

بهبود کیفیت تصاویر مادون قرمز بر اساس فضای مقیاس لاپلاسیان گوسی و انحراف استاندارد محلی تصویر

سعید آقازارتی^{۱*}، حسن طالبی ابتری^۲

۱- کارشناسی ارشد، دانشگاه شهید باهنر کرمان، ایران، saeidziarati22@chmail.ir

۲- کارشناس ارشد، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تحقیقات تهران، ایران، hastalebi@gmail.com

*سعید آقازارتی

۲- انگیزه پژوهش

هرچند که بهبود کیفیت بصری تصاویر امری کیفی و شهودی است، اما در ادبیات فنی موضوع معیارهای کمی نیز علاوه بر کیفیت بصری برای بهبود کیفیت تصاویر پیشنهاد شده است. این معیارها به دو دسته معیارهای مبتنی بر تصویر مرجع و معیارهای مقایسه‌ی کور تقسیم‌بندی می‌شوند [۵]. معیار تشابه ساختاری یا SSIM یکی از مهم‌ترین و کاراترین معیارهای مقایسه‌ی کیفیت بصری مبتنی بر تصویر مرجع است که بین دو پنجره‌ی مربعی x و y با ابعاد یکسان که مربوط به دو تصویر مورد مقایسه و تصویر مرجع هستند، طبق رابطه ۱ محاسبه می‌شود [۶].

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x \mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (1)$$

در رابطه‌ی فوق $\mu_x, \mu_y, \sigma_x^2, \sigma_y^2, \sigma_{xy}$ به ترتیب نشان‌دهنده‌ی میانگین پنجره‌ی x ، میانگین پنجره‌ی y ، واریانس پنجره‌ی x ، واریانس پنجره‌ی y و کوواریانس x و y است. همچنین، c_1 و c_2 ثابت هستند. این معیار دارای سه ترم شدت روشنایی، تباين و ساختار است. رویکرد دیگر استفاده از معیارهای کور برای مقایسه‌ی کیفیت بصری تصاویر است. در این رویکرد هیچ تصویر مرجعی وجود ندارد. یکی از معیارهای کور که بسیار مورد استفاده قرار می‌گیرد، معیار بهبود مبتنی بر مشتق مرتبه دوم یا SDME است که به صورت رابطه ۲ تعریف می‌شود [۷].

$$SDME = -\frac{1}{k_1 k_2} \sum_{m=1}^{k_1} \sum_{n=1}^{k_2} 20 \log \left| \frac{I_{\max}^{m,n} - 2I_{\text{cent}}^{m,n} + I_{\min}^{m,n}}{I_{\max}^{m,n} + 2I_{\text{cent}}^{m,n} + I_{\min}^{m,n}} \right| \quad (2)$$

در رابطه‌ی فوق k_1 و k_2 به ترتیب تعداد بلوک‌های افقی و عمودی در تصویر بوده و پارامترهای $I_{\max}, I_{\text{cent}}$ و I_{\min} به ترتیب مقدار بیشینه، مقدار کمینه و مقدار مرکزی هر بلوک هستند.

الگوریتم‌های زیادی برای بهبود کیفیت تصاویر در ادبیات فنی موضوع ارائه شده است. متعادل‌سازی هیستوگرام و نسخه‌های بهبودیافته‌ی آن از جمله مواردی هستند که به کرات مورد استفاده قرار گرفته‌اند. در این روش‌ها شدت روشنایی‌های مختلف در هیستوگرام تصویر با احتمال نسبتا یکسان پخش می‌شوند. این عمل باعث افزایش محدوده‌ی پویایی هیستوگرام تصویر می‌شود. با این وجود، استفاده از این روش‌ها باعث ترکیب شدت روشنایی‌های کوچک و مشابه شده که به نوبه‌ی خود باعث از دست رفتن اطلاعات بافت‌های ضعیف می‌شود [۸].

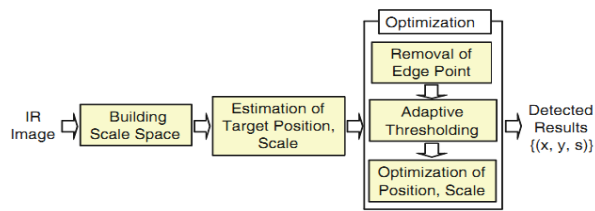
چکیده

تصاویر مادون قرمز کاربردهای فراوانی در بسیاری از صنایع مانند صنایع نظامی، سنجش از راه دور و پزشکی دارند. اما به دلیل مواردی همچون ماتی تصویر و از دست رفتن جزئیات، استفاده از این تصاویر هنگامی که کاربر انسانی با سیستم در تعامل است، چالش‌برانگیز خواهد بود. در این مقاله، روشی جدید برای بهبود کیفیت بصری تصاویر مادون قرمز مبتنی بر فضای مقیاس لاپلاسیان گوسی و انحراف استاندارد محلی ارائه می‌شود. در گام اول، فضای مقیاس گوسی با انجام عمل کانولوشن تصویر ورودی مادون قرمز با کرنل‌های مختلف گوسی حاصل می‌شود. با اعمال ماسک‌های مختلف لاپلاسیان، هر دو دسته جزئیات با تباين مثبت و منفی استخراج شده و به صورت ترکیب وزندار با تصویر اصلی جمع می‌شوند. به دلیل کاهش محدوده‌ی پویایی تصویر در خروجی مرحله‌ی قبل، با استفاده از عملگر انحراف استاندارد محلی، تصویر بهبود یافته از نظر بصری حاصل می‌شود. نتایج کیفی و کمی حاصل از شبیه‌سازی‌ها بیان‌گر کارایی الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم‌های پایه است.

واژه‌های کلیدی: تصویر مادون قرمز، بهبود کیفیت بصری، فضای مقیاس لاپلاسیان گوسی.

۱- مقدمه

تصاویر مادون قرمز به‌صورت گسترده‌ای در صنایع نظامی، کاربردهای سنجش از راه دور و پزشکی مورد استفاده قرار می‌گیرند [۱]. با این وجود، این تصاویر از کاستی‌هایی نظیر تباين کم و محو شدن جزئیات بافت تصاویر رنج می‌برند که به دلیل قسمت اپتیک غیرایده‌آل و پاسخ‌های نابرابر آرایه‌های آشکارساز مادون قرمز به تشعشع دریافتی ایجاد می‌شوند [۲]. این موارد مربوط به مراحل ساخت و تولید این آشکارسازها بوده و به صورت کلی اجتناب‌ناپذیر هستند. با این تفاسیر، بسیاری از جزئیات تصاویر مادون قرمز در نواحی تاریک مخفی می‌مانند و قسمت‌هایی که دارای جزئیات هستند، صاف و بدون تغییر دیده می‌شوند [۳]. این عوامل باعث ایجاد تاثیر منفی بر روی کاربردهایی است که مستقیماً با کاربر انسانی در تعامل است. به‌منظور داشتن اطلاعات بصری قابل قبول در این کاربردها، لازم است که جزئیات تصاویر مادون قرمز بهبود یافته و کیفیت بصری تصاویر مادون قرمز افزایش یابد [۴].



شکل ۱- الگوریتم آشکارسازی هدف با روش فضای مقیاس

در ابتدا از یک تصویر مادون قرمز، لاپلاسیان فضای مقیاس ساخته می‌شود. فرایند کانولوشن-ماکزیمم که مرحله بعدی پردازش است، می‌تواند نقاط کاندیدای هدف را آشکارسازی کند. در خلال بهینه‌سازی حذف نقاط لبه و آستانه‌گذاری وقتی می‌تواند هشدارهای خطا را کاهش دهد. در نهایت بهینه‌سازی که بر پایه برازش منحنی است، موقعیت و اندازه دقیق هدف را مشخص می‌کند. در این روش برخلاف روش‌های سنتی هیچ‌گونه عملیات خوشه‌بندی انجام نمی‌شود.

پیش از آن که به بیان تئوری فضای مقیاس بپردازیم، ابتدا مدل ریاضی یک هدف دایروی را بیان می‌کنیم. یک هدف نقطه‌ای را می‌توان توسط رابطه ۳ مدل کرد.

$$T(x, y | x_c, y_c, s) = I_p \cdot \exp\left\{-\frac{(x-x_c)^2 + (y-y_c)^2}{2s^2}\right\} \quad (3)$$

در رابطه فوق (x_c, y_c) نشان‌دهنده مرکز هدف، I_p نشان‌دهنده مقدار شدت پیک در (x_c, y_c) و $size=6s$ نشان‌دهنده اندازه (قطر) هدف می‌باشد. فضای مقیاس یک تصویر را به صورت تصاویری با رزولوشن‌های مختلف نمایش می‌دهد. این تصاویر توسط کانولوشن تصویر اصلی با کرنل‌های گوسی به دست می‌آیند.

$$L(x, y, s) = I(x, y) * g(x, y, s) \quad (4)$$

$$g(x, y, s) = \frac{1}{2\pi s} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2s}} \quad (5)$$

فضای مقیاس گوسی به تنهایی کاربردی در تشخیص اهداف ندارد اما فضای مقیاس مشتق دوم یا لاپلاسیان آن در تشخیص اهداف دایره‌ای بسیار خوب عمل می‌کند.

$$LoG(x, y, s) = \frac{1}{\pi s^4} \left[1 - \frac{x^2 + y^2}{2s^2}\right] e^{-\frac{x^2+y^2}{2s^2}} \quad (6)$$

اما از آنجایی که دامنه مشتقات مکانی با مقیاس تغییر می‌کند از لاپلاسیان گوسی نرمالیزه شده نسبت به مقیاس استفاده می‌شود. شکل ۲ مدل پارامتری هدف و لاپلاسیان گوسی آن را نشان می‌دهد.

روش تطبیق هیستوگرام روش دیگری است که می‌تواند نگاشت شدت‌روشنایی‌ها را با استفاده از یک تابع راهنمای از پیش تعیین شده تغییر دهد و باعث شود که هیستوگرام تصویر به شکل دلخواه درآید. اگر تابعی که برای تطبیق و شکل‌دهی به هیستوگرام استفاده می‌شود به درستی انتخاب شود، محدوده‌های مهم شدت روشنایی تصویر را می‌توان برای دستیابی به بهبود کیفیت دلخواه تقویت کرد. مهم‌ترین چالش در این رویکرد نحوه انتخاب تابعی است که قرار است که عمل شکل‌دهی هیستوگرام تصویر را انجام دهد. از طرف دیگر، این تابع ممکن است نتواند برای تمامی تصاویر جواب قابل قبولی ارائه کند [۸].

راه حل دیگر برای این چالش، استفاده از روش‌های تیزکننده‌ی تصویر است. هدف اصلی در این رویکرد تقویت جزئیات و شفاف‌سازی این نواحی است. این روش می‌تواند به خوبی جزئیات نهفته در نواحی روشن را تقویت کند اما در مواجهه با تقویت جزئیات موجود در پس‌زمینه‌ی تاریک موفقیت چندانی حاصل نمی‌شود [۹]. به منظور تقویت جزئیات در پس‌زمینه‌ی تاریک، در این مقاله روشی جدید بر مبنای عملگر چندمقیاسی لاپلاسیان گوسی و واریانس محلی ارائه می‌شود.

ادامه‌ی این مقاله بدین صورت سازماندهی شده است: در بخش بعد به بررسی جزئیات عملگر چندمقیاسی لاپلاسیان گوسی می‌پردازیم. بخش سوم به تشریح مبانی روش پیشنهادی اختصاص داده شده است. به منظور بررسی کارایی روش پیشنهادی نتایج شبیه‌سازی در بخش چهارم ارائه می‌شود و در نهایت این مقاله در بخش پنجم جمع‌بندی می‌شود.

۳- عملگر چندمقیاسی لاپلاسیان گوسی

در حالت کلی، این الگوریتم به منظور یافتن نقاط کلیدی و استخراج ویژگی در تصاویر استفاده می‌شود. همچنین به علت قابلیت این الگوریتم در یافتن نقاط دایروی و متقارن، در آشکارسازی اهداف کوچک و نقطه‌ای مادون قرمز نیز کاربرد دارد. در این مقاله، با الهام از نحوه‌ی استخراج و تقویت اهداف کوچک و نقطه‌ای و همچنین آشکارسازی نقاط کلیدی در استخراج ویژگی‌ها، سعی در بهبود کیفیت بصری تصاویر مادون قرمز خواهیم داشت. در رویکرد آشکارسازی هدف توسط عملگر چندمقیاسی لاپلاسیان گوسی، فرض بر این است که موقعیت و اندازه جزئیات ناحیه‌ی هدف (قسمتی که به دنبال آشکارسازی و تقویت آن هستیم) نامعلوم بوده ولی شکل هدف دایروی می‌باشد. یک ساختار مشخص را می‌توان با انتخاب ماکزیمم تابع کانولوشن سه‌بعدی $(x, y, scale)$ به دست آورد. این عمل در اصطلاح فرایند کانولوشن-ماکزیمم نامیده می‌شود. در این روش از لاپلاسیان گوسی به عنوان تابع کانولوشن استفاده می‌شود، چرا که برای آشکارسازی ساختارهای دایروی مناسب است [۱۰].

شکل ۱ الگوریتم آشکارسازی هدف با روش فضای مقیاس را نشان می‌دهد. این الگوریتم شامل سه مرحله اصلی می‌باشد: ۱- ساختن فضای مقیاس، ۲- تخمین موقعیت هدف و مقیاس و ۳- بهینه‌سازی که شامل سه قسمت حذف لبه‌ها، آستانه‌گذاری وقتی و بهینه‌سازی موقعیت و مقیاس است.

۴- الگوریتم پیشنهادی

با توجه به اینکه هدف از بهبود کیفیت تصاویر برجسته‌تر کردن جزئیات نهفته در قسمت‌های تاریک و روشن تصویر است، در این قسمت با استفاده از تبدیل چندمقیاسی لاپلاسین گوسی جزئیاتی که دارای هر دو تباین مثبت و منفی است را آشکار می‌کنیم. به منظور آشکارسازی جزئیاتی که نسبت به همسایگی خود تباین مثبت دارند، روند زیر را در پی می‌گیریم:

در ابتدا نسخه‌های هموارشده‌ی تصویر ورودی با انجام عمل کانولوشن با کرنل‌های گوسی با انحراف استانداردهای متفاوت به دست می‌آید.

$$G(x, y, s) = I(x, y) * g(x, y, s) \quad (10)$$

$$g(x, y, s) = \frac{1}{2\pi s} e^{-\frac{x^2+y^2}{s^2}} \quad (11)$$

در مرحله‌ی بعد، از دو ماسک لاپلاسین به منظور تقویت نواحی با کنتراست‌های مثبت (LP) و منفی (LN) استفاده می‌کنیم. این دو ماسک در شکل ۴ نشان داده شده‌اند.

بعد از اعمال ماسک‌های لاپلاسین به تصاویر فضای مقیاس گوسی، فضاهای مقیاس لاپلاسین گوسی و مثبت و منفی به دست می‌آیند. همچنین، به منظور نرمال‌سازی مقیاس‌های مختلف خروجی هر مقیاس، ضریب s^2 به هر مقیاس اعمال می‌شود.

$$LG_p(x, y, s) = s^2 G(x, y, s) * L_p \quad (12)$$

$$LG_N(x, y, s) = s^2 G(x, y, s) * L_N \quad (13)$$

و در انتها، بیشینه مقدار در راستای بعد مقیاس به عنوان خروجی لحاظ می‌گردد.

$$LGM_p(x, y) = \max\{LG_p(x, y, s) | s = s_0, \dots, s_k\} \quad (14)$$

$$LGM_N(x, y) = \max\{LG_N(x, y, s) | s = s_0, \dots, s_k\} \quad (15)$$

1	1	1
1	-8	1
1	1	1

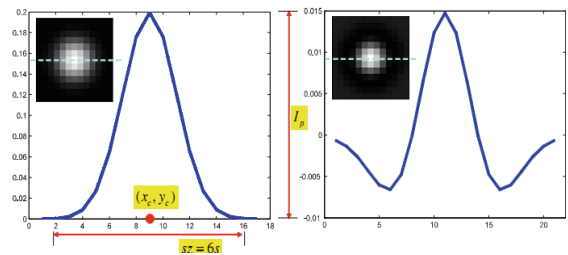
(ب)

-1	-1	-1
-1	8	-1
-1	-1	-1

(الف)

شکل ۴- الف) ماسک لاپلاسین برای آشکارسازی جزئیات با تباین مثبت (LP)، ب) ماسک لاپلاسین برای آشکارسازی جزئیات با تباین منفی (LN).

شکل ۵ نتایج اعمال عملگرهای LGMP و LGMN را به یک تصویر مادون قرمز نوعی نشان می‌دهد.



شکل ۲- مدل پارامتری هدف (سمت چپ)، لاپلاسین گوسی (سمت راست)

لاپلاسین فضای مقیاس نرمالیزه شده (LSS) از رابطه ۷ به دست می‌آید.

$$LSS(x, y) = \{F(x, y, s) | s = s_0, s_1, \dots, s_N\} \quad (7)$$

$$F(x, y, s) = s^2 |LoG(x, y, s) * I(x, y)|$$

مینیمم مقدار s_0 برای یک هدف 2×2 باید مقدار بین 0.5 و 0.8 باشد. ایده اصلی در انتخاب مقیاس خودکار از لاپلاسین فضای مقیاس، انتخاب یک مقیاس واحد است که یک ماکزیمم عمومی را نسبت به تمام مقیاس‌ها ارائه کند. از آنجایی که یافتن ماکزیمم در یک فضای سه‌بعدی از لحاظ محاسباتی پیچیده است، این عمل در دو مرحله انجام می‌شود.

مرحله اول: در این مرحله از یک فرایند کانولوشن-ماکزیمم مکانی استفاده می‌شود، بدین صورت که از یک پنجره 3×3 لاپلاسین گوسی (W) استفاده می‌شود (بدون تغییر مقیاس) که با تصویر اصلی کانولوشن می‌شود. با انتخاب ماکزیمم پاسخ فیلتر موقعیت هدف مشخص می‌شود.

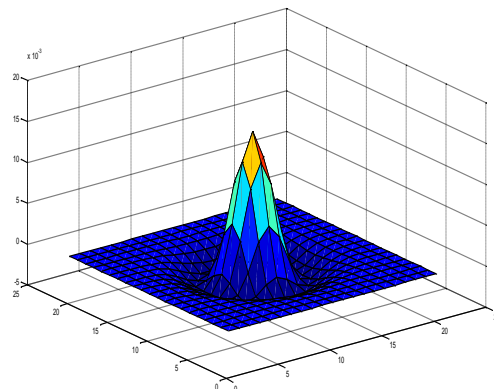
$$F(x, y, s_i) > F(x_w, y_w, s_i) \quad (x_w, y_w) \in W \quad (8)$$

مرحله دوم: در این قسمت فرایند کانولوشن-ماکزیمم مقیاسی استفاده شده و ماکزیمم F در مقیاس‌های مختلف محاسبه می‌شود تا مقیاس هدف مشخص شود.

$$F(x, y, s_i) > F(x, y, s_{i-1})$$

$$\& F(x, y, s_i) > F(x, y, s_{i+1}) \quad (9)$$

در رابطه فوق s_i و s_{i+1} به ترتیب مقیاس بعدی، مقیاس فعلی و مقیاس قبلی می‌باشند. شکل ۳ نمونه‌ای از کرنل لاپلاسین گوسی را نشان می‌دهد.



شکل ۳- نمونه‌ای از کرنل لاپلاسین گوسی

از ویژگی‌های آماری مکانی تصویر (در اینجا انحراف استاندارد مکانی) به منظور تولید تصویری با کیفیت بهره می‌گیریم.

به طور کلی، واریانس و انحراف استاندارد محلی تصویر شدت تغییرات پیکسل‌های تصویر در یک همسایگی را نشان می‌دهند. در صورتی که همسایگی موردنظر کوچک انتخاب شود، استفاده از انحراف استاندارد محلی به خوبی می‌تواند جزئیات نهفته در تصویر را آشکار کند. از این‌رو استفاده از این عملگر می‌تواند جزئیات بیشتری را آشکار کند. از طرف دیگر، به منظور از دست رفتن محدوده‌ی پویایی تصویر می‌توان از خود تصویر ورودی استفاده کرد. با این تفاسیر، تصویر خروجی نهایی از رابطه ۱۷ بدست می‌آید.

$$I_{out}(x, y) = k_1 \cdot Norm((1 + Std(x, y)) \cdot D_1(x, y)) + k_2 \cdot Norm(I(x, y)) \quad (17)$$

در رابطه‌ی فوق $Std(x, y)$ نشان‌دهنده‌ی انحراف استاندارد تصویر بوده و عملگر $Norm$ تصویر را به بازه‌ی ۰-۲۵۵ نرمالیزه می‌کند. همچنین، k_1 و k_2 دو ثابت مثبت هستند.

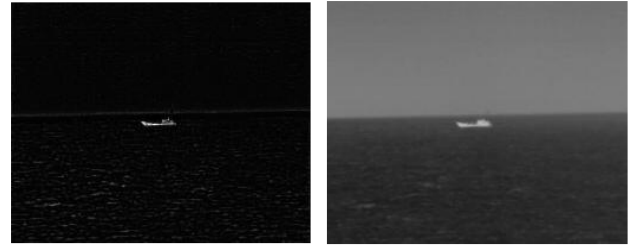
۵- نتایج شبیه‌سازی‌ها

به منظور بررسی کارایی الگوریتم پیشنهادی، این الگوریتم به همراه چند الگوریتم نام‌آشنای این حوزه در محیط MATLAB پیاده‌سازی شده‌اند. الگوریتم‌های متعادل‌سازی هیستوگرام (HE)، متعادل‌سازی هیستوگرام وفقی با تباين محدود (CLAHE)، تبدیل چندمقیاسه مورفولوژی (MS-TopHat) [۱۱] به همراه الگوریتم AMSR [۱۲] به عنوان الگوریتم‌های پایه انتخاب شده‌اند. به منظور بررسی کارایی الگوریتم پیشنهادی، این الگوریتم به همراه الگوریتم‌های پایه به تصاویر مادون قرمز واقعی اعمال شده‌اند. شکل ۷ نتیجه اعمال الگوریتم‌های مختلف را روی این تصاویر نشان می‌دهد. همانطور که در شکل ۷ مشخص است، کیفیت بصری الگوریتم پیشنهادی بهتر از الگوریتم‌های پایه است. همچنین، محدوده‌ی پویایی تصویر خروجی الگوریتم پیشنهادی کیفیت بهتری نسبت به الگوریتم‌های دیگر دارد.

معیار SSIM برای مقایسه مبتنی بر تصویر مرجع و معیار SDME به معنای معیار مقایسه‌ی کور مورد استفاده قرار گرفته‌اند. جداول ۱ و ۲ مقادیر بدست آمده برای این دو معیار را به ازای تصاویر مختلف نشان می‌دهد. همانطور که در جدول آمده است، الگوریتم پیشنهادی از هر دو دیدگاه کارایی بالاتری نسبت به الگوریتم‌های پایه داشته است.

۶- نتیجه‌گیری

تصاویر مادون قرمز کاربردهای فراوانی در بسیاری از صنایع مانند صنایع نظامی، سنجش از راه دور و پزشکی دارند. اما به دلیل مواردی همچون ماتی تصویر و از دست رفتن جزئیات، استفاده از این تصاویر هنگامی که کاربر انسانی با سیستم در تعامل است چالش برانگیز خواهد بود. در این مقاله، روشی جدید برای بهبود کیفیت بصری تصاویر مادون قرمز مبتنی بر فضای مقیاس لاپلاسین گوسی و انحراف استاندارد محلی ارائه گردید. در گام اول، فضای مقیاس گوسی با انجام عمل کانولوشن تصویر ورودی مادون قرمز با کرنل‌های مختلف گوسی حاصل می‌شود. با اعمال ماسک‌های مختلف لاپلاسین، هر دو دسته جزئیات با تباين مثبت و منفی استخراج شده و به



(الف) (ب)



(ج)

شکل ۵-الف) تصویر مادون قرمز اصلی، (ب) نتیجه‌ی اعمال ماسک لاپلاسین مثبت (LP) به تصویر اصلی، (ج) نتیجه‌ی اعمال ماسک لاپلاسین منفی (LN) به تصویر اصلی.

همانطور که در شکل ۵-ب نشان داده شده است، اعمال لاپلاسین گوسی فضای مقیاس، به خوبی جزئیات با تباين مثبت را که در پس‌زمینه نهفته هستند را برجسته کرده است. همچنین، جزئیات با تباين منفی به خوبی در شکل ۵-ج آشکار شده‌اند.

بعد از بدست آوردن جزئیات با تباين مثبت و منفی، تصویر بهبود یافته که در آن جزئیات مشخص شده‌اند را با جمع وزندار تصویر اصلی و تصاویر جزئیات بدست می‌آوریم.

$$D_1(x, y) = w_1 \cdot I(x, y) + w_2 \cdot LGM_p(x, y) - w_3 \cdot LGM_n(x, y) \quad (16)$$

در رابطه‌ی فوق، ضرایب w_1 ، w_2 و w_3 همگی مثبت هستند. شکل ۶ نتیجه‌ی اعمال جمع وزندار تصاویر اصلی و جزئیات را نشان می‌دهد.



(الف) (ب)

شکل ۶-الف) تصویر مادون قرمز اصلی، (ب) تصویر بهبود یافته توسط جمع وزندار تصویر اصلی با تصاویر جزئیات.

با وجود اینکه جمع وزندار تصاویر جزئیات و تصویر اصلی جزئیات تصویر را به خوبی برجسته‌تر کرده است، اما به دلیل کاهش محدوده‌ی پویایی، تصویر با کیفیتی از نظر بصری تولید نشده است. در ادامه، به منظور حل این مشکل،

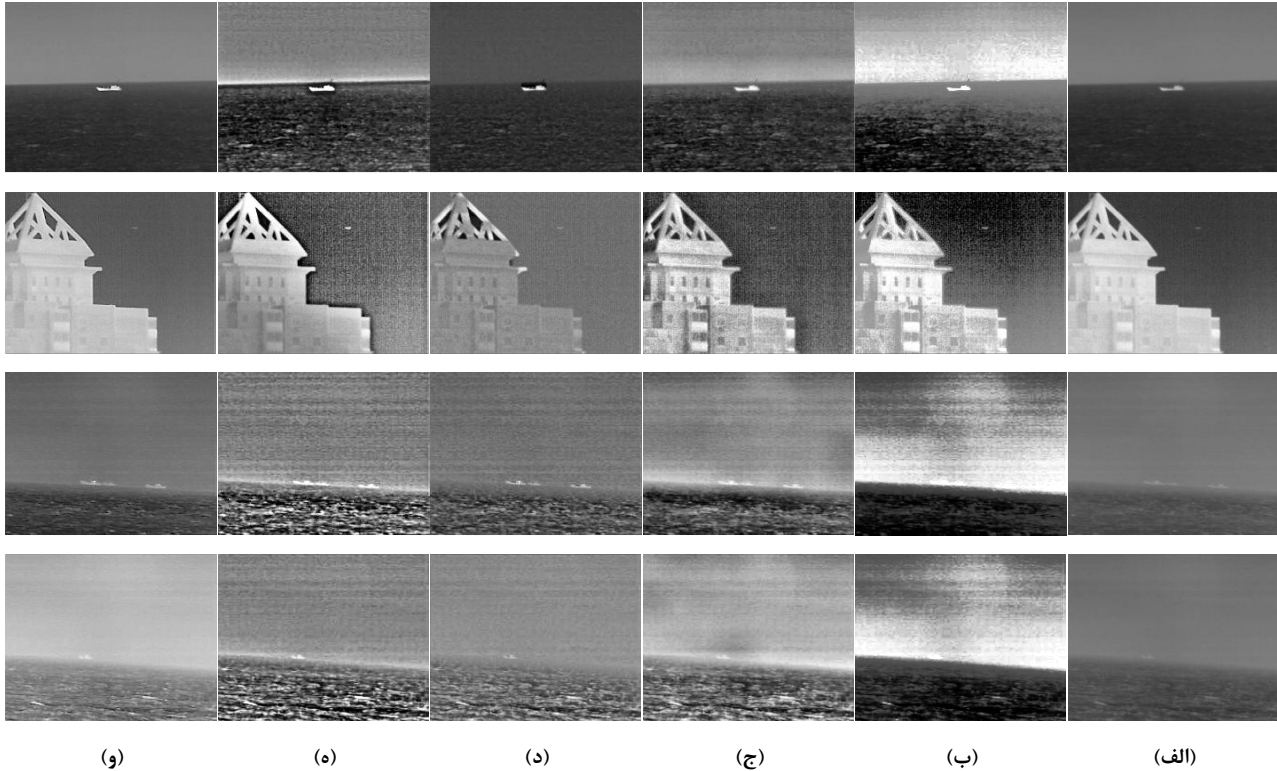
صورت ترکیب وزندار با تصویر اصلی جمع می‌شوند. به دلیل کاهش محدوده‌ی پویایی تصویر در خروجی مرحله‌ی قبل، با استفاده از عملگر انحراف استاندارد محلی، تصویر بهبودیافته از نظر بصری حاصل می‌شود. نتایج کیفی و کمی حاصل از شبیه‌سازی‌ها بیان‌گر کارایی الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم‌های پایه است.

جدول ۱- نتایج SSIM در تصاویر تست در شکل ۷. ترتیب نتایج همانند ترتیب تصاویر تست در شکل ۷ است.

پیشنهادی	AMSR	MS-TopHat	CLAHE	HE	
۰/۸۴۵۶	۰/۳۸۱۶	۰/۶۷۰۶	۰/۵۵۴۸	۰/۴۴۰۰	تصویر اول
۰/۶۹۵۲	۰/۵۷۷۴	۰/۶۴۵۴	۰/۵۵۰۷	۰/۵۹۴۰	تصویر دوم
۰/۸۶۱۱	۰/۴۴۹۷	۰/۷۱۰۸	۰/۷۶۲۱	۰/۵۲۴۵	تصویر سوم
۰/۸۹۸۳	۰/۶۱۱۵	۰/۷۹۵۴	۰/۷۷۶۱	۰/۵۳۴۸	تصویر چهارم

جدول ۲- نتایج SDME در تصاویر تست در شکل ۷. ترتیب نتایج همانند ترتیب تصاویر تست در شکل ۷ است.

پیشنهادی	AMSR	MS-TopHat	CLAHE	HE	
۱۰۱/۵۰۲۲	۷۰/۹۸۵۰	۸۴/۴۸۴۵	۷۹/۲۴۳۵	۷۹/۱۰۵۷	تصویر اول
۹۳/۰۴۵۲	۷۱/۷۳۹۸	۸۵/۲۶۳۹	۶۶/۱۴۹۱	۶۷/۷۹۱۵	تصویر دوم
۹۲/۰۵۳۷	۶۶/۹۶۱۸	۷۹/۲۸۷۹	۸۲/۱۷۲۴	۷۱/۲۷۶۳	تصویر سوم
۱۰۲/۰۷۰۴	۷۲/۸۴۱۴	۸۶/۷۲۷۶	۸۳/۲۴۷۰	۷۲/۴۷۴۷	تصویر چهارم



شکل ۷- (الف) تصویر مادون قرمز اصلی، (ب) تصویر بهبود یافته توسط روش HE، (ج) تصویر بهبود یافته توسط روش CLAHE، (د) تصویر بهبود یافته توسط روش MS-TopHat، (ه) تصویر بهبود یافته توسط روش AMSR، (و) تصویر بهبود یافته توسط روش پیشنهادی

۷- مراجع

- [1] Li T., Zhao J.F., Wu X.H., Mao H.F., Cui G.M., "Infrared imaging enhancement through local window-based saliency extraction with spatial weight", *Iet Image Process*, vol. 15, pp. 2910–2925, 2021.
- [2] Li S., Li C., Yang X., Zhang K., Yin J., "Infrared Dim Target Detection Method Inspired by Human Vision System", *Optic*, vol. 13, pp. 353–364, 2020.
- [3] Saxena A., Raman V., Ng E.Y.K., "Study on methods to extract high contrast image in active dynamic thermography", *Quant. Infrared Thermogr*, vol. 16, pp. 243–259, 2019.
- [4] Chen X., Liu L., Zhang J.Z., Shao W.B., "Infrared image denoising based on the variance-stabilizing transform and the dual-domain filter", *Digit. Signal Process*, pp. 602–611, 2021.
- [5] Zhou, Y., Zhu, Y., Zeng, B., Hu, J., Ouyang, H., Li, Z., "Review of high dynamic range infrared image enhancement algorithms", *Laser Technol*, pp. 718–726, 2018.
- [6] Wang Z., Bovik A. C., Sheikh H. R., Simoncelli E. P., "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity", *IEEE transactions on image processing*, vol. 13, no. 4, pp. 600–612, 2004.
- [7] "Masking for mammogram enhancement", *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 15, no. 6, pp. 918–928, 2011.
- [8] Liang K., Ma Y., Xie Y., Zhou B., Wang R., "A new adaptive contrast enhancement algorithm for infrared images based on double plateaus histogram equalization", *Infrared Physics & Technology*, vol. 55, no. 4, pp. 309–315, 2012.
- [9] W. Zhao, Z. Xu, J. Zhao, F. Zhao, X. Han, "Infrared image detail enhancement based on the gradient field specification", *applied optics*, vol. 53, no. 19, pp. 4141–4149, 2014.
- [10] Kim S., Lee J., "Scale invariant small target detection by optimizing signal-to-clutter ratio in heterogeneous background for infrared search and track", *Pattern Recognition*, vol. 45, no. 1, pp. 393–406, 2012.
- [11] Bai X., Zhou F., Xue B., "Image enhancement using multi scale image features extracted by top-hat transform", *Optics & Laser Technology*, vol. 44, no. 2, pp. 328–336, 2012.
- [12] Lee C.H., Shih J.L., Lien C.C., Han C.C., "Adaptive multiscale retinex for image contrast enhancement", *Signal-Image Technology & Internet-Based Systems*, pp. 43–50, 2013.