

Segmentation of Facial Color Images based on Fuzzy Clustering Optimized by Grey Wolf and Whale Algorithms

Ali Fahmi Jafargholkhanloo¹ and Mousa Shamsi^{2*}

1- Faculty of Biomedical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran.

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

¹a_fahmi@sut.ac.ir, ^{2*}shamsi@sut.ac.ir

Corresponding author's address: Mousa Shamsi, Faculty of Biomedical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran.

Abstract- Segmentation of facial color images is an essential step in the image processing and computer vision applications, such as face recognition, identity recognition, and analysis of facial plastic surgeries. One of the most important methods of facial image segmentation is clustering-based methods. The fuzzy c-means (FCM) clustering is an effective method in the image segmentation, but its sensitivity to initial values may cause that this algorithm fall and stuck into the local minima. To overcome this problem, the meta-heuristic algorithms, including Grey Wolf Optimization (GWO) and Whale Optimization Algorithm (WOA) have been used. Therefore, the main focus of this study is on the performance of the meta-heuristic algorithms in optimizing the FCM algorithm and their applications in the segmentation of facial color images. The objective function of the FCM algorithm is considered as a fitness function for meta-heuristic algorithms. This algorithm divides n vectors into C fuzzy groups and calculates the cluster center for each group. Also in this study, three color spaces (1) YCbCr, (2) YPbPr, and (3) YIQ have used as input data in optimization of the fitness function. After maximization of the membership function, segmentation of facial color images has been done on three database including, (1) Sahand University of Technology (SUT), (2) MR2, and (3) SCUTFBP. The result of segmentation show that convergence speed of the GWO and WOA methods is faster than other meta-heuristic algorithm, such as Genetic Algorithm (GA), Particle Swarm Optimization (PSO), Crow Search Algorithm (CSA), and Grasshopper Optimization Algorithm (GOA) and have a suitable performance in facial image segmentation.

Keywords- Whale Optimization Algorithm, Meta-Heuristic Algorithms, Image Segmentation, Grey Wolf Optimization, Facial Color Images, Fuzzy C-means Clustering.

بخش بندی تصاویر رنگی چهره مبتنی بر خوشه‌بند فازی بهینه‌سازی شده با الگوریتم‌های گرگ خاکستری و نهنگ

علی فهیمی جعفرقلخانلو^۱، موسی شمسی^{۲*}

۱- دانشکده مهندسی پزشکی، گروه بیوالکترونیک، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران.

۲- دانشکده مهندسی پزشکی، گروه بیوالکترونیک، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران.

^۱a_fahmi@sut.ac.ir, ^۲*shamsi@sut.ac.ir.

* نشانی نویسنده مسئول: موسی شمسی، تبریز، شهر جدید سهند، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، دانشکده مهندسی پزشکی، گروه بیوالکترونیک.

چکیده- بخش بندی تصاویر رنگی چهره یک مرحله‌ی ضروری در کاربردهای پردازش تصویر و بینایی کامپیوتر نظیر شنا سایی چهره، شناسایی هویت و آنالیز جراحی‌های پلاستیک چهره است. یکی از مهم‌ترین روش‌های بخش بندی تصاویر چهره، روش‌های مبتنی بر خوشه بندی است. خوشه‌بند فازی (FCM) یک الگوریتم موثر در بخش بندی تصویر بوده، ولی حساسیت به مقدار اولیه کم است باعث شود که این الگوریتم در کمینه مکانی بیافتد. به منظور غلبه بر این مسئله، الگوریتم‌های فرا-ابتکاری شامل بهینه سازی گرگ خاکستری (GWO) و الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ (WOA) به کار گرفته شده‌اند. بنابراین، تمرکز اصلی این مقاله بر روی عملکرد الگوریتم‌های فرا-ابتکاری در بهینه‌سازی خوشه‌بند فازی و کاربرد آن در بخش بندی تصاویر رنگی چهره است. تابع هدف خوشه‌بند FCM به عنوان یک تابع برآزندی برای الگوریتم‌های فرا-ابتکاری در نظر گرفته می‌شود. این الگوریتم n بردار را به C گروه فازی تقسیم کرده و مرکز خوشه بندی را برای هر گروه محاسبه می‌کند. همچنین، در این مطالعه سه فضای رنگی چهره شامل YCbCr، YIQ و YPbPr به عنوان داده‌های ورودی در بهینه‌سازی تابع برآزندی به کار گرفته شده‌اند. پس از بی‌شینه کردن تابع ضویت، بخش بندی تصاویر رنگی چهره بر روی سه پایگاه داده شامل (۱) پایگاه داده دانشگاه صنعتی سهند (SUT)، (۲) پایگاه داده MR2 و (۳) پایگاه داده SCUTFBP انجام شده است. نتایج بخش بندی نشان می‌دهد که عملکرد الگوریتم‌های GWO و WOA در بخش بندی تصاویر رنگی چهره نسبت به سایر الگوریتم‌های فرا-ابتکاری نظیر الگوریتم ژنتیک (GA)، بهینه سازی ازدحام ذرات (PSO)، الگوریتم بهینه‌سازی ملخ (GOA) و الگوریتم جستجوی کلاغ (CSA) بهتر بوده و همچنین دارای عملکرد مناسبی نیز در سرعت همگرایی هستند.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ، الگوریتم‌های فرا-ابتکاری، بخش بندی تصویر، بهینه‌سازی گرگ خاکستری، تصاویر رنگی چهره، خوشه‌بند فازی.

۱- مقدمه

تصویر به نواحی‌ای که گروه‌هایی با پیکسل‌های مشابه را تشکیل می‌دهد، یک مرحله در پردازش تصویر بوده که بخش بندی تصویر نامیده می‌شود. وجود سایه به دلیل تغییرات روشنایی، باعث آشکارسازی ضعیف لبه‌ها در آنالیز جراحی‌های چهره خواهد شد. شمسی و همکاران [۱]، به منظور کاهش مسائل مربوط به تغییرات روشنایی و سایه، روش مبتنی بر بهینه‌سازی امید ریاضی (EM)

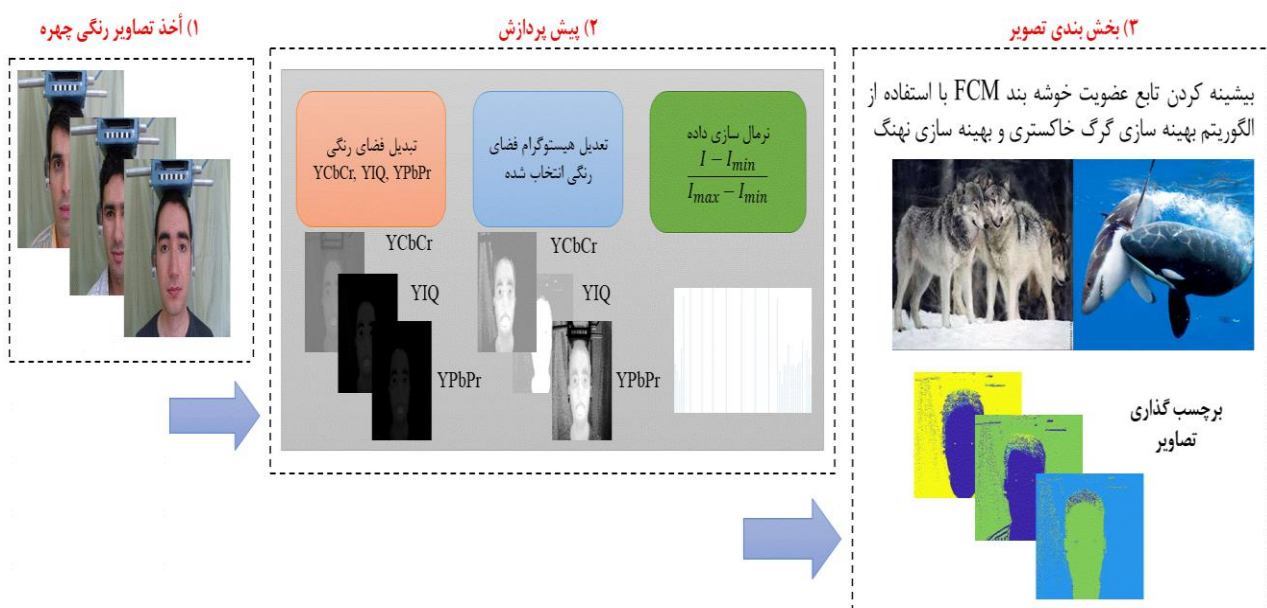
پردازش اطلاعات چهره به عنوان یک زمینه تحقیقاتی فعال برای اهدافی مانند ردیابی چهره، شناسایی چهره، آنالیز حالت چهره، شناسایی احساسات انسان و برنامه‌ریزی جراحی چهره بوده است [۱]. یکی از مهم‌ترین کارهایی که در زمینه آنالیز تصاویر چهره انجام می‌شود، بخش بندی تصاویر رنگی چهره است. جداسازی یک

فروزان فر و همکاران [۹]، با توجه به حضور نویز در اکثر تصاویر پزشکی، به‌منظور بخش‌بندی تصاویر MRI مدل بهبودیافته‌ی الگوریتم FCM را ارائه کرده و پارامترهای الگوریتم موردنظر را با استفاده از بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) و الگوریتم ژنتیک (GA) بهینه کرده‌اند. مجیدی و بیگی [۸]، به‌منظور بهبود عمل‌کرد الگوریتم FCM در پیش‌بینی حجم سنگ، از الگوریتم‌های فرا-ابتکاری PSO و GA استفاده کرده‌اند. سرعت همگرایی روش PSO نسبت به روش GA در این کار تحقیقاتی بالاتر گزارش شده است. آنتر و همکاران [۷]، به‌منظور بهبود عمل‌کرد الگوریتم FCM در پردازش تصاویر کشاورزی، از الگوریتم جستجوی کلاغ (CSA) استفاده کرده‌اند.

۲- روش پیشنهادی

با توجه به اهمیت بخش‌بندی تصاویر رنگی چهره در آنالیز تصاویر چهره و مسائل مطرح‌شده، تمرکز اصلی این مطالعه بر روی عمل‌کرد الگوریتم‌های فرا-ابتکاری در بهینه‌سازی خوشه‌بند FCM و کاربرد آن در بخش‌بندی تصاویر رنگی چهره است. ساختار کلی مقاله به این صورت است: با توجه به اهمیت فضاهای رنگی در مدل‌کردن پوست چهره، در بخش ۲-۱ به مرور مختصر بر فضاهای رنگی چهره خواهیم پرداخت. در بخش ۲-۲ به مروری مختصر بر الگوریتم‌های فرا-ابتکاری، بهینه‌سازی گرگ خاکستری و الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ خواهیم پرداخت. سرانجام در بخش‌های ۳ و ۴ به ترتیب به ارائه‌ی نتایج پیاده‌سازی، بحث و نتیجه‌گیری خواهیم پرداخت. بلوک دیاگرام روش پیشنهادی در شکل ۱ نشان داده شده است.

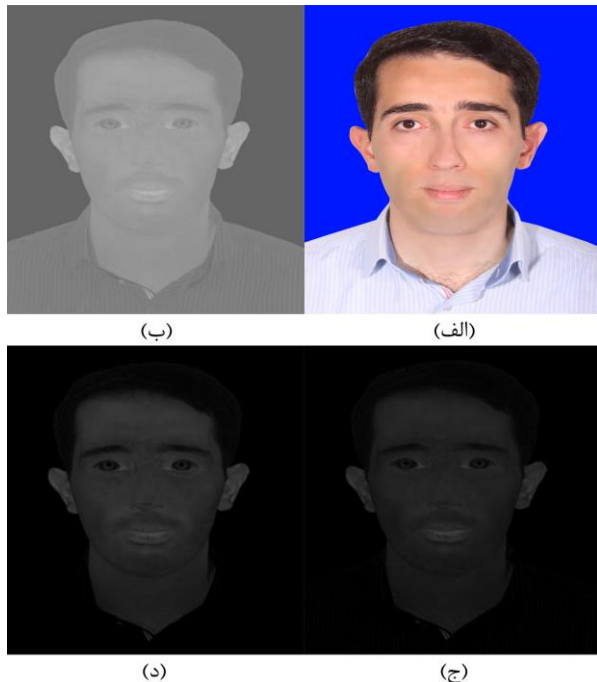
جهت بخش‌بندی تصاویر چهره را ارائه کرده‌اند. بخش‌علی و شمسی [۲]، از الگوریتم فرا-ابتکاری مبتنی بر جمعیت غذایی باکتریایی (BFO) برای بهینه‌سازی آستانه‌گذاری‌های آنسو و کاپور جهت بخش‌بندی تصاویر چهره در فضای رنگی IHS استفاده کرده‌اند. علایی و همکاران [۳]، به‌منظور بخش‌بندی پوست چهره جهت ارزیابی در جراحی‌های چهره، روش مبتنی بر خوشه‌بند فازی احتمالی (PFCM) را ارائه کرده‌اند. فرانسیسکو و همکاران [۴]، جهت آشکارسازی چهره، روش مبتنی بر بخش‌بندی رنگ پوست با استفاده از آنتروپی فازی را معرفی کرده‌اند. لو و همکاران [۵]، به‌منظور شناسایی چهره، بازسازی فضای رنگی را با استفاده از بهینه‌سازی مولفه‌های لومینانس و کرومینانس پیشنهاد کرده‌اند. خوشه‌بند فازی (FCM) یکی از الگوریتم‌های موثر در بخش‌بندی تصویر بوده، ولی حساسیت به مقدار اولیه ممکن است باعث شود که این الگوریتم در کمینه مکانی بیافتد. به‌عبارت دیگر، ساختار اصلی الگوریتم FCM اعمال روش گرادیان نزولی و پیدا کردن جواب بهینه است. در نتیجه، با یک مسئله‌ی بهینه‌سازی مکانی مواجه هستیم که سرعت همگرایی به‌وسیله‌ی مقادیر اولیه تحت تأثیر قرار می‌گیرد. به‌منظور غلبه بر این مسئله، الگوریتم‌های فرا-ابتکاری به‌کار گرفته می‌شوند. تابع هدف خوشه‌بند FCM به‌عنوان یک تابع برآزندگی برای الگوریتم‌های فرا-ابتکاری به‌کار گرفته می‌شود. این الگوریتم n بردار را به C گروه فازی تقسیم کرده و مرکز خوشه‌بندی را برای هر گروه محاسبه می‌کند [۶-۸]. در کارهای تحقیقاتی انجام گرفته، از الگوریتم‌های فرا-ابتکاری مختلفی برای پیشنه کردن تابع عضویت الگوریتم FCM و درنهایت بخش‌بندی تصویر استفاده شده است.



شکل ۱: بلوک دیاگرام روش پیشنهادی در بهینه‌کردن الگوریتم FCM جهت بخش‌بندی تصاویر رنگی چهره.

۱-۲- فضاهای رنگی در مدل کردن پوست چهره

شده است.



شکل ۲: فضاهای رنگی چهره جهت مدل کردن پوست چهره. (الف): تصویر اصلی، (ب): کانال کرومینانس از فضای رنگی YCbCr، (ج): کانال Pr از فضای رنگی YPbPr، (د): کانال I از فضای رنگی YIQ.

۲-۲- الگوریتم‌های فرا-ابتکاری و تابع هدف FCM

فرآیند پیدا کردن بهترین مقادیر برای متغیرهای یک مسئله‌ی خاص جهت کمینه یا بیشینه کردن یک تابع هدف، بهینه‌سازی نامیده می‌شود. الگوریتم‌های فرا-ابتکاری به چهار دلیل اصلی شامل (۱) سادگی، (۲) انعطاف‌پذیری، (۳) روند مشتق‌گیری آزاد و (۴) اجتناب از بهینه‌ی مکانی به‌طور چشم‌گیری مورد محبوبیت قرار گرفته‌اند. الگوریتم‌های فرا-ابتکاری را می‌توان به سه گروه (۱) مبتنی بر تکامل، (۲) مبتنی بر فیزیک، و (۳) مبتنی بر هوش جمعی طبقه‌بندی کرد. الگوریتم‌های مبتنی بر تکامل معمولاً از طریق مفاهیم تکامل در طبیعت الهام گرفته می‌شوند. در این روش فرآیند بهینه‌سازی از طریق توسعه یک جواب تصادفی اولیه انجام می‌شود. الگوریتم‌های مبتنی بر فیزیک، معمولاً از قوانین فیزیکی پیروی می‌کنند. در این روش‌ها، یک مجموعه تصادفی با عوامل جستجو ارتباط برقرار کرده و کل فضای جستجو، براساس قوانین فیزیکی حرکت داده می‌شوند. الگوریتم‌های مبتنی بر هوش جمعی، معمولاً از رفتار اجتماعی، ازدحامات، گله‌ها و یا دسته‌ها تقلید می‌کنند [۲۱، ۲۲].

یکی از محبوب‌ترین الگوریتم‌های فرا-ابتکاری مبتنی بر تکامل، الگوریتم GA [۲۳] بوده که از نظریه‌ی تکاملی داروین الهام گرفته

رنگ پوست یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های چهره در روش‌های بخش‌بندی چهره و آشکارسازی پوست چهره است. مطالعات نشان داده‌اند که افراد با سن، نژاد و قوم‌های مختلف دارای رنگ پوست غیرمشابه هستند، اما این تفاوت بیشتر در مولفه‌ی لومینانس است [۱۰]. فضای رنگی RGB می‌تواند رنگ پوست چهره را بدون تبدیل به سایر فضاهای رنگی آشکارسازی کند، اما این فضا حساس به تغییرات روشنایی است [۱۱]. فضای رنگی RGB حاوی اطلاعات لومینانس و کرومینانس بوده و از طرف دیگر، این فضا به دلیل عمل‌کرد پایین خوشه‌بندی، مناسب برای بخش‌بندی پوست چهره نیست [۱۰]. انواع متفاوتی از فضاهای رنگی شامل YCbCr [۱۲]، YIQ [۱۳]، YPbPr [۱۴]، HCL [۱۵]، YES [۱۶]، HSV [۱۷] و IHLS [۱۸] برای مدل کردن پوست چهره وجود دارند. در این مطالعه، ما اثر سه فضای رنگی شامل YCbCr، YPbPr و YIQ را در بخش‌بندی تصاویر رنگی چهره مورد بررسی قرار داده‌ایم.

فضای رنگی YCbCr، یک فضای رنگی متعامد بوده که خواص شناسایی سیستم بینایی انسان را منعکس می‌کند. این فضا یک استاندارد بین‌المللی برای کدگذاری دیجیتال تصاویر TV بوده که به‌طور گسترده به‌منظور فشرده‌سازی تصویر و ویدیو به‌کار گرفته می‌شود. مولفه‌های Cb و Cr این فضای رنگی مناسب برای آشکارسازی پوست چهره هستند [۱۱، ۱۹]. تبدیل خطی از فضای رنگی RGB به فضای رنگی YCbCr به‌صورت زیر است [۱۲]:

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 65.48 & 128.55 & 24.97 \\ -37.78 & -74.16 & 111.93 \\ 111.96 & -93.75 & -18.21 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} \quad (1)$$

فضای رنگی YPbPr، مدل آنالوگ فضای رنگی YCbCr است [۲۰]. تبدیل خطی از فضای رنگی RGB به فضای رنگی YPbPr به‌صورت زیر است [۱۴]:

$$\begin{bmatrix} Y \\ Pb \\ Pr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.212 & 0.701 & 0.086 \\ -0.116 & -0.383 & -0.500 \\ 0.500 & -0.445 & -0.055 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (2)$$

فضای رنگی YIQ حاوی یک مولفه‌ی لومینانس (Y) و دو مولفه‌ی کرومینانس (I، Q) است. این فضای رنگی به‌منظور کدگذاری تصاویر رنگی به‌کار گرفته می‌شود. تبدیل خطی از فضای رنگی RGB به فضای رنگی YIQ به‌صورت زیر است [۱۳]:

$$\begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.595 & -0.274 & -0.321 \\ 0.211 & -0.522 & 0.311 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (3)$$

نمونه‌ای از تبدیل فضاهای رنگی ذکرشده در شکل ۲ نشان داده

داشتن اطلاعات محیط پیرامون و استفاده از آن جهت پیدا کردن غذا الهام گرفته شده است. کلاغ‌ها به دلیل اینکه جهت به دست آوردن بهترین منابع غذایی همدیگر را دنبال می‌کنند، پرنده‌گانی حریص هستند. پیدا کردن منبع غذایی مخفی شده توسط یک کلاغ کار آسانی نیست، به دلیل اینکه اگر کلاغ دنبال کننده کلاغ موردنظر را پیدا کند، کلاغ دنبال کننده تلاش خواهد کرد تا منبع غذایی کلاغ موردنظر را به دست آورد. کلاغ‌ها سایر پرنده‌گان را تماشا کرده که کجا غذایشان را مخفی می‌کنند و پس از ترک، آن را از پرنده می‌دزدند. در واقع، کلاغ‌ها از تجربه‌ی شخصی خود که قبلاً دزد بوده‌اند برای پیش‌بینی رفتار یک دزد استفاده می‌کنند و می‌توانند امن‌ترین مکان را برای محافظت مکان غذا تعیین کنند. هنگامی که کلاغ نام جهت رسیدن به مکان مخفی، کلاغ نام را تعقیب می‌کند دو حالت کلی وجود دارد:

(۱) کلاغ نام نمی‌داند که کلاغ نام او را دنبال می‌کند. در این حالت، کلاغ نام به مکان کلاغ نام نزدیک خواهد شد. موقعیت جدید کلاغ نام به صورت زیر خواهد بود:

$$x(t+1) = x(t) + r(t).FL(t)(m_j - x(t)) \quad (5)$$

که در آن r ، FL و m به ترتیب، عدد تصادفی با توزیع یکنواخت بین صفر و یک، طول پرواز کلاغ نام و حافظه کلاغ هستند.

(۲) کلاغ نام می‌داند که کلاغ نام او را دنبال می‌کند. در این حالت، به منظور محافظت مکان مخفی خود از دزد، کلاغ نام کلاغ نام را از طریق رفتن به موقعیت دیگر فضای جستجو فریب خواهد داد. موقعیت جدید کلاغ نام به صورت زیر خواهد بود:

$$x(t+1) = \begin{cases} x(t) + r(t).FL(t)(m_j - x(t)), & r(t) \geq AP(t) \\ a \text{ random position, otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

که در آن AP نشان‌دهنده‌ی احتمال آگاهی کلاغ نام است. الگوریتم‌های فرا-ابتکاری باید یک تعادل خوب را بین تنوع و تقویت فراهم کنند. در الگوریتم CSA ، تنوع و تقویت از طریق پارامتر AP کنترل می‌شود. به کارگیری مقادیر کوچک و بزرگ این پارامتر به ترتیب منجر به افزایش تقویت و تنوع خواهد شد.

الگوریتم GOA در سال ۲۰۱۷ توسط صارمی و همکاران معرفی شد. ایده‌ی اصلی در این الگوریتم براساس چرخه‌ی زندگی ملخ و رفتار اجتماعی آن‌ها الهام گرفته شده است. چرخه‌ی زندگی یک ملخ شامل (۱) تخم‌گذاری، (۲) ملخ نیمه بالغ، و (۳) ملخ بالغ است. جابه‌جایی ملخ‌ها شامل دو مرحله‌ی اصلی است. (۱) هنگامی که ملخ‌ها نیمه بالغ هستند، شبیه استوانه‌ی غلطشی حرکت کرده و در مسیر حرکتشان تقریباً تمام پوشش گیاهی را می‌خورند. (۲) هنگامی که ملخ‌ها بالغ می‌شوند، یک ازدحام در هوا

شده است. مراحل الگوریتم ژنتیک به صورت زیر است: (۱) ایجاد جمعیت تصادفی، شناخته شده تحت عنوان کروموزوم‌ها، و ارزیابی آن‌ها. (۲) انتخاب والدین و ترکیب آن‌ها برای ایجاد جمعیت فرزندان. در انتخاب والدین معمولاً سه رویکرد کلی وجود دارد: (الف) انتخاب تصادفی، (ب) انتخاب براساس رتبه، (ج) انتخاب رقابتی. در این مطالعه از روش RWS استفاده شده است. (۳) انتخاب اعضای جمعیت برای اعمال جهش و ایجاد جمعیت جهش‌یافته‌گان. (۴) ادغام جمعیت اصلی، فرزندان و جهش‌یافته‌گان و ایجاد جمعیت جدید. (۵) تکرار از مرحله ۲ در صورت برآورده نشدن شرایط خاتمه.

از جمله الگوریتم‌های فرا-ابتکاری مبتنی بر جمعیت می‌توان به بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) [۲۴]، الگوریتم جستجوی کلاغ (CSA) [۲۵] و الگوریتم بهینه‌سازی ملخ (GOA) [۲۶] اشاره کرد. در ادامه به توضیح مختصر این الگوریتم‌ها خواهیم پرداخت. روش بهینه‌سازی PSO در سال ۱۹۹۵ توسط جیمز کندی و راسل ابرهات معرفی شد. الگوریتم PSO از عمل کرد گروهی حیواناتی نظیر پرنده‌گان و ماهی‌ها الهام گرفته شده است. در این الگوریتم، تعدادی از موجودات در فضای جستجو پخش می‌شوند که ذره نامیده می‌شوند. هر ذره ۵ خاصیت دارد: (۱) موقعیت، (۲) هزینه هر ذره، (۳) سرعت، (۴) بهترین موقعیت تجربه شده و (۵) مقدار هزینه متناظر با بهترین موقعیت تجربه شده. در ابتدا، مقدار تابع هدف هر ذره محاسبه می‌شود. سپس، هر ذره براساس موقعیت فعلی خود، بهترین مکان تجربه شده، و اطلاعات یک یا چند ذره از بهترین ذرات موجود جهتی را برای حرکت انتخاب می‌کند. قانون به‌روزرسانی برای تمامی ذرات یکسان بوده و همه‌ی ذرات از تجارب خود و دیگران استفاده می‌کنند. به‌روزرسانی موقعیت و سرعت هر ذره براساس رابطه‌ی ۴ انجام می‌گیرد:

$$\begin{cases} V(t+1) = w.V(t) + c_1r_1(X_{best}(t) - X(t)) + \\ c_2r_2(X_{gbest}(t) - X(t)) \\ X(t+1) = X(t) + V(t+1) \end{cases} \quad (4)$$

که در آن، پارامترهای (c_1, c_2) وزن هوش جمعی و پارامتر w وزن اینرسی هستند. این پارامترها تنظیم کننده‌ی جستجو و اکتشاف هستند. در صورتی که این پارامترها افزایش یابند، الگوریتم به سمت اکتشاف بهتر حرکت خواهد کرد و در صورتی که این پارامترها کاهش یابند، الگوریتم به سمت بهره‌برداری بهتر حرکت خواهد کرد. در این مطالعه، وزن اینرسی به صورت خطی با گذر زمان کاهش داده شده‌اند تا از جستجوی بهتر به سمت اکتشاف بهتر حرکت کنیم.

الگوریتم CSA در سال ۲۰۱۶ توسط عسگرزاده معرفی شد. ایده‌ی اصلی در این الگوریتم براساس حافظه‌ی کلاغ‌ها در به‌خاطر نگه

جهت شکار طعمه الهام گرفته شده است. گرگ‌های خاکستری به‌عنوان شکارچیان رأس در نظر گرفته می‌شوند. این جمله به این معناست که در نوک زنجیره‌ی غذایی قرار دارند. گرگ‌های خاکستری معمولاً ترجیح می‌دهند که به‌صورت گروهی زندگی کنند. اندازه‌ی هر گروه به‌طور متوسط ۵ الی ۱۲ گرگ است. همان‌طوری‌که در شکل ۳ نشان داده شده است، گرگ‌ها دارای یک سلسله مراتب اجتماعی غالب بسیار سخت هستند. به‌عبارت دیگر، گرگ‌ها اولویت‌بندی می‌شوند. رهبران یک مرد و یک زن هستند که آلفا نامیده می‌شوند. گرگ آلفا مسئول تصمیم‌گیری درباره‌ی شکار، مکان خواب، زمان بیداری و ... است. تصمیم‌های گرگ آلفا به سایر گرگ‌ها اعلام می‌شود. همچنین، گرگ آلفا لزوماً قوی‌ترین عضو گروه نیست، اما در مدیریت گروه بهترین است. این موضوع نشان می‌دهد که مدیریت و انضباط یک گروه نسبت به قدرت اهمیت بیشتری دارد. بتاها تحت امر گرگ‌هایی هستند که به گرگ آلفا در تصمیم‌گیری کمک می‌کنند. گرگ بتا می‌تواند مرد یا زن باشد و در مواردی که گرگ‌های آلفا می‌میرند یا پیر می‌شوند، بهترین گزینه برای یک آلفا بودن هستند. گرگ بتا به سایر گرگ‌ها با رتبه‌ی پایین دستور می‌دهد و نقش یک مشاور را برای گرگ آلفا ایفا می‌کند. همچنین، گرگ بتا دستورات گرگ آلفا را به سایر گرگ‌ها رسانده و نتیجه را به گرگ آلفا گزارش می‌کند. پایین‌ترین رتبه‌ی گرگ‌ها مربوط به گرگ امگا است. گرگ امگا نقش محافظت را ایفا می‌کند. آن‌ها آخرین گرگ‌هایی هستند که اجازه‌ی غذا خوردن را دارند. اگر یک گرگ جزء سه دسته آلفا، بتا، و امگا نباشد، گرگ دلتا نامیده خواهد شد. سال‌مندان، شکارچیان، سرپرستان، و نگهبانان متعلق به این گروه هستند.



شکل ۳: سلسله مراتب اجتماعی گرگ‌های خاکستری.

را شکل می‌دهند. رفتار ازدحامی ملخ‌ها به‌صورت زیر مدل شده است:

$$x_i = s_i + G_i + A_i \quad (7)$$

که در آن s ، G و A به ترتیب نشان‌دهنده‌ی تعامل اجتماعی ملخ، تاثیر نیروی گرانشی بر ملخ، و اثر وزش باد هستند. رفتار اجتماعی از طریق رابطه‌ی ۸ مدل می‌شود:

$$\begin{cases} S_i = \sum_{j=1}^N s(d_{ij}) \cdot \bar{d}_{ij} \\ d_{ij} = |x_j - x_i| \text{ and } \bar{d}_{ij} = \frac{x_j - x_i}{d_{ij}} \end{cases} \quad (8)$$

تابع s میزان استحکام نیروهای اجتماعی را نشان داده و به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$s(d) = f \cdot \exp\left(\frac{-d}{l}\right) - \exp(-l) \quad (9)$$

که در آن f و l به ترتیب نشان‌دهنده‌ی جاذبه و مقیاس طول دافعه هستند. برای جزئیات بیشتر در مورد در نظر گرفتن اثر نیروی گرانشی و وزش باد می‌توانید به [۲۶] مراجعه کنید. با در نظر گرفتن این دو اثر، به این نتیجه رسیده شد که رابطه به‌دست آمده جهت به‌روزرسانی موقعیت ملخ‌ها از اکتشاف و استخراج فضای جستجو اطراف یک جواب جلوگیری می‌کند. در رابطه‌ی به‌دست آمده، به دلیل رسیدن سریع ملخ‌ها به ناحیه‌ی آسایش، ازدحام نمی‌تواند به یک نقطه‌ی مشخص همگرا شود. در نتیجه، نسخه‌ی اصلاح‌شده آن رابطه جهت به‌روزرسانی موقعیت ملخ‌ها در حل مسائل بهینه‌سازی به‌صورت زیر معرفی شده است:

$$x_i = c \cdot \left[\sum_{j=1}^N c \cdot \frac{ub-lb}{2} \cdot s(|x_j - x_i|) \cdot \frac{x_j - x_i}{d_{ij}} \right] + \bar{T}_d \quad (10)$$

که در آن ub ، lb و \bar{T}_d به ترتیب نشان‌دهنده‌ی کران بالا، کران پایین مسئله و بهترین جواب به‌دست آمده تاکنون هستند. پارامتر c نیز یک ضریب کاهش برای جمع کردن ناحیه‌ی آسایش، ناحیه‌ی دافعه و ناحیه‌ی جاذبه است.

بین دو الگوریتم PSO و GOA دو تفاوت اصلی وجود دارد:

- (۱) در الگوریتم GOA فقط یک بردار موقعیت برای هر عامل جستجو وجود دارد. در حالی که، در الگوریتم PSO دو بردار موقعیت و بردار سرعت برای هر ذره وجود دارد.
- (۲) الگوریتم PSO موقعیت ذرات را نسبت به موقعیت فعلی، بهترین موقعیت شخصی و بهترین موقعیت سراسری به‌روزرسانی می‌کند. در حالی که، الگوریتم GOA موقعیت ملخ‌ها را نسبت به موقعیت فعلیشان، بهترین موقعیت سراسری و موقعیت تمام سایر ملخ‌ها به‌روزرسانی می‌کند.

۲-۲-۱- بهینه‌سازی گرگ خاکستری

الگوریتم GWO [۲۷] در سال ۲۰۱۴ توسط میرجلیلی و همکاران معرفی شد. ایده‌ی اصلی در این الگوریتم از فعالیت گروهی گرگ‌ها

تأکید می‌کند. شبه‌کد الگوریتم پیشنهادی جهت بهینه کردن الگوریتم FCM با استفاده از بهینه‌ساز گرگ خاکستری در شکل ۴ نشان داده شده است.

GWO and FCM Parameters Initialization.

Obtain the Channels to Model the Facial Skin.

Histogram Equalization of the Channels.

For $i=1:nPop$

Generate Wolves Position Randomly between [0,1] as Membership Matrix

End For

For $j=1:nPop$ // Fitness Evaluation for Each Wolf

$X_\alpha =$ the first best solution

$X_\beta =$ the second best solution

$X_\delta =$ the third best solution

Compute Fuzzy Membership.

Update the Centroid Clusters.

End For

While ($t < MaxIter$) // Update Wolf Position

For $i=1:nPop$

Update the Position of Current Wolf

End For

Evaluate Fitness of New Position by FCM obj. Function

Using the Equation (1).

Update a , A , and C

Update X_α , X_β , and X_δ

End while

Best Centroids and Best Membership = X_α // Best Solution

شکل ۴: شبه‌کد بهینه‌ساز گرگ خاکستری جهت بهینه کردن الگوریتم

FCM

۲-۲-۲- الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ

الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ (WOA) [۲۸] در سال ۲۰۱۶ توسط میرجلیلی و لوپس معرفی شد. ایده‌ی اصلی در این الگوریتم از نحوه‌ی تولید حباب توسط نهنگ به‌منظور محاصره کردن شکار الهام گرفته شده است. نهنگ‌ها موجوداتی خیالی‌باف هستند و به‌عنوان بزرگ‌ترین پستانداران جهان در نظر گرفته می‌شوند. یک نهنگ بالغ می‌تواند تا طول ۳۰ متر و وزن ۱۸۰ تن رشد کند. نهنگ‌ها به‌دلیل اینکه باید از سطوح اقیانوس تنفس کنند، هرگز نمی‌خوابند. درحقیقت، نیمی از مغز آن‌ها می‌خوابد. جالب‌ترین چیزی که درباره‌ی نهنگ‌ها می‌توان گفت این است که آن‌ها به‌عنوان بزرگ‌ترین حیوانات باهوش باهیجان در نظر گرفته می‌شوند. در مغز انسان‌ها سلول‌هایی به‌نام spindle وجود دارند که مسئول قضاوت، احساسات، و رفتارهای اجتماعی هستند.

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 تا زمانی که شکار را از حرکت متوقف کند. (۳) حمله به شکار. مدل ریاضی شکار گرگ خاکستری شامل پنج مرحله‌ی اصلی (۱) رتبه‌بندی گرگ‌ها، (۲) محاصره‌ی شکار، (۳) شکار کردن، (۴) حمله به شکار (فاز استخراج)، و (۵) جستجو برای شکار (فاز اکتشاف). در رتبه‌بندی گرگ‌ها، بهترین جواب به‌عنوان گرگ آلفا در نظر گرفته می‌شود. سپس، دومین و سومین جواب بهینه به‌ترتیب به‌عنوان گرگ بتا و دلتا در نظر گرفته می‌شود. گرگ‌های خاکستری در طول شکار، طعمه را محاصره می‌کنند. رفتار محاصره کردن گرگ‌ها به‌صورت زیر مدل می‌شود:

$$\begin{cases} D = |C \cdot x_p(t) - x(t)| \\ x(t+1) = x_p(t) - A \cdot D \end{cases} \quad (11)$$

که در آن A و C ضریب بردارها بوده و به‌صورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$\begin{cases} A = 2a \cdot r_1 - a \\ C = 2r_2 \end{cases} \quad (12)$$

که در آن a به‌طور خطی از ۲ تا صفر کاهش پیدا می‌کند. r_1 و r_2 نیز بردارهای تصادفی در محدوده‌ی صفر و یک هستند. $x_p(t)$ نیز موقعیت طعمه را نشان می‌دهد.

گرگ‌های خاکستری می‌توانند موقعیت طعمه را شناسایی کرده و طعمه را محاصره کنند. مدیریت شکار معمولاً بر عهده‌ی گرگ آلفا است. گرگ بتا و دلتا نیز می‌توانند در شکار شرکت کنند. به‌منظور مدل کردن رفتار شکار گرگ‌های خاکستری، فرض بر این است که گرگ‌های آلفا، بتا، و دلتا بهترین دانش را درباره‌ی 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 به‌دست آمده) در نظر گرفته می‌شود. شکار طعمه به‌صورت زیر مدل می‌شود:

$$\begin{cases} D_\alpha(t) = |C_1 \cdot x_\alpha(t) - x(t)| \rightarrow \\ x_1(t) = x_\alpha(t) - A_1 \cdot D_\alpha(t) \\ D_\beta(t) = |C_2 \cdot x_\beta(t) - x(t)| \rightarrow \\ x_2(t) = x_\beta(t) - A_2 \cdot D_\beta(t) \\ D_\gamma(t) = |C_3 \cdot x_\gamma(t) - x(t)| \rightarrow \\ x_3(t) = x_\gamma(t) - A_3 \cdot D_\gamma(t) \\ x(t+1) = \frac{x_1(t) + x_2(t) + x_3(t)}{3} \end{cases} \quad (13)$$

گرگ‌های خاکستری برای جستجو کردن طعمه از یکدیگر دور می‌شوند و برای حمله کردن به طعمه به یکدیگر نزدیک می‌شوند. اگر $|A| < 1$ ، در این صورت گرگ‌های خاکستری نسبت به طعمه واگرا می‌شوند و اگر $|A| > 1$ ، در این صورت گرگ‌های خاکستری نسبت به شکار همگرا می‌شوند. به‌عبارت بهتر می‌توان چنین بیان کرد که، $|A| < 1$ به مفهوم استخراج و $|A| > 1$ به مفهوم اکتشاف

(۲) **موقعیت به روزرسانی پیچشی:** در این فرآیند، ابتدا فاصله‌ی بین موقعیت نهنگ و موقعیت طعمه محاسبه می‌شود. سپس، یک رابطه‌ی پیچشی بین موقعیت نهنگ و طعمه به منظور مدل کردن حرکت مارپیچی شکل نهنگ‌های گوژپشت به صورت زیر ایجاد می‌شود:

$$\begin{cases} \vec{X}(t+1) = \vec{D}' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + \vec{X}^*(t) \\ \vec{D}' = |\vec{X}^*(t) - \vec{X}(t)| \end{cases} \quad (17)$$

که در آن a و b به ترتیب یک ثابت برای تعریف شکل پیچشی لگاریتمی و یک عدد ثابت در $[-1, 1]$ هستند. نهنگ‌های گوژپشت اطراف طعمه درون یک دایره‌ی کوچک‌شونده و در طول یک مسیر پیچشی شکل شنا می‌کنند. به منظور مدل کردن این رفتار، فرض می‌شود که یک احتمال 50% برای انتخاب بین مکانیسم محاصره‌ی کوچک‌شونده یا مدل پیچشی برای به روزرسانی موقعیت نهنگ‌ها وجود دارد. این مکانیسم به صورت زیر مدل می‌شود:

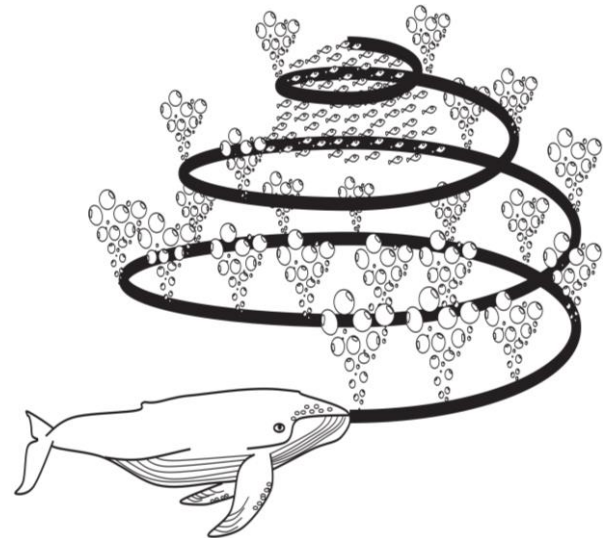
$$\vec{X}(t+1) = \begin{cases} \vec{X}^*(t) - \vec{A} \cdot \vec{D}, & \text{if } P < 0.5 \\ \vec{D}' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + \vec{X}^*(t), & \text{if } P \geq 0.5 \end{cases} \quad (18)$$

رویکرد مشابه براساس تغییرات بردار \vec{A} می‌تواند به منظور جستجو کردن طعمه (فاز اکتشاف) به کار برده شود. در واقع، نهنگ‌های گوژپشت به صورت تصادفی براساس موقعیت یکدیگر جستجو می‌کنند. در مقابل فاز استخراج، موقعیت یک عامل جستجو در فاز اکتشاف براساس یک انتخاب تصادفی عامل جستجو به جای بهترین عامل جستجوی پیدا شده تا الان به روزرسانی می‌شود. این مکانیسم و $|\vec{A}| > 1$ بر فاز اکتشاف تأکید کرده و اجازه می‌دهد الگوریتم WOA یک جستجوی سراسری را انجام دهد. این مدل ریاضی به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\begin{cases} \vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}_{rand} - \vec{X}| \\ \vec{X}(t+1) = \vec{X}_{rand} - \vec{A} \cdot \vec{D} \end{cases} \quad (19)$$

الگوریتم WOA با یک مجموعه جواب‌های تصادفی شروع می‌شود. در هر تکرار، عامل‌های جستجو موقعیتشان را نسبت به یک عامل جستجوی تصادفی انتخاب شده یا بهترین جواب به دست آمده تا الان به روزرسانی می‌کنند. پارامتر a از مقدار ۲ تا مقدار ۰ به منظور فراهم کردن به ترتیب فاز اکتشاف و استخراج کاهش می‌یابد. هنگامی که $|\vec{A}| > 1$ یک عامل جستجوی تصادفی انتخاب می‌شود. درحالی‌که، هنگامی که $|\vec{A}| < 1$ بهترین جواب برای به روزرسانی موقعیت عامل‌های جستجو انتخاب می‌شود. وابسته به مقدار P ، الگوریتم WOA قادر به تغییر بین یک حرکت پیچشی یا دایروی خواهد بود. شبه‌کد الگوریتم پیشنهادی جهت بهینه کردن الگوریتم FCM در شکل ۶ نشان داده شده است. در ادامه به بیان تابع هدف برای الگوریتم‌های فرا-ابتکاری براساس الگوریتم FCM خواهیم پرداخت.

نهنگ‌ها نسبت به یک انسان بالغ، دو برابر بیشتر از این سلول‌ها را در مغزشان دارند که دلیل اصلی باهوش بودن آن‌ها است. نهنگ‌ها می‌توانند انفرادی یا گروهی زندگی کنند. مشاهده شده است که آن‌ها اکثراً تمایل به زندگی گروهی دارند. یکی از بزرگ‌ترین نهنگ‌ها، نهنگ گوژپشت است. یکی از جالب‌ترین چیزهایی که درباره‌ی این نهنگ می‌توان گفت، روش خاص شکار آن‌هاست که روش تغذیه‌ی حباب-تور نامیده می‌شود. همان طوری که در شکل ۵ نشان داده شده است، نحوه‌ی شکار نهنگ گوژپشت از طریق حباب‌های متمایز خاص در طول یک حلقه یا مسیری به شکل '9' انجام می‌شود.



شکل ۵: رفتار غذاییابی حباب-تور نهنگ‌های گوژپشت [۲۸].

نهنگ‌های گوژپشت می‌توانند موقعیت طعمه را شناسایی کرده و آن‌ها را محاصره کنند. رفتار محاصره کردن نهنگ‌ها به صورت زیر است:

$$\begin{cases} \vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}^*(t) - \vec{X}(t)| \\ \vec{X}(t+1) = \vec{X}^*(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \end{cases} \quad (15)$$

که در آن \vec{A} ، \vec{C} و X^* به ترتیب بردارهای ضرایب و بردار موقعیت بهترین جواب به دست آمده در الان هستند. بردارهای ضرایب به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$\begin{cases} \vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r} - \vec{a} \\ \vec{C} = 2 \cdot \vec{r} \end{cases} \quad (16)$$

که در آن \vec{a} به صورت خطی از ۲ تا ۰ کاهش یافته و \vec{r} نیز یک بردار تصادفی در محدوده‌ی ۰ و ۱ است. به منظور مدل کردن رفتار حباب-تور (فاز استخراج) نهنگ‌های گوژپشت، دو رویکرد وجود دارد:

(۱) **مکانیسم محاصره‌ی کوچک‌شونده:** این فرآیند از طریق کاهش مقدار \vec{a} انجام می‌شود. با کاهش مقدار \vec{a} ، محدوده‌ی نوسان \vec{A} نیز کاهش می‌یابد.

در تمامی الگوریتم‌های فرا-ابتکاری J_{FCM} را به‌عنوان تابع هزینه در نظر گرفته و هدف اصلی بهینه کردن پارامترهای الگوریتم FCM است.

۳- نتایج پیاده‌سازی

به‌منظور آنالیز روش پیشنهادی، در این مطالعه از سه پایگاه داده‌ی دانشگاه صنعتی سهند (SUT) [۲۹]، MR2 [۳۰]، و SCUTFBP [۳۱] استفاده شده است. تصاویر هر سه پایگاه داده حاوی ۵۰ تصاویر رنگی نمای جلویی چهره بوده که در مجموع از ۱۵۰ تصاویر رنگی چهره برای بخش‌بندی در این مطالعه استفاده شده است. نمونه‌ای از تصاویر این سه پایگاه داده در شکل ۷ نشان داده شده است. تعداد مراکز خوشه به‌صورت تجربی برای پایگاه داده‌های ذکر شده به ترتیب ۴، ۳، و ۲ انتخاب شده‌اند. جهت ارزیابی نتایج پیشنهادی از ۴ معیار مختلف استفاده کرده‌ایم. معیار خطای پوست (SE)، تعداد پیکسل‌های پوست شناسایی شده به‌عنوان غیر-پوست به‌صورت خودکار تقسیم بر تعداد پیکسل‌های پوست بخش‌بندی شده به‌صورت دستی است. معیار خطای غیر-پوست (NSE)، تعداد پیکسل‌های غیر-پوست شناسایی شده به‌عنوان پوست به‌صورت خودکار تقسیم بر تعداد پیکسل‌های غیر-پوست بخش‌بندی شده به‌صورت دستی است. معیار S، نسبت پیکسل‌های پوست درست تشخیص داده شده است. براساس دو پارامتر SE و NSE، دو معیار دیگر را نیز می‌توان به‌صورت زیر تعریف کرد:

$$\begin{cases} M_E = \sqrt{SE^2 + NSE^2} \\ M_S = \sqrt{SE^2 + NSE^2 + (1-S)^2} \end{cases} \quad (22)$$

معیار M_E هر دو نوع خطا را یکجا محاسبه می‌کند. همچنین، معیار M_S نتیجه‌ی کل آشکارسازی پوست چهره را ارزیابی می‌کند. براساس رابطه ۲۲، الگوریتمی که پایین‌ترین مقدار در معیار M_E و بالاترین مقدار در معیار S را داشته باشد، عمل‌کرد مناسب را در بخش‌بندی تصویر ارائه خواهد کرد. نمونه‌ای از نتایج بخش‌بندی تصاویر پایگاه داده‌ی ذکر شده در کانال Pr از فضای رنگی YPbPr در شکل ۸ نشان داده شده است. همچنین، پارامترهای ثابت به‌کار گرفته شده در الگوریتم‌های فرا-ابتکاری موردنظر در جدول ۱ آورده شده است. تمامی پارامترهای ثابت در الگوریتم‌های فرا-ابتکاری به‌کار گرفته شده براساس مقادیر موجود در مراجع اصلی انتخاب شده‌اند. نتایج معیارهای ذکر شده در سه کانال رنگی متفاوت برای الگوریتم‌های فرا-ابتکاری معرفی شده در جدول ۲ نشان داده شده‌اند.

WOA and FCM Parameters Initialization.
Obtain the Channels to Model the Facial Skin.
Histogram Equalization of the Channels.
For $i=1:nPop$
Generate Whales Position Randomly between [0,1] as Membership Matrix
End For
while $t < MaxIt$
Update a, A, C, l, and P
for $i=1:nPop$
if $1 > P > 0.5$
if $2|A| < 1$ // Update the Position
Update the Position of the Current Whale by the Eq. 15.
elseif $2|A| \geq 1$
Select a Random Whale
Update the Position of the Current Whale by the Eq. 19.
end if
elseif $1 \geq P \geq 0.5$
Update the Position of the Current Whale by the Eq. 17.
end if
end for // Calculate the Fitness
Check Condition for Choose the Position.
Calculate the Fitness
 $t = t + 1$
end while

شکل ۶: شبکه‌کد بهینه‌ساز نهنگ جهت بهینه کردن الگوریتم FCM.

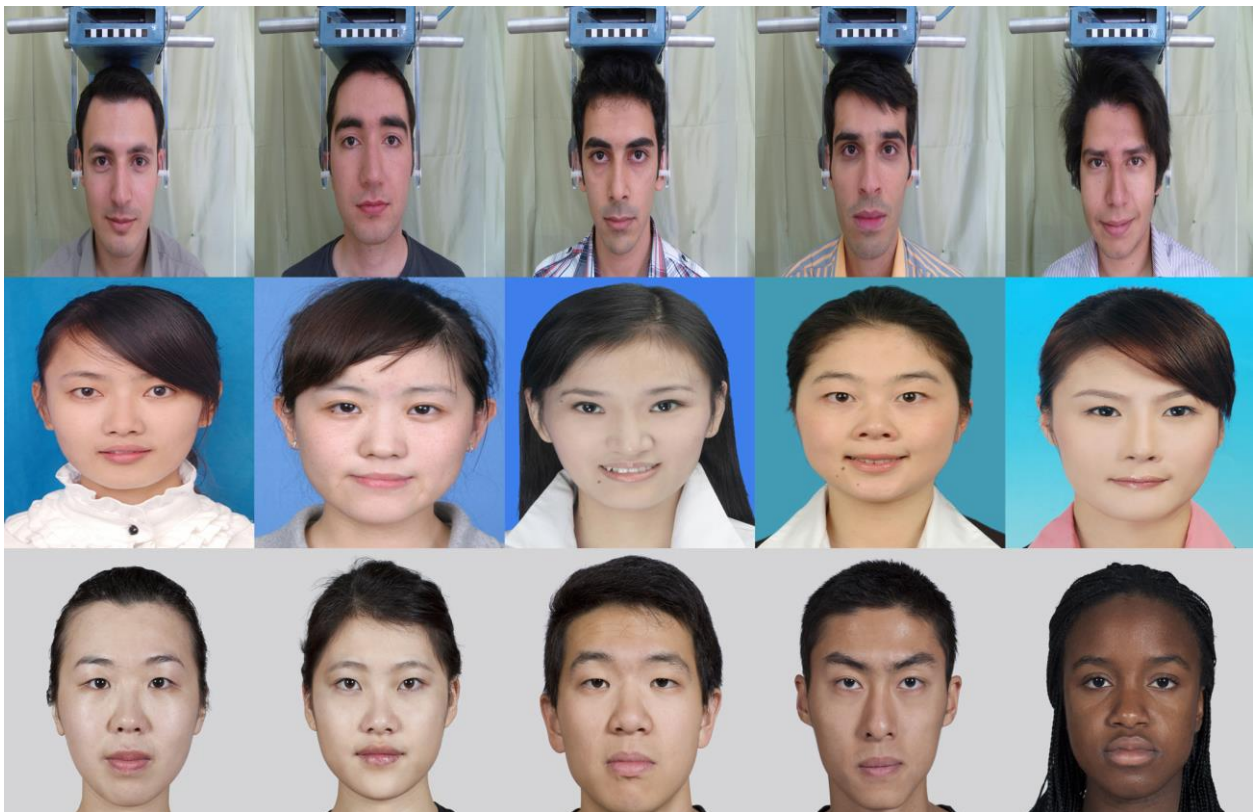
۳-۲- معرفی تابع هدف

اکثر الگوریتم‌های خوشه‌بند فازی، تابع هزینه‌ی زیر را کمینه می‌کنند:

$$\begin{cases} J_{FCM} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C u_{ij}^m \cdot d(x_i, v_j) \\ d(x_i, v_j) = \|x_i - v_j\|^2 \\ \sum_{j=1}^C u_{ij} = 1, u_{ij} \in [0,1] \end{cases} \quad (20)$$

به‌منظور به‌روزرسانی پارامترهای تابع عضویت و مراکز خوشه، ابتدا تابع هزینه را به فرم دو-گان نوشته و نسبت به آن‌ها از تابع هزینه مشتق می‌گیریم. در نتیجه، پارامترهای u_{ij} و v_j به‌صورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$\begin{cases} u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^C \left(\frac{d(x_i, v_j)}{d(x_i, v_k)} \right)^{\frac{1}{m-1}}} \\ v_j = \frac{\sum_{i=1}^N x_i \cdot u_{ij}^m}{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m} \end{cases} \quad (21)$$



شکل ۷: نمونه‌ای از تصاویر پایگاه داده‌های به کار گرفته شده در مطالعه جهت بخش بندی تصاویر رنگی چهره. (ردیف اول): پایگاه داده‌ی SUT، (ردیف دوم): پایگاه داده‌ی SCUTFBP، (ردیف سوم): پایگاه داده‌ی MR2.



شکل ۸: نمونه‌ای از نتایج بخش بندی تصاویر پایگاه داده‌های به کار گرفته شده در مطالعه. (ردیف اول): نتایج بخش بندی پایگاه داده‌ی SUT، (ردیف دوم): نتایج بخش بندی پایگاه داده‌ی SCUTFBP، (ردیف سوم): نتایج بخش بندی پایگاه داده‌ی MR2.

جدول ۱: پارامترهای ثابت انتخاب شده در الگوریتم‌های فرا-ابتکاری.

(PSO)	Value	(CSA)	Value	(GA)	Value	(GOA)	Value	(GWO)	Value	(WOA)	Value
nPop	12	nPop	12	nPop	12	nPop	12	nPop	12	nPop	12
MaxItr	30	MaxItr	30	MaxItr	30	MaxItr	30	MaxItr	30	MaxItr	30
W	1.2	AP	0.1	P_C	0.8	C_{max}	1	r_1	rand	r_1	Rand
C_1	0.8	FL	2	P_M	0.3	C_{min}	1e-04	r_2	rand	r_2	Rand
C_2	0.8	-	-	(γ, β)	0.05,8	-	-	-	-	P	rand

جدول ۲: نتایج عمل‌کرد الگوریتم‌های فرا-ابتکاری در بخش‌بندی تصاویر رنگی چهره برای فضاهای رنگی ذکر شده.

تصاویر پایگاه داده SUT												
Method	فضای رنگی YCbCr (Cr)				فضای رنگی YIQ (I)				فضای رنگی YPbPr (Pr)			
	S	NSE	M_E	M_S	S	NSE	M_E	M_S	S	NSE	M_E	M_S
FCM+GA	۰/۹۸۳	۰/۰۱۵	۰/۰۲۵	۰/۰۳۱	۰/۵۱۱	۰/۰۰۰۸	۰/۴۸۶	۰/۶۹۱	۰/۹۸۴	۰/۰۱۷	۰/۰۲۵	۰/۰۳۰
FCM+PSO	۰/۹۸۲	۰/۰۱۵	۰/۰۲۵	۰/۰۳۱	۰/۵۰۵	۰/۰۰۰۸	۰/۴۹۵	۰/۷۰۰	۰/۹۸۵	۰/۰۲۴	۰/۰۸۲	۰/۰۸۷
FCM+GWO	۰/۹۸۳	۰/۰۱۶	۰/۰۲۵	۰/۰۳۱	۰/۵۱۷	۰/۰۰۰۸	۰/۴۸۳	۰/۶۸۰	۰/۹۸۴	۰/۰۴۴	۰/۰۵۲	۰/۰۵۷
FCM+GOA	۰/۹۸۳	۰/۰۱۶	۰/۰۲۵	۰/۰۳۱	۰/۵۱۲	۰/۰۰۰۸	۰/۴۸۸	۰/۶۹۰	۰/۹۸۴	۰/۰۴۲	۰/۰۵۰	۰/۰۵۵
FCM+CSA	۰/۸۵۷	۰/۰۳۶	۰/۱۷۲	۰/۲۲۹	۰/۷۹۶	۰/۰۰۶	۰/۲۰۶	۰/۲۹۰	۰/۸۸۵	۰/۰۱۵	۰/۱۲۲	۰/۱۶۹
FCM+WOA	۰/۹۸۳	۰/۰۱۶	۰/۰۲۵	۰/۰۳۰	۰/۵۱۲	۰/۰۰۰۸	۰/۴۸۸	۰/۶۹۰	۰/۹۸۴	۰/۰۴۴	۰/۰۵۲	۰/۰۵۷
تصاویر پایگاه داده SCUTFBP												
Method	فضای رنگی YCbCr (Cr)				فضای رنگی YIQ (I)				فضای رنگی YPbPr (Pr)			
	S	NSE	M_E	M_S	S	NSE	M_E	M_S	S	NSE	M_E	M_S
FCM+GA	۰/۹۰۳	۰/۰۳۰	۰/۱۲۰	۰/۱۶۰	۰/۹۱۱	۰/۰۱۷	۰/۰۹۹	۰/۱۳۵	۰/۹۱۲	۰/۰۱۸	۰/۰۹۸	۰/۱۳۴
FCM+PSO	۰/۹۰۶	۰/۰۱۸	۰/۱۰۳	۰/۱۴۲	۰/۹۰۹	۰/۰۲۷	۰/۱۱۱	۰/۱۴۸	۰/۹۱۳	۰/۰۲۴	۰/۰۰۳	۰/۱۳۸
FCM+GWO	۰/۸۹۹	۰/۰۱۲	۰/۱۰۵	۰/۱۴۶	۰/۹۰۸	۰/۰۱۷	۰/۱۰۱	۰/۱۳۹	۰/۹۱۴	۰/۰۱۸	۰/۰۹۶	۰/۱۳۲
FCM+GOA	۰/۸۹۵	۰/۰۱۲	۰/۱۰۹	۰/۱۵۲	۰/۹۰۸	۰/۰۱۷	۰/۱۰۱	۰/۱۳۸	۰/۹۱۳	۰/۰۲۴	۰/۰۰۳	۰/۱۳۸
FCM+CSA	۰/۸۳۲	۰/۰۳۹	۰/۱۹۵	۰/۲۶۳	۰/۸۶۹	۰/۰۴۷	۰/۱۶۸	۰/۲۲۱	۰/۸۶۳	۰/۰۴۴	۰/۱۷۲	۰/۲۲۷
FCM+WOA	۰/۹۱۱	۰/۰۱۸	۰/۰۹۸	۰/۱۳۵	۰/۸۹۷	۰/۰۱۷	۰/۱۱۳	۰/۱۵۵	۰/۹۱۴	۰/۰۱۳	۰/۰۹۰	۰/۱۲۵
تصاویر پایگاه داده MR2												
Method	فضای رنگی YCbCr (Cr)				فضای رنگی YIQ (I)				فضای رنگی YPbPr (Pr)			
	S	NSE	M_E	M_S	S	NSE	M_E	M_S	S	NSE	M_E	M_S
FCM+GA	۰/۹۰۸	۰/۰۰۳	۰/۰۹۳	۰/۱۳۱	۰/۹۰۱	۰/۰۰۳	۰/۰۹۹	۰/۱۳۹	۰/۹۰۹	۰/۰۰۳	۰/۰۹۱	۰/۱۲۹
FCM+PSO	۰/۹۰۸	۰/۰۰۳	۰/۰۹۳	۰/۱۳۱	۰/۹۰۱	۰/۰۰۳	۰/۰۹۹	۰/۱۳۹	۰/۹۰۹	۰/۰۰۳	۰/۰۹۱	۰/۱۲۹
FCM+GWO	۰/۹۰۹	۰/۰۰۳	۰/۰۹۱	۰/۱۲۹	۰/۹۰۳	۰/۰۰۳	۰/۰۹۷	۰/۱۳۸	۰/۹۱۰	۰/۰۰۳	۰/۰۹۰	۰/۱۲۷
FCM+GOA	۰/۹۰۸	۰/۰۰۳	۰/۰۹۳	۰/۱۳۱	۰/۹۰۱	۰/۰۰۳	۰/۰۹۹	۰/۱۳۹	۰/۹۰۹	۰/۰۰۳	۰/۰۹۱	۰/۱۲۹
FCM+CSA	۰/۷۴۱	۰/۰۰۴	۰/۲۵۹	۰/۳۶۶	۰/۸۳۴	۰/۰۰۳	۰/۱۶۶	۰/۲۲۴	۰/۸۲۵	۰/۰۰۴	۰/۱۷۶	۰/۲۴۸
FCM+WOA	۰/۸۹۶	۰/۰۲۳	۰/۱۱۳	۰/۱۵۴	۰/۹۰۲	۰/۰۰۳	۰/۰۹۸	۰/۱۳۹	۰/۹۱۰	۰/۰۰۳	۰/۰۹۱	۰/۱۲۸

در نتایج پایگاه داده MR2، بهترین عمل‌کرد را در کانال کرومینانس الگوریتم GWO دارد. این الگوریتم، در کانال I نیز بهترین عمل‌کرد را نسبت به سایر الگوریتم‌های فرا-ابتکاری دارد. در کانال Pr از فضای رنگی YPbPr، بهترین عمل‌کرد را به ترتیب الگوریتم‌های GWO و WOA دارند. نتایج الگوریتم‌های فرا-ابتکاری به جز الگوریتم CSA در بخش‌بندی تصاویر رنگی چهره تقریباً می‌توان گفت که به هم خیلی نزدیک هستند. ولی، قابلیت الگوریتم‌های فرا-ابتکاری در افزایش بعد مسئله بیشتر قابل مشاهده است. همان‌طوری که در شکل ۹ نیز نشان داده شده است، سرعت همگرایی دو الگوریتم پیشنهادی در همگرا شدن نسبت به الگوریتم‌های GA، PSO، و CSA خیلی سریع‌تر است.

همان‌طوری که در جدول ۲ نشان داده شده است، الگوریتم CSA عمل‌کرد مناسبی در بخش‌بندی تصاویر رنگی چهره ندارد. در پایگاه داده SUT، عمل‌کرد تمامی الگوریتم‌های فرا-ابتکاری به جز الگوریتم CSA در بخش‌بندی تصاویر رنگی چهره مناسب هستند. در فضای رنگی YIQ، بهترین عمل‌کرد را الگوریتم GWO دارد. همچنین در فضای رنگی YPbPr، پایین‌ترین مقدار M_S را الگوریتم WOA دارد. در نتایج پایگاه داده SCUTFBP، بهترین عمل‌کرد را در کانال کرومینانس، الگوریتم WOA دارد. همچنین، در کانال Pr نیز بهترین عمل‌کرد را در بخش‌بندی تصاویر، به ترتیب الگوریتم‌های WOA و GWO دارند. در کانال I از فضای رنگی YIQ، بهترین عمل‌کرد را الگوریتم CSA دارد.

وجود مرحله‌ی محاصره‌ی طعمه در الگوریتم‌های WOA و GWO باعث به‌روزرسانی بهتر در تابع عضویت شده و در نتیجه منجر به بخش‌بندی چهره با دقت بالاتر شده‌اند. همان‌طوری که در شکل ۹ نیز قابل مشاهده است، همگرایی دو الگوریتم WOA و GOA خیلی به هم نزدیک هستند، ولی مهم‌ترین موضوعی که بین این دو الگوریتم وجود دارد زمان سپری شده برای اجرای برنامه است. زمان سپری‌شده برای الگوریتم‌های WOA، GOA، GA، PSO و CSA به‌طور میانگین برای هر تصویر در ۳۰ تکرار به ترتیب در حدود ۵۴، ۳۳، ۱۲۷، ۴۰، ۳۶ و ۲۶ ثانیه است. الگوریتم GOA بالاترین زمان سپری شده را دارد. ابعاد تمامی تصاویر در اندازه‌ی ۵۰۰×۵۰۰ تغییر مقیاس داده شده‌اند. کم‌ترین مقدار را در این حالت الگوریتم CSA با زمان سپری شده تقریباً ۲۶ ثانیه برای یک تصویر دارد. دلیل اصلی زمان زیاد اجرای برنامه در الگوریتم GOA به مرحله‌ی تعامل اجتماعی ملخ‌ها در به‌روزرسانی موقعیت ملخ‌ها وابسته است. در الگوریتم GOA، با توجه به تعداد مراکز خوشه، ماتریس عضویت هر خوشه را در ابتدا جدا کرده و مطابق رابطه ۸ تعامل اجتماعی را با سایر ملخ‌ها از طریق فاصله‌ی اقلیدسی محاسبه کرده و سرانجام هر تعامل اجتماعی را در یک ماتریس الحاق کرده و خروجی به‌عنوان تعامل اجتماعی کل در نظر گرفته می‌شود. این فرآیند منجر به افزایش زمان اجرای برنامه در بهینه‌سازی خوشه‌بند FCM از طریق بهینه‌ساز ملخ شده است. مقادیر هزینه‌ی ابتدایی در الگوریتم‌های GA، PSO، و CSA بزرگ بوده و رفته رفته تلاش بر این دارند که مقدار تابع هزینه را کاهش دهند. این فرآیند به تکرارهای زیادی نیازمند است. ولی، در الگوریتم‌های WOA و GWO این فرآیند سریع‌تر انجام می‌پذیرد. از جمله مزایای روش‌های پیشنهادی می‌توان به همگرایی سریع آن‌ها اشاره کرد. مطابق شکل ۹، الگوریتم CSA، در مراحل نهایی منجر به همگرا شدن تابع هزینه می‌شود. ولی روش‌های پیشنهادی به‌طور میانگین تا مرحله‌ی ۱۰ به همگرایی کامل می‌رسند.

تمامی الگوریتم‌های اجرا شده بر روی یک سیستم Core i7-9750H با سرعت 2.60 GHz و حافظه‌ی رم 16 GB انجام شده است.

۴- نتیجه‌گیری و ارائه‌ی پیشنهادات

در این مطالعه، یک مدل خوشه‌بند FCM جهت بخش‌بندی تصاویر رنگی چهره توسعه داده شد. به‌کارگیری فضاهای رنگی مناسب جهت مدل کردن پوست چهره یکی از مراحل ضروری در بخش‌بندی چهره است. در این مطالعه، عمل‌کرد سه فضای رنگی



شکل ۹: نمونه‌ای رفتار همگرایی الگوریتم‌های فرا-ابتکاری در فضاهای رنگی به‌کار گرفته شده در مطالعه. (الف): رفتار همگرایی در کانال Pr فضای رنگی YPbPr، (ب): رفتار همگرایی در کانال I فضای رنگی YIQ، (ج): رفتار همگرایی در کانال Cr فضای رنگی YCbCr.

- شامل: (۱) YCbCr، (۲) YPbPr، و (۳) YIQ به‌طور کامل مورد ارزیابی قرار گرفتند. خوشه‌بند FCM یک الگوریتم موثر در بخش‌بندی تصاویر است، اما حساسیت آن به مقادیر اولیه ممکن است باعث شود که این الگوریتم در یک بهینه‌ی مکانی بیافتد. جهت حل این مسئله، الگوریتم‌های فرا-ابتکاری شامل بهینه‌سازی گرگ خاکستری (GWO) و الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ (WOA) ارائه شدند. با به‌کارگیری الگوریتم‌های فرا-ابتکاری احتمال پیدا کردن بهینه‌ی سراسری افزایش پیدا می‌کند. در نتیجه، الگوریتم‌های GWO و WOA برای به‌دست آوردن مقادیر بهینه‌ی تابع عضویت به‌کار گرفته شدند. نتایج به‌دست آمده نشان دادند که الگوریتم‌های GWO و WOA خیلی سریع همگرا شده و عمل‌کرد خوبی نیز در بخش‌بندی تصاویر رنگی چهره دارند. همچنین، فضای رنگی YPbPr، به‌دلیل مدل کردن مناسب در مولفه‌های غیر-پوست بهترین عمل‌کرد را در شاخص NSE و S نسبت به سایر فضاهای رنگی داشت. نتایج به‌دست‌آمده نشان دادند که الگوریتم‌های GWO و WOA نسبت به سایر الگوریتم‌های فرا-ابتکاری به‌کار گرفته‌شده در این مطالعه در معیارهای M_S و M_E عمل‌کرد بهتری را داشته و می‌توانند به‌عنوان روش‌های مناسب در کاربردهای آنالیز تصاویر چهره به‌کار گرفته شوند. در این مطالعه، روش‌های ارائه شده بر روی تصاویر سه پایگاه داده‌ی SUT، MR2، و SCUTFBP مورد ارزیابی قرار گرفتند. پارامترهای به‌دست آمده تأیید کردند که روش‌های معرفی شده عمل‌کرد موثری در بخش‌بندی تصاویر رنگی چهره دارند. روش‌های معرفی شده در این مطالعه مناسب برای بخش‌بندی تصاویر رنگی چهره هستند. ولی، مشابه سایر الگوریتم‌های خوشه‌بند مبتنی بر K-Means، محدودیت در کاربردهای عملی به‌دلیل تنظیم نشدن تعداد مراکز خوشه به‌صورت خودکار دارند. در نتیجه به‌عنوان پیشنهاد برای کار آینده، تخمین تعداد مراکز خوشه به‌صورت خودکار می‌تواند مطرح باشد.
- مراجع**
- [1] M. Shamsi, R. A. Zoroofi, C. Lucas, M. S. Hasanabadi, and M. R. Alsharif, "Automatic Facial Skin Segmentation Based on EM Algorithm under Varying Illumination," *IEICE transactions on information and systems*, vol. 91, no. 5, pp. 1543-1551, 2008.
 - [2] M. A. Bakhshali, and M. Shamsi, "Facial Skin Segmentation Using Bacterial Foraging Optimization Algorithm," *Journal of Medical Signals & Sensors*, vol. 2, no. 4, 2012.
 - [3] E. Alaei, M. Shamsi, H. Ahmadi, S. Nazem, and M. Sedaaghi, "Automatic Facial Skin Segmentation Using Possibilistic c-Means Algorithm for Evaluation of Facial Surgeries," *International Journal of Computer, Information, Systems and Control Engineering*, vol. 8, no. 6, 2014.
 - [4] F. A. Pujol, M. Pujol, A. J. Morenilla, and M. J. Pujol, "Face Detection Based on Skin Color Segmentation Using Fuzzy Entropy," *Entropy*, vol. 19, no. 1, pp.1-22, 2017.
 - [5] Z. lu, X. Jiang, and A. Kot, "Color space construction by optimizing ...inance components for face recognition," *Pattern Recognition*, vol. 83, pp. 456-468, 2018.
 - [6] H. K. Al-Mohair, J. M. Saleh, and S. A. Suandi, "Hybrid human skin detection using neural network and k-means clustering technique," *Applied Soft Computing*, vol. 33, pp. 337-347, 2015.
 - [7] A. M. Anter, A. E. Hassenian, and D. Oliva, "An improved fast fuzzy c-means using crow search optimization algorithm for crop identification in agricultural," *Expert Systems with Applications*, vol. 118, pp. 340-354, 2019.
 - [8] A. Majidi, M. Beiki, "Applying evolutionary optimization algorithms for improving fuzzy C-means clustering performance to predict the deformation modulus of rock mass," *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, vol. 113, pp. 172-182, 2019.
 - [9] M. Forouzanfar, N. Forghani, and M. Teshnehlab, "Parameter optimization of improved fuzzy c-means clustering algorithm for brain MR image segmentation," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 23, pp. 160-168, 2010.
 - [10] R. Mohanty, and M. V. Raghunadh, "A New Approach to Face Detection based on YCgCr Color Model and Improved AdaBoost Algorithm," *International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP)*. IEEE, pp. 1392-1396, 2016.
 - [11] O. Y. Kwon, and S. I. Chien, "Adaptive Skin Color Detection through Iterative Illuminant Color Estimation and Conversion for Preferred Skin Color Reproduction," *Molecular Crystals and Liquid Crystals*, vol. 677, no. 1, pp. 105-117, 2018.
 - [12] Y. Roterman, and M. Porat, "Progressive image coding using regional color correlation," *4th EURASIP Conference focused on Video/Image Processing and Multimedia Communications*. IEEE, vol.1, pp. 65-70, 2003.
 - [13] H. D. Cheng, X. H. Jiang, Y. Sun, and J. Wang, "Color image segmentation: advances and prospects," *Pattern recognition*, vol. 34, no. 12, pp. 2259-2281, 2001.
 - [14] A. Ford, and A. Roberts, "Colour Space Conversions," *Westminster University, London*, pp. 1-31, 1998.
 - [15] Y. Kotsarenko, and F. Ramos, "Measuring perceived color difference using YIQ NTSC transmission color space in mobile applications," *Programacion Matematica y Software*, vol. 2, no. 2, pp. 27-43, 2010.
 - [16] E. Saber, and A. M. Tekalp, "Frontal-view face detection and facial feature extraction using color, shape and symmetry based cost functions," *Pattern Recognition Letters*, vol. 19, no. 8, pp. 669-680, 1998.
 - [17] C. Prema, and D. Manimegalai, "Survey on skin tone detection using color spaces," *International Journal of Applied Information Systems*, vol. 2, no. 2, pp. 18-26, 2012.
 - [18] M. A. Bakhshali, and M. Shamsi, "Segmentation of color lip images by optimal thresholding using bacterial foraging optimization (BFO)," *Journal of Computational Science*, vol. 5, no. 2, pp. 251-257, 2014.
 - [19] S. Y. Kahu, R. B. Raut, and K. M. Bhurchandi, "Review and evaluation of color spaces for image/video compression," *Color Research & Application*, vol. 44, no. 1, pp. 8-33, 2019.
 - [20] J. M. C. Gonzalez, M. A. V. Rodriguez, and J. A. G. Pulido, "Detection skin in face recognition systems: A colour spaces study," *Digital Signal Processing*, vol. 20, no. 3, pp. 806-823, 2010.
 - [21] K. Sanse, and M. Sharma, "Clustering methods for Big data analysis," *International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology*, vol. 4, no. 3, pp. 642-648, 2015.
 - [22] Z. Liu, and M. Barahona, "Graph-based data clustering via multiscale community detection," *Applied Network Science*, vol. 5, no. 1, pp. 1-20, 2020.
 - [23] Whitley, Darrell. "A genetic algorithm tutorial." *Statistics and computing*, vol.4, no. 2, pp. 65-85, 1994.
 - [24] Kennedy, James, and Russell Eberhart. "Particle swarm optimization." *Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks*. Vol. 4. IEEE, 1995.
 - [25] A. Askarzadeh, "A novel metaheuristic method for solving constrained engineering optimization problems: Crow search algorithm," *Computers and Structures*, vol. 169, pp. 1-12, 2016.

- [26] S. Saremi, S. Mirjalili, and A. Lewis, "Grasshopper Optimization Algorithm: Theory and application," *Advances in Engineering Software*, vol. 105, pp. 30-47, 2017.
- [27] S. Mirjalili, S. M. Mirjalili, and A. Lewis, "Grey Wolf Optimization," *Advances in Engineering Software*, vol. 69, pp. 46-61, 2014.
- [28] S. Mirjalili, A. Lewis, "The Whale Optimization Algorithm," *Advances in Engineering Software*, vol. 92, pp. 51-67, 2016.
- [29] M. A. Bakhshali, M. Shamsi, and M. Sadeghi, "Evaluation of facial soft tissue parameters for Northwestern students in Iran," *Journal of Craniomaxillofacial Research*, vol. 2, no. 1-2, pp. 78-82, 2015.
- [30] N. Strohminger, K. Gray, V. Chitus, J. Heffner, C. Schein, and T. B. Heagins, "The MR2: A multi-racial, mega-resolution database of facial stimuli," *Behavior research methods*, vol. 48, no. 3, pp. 1197-1204, 2016.
- [31] D. Xie, L. Liang, L. Jin, J. Xu, and M. Li, "SCUT-FBP: A Benchmark Dataset for Facial Beauty Perception," *International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. IEEE*, pp. 1821-1826, 2015.