, B.-y. Chen, A.-l. Xia, and X.-g. Liu, "A millimeter wave image fusion algorithm design and optimization based on CDF97 wavelet transform," in *International Symposium on Photoelectronic Detection and Imaging 2011: Advances in Infrared Imaging and Applications*, 2011, vol. 8193, p. 81931V: International Society for Optics and Photonics.