



کاهش رنگ در تصاویر دیجیتال با استفاده از الگوریتم بهینه سازی شمشیرماهی

سمیرا شهرکی^۱، دانشجوی دکتری

حمیدرضا غفاری^۲، استادیار، رئیس دانشگاه آزاد اسلامی واحد فردوس

شراره ملبوسی^۳، دانشجوی دکتری، کارشناس پژوهشکده اقلیم شناسی مشهد

چکیده

کمی سازی رنگ یک تکنیک رایج پردازش تصویر برای کاهش تعداد رنگ های متمایز در یک تصویر است که سپس توسط یک پالت رنگ نشان داده می شود. انتخاب ورودی های مناسب در این پالت یک موضوع چالش برانگیز است در حالی که کیفیت تصویر کوانتیزه شده به طور مستقیم با پالت رنگ مرتبط است. در این مقاله، یک الگوریتم کمی سازی رنگ جدید بر اساس الگوریتم بهینه سازی شمشیرماهی پیشنهاد شده است که یک الگوریتم فراابتکاری مبتنی بر جمعیت شمشیرماهی ها و ساردین ها است و با بهبود موقعیت شمشیرماهی ها و ساردین ها سعی در یافتن پاسخ بهینه در تکرارهای مختلف می نماید. عملکرد الگوریتم پیشنهادی بر روی مجموعه ای از تصاویر مختلف ارزیابی می شود و نتایج با الگوریتم بهینه سازی وال مقایسه می شود. نتایج تجربی به دست آمده به طور قانع کننده نشان می دهد که الگوریتم پیشنهادی عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم بهینه سازی وال بر اساس معیارهای کمی و کیفی در جهت کاهش رنگ و فشرده سازی در تصاویر دیجیتال دارد.

واژه های کلیدی: کاهش رنگ، فشرده سازی، تصاویر دیجیتال، الگوریتم بهینه سازی شمشیرماهی.

۱ - دانشگاه آزاد اسلامی واحد بیرجند، ایران، samshahraki@gmail.com

۲ - دانشگاه آزاد اسلامی واحد فردوس، ایران، hamidghaffary53@yahoo.com

۳ - دانشگاه آزاد اسلامی واحد فردوس، ایران، malboosi_434@yahoo.com

۱- مقدمه

با توسعه سریع سخت افزار و نرم افزار کامپیوتر، می توان تصاویر باکیفیت بالا را به راحتی نمایش و ذخیره کرد. اسناد الکترونیکی شامل تصاویر بسیاری است که باید ذخیره، انتقال و نمایش داده شوند. دستگاه های فعلی می توانند تصاویر باکیفیت بالا را با رنگ های مختلف نمایش دهند. با این وجود، کیفیت تصویر یک نقطه ضعف برای ذخیره سازی و انتقال آن است، زیرا رنگ های بیشتر به معنای کیفیت بیشتر است، اما همچنین به معنای فضای ذخیره سازی بیشتر و سرعت انتقال کمتر است. کاهش رنگ های یک تصویر نه تنها امکان نمایش آن را در دستگاه های ارزان قیمت فراهم می کند، بلکه اندازه تصویر را کاهش می دهد و این امکان ذخیره و انتقال کارآمدتر را فراهم می کند. با این حال، این تصاویر باکیفیت بالا ممکن است حاوی مقدار زیادی اطلاعات باشند که منجر به مشکلاتی مانند افزایش زمان انتقال و افزایش فضای ذخیره سازی مورد نیاز می شود. برای جلوگیری از این مشکلات، باید سعی کنیم قبل از انتقال تصویر، برخی از اطلاعات غیر ضروری را در تصویر حذف کنیم.

کوانتیزاسیون رنگی تصویر رنگی یکی از تکنیک های رایج پردازش تصویر است که فرآیندی برای کاهش تعداد رنگ ها در تصاویر رنگی و کاهش اعوجاج است. هدف اصلی کوانتیزه کردن رنگ ها کاهش تعداد رنگ های تصویر با حفظ اطلاعات مهم و کاهش زمان ارسال تصویر است [۱]. داده های تصویر را می توان در یک فضای یک بعدی یا سه بعدی گروه بندی کرد، بسته به اینکه این تصویر در مقیاس خاکستری یا رنگی باشد [۲]. تصاویر رنگی معمولاً از ۲۴ بیت در هر پیکسل استفاده می کنند که منجر به ۲۲۴ رنگ متمایز می شود. با این حال، انسان می تواند تنها تا هزار رنگ مختلف را تشخیص دهد. بنابراین، کاهش تعداد رنگ ها ممکن است بر ادراک تأثیر نگذارد و در عین حال منجر به کاهش پیچیدگی و منابع شود.

کمی سازی رنگ فرآیندی برای کاهش تعداد رنگ های متمایز در یک تصویر و نمایش رنگ های تصویر توسط یک پالت رنگی متشکل از تعداد کمی رنگ (اغلب بین ۸ تا ۲۵۶) است. کمی سازی رنگ در برخی از کاربردها مانند کنفرانس ویدئویی و انتقال از طریق کانال های پهنای باند محدود ضروری است، در حالی که یک روش فشرده سازی را نیز ارائه می دهد که فضای ویژگی را ساده می کند [۳]. هدف اصلی الگوریتم های کمی سازی رنگ، به دست آوردن یک پالت خوب است. اگر مقادیر پالت به درستی انتخاب نشده باشند، تصویر به دست آمده مغایرت های بیشتری را نسبت به تصویر اصلی نشان می دهد و در نتیجه کیفیت تصویر را کاهش می دهد. بنابراین، انتخاب ورودی های مناسب در پالت مهم است، با این حال به عنوان یک مسئله NP-hard نیز شناخته می شود، که کمی سازی رنگ را به یک کار چالش برانگیز تبدیل می کند [۴].

یکی از الگوریتم های بهینه سازی که می تواند مورد استفاده قرار گیرد الگوریتم بهینه سازی شمشیرماهی است. در این مقاله قصد داریم از روش کوانتیزاسیون رنگی استفاده کنیم و کاهش رنگ در تصاویر دیجیتال با استفاده از الگوریتم بهینه سازی شمشیرماهی انجام شود. ادامه ساختار این مقاله به این صورت است که در بخش دوم مروری بر پیشینه تحقیقات انجام شده خواهیم داشت و در بخش سوم الگوریتم های بهینه سازی شمشیرماهی و بهینه سازی وال بیان می شوند. در بخش چهارم مدل پیشنهادی به صورت کاهش رنگ در تصاویر با استفاده از الگوریتم بهینه سازی شمشیرماهی مطرح می شود و در بخش پنجم نتایج استفاده از الگوریتم بهینه سازی شمشیرماهی و الگوریتم بهینه سازی وال در کاهش رنگ در تصاویر دیجیتال بر اساس انواع خطا بیان می شود و در نهایت در بخش آخر نتیجه گیری انجام می شود.

۲- مروری بر پیشینه تحقیق

پارک و همکاران در سال ۲۰۱۵، به روشی کارا برای کاهش رنگ با استفاده از روش کوهنن به ارائه روشی که سعی دارد زمان پردازش را کاهش دهد، پرداختند. این روش به صورت پویا نرخ یادگیری و شعاع همسایگی را با استفاده از اهمیت رنگ تنظیم می کند. برای ارزیابی کارایی، این روش با ۱۰ روش مرسوم در زمینه کاهش رنگ مورد مقایسه قرار گرفت. این روش ها با معیارهایی مانند میانگین قدرمطلق خطا (MAE) ۴، میانگین مربعات خطا (MSE) ۵ و زمان پردازش مورد مقایسه قرار گرفتند. نتایج تجربی نشان داد که روش پیشنهادی کارا و مناسب برای کاهش رنگ است و از روش های دیگر بهتر عمل می کند و از زمان پردازش بهتری در حدود ۶۷.۱۸٪ برخوردار است [۵].

سپارودین و همکاران در سال ۲۰۱۶ به الگوریتم جستجوی هارمونی با تنظیم پهنای باند و میزان تنظیم سطح به فشردسازی تصویر پرداختند. رشد سریع فناوری ضبط تصویر باعث ایجاد تصاویر دیجیتالی شده است که از وضوح بالایی و اندازه بزرگ برخوردار هستند. به طور کلی، کیفیت تصویر در اندازه بزرگ بهتر است زیرا از شدت رنگ بالاتری برخوردار است، اما انتقال داده نسبتاً کند یا حتی خراب است. فشردسازی تصویر می تواند بهره وری از فضای ذخیره سازی و استفاده از پهنای باند انتقال را بهبود بخشد. باین حال، فشردسازی تصویر، که به عنوان دسته بندی کننده ای دسته بندی می شود، می تواند کیفیت تصویر را کاهش دهد. این مقاله با به حداقل رساندن کاهش کیفیت تصویر، الگوریتم جستجوی هماهنگی بهبود یافته را برای فشردسازی تصاویر رنگی پیاده سازی می کند. پارامترهای الگوریتم های اصلی جستجوی هارمونی شامل نرخ تنظیم سطح (PAR۶) و پهنای باند (FW7) ثابت هستند، در حالی که در الگوریتم جستجوی هارمونی بهبود یافته، PAR و FW به طور پویا مطابق با تولید بردارهای محلول تغییر یافته اند. نتایج تجربی نشان می دهد فشردسازی تصویر رنگی با استفاده از الگوریتم جستجوی هارمونی بهبود یافته بهتر از الگوریتم اصلی جستجوی هارمونی و روش دیگر است [۶].

ادریس و همکاران در سال ۲۰۱۷، به فشردسازی تصویر با الگوریتم خفایش پرداختند. افزودگی موجود در تصاویر فشرد شده نشده می تواند با فشردسازی تصویر کاهش یابد تا بتوان تصاویر را به روشی اقتصادی ذخیره یا انتقال داد. برای این منظور تکنیک های زیادی وجود دارد اما رسانه دیجیتال به سرعت در حال رشد است، بنابراین به تحقیقات گسترده تر نیاز دارد. فشردسازی برای کاهش اندازه داده ها استفاده می شود که امکان ذخیره سازی بهتر و انتقال آنها را فراهم می آورد.

روندهای واقعی تکنیک های فشردسازی از الگوریتم های تئوری فراکتال استفاده می کنند، که به نظر می رسد ابزارهای قدرتمندی برای بهبود کیفیت تصویر هستند. از سوی دیگر، الگوریتم های اکتشافی مجموعه ای از رویکردها را نشان می دهد که برای حل مسائل بهینه سازی سخت با مصرف منابع منطقی استفاده می شود. آنها با همگرایی سریع و کاهش پیچیدگی تحقیق مشخص می شوند. در این مقاله، سعی شده برای اولین بار یک اکتشاف بیولوژیکی با الهام از زندگی خفاش به نام "الگوریتم الهام گرفته از خفاش" برای فشردسازی تصویر فراکتال استفاده شود. مقایسه ای بین رویکرد پیشنهادی و روش های مختلف موجود یعنی FIC با تجزیه چهارگانه، FIC با WPA و غیره انجام شده است. نتایج پیشرفت در الگوریتم پیشنهادی از جنبه های مختلف (زمان کدگذاری، نسبت سیگنال به نویز، میانگین مربعات خطا) را نشان می دهد [۷].

ژو و همکاران در سال ۲۰۱۸، به الگوریتم فراابتکاری ازدحام پروانه برای قطعه بندی تصویر آستانه چندسطحی پرداختند. آستانه چندسطحی یک تکنیک بسیار مهم پردازش تصویر در زمینه قطعه بندی تصویر است. باین حال، پیچیدگی محاسباتی تعیین آستانه

⁴ Mean Absolute Error=MAE

⁵ Mean Square Error=MSE

⁶ Pitch Adjustment Rate=PAR

⁷ Fret Width=FW

⁸ Peak signal-to-noise ratio=PSNR



بهینه با افزایش آستانه‌ها به صورت نمایی رشد می‌کند. برای غلبه بر این مشکل، در این مقاله، یک روش قطعه‌بندی تصویر چندآستانه بر اساس الگوریتم ازدحام پروانه^۹ پیشنهاد شده است. الگوریتم فراابتکاری با استفاده از روش آنروپی برای بهینه‌سازی آستانه‌های هشت تصویر تست استاندارد استفاده شده است. در مقایسه با سایر الگوریتم‌های تکاملی پیشرفته، روش پیشنهادی مطابق با نتایج تجربی عددی و نتایج قطعه‌بندی تصویر، قوی و مؤثر بوده است. این نشان‌دهنده کارایی بالای روش برای قطعه‌بندی تصاویر دیجیتال است [۸].

ژیلینگ و همکاران در سال ۲۰۱۹، به کاهش انعکاس رنگ با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ژنتیک پرداختند. برای نمایش یک مجموعه کامل، اغلب باید زیرمجموعه‌ای از رنگ‌ها انتخاب شود. در یکی از این کاربردها از یک حسگر رنگی چند باندی برای اندازه‌گیری نمونه‌های رنگی بازتابی استفاده می‌شود و از روش تبدیل ماتریس برای بازیابی طیف بازتاب نمونه اندازه‌گیری شده استفاده می‌شود. برای دستیابی به این هدف، برای محاسبه ماتریس تحول باید گروهی از رنگ‌های آموزشی انتخاب شوند. الگوریتم ژنتیک برای بهینه‌سازی انتخاب زیرمجموعه رنگ‌های آموزشی ایجاد شده است و نتیجه با نتایج به دست آمده با استفاده از انتخاب تصادفی یا الگوریتم جمع‌آوری سنتی مقایسه می‌شود. در یک مطالعه شبیه‌سازی، الگوریتم ژنتیک نتایج بهتری را نشان داده است [۹].

ژینگ و همکاران در سال ۲۰۲۰، به یک آستانه چندسطحی مبتنی بر بهینه‌سازی پنگوئن امپراتور برای قطعه‌بندی تصویر رنگی پرداختند. در این مقاله یک روش قطعه‌بندی تصویر چندآستانه بر اساس بهینه‌سازی بهبودیافته پنگوئن امپراتور (EPO۱۰) ارائه شده است. پیچیدگی محاسبه چندآستانه با افزایش تعداد آستانه‌ها افزایش می‌یابد. برای غلبه بر این مشکل، از EPO برای یافتن مقادیر آستانه چندسطحی بهینه برای تصاویر رنگی استفاده می‌شود. سپس، جهش گاوسی و پرواز لوی به کار گرفته می‌شوند تا توانایی جستجوی الگوریتم EPO را افزایش دهند و تعادل بهره‌برداری و اکتشاف را متعادل کنند.

الگوریتم بهینه‌سازی پنگوئن امپراتور بهبودیافته روش چندآستانه را برای انجام آزمایشات بر روی تصاویر برکلی، تصاویر ماهواره‌ای بهینه می‌کند. همان‌طور که نتایج تجربی نشان می‌دهد، روش پیشنهادی یک روش مؤثر برای قطعه‌بندی تصویر رنگی است و از دقت قطعه‌بندی بالاتری برخوردار است و زمان CPU کمتری دارد [۱۰]. سه‌گال و همکاران در سال ۲۰۲۱، به فشرده‌سازی تصویر با استفاده از تکنیک فراابتکاری ترکیبی PSO-ALO پرداختند. امروزه ذخیره و انتقال تصاویر از طریق اینترنت به یک دغدغه بزرگ تبدیل شده است که منابع محدودی را در دست دارند. برای غلبه بر این مسائل، یکی از راه‌حل‌هایی که ثابت شده است، فشرده‌سازی تصویر است. تکنیک‌های فشرده‌سازی تصویر سعی می‌کنند اطلاعات اضافی از یک تصویر را با حداقل کاهش کیفیت کاهش دهند.

در این مقاله، بهینه‌سازی شیر مورچه (ALO) و بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) به عنوان یک الگوریتم پیشنهادی برای فشرده‌سازی تصویری در مقیاس RGB ترکیب شده‌اند. هر دو فرآیند رمزگذاری و رمزگشایی تصویر در آزمایش‌ها شبیه‌سازی شده‌اند. نتایج نشان می‌دهد که نسبت فشرده‌سازی و PSNR تصاویر مختلف با استفاده از الگوریتم پیشنهادی بسیار بالاتر از آنهایی است که از الگوریتم‌های جداگانه استفاده می‌کنند [۱۱].

راهبی و همکاران در سال ۲۰۲۲، به کوانتیزاسیون برداری با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی وال برای فشرده‌سازی تصویر دیجیتال پرداختند. امروزه بسیاری از اطلاعات در تصاویر ذخیره می‌شود. برای انتقال اطلاعات در قالب تصویر، فشرده‌سازی تصویر مورد نیاز است. فشرده‌سازی تصاویر اندازه تصاویر را کاهش می‌دهد و آنها را سریع‌تر از طریق شبکه ارسال می‌کند. یکی از روش‌های فشرده‌سازی تصویر، کوانتیزاسیون برداری است. برای فشرده‌سازی کوانتیزاسیون برداری، کتاب کد در رمزنگاری و رمزگشایی استفاده می‌شود. روش فشرده‌سازی کوانتیزاسیون برداری معمولاً از کتاب‌های کد استفاده می‌کند که بهینه نشده‌اند، که کیفیت فشرده‌سازی تصاویر را کاهش می‌دهد. انتخاب کتاب کد بهینه باعث فشرده‌سازی تصاویر با کیفیت بالاتری می‌شود. انتخاب کتاب کد بهینه یک مسأله

⁹ Swarm Moth Algorithm

¹⁰ Emperor Penguin Optimization=EPO

بهینه‌سازی دشوار است و بنابراین برای حل آن نیاز به الگوریتم‌های هوشمندی دارد. در این مقاله از الگوریتم بهینه‌سازی وال برای یافتن کتاب کد بهینه در فشرده‌سازی تصویر استفاده شده است. الگوریتم بهینه‌سازی وال استراتژی‌های جستجوی مختلفی دارد و یک الگوریتم ایده‌آل برای یافتن کتاب کد بهینه در فشرده‌سازی تصاویر است. پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی برای فشرده‌سازی بر روی چندین تصویر استاندارد نشان می‌دهد که روش پیشنهادی تصاویر را با کیفیت مناسب فشرده می‌کند. روش پیشنهادی فشرده‌سازی کارآمدتری را نسبت به الگوریتم‌های پیشنهادی مانند الگوریتم‌های بهینه‌سازی ازدحام ذرات، خفاش و کرم شب‌تاب انجام می‌دهد. نسبت سیگنال به نویز روش پیشنهادی بیشتر از روش‌های مقایسه شده است. آزمایش‌ها بر روی مجموعه‌ای از تصاویر استاندارد، روش پیشنهادی در مقایسه با روش‌های کرم شب‌تاب، خفاش و تکامل تفاضلی و بهینه‌سازی ازدحام ذرات بهبود یافته و تکامل تفاضلی بهبود یافته زمان اجرای فشرده‌سازی ۶۰.۴۸٪ و ۱۰.۲۱٪، ۴.۷۹٪، ۵.۰۹٪ و ۳.۹۴٪ کاهش را نشان می‌دهد. روش پیشنهادی در فشرده‌سازی دارای شاخص PSNR بالاتری در حدود ۱۷ درصد نسبت به روش Linde-Buzo-Gray است [۱۲].

۳- مروری بر الگوریتم‌ها

در این بخش الگوریتم‌های بهینه‌سازی شمشیرماهی و بهینه‌سازی وال بررسی می‌شوند.

۳-۱- الگوریتم بهینه‌سازی شمشیرماهی

الهام اصلی الگوریتم بهینه‌سازی شمشیرماهی بر اساس استراتژی جایگزینی شکار گروهی شمشیرماهی‌ها است. در زیر بخش بعدی رفتارهای طبیعی شمشیرماهی‌ها و ساردین به صورت ریاضی مدل‌سازی شده و یک الگوریتم بهینه‌سازی بر اساس این مدل ریاضی ایجاد می‌شود.

۳-۱-۱- مرحله آماده‌سازی اولیه

الگوریتم بهینه‌سازی شمشیرماهی یک الگوریتم فراابتکاری مبتنی بر جمعیت است. در این الگوریتم، فرض بر این است که شمشیرماهی‌ها راه‌حل‌های نامزدی هستند و متغیرهای مسأله موقعیت شمشیرماهی در فضای جستجو است. بر این اساس، جمعیت روی فضای پاسخ به طور تصادفی تولید می‌شود. شمشیرماهی می‌تواند در بردارهای موقعیت متغیر خود در یک، دو، سه یا فضای چندبعدی جستجو کند. در یک فضای جستجوی دوبعدی، عضو k ام دارای موقعیت فعلی $SF_{i,k}$ ، $SF_{i,k} \in$ ، بنابراین این موقعیت‌ها $R(i = 1, 2, \dots, m)$ است. ماتریس SF برای حفظ موقعیت همه شمشیرماهی‌ها در نظر گرفته شده است. بنابراین این موقعیت‌ها همه راه‌حل‌ها را در طول بهینه‌سازی نشان می‌دهد. علاوه بر این، برازندگی هر شمشیرماهی با محاسبه تابع برازندگی محاسبه می‌شود. گروه ساردین‌ها یکی دیگر از ترکیبات مهم در الگوریتم SFO است. فرض بر این است که گروه ساردین‌ها هستند که در فضای جستجو شناور هستند. همچنین موقعیت ساردین‌ها و مقدار برازندگی آنها محاسبه می‌شود. قابل توجه است که شمشیرماهی‌ها و ساردین‌ها فاکتورهای مربوطه برای یافتن راه‌حل‌ها هستند. در این الگوریتم، شمشیرماهی‌ها عامل اصلی هستند که در فضای جستجو پراکنده شده‌اند و ساردین می‌تواند برای یافتن بهترین موقعیت در این زمینه همکاری کند. در حقیقت، ماهی ساردین هنگام جستجوی فضای جستجو می‌تواند توسط شمشیرماهی خورده شود و شمشیرماهی در صورت یافتن راه‌حل بهتری که تاکنون به دست آمده است، موقعیت خود را به روز می‌کند.

۳-۱-۲- نخبه‌گرایی

گاهی اوقات می‌توان راه‌حل‌های خوبی را در هنگام به‌روزرسانی موقعیت عوامل جستجو از دست داد و این موقعیت‌ها ممکن است ضعیف‌تر از موقعیت‌های قبلی باشند مگر اینکه از افراد نخبه استفاده شود. نخبه‌گرایی شامل کپی کردن راه‌حل (ها) بدون تغییر در نسل آینده است. در الگوریتم SFO نیز، بهترین موقعیت شمشیرماهی در هر تکرار ذخیره‌شده و به‌عنوان یک نخبه در نظر گرفته می‌شود. شمشیرماهی نخبه، مناسب‌ترین شمشیرماهی است که تاکنون به‌دست‌آمده است و باید بتواند بر قدرت مانور و تسریع ساردین در طول حمله تأثیر بگذارد. علاوه بر این، ساردین در اثر ضربه خوردن با نوک شمشیرماهی در حین شکار گروهی مجروح می‌شود. بنابراین، موقعیت ساردین مجروح در هر تکرار نیز ذخیره می‌شود و این ساردین به‌عنوان بهترین هدف برای شکار مشترک توسط شمشیرماهی انتخاب می‌شود. موقعیت شمشیرماهی نخبه و ساردین مجروح که بالاترین برازندگی در تکرار نام دارند به ترتیب با $X_{injured_S}^i$ و $X_{elite_SF}^i$ نشان داده می‌شود. این موقعیت‌ها می‌تواند تأثیر شگرفی بر عملکرد الگوریتم بهینه‌سازی شمشیرماهی داشته باشد و از اتلاف وقت برای کشف مجدد راه‌حل‌های قبلاً دور ریخته شده جلوگیری می‌کند.

۳-۱-۳- استراتژی حمله - جایگزین

در حقیقت شمشیرماهی‌ها بیشتر زمانی به گروه شکار حمله می‌کنند که هیچ‌یک از همنوعشان به آن حمله نکنند. به عبارت دیگر، شمشیرماهی می‌تواند میزان موفقیت در شکار را با حمله هماهنگ از نظر زمانی ارتقا دهد. شمشیرماهی‌ها طعمه خود را تعقیب و جمع می‌کنند. رفتار دسته شمشیرماهی‌ها موقعیت آنها را با توجه به موقعیت سایر شکارچیان در اطراف گروه شکار بدون هماهنگی مستقیم بین آنها تنظیم می‌کند. الگوریتم SFO استراتژی متناوب حمله شمشیرماهی را هنگام شکار گروهی نشان می‌دهد. عوامل جستجو مرحله اکتشاف را ارائه می‌دهند و شامل جستجوی بخش بزرگی از فضای جستجو برای یافتن راه‌حل‌های امیدوارکننده است که هنوز تصحیح نشده‌اند.

شمشیرماهی‌ها فقط از بالا به پایین یا از راست به چپ و بالعکس حمله نمی‌کنند. آنها می‌توانند در همه جهات و در یک دایره کوچک‌کننده حمله کنند. در نتیجه، شمشیرماهی‌ها موقعیت خود را در یک کره در اطراف بهترین راه‌حل به‌روز می‌کنند. در الگوریتم SFO، در تکرار نام موقعیت جدید شمشیرماهی به‌صورت رابطه (۱) به‌نگام‌سازی می‌شود:

$$X_{new_SF}^i = X_{elite_SF}^i - \lambda_i \times \left(rand(0,1) \times \left(\frac{X_{elite_SF}^i + X_{injured_S}^i}{2} \right) - X_{old_SF}^i \right) \quad (1)$$

که $X_{elite_SF}^i$ موقعیت بهترین (نخبه) شمشیرماهی تا این لحظه، $X_{injured_S}^i$ بهترین موقعیت ساردین آسیب‌دیده تا این لحظه، $X_{old_SF}^i$ موقعیت جاری شمشیرماهی، $rand(0,1)$ یک عدد تصادفی در بازه ۰ و ۱ و λ_i ضریب در تکرار نام که توسط رابطه (۲) ایجاد شده است.

$$\lambda_i = 2 \times rand(0,1) \times PD - PD \quad (2)$$

که در آن PD تراکم طعمه است که تعداد طعمه را در هر تکرار نشان می‌دهد. از آنجایی که تعداد طعمه‌ها در طول شکار گروهی توسط شمشیرماهی کاهش می‌یابد، پارامتر PD پارامتر مهمی برای به‌روزرسانی موقعیت شمشیرماهی در اطراف گروه شکار است. فرمول تطبیقی برای این پارامتر طبق رابطه (۳) است:

$$PD = 1 - \left(\frac{N_{SF}}{N_{SF} + N_S} \right) \quad (3)$$



که NSF و NS به ترتیب تعداد شمشیرماهی‌ها و تعداد ساردین‌ها در هر تکرار از الگوریتم است. علاوه بر این، به دلیل اینکه تعداد اولیه ساردین‌ها بیشتر از شمشیرماهی‌ها است، NSF به صورت $NS \times PP$ تعریف می‌شود که در آن PP نشان‌دهنده درصد جمعیت ساردین است که جمعیت اولیه شمشیرماهی‌ها را تشکیل می‌دهد.

۳-۱-۴- شکار و صید طعمه

برای تقلید از این فرآیند، هر ساردین موظف است موقعیت خود را با توجه به موقعیت بهترین شمشیرماهی و قدرت حمله خود در هر بار تکرار به‌روز کند. در الگوریتم SFO، در تکرار λ_m ، موقعیت جدید ساردین $X_{new_S}^i$ ممکن است به صورت رابطه (۴) تعیین شود:

$$X_{new_S}^i = r \times (X_{elite_SF}^i - X_{old_S}^i + AP) \quad (4)$$

که $X_{elite_SF}^i$ موقعیت بهترین شمشیرماهی نخبه تاکنون، $X_{old_S}^i$ موقعیت جاری ساردین، r عدد تصادفی بین ۰ و ۱ و AP نشان‌دهنده مقدار انرژی حمله شمشیرماهی در هر تکرار که طبق رابطه (۵) ایجاد می‌شود.

$$AP = A \times (1 - (2 \times Itr \times \varepsilon)) \quad (5)$$

که در آن A و ε ضرایبی برای کاهش مقدار قدرت حمله به صورت خطی از A به ۰ هستند. با استفاده از پارامتر AP، تعداد ساردین‌هایی که موقعیت خود را به‌روز می‌کنند (α) و تعداد متغیرهای آنها (β) را می‌توان به صورت روابط (۶) و (۷) محاسبه کرد:

$$\alpha = N_S \times AP \quad (6)$$

$$\beta = d_i \times AP \quad (7)$$

که در آن d_i تعداد متغیرها در تکرار λ_m و NS تعداد ساردین‌ها در هر تکرار از الگوریتم است. با توجه به پارامتر AP، اگر شدت ضربه شمشیرماهی کم باشد ($AP < 0.5$) فقط α ساردین با β متغیر از ساردین به‌نگام‌سازی می‌شود. باین حال، اگر شدت ضربه شمشیرماهی بالا باشد ($AP \geq 0.5$)، موقعیت همه ساردین‌ها به‌نگام‌سازی می‌شوند. اساساً، پارامترهای AP و r به SFO کمک می‌کنند تا رفتار تصادفی‌تری را در طول بهینه‌سازی نشان دهد و برای رکود بهینه محلی در طول تمام تکرارها بسیار مفید هستند. در مرحله پایانی شکار، ساردین زخمی که از چنگال جدا می‌شود، به سرعت صید می‌شود.

در الگوریتم پیشنهادی، فرض بر این است که صید طعمه زمانی اتفاق می‌افتد که ساردین نسبت به شمشیرماهی مناسب‌تر شود. در این شرایط موقعیت شمشیرماهی جایگزین آخرین موقعیت ساردین شکار شده برای افزایش شانس شکار طعمه جدید می‌شود. رابطه (۸) به صورت زیر پیشنهاد می‌شود:

$$X_{SF}^i = X_S^i \quad \text{if } f(S_i) < f(SF_i) \quad (8)$$

که X_S^i نشان‌دهنده موقعیت جاری ساردین در تکرار λ_m و X_{SF}^i نشان‌دهنده موقعیت جاری شمشیرماهی در تکرار λ_m است. در الگوریتم SFO، موقعیت شمشیرماهی‌ها و ساردین‌ها به صورت تصادفی ایجاد می‌شوند. در هر تکرار، موقعیت هر شمشیرماهی با توجه به ساردین آسیب‌دیده و شمشیرماهی نخبه به‌روز می‌شود. همچنین، بسته به قدرت حمله شمشیرماهی، موقعیت ساردین توسط ساردین انتخابی و شمشیرماهی نخبه به‌نگام‌سازی می‌شود. هنگامی که فرآیند به‌نگام‌رسانی موقعیت شمشیرماهی‌ها و ساردین‌ها به پایان رسید، آنها توسط تابع هدف ارزیابی می‌شوند. اگر هر یک از ساردین‌ها نسبت به سایر شمشیرماهی‌ها مناسب‌تر شود، شمشیرماهی موقعیت خود را به این ساردین مربوطه به‌روز می‌کند. همچنین موقعیت شمشیرماهی نخبه و ساردین آسیب‌دیده در هر چرخه



الگوریتم به روز می شود. در نهایت ساردین شکار شده از جمعیت آن حذف خواهد شد. این مراحل به صورت تکراری به روز می شوند تا زمانی که شرایط خاتمه برآورده شود. [۱۳].

۳-۲- الگوریتم بهینه سازی وال

وال ها موجودات فانتزی هستند. آنها به عنوان بزرگ ترین پستانداران جهان در نظر گرفته می شوند. وال بالغ می تواند تا ۳۰ متر رشد کند و ۱۸۰ تن وزن داشته باشد. هفت گونه متفاوت از این پستاندار وجود دارد. وال ها بیشتر شکارچی هستند. نکته جالب رفتار اجتماعی وال ها است. آنها به صورت فردی یا گروهی زندگی می کنند. با این حال، آنها بیشتر به صورت گروهی زندگی می کنند. بعضی از گونه های آنها (مانند وال های قاتل) می توانند در یک خانواده تمام عمر خود را زندگی کنند.

وال های کوهان دار یکی از بزرگ ترین انواع وال ها هستند. نکته جالب توجه در مورد وال های کوهان دار روش خاص شکار آنها است. این رفتار تغذیه ای روش حباب خالص نامیده می شود. وال های کوهان دار ترجیح می دهند کل ماهی های کوچک یا کریل سطح آب را شکار کنند. مشاهده شده است که این رفتار تغذیه به وسیله ایجاد حباب های متمایز در امتداد یک دایره یا در مسیری به شکل '9' انجام می شود. وال های کوهان دار در عمق ۱۲ متری سطح آب شروع به ایجاد حباب به شکل مارپیچ در اطراف شکار می کنند و در همین حال با حرکت مارپیچی به سطح آب می آیند.

وال کوهان دار می تواند موقعیت شکار را تشخیص دهد و آنها را محاصره کند. از آنجاکه در ابتدا نقطه بهینه در فضای جستجو ناشناخته است، الگوریتم بهینه سازی وال بهترین راه حل فعلی را به عنوان شکار هدف یا نزدیک به بهینه در نظر می گیرد. بعد از اینکه موقعیت بهترین عامل (شکار) تعیین شد آنگاه عامل های دیگر موقعیت جدید خود را با استفاده از موقعیت بهترین عامل (شکار) طبق رابطه (۱۰) تغییر می دهند.

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}^*(t) - \vec{X}(t)| \quad (9)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}^*(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (10)$$

که t نشان دهنده تکرار فعلی، $\vec{A}$ و $\vec{C}$ بردارهای ضرایب و X^* بردار بهترین راه حل، $\vec{X}$ بردار موقعیت، $||$ مقدار قدر مطلق و $\cdot$ به معنی ضرب عضو به عضو است. لازم به ذکر است که اگر راه حل بهتر وجود داشته باشد بایستی X^* در پایان هر تکرار بهنگام سازی شود. بردارهای $\vec{A}$ و $\vec{C}$ با استفاده از روابط (۱۱) و (۱۲) بهنگام سازی می شوند.

$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r} - \vec{a} \quad (11)$$

$$\vec{C} = 2 \cdot \vec{r} \quad (12)$$

که $\vec{a}$ به صورت خطی از ۲ به ۰ در تکرارهای مختلف کاهش (جستجو بهره برداری توسط آن انجام می شود) می یابد و $\vec{r}$ یک بردار تصادفی در بازه $[0,1]$ است.

حرکت مارپیچی بین موقعیت وال و شکار ایجاد می شود تا حرکات مارپیچی وال های کوهان دار را به شکل رابطه (۱۳) تقلید کند.

$$\vec{X}(t+1) = \vec{D}' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + \vec{X}^*(t) \quad (13)$$

که $\vec{D}' = |\vec{X}^*(t) - \vec{X}(t)|$ و نشان دهنده فاصله آمین وال از شکار (بهترین راه حل)، b یک ثابت برای تعریف شکل مارپیچی لگاریتمی است، l یک عدد تصادفی در بازه $[-1,1]$ و $\cdot$ نشان دهنده ضرب عضو به عضو است.

توجه داشته باشید که وال‌های کوهان‌دار در اطراف شکار در یک دایره کوچک و در طول مسیر مارپیچ به‌طور هم‌زمان شنا می‌کنند. برای مدل‌سازی رفتار، ۵۰٪ احتمال بین مکانیزم کاهشی احاطه کردن یا مدل مارپیچ برای بهنگام‌سازی موقعیت وال‌ها در حین فرآیند بهینه‌سازی در نظر گرفته شده است. مدل‌سازی ریاضی طبق رابطه (۱۴) نشان داده شده است.

$$\vec{X}(t+1) = \begin{cases} \vec{X}^*(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} & \text{if } p < 0.5 \\ \vec{D}' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + \vec{X}^*(t) & \text{if } p \geq 0.5 \end{cases} \quad (14)$$

که p یک عدد تصادفی در بازه $[0,1]$ است. روش مشابهی بر اساس تنوع بردار $\vec{A}$ می‌تواند برای جستجوی شکار (اکتشاف) استفاده شود. درواقع وال‌های کوهان‌دار به‌صورت تصادفی با توجه به موقعیت یکدیگر جستجو را انجام می‌دهند. بنابراین، $\vec{A}$ با مقادیر تصادفی بزرگ‌تر از ۱ یا کوچک‌تر از ۱- استفاده شده است تا عامل جستجو را به وال مرجع نزدیک یا دور کند. برخلاف مرحله بهره‌برداری، موقعیت یک عامل جستجو در مرحله اکتشاف (جستجو)، با استفاده از یک عامل جستجو که به‌طور تصادفی انتخاب شده تعیین می‌شود درواقع عامل تصادفی در مرحله اکتشاف جایگزین بهترین راه‌حل می‌شود تا موقعیت جدید عامل را تعیین کند. این مکانیزم $\vec{A} > 1$ تأکید بر جستجو (اکتشاف) دارد و به الگوریتم بهینه‌سازی وال اجازه جستجوی سراسری می‌دهد. مکانیزم طبق رابطه (۱۶) مدل‌سازی شده است.

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}_{rand} - \vec{X}| \quad (15)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_{rand} - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (16)$$

که $\vec{X}_{rand}$ یک بردار موقعیت تصادفی (وال تصادفی) که از جمعیت جاری انتخاب شده است. الگوریتم بهینه‌سازی وال با یک مجموعه از راه‌حل‌های تصادفی شروع می‌شود. در هر تکرار، موقعیت‌های عامل‌های جستجو با عامل جستجوی تصادفی یا بهترین راه‌حل بهنگام‌سازی می‌شود. پارامتر a از ۲ به ۰ برای ایجاد جستجو و بهره‌برداری کاهش می‌یابد. یک عامل جستجوی تصادفی زمانی که $\vec{A} > 1$ و زمانی که $\vec{A} < 1$ باشد بهترین راه‌حل برای بهنگام‌سازی عامل‌های جستجو انتخاب می‌شوند. بسته به مقدار p ، الگوریتم بهینه‌سازی وال قادر است بین حرکت مارپیچی و حلقه‌ای سوئیچ کند. نهایتاً، الگوریتم بهینه‌سازی وال با برآورده شدن شرایط خاتمه پایان می‌یابد [۱۴].

۳-۴- روش‌های ارزیابی کارایی

هدف از ارزیابی، بررسی دقت تخمین مدل‌های ارائه‌شده با نتایج اندازه‌گیری شده است. در این پژوهش برای ارزیابی مدل‌ها از روش میانگین مربع خطاها (MSE)، جذر میانگین مربع خطاها (RMSE)، میانگین قدرمطلق خطاها (MAE) و مجموع مربعات خطاها (SSE) استفاده می‌شود که از روابط زیر به‌دست می‌آید:

$$MSE = \sum_{i=1}^n \frac{(t_i - y_i)^2}{n} \quad (17)$$

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(t_i - y_i)^2}{n}} \quad (18)$$

$$MAE = \sum_{i=1}^n \frac{|t_i - y_i|}{n} \quad (19)$$

$$SSE = \sum_{i=1}^n (t_i - y_i)^2 \quad (20)$$

در روابط فوق، t_i مقدار خروجی هدف است و y_i مقدار خروجی کلاس تخمین زده شده توسط مدل است. در این رابطه‌ها n تعداد نمونه‌ها است. مقدار خطا معمولاً مثبت و مقدار ایده‌آل برای هر یک از خطاها، برابر با صفر است [۱۵].

۴- روش پیشنهادی

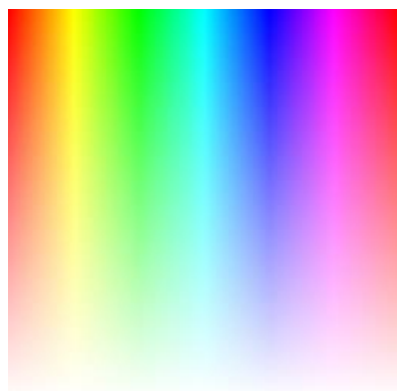
هدف این بخش ارائه روش تحقیق توسط الگوریتم بهینه‌سازی شمشیرماهی به عنوان مدل پیشنهادی است. فشرده‌سازی و کاهش رنگ در تصاویر از ۴ مرحله کلی تشکیل شده است:

۱. جمع‌آوری تصاویر رنگی از پایگاه تصاویر
۲. نرمال‌سازی تصاویر و ایجاد پایگاه داده‌ای از پیکسل‌های تصویر
۳. فشرده‌سازی و کاهش رنگ در تصاویر با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی شمشیرماهی
۴. فشرده‌سازی و کاهش رنگ در تصاویر با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی وال

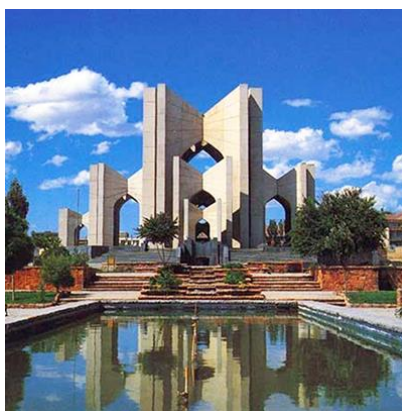
در بخش‌های بعدی هر یک از گام‌های بیان شده که در تحقیق به کار گرفته شده‌اند شرح داده شده است و نتایج به همراه نمودارها با یکدیگر مقایسه می‌شوند.

۴-۱- جمع‌آوری تصاویر

در این تحقیق از تصاویر لفل‌ها (الف)، مقبره الشعراى تبریز (ب) و طیف رنگین کمان (ج) استفاده شده است که شامل تعداد رنگ‌های زیادی می‌باشند. شکل (۱) تصاویر موجود در تحقیق را نشان می‌دهند. تصاویر الف، ب و ج به ترتیب دارای ابعاد $3 \times 400 \times 400$ ، $3 \times 256 \times 256$ و $3 \times 512 \times 384$ می‌باشند.



ج



ب



الف

شکل ۱- تصاویر مورد استفاده در تحقیق

۴-۲- نرمال‌سازی تصاویر

تصاویر استفاده شده در این تحقیق به صورت RGB هستند و تصاویر رنگی RGB به صورت ماتریس 3×3 بعدی تعریف و ذخیره‌سازی می‌شوند. هر طبقه از این ماتریس شامل یک رنگ اصلی می‌باشد. طبقه اول شامل رنگ قرمز، طبقه دوم شامل رنگ سبز و طبقه سوم شامل رنگ آبی است. مقادیر هر پیکسل تصویر در هر طبقه به صورت یک عدد صحیح مثبت در بازه $[0, 255]$ است. اعداد صحیح مثبت نسبت به اعداد حقیقی تنوع مقداری ندارند و برای محاسبات با دقت اعشاری که معیار دقت لازمه کارهای تحقیقاتی است، مناسب نیستند بنابراین در این تحقیق در جهت افزایش دقت در محاسبات تصویر ورودی با استفاده از رابطه خطی (۲۱) به بازه $[0, 1]$ نرمال‌سازی می‌شود.

$$\frac{x_i - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (21)$$

که در آن x_i میزان رنگ پیکسل، $\min(x)$ کمترین مقدار رنگ و $\max(x)$ بیشترین مقدار رنگ پیکسل است. پس از نرمال سازی تصاویر بایستی پایگاه داده ای از تصویر مطابق شکل (۲) تولید شود که در هر سطر آن رنگ قرمز، سبز و آبی هر پیکسل از تصویر قرار گرفته است که به عنوان یک نمونه داده با ۳ بعد در نظر گرفته می شود. در واقع هر تصویر به صورت یک ماتریس با n سطر (تعداد پیکسل های تصویر) و ۳ ستون (مقادیر رنگ قرمز در ستون اول، رنگ سبز در ستون دوم و رنگ آبی در ستون سوم) نمایش داده می شود. مقادیر پیکسل های تصویر پس از کاهش رنگ توسط الگوریتم مورد نظر توسط مراکز خوشه ها جایگزین می شوند بدین ترتیب کاهش رنگ صورت می گیرد.

$$X = \begin{matrix} x_1 & R_1 & G_1 & B_1 \\ x_2 & R_2 & G_2 & B_2 \\ & & \vdots & \\ x_i & R_i & G_i & B_i \\ & & \vdots & \\ x_{n-1} & R_{n-1} & G_{n-1} & B_{n-1} \\ x_n & R_n & G_n & B_n \end{matrix} \Bigg|_{n \times 3}$$

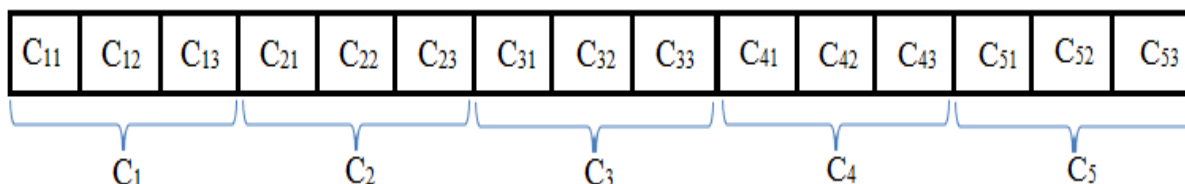
شکل ۲- پایگاه داده تصویر به صورت n سطر در ۳ ستون

۴-۳- ارائه مدل پیشنهادی

برای فشرده سازی و کاهش رنگ در تصاویر دیجیتال از خوشه بندی تصویر با الگوریتم بهینه سازی شمشیرماهی استفاده می شود تا خوشه بندی داده ها انجام شده و مراکز هر خوشه به صورت بهینه تعیین شود. در این قسمت مراحل کاهش رنگ و فشرده سازی از طریق خوشه بندی با استفاده از الگوریتم بهینه سازی شمشیرماهی بیان می شود. الگوریتم بهینه سازی شمشیرماهی شامل دو مرحله آماده سازی اولیه و تکرار است.

۴-۳-۱- مرحله آماده سازی اولیه

در این مرحله جمعیت اولیه از شمشیرماهی ها ایجاد می شود و به صورت تصادفی در فضای پاسخ پخش می شوند. موقعیت هر شمشیرماهی شامل مراکز خوشه ها است. فضای ورودی شامل سه بعد است و تعداد خوشه ها نیز برابر پنج خوشه در نظر گرفته شده است و فرض بر این است که کاهش رنگ تا پنج رنگ مدنظر است بنابراین موقعیت شمشیرماهی از ۱۵ بعد تشکیل شده است که هر سه بعد برای یک مرکز خوشه و نمایانگر یک رنگ در سه کانال قرمز، سبز و آبی است. در شکل (۳) موقعیت شمشیرماهی در الگوریتم بهینه سازی شمشیرماهی را نشان می دهد.



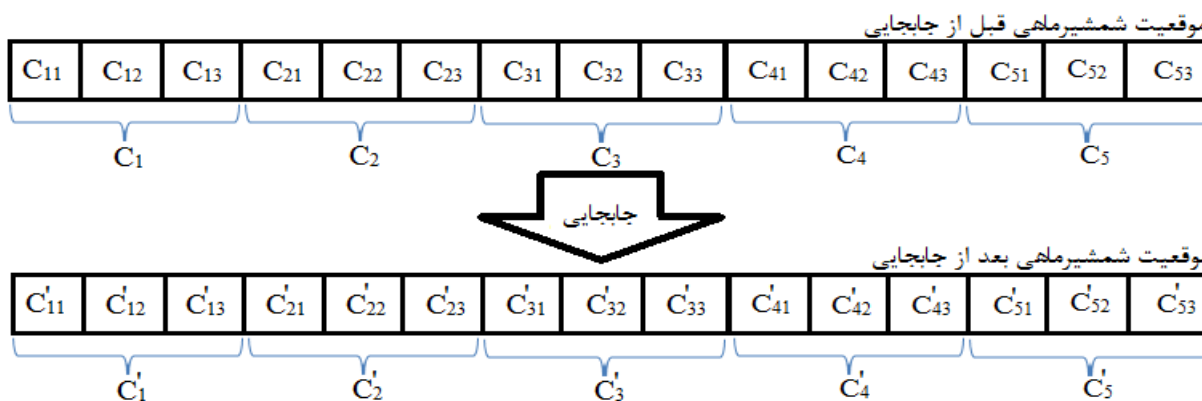
شکل ۳- موقعیت شمشیرماهی در الگوریتم بهینه سازی شمشیرماهی

پس از مقداردهی تصادفی موقعیت شمشیرماهی‌ها تابع برازندگی فراخوانی می‌شود. برای هر داده فاصله آن با تک تک مراکز خوشه‌ها محاسبه می‌شود خوشه‌ای که کمترین فاصله را با داده داشته باشد، داده به آن خوشه تعلق می‌گیرد. برای هر خوشه مجموع فواصل درون خوشه‌ای محاسبه می‌شود و با جمع مجموع فواصل درون خوشه‌ای به ازای کلیه خوشه‌ها مقدار تابع برازندگی طبق رابطه (۲۲) تعیین می‌شود. هرچه مقدار تابع برازندگی کم‌تر باشد یعنی داده‌های درون هر خوشه بیشترین شباهت را با مرکز خوشه دارند و خوشه‌بندی داده‌ها با دقت بالایی انجام شده است.

$$f = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} \|x - C_i\|_2 \quad (22)$$

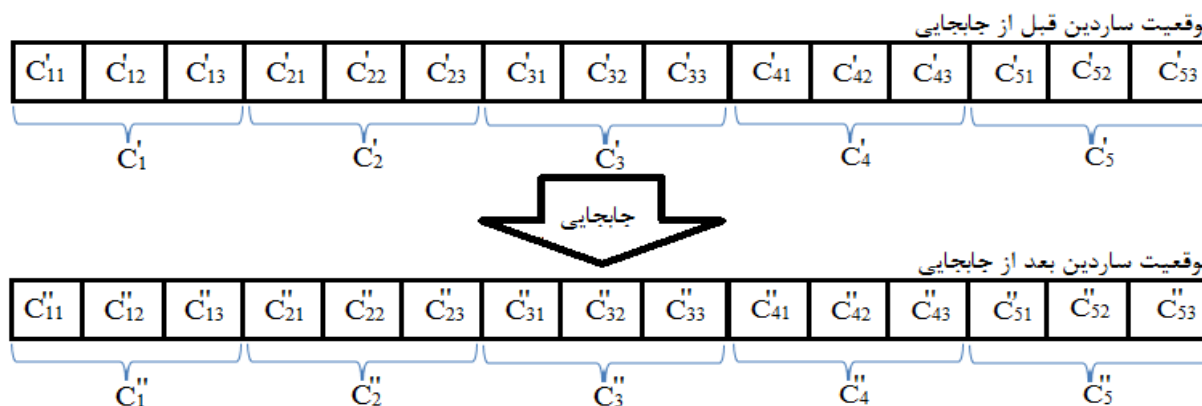
۴-۳-۲- مرحله تکرار

در مرحله تکرار الگوریتم بهینه‌سازی شمشیرماهی عملیات زیر به ترتیب تکرار می‌شود تا شرایط خاتمه الگوریتم برآورده شود. موقعیت جدید شمشیرماهی: در این گام بر اساس موقعیت ساردین زخمی، موقعیت کنونی شمشیرماهی و موقعیت شمشیرماهی نخبه، موقعیت جدید شمشیرماهی تعیین می‌شود. شکل (۴) موقعیت شمشیرماهی قبل و بعد از جابجایی را نشان می‌دهد. در این مرحله عملیات فوق برای تمامی شمشیرماهی‌ها انجام می‌شود:



شکل ۴- موقعیت شمشیرماهی قبل و بعد از احاطه کردن

موقعیت جدید ساردین: در این مرحله بر اساس موقعیت بهترین شمشیرماهی از لحاظ شایستگی، موقعیت کنونی ساردین و پارامتر قدرت حمله عمل جابجایی انجام و موقعیت جدید ساردین تعیین می‌شود. شکل (۵) نحوه تعیین موقعیت جدید ساردین مشخص شده است.



شکل ۵- موقعیت ساردین قبل و بعد از جابجایی

تعیین برازندگی: در این گام موقعیت ساردین ارزیابی می شود به عبارت دیگر برای هر خوشه مجموع فواصل درون خوشه ای محاسبه می شود و با جمع مجموع فواصل درون خوشه ای به ازای کلیه خوشه ها مقدار تابع برازندگی برای ساردین تعیین می شود. انتخاب بهترین ساردین: در این گام از جمعیت ساردین ها بهترین ساردین به عنوان ساردین زخمی نسل بعد تعیین می شود. تکرار مراحل فوق تا برآورده شدن شرایط خاتمه تکرار می شود خروجی الگوریتم بهینه سازی شمشیرماهی عضوی از جمعیت شمشیرماهی ها است که مقدار تابع برازندگی (جمع مجموع فواصل درون خوشه ای به ازای کلیه خوشه ها) کمترین مقدار نسبت به سایر جمعیت شمشیرماهی ها است بدین ترتیب مرکز هر خوشه به عنوان یک رنگ در نظر گرفته می شود و هر پیکسل از تصویر به یک مرکز خوشه متعلق است.

۵- نتایج شبیه سازی

این بخش به بررسی نتایج حاصل از مدل پیشنهادی و الگوریتم های دیگر در فشردگی و کاهش رنگ تصاویر رنگی دیجیتالی می پردازد لذا ابتدا نتایج مربوط به استفاده از الگوریتم بهینه سازی شمشیرماهی می پردازیم و در ادامه نتایج استفاده از الگوریتم بهینه سازی وال بررسی می شوند.

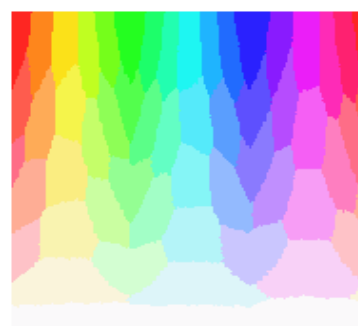
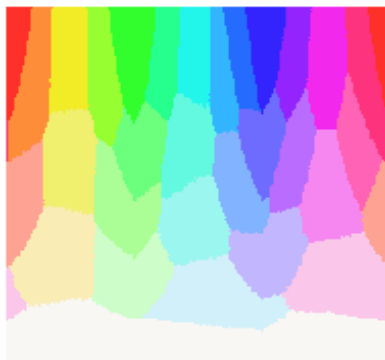
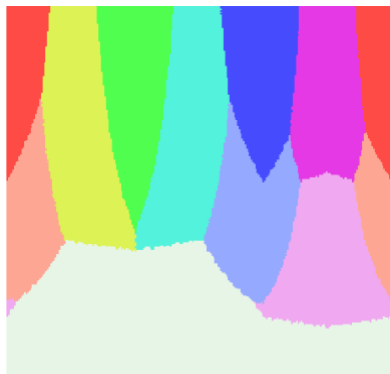
۵-۱- نتایج استفاده از الگوریتم بهینه سازی شمشیرماهی در فشردگی و کاهش رنگ

در این بخش نتایج حاصل از فشردگی و کاهش رنگ توسط الگوریتم بهینه سازی شمشیرماهی به ازای تصاویر مختلف تعیین می شود. در استفاده از الگوریتم بهینه سازی شمشیرماهی، اندازه جمعیت برابر ۵۰ و حداکثر دفعات تکرار الگوریتم برابر ۱۰۰ در نظر گرفته شده است. جدول (۱) نتایج استفاده از الگوریتم بهینه سازی شمشیرماهی بر روی ۳ تصویر طیف رنگین کمان، مقبره الشعرا و تبریز و فلفل ها را بر حسب انواع خطا، زمان اجرای الگوریتم بر حسب ثانیه و تعداد رنگ ها نشان می دهد.

جدول ۱- نتایج کاهش رنگ با استفاده از الگوریتم بهینه سازی شمشیرماهی

Image	MSE	RMSE	MAE	SSE	Time	Color Count
طیف رنگین کمان	۰.۰۰۱۲۹۹	۰.۰۳۶۰۴۳	۰.۰۱۵۵۴	۲۵۵.۴	۲۱۶	۱۰
طیف رنگین کمان	۰.۰۰۱۳۴۱	۰.۰۳۶۶۳	۰.۰۱۵۴۲	۲۶۳.۸۳	۴۳۱	۳۰
طیف رنگین کمان	۰.۰۰۰۸۷	۰.۰۲۹۵	۰.۰۱۲۲۸	۱۷۱.۱۱۸	۷۸۳	۵۰
مقبره الشعرا تبریز	۰.۰۰۰۵۹۹	۰.۰۲۴۴۹۱	۰.۰۱۰۵۱	۲۸۷.۹۱	۲۸۹	۱۰
مقبره الشعرا تبریز	۰.۰۰۰۴۴۱۶	۰.۰۲۱۰۱	۰.۰۰۹۱۸	۲۱۱.۹۹۴	۴۲۵	۳۰
مقبره الشعرا تبریز	۰.۰۰۰۲۹۱۶	۰.۰۱۷	۰.۰۰۷۵۳	۱۳۹.۹۶	۷۳۱	۵۰
فلفل ها	۰.۰۰۰۴۲۷	۰.۰۲۰۶۶	۰.۰۰۸۳۶	۲۵۱.۹۴۱	۲۷۹	۱۰
فلفل ها	۰.۰۰۰۴۱۷۷	۰.۰۲۰۴۳	۰.۰۰۸۲۱۸	۲۴۶.۳۹۳۹	۴۲۹	۳۰
فلفل ها	۰.۰۰۰۲۷۴۴	۰.۰۱۶۵۶	۰.۰۰۶۴۵۶	۱۶۱.۸۹۹۷	۷۹۱	۵۰

شکل (۶) نتایج کاهش رنگ با استفاده از الگوریتم بهینه سازی شمشیرماهی در تصاویر طیف رنگین کمان، مقبره الشعرا و فلفل ها به ترتیب به ازای ۱۰، ۳۰ و ۵۰ رنگ را نشان می دهد.



۱۰ رنگ

۳۰ رنگ

۵۰ رنگ

شکل ۶ - کاهش رنگ در تصاویر با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی شمشیرماهی

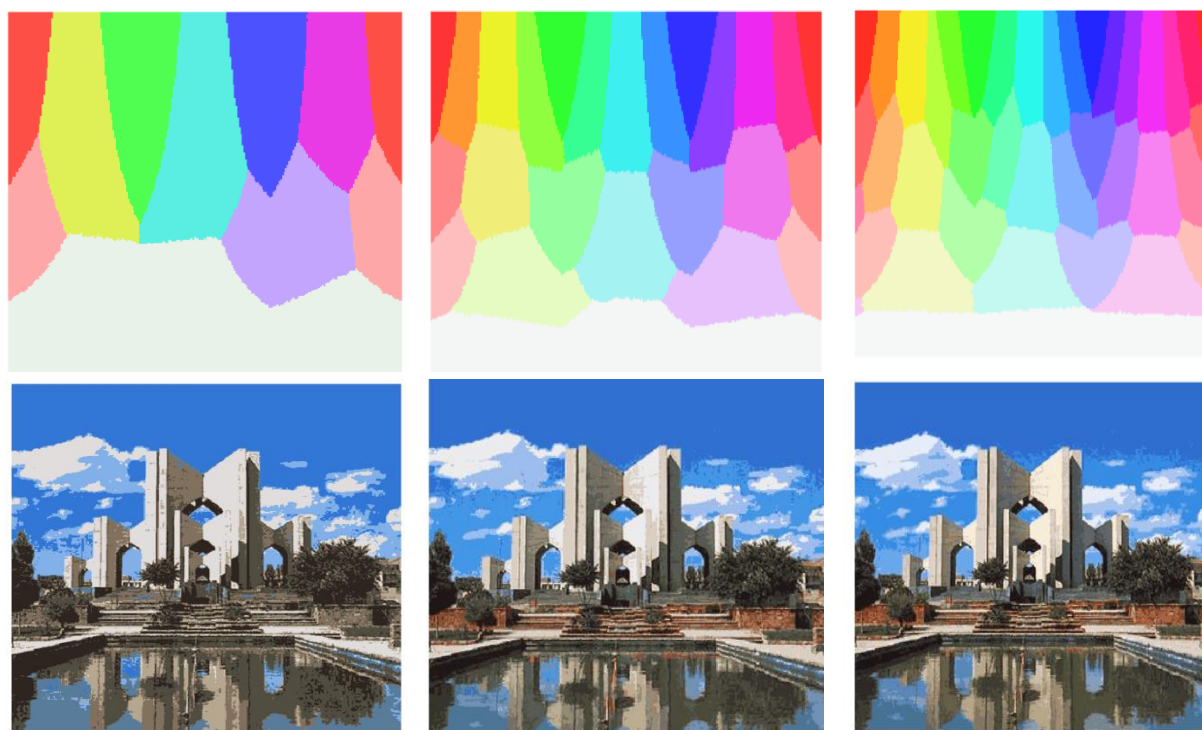
۲-۵- نتایج استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی وال در فشرده‌سازی و کاهش رنگ

در این بخش نتایج حاصل از فشرده‌سازی و کاهش رنگ توسط الگوریتم بهینه‌سازی وال به ازای تصاویر مختلف تعیین می‌شود. در استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی وال، اندازه جمعیت برابر ۵۰ و حداکثر دفعات تکرار الگوریتم برابر ۱۰۰ در نظر گرفته شده است. جدول (۲) نتایج استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی وال بر روی ۳ تصویر طیف رنگین‌کمان، مقبره‌الشعراى تبریز و فلفل‌ها را برحسب انواع خطا، زمان اجرای الگوریتم برحسب ثانیه و تعداد رنگ‌ها نشان می‌دهد.

جدول ۲- نتایج کاهش رنگ با استفاده از الگوریتم بهینه سازی وال

Image	MSE	RMSE	MAE	SSE	Time	Color Count
طیف رنگین کمان	۰.۰۰۱۴۸	۰.۰۳۸۵	۰.۰۱۴۹	۲۹۲.۸۳	۲۴۰	۱۰
طیف رنگین کمان	۰.۰۰۲۲۹	۰.۰۴۷۹۵	۰.۰۲۱	۴۵۲	۴۵۹	۳۰
طیف رنگین کمان	۰.۰۰۵۳۶	۰.۰۷۳۲	۰.۰۳۲۳	۱۰۵.۹۶	۸۳۱	۵۰
مقبره الشعراى تبریز	۰.۰۰۰۷۸۵	۰.۰۲۸	۰.۰۱۱۳	۳۷۶.۸۳۶	۲۶۴	۱۰
مقبره الشعراى تبریز	۰.۰۰۰۹۳	۰.۰۳۰۴	۰.۰۱۳۰۸	۴۴۶	۴۸۱	۳۰
مقبره الشعراى تبریز	۰.۰۰۱۶۶	۰.۰۴۰۷	۰.۰۱۷۴	۷۹۷.۳۲	۸۴۶	۵۰
فلفل‌ها	۰.۰۰۰۹۷۵	۰.۰۳۱۲۵	۰.۰۱۱۳	۵۷۵.۹۹	۲۵۸	۱۰
فلفل‌ها	۰.۰۰۰۹۱۸	۰.۰۳۰۳	۰.۰۱۲۸	۵۴۱	۴۹۸	۳۰
فلفل‌ها	۰.۰۰۲۱	۰.۰۴۵۸	۰.۰۱۹۳	۱۲۳۸	۸۵۶	۵۰

شکل (۷) نتایج کاهش رنگ با استفاده از الگوریتم بهینه سازی وال در تصاویر طیف رنگین کمان، مقبره الشعرا و فلفل‌ها به ترتیب به ازای ۱۰، ۳۰ و ۵۰ رنگ را نشان می‌دهد.





۱۰ رنگ



۳۰ رنگ



۵۰ رنگ

شکل ۷- کاهش رنگ در تصاویر با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی وال

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله ابتدا به جمع‌آوری تصاویر موجود در پایگاه تصاویر پرداخته شد. پس از نرمال‌سازی تصاویر با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی شمشیرماهی عمل فشرده‌سازی و کاهش رنگ در تصاویر رنگی انجام شد. در جهت مقایسه با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی وال فشرده‌سازی و کاهش رنگ انجام شد. نتایج طبق جداول (۱) و (۲) نشان از عملکرد بهتر الگوریتم بهینه‌سازی شمشیرماهی در مقایسه با الگوریتم بهینه‌سازی وال از لحاظ انواع خطا و زمان اجرا در کاهش رنگ و فشرده‌سازی تصاویر رنگی دارد.

منابع

- [1]. M. Lei, Y. Zhou, and Q. Luo, "Color image quantization using flower pollination algorithm," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 79, no. 43, pp. 32151-32168, 2020.
- [2]. D. Giuliani, "Metaheuristic Algorithms Applied to Color Image Segmentation on HSV Space," *Journal of Imaging*, vol. 8, no. 1, p. 6, 2022.
- [3]. S. J. Mousavirad, G. Schaefer, H. Fang, X. Liu, and I. Korovin, "Colour quantisation by human mental search," in *International Conference on Swarm Intelligence*, pp. 130-141: Springer, 2020.
- [4]. A. Khaled, R. F. Abdel-Kader, and M. S. Yasein, "A hybrid color image quantization algorithm based on k-means and harmony search algorithms," *Applied Artificial Intelligence*, vol. 30, no. 4, pp. 331-351, 2016.
- [5]. H. J. Park, K. B. Kim, and E. Y. Cha, "An effective color quantization method using color importance-based self-organizing maps," *Neural Network World*, vol. 25, no. 2, p. 121, 2015.
- [6]. A. Kurniawan, "Harmony search algorithm with dynamic pitch adjustment rate and fret width for image compression," in *2016 Asia Pacific Conference on Multimedia and Broadcasting (APMediaCast)*, pp. 66-72: IEEE, 2016.
- [7]. G. Idriss and T. Khalil, "Fractal image compression with bat inspired algorithm," 2017.
- [8]. Y. Zhou, X. Yang, Y. Ling, and J. Zhang, "Meta-heuristic moth swarm algorithm for multilevel thresholding image segmentation," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 77, no. 18, pp. 23699-23727, 2018.
- [9]. Z. Xu and M. H. Brill, "Reflective color reduction using genetic algorithm optimization," *Color Research & Application*, vol. 44, no. 4, pp. 526-530, 2019.



اولین کنفرانس بین المللی و ششمین کنفرانس ملی
کامپیوتر، فناوری اطلاعات و کاربردهای هوش مصنوعی
۳ اسفندماه ۱۴۰۱



- [10]. Z. Xing, "An improved emperor penguin optimization based multilevel thresholding for color image segmentation," Knowledge-Based Systems, p. 105570, 2020.
- [11]. S. Sehgal, L. Ahuja, and M. H. Bindu, "Image Compression using PSO-ALO Hybrid Metaheuristic Technique," International Journal of Performability Engineering, vol. 17, no. 12, 2021.
- [12]. J. Rahebi, "Vector quantization using whale optimization algorithm for digital image compression," Multimedia Tools and Applications, pp. 1-27, 2022.
- [13]. S. Shadravan, H. Naji, and V. K. Bardsiri, "The Sailfish Optimizer: A novel nature-inspired metaheuristic algorithm for solving constrained engineering optimization problems," Engineering Applications of Artificial Intelligence, vol. 80, pp. 20-34, 2019.
- [14]. S. Mirjalili and A. Lewis, "The whale optimization algorithm," Advances in engineering software, vol. 95, pp. 51-67, 2016.
- [15]. T. Chai and R. R. Draxler, "Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)?—Arguments against avoiding RMSE in the literature," Geoscientific model development, vol. 7, no. 3, pp. 1247-1250, 2014.