

بهینه‌سازی فرآیند ترکیب تصاویر با استفاده از الگوریتم جستجوی گرانشی

منصور شیخان^۱ و آماج چمن‌کار^۲

۱- دانشیار، دانشکده مهندسی برق- دانشگاه آزاد اسلامی- واحد تهران جنوب- ایران

msheikhn@azad.ac.ir

۲- کارشناس ارشد، گروه مهندسی مکترونیک، دانشگاه آزاد اسلامی- واحد تهران جنوب- ایران

st_a_chamankar@azad.ac.ir

چکیده: ترکیب تصاویر با استفاده از روش‌های گوناگون روز به روز در حال گسترش و بهبود است زیرا به علت محدودیت‌های عکس‌برداری نمی‌توان با گرفتن تنها یک عکس از یک صحنه به تصویری با کیفیت و وضوح مطلوب دست یافت. از طرفی، امروزه از الگوریتم‌های جمعیتی مبتنی بر تصادف برای بهینه‌یابی استفاده گسترده‌ای می‌شود که بیشتر با الهام از فرآیندهای فیزیکی یا رفتارهای موجودات به وجود آمده‌اند. الگوریتم بهینه‌یابی جستجوی گرانشی (GSA) از مجموعه الگوریتم‌های بهینه‌یابی است که با الهام از قانون جاذبه و مفهوم جرم شکل یافته است. عامل‌های جستجوگر نیز مجموعه‌ای از اجرام می‌باشند. این پژوهش، قصد دارد به ترکیب تصاویر با میزان تمرکزهای مختلف با استفاده از الگوریتم بهینه‌یابی جستجوی گرانشی بپردازد. برای این کار ابتدا ترکیب تصاویر با استفاده از اطلاعات فرکانس مکانی مطالعه شده و سپس، با بررسی مفهوم GSA و تلفیق آن با فرکانس مکانی، روشی جدید برای ترکیب تصاویر ارائه شده است. عملکرد روش پیشنهادی با روش ترکیب مبتنی بر اطلاعات پیکسل‌ها بر اساس منطق فازی و روش بهینه‌سازی فرآیند ترکیب تصاویر با به‌کارگیری الگوریتم بهینه‌یابی اجتماع ذرات (PSO) مقایسه شده است. نتایج تجربی گویای میزان خطای کمتر روش پیشنهادی است. همچنین، کارآمدی این روش برای ترکیب تصاویر رنگی نیز بررسی شده است.

واژه‌های کلیدی: ترکیب تصاویر، فرکانس مکانی، بهینه‌یابی، الگوریتم جستجوی گرانشی.

۱- مقدمه^۱

ترکیب تصاویر^۱ عبارت است از ادغام ویژگی‌های دو یا چند تصویر، به طوری که تصویر حاصل، ویژگی‌های مهم هر یک از تصاویر را شامل شود و تصویری با کیفیت و ویژگی‌های کامل‌تر ارائه نماید [۱]. ترکیب تصاویر کاربردهای گسترده‌ای دارد و با در دسترس بودن اطلاعات حسگرها در زمینه‌های مختلف، مانند عکس‌برداری دیجیتال با میزان تمرکز خودکار [۲]، سنجش از دور [۳]، تصویربرداری پزشکی و بینایی ماشین [۴]، ترکیب حسگری به یک موضوع جدید پژوهشی تبدیل شده است. در عکس‌برداری، هنگامی که

عدسی دوربین روی یک نقطه خاص متمرکز است، وضوح تصویر در آن نقطه بسیار خوب است، اما فضاهای دورتر از نقطه تمرکز وضوح کمتری خواهند داشت [۱]. تمرکز چندگانه^۲ روشی قدرتمند برای ترکیب تصاویر با وضوح‌های متفاوت است که در آن‌ها تصاویر با میزان تمرکزهای مختلف گرفته شده و سپس، با یکدیگر ادغام می‌شوند تا تصویری با وضوح کامل حاصل شود. برای ادغام تصاویر با وضوح‌های متفاوت، روش‌های مختلفی وجود دارد که این روش‌ها را می‌توان به سه گروه اصلی دسته‌بندی کرد. نخستین دسته، روش‌هایی هستند که بر پایه اطلاعات پیکسل‌ها می‌باشند و از جمله آن‌ها می‌توان به روش‌های بیشینه‌گیری [۵ و ۶]، میانگین‌گیری [۶ و ۷] و به‌کارگیری منطق فازی [۸] اشاره کرد. دو روش نخست از ابتدایی‌ترین روش‌های ترکیب تصاویر هستند که از ویژگی‌های آن‌ها می‌توان به سرعت بالا و سادگی الگوریتم اشاره کرد، اما این روش‌ها اصولاً دقت پایینی دارند.

^۱ تاریخ ارسال مقاله : ۱۳۹۳/۰۷/۳

تاریخ پذیرش مقاله : ۱۳۹۴/۰۶/۲۱

نام نویسنده‌ی مسئول : منصور شیخان

نشانی نویسنده‌ی مسئول : ایران - تهران - مجتمع فنی و مهندسی

دانشگاه آزاد اسلامی (واحد تهران جنوب) - دانشکده برق

در روش فازی کارایی بالاست، اما به علت سرعت پایین نمی‌توان از آن در سامانه‌های بی‌درنگ استفاده کرد. دسته دوم، روش‌های مبتنی بر توابع تبدیل می‌باشند که بیشتر برگرفته از تبدیل فوریه هستند، مانند ترکیب تصاویر با استفاده از تبدیل لاپلاس [۹-۱۱]، تبدیل موجک [۱۲-۱۶]، IHS [۱۷] و تبدیل Brovey [۱۸]. این روش‌ها دقت مناسبی دارند، برای انجام کارهای تلفیقی به کار گرفته می‌شوند و تبدیل موجک از پرکاربردترین آن‌ها محسوب می‌شود. از آنجا که در IHS ویژگی‌های رنگ تصاویر استفاده می‌شود، برای تصاویر رنگی مناسب می‌باشند ولی در عمل به علت کارایی پایین تر روش‌های IHS و Brovey نسبت به سایر روش‌ها، از آن‌ها کمتر استفاده می‌شود. دسته سوم از روش‌ها نیز مبتنی بر استفاده از ترکیب اطلاعات بلوکی و روش‌های پردازش و بهینه‌یابی هوشمند هستند.

شایان ذکر است که در سالیان اخیر، الگوریتم‌های مبتنی بر رفتار موجودات یا پدیده‌های طبیعی در حوزه‌های کاربردی گوناگون با هدف بهینه‌سازی استفاده شده‌اند، مانند ژنتیک [۱۹]، اجتماع زنبورها [۲۰]، بهینه‌سازی مبتنی بر اجتماع ذرات^۴ (PSO) [۲۱]، خفاش [۲۲]، کاوش باکتری [۲۳]، و چرخه آب [۲۴]. همچنین، نسخه‌های اصلاحی و آمیختار این الگوریتم‌ها نیز بسیار مورد توجه قرار گرفته‌اند، مانند اجتماع ذرات وفقی [۲۵]، اجتماع ذرات هم‌تکاملی اصلاح‌شده [۲۶]، آمیختار الگوریتم‌های جغرافیای زیستی و تکاملی تفاضلی [۲۷]، و الگوریتم توسعه‌یافته بهینه‌یابی جفت‌گیری زنبور عسل [۲۸]. از الگوریتم‌های بهینه‌یابی فرا ابتکاری در موضوع ترکیب تصاویر نیز با اهداف مختلف استفاده شده است که نمونه‌هایی از این اهداف را می‌توان چنین برشمرد:

الف) بهینه‌یابی ابعاد بلوک‌های تصویر [۲۹]،

ب) بهینه‌سازی ضرایب وزن ترکیب [۳۰ و ۳۱]،

پ) آشکارسازی لبه و بهسازی در سامانه‌های ترکیب تصویر [۳۲]،

ت) بهینه‌سازی ساختار و شاخص‌های شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده برای ترکیب تصاویر [۳۳ و ۳۴]. از نمونه الگوریتم‌ها/مدل‌های هوش محاسباتی مورد استفاده در موضوع ترکیب تصاویر نیز می‌توان به این موارد اشاره کرد: ژنتیک [۳۵ و ۳۶]، PSO [۳۷-۳۹]، تکامل تفاضلی

[۲۹]، یادگیری-تعلیم^۵ [۳۰]، تکاملی چندهدفی [۳۱]، اجتماع مورچگان [۳۲]، اجتماع زنبورها [۳۳]، طوفان مغزی آشوبی^۶ [۳۴] و شبکه عصبی [۴۰ و ۴۱].

در این مورد الگوریتم PSO و نسخه‌های اصلاحی آن بیشتر استفاده شده‌اند. در این پژوهش، با استفاده از فرکانس مکانی و بهینه‌سازی اندازه بلوک‌ها مبتنی بر الگوریتم جستجوی گرانشی^۷ (GSA)، کوشش شده است روش کارآمدی برای ترکیب تصاویر ارائه شود. لازم به یادآوری است که GSA به عنوان الگوریتمی نوین تر و نیز با سه مزیت یاد شده در زیر نسبت به الگوریتم PSO مطرح است [۴۲]:

الف) روال به روز رسانی در الگوریتم PSO بدون در نظر گرفتن کیفیت پاسخ‌ها انجام می‌شود (مقادیر برازش در این روال مهم نیستند)، حال آنکه در GSA نیرو متناسب با مقدار برازش است (عامل‌ها فضای جستجوی پیرامون خود را با توجه به نیرو مشاهده می‌کنند).

ب) روال به‌روزرسانی در الگوریتم PSO بدون در نظر گرفتن فاصله بین پاسخ‌ها انجام می‌شود، حال آنکه در GSA نیرو تناسب معکوس با فاصله بین پاسخ‌ها دارد.

پ) در الگوریتم PSO، راستا و جهت یک عامل تنها با توجه به دو موقعیت بهینه محاسبه می‌شود، حال آنکه در GSA این جهت بر اساس نیروی کلی حاصل از تمام عامل‌های دیگر محاسبه می‌شود.

نکته قابل توجه این است که در هر دو الگوریتم PSO و GSA، بهینه‌سازی از طریق حرکت عامل‌ها در فضای جستجو انجام می‌شود، هر چند که روش حرکت در این دو الگوریتم متفاوت است.

البته در این راستا، GSA با هدف افزایش دقت سامانه‌های بازیابی تصویر در مطالعات سالیان اخیر به کار گرفته شده است [۴۳]. همچنین، الگوریتم‌های دیگر مانند بهینه‌سازی مبتنی بر اجتماع گربه‌ها نیز برتری خود را بر PSO نشان داده است [۴۴ و ۴۵]؛ که به تازگی در حوزه مشابه با مقاله حاضر به کار گرفته شده است [۴۶].

ساختار این مقاله چنین است: در بخش دوم الگوریتم جستجوی گرانشی مرور شده و در انتهای این بخش نسخه‌های اصلاحی این الگوریتم نیز معرفی خواهند شد. بخش سوم به موضوع ترکیب تصاویر بر اساس اطلاعات فرکانس مکانی

جسم به سمت برآیند این نیروها که با F_r نشان داده می‌شود، شتاب می‌گیرد. روابط بالا بیان می‌کنند که هر جسم، جسم دیگر را به سمت خود می‌کشد اما تأثیر جسم بزرگتر و نزدیکتر بیشتر است. با در نظر گرفتن قانون جاذبه و قوانین حرکت، میزان و جهت حرکت هر جسم، توافقی است بین تأثیر نیروی ثقل وارد بر آن و سرعت فعلی جسم.

در یک سامانه ایزوله با دو جسم i و j جسم i تحت تأثیر نیروی جاذبه جسم j شتابی برابر a_i می‌گیرد که بر اساس رابطه (۳) محاسبه می‌شود. F_{ij} ، مقدار نیروی گرانشی وارد بر جسم i از جانب جسم j است که مطابق رابطه (۳) محاسبه می‌شود. در این روابط M_{pi} و M_{ji} به ترتیب جرم گرانشی غیرفعال و جرم اینرسی جسم i و M_{aj} جرم گرانشی فعال جسم j هستند.

$$a_i = \frac{F_{ij}}{M_{pi}}, \quad F_{ij} = G \frac{M_{aj} M_{pi}}{R^2} \quad (۳)$$

در فیزیک ثابت شده است که ضریب گرانشی با آهنگ بسیار کندی در طول زمان، بر اساس رابطه (۴) کوچک می‌شود.

$$G(t) = G(t_0) \times \left(\frac{t_0}{t}\right)^\beta, \quad \beta < 1 \quad (۴)$$

در الگوریتم جستجوی گرانشی، بهینه‌یابی به کمک طرح قوانین گرانشی و حرکت در یک سامانه مصنوعی به شکل گسسته در زمان انجام می‌شود. محیط سامانه همان محدوده تعریف مسأله است.

در قدم اول، فضای سامانه مشخص می‌شود. محیط شامل یک دستگاه مختصات چند-بعدی در فضای تعریف مسأله است. هر نقطه از فضا، یک پاسخ مسأله است. عامل‌های جستجوکننده مجموعه‌ای از اجرام هستند. هر جرم چهار مشخصه دارد: موقعیت جرم، جرم گرانشی فعال، جرم گرانشی غیرفعال، و جرم اینرسی [۴۲]. موقعیت جرم، نقطه‌ای در فضا است که پاسخی از مسأله است. مقدار اجرام گرانشی و اینرسی، با توجه به برابری هر جرم تعیین می‌شوند.

پس از تشکیل سامانه، قوانین حاکم بر آن مشخص می‌شوند. فرض می‌شود تنها قانون گرانش و قوانین حرکت حاکم هستند. حال سامانه را به شکل مجموعه‌ای از N جرم تصور کنید. موقعیت بعد d از جرم i با x_i^d نشان داده شده

می‌پردازد. در بخش چهارم با تعریف مسأله در قالب یک مسأله بهینه‌یابی و استفاده از فرکانس مکانی به بیان روش پیشنهادی پرداخته شده است. در بخش پنجم نیز نتایج تجربی و مقایسه با سایر روش‌ها ارائه شده‌اند. در بخش ششم نتیجه‌گیری بیان شده است.

۲- الگوریتم جستجوی گرانشی

این الگوریتم بر اساس قوانین نیوتن ارائه شده است که در آن عامل‌های جستجوکننده اجرام هستند که به شکل سیاره‌های یک منظومه تصور می‌شوند و منطقه بهینه همچون یک سیاه‌چاله، سیاره‌ها را به سمت خود می‌کشد. تبادل اطلاعات و اثرگذاری اجرام روی یکدیگر تحت نیروی گرانش انجام می‌شود [۴۲].

هر جسمی جسم دیگر را به سمت خود جذب می‌کند و مقدار نیروی جاذبه بین دو جسم با جرم‌های M_1 و M_2 و فاصله R ، با حاصل ضرب جرم آن دو جسم و عکس مجذور فاصله بین آن‌ها متناسب است رابطه (۱):

$$F = G \frac{M_1 M_2}{R^2} \quad (۱)$$

در این رابطه G ثابت گرانش نامیده می‌شود. این رابطه نشان می‌دهد که هر جسم به واسطه نیروی جاذبه، محل و جرم سایر اجسام را درک می‌کند و هر جسم به نسبت میزان جرمش و فاصله‌ای که با دیگر اجسام دارد، روی سایر اجسام تأثیر می‌گذارد و به آن‌ها نیرو وارد می‌کند.

بر اساس قانون اول نیوتن، هر جسم حالت سکون یا حرکت یکنواخت خود را بر روی خط راست حفظ می‌کند مگر این‌که تحت تأثیر نیرو یا نیروهای مجبور به تغییر آن حالت شود. بر اساس قانون دوم نیوتن، وقتی به جسمی نیرویی وارد می‌شود شتابی می‌گیرد که به نیرو و جرم جسم بستگی دارد. رابطه بین شتاب، نیرو و جرم در رابطه (۲) ارائه شده است که در آن شتاب با a نشان داده شده است.

$$a = \frac{F}{M} \quad (۲)$$

بر اساس قانون گرانش، به هر جسم از یک مجموعه، از جانب سایر اجسام نیروهای گرانشی وارد می‌شود. در نتیجه،

است.

$$v_i^d(t+1) = rand_i \times v_i^d(t) + a_i^d(t) \quad (9)$$

$$x_i^d(t+1) = x_i^d(t) + v_i^d(t+1) \quad (10)$$

$rand_i$ و $rand_j$ اعداد تصادفی با توزیع یکنواخت در بازه $[0,1]$ هستند که برای حفظ ویژگی تصادفی بودن جستجو، استفاده شده‌اند.

برای تنظیم ثابت گرانش، از یک مقدار اولیه شروع کرده، با گذشت زمان مقدار آن کاهش داده می‌شود. ثابت گرانش بر اساس رابطه (۱۱)، تابعی از ثابت گرانش اولیه و زمان است. این موضوع در دنیای واقعی نیز صدق می‌کند و ثابت گرانش با آهنگ بسیار کندی در طول زمان کوچک می‌شود. در نسخه پیوسته این الگوریتم، یک پیشنهاد برای این تابع، استفاده از رابطه نمایی برای کاهش ثابت گرانش است (رابطه ۱۲).

$$G(t) = G(G_0, t) \quad (11)$$

$$G(t) = G_0 e^{-\frac{t}{T}} \quad (12)$$

در رابطه (۱۲)، G_0 ثابت گرانش اولیه، α یک مقدار ثابت مثبت و T کل تکرارهای الگوریتم و به عبارتی طول عمر سامانه است.

در این الگوریتم، اجرام گرانشی و اینرسی بر اساس رابطه (۱۳)، برابر در نظر گرفته شده، برای تنظیم آن‌ها، از مقدار تابع هدف اجرام بر اساس رابطه (۱۴) استفاده می‌شود. مقدار اجرام بر اساس رابطه (۱۵)، هنجار می‌شوند. در این روابط، به اجرام با شایستگی بهتر، جرم بیشتری نسبت داده شود.

$$M_{ai} = M_{pi} = M_{ii} = M_i; \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (13)$$

$$q_i(t) = \frac{fit_i(t) - worst(t)}{best(t) - worst(t)} \quad (14)$$

$$M_i(t) = \frac{q_i(t)}{\sum_{j=1}^N q_j(t)} \quad (15)$$

در این روابط $fit_i(t)$ بیانگر میزان برازندگی جرم i در زمان t است. در مسائل کمینه‌یابی می‌توان از روابط (۱۶) و (۱۷) برای محاسبه بهترین و بدترین مقدار شایستگی استفاده کرد. در مسائل بیشینه‌یابی نیز بهترین و بدترین مقدار شایستگی بر اساس روابط (۱۸) و (۱۹) تعریف می‌شوند.

$$X_i = (x_i^1, \dots, x_i^d, \dots, x_i^n); \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

در این سامانه، در زمان t به جرم i از سوی جرم j در جهت بعد d نیرویی به اندازه $F_{ij}^d(t)$ وارد می‌شود. مقدار این نیرو بر اساس رابطه (۶) محاسبه می‌شود. M_{pi} و M_{aj} به ترتیب جرم گرانشی فعال جرم j و جرم گرانشی غیرفعال جرم i می‌باشند، $G(t)$ ثابت گرانش در زمان t و R_{ij} فاصله بین دو جرم i و j می‌باشند. ε نیز یک عدد بسیار کوچک است.

$$F_{ij}^d(t) = G(t) \frac{M_{pi}(t) \times M_{aj}(t)}{R_{ij}(t) + \varepsilon} (x_j^d(t) - x_i^d(t)) \quad (6)$$

نیروی وارد بر جرم i در جهت بعد d در زمان t ($F_i^d(t)$)، بر اساس رابطه (۷) برابر مجموع ضریب‌های تصادفی نیروهایی است که K جرم برتر بر جرم وارد می‌کنند. در این رابطه $rand_j$ یک عدد تصادفی با توزیع یکنواخت در بازه $[0,1]$ است. در رابطه (۷) می‌توان مجموع تمام نیروهای وارد بر جسم را در نظر گرفت، اما برای بهبود قدرت کشف الگوریتم، تنها به مجموعه $Kbest$ شامل K عضو برتر، اجازه تأثیرگذاری بر سایر اعضا داده می‌شود. مقدار K به شکل متغیر با زمان تعریف می‌شود. به این شکل که در زمان شروع تمام اجرام روی یکدیگر تأثیر می‌گذارند و با گذشت زمان از تعداد اعضای تأثیرگذار بر جمعیت، به شکل خطی کم می‌شود تا این‌که در انتها، تنها درصد کمی از بهترین‌های جمعیت بر سایر اعضا نیرو وارد می‌کنند.

$$F_i^d(t) = \sum_{j \in Kbest, j \neq i} rand_j^d F_{ij}^d(t) \quad (7)$$

شتاب جرم i در جهت بعد d در زمان t با $a_i^d(t)$ و جرم اینرسی جسم i با M_{ii} نشان داده شده است.

$$a_i^d(t) = \frac{F_i^d(t)}{M_{ii}(t)} \quad (8)$$

سرعت بعدی هر جرم برابر مجموع ضریبی از سرعت فعلی جرم و شتاب جرم تعریف می‌شود (رابطه ۹). موقعیت جدید بعد d از جرم i بر اساس رابطه (۱۰) محاسبه می‌شود. $v_i^d(t)$ سرعت بعد d جرم i در زمان t است.

(به عنوان نمونه با تغییر در معادله به روزرسانی سرعت در GSA استاندارد [۵۵])

ح) جایگزینی معادله نمایی در رابطه تابع گرانش با یک تابع تکه ای- خطی به منظور بهبود توانایی جستجو در GSA استاندارد [۵۶].

۳- ترکیب تصاویر بر اساس اطلاعات فرکانس مکانی

در این قسمت به مرور الگوریتمی پایه برای ترکیب تصاویر بر اساس فرکانس مکانی پرداخته می شود. این الگوریتم از نظر محاسباتی ساده بوده و می تواند در کاربردهای بی درنگ استفاده شود [۵۷]. یادآوری می شود که فرکانس مکانی برای اندازه گیری سطح فعالیت در یک تصویر استفاده می شود. فرکانس مکانی تصویر با استفاده از معادلات ارائه شده در رابطه (۲۰) قابل محاسبه است :

$$SF = \sqrt{(RF)^2 + (CF)^2}$$

$$RF = \sqrt{\frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=2}^n [F(i, j) - F(i, j-1)]^2} \quad (20)$$

$$CF = \sqrt{\frac{1}{mn} \sum_{i=2}^m \sum_{j=1}^n [F(i, j) - F(i-1, j)]^2}$$

در این رابطه F تصویر نهایی و $m \times n$ مبین ابعاد تصویر است. مقدار زیاد فرکانس مکانی سطح فعالیت بالای تصویر را توصیف می کند که در نتیجه شفافیت تصویر است.

گام های اصلی در این الگوریتم عبارتند از:

- ۱- تجزیه تصاویر اصلی به بلوک هایی با ابعاد $m \times n$.
- ۲- محاسبه فرکانس مکانی برای هر بلوک.
- ۳- مقایسه فرکانس مکانی مربوط به دو بلوک متناظر A_i و B_i و تشکیل i امین بلوک (F_i) از تصویر ترکیبی به شکل رابطه (۲۱):

$$F_i = \begin{cases} A_i & \text{if } SF_i^A > SF_i^B + Th \\ B_i & \text{if } SF_i^A < SF_i^B - Th \\ \frac{A_i + B_i}{2} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (21)$$

$$best(t) = \min_{j \in \{1, \dots, N\}} fit_j(t) \quad (16)$$

$$worst(t) = \max_{j \in \{1, \dots, N\}} fit_j(t) \quad (17)$$

$$best(t) = \max_{j \in \{1, \dots, N\}} fit_j(t) \quad (18)$$

$$worst(t) = \min_{j \in \{1, \dots, N\}} fit_j(t) \quad (19)$$

در ابتدای تشکیل سامانه، هر جسم به شکل تصادفی در یک نقطه از فضا قرار می گیرد که پاسخی از مسأله است. در هر لحظه از زمان، اجرام ارزیابی شده، تغییر مکان هر جرم محاسبه شده، در زمان بعدی، جرم در آن موقعیت قرار می گیرد. جرم های گرانشی، جرم اینرسی و ثابت گرانش نیوتن در هر مرحله به روزرسانی می شوند. شرط توقف می تواند پس از تکرارهای مشخص، تعیین شود.

البته نسخه های اصلاحی GSA نیز در سالیان اخیر پیشنهاد شده اند که توضیح نمونه هایی از آنها در ادامه آورده شده است:

الف) کاهش پیچیدگی محاسباتی GSA استاندارد از طریق کاهش تعداد ارزیابی های تابع هدف توسط الگوریتمی به نام GSA- خوشه بندی شده (مبتنی بر خوشه بندی جمعیت و جایگزینی هر خوشه با جرم مرکزی به عنوان یک عامل جدید) [۴۷]

ب) به کارگیری نظریه مکانیک کوانتومی در GSA استاندارد به منظور جلوگیری از همگرایی زودرس به کمینه محلی [۴۸]

پ) اعمال یک عملگر جستجوی محلی گسسته به بهترین پاسخ GSA استاندارد با یک احتمال متغیر [۴۹]

ت) به کارگیری عملگر فروپاشی^۸ در GSA استاندارد (با اعمال به بردار موقعیت عامل ها) با هدف بهبود توانایی کاوش فضای جستجو [۵۰]

ث) به کارگیری ترکیب روش جستجو در الگوریتم PSO و توپ- کشسان^۹ برای تسریع همگرایی و نیز استفاده از عملگر جهش آشوبی برای فرار از کمینه های محلی [۵۱]

ج) به کارگیری یادگیری مبتنی بر تقابل^{۱۰} برای آمایش جمعیت و جهش نسل در GSA استاندارد [۵۲]

چ) جلوگیری از همگرایی زودرس و گرفتاری در کمینه های محلی با به کارگیری عملگر آشوبی [۵۳ و ۵۴]

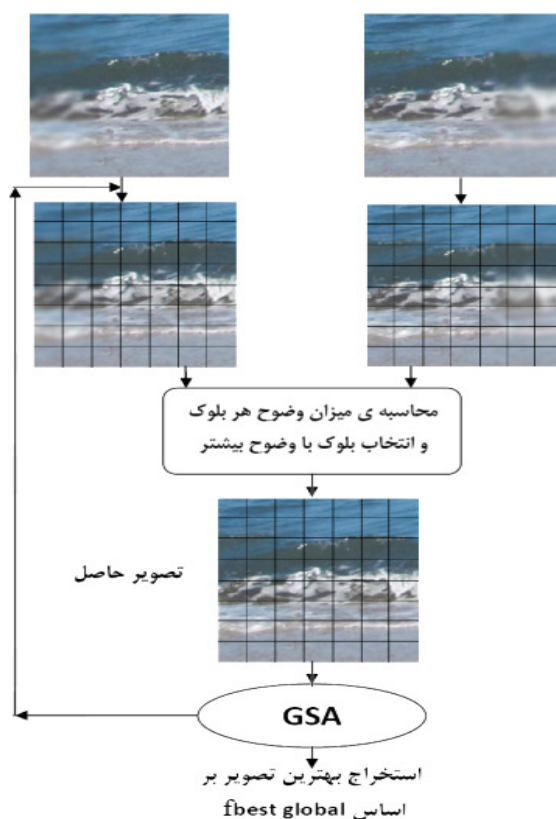
میزان تمرکزهای مختلف ارایه شود. برای این کار در ابتدا تصاویر اصلی به بلوک‌های مختلف قطعه‌بندی شده و سپس، فرکانس مکانی برای هر قطعه را محاسبه می‌شود. در بلوک‌های متناظر، بلوکی که دارای مقدار فرکانس مکانی بیشتری است، به‌عنوان خروجی محاسبه می‌شود. این قسمت همانند چیزی است که در روش ترکیب تصاویر با استفاده از فرکانس مکانی مطرح شده است. آنچه در این جا دارای اهمیت است، اندازه بلوک‌هاست. در ترکیب تصاویر با وضوح مختلف با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی، به‌دنبال پیدا کردن اندازه بهینه برای قطعه‌بندی تصاویر هستیم. بنابراین، با یک مسأله بهینه‌سازی مواجه‌ایم. در این مورد، GSA می‌تواند به شکل خودکار و تطبیقی، بهترین مقدار را برای اندازه بلوک‌های تصویر پیدا کند. در این روش، فرکانس مکانی برای تعیین تصویر با وضوح بیشتر استفاده می‌شود. شکل (۱) بیان‌کننده چگونگی عملکرد این روش است.

در این رابطه Th در واقع مقدار آستانه برای ایجاد محدوده‌ای برای میانگین‌گیری بین دو تصویر است. این مقدار خود می‌تواند با استفاده از سایر الگوریتم‌های بهینه‌یابی اصلاح شود، اما با توجه به اندازه تصاویر، مقداری بین ۱ تا ۲ برای آن مقدار مناسبی است [۵۷]. منظور از $(A_i + B_i)/2$ نیز میانگین‌گیری پیکسل به پیکسل است.

۴- بررسی و اصلاح نتایج ترکیب در مرحله ۳. در این مرحله، هدف اصلاح مقادیر در محل‌های اتصال بلوک‌ها به یکدیگر است. انجام این مرحله برای اطمینان از عملکرد مناسب الگوریتم است و در بسیاری موارد این مرحله مد نظر قرار داده نمی‌شود.

۴- روش پیشنهادی

با توجه به آنچه گفته شد، در این پژوهش، تلاش شده است با کمک فرکانس مکانی و بهره‌گیری از الگوریتم جستجوی گرانشی، روش کارآمدی برای ترکیب تصاویر با



شکل (۱): چگونگی ترکیب تصاویر با میزان تمرکزهای مختلف با استفاده از الگوریتم GSA

۴-۱- تولید جمعیت اولیه

برای شروع باید مسأله را در قالب GSA مدل کرد. نخستین گام تشکیل یک جمعیت اولیه برای شروع کار است. برای این منظور یک جمعیت تصادفی از اجرام ایجاد کرده که هر جرم نشان‌دهنده اندازه بلوک در فضا است. فضای کلی جستجو اندازه هر کدام از تصاویر است. هر جرم دارای دو بعد می‌باشد که بیانگر طول و عرض بلوک است. بنابراین، در رابطه (۲۲) برای موقعیت هر جرم می‌توان نوشت:

$$X_i = (x_i^1, x_i^2) \quad (22)$$

این مقادیر برای جمعیت اولیه به شکل تصادفی ایجاد می‌شوند و به مرور در تکرارهای بعدی مقادیر آن‌ها تغییر کرده تا مقدار بهینه به دست آید. در این روش هر عامل، کل تصویر را بلوک‌بندی می‌کند، به عبارتی در هر تکرار، تعداد i تصویر بلوک‌بندی شده بررسی می‌شوند. مقدار تعلق‌گرفته به جمعیت اولیه خود می‌تواند به صورتی بهینه تولید شود که در ادامه به آن پرداخته می‌شود. آنچه در این مرحله باید مورد توجه قرار گیرد این است که اندازه آن‌ها نباید از فضای جستجوی تصویر که همان اندازه تصویر اصلی است، بیشتر باشد. در الگوریتم جستجوی گرانشی این مسأله در نظر گرفته می‌شود، اما برای جمعیت اولیه باید این محدودیت اعمال شود تا مقادیر تصادفی انتخاب شده از اندازه تصویر بزرگ‌تر نشوند.

۴-۲- تعیین تابع مناسب برای بهینه‌یابی

انتخاب تابع صحیح برای تعیین میزان وضوح هر تصویر و در حقیقت تعیین تابعی که باید برای رسیدن به تصویر مطلوب، کمینه/بیشینه شود بسیار مهم است و به گونه‌ای طرح مسأله بهینه‌یابی را مشخص می‌کند. با توجه به اینکه میزان وضوح تصویر قرار است بهینه شود، بنابراین، تابع مسأله یا همان تابع برازش^{۱۱}، تابع فرکانس مکانی است.

تابع فرکانس مکانی در روش پیشنهادی در دو مرحله بررسی می‌شود. در مرحله اول، برای محاسبه مقدار وضوح هر بلوک در تصویر به کار گرفته می‌شود که این مرحله مربوط به تابع بهینه‌یابی نیست و تنها نقش یک انتخاب‌گر بلوک را ایفا می‌کند. مرحله دوم، محاسبه میزان وضوح تصویر نهایی برای

هر کدام از جمعیت‌هاست که در اینجا، نقش همان تابع برازش در مسأله بهینه‌یابی را دارد.

بنابراین، تصاویر ورودی با توجه به ابعاد و اندازه جرم‌ها تقسیم‌بندی می‌شوند. سپس، وضوح هر کدام از بلوک‌های هر تصویر محاسبه می‌شود و بلوک با وضوح بالاتر به عنوان بلوک متناظر تصویر ترکیبی انتخاب می‌شود و این انتخاب بر اساس تباین^{۱۲} تصویر بر روی قسمت‌های مختلف تکرار شده و تصاویر عکس‌های ترکیب شده در مرحله اول برای مقادیر اولیه ایجاد می‌شوند. پس از آنکه تصویر ایجاد شد، مقدار برازش هر تصویر با استفاده از فرکانس مکانی محاسبه می‌شود، به این ترتیب که مقدار فرکانس مکانی تصویر نهایی محاسبه شده و مقدار آن به عنوان مقدار برازش آن تصویر یا جرم مربوط در نظر گرفته می‌شود. در واقع می‌توان با بیانی هر یک از تصاویر را یک جرم در نظر گرفت و با بیان دقیق‌تر هر بلوک انتخابی را یک جرم در نظر گرفت. بهترین مقدار برازش در بین تصاویر ایجاد شده به عنوان مقدار بهترین سراسری^{۱۳} انتخاب می‌شود. با توجه به اینکه در این مسأله بهینه‌یابی به دنبال پیدا کردن فرکانس مکانی با مقدار بیشتر هستیم، از روابط بیشینه‌یابی استفاده می‌کنیم (روابط ۱۸ و ۱۹).

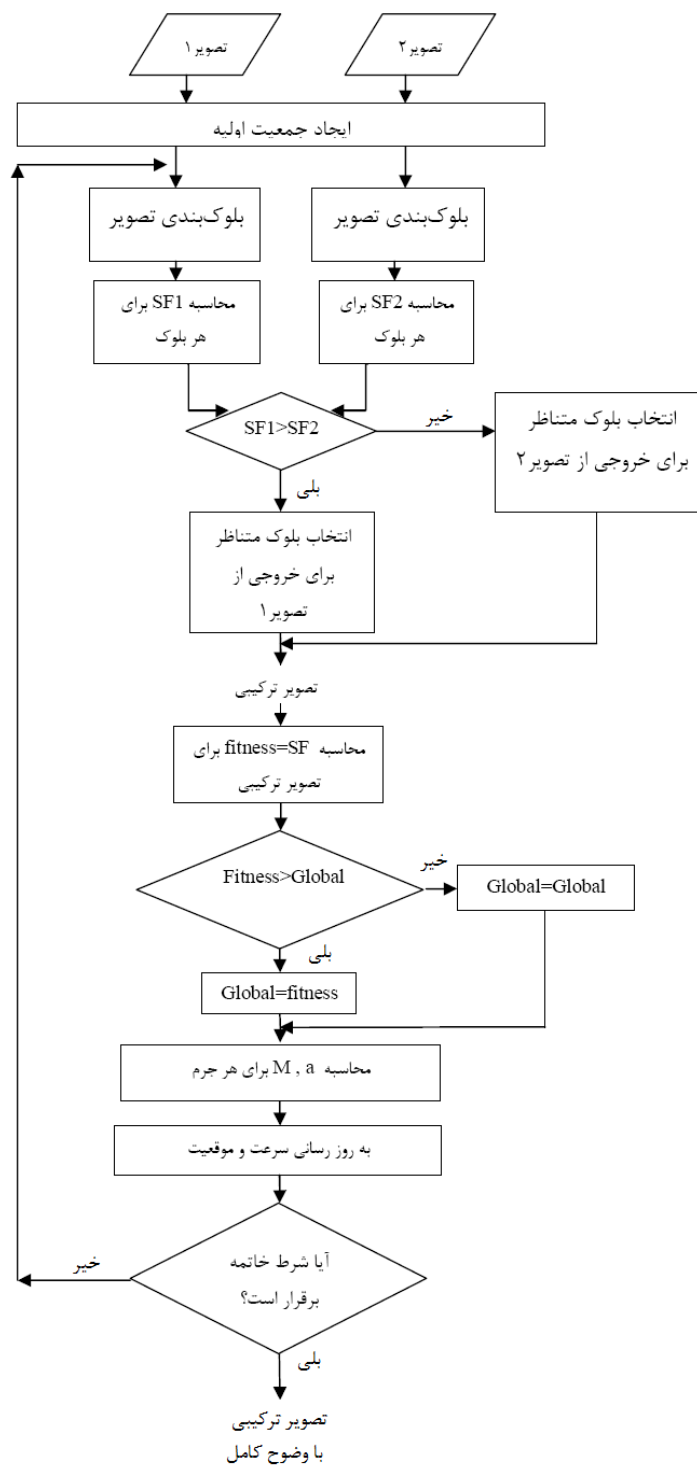
این الگوریتم می‌تواند به دو شکل متوقف شود: با توجه به میزان تکرارهای تعیین شده، و یا با توجه به رسیدن به میزان خطای قابل قبول و تعریف شده. روند نمای این روش در شکل (۲) نشان داده شده است.

شایان ذکر است که برای تصاویر رنگی، در ابتدا تصاویر را خاکستری کرده و سپس، تصاویر خاکستری را بررسی کرده و در پایان، بلوک رنگی متناظر با تصویر با کیفیت بالاتر جایگزین می‌شود. به این ترتیب تصویر ادغامی رنگی حاصل می‌شود.

۴-۳- گام‌های الگوریتم پیشنهادی

- ۱- دریافت تصاویر و تبدیل آنها به تصاویر خاکستری.
- ۲- آمایش مقادیر جرم‌ها و سرعت‌ها با مقادیر اولیه تصادفی.
- ۳- بلوک‌بندی تصاویر ورودی و محاسبه فرکانس مکانی هر بلوک.
- ۴- انتخاب بلوک با فرکانس مکانی بیشتر به عنوان خروجی.

- ۵- ایجاد تصویر نهایی برای تمام جرم‌ها و محاسبه فرکانس مکانی و انتخاب فرکانس مکانی بیشتر به عنوان f_{best} بیشتر بودن نسبت به تکرار قبل.
- ۶- انتخاب f_{best} به عنوان $f_{best\ global}$ در صورت



شکل (۲): روندنمای روش پیشنهادی ترکیب تصاویر با استفاده از الگوریتم جستجوی گرانشی

به باقیمانده صفر منجر می‌شوند و بنابراین، تصویر با این اندازه بلوک‌بندی می‌شود.

همان‌طور که پیش‌تر نیز اشاره شد، مقداردهی اولیه اندازه بلوک‌ها نیز می‌تواند بهینه شود. بدیهی است هر چه اندازه بلوک‌های تصویر را کوچک‌تر فرض نماییم نتیجه بهتر خواهد بود، اما آنچه مهم است اندازه بهینه بلوک‌هاست. ممکن است حتی تصویری با دو بلوک نتیجه‌ای کاملاً مطلوب را نیز داشته باشد و نیازی به بلوک‌بندی بیش از اندازه نباشد. بلوک‌های بیشتر به معنای عملیات بیشتر و در نتیجه زمان بیشتر عملیات است و هدف از استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌یابی در این موارد نیز دقیقاً مقابله با همین وضعیت است.

با توجه به بررسی‌های انجام‌شده، مشاهده می‌شود که بلوک‌ها در پایان همگی دارای اندازه‌ای کمتر از نصف اندازه تصاویر اصلی هستند.

۵- نتایج تجربی و مقایسه با سایر روش‌ها

برای بررسی بیشتر موضوع، عملکرد روش پیشنهادی با دو روش دیگر مورد مقایسه قرار گرفته است. این روش‌ها عبارتند از: بهینه‌سازی فرآیند ترکیب تصاویر به روش PSO و روش ترکیب مبتنی بر اطلاعات پیکسل‌ها بر اساس منطق فازی. روش کار در الگوریتم PSO مشابه الگوریتم GSA است، با این تفاوت که مقادیر بهینه اندازه بلوک‌ها به جای الگوریتم GSA، توسط الگوریتم PSO تعیین می‌شوند.

شاخص‌های طراحی در PSO به شکل زیر می‌باشند: ضریب‌های c_1 و c_2 که برای تعیین رفتار جمعی و شناختی است، مقدار ۲ در نظر گرفته شده‌اند. مشاهده می‌شود که هنگامی که این مقادیر بزرگتر از ۲ باشند، سرعت ذره با مقدار بزرگتری به‌روز می‌شود و در نتیجه ذره پرش زیادی در فضای جستجو خواهد داشت و ممکن است از محدوده جستجو خارج شود. مقدار وزن اولیه w ، ۱ در نظر گرفته شده است که ضریب $w_{damp}=0.99$ می‌باشد [۵۸].

روش فازی پیشنهادی توسط نویسندگان در [۸] نیز به‌عنوان روشی مبتنی بر اطلاعات پیکسل‌ها برای مقایسه انتخاب و نتایج آن بررسی شده است. در این روش، پیکسل‌های متناظر دو تصویر با یکدیگر مقایسه شده و بر اساس منطق فازی مقدار خروجی مناسب برای پیکسل انتخاب می‌شود. قوانین فازی پیشنهادی بر این اساس

۷- محاسبه سرعت و موقعیت جرم‌ها.

۸- محاسبه G ، نیرو و شتاب.

۹- محاسبه سرعت و موقعیت جدید جرم‌ها.

۱۰- مقداردهی مجدد اجرام خارج‌شده از فضای جستجو.

۱۱- تکرار مراحل قبل تا رسیدن به مقدار خطای مطلوب و یا

پایان تعداد تکرارهای تعیین‌شده.

۱۲- انتخاب تصویر دارای مقدار f_{best} global به‌عنوان

تصویر ترکیبی نهایی خروجی.

۴-۴- مقداردهی اولیه

مقادیر f_{best} و f_{best} global اولیه، صفر در نظر گرفته می‌شوند. تعداد جمعیت اولیه پیشنهادی ۵۰ و بیش‌ترین تعداد تکرار ۵ بار است که این تعداد تکرار بر اساس بهینه‌بودن زمان و مناسب بودن خطای نهایی تعیین شده است. این مقدار با توجه به اندازه تصویر قابل تغییر است.

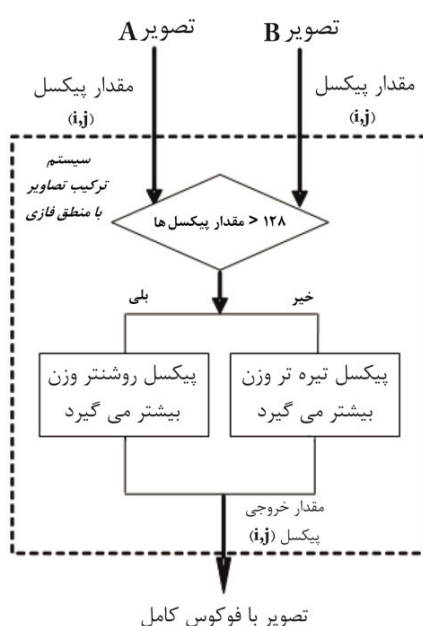
با توجه به اینکه دو مقدار x و y (طول و عرض هر بلوک) مطرح است، در الگوریتم بُعد برابر ۲ می‌باشد (یعنی $d=2$). باید توجه داشت که این مقادیر باید در بازه فضای جستجو که همان اندازه تصویر می‌باشد، تعریف شوند.

برای محاسبه مقدار G در رابطه ۱۲، مقدار $\alpha=20$ و $G_0=100$ در نظر گرفته شده است.

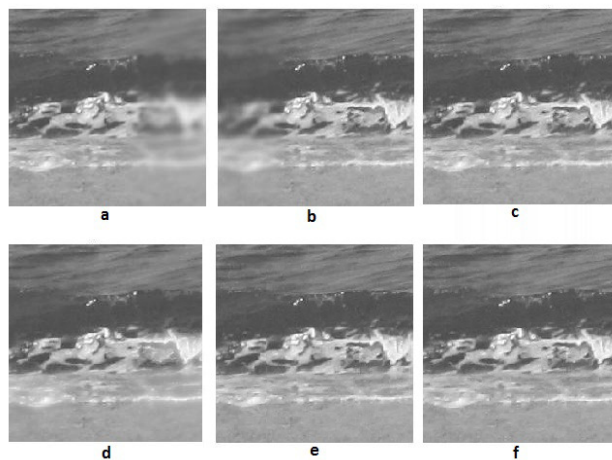
از آنجا که اندازه بلوک‌ها مقادیر صحیح هستند، پس از ایجاد جمعیت اولیه، ابتدا مقادیر آن‌ها تبدیل به عدد صحیح می‌شود. از آنجا که کل تصویر با اندازه یکسانی بلوک‌بندی می‌شود، باقیمانده حاصل تقسیم طول و عرض تصویر بر مقدار ورودی محاسبه می‌شود و در صورتی که برابر صفر نباشد یک واحد از آن کم می‌شود و این کار تا جایی که باقیمانده برابر صفر شود، ادامه پیدا می‌کند و به این ترتیب مقادیر جمعیت‌های ایجادشده بر روی تصویر منطبق شده و الگوریتم برای مسأله مورد بحث اجرا می‌شود. برای روشن‌تر شدن موضوع، فرض کنیم که طول و عرض تصویر با ابعاد 235×235 باشد و یکی از مقادیر جمعیت بدین‌ترتیب بدست آمده باشد: $(13/7 \ 4/2)$. بنابراین، ابتدا این مقدار گرد شده و به شکل $(14 \ 4)$ در محاسبات در نظر گرفته می‌شود. سپس، تقسیم ابعاد تصویر به مقادیر فوق انجام شده و چون باقیمانده صفر نیست، یک واحد از آن کم می‌شود و این کار تا جایی که باقیمانده صفر شود، ادامه پیدا می‌کند. در این مورد مقادیر انتخابی $(13 \ 47)$

میانگین‌گیری انجام گیرد. در شکل (۴) نیز نتیجه ترکیب تصاویر با سطوح خاکستری برای این سه روش نشان داده شده است. مقادیر بهینه اندازه بلوک‌ها برای تصویر شکل (۴) (با ابعاد 240×240 پیکسل) با استفاده از الگوریتم PSO، بلوک‌هایی با اندازه‌های 7×7 بدست آمد. همچنین، در روش GSA، بهترین کیفیت تصویر نهایی برای تصویر شکل (۴)، بلوک‌هایی با اندازه‌های 8×60 محاسبه شد که مقادیر مربوط به فرکانس مکانی آن‌ها و همچنین، میزان خطا با استفاده از معیار RMSE نیز در جدول (۱) ارائه شده است.

ایجاد شده‌اند که پیکسل‌های با مقادیر دورتر از مقدار ۱۲۸ وزن بیشتری به خود بگیرند. نحوه عملکرد این روش در شکل (۳) نشان داده شده است. سامانه ممدانی فازی دارای دو ورودی (یکی برای تصویر با وضوح سمت راست و دیگری برای تصویر با وضوح سمت چپ) و یک خروجی (برای تصویر خروجی) است. ورودی‌ها و خروجی دارای ۷ تابع عضویت از مقدار ۰ تا ۲۵۵ و به شکل مثلثی هستند و تنها در قسمت میانی خروجی از یک تابع دوزنقه‌ای استفاده شده است تا اطراف مقدار ۱۲۸ نوعی



شکل (۳): روش مبتنی بر منطق فازی برای ترکیب تصاویر با میزان تمرکزهای مختلف [۸]



شکل (۴): نتیجه ترکیب تصاویر به سه روش مختلف، (a) تصویر با وضوح سمت چپ، (b) تصویر با وضوح سمت راست، (c) تصویر واضح اصلی، (d) نتیجه ترکیب به روش فازی، (e) نتیجه ترکیب با به کارگیری الگوریتم PSO، (f) نتیجه ترکیب با به کارگیری GSA

مقادیر RMSE نیز با توجه به رابطه ۲۳ محاسبه شده‌اند:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} [f(m,n) - \hat{f}(m,n)]^2}{M \times N}} \quad (23)$$

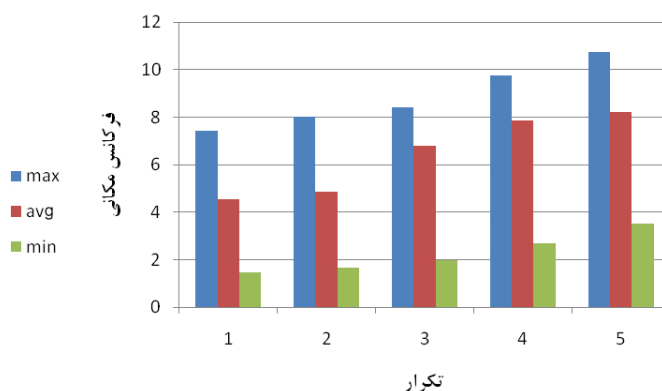
هستند.

در شکل (۵) مقادیر بیشینه، کمینه و میانگین تابع هدف در هر تکرار برای تصویر ارایه‌شده در شکل (۴) در صورت استفاده از الگوریتم جستجوی گرانشی نشان داده شده است.

که در این رابطه، f و $\hat{f}$ به ترتیب مبین تصاویر اصلی و ترکیبی

جدول (۱): مقادیر RMSE تصاویر ترکیبی با سطوح خاکستری برای سه روش مورد بررسی در این پژوهش

معیار	تصویر با وضوح سمت چپ	تصویر با وضوح سمت راست	تصویر ترکیبی به روش فازی	تصویر ترکیبی به روش PSO	تصویر ترکیبی به روش GSA
فرکانس مکانی	۹/۳۸۶۲	۹/۲۵۴۰	۱۰/۷۳۶۰	۱۰/۷۵۰۳	۱۱/۵۹۶۴
میزان خطا (RMSE)	۳/۱۶۸۵	۳/۳۰۲۸	۰/۹۶۱	۰/۳۲۹۵	۰/۲۶۷۰



شکل (۵): مقادیر بیشینه، کمینه و میانگین تابع هدف (فرکانس مکانی) در تکرارهای مختلف GSA

می‌شود، تصویر حاصل دارای کیفیت بالاست. این روش، روشی انعطاف‌پذیر است که می‌تواند با سایر روش‌ها نیز تلفیق شود. در ادامه نمونه‌ای از ترکیب تصاویر رنگی با استفاده از روش پیشنهادی ارایه شده است (شکل ۶). برای مشاهده بهتر، قسمتی از نتایج حاصل بزرگ‌نمایی شده و در شکل (۷) نشان داده شده است. بخش بزرگ‌نمایی‌شده، مرز بین مات‌شدگی دو تصویر می‌باشد. با دقت در این تصاویر می‌توان مشاهده کرد که ترکیب تصاویر به‌خوبی انجام شده است. البته برای بررسی دقیق‌تر، مجموع مربعات خطا (MSE) نیز در جدول (۲) نشان داده شده است. نتایج شهودی خطا نیز در شکل (۸) نشان داده شده است. با توجه به

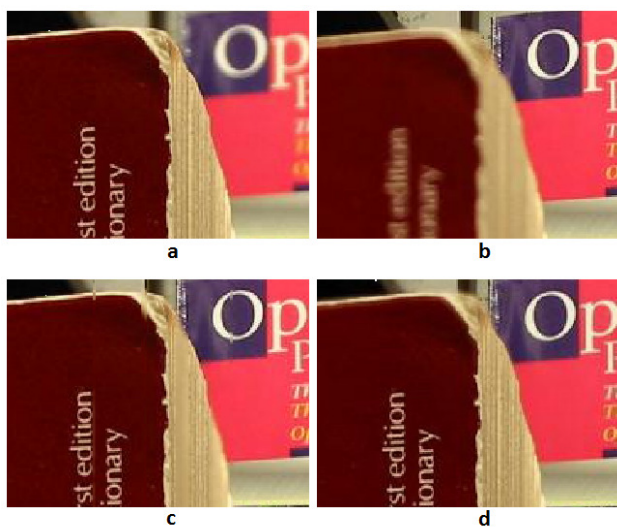
آنچه در ترکیب تصاویر تا این مرحله انجام شده است، کار بر روی تصاویر سیاه و سفید بوده است. برای کار بر روی تصاویر رنگی پیشنهادهای گوناگونی داده شده است که در آن‌ها معمولاً از ابتدا بر روی تصویر رنگی کار کرده و تصاویر رنگی را با یکدیگر ترکیب می‌کنند [۵۹-۶۱]. از آنجا که در روش پیشنهادی در این مقاله، بر روی بلوک‌های تصویر کار می‌شود، می‌توان ابتدا تصاویر را به سطح خاکستری انتقال داده و پس از تعیین اینکه بلوک مربوط به کدام تصویر وضوح بیشتری دارد، بلوک مربوط در تصویر رنگی را جایگزین کرد و به این ترتیب ترکیب تصاویر در سطح رنگی انجام می‌شود. به این ترتیب علاوه بر اینکه پیچیدگی کار کمتر

در نهایت، برای بررسی عملکرد روش پیشنهادی، نتایج تجربی دیگری از ترکیب تصاویر با روش‌های مختلف در شکل‌های (۹) تا (۱۱) نشان داده شده است. برای مقایسه بهتر، مقادیر خطای تصویر نهایی نسبت به تصویر اصلی نیز در جدول (۳) آورده شده است.

جدول (۲) و همچنین، با دقت در تصویر قسمت C (تفاضل تصویر اصلی با تصویر ترکیبی)، مشاهده می‌شود که الگوریتم پیشنهادی به‌خوبی دو قسمت راست و چپ تصاویر را با یکدیگر ترکیب کرده است و میزان خطای آن با تصویر اصلی بسیار کم است.



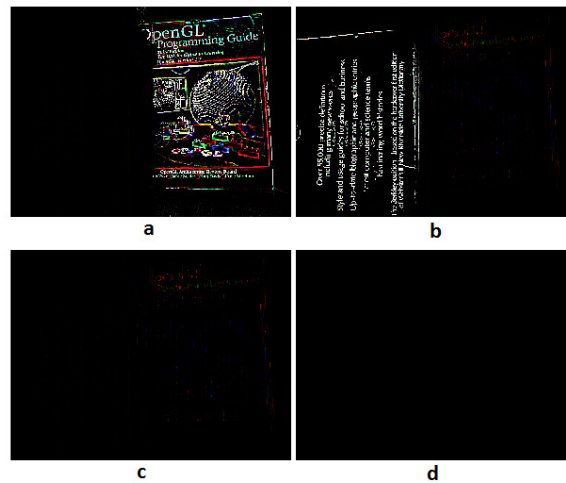
شکل (۶): ترکیب تصاویر رنگی با استفاده از روش پیشنهادی، (a) تصویر با وضوح سمت چپ، (b) تصویر با وضوح سمت راست، (c) نتیجه ترکیب با به‌کارگیری GSA، (d) تصویر اصلی



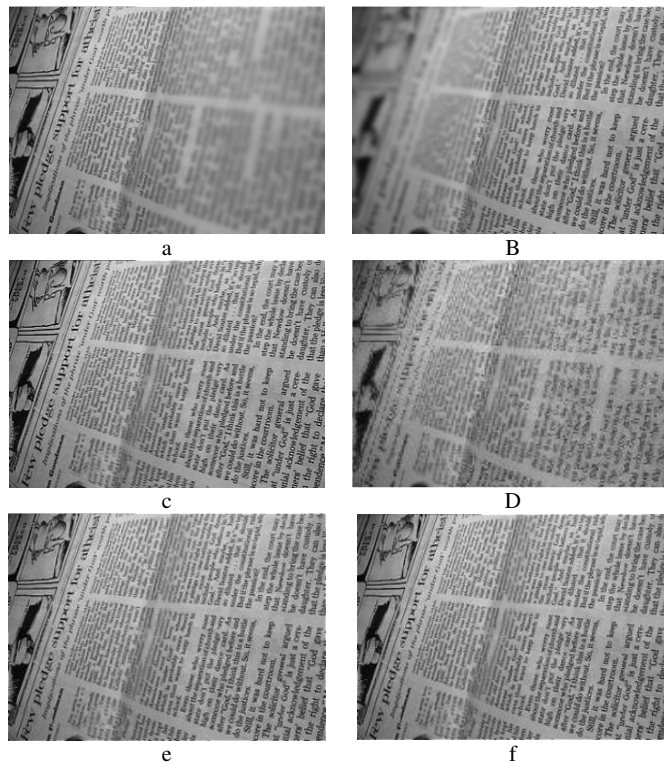
شکل (۷): بزرگ‌نمایی قسمتی از شکل ۶ در مرز مات‌شدگی، (a) تصویر با وضوح سمت چپ، (b) تصویر با وضوح سمت راست، (c) نتیجه ترکیب با به‌کارگیری GSA، (d) تصویر اصلی

جدول (۲): مقادیر MSE برای تصاویر رنگی با روش ترکیب تصاویر پیشنهادی

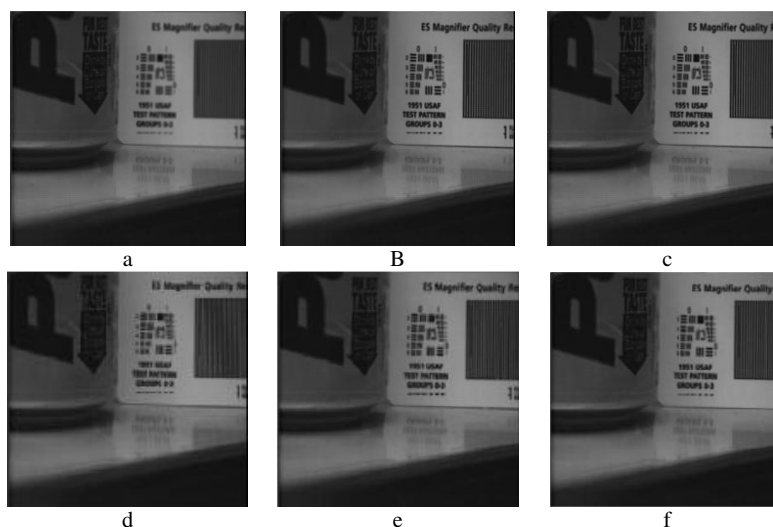
معیار	تصویر با وضوح سمت راست	تصویر با وضوح سمت چپ	تصویر ترکیبی به روش GSA
MSE	۹/۷۷۹۲	۱۴/۸۹۴۵	۰/۵۷۳۹



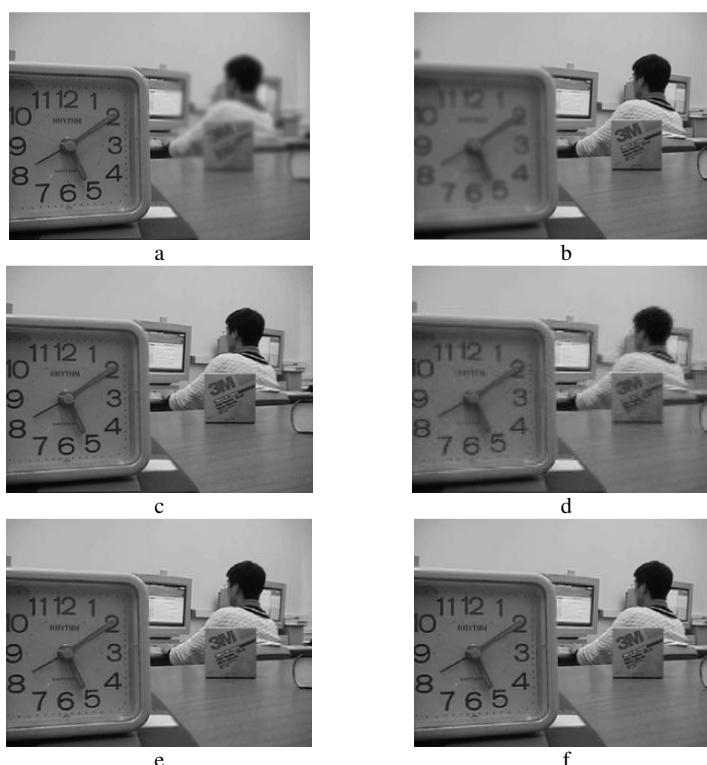
شکل (۸): تفاضل تصاویر شکل (۶) با تصویر اصلی، (a) تفاضل تصویر با وضوح سمت چپ و تصویر اصلی، (b) تفاضل تصویر با وضوح سمت راست و تصویر اصلی، (c) تفاضل تصویر ترکیبی به روش GSA و تصویر اصلی، (d) تفاضل تصویر اصلی و خودش



شکل (۹): نتیجه ترکیب تصاویر با روش‌های مختلف، (a) تصویر با وضوح سمت چپ، (b) تصویر با وضوح سمت راست، (c) تصویر واضح اصلی، (d) نتیجه ترکیب به روش فازی، (e) نتیجه ترکیب با به کارگیری الگوریتم PSO، (f) نتیجه ترکیب با به کارگیری GSA (ابعاد تصویر: ۲۳۵×۳۲۵، اندازه بهینه بلوک ۴۷×۱۳ و $fbest=55.5541$)



شکل (۱۰): نتیجه ترکیب تصاویر با روش‌های مختلف، (a) تصویر با وضوح سمت چپ، (b) تصویر با وضوح سمت راست، (c) تصویر واضح اصلی، (d) نتیجه ترکیب به روش فازی، (e) نتیجه ترکیب با به‌کارگیری الگوریتم PSO، (f) نتیجه ترکیب با به‌کارگیری GSA (ابعاد تصویر: 240×240 ، اندازه بهینه بلوک 120×240 و $fbest=13.7351$)



شکل (۱۱): نتیجه ترکیب تصاویر با روش‌های مختلف، (a) تصویر با وضوح سمت چپ، (b) تصویر با وضوح سمت راست، (c) تصویر واضح اصلی، (d) نتیجه ترکیب به روش فازی، (e) نتیجه ترکیب با به‌کارگیری الگوریتم PSO، (f) نتیجه ترکیب با به‌کارگیری GSA (ابعاد تصویر: 472×331 ، اندازه بهینه بلوک 59×1 و $fbest=14.7551$)

جدول (۳): مقادیر RMSE در روش‌های مختلف ترکیب تصاویر در شکل‌های (۹-۱۱)

شماره شکل	تصویر ترکیبی به روش فازی	تصویر ترکیبی به روش PSO	تصویر ترکیبی به روش GSA
۹	۰/۹۵۲۸	۰/۱۱۱۸	۰/۰۳۰۱
۱۰	۱/۳۷۰۷	۰/۸۶۹۹	۰/۲۶۰۳
۱۱	۲/۰۷۳۰	۰/۸۴۳۰	۰/۲۲۸۷

نخواهد بود که امید است با استفاده از مفاهیم گراف‌ها این مشکلات از پیش رو برداشته و روشی کاراتر ارائه شود.

۶- نتیجه‌گیری

تاکنون روش‌های مختلفی برای ترکیب تصاویر با هدف رسیدن به تصویری با کیفیت مطلوب ارائه شده است. در این مقاله، روش ترکیب مبتنی بر اطلاعات بلوکی تصاویر و تلفیق آن با الگوریتم جستجوی گرانشی (GSA) استفاده شد. در این راستا برای ترکیب تصاویر با وضوح مختلف به دنبال پیدا کردن اندازه بهینه بلوک‌ها برای قطعه‌بندی تصاویر هستیم، و در همین جاست که GSA وظیفه بهینه‌یابی را انجام می‌دهد. بدین منظور، تابع فرکانس مکانی به عنوان تابع برازش در نظر گرفته شد.

به منظور ارزیابی روش پیشنهادی، نتایج ترکیب تصاویر به روش GSA با دو روش دیگر مقایسه شد. این روش‌ها عبارت بودند از: بهینه‌سازی فرآیند ترکیب تصاویر به روش PSO و روش ترکیب مبتنی بر اطلاعات پیکسل‌ها بر اساس منطق فازی. نتایج تجربی گویای میزان خطای کمتر روش پیشنهادی در مقایسه با دو روش دیگر است. در ضمن، روش پیشنهادی در ترکیب تصاویر رنگی نیز همچون تصاویر سیاه و سفید به شکل موفق عمل کرد که نتایج یاد شده در شکل‌های (۶) تا (۸) نشان داده شد.

برای ادامه پژوهش می‌توان با استفاده از نظریه گراف‌ها به بهبود روش ترکیب تصاویر با به کارگیری الگوریتم جستجوی گرانشی پرداخت و از این طریق هر تصویر به بلوک‌هایی با ابعاد متفاوت بلوک‌بندی شده و اندازه بلوک‌ها در یک تصویر نیز بهینه شود. از مشکلاتی که در این راستا پیش‌روی پژوهش‌ها خواهد بود می‌توان به وابستگی شدید تعداد جمعیت جرم‌ها (در GSA) به اندازه تصاویر ورودی اشاره کرد که ممکن است در صورت بزرگ بودن اندازه تصویر، تعداد جمعیت زیادی نیاز شده و باعث پایین آمدن سرعت سامانه شود. همچنین، از آنجا که قرار است یک تصویر با اندازه‌های مختلف بلوک‌بندی شود، اندازه بلوک‌ها به ویژه بلوک‌های نهایی در طول و عرض تصویر بسیار به یکدیگر وابسته بوده و انتخاب محل و اندازه هر بلوک به سادگی امکان‌پذیر

مراجع

- [1] Zhang, X., Li, X., Liu, Z., Feng, Y., "Multi-focus image fusion using image-partition-based focus detection", Signal Processing, Vol. 102, pp. 64-76, 2014.
- [2] Saeedi, J., Faez, K., "Fisher classifier and fuzzy logic based multi-focus image fusion", Proc. IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems, Vol. 4, pp. 420-425, Shanghai, Nov. 2009.
- [3] Yang, X. H., Jing, Z. L., Liu, G., Hua, L. Z., Ma, D. W., "Fusion of multispectral and panchromatic images using fuzzy rule", Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, Vol. 12, No. 7, pp. 1334-1350, 2007.
- [4] Garg, S., Kiran, U., Mohan, K., Tiwary, R., "Multilevel medical image fusion using segmented image by level set evolution with region", Proc. 27th Annual International Conference of Engineering in Medicine and Biology Society, pp. 7680- 7683, Shanghai, Jan. 2006.
- [5] Wang, Z., Cui, P., Li, F., Chang, E., Yang, S., "A data-driven study of image feature extraction and fusion", Information Sciences, Vol. 281, pp. 536-558, Oct. 2014.
- [6] Wu, T., Wu, X.-J., Luo, X.-Q., "A study on fusion of different resolution images", Procedia Engineering, Vol. 29, pp. 3980-3985, 2012.
- [7] Shah, S. K., Shah, D. U., "Comparative study of image fusion techniques based on spatial and transform domain", International Journal of Innovative Research in Science, Engineering and Technology, Vol. 3, No. 3, pp. 10168-10175, 2014.
- [8] Chamankar, A., Sheikhan, M., Razaghian, F., "Multi-focus image fusion using fuzzy logic", Proc. 13th Iranian Conference on Fuzzy Systems, pp. 1-4, Qazvin, August 2013.
- [9] James, A. P., Dasarthy, B. V., "Medical image fusion: A survey of the state of the art", Information Fusion, Vol. 19, pp. 4-19, Sep. 2014.
- [10] Burt, P. J., Adelson, E. H., "The Laplacian pyramid as a compact image code", IEEE

- Intelligence in Electrical Engineering, Vol. 5, No. 2, pp. 91-110, 2014.
- [23] Jourabian, M., Afzalan, E., "A hybrid bacterial foraging optimization algorithm and sequential quadratic programming method for dynamic economic dispatch considering the valve-point effects", Computational Intelligence in Electrical Engineering, Vol. 5, No. 1, pp. 13-26, 2014.
- [24] Yazdani-Asrami, M., Khosravi, A.R., A. Ghabeli Juybari, A., "Parameter estimation of induction motors using water cycle optimization", Computational Intelligence in Electrical Engineering, Vol. 4, No. 3, pp. 71-82, 2013.
- [25] Rezaee, Y., Khodabakhshian, A., Moazzami, M., "Optimal UPFC placement in Isfahan-Khozestan transmission network by using APSO algorithm for improving transient stability", Computational Intelligence in Electrical Engineering, Vol. 3, No. 2, pp. 55-72, 2012.
- [26] Abdoli, M., Hatami, A., "Dynamic economic emission dispatch incorporating wind farms using modified co-evolutionary particle swarm optimization meta-heuristic algorithm", Computational Intelligence in Electrical Engineering, Vol. 5, No. 4, pp. 31-44, 2015.
- [27] Abdi Daviran, S., Teshnehlal, M., Aliyari Shouredeli, M., Golahmadi, H., "Multi objective optimization using biogeography based optimization and differential evolution algorithm", Computational Intelligence in Electrical Engineering, Vol. 3, No. 3, pp. 11-24, 2012.
- [28] Baradaran tavakoli, H., Mozafari, B., "Short term hydrothermal scheduling via improved honey-bee mating optimization algorithm", Computational Intelligence in Electrical Engineering, Vol. 3, No. 3, pp. 67-80, 2012.
- [29] Aslantas, V., Kurban, R., "Fusion of multi-focus images using differential evolution algorithm", Expert Systems with Applications Vol. 37, No. 12, pp. 8861-8870, 2010.
- [30] Jin, H., Wang, Y., "A fusion method for visible and infrared images based on contrast pyramid with teaching learning based optimization", Infrared Physics & Technology, Vol. 64, pp. 134-142, May 2014.
- [31] Jin, H., Xi, Q., Wang, Y., Hei, X., "Fusion of visible and infrared images using multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition", Infrared Physics & Technology, Vol. 71, pp. 151-158, Jul. 2015.
- [32] Kavitha, C. T., Chellamuthu, C., "Medical image fusion based on hybrid intelligence", Applied Soft Computing, Vol. 20, pp. 83-94, Jul. 2014.
- [33] Yu, J., Duan, H., "Artificial bee colony approach to information granulation-based fuzzy radial basis function neural networks for image fusion", Optik, Transactions on Communications, Vol. 31, No. 4, pp. 532-540, 1983.
- [11] Khaleghi, B., Khamis, A., Karray, F. O., Razavi, S. N., "Multisensor data fusion: A review of the state-of-the-art", Information Fusion, Vol. 14, No. 1, pp. 28-44, 2013.
- [12] Tian, J., Chen, L., "Multi-focus image fusion using wavelet-domain statistics", Proc. 17th International Conference on Image Processing, pp. 1205-1208, Hong Kong, Sep. 2010.
- [13] De, I., Chanda, B., "A simple and efficient algorithm for multifocus image fusion using morphological wavelets", Signal Processing, Vol. 86, No. 5, pp. 924-936, 2006.
- [14] Pajares, G., de la Cruz, J. M., "A wavelet-based image fusion tutorial", Pattern Recognition, Vol. 37, No. 9, pp. 1855-1872, 2004.
- [15] Stankovic, R. S., Falkowski, B. J., "The Haar wavelet transform: Its status and achievements", Computers and Electrical Engineering, Vol. 29, No. 1, pp. 25-44, 2003.
- [16] Naidu, V. P. S., Raol, J. R., "Pixel-level image fusion using wavelets and principal component analysis", Defence Science Journal, Vol. 58, pp. 338-352, 2008.
- [17] Hong, G., Zhang, Y., "High resolution image fusion based on wavelet and IHS transformations", Proc. IEEE/ISPRS Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas, pp. 99-104, May 2003.
- [18] Nikolakopoulos, K. G., "Comparison of nine fusion techniques for very high resolution data", Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, Vol. 74, No. 5, pp. 647- 659, 2008.
- [19] Seyedbarzegar, S.M., Mirzaie, M., "Optimization of spacers placement in metal oxide surge arresters due to the thermal stability increment using genetic algorithm", Computational Intelligence in Electrical Engineering, Vol. 5, No. 4, pp. 63-70, 2015.
- [20] Azarinejadian, F., Mirhosseini Moghaddam, S.M., Marzband, M., Parhizi, N., "Optimal energy management system in grid connected microgrid integrated with distributed generation by using the multi-period artificial bee colony", Computational Intelligence in Electrical Engineering, Vol. 5, No. 3, pp. 1-14, 2014.
- [21] Pourtaheri, Z., Zahiri, S.H., "Design of an integrated phase frequency detector with optimal power consumption and delay by using particle swarm optimization algorithm", Computational Intelligence in Electrical Engineering, Vol. 5, No. 3, pp. 15-22, 2014.
- [22] Razavi Asfali, S.E., Falaghi, H., "Dynamic multi-stage placement of phasor measurement units using bat optimization algorithm", Computational

- Sciences, Vol. 192, No. 9, pp. 98-108, 2012.
- [46] Yang, F., Ding, M., Zhang, X., Hou, W., Zhong, C., "Non-rigid multi-modal medical image registration by combining L-BFGS-B with cat swarm optimization", *Information Sciences*, Vol. 316, pp. 440-456, Sep. 2015.
- [47] Shams, M., Rashedi, E., Hakimi, A., "Clustered-gravitational search algorithm and its application in parameter optimization of a low noise amplifier", *Applied Mathematics and Computation*, Vol. 258, pp. 436-453, May 2015.
- [48] Soleimanpour-moghadam, M., Nezamabadi-pour, H., Farsangi, M. M., "A quantum inspired gravitational search algorithm for numerical function optimization", *Information Sciences*, Vol. 267, pp. 83-100, May 2014.
- [49] Doraghinejad, M., Nezamabadi-pour, H., Mahani, A., "Channel assignment in multi-radio wireless mesh networks using an improved gravitational search algorithm", *Journal of Network and Computer Applications*, Vol. 38, pp. 163-171, Feb. 2014.
- [50] Sarafrazi, S., Nezamabadi-pour, H., Saryazdi, S., "Disruption: A new operator in gravitational search algorithm", *Scientia Iranica D*, Vol. 18, No. 3, pp. 539-548, 2011.
- [51] Chen, Z., Yuan, X., Tian, H., Ji, B., "Improved gravitational search algorithm for parameter identification of water turbine regulation system", *Energy Conversion and Management*, Vol. 78, pp. 306-315, Feb. 2014.
- [52] Shaw, B., Mukherjee, V., Ghoshal, S. P., "Solution of reactive power dispatch of power systems by an opposition-based gravitational search algorithm", *Electrical Power and Energy Systems*, Vol. 55, pp. 29-40, Feb. 2014.
- [53] Jiang, S., Wang, Y., Ji, Z., "Convergence analysis and performance of an improved gravitational search algorithm", *Applied Soft Computing*, Vol. 24, pp. 363-384, Nov. 2014.
- [54] Li, C., Zhou, J., Xiao, J., Xiao, H., "Hydraulic turbine governing system identification using T-S fuzzy model optimized by chaotic gravitational search algorithm", *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 26, No. 9, pp. 2073-2082, 2013.
- [55] Han, X. H., Chang, X. M., "A chaotic digital secure communication based on a modified gravitational search algorithm filter", *Information Sciences*, Vol. 208, pp. 14-27, Nov. 2012.
- [56] Li, C., Li, H., Kou, P., "Piecewise function based gravitational search algorithm and its application on parameter identification of AVR system", *Neurocomputing*, Vol. 124, pp. 139-148, Jan. 2014.
- [57] Kennedy, J., Eberhart, R., "Particle swarm optimization", *Proc. International Conference on Neural Networks*, pp. 1942-1948, Perth, Nov. 1995.
- Vol. 124, No. 17, pp. 3103-3111, 2013.
- [34] Li, C., Duan, H., "Information granulation-based fuzzy RBFNN for image fusion based on chaotic brain storm optimization", *Optik*, Vol. 126, No. 15-16, pp. 1400-1406, 2015.
- [35] Zhang, J., Feng, X., Song, B., Li, M., Lu, Y., "Multi-focus image fusion using quality assessment of spatial domain and genetic algorithm", *Proc. IEEE Conference on Human System Interactions*, pp. 71-75, Krakow, May 2008.
- [36] Taher, G. M., Wahed, M. E., Taweal, G. E., Fouad, A., "Image fusion approach with noise reduction using genetic algorithm", *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, Vol. 4, No. 11, pp. 10-16, 2013.
- [37] Zhang, L., Zhang, X., Xu, X., Wang, D., Liu, J., Liu, Y., "Quantum-inspired particle swarm optimization algorithm with performance evaluation of fused images", *Optica Applicata*, Vol. 43, No. 4, pp. 679-691, 2013.
- [38] Siddiqui, A. B., Jaffar, M. A., Hussain, A., Mirz, A. M., "Block-based pixel level multi-focus image fusion using particle swarm optimization", *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, Vol. 7, No. 7(A), pp. 3583-3596, 2011.
- [39] Zhang, X., Sun, L., Han, J., Chen, G., "An application of swarm intelligence binary particle swarm optimization (BPSO) algorithm to multi-focus image fusion", *Optica Applicata*, Vol. 40, No. 4, pp. 949-964, 2010.
- [40] Li, S., Kwok, J. T., Wang, Y., "Multi-focus image fusion using artificial neural networks", *Pattern Recognition Letters*, Vol. 23, No. 8, pp. 985-997, 2002.
- [41] Sheela Rani, C. M., Kumar, V. V., Ramana Reddy, B. V., "Improved block based feature level image fusion technique using multi-wavelet with neural network", *International Journal of Soft Computing and Engineering*, Vol. 2, No. 4, pp. 265-271, 2012.
- [42] Rashedi, E., Nezamabadi-pour, H., Saryazdi, S., "GSA: A gravitational search algorithm", *Information Sciences*, Vol. 179, No. 13, pp. 2232-2248, 2009.
- [43] Rashedi, E., Nezamabadi-pour, H., Saryazdi, S., "Improving the precision of CBIR systems by color and texture feature adaptation using GSA", *Computational Intelligence in Electrical Engineering*, Vol. 4, No. 3, pp. 71-82, 2013.
- [44] Pyari, M. P., Ganapati, P., "Solving multiobjective problems using cat swarm optimization", *Expert Systems with Applications*, Vol. 39, No. 3, pp. 2956-2964, 2012.
- [45] Wang, Z. H., Chang, C. C., Li, M. C., "Optimizing least-significant-bit substitution using cat swarm optimization strategy", *Information*

- fusion using empirical mode decomposition", Telfor Journal, Vol. 5, No. 2, pp. 128-133, 2013.
- [61] Rattanapitak, W., Udomhunsakul, S., "Comparative efficiency of color models for multi-focus color image fusion", Proc. International MultiConference of Engineers and Computer Scientists, Vol. 2, pp. 1-6, Hong Kong, Mar. 2010.
- [58] Canga, E. F., Image Fusion, MEng. Thesis, Electrical & Electronic Engineering Department, University of Bath, 2002.
- [59] Zhao, H., Li, Q., Feng, H., "Multi-focus color image fusion in the HSI space using the sum-modified-laplacian and a coarse edge map", Image and Vision Computing, Vol. 26, No. 9, pp. 1285-1295, 2008.
- [60] Savić, S., Babić, Z., "Color multifocus image

-
- 1- Image fusion
 - 2- Multi-focus
 - 3- Intensity-Hue-Saturation
 - 4- Particle Swarm Optimization
 - 5- Teaching-learning
 - 6- Chaotic brain storm optimization
 - 7- Gravitational Search Algorithm
 - 8- Disruption
 - 9- Elastic-ball
 - 10- Opposition
 - 11- Fitness
 - 12- Contrast
 - 13- Global