

روش هیبریدی بهینه‌سازی ازدحام ذرات کوانتومی و گرگ خاکستری جهت آنالیز خوشه بهینه به منظور

بخش‌بندی پوست چهره

مهدی نوشیار^{۱*}، علی فهمی جعفرقلخانلو^۲، محمد قیامی^۳، مجید رستمی مقدم^۴

^۱ دانشیار دانشکده فنی و مهندسی، گروه برق و کامپیوتر، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران

^۲ دانشجوی دکتری دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران.

^۳ استادیار گروه مهندسی برق، واحد اردبیل، دانشگاه آزاد اسلامی، اردبیل، ایران

^۴ دانشیار دانشکده پزشکی و پیراپزشکی، گروه درماتولوژی، دانشگاه علوم پزشکی اردبیل، اردبیل، ایران.

مقاله پژوهشی

چکیده

تاریخ دریافت:

۱۴۰۱/۰۵/۱۲

تاریخ پذیرش:

۱۴۰۱/۰۹/۲۰

کلیدواژه‌ها:

انواع معیار فاصله، بخش‌بندی پوست چهره، بهینه‌سازی ازدحام ذرات کوانتومی، بهینه‌سازی گرگ خاکستری، تصاویر رنگی چهره.

نویسنده مسئول:

nooshyar@uma.ac.ir

بخش‌بندی چهره نقش خیلی مهمی در کاربردهای آنالیز چهره مانند شناسایی هویت، آنالیز حالات چهره، انیمیشن چهره و آنالیز بیماری‌های پوست چهره ایفا می‌کند. در این مقاله، یک روش جدید هیبریدی مبتنی بر بهینه‌سازی ازدحام ذرات کوانتومی (QPSO) و گرگ خاکستری (GWO) جهت بهینه کردن عملکرد خوشه‌بند-K میانگین ارائه می‌شود. در این مطالعه، دو الگوریتم باهم ترکیب شده و در روش پیشنهادی عملکرد استخراج در الگوریتم QPSO با قابلیت اکتشاف در الگوریتم GWO بهبود داده می‌شود. اندازه‌گیری تشابه نقش اساسی در فرآیند خوشه‌بندی ایفا می‌کند. جهت اندازه‌گیری تشابه، ۴ معیار فاصله اقلیدسی، مینکوفسکی، ماهالانویس و بلوک شهری در بهینه‌سازی الگوریتم-K میانگین به-کار گرفته شده است. روش پیشنهادی در مقایسه با سایر الگوریتم‌های فرا ابتکاری شامل الگوریتم ژنتیک (GA)، PSO، QPSO، GWO، بهینه‌سازی خفاش، جستجوی کلاغ عملکرد بهتری در بخش‌بندی و سرعت همگرایی دارد. همچنین، نتایج نشان می‌دهند که فاصله مینکوفسکی عملکرد بهتری در محاسبه تشابه داشته و بهینه‌سازی الگوریتم-K میانگین با فاصله مینکوفسکی نتیجه بهتری در بخش‌بندی دارد. بر اساس نتایج به دست آمده، ترکیب این دو الگوریتم رسیدن به جواب بهینه را تضمین کرده و از مسئله کمینه محلی نیز جلوگیری می‌کند.

doi : 10.22034/ABMIR.2023.2931

۱- مقدمه

کردند. ناجی و همکاران [۵] از روش مبتنی بر مدل‌های خوشه‌بندی چند-پیکسل جهت بخش‌بندی پوست استفاده کردند. روش ارائه‌شده هیچ‌گونه حساسیتی به تغییرات در شرایط نورپردازی و پیچیدگی‌های پس‌زمینه ندارد. ساخت مدل موردنظر براساس فضای رنگی HSV انجام شده است. استخراج نواحی پوست براساس چهار مدل خوشه‌بندی رنگ پوست شامل: پوست-پوست، سایه-پوست، نور-پوست و بیشینه قرمزی-پوست انجام گرفته است. هانی و همکاران [۴] جهت آشکارسازی پوست، روش هیبرید شبکه عصبی و خوشه بند K-میانگین را ارائه کرده‌اند. در روش ارائه‌شده از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) جهت آموزش شبکه در فضای رنگی YIQ استفاده شده است. داده‌های آموزش شامل سه مؤلفه اصلی فضای رنگی YIQ، شاخص‌های آنتروپومتری، صافی، یکنواختی و چولگی هستند. در ادامه به منظور بهبود عملکرد روش ارائه‌شده در آشکارسازی پوست، الگوریتم تکامل تفاضلی جهت بهینه‌سازی شبکه عصبی به کار گرفته شد. رزم‌جوی و همکاران [۶]، به منظور بخش‌بندی رنگ پوست انسان، روش مبتنی بر بهینه‌سازی شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ملخ بهبود یافته (IGOA) را ارائه کردند. در این روش، پارامترهای همگرایی الگوریتم GOA براساس تئوری آشوب اصلاح شده است. فهمی و شمسی [۷]، به منظور بخش‌بندی تصاویر رنگی چهره روش مبتنی بر الگوریتم خوشه‌بندی فازی (FCM) بهینه‌سازی شده با بهینه‌سازهای گرگ خاکستری و نهنگ را ارائه کردند. در روش ارائه‌شده الگوریتم FCM در حالت گسسته به صورت یک مسئله بهینه‌سازی مطرح شد و در ادامه تلاش بر این شده که تابع عضویت بهینه جهت بخش‌بندی تصویر به دست آورده شود.

۲- پیشینه کارهای تحقیقاتی

بخش‌بندی تصاویر رنگی چهره نقش مهمی در آنالیز جراحی‌های چهره ایفا می‌کند. این فرآیند جهت اهدافی نظیر تخمین مکان چهره، استخراج کانتور و مکان‌یابی نقاط کلیدی چهره به کار گرفته می‌شود. یکی از روش‌های رایج برای این منظور به کارگیری الگوریتم‌های خوشه‌بند FCM و K-میانگین است. الگوریتم

چهره انسان نقش مهمی در تعاملات اجتماعی ایفا می‌کند. امروزه بخش‌بندی پوست چهره به یک موضوع مهم برای اهدافی نظیر ردیابی چهره، شناسایی چهره، انیمیشن چهره انسان، شناسایی هویت، آنالیز حالات چهره، سیستم شناسایی احساسات چهره، سیستم بازیابی تصاویر و برنامه‌ریزی جراحی‌های چهره تبدیل شده است [۳-۱]. جداسازی یک تصویر به نواحی متشکل از گروه‌هایی با پیکسل‌های مشابه، مرحله‌ای از پردازش تصویر بوده که بخش‌بندی تصویر نامیده می‌شود. مطالعه و بررسی‌های زیادی بر روی ویژگی‌های رنگ پوست انجام شده است. بنابراین، رنگ پوست انسان می‌تواند درون یک ناحیه کوچک در فضای رنگی خوشه‌بندی شود [۴].

روش‌های ارائه‌شده جهت بخش‌بندی پوست انسان را می‌توان به ۴ گروه طبقه‌بندی‌های صریح، طبقه‌بندی‌های پارامتریک، طبقه‌بندی‌های غیرپارامتریک و طبقه‌بندی‌های دینامیکی دسته‌بندی کرد [۴]. طبقه‌بندی‌های صریح از روش‌های مبتنی بر آستانه‌گذاری به منظور تشخیص پیکسل‌های بین پوست و غیرپوست استفاده می‌کنند. طبقه‌بندی‌های پارامتریک، از مدل‌های پارامتری نظیر مدل مخلوط گوسین یا مدل مرزی بیضوی برای آشکارسازی پوست استفاده می‌کنند. در روش‌های مبتنی بر پارامتر، به دلیل اینکه نیاز به پردازش‌های جداگانه بر روی هر پیکسل دارند، سرعت پردازش معمولاً آهسته بوده و همچنین دارای دقت آشکارسازی پایینی هستند. طبقه‌بندی‌های غیرپارامتریک نیازمند یک مجموعه از داده‌های آموزشی برای تخمین مدل آماری توزیع رنگ پوست هستند. مزیت این روش‌ها در این است که سریع آموزش‌دیده و مستقل از شکل توزیع پوست هستند. طبقه‌بندی‌های دینامیکی از روش‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی جهت آشکارسازی پوست چهره انسان استفاده می‌کنند. فویسل و همکاران [۲]، به منظور کاهش مسائل مربوط به تغییرات روشنایی و سایه، روش مبتنی بر بهینه‌سازی امید ریاضی (EM) جهت بخش‌بندی تصاویر چهره را ارائه کرده‌اند. بخش‌علی و شمسی [۱]، از الگوریتم فراابتکاری مبتنی بر جمعیت غذاییابی باکتریایی (BFO) برای بهینه‌سازی آستانه‌گذاری‌های آتسو و کاپور جهت بخش‌بندی تصاویر چهره در فضای رنگی IHLS استفاده



با الگوریتم‌های K-میانگین استاندارد و خوشه‌بند فازی (FCM) مقایسه شد. نتایج نشان دادند که روش ارائه‌شده عملکرد بهتری دارد. مصطفی و همکاران [۱۲]، به‌منظور بخش‌بندی تصاویر CT کبد الگوریتم بهینه‌سازی شیر مورچه (ALO) را ارائه کردند. در ابتدا، به‌عنوان مرحله پیش‌پردازش، بهبود کیفیت تصویر انجام گرفت. سپس الگوریتم ALO جهت بهینه‌سازی الگوریتم Mean-Shift به‌کار گرفته شد. سرانجام، به‌عنوان مرحله پس‌پردازش، عملگرهای مورفولوژیکی برای پر کردن سوراخ‌های تصویر باینری و حذف اشیاء کوچک به‌کار گرفته شدند. نتایج آزمایش نشان دادند که در مقایسه با الگوریتم‌های K-میانگین استاندارد، ABCA و بهینه‌سازی گرگ خاکستری (GWO) روش ارائه‌شده عملکرد بهتری دارد. دی و همکاران [۱۳]، به‌منظور خوشه‌بندی تصاویر خاکستری، رویکرد الگوریتم‌های فراابتکاری کوانتومی شامل (۱) ازدحام ذرات کوانتومی (QPSO) و (۲) میمون عنکبوتی کوانتومی (QSMO) را ارائه کردند. نتایج آزمایش نشان دادند که رویکردهای کوانتومی عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم‌های PSO استاندارد و نگاشت خودسازمان‌ده (SOM) استاندارد در بخش‌بندی تصاویر دارند. گارج و جیندال [۱۴]، به‌منظور بخش‌بندی ضایعه پوست، روش بهینه‌سازی الگوریتم K-میانگین با استفاده از FFA را ارائه کردند. در گام نخست، به‌عنوان مرحله پیش‌پردازش، عملگرهای مورفولوژیکی جهت تقویت کیفیت تصویر و حذف مو به‌کار گرفته شدند. سرانجام، جهت بخش‌بندی ضایعه پوست، الگوریتم FFA برای بهبود عملکرد خوشه‌بند K-میانگین به‌کار گرفته شد. عملکرد روش ارائه‌شده با روش‌های (۱) K-میانگین استاندارد، (۲) آستانه‌گذاری آتسو، (۳) مدل کانتور فعال (ACM) مبتنی بر چان-ویس، و (۴) الگوریتم PSO استاندارد مقایسه شد. نتایج نشان دادند که روش ارائه‌شده عملکرد بهتری نسبت به روش‌های مقایسه شده دارد. خریسی و همکاران [۱۵]، به‌منظور بخش‌بندی تصویر، از الگوریتم سینوس-کسینوس (SCA) استفاده کردند. الگوریتم SCA از مفاهیم ریاضیاتی توابع سینوس و کسینوس برای حل مسائل بهینه‌سازی استفاده می‌کند. روش ارائه‌شده در مقایسه با الگوریتم‌های ژنتیک (GA) و PSO عملکرد بهتری در بخش‌بندی تصویر نشان داد. رزم‌جوی و رزم‌جوی [۱۶]، به‌منظور بخش‌بندی

FCM در برابر نویز مقاوم نبوده و حساسیت آن به مقادیر اولیه باعث می‌شود که این الگوریتم در کمینه محلی بیفتد. همچنین، از معایب مهم الگوریتم K-میانگین می‌توان به وابستگی شدید به مراکز اولیه خوشه‌ها، حساسیت زیاد به ترتیب داده‌ها و نویز اشاره کرد [۸]. با توجه به اینکه مسئله خوشه‌بندی می‌تواند به‌عنوان یک مسئله بهینه‌سازی در نظر گرفته شود، پیدا کردن مراکز خوشه بهینه موضوعی چالش‌برانگیز برای محققین این حوزه است. برای غلبه بر مشکلات ذکر شده، می‌توان از الگوریتم‌های فراابتکاری استفاده کرد. به‌کارگیری الگوریتم‌های فراابتکاری به‌منظور غلبه بر مشکلات الگوریتم‌های FCM و K-میانگین و همچنین کاربرد آن در بخش‌بندی تصویر اخیراً مورد توجه بسیاری از محققین قرار گرفته است [۸-۶]. در این بخش، به‌مرور کارهای انجام‌شده جهت بهینه‌سازی الگوریتم‌های ذکر شده به‌منظور کاربرد در بخش‌بندی تصویر خواهیم پرداخت.

لی و همکاران [۹]، به‌منظور بخش‌بندی تصویر، روش مبتنی بر بهینه‌سازی خوشه‌بند K-میانگین با استفاده از الگوریتم ازدحام ذرات دینامیکی (DPSO) را ارائه کردند. الگوریتم PSO استاندارد نتیجه خوبی در بهینه‌سازی سراسری دارد. اما این الگوریتم به‌آسانی در کمینه محلی می‌افتد. در نتیجه، برای حل این مشکلات الگوریتم DPSO به‌کار گرفته شد. در الگوریتم PSO استاندارد ضرایب C1 و C2 ثابت هستند. ضرایب نامناسب نتایج مطلوبی را نشان نخواهند داد. در نتیجه، در [۹] ضرایب یادگیری به‌طور خودکار در طول فرآیند تکرار بزرگ‌تر یا کوچک‌تر می‌شوند. نتایج نشان دادند که الگوریتم DPSO عملکرد بهتری را نسبت به الگوریتم PSO استاندارد در بهینه‌سازی خوشه‌بند K-میانگین دارد. بوناب و آل سعیدی [۱۰]، به‌منظور بهبود عملکرد K-میانگین در بخش‌بندی تصاویر رنگی روش هیبریدی الگوریتم کلونی زنبور مصنوعی (ABCA) و تکامل تفاضلی را ارائه کردند. مانا و سی [۱۱]، جهت بخش‌بندی تصاویر MRI برای آشکارسازی ضایعه مغزی روش خوشه‌بند مبتنی بر الگوریتم کرم شب‌تاب (FFA) را ارائه کردند. در ابتدا، به‌عنوان مرحله پیش‌پردازش، از فیلتر میانه جهت حذف نویز استفاده شد. در مرحله بعد، جهت بهبود عملکرد الگوریتم K-میانگین بهینه‌سازی FFA به‌کار گرفته شد. عملکرد روش ارائه‌شده

۳- روش پیشنهادی

با توجه به اهمیت مسئله خوشه‌بندی در پردازش تصویر و بینایی کامپیوتر، تمرکز اصلی این مطالعه بر روی بهبود عملکرد K- میانگین با استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری جهت کاربرد در بخش‌بندی تصاویر رنگی چهره خواهد بود. در این الگوریتم علاوه بر فاصله اقلیدسی از معیارهای دیگری نیز می‌توان برای محاسبه میزان تشابه بین داده و خوشه‌ها استفاده کرد. در بخش (۳-۱) به معرفی الگوریتم K-میانگین و انواع معیارهای فاصله خواهیم پرداخت. در بخش (۳-۲) الگوریتم‌های PSO و QPSO را معرفی خواهیم کرد. در بخش (۳-۳) بهینه‌سازی گرگ خاکستری (GWO) توضیح داده خواهد شد. به منظور بهبود عملکرد الگوریتم‌های QPSO و GWO، در بخش (۳-۴) روش هیبریدی پیشنهادی (QPSOGWO) را ارائه خواهیم کرد. سرانجام، در بخش ۴ به ارائه نتایج روش پیشنهادی جهت بخش‌بندی تصاویر رنگی چهره پرداخته و در بخش ۵ با نتیجه‌گیری و ارائه پیشنهادها مقاله را به اتمام خواهیم رساند.

۳-۱ مسئله خوشه‌بندی

خوشه‌بندی یک روش یادگیری بدون ناظر بوده که برای جدا کردن داده در خوشه‌های مختلف به‌کار گرفته می‌شود. خوشه‌بند K- میانگین یک الگوریتم خوشه‌بند سخت بوده که داده را به C خوشه جدا می‌کند. این روش در حوزه‌های بینایی کامپیوتر و پردازش تصویر جهت بخش‌بندی تصویر به‌کار گرفته می‌شود. هدف از بخش‌بندی تصویر با استفاده از خوشه‌بند K-میانگین تقسیم کردن داده تصویر به C خوشه است. N تعداد کل نقاط داده است. این الگوریتم، در ابتدا C مرکز خوشه را به‌عنوان مراکز اولیه انتخاب کرده و فاصله هر داده با مراکز خوشه را محاسبه می‌کند. در مرحله بعد، فاصله کمینه را به نزدیک‌ترین مرکز خوشه اختصاص می‌دهد. سرانجام، مقادیر مراکز خوشه را اصلاح کرده و دوباره فاصله هر داده با مراکز خوشه را محاسبه می‌کند. این فرآیند تکراری تا زمانی ادامه خواهد یافت که تغییرات زیادی در مراکز خوشه ایجاد نشود [۸، ۹، ۱۱، ۱۹]. اندازه‌گیری تشابه نقش اساس در فرآیند خوشه‌بندی ایفا می‌کند. این کار براساس معیار فاصله ارزیابی

ملانومای پوست، روش مبتنی بر بهینه‌سازی شبکه‌های عصبی با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی علف هرز کوانتومی (QIWOA) را ارائه کردند. در ابتدا، به‌عنوان مرحله پیش‌پردازش، به‌منظور تنظیم شدت تصویر، تعدیل هیستوگرام (HE) به‌کار گرفته شد. سپس، جهت حذف نویز فیلتر میانه به‌کار گرفته شد. در گام بعدی، از روش QIWOA جهت بهبود عملکرد شبکه‌ی عصبی مصنوعی (ANN) به‌کار گرفته شد. سرانجام، به‌عنوان مرحله پس‌پردازش، عملگرهای مورفولوژیکی جهت پر کردن تصویر و حذف اشیاء کوچک به‌کار گرفته شدند. روش ارائه‌شده در مقایسه با الگوریتم PSO استاندارد عملکرد بهتری نشان داد. ورما و همکاران [۱۷]، جهت بخش‌بندی تصاویر MRI روش مبتنی بر بهینه‌سازی الگوریتم FCM در حالت پیوسته را با استفاده از الگوریتم PSO ارائه کردند. نتایج نشان دادند که روش هیبریدی FCMPSO عملکرد بهتری در بخش‌بندی تصویر نسبت به سایر روش‌های مقایسه شده دارد. Tongbram و همکاران [۱۸] جهت بهینه‌کردن پارامترهای خوشه‌بند FCM جهت بخش‌بندی تصویر از الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ (WOA) استفاده کردند. همچنین، فرد و همکاران [۱۹] جهت بخش‌بندی تصاویر پزشکی، رویکرد خوشه‌بند فازی بهینه‌شده با الگوریتم جستجوی کلاغ (CSA) را به‌کار بردند. براساس مطالعات انجام‌شده، الگوریتم گرگ خاکستری عملکرد بهتری در حل مسائل بهینه‌سازی با متغیرهای زیاد و توانایی بالایی در فاز اکتشاف دارد. همچنین، الگوریتم PSO همیشه نمی‌تواند همگرایی سراسری را تضمین کند. برای حل این مسئله، الگوریتم ازدحام ذرات کوانتومی QPSO ارائه‌شده است. از طرف دیگر، الگوریتم QPSO به دلیل ماهیت کوانتومی، عملکرد بهتری در فاز استخراج دارد. در نتیجه، در روش پیشنهادی (QPSOGWO)، عملکرد استخراج در الگوریتم QPSO با قابلیت اکتشاف در الگوریتم GWO برای افزایش قدرت هر دو الگوریتم بهبود داده می‌شود. نتایج تجربی ارائه‌شده در بخش (۴) موارد مطرح‌شده را تأیید می‌کنند. سرانجام، رویکرد هیبریدی ارائه‌شده جهت بهینه‌کردن خوشه‌بند K-میانگین به‌منظور بخش‌بندی تصاویر رنگی چهره جهت کاربرد در آنالیز جراحی‌های چهره به‌کار گرفته می‌شود.

در صورتی که این پارامترها افزایش یابند، الگوریتم به سمت اکتشاف بهتر، و در صورتی که پارامترهای ذکر شده کاهش یابند، الگوریتم به سمت بهره‌برداری بهتر حرکت خواهد کرد. X_{best} و X_{gbest} به ترتیب نشان‌دهنده بهترین تجربه شخصی ذره i ام و بهترین تجربه جمعی هستند.

PSO استاندارد خیلی زیاد به پارامترهای X_{best} و X_{gbest} وابسته بوده که ممکن است فرآیند جستجوی الگوریتم را محدود کند. همچنین، PSO استاندارد همیشه نمی‌تواند همگرایی سراسری را تضمین کند. در نتیجه، برای حل این مشکلات، الگوریتم PSO کوانتومی (QPSO) [۲۲] معرفی شد. بین PSO استاندارد و QPSO چندین تفاوت مهم وجود دارد. (۱) برخلاف PSO استاندارد، در QPSO بردار سرعت برای حرکت ذرات وجود ندارد. (۲) سرعت همگرایی QPSO نسبت به PSO استاندارد سریع‌تر است. (۳) در PSO استاندارد حرکت ذرات در طول یک مسیر مشخص شده براساس مکانیک نیوتنی است، در حالی که در QPSO حرکت ذرات براساس مکانیک کوانتومی است. (۴) وجود پارامترهای تنظیم کم‌تر در QPSO باعث می‌شود که پیاده‌سازی این الگوریتم آسان‌تر شود. الگوریتم QPSO نوعی از الگوریتم احتمالی است که همه ذرات دارای رفتار کوانتومی هستند. طبق اصل عدم قطعیت هایزنبرگ، در مکانیک کوانتومی سرعت و مکان یک ذره را نمی‌توان به‌طور هم‌زمان مشخص کرد. در این الگوریتم فرض بر این است که ذرات در حالت کوانتومی بوده و به‌جای موقعیت و سرعت در PSO استاندارد از طریق تابع موج $\Psi(x,t)$ مدل می‌شود [۲۲-۲۵]. در نتیجه، به‌روزرسانی موقعیت ذرات در QPSO به‌صورت زیر خواهد بود:

$$X(t+1) = \begin{cases} \frac{(C_1 \cdot \text{rand} \cdot X_{best}(t) + C_2(1 - \text{rand}) \cdot X_{gbest}(t))}{(C_1 + C_2)} - \beta \cdot v(t+1), r \geq 0.5 \\ \frac{(C_1 \cdot \text{rand} \cdot X_{best}(t) + C_2(1 - \text{rand}) \cdot X_{gbest}(t))}{(C_1 + C_2)} + \beta \cdot v(t+1), r < 0.5 \end{cases} \quad (4)$$

که در آن:

می‌شود. تابع هزینه برای الگوریتم K-میانگین به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$J_K = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N D_{ij} \quad (1)$$

انواع متفاوتی از فاصله‌ها مانند (۱) فاصله اقلیدسی، (۲) فاصله مینکوفسکی، (۳) فاصله ماهالانویس، و (۴) فاصله بلوک شهری می‌تواند برای محاسبه فاصله بین داده و مرکز خوشه به کار گرفته شوند.

$$\left\{ \begin{aligned} D_{ij} (\text{Euclidean}) &= \sqrt{(X_i - Y_j)(X_i - Y_j)^T} \\ D_{ij} (\text{Minkowski}) &= \sqrt[p]{\sum_{k=1}^n |X_{ik} - Y_{jk}|^p} \\ D_{ij} (\text{Mahalanobis}) &= \sqrt{(X_i - Y_j) C^{-1} (X_i - Y_j)^T} \\ D_{ij} (\text{CityBlock}) &= \sum_{k=1}^n |X_{ik} - Y_{jk}| \end{aligned} \right. \quad (2)$$

۲-۳ بهینه‌سازی ازدحام ذرات کوانتومی

روش بهینه‌سازی PSO در سال ۱۹۹۵ توسط جیمز کندی و راسل ابرهات [۲۱] معرفی شد. الگوریتم PSO از عملکرد گروهی حیواناتی نظیر پرندگان و ماهی‌ها الهام گرفته شده است. در این الگوریتم، تعدادی از موجودات در فضای جستجو پخش شده که ذره نامیده می‌شوند. هر ذره ۵ خاصیت دارد: (۱) موقعیت، (۲) هزینه هر ذره، (۳) سرعت، (۴) بهترین موقعیت تجربه‌شده و (۵) مقدار هزینه متناظر با بهترین موقعیت تجربه‌شده. در ابتدا، مقدار تابع هدف هر ذره محاسبه می‌شود. سپس، هر ذره براساس موقعیت فعلی خود، بهترین مکان تجربه‌شده، و اطلاعات یک یا چند ذره از بهترین ذرات موجود جهت را برای حرکت انتخاب می‌کند. قانون به‌روزرسانی برای تمامی ذرات یکسان بوده و همه ذرات از تجارب خود و سایر ذرات استفاده می‌کنند. به‌روزرسانی موقعیت و سرعت هر ذره براساس رابطه (۳) انجام می‌گیرد:

$$\left\{ \begin{aligned} V(t+1) &= w \cdot V(t) + A + B \\ A &= c_1 r_1 (X_{best}(t) - X(t)) \\ B &= c_2 r_2 (X_{gbest}(t) - X(t)) \\ X(t+1) &= X(t) + V(t+1) \end{aligned} \right. \quad (3)$$

که در آن، پارامترهای (C_1, C_2) وزن هوش جمعی و پارامتر w وزن اینرسی هستند. این پارامترها تنظیم‌کننده جستجو و اکتشاف هستند.

گرگ‌های خاکستری در طول شکار، طعمه را محاصره می‌کنند. رفتار محاصره کردن گرگ‌ها به صورت زیر مدل می‌شود [۲۶]:

$$\begin{cases} D = |C \cdot x_p(t) - x(t)| \\ x(t+1) = x_p(t) - A \cdot D \end{cases} \quad (7)$$

که در آن A و C ضرایب برداری بوده و به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\begin{aligned} A &= 2a \cdot r_1 - a \\ C &= 2r_2 \end{aligned} \quad (8)$$

که در آن a به طور خطی از ۲ تا صفر کاهش پیدا می‌کند. r_1 و r_2 نیز بردارهای تصادفی در محدوده صفر و یک هستند. $x_p(t)$ نیز موقعیت طعمه را نشان می‌دهد. به منظور مدل کردن رفتار شکار گرگ‌های خاکستری، فرض بر این است که گرگ‌های آلفا، بتا، و دلتا بهترین دانش را درباره موقعیت طعمه دارند. هیچ دانشی در فضای جستجو نسبت به موقعیت شکار $x_p(t)$ وجود ندارد. در نتیجه، موقعیت شکار همان موقعیت گرگ آلفا (بهترین موقعیت به دست آمده) در نظر گرفته می‌شود. شکار طعمه به صورت زیر مدل می‌شود:

$$\begin{cases} D_\alpha(t) = |C_1 \cdot x_\alpha(t) - x(t)| \\ x_1(t) = x_\alpha(t) - A_1 \cdot D_\alpha(t) \\ D_\beta(t) = |C_2 \cdot x_\beta(t) - x(t)| \\ x_2(t) = x_\beta(t) - A_2 \cdot D_\beta(t) \\ D_\gamma(t) = |C_3 \cdot x_\gamma(t) - x(t)| \\ x_3(t) = x_\gamma(t) - A_3 \cdot D_\gamma(t) \end{cases} \quad (9)$$

$$x(t+1) = \frac{x_1(t) + x_2(t) + x_3(t)}{3} \quad (10)$$

برای جزئیات بیشتر درباره الگوریتم GWO به [۲۶] مراجعه کنید.

۳-۴ روش هیبریدی پیشنهادی

در این مطالعه، بهینه‌سازی ازدحام ذرات کوانتومی با بهینه‌سازی گرگ خاکستری ترکیب می‌شوند. الگوریتم GWO توانایی بالایی در فاز اکتشاف دارد. در نتیجه، می‌توان از الگوریتم GWO برای بهبود عملکرد الگوریتم QPSO استفاده کرد. در روش پیشنهادی (QPSOGWO)، عملکرد استخراج در الگوریتم QPSO با قابلیت اکتشاف در الگوریتم GWO برای افزایش قدرت هر دو الگوریتم بهبود داده می‌شود. در واقع، در QPSOGWO الگوریتم GWO ذرات را سریع‌تر به سمت جواب بهینه هدایت می‌کند. ترکیب این

$$\begin{cases} v(t+1) = \ln\left(\frac{1}{u}\right) \\ \beta = \alpha \cdot |X - Average_{best}| \\ Average_{best} = \frac{X_{best} + X_{global}}{2} \\ \alpha = (w_2 - w_1) * (max_{iteration} - t) / (max_{iteration} + w_1) \end{cases} \quad (5)$$

که در آن α ، ضریب انبساط-انقباض (CE)، u عدد تصادفی در محدوده $[0,1]$ هستند. پارامترهای (w_1, w_2) و (c_1, c_2) ضرایب کنترل‌کننده الگوریتم QPSO هستند. در این مطالعه، این پارامترها به ترتیب $(1, 1/5)$ و $(1/5, 1/5)$ انتخاب شده‌اند. m_{best} نشان دهنده میانگین بهترین موقعیت بوده و به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$m_{best} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_i = \left[\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_{i,1}, \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_{i,2}, \dots, \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_{i,D} \right] \quad (6)$$

۳-۳ بهینه‌سازی گرگ خاکستری

گرگ‌های خاکستری به عنوان شکارچیان رأس در نظر گرفته شده و در نوک زنجیره غذایی قرار می‌گیرند. گرگ‌های خاکستری به صورت گروهی زندگی می‌کنند، به طوری که اندازه هر گروه به طور متوسط بین ۵-۱۲ گرگ است. گرگ‌ها از یک سلسله مراتب اجتماعی غالب بسیار سخت پیروی می‌کنند که در آن گرگ‌ها رتبه‌بندی می‌شوند. گرگ آلفا رهبر گروه بوده و مسئول تصمیم‌گیری درباره شکار، مکان خواب، زمان بیداری و غیره هستند. دستورات گرگ آلفا به سایر گرگ‌ها اعلام می‌شود. گرگ بتا مشاور گروه بوده و در تصمیم‌گیری به گرگ آلفا کمک می‌کند. گرگ بتا می‌تواند نر یا ماده باشد و در مواردی که گرگ آلفا بمیرد یا پیر شود، بهترین گزینه برای گرگ آلفا بودن است. پایین‌ترین رتبه گرگ‌ها، امگا است. گرگ امگا نقش محافظت را ایفا کرده و آخرین گرگی است که اجازه غذا خوردن را دارد. اگر گرگی جزء سه دسته آلفا، بتا و امگا نباشد، گرگ دلتا نامیده خواهد شد [۲۶]. شکار گرگ خاکستری از سه فاز اصلی تشکیل شده است. (۱) ردیابی، تعقیب و نزدیک شدن به شکار. (۲) تعقیب، محاصره و اذیت کردن شکار. (۳) حمله به شکار. مدل ریاضی شکار گرگ خاکستری شامل سه مرحله اصلی (۱) محاصره شکار، (۲) شکار کردن، و (۳) استخراج (حمله به شکار) و اکتشاف (جستجو برای شکار) است.

2: Initialization of Wolf Po
 3: Calculate the Cost Function Using Eq. (1).
 4: **End For**
// Main QPSOGWO Loop
 5: **For** it = 1: Iteration **do**
 6: Decrease a Value from 2 to 0
 7: Calculate α Coefficient
 8: Calculate $Average_{best}$ Using Eq. (12).
 9: **For** i = 1: nPop **do**
 10: Update the Position of α , β and γ Wolves
 11: Update the Position of the Current Search Agent Using Eq. (11).
 12: Calculate the Cost Function Using Eq. (1).
 13: **If** Cost Value < $Cost_{\alpha}$
 14: $\alpha = agent_i$
 15: **If** Cost Value < $Cost_{\beta}$
 16: $\beta = agent_i$
 17: **If** Cost Value < $Cost_{\gamma}$
 18: $\gamma = agent_i$
 19: **End If** (Line 17)
 20: **End If** (Line 15)
 21: **End If** (Line 13)
 22: **End For** (Line 9)
 23: **End For** (Line 5)

دو الگوریتم به دست آوردن بهترین جواب بهینه را تضمین کرده و از مسئله کمینه محلی نیز جلوگیری خواهد کرد. فرآیند شکار طعمه در روش پیشنهادی به صورت زیر مدل می‌شود:

$$X_{new}^{(t+1)} = \begin{cases} \frac{(C_1 \cdot X_1) + (C_2 \cdot X_2) + (C_3 \cdot X_3)}{(C_1 + C_2 + C_3)} - \beta \cdot v(t+1), r \geq 0.5 \\ \frac{(C_1 \cdot X_1) + (C_2 \cdot X_2) + (C_3 \cdot X_3)}{(C_1 + C_2 + C_3)} + \beta \cdot v(t+1), r < 0.5 \end{cases} \quad (11)$$

$$\begin{cases} \beta = \alpha \cdot |X_{new} - Average_{best}| \\ Average_{best} = \frac{X_{\alpha} + X_{\beta} + X_{\gamma}}{3} \\ v(t+1) = \ln\left(\frac{1}{u}\right) \end{cases} \quad (12)$$

که در آن C_1, C_2, C_3 به ترتیب ضریب اعتماد، ضریب بیشینه مکانی و ضریب کمینه سراسری است، که $C_1 + C_2 + C_3 = 1$. به صورت تجربی مشاهده شد که در حالت بزرگ‌تر بودن ضریب C_2 نسبت به ضرایب C_1 و C_3 سرعت همگرایی روش پیشنهادی (QPSOGWO) بهبود می‌یابد. در نتیجه، براساس آزمایش، در این مطالعه این ضرایب به ترتیب $C_1 = 0.2, C_2 = 0.6, C_3 = 0.2$ انتخاب شدند. براساس رابطه (۶)، در روش QPSO میانگین بهترین موقعیت از طریق محاسبه میانگین X_{global} و X_{best} به روز رسانی می‌شود. در حالی که در روش پیشنهادی، براساس رابطه (۱۲) ابتدا موقعیت گرگ‌ها به روز رسانی شده و میانگین موقعیت گرگ‌های آلفا، بتا و دلتا به عنوان مرکز موقعیت ذرات به کار گرفته می‌شود. این کار باعث می‌شود که سریع‌تر به جواب بهینه برسیم. در روش پیشنهادی، ابتدا ضریب CE براساس مرحله تکرار، بیشینه تکرار و ضرایب (w_1, w_2) به روز رسانی می‌شود. در گام دوم، موقعیت گرگ‌های آلفا، بتا و دلتا از طریق رابطه (۹) به روز رسانی می‌شوند. سپس، موقعیت جدید گرگ از طریق رابطه (۱۱) به دست آورده شده، و سرانجام، موقعیت جدید برای محاسبه تابع هزینه به کار گرفته می‌شود. شبه کد الگوریتم پیشنهادی در الگوریتم ۱ آورده شده است.

الگوریتم ۱: شبه کد الگوریتم پیشنهادی QPSOGWO

// Initialization Phase

1: **For** i = 1: nPop **do**

۴- نتایج پیاده‌سازی

به منظور آنالیز روش پیشنهادی، تصاویر ۵۰ بیمار مراجعه کننده به بخش بیماری‌های پوستی بیمارستان امام رضا، اردبیل، ایران به کار گرفته شده‌اند. به تمامی شرکت کنندگان چگونگی اجرای پروژه توضیح داده شده و سپس آن‌ها رضایت خود را مبنی بر شرکت در مطالعه امضاء کرده و یک پرسش‌نامه مختصر از تمامی شرکت کنندگان شامل اطلاعات (۱) سن، (۲) جنس، و (۳) نوع بیماری تکمیل شد. تصاویر گرفته شده شامل نمای روبرو و جانبی چهره هستند. جهت آنالیز روش پیشنهادی، تصاویر نمای روبرو چهره به کار گرفته شدند. اندازه تصاویر رنگی ورودی به 800×500

۴-۱ مقایسه روش پیشنهادی با سایر الگوریتم‌های

فراابتکاری

جهت مقایسه‌ی عمل‌کرد روش پیشنهادی با سایر الگوریتم‌های فرا-ابتکاری، در این مطالعه ۷ الگوریتم فراابتکاری شامل (۱) الگوریتم ژنتیک (GA) [۲۹]، (۲) الگوریتم PSO [۲۱]، (۳) الگوریتم QPSO [۲۲]، (۴) الگوریتم GWO [۲۶]، (۵) الگوریتم بهینه‌سازی خفاش (BAT) [۳۰]، (۶) الگوریتم جستجوی کلاغ (CSA) [۳۱] و (۷) روش هیبریدی الگوریتم PSO و GWO [۳۲] پیاده‌سازی شده و عمل‌کردهایشان با روش پیشنهادی مورد مقایسه قرار گرفته شده است. پارامترهای ثابت مورد استفاده در الگوریتم‌های فراابتکاری در جدول ۱ آورده شده است این پارامترها به صورت تجربی انتخاب شده‌اند. همچنین، به منظور ارزیابی دقیق روش پیشنهادی، در این مطالعه از فاصله‌های اقلیدسی، مینکوفسکی، ماهالانویس و بلوک شهری جهت محاسبه فاصله بین عامل جستجو و مرکز خوشه‌ها استفاده شده تا عملکرد الگوریتم‌های فراابتکاری و روش پیشنهادی در بهینه‌سازی الگوریتم K-میانگین با استفاده از معیار فواصل ذکر شده مورد ارزیابی قرار گیرد. این مقایسه در جدول ۲ آورده شده است. فاصله مینکوفسکی حالت کلی از فاصله اقلیدسی است. در صورتی که مقدار $P=2$ انتخاب شود، نتیجه همان فاصله اقلیدسی خواهد شد. بر همین اساس، در این مطالعه مقدار $P=3$ برای فاصله مینکوفسکی در نظر گرفته شده است.

نمونه‌ای از نتایج روش پیشنهادی (QPSOGWO) و مقایسه آن با الگوریتم‌های QPSO و GWO به منظور بخش‌بندی تصاویر رنگی چهره در شکل (۱) نشان داده شده است. به منظور بخش‌بندی تصاویر، ابتدا فضای رنگی YCbCr جهت مدل کردن پوست چهره به کار گرفته شد. سپس کانال کرومینانس به عنوان داده‌های ورودی برای روش پیشنهادی انتخاب شد (شکل ۱، ستون دوم). تعداد مراکز خوشه برای بخش‌بندی تصویر ۳ در نظر گرفته شده است. این عدد بر حسب تجربه انتخاب شده که در این حالت به مناسب‌ترین حالت برای بخش‌بندی تصویر رسیدیم. سرانجام، داده‌ها در محدوده $[0,1]$ نرمالایز شده و جهت برچسب‌گذاری پیکسل‌های تصویر به کلاس‌های مربوطه با استفاده از روش

پیکسل تغییر اندازه داده شده‌اند. همچنین، شایان ذکر است که تصاویر به کار گرفته شده دارای سایه و شرایط روشنایی پیچیده‌ای نیستند.

آشکارسازی پوست چهره مبتنی بر تصاویر رنگی شامل تبدیل فضای رنگی RGB به سایر فضاهای رنگی و انتخاب یک مولفه مناسب جهت مدل کردن پوست چهره است [۲۷]. در فضای رنگی RGB، کانال‌های (R,G,B) اطلاعات رنگ و روشنایی را نشان نمی‌دهند. به دلیل تغییرات در نور محیط، ممکن است فرآیند بخش‌بندی چهره به خوبی انجام نشود. در نتیجه، فضای رنگی RGB مناسب برای بخش‌بندی نیست [۶]. فضای رنگی RGB باید به یک فضای مناسب حاوی اطلاعات لومینانس و کرومینانس تبدیل شود. در این مطالعه، به عنوان مرحله پیش‌پردازش، فضای رنگی YCbCr [۲۸] جهت مدل کردن پوست چهره به کار گرفته می‌شود.

جهت ارزیابی کمی عملکرد الگوریتم پیشنهادی (QPSOGWO) در بخش‌بندی پوست چهره از ۴ معیار مختلف استفاده شده است. معیار خطای پوست (SE)، تعداد پیکسل‌های پوست شناسایی شده به عنوان غیر-پوست به صورت خودکار تقسیم بر تعداد پیکسل‌های پوست بخش‌بندی شده به صورت دستی است. معیار خطای غیر-پوست (NSE)، تعداد پیکسل‌های غیر-پوست شناسایی شده به عنوان پوست به صورت خودکار تقسیم بر تعداد پیکسل‌های غیر-پوست بخش‌بندی شده به صورت دستی است. معیار S، نسبت پیکسل‌های پوست درست تشخیص داده شده است. بر اساس دو پارامتر SE و NSE، دو معیار دیگر را نیز می‌توان به صورت زیر تعریف کرد:

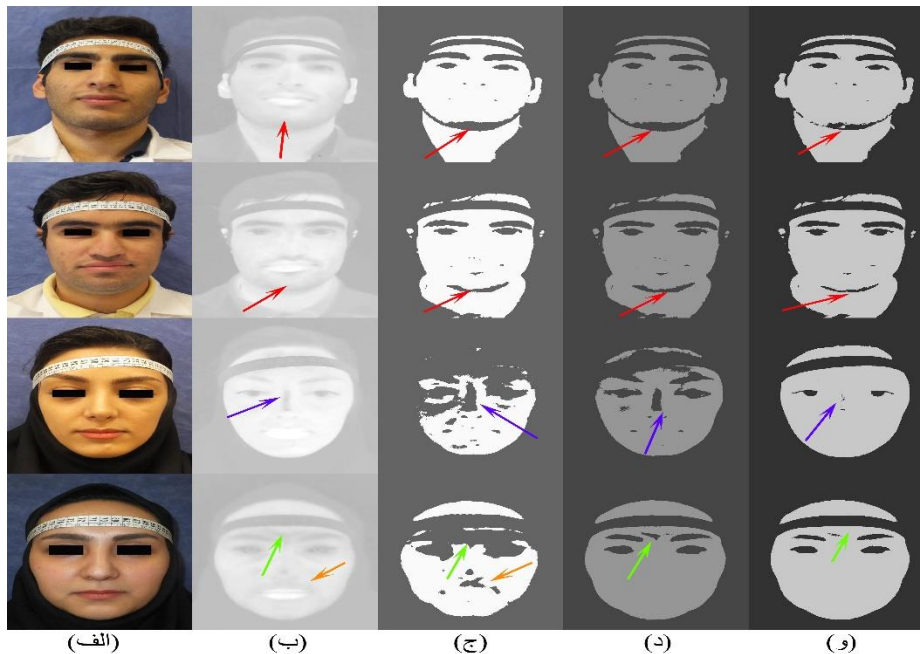
$$\begin{cases} M_E = \sqrt{SE^2 + NSE^2} \\ M_S = \sqrt{SE^2 + NSE^2 + (1-S)^2} \end{cases} \quad (13)$$

بر اساس رابطه ۱۳، الگوریتمی که پایین‌ترین مقدار در معیارهای M_E و M_S و بالاترین مقدار در معیار S را داشته باشد، عملکرد مناسب را در بخش‌بندی تصویر ارائه خواهد کرد [۷].

پیشنهادی به کار گرفته شدند. وجود سایه و غیریکنواختی شدت روشنایی کار بخش‌بندی را با مشکل مواجه می‌کند. همان‌طوری که در شکل ۱ (سطر اول و دوم) نیز نشان داده شده است،

جدول (۱): پارامترهای ثابت در به‌کارگیری الگوریتم‌های فرا-ابتکاری.

GA	Value	PSO	Value	QPSO	Value	GWO	Value	BAT	Value	CSA	Value	QPSOGWO	Value
nPop	12	nPop	12	nPop	12	nPop	12	nPop	12	nPop	12	nPop	12
MaxIter	30	MaxIter	30	MaxIter	30	MaxIter	30	MaxIter	30	MaxIter	30	MaxIter	30
p_c	0.8	W	1.2	(w_1, w_2)	0.5, 1	r_1	rand	(α, γ)	0.5, 0.1	AP	1.2	(w_1, w_2)	0.5, 1
p_M	0.3	c_1	0.8	(c_1, c_2)	1.5, 1.5	r_2	rand	ρ	0.001	FL	0.8	(c_1, c_2)	0.2, 0.6
(γ, β)	0.05, 8	c_2	0.8	u	rand	-	-	(f_{min}, f_{max})	0, 2	-	0.8	c_3	0.2



شکل (۱): نتایج بهینه‌سازی الگوریتم K-Means با استفاده از فاصله مینکوفسکی جهت بخش‌بندی تصاویر رنگی چهره. (الف): تصویر اصلی، (ب): کانال کرومینانس فضای رنگی YCbCr، (ج): نتایج بخش‌بندی با استفاده از الگوریتم QPSO، (د): نتایج بخش‌بندی با استفاده از الگوریتم GWO، (و): نتایج بخش‌بندی با استفاده از روش پیشنهادی (QPSOGWO).

پیکسل‌های پوست به‌طور صحیح نسبت به سایر الگوریتم‌های فراابتکاری داشته و به‌دلیل داشتن کم‌ترین مقدار در شاخص‌های M_E و M_S ، بهترین عملکرد را در شناسایی پیکسل‌های غیر-پوست به‌طور صحیح دارد. همان‌طوری که در جدول ۲ نیز نشان داده شده

است، روش پیشنهادی توانسته است هر دو الگوریتم‌های QPSO و GWO را شکست دهد. همچنین، روش PSO و GWO را شکست دهد، ولی عملکرد روش پیشنهادی در بخش‌بندی پوست چهره نسبت به روش هیبریدی PSO و GWO، QPSO، QPSOGWO بهتر است. به‌طور مشابه، در فاصله مینکوفسکی، روش پیشنهادی بهترین عملکرد را در بخش‌بندی پوست چهره نسبت به سایر روش‌ها دارد.

روش پیشنهادی در حضور سایه توانسته است عملکرد بهتری در بخش‌بندی تصاویر رنگی چهره نسبت به الگوریتم‌های QPSO و GWO داشته باشد. همچنین، روش پیشنهادی عملکرد بهتری در شناسایی صحیح پیکسل‌های مربوط به نواحی چشم و ابرو به‌عنوان پیکسل‌های غیر-پوست دارد. الگوریتم QPSO معمولاً عملکرد مناسبی در بخش‌بندی تصاویر چهره در حضور سایه ندارد. برای این منظور، با ارائه روش هیبریدی توانسته‌ایم تا حد قابل قبولی مشکل بخش‌بندی تصویر در حضور سایه و غیریکنواختی شدت روشنایی را حل کنیم. این نواحی در شکل مشخص شده و عملکرد الگوریتم‌های QPSO، GWO، QPSOGWO برای بخش‌بندی آن‌ها نشان داده شده است. نتایج نشان دهنده برتری الگوریتم پیشنهادی است. در فاصله اقلیدسی، روش پیشنهادی نسبت به سایر الگوریتم‌ها، بالاترین مقدار را در معیار S دارد. به‌عبارت دیگر، الگوریتم پیشنهادی با دقت ۹۴/۴۹٪ عملکرد بهتری در شناسایی

جدول (۲): عملکرد مقایسه روش پیشنهادی (QPSOGWO) با سایر الگوریتم‌های فرا-ابتکاری به‌منظور بخش‌بندی پوست چهره.

فاصله اقلیدسی					فاصله مینکوفسکی			
Method	S	NSE	M_E	M_S	S	NSE	M_E	M_S
GA	۰/۹۱۹۳	۰/۰۳۴۰	۰/۰۹۸۴	۰/۱۲۹۸	۰/۸۷۹۲	۰/۰۳۰۰	۰/۱۲۶۰	۰/۱۸۴۰
PSO	۰/۸۷۲۴	۰/۰۳۰۴	۰/۱۴۲۶	۰/۱۹۳۶	۰/۸۶۱۹	۰/۰۲۹۶	۰/۱۵۲۱	۰/۲۰۷۵
QPSO	۰/۹۱۶۴	۰/۰۲۹۸	۰/۰۹۷۲	۰/۱۲۹۷	۰/۹۲۹۴	۰/۰۳۵۰	۰/۰۸۸۶	۰/۱۱۵۶
GWO	۰/۹۱۳۸	۰/۰۳۴۶	۰/۱۰۵۶	۰/۱۳۹۳	۰/۹۱۲۲	۰/۰۳۴۷	۰/۱۰۷۵	۰/۱۴۲۰
BAT	۰/۸۶۷۶	۰/۰۲۸۲	۰/۱۴۳۹	۰/۱۹۷۲	۰/۸۵۷۵	۰/۰۳۱۳	۰/۱۵۶۹	۰/۲۱۴۰
CSA	۰/۸۸۴۰	۰/۰۳۱۶	۰/۱۳۳۹	۰/۱۸۰۳	۰/۹۰۵۶	۰/۰۳۳۱	۰/۱۱۱۰	۰/۱۴۷۹
PSOGWO	۰/۹۲۴۱	۰/۰۳۳۲	۰/۰۹۳۲	۰/۱۲۲۴	۰/۹۰۷۴	۰/۰۳۲۷	۰/۱۱۰۲	۰/۱۴۶۶
QPSOGWO	۰/۹۴۴۹	۰/۰۳۹۶	۰/۰۷۹۷	۰/۱۰۰۴	۰/۹۴۴۱	۰/۰۳۶۴	۰/۰۷۵۱	۰/۰۹۵۰
فاصله ماهالانوبیس					فاصله بلوک شهری			
Method	S	NSE	M_E	M_S	S	NSE	M_E	M_S
GA	۰/۸۷۷۸	۰/۰۳۰۶	۰/۱۳۶۸	۰/۱۸۵۴	۰/۸۸۱۵	۰/۰۳۰۷	۰/۱۳۳۲	۰/۱۸۰۳
PSO	۰/۸۷۵۳	۰/۰۳۰۰	۰/۱۳۹۹	۰/۱۸۹۶	۰/۸۶۴۷	۰/۰۳۱۰	۰/۱۵۰۹	۰/۲۰۴۹
QPSO	۰/۹۱۲۰	۰/۰۳۲۵	۰/۱۰۴۲	۰/۱۳۸۶	۰/۹۴۲۲	۰/۰۳۳۰	۰/۰۷۴۴	۰/۰۹۶۱
GWO	۰/۹۲۳۶	۰/۰۳۶۴	۰/۰۹۷۲	۰/۱۲۶۷	۰/۹۱۰۹	۰/۰۳۴۹	۰/۱۰۷۹	۰/۱۴۲۶
BAT	۰/۸۲۵۷	۰/۰۴۰۰	۰/۱۹۲۲	۰/۲۶۲۵	۰/۸۸۵۷	۰/۰۴۱۷	۰/۱۳۰۸	۰/۱۷۵۵
CSA	۰/۸۷۷۴	۰/۰۳۸۲	۰/۱۴۱۷	۰/۱۹۰۳	۰/۸۹۲۸	۰/۰۳۰۷	۰/۱۲۳۷	۰/۱۶۶۵
PSOGWO	۰/۸۷۸۱	۰/۰۲۸	۰/۱۳۵۹	۰/۱۸۴۵	۰/۸۸۶۳	۰/۰۲۸۹	۰/۱۲۷۲	۰/۱۷۲۵
QPSOGWO	۰/۹۳۴۹	۰/۰۳۸۷	۰/۰۸۹۳	۰/۱۱۴۱	۰/۹۳۷۴	۰/۰۴۰۷	۰/۰۸۷۹	۰/۱۱۱۶

جهت بخش‌بندی تصویر برای فواصل اقلیدسی و مینکوفسکی به ترتیب ۲/۲۲ و ۳/۴۲ ثانیه است. همچنین، عملکرد این فاصله در

زمان سپری شده در فاصله مینکوفسکی نسبت به فاصله اقلیدسی بیشتر است. به‌طور میانگین برای هر تصویر زمان سپری شده

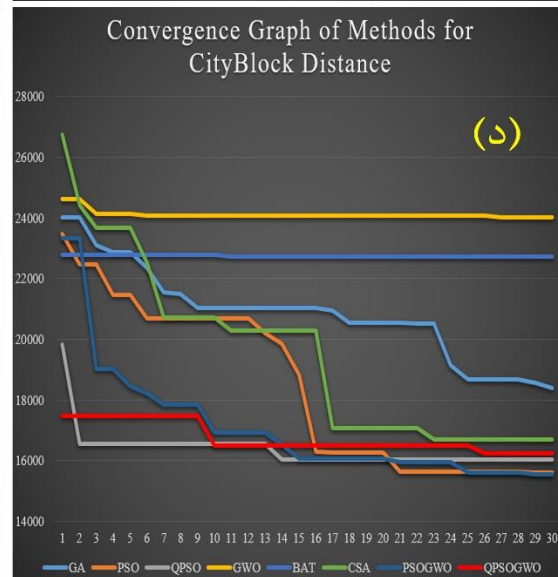
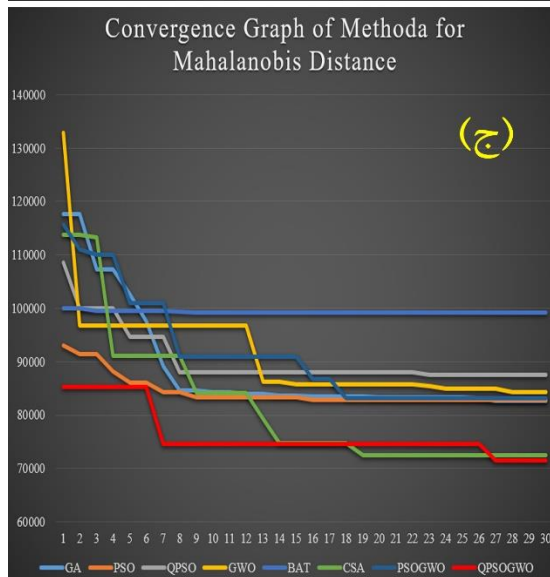
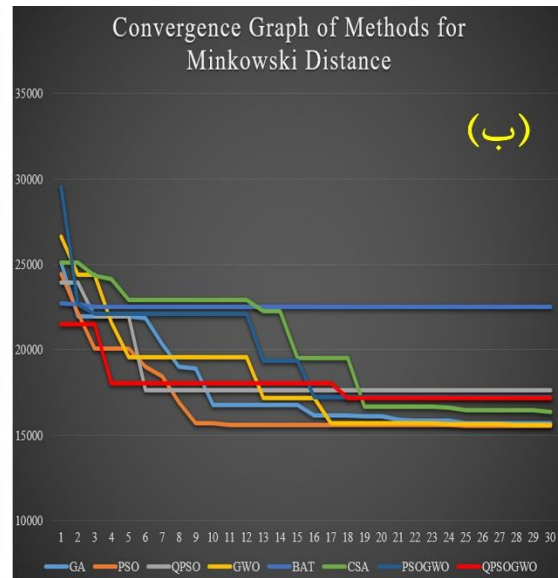
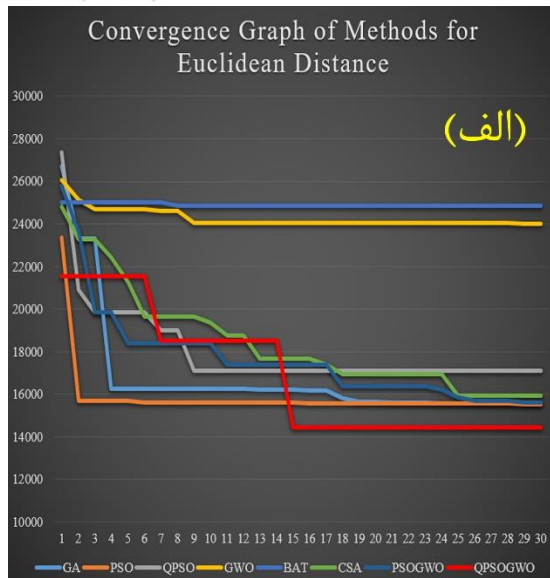
نسبت به سایر تُرم‌های مینکوفسکی دارد. رفتار همگرایی روش پیشنهادی با الگوریتم‌های فراابتکاری مقایسه شده در شکل (۲) نشان داده شده است. شکل (۲) نشان می‌دهد که روش پیشنهادی QPSOGWO سرعت همگرایی سریعی در بهینه‌سازی خوشه‌بند با استفاده از فاصله‌های اقلیدسی، مینکوفسکی، ماهالانویس و بلوک شهری دارد.

۴-۲ مقایسه روش پیشنهادی با سایر روش‌های

بخش‌بندی

مطابق با جدول ۲ الگوریتم پیشنهادی در تمامی فواصل به جز فاصله بلوک شهری عملکرد بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌های فرا-ابتکاری دارد. همچنین، الگوریتم پیشنهادی در فاصله مینکوفسکی بهترین عملکرد را نسبت به سایر فاصله‌ها دارد. در نتیجه، در این بخش عملکرد الگوریتم پیشنهادی با معیار تشابه فاصله مینکوفسکی نسبت به سایر روش‌ها مقایسه می‌شود. مقایسه عملکرد الگوریتم پیشنهادی با روش‌های [۷]، [۱۱]، [۱۵] و [۱۷] به منظور بخش‌بندی تصاویر رنگی چهره در جدول ۳ آورده شده است. از لحاظ معیارهای M_S و M_E الگوریتم پیشنهادی بهترین عملکرد را نسبت به سایر روش‌های مقایسه شده دارد. تمامی روش‌ها عملکرد مناسبی در شناسایی صحیح پیکسل‌های غیر-پوست دارند. روش [۷] بهترین عملکرد را نسبت به سایر روش‌ها در این شاخص دارد. از ویژگی مهمی الگوریتم پیشنهادی نسبت به سایر روش‌های مقایسه شده می‌توان به زمان اجرای برنامه اشاره کرد. الگوریتم پیشنهادی با زمان اجرای تقریباً ۲ ثانیه برای هر تصویر کم‌ترین و روش [۱۱] با زمان اجرای تقریباً ۱۰ ثانیه برای هر تصویر بیشترین زمان اجرای برنامه را دارند. تمامی الگوریتم‌های اجرا شده بر روی یک سیستم Core i7-9750H با سرعت 2.60 GHz و حافظه رم 16 GB انجام شده است.

شناسایی پیکسل‌های غیر-پوست به طور صحیح نسبت به فاصله اقلیدسی بهتر است. در این فاصله، روش پیشنهادی با دقت ۹۴/۶۱٪ نسبت به سایر الگوریتم‌های فراابتکاری عملکرد بهتری را در بخش‌بندی پوست چهره دارد. در فاصله ماهالانویس نیز روش پیشنهادی توانسته است با بیشترین مقدار در شاخص S و کم‌ترین مقدار در شاخص‌های M_S و M_E بهترین عملکرد را شناسایی درست پیکسل‌های پوست و غیر-پوست داشته باشد. در این فاصله، روش پیشنهادی توانسته است نسبت به روش هیبریدی PSOGWO اختلاف بیشتری را در شاخص S ایجاد کند. فاصله ماهالانویس نسبت به سایر فواصل دو عیب اصلی دارد. (۱) به دلیل داشتن ماتریس کواریانس، محاسبه فاصله بین عامل جستجو و مرکز خوشه‌ها به زمان بیشتری نیاز دارد. به طور میانگین زمان سپری شده برای بخش‌بندی هر تصویر با استفاده از این فاصله ۸/۸۴ ثانیه است. (۲) سرعت همگرایی الگوریتم‌های فراابتکاری در بهینه‌سازی الگوریتم K -میانگین با استفاده از فاصله ماهالانویس نسبت به سایر فواصل آهسته‌تر است. این فاصله در شناسایی صحیح پیکسل‌های غیر-پوست نسبت به سایر فاصله‌ها عملکرد ضعیف‌تری را دارد، به طوری که معیارهای M_S و M_E در این فاصله پایین‌ترین مقدار را دارد. در فاصله بلوک شهری، الگوریتم پیشنهادی توانسته است الگوریتم GWO را شکست داده و عملکرد تقریباً مشابهی را با الگوریتم QPSO داشته باشد. مهم‌ترین ویژگی‌ای که فاصله بلوک شهری دارد این است که زمان سپری شده در آن نسبت به سایر فواصل مقایسه شده کم‌تر است. به طور میانگین زمان سپری شده برای خوشه‌بندی تصویر با استفاده از این فاصله تقریباً ۲ ثانیه است. با توجه به اینکه فاصله اقلیدسی و بلوک شهری حالت خاصی از فاصله مینکوفسکی هستند. با افزایش مقدار P در فاصله مینکوفسکی زمان اجرای برنامه نیز افزایش پیدا خواهد کرد. به عبارت دیگر، میزان تُرم فاصله مینکوفسکی ارتباط مستقیمی با زمان اجرای برنامه دارد. این در حالی است که به خاطر ماهیت نوع داده، تُرم ۳ خوشه‌بندی مناسبی از پیکسل‌های پوست چهره را



شکل (۲): نمودار همگرایی روش پیشنهادی و سایر الگوریتم‌های فراابتکاری مقایسه شده جهت بهینه‌سازی الگوریتم K-Means با استفاده از انواع معیار فاصله. (الف): فاصله اقلیدسی، (ب): فاصله مینکوفسکی، (ج): فاصله ماهالانوبیس، (د): فاصله بلوک شهری. (محور افقی نشان دهنده تعداد تکرار و محور عمودی نشان دهنده مقدار تابع هزینه است)

خوشه‌بند K-میانگین بود. روش پیشنهادی با ترکیب الگوریتم‌های QPSO و GWO باعث شد که الگوریتم GWO ذرات را به سمت جواب بهینه هدایت کند و از افتادن مسئله در کمینه مکانی جلوگیری کند. همچنین، در این مطالعه، ما از چهار معیار فاصله شامل (۱) فاصله اقلیدسی، (۲) فاصله مینکوفسکی، (۳) فاصله ماهالانوبیس و (۴) فاصله بلوک شهری استفاده کردیم. نتایج نشان

۵- نتیجه‌گیری و ارائه پیشنهادات

در این مقاله، یک رویکرد هیبریدی جدید مبتنی بر الگوریتم‌های QPSO و GWO جهت بخش‌بندی تصاویر رنگی چهره توسعه داده شد. ایده اصلی در این مطالعه، بهبود عملکرد استخراج در الگوریتم GWO با استفاده از الگوریتم QPSO جهت بهینه کردن

تنظیم نشدن تعداد مراکز خوشه به صورت خودکار وجود دارد. در نتیجه به عنوان پیشنهاد برای کار آینده، تخمین تعداد مراکز خوشه به صورت خودکار می‌تواند مطرح باشد. همچنین، وفقی کردن ضرایب اعتماد، بیشینه مکانی و کمینه سراسری در طول تکرار می‌تواند به عنوان پیشنهاد برای کار آینده مطرح شود.

دادند که سرعت اجرای برنامه در بهینه‌سازی این الگوریتم با استفاده از فاصله‌های بلوک شهری و مینکوفسکی نسبت به سایر فاصله‌ها سریع‌تر است. روش معرفی شده در این مطالعه مناسب برای بخش‌بندی تصاویر رنگی چهره است. ولی، مشابه سایر الگوریتم‌های خوشه‌بند، محدودیت در کاربردهای عملی به دلیل

جدول (۳): مقایسه الگوریتم پیشنهادی با سایر روش‌ها جهت بخش‌بندی تصاویر رنگی چهره.

معیار	S		NSE		M_E		M_S	
	Mean	S.D	Mean	S.D	Mean	S.D	Mean	S.D
روش [۷]	۰/۸۹۹۰	۰/۱۴۳۱	۰/۰۳۶۲	۰/۰۲۲۴	۰/۱۲۰۱	۰/۱۳۴۲	۰/۱۵۹۸	۰/۱۹۳۸
[۱۱]	۰/۸۸۹۳	۰/۱۶۰۰	۰/۰۳۱۵	۰/۰۲۳۱	۰/۱۲۷۳	۰/۱۵۱۹	۰/۱۷۱۲	۰/۲۱۸۶
[۱۵]	۰/۸۸۶۴	۰/۱۸۳۸	۰/۰۳۷۱	۰/۰۴۷۵	۰/۱۳۳۳	۰/۱۸۰۱	۰/۱۷۷۸	۰/۲۵۵۵
[۱۷]	۰/۸۶۶۲	۰/۱۵۸۸	۰/۰۳۴۰	۰/۰۲۵۴	۰/۱۵۱۰	۰/۱۴۸۴	۰/۲۰۴۶	۰/۲۱۴۷
روش پیشنهادی	۰/۹۴۶۱	۰/۰۸۸۹	۰/۰۳۶۴	۰/۰۲۲۹	۰/۰۷۵۱	۰/۰۸۳۵	۰/۰۹۵۰	۰/۱۱۹۹

رایانش نرم و فناوری اطلاعات، دوره ۱۰، شماره ۲، صفحه ۱-۱۳، ۱۴۰۰.

- [8] Lin, Youcheng, et al, "K-means optimization clustering algorithm based on particle swarm optimization and multiclass merging," *Advances in Computer Science and Information Engineering*. Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 569-578, 2012.
- [9] Li, Haiyang, Hongzhou He, and Yongge Wen, "Dynamic particle swarm optimization and K-means clustering algorithm for image segmentation," *Optik*, vol. 126, no, 24, pp. 4817-4822, 2015.
- [10] Bonab, Mohammad Babrdel, et al, "Modified K-means combined with artificial bee colony algorithm and differential evolution for color image segmentation," *Computational Intelligence in Information Systems*. Springer, Cham, pp. 221-231, 2015.
- [11] Manna, Pramita, and Tapas Si, "Brain mri segmentation for lesion detection using clustering with fire-fly algorithm," *Artificial Intelligence and Evolutionary Computations in Engineering Systems*. Springer, pp. 1347-1355, 2016.
- [12] Mostafa, Abdalla, et al, "Antlion optimization based segmentation for MRI liver images," *International Conference on Genetic and Evolutionary Computing*. Springer, pp. 265-272, 2016.
- [13] Dey, Alokanda, et al, "Novel quantum inspired approaches for automatic clustering of gray level

References

- [1] Bakhshali, Mohamad Amin, and Mousa Shamsi, "Facial skin segmentation using bacterial foraging optimization algorithm," *Journal of medical signals and sensors*, vol. 2, no. 4 pp. 203, 2012.
- [2] Hossain, Md Foisal, et al, "Automatic facial skin detection using Gaussian mixture model under varying illumination," *Int J Innovative Comput Inf Control*, vol. 8, no. 2, pp. 1135-1144, 2012.
- [3] Wu, Yue, and Qiang Ji, "Facial landmark detection: A literature survey," *International Journal of Computer Vision*, vol. 127, no.2, pp.115-142, 2019.
- [4] Al-Mohair, Hani K., et al, "Hybrid human skin detection using neural network and K-means clustering technique," *Applied Soft Computing*, vol. 33, pp. 337-347, 2015.
- [5] Naji, Sinan A., et al, "Skin segmentation based on multi pixel color clustering models," *Digital Signal Processing*, vol. 22, no. 6, pp. 933-940, 2012.
- [6] Zhu, Chunqiang, "An Algorithm for Human Face Detection in Color Images Based on Skin Color Segmentation," *Proceedings of the 4th International Conference on Computer Engineering and Networks*. Springer, Cham, 2015.

[۷] فهمی جعفرقلخانلو، علی، شمسی، موسی، "بخش‌بندی تصاویر رنگی چهره مبتنی بر خوشه‌بند فازی بهینه‌سازی شده با الگوریتم‌های گرگ خاکستری و نهنگ"، *مجله علمی-پژوهشی*



- swarm optimization," *Neural Computing and Applications*, vol. 27, no. 2, pp. 469-481, 2016.
- [25] Tharwat, Alaa, and Aboul Ella Hassanien, "Quantum-behaved particle swarm optimization for parameter optimization of support vector machine," *Journal of Classification*, vol. 36, no. 3, pp. 576-598, 2019.
- [26] Mirjalili, Seyedali, et al, "Grey wolf optimizer," *Advances in engineering software*, vol. 69, pp. 46-61, 2014.
- [27] Khan, Rehanullah, et al, "Color based skin classification," *Pattern Recognition Letters*, vol. 33, no. 2, pp. 157-163, 2012.
- [28] Cheng, Heng-Da, et al, "Color image segmentation: advances and prospects," *Pattern recognition*, vol. 34, no.12, pp. 2259-2281, 2001.
- [29] Whitley, Darrell, "A genetic algorithm tutorial," *Statistics and computing*, vol. 4, no. 2, pp. 65-85, 1994.
- [30] Yang, Xin-She, "A new metaheuristic bat-inspired algorithm," *Nature inspired cooperative strategies for optimization*, Springer, pp. 65-74, 2010.
- [31] Askarzadeh, Alireza, "A novel metaheuristic method for solving constrained engineering optimization problems: crow search algorithm," *Computers & Structures*, vol. 169, pp. 1-12, 2016.
- [32] Singh, Narinder, and S. B. Singh, "Hybrid algorithm of particle swarm optimization and grey wolf optimizer for improving convergence performance," *Journal of Applied Mathematics*, 2017.
- images using Particle Swarm Optimization, Spider Monkey Optimization and Ageist Spider Monkey Optimization algorithms," *Applied Soft Computing*, vol. 88, pp.106040, 2020.
- [14] Garg, Shelly, and Balkrishan Jindal, "Skin lesion segmentation using k-mean and optimized fire fly algorithm," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 80, no. 5, pp. 7397-7410, 2021.
- [15] Khrissi, Lahbib, et al, "Clustering method and sine cosine algorithm for image segmentation." *Evolutionary Intelligence*, pp. 1-14, 2021.
- [16] Razmjoo, Navid, and Saeid Razmjoo, "Skin Melanoma Segmentation Using Neural Networks Optimized by Quantum Invasive Weed Optimization Algorithm," *Metaheuristics and Optimization in Computer and Electrical Engineering*. Springer, pp. 233-250, 2021.
- [17] Hanuman, Verma, Deepa, Verma, and Pawam, Tiwari, "A population based hybrid FCM-PSO algorithm for clustering analysis and segmentation of brain image," *Expert Systems With Applications*, vol. 167, 2021.
- [18] S. Tongbram, B. A. Shimray, L. S. Singh, and N. Dhanachandra, "A novel image segmentation approach using fcm and whale optimization algorithm," *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, pp. 1-15, 2021.
- [19] A. Lenin Fred, S. Kumar, P. Padmanaban, B. Gulyas, and H. Ajay Kumar, "Fuzzy-crow search optimization for medical image segmentation," in *Applications of hybrid metaheuristic algorithms for image processing*: Springer, pp. 413-439, 2020.
- [20] Majhi, Santosh Kumar, and Shubhra Biswal, "Optimal cluster analysis using hybrid K-Means and Ant Lion Optimizer," *Karbala International Journal of Modern Science*, vol. 4, no.4, pp. 347-360, 2018.
- [21] Kennedy, James, and Russell Eberhart, "Particle swarm optimization," *Proceedings of ICNN'95-international conference on neural networks*, vol. 4. IEEE, 1995.
- [22] Yang, Shuyuan, and Min Wang, "A quantum particle swarm optimization," *Proceedings of the 2004 Congress on Evolutionary Computation (IEEE Cat. No. 04TH8753)*, vol. 1. IEEE, 2004.
- [23] Fang, Wei, et al, "A review of quantum-behaved particle swarm optimization," *IETE Technical Review*, vol. 27, no. 4, pp. 336-348, 2010.
- [24] Soliman, Mona M, et al, "An adaptive watermarking approach based on weighted quantum particle

Hybrid Algorithm of Quantum Particle Swarm Optimization and Grey Wolf Optimization for Optimum Cluster Analysis Applicable for Facial Skin Segmentation

Mehdi
Nooshyar^{1*}

Ali Fahmi
Jafargholkhanloo²,

Mohammad
Ghiamy³,

Majid Rostami
Mogaddam⁴

¹ Department of Technical Engineering, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran.

² Faculty of Biomedical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran.

³ Department of Electrical Engineering, Ardabil Branch, Islamic Azad University, Ardabil, Iran.

⁴ Department of Dermatology, Imam Reza Hospital, Ardabil University of Medical Sciences, Ardabil, Iran.

Article Information

Abstract

Original Research Paper

Received:

2022 August 03

Accepted:

2022 December 11

Keywords:

Distance Criterion Types,
Facial Skin Segmentation,
Quantum Particle Swarm
Optimization, Gray Wolf
Optimization, Facial Color
Image.

Corresponding Author*:

nooshyar@uma.ac.ir

Facial skin segmentation plays an important role in applications such as identification, facial expression analysis, facial animation, and skin disease analysis. Clustering is one of the most common methods for image segmentation. In this paper, a new hybrid method based on Quantum Particle Swarm Optimization and Grey Wolf Optimization is presented to optimize the performance of the K-Means clustering. By Combination of two algorithms, the exploitation performance of the QPSO algorithm is improved by the exploration capability of the GWO algorithm. To measure the similarity, four distance criteria including Euclidean, Minkowski, Mahalanobis, and City-Block distances have been used to optimize the K-Means algorithm. The proposed method has a better performance in segmentation and convergence speed compared to other meta-heuristic algorithms such as Genetic Algorithm, GWO, PSO, QPSO, Bat Optimization, Crow Search Algorithm. The experimental results show that Minkowski distance has a better performance in calculating similarity and optimization of K-Means algorithm. Based on the obtained results, the proposed method ensures the achievement of the optimal solution and prevents the problem from falling to a local minimum.