

خوشه‌بندی بدون ناظر تصاویر با استفاده از روش بهینه‌سازی نیروی مرکزی (CFO)

محمدحامد مظفری معارف و سیدحمید ظهیری

غیر تصادفی است. یعنی در فرایند جستجو موقعیت پروب‌ها به صورت تصادفی تغییر نمی‌کند و تغییر مکان آنها صرفاً بر اساس تابع نظام‌مندی حاکم بر سینماتیک اجرام استوار است [۱].

در تحقیق حاضر استفاده از الگوریتم CFO در مسئله خوشه‌یابی خوشه‌بندی^۶ نیز گفته می‌شود - یکی از مسایل مهم در علم بازشناسی الگو^۷ - مورد نظر قرار گرفته است. مسئله خوشه‌یابی عبارت است از پردازش داده‌ها در فضای ویژگی به گونه‌ای که نمونه‌های شبیه به هم در خوشه‌هایی جداگانه گرد هم آیند. این مسئله در موضوعات مهمی همچون داده‌کاوی^۸ [۴] و تقسیم‌بندی داده‌های تصویر [۵] کاربرد دارد و روش‌های مختلفی نیز به این منظور پیشنهاد شده است که از آن میان می‌توان به روش‌های ISODATA، k - means [۶] (به عنوان روش‌های معمول خوشه‌یابی)، خوشه‌یابی وراثتی [۷] و [۸] و خوشه‌یابی گروه ذرات [۹] (به عنوان روش‌های ابتکاری خوشه‌یابی) اشاره کرد.

طبق آخرین بررسی‌های به عمل آمده از کاربردهای گوناگون CFO در حل مسایل مهندسی، هنوز تحقیقی مبتنی بر خوشه‌یابی داده با استفاده از روش مذکور، آن هم به گونه‌ای که بتوان آن را به صورت یک روش عام در کنار سایر روش‌های مشهور خوشه‌بندی (مانند k - means و ISODATA) در ادبیات "بازشناسی الگو و خوشه‌یابی" گنجانده نشده است. نکته مهم دیگری که باید به آن اشاره کرد این است که روش‌های معمول خوشه‌یابی نام برده شده در فوق عمدتاً از نوع خوشه‌یابی با ناظر^۹ هستند، به این معنی که تعداد خوشه‌ها باید در آغاز به وسیله کاربر تعیین شود. این در حالی است که در اغلب موارد اطلاع صحیحی از تعداد صحیح خوشه‌ها در دست نیست و لازم است با روش‌های آماری و سعی و خطا تقریب درستی از آن به دست آورد. این مشکل زمانی بیشتر رخ می‌نماید که حجم اطلاعات و به تبع آن تعداد خوشه‌ها بسیار زیاد باشند و حدس دقیقی از تعداد خوشه‌ها امکان‌پذیر نباشد. در این گونه موارد می‌توان بر نتایج نهایی حاصل از خوشه‌یابی به روش‌های فوق‌الذکر تردید کرد. زیرا عمل خوشه‌یابی بر اساس تعداد خوشه‌هایی انجام گرفته که لزوماً تعداد واقعی آنها نبوده است.

در این مقاله سعی شده است با به کارگیری روش CFO یک تکنیک جدید برای خوشه‌یابی داده (که در اینجا تصویر است) به صورت خودکار ارائه شود. لازم به توضیح است که روش ارائه‌شده یک روش خوشه‌یابی بدون ناظر و با کاربرد عام بوده و در هر نوع مجموعه داده می‌تواند کاربرد داشته باشد و اتخاذ داده‌های تصویر به منظور بررسی عملکرد روش ارائه‌شده دو علت ویژه دارد: یکی این که مقاله حالت کاربردی و عملی پیدا کند و خواننده با مشاهده نتایج بر روی داده‌های تصویر (به عنوان

چکیده: روش بهینه‌سازی نیروی مرکزی (CFO) یکی از روش‌های ابتکاری جستجو و بهینه‌سازی جدید است که به تازگی به مجموعه روش‌های هوش جمعی اضافه شده است. در این تحقیق، روشی مؤثر و کارآمد برای خوشه‌یابی بدون ناظر تصویر با استفاده از الگوریتم فوق ارائه و CFO - Clustering نامیده شده است. در روش پیشنهادی، هر پروب در بر دارنده اطلاعات مربوط به مراکز خوشه می‌باشد که به صورت تصادفی در ابتدای فرایند جستجو مقداردهی می‌شود. این مقادیر در طی مراحل مختلف الگوریتم CFO تغییر کرده و در نهایت پس از رسیدن به شرط توقف، حاوی مراکز بهینه خوشه‌ها خواهند بود. ملاک بهینه‌سازی یا تابع برازندگی، هم حاوی فواصل درون‌خوشه‌ای و هم شامل فواصل بین خوشه‌ای می‌باشد. آزمایشات مکرر بر روی تصاویر مرجع، کارایی روش CFO - Clustering را نسبت به سایر روش‌های مرسوم خوشه‌بندی نشان می‌دهد.

کلیدواژه: الگوریتم بهینه‌سازی نیروی مرکزی، پردازش تصویر، خوشه‌بندی.

۱- مقدمه

الگوریتم بهینه‌سازی نیروی مرکزی (CFO)^۱ اخیراً به عنوان یک روش جستجو و بهینه‌سازی کارآمد در بین روش‌های دیگر ابتکاری مانند الگوریتم ژنتیک^۲ و هوش جمعی^۳ معرفی و با موفقیت در کاربردهای گوناگون به کار گرفته شده است [۱] تا [۳]. این روش از سینماتیک تحرک و تعامل اجرام در یک دستگاه مکانیکی الهام گرفته شده است. به هر یک از عوامل در این الگوریتم یک پروب^۴ گفته می‌شود. پروب‌ها در ابتدا به صورت تصادفی در فضای پاسخ مسئله تولید و مطابق با قوانین نیوتن بر یکدیگر نیرو وارد می‌کنند. برایند نیروهای واردشده بر هر پروب سبب تغییر مکان آن شده و پاسخ‌های جدیدی را برای مسئله به دست می‌دهد. پروب‌های شایسته‌تر (با تابع برازندگی بهتر) نیروی بیشتری بر سایر پروب‌ها وارد می‌کنند و در نتیجه بقیه عوامل به سمت مناطق بهتری از فضای پاسخ سوق داده می‌شوند. این تعامل بین پروب‌ها تا رسیدن به شرط توقف الگوریتم ادامه می‌یابد.

تفاوت عمده و مهم روش CFO با سایر روش‌های ابتکاری و الگوریتم‌های زیستی این است که این روش یک تکنیک جبری، قطعی^۵ و

این مقاله در تاریخ ۷ اسفند ماه ۱۳۹۰ دریافت و در تاریخ ۱۷ مهر ماه ۱۳۹۱ بازنگری شد.

محمدحامد مظفری معارف، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه بیرجند، شوکت‌آباد، بیرجند، (email: hamed.mozaffari2@yahoo.com).

سیدحمید ظهیری، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه بیرجند، شوکت‌آباد، بیرجند، (email: hzahiri@birjand.ac.ir).

1. Central Force Optimization
2. Genetic Algorithm
3. Swarm Intelligence
4. Probe
5. Deterministic

6. Clustering
7. Pattern Recognition
8. Data Mining
9. Supervised Clustering

خاصیت قطعیت در رسیدن به جواب می‌باشد و در طی رسیدن به جواب از متغیرهای تصادفی استفاده نمی‌کند [۱].

فضای تصمیم به صورت $x_i^{\min} \leq x_i \leq x_i^{\max}, i = 1, 2, \dots, N_d$ تعریف شده است که در آن x_i متغیرهای تصمیم در d بُعد هستند که موقعیت نقطه بهینه را برای تابع هدف $f(x_1, x_2, \dots, x_{ND})$ تعیین می‌کنند. $f(\bar{x})$ در هر نقطه \bar{x} برازندگی آن نقطه است. در اینجا هم مانند دیگر الگوریتم‌ها توپولوژی تابع هدف به صورت نامعلوم است. هدف یافتن نقطه بهینه برای تابع $f(x_1, x_2, \dots, x_{ND})$ می‌باشد.

در جهان فیزیک مقدار نیروی گرانشی بین دو جرم m_1 و m_2 که به فاصله r از هم قرار گرفته‌اند به صورت (۱) به دست می‌آید

$$F = \gamma \frac{m_1 m_2}{r^2} \quad (1)$$

به طوری که \hat{r} یک بردار است که از جرم m_2 خارج شده و $\gamma > 0$ یک ثابت گرانشی است. شتاب ناشی از نیروی اعمالی از جرم m_2 به جرم m_1 از قانون دوم نیوتن طبق (۲) محاسبه می‌شود

$$\vec{a}_1 = -\gamma \frac{m_2 \hat{r}}{r^2} \quad (2)$$

به طوری که \hat{r} یک بردار است که از جرم m_2 خارج شده و در جهت m_1 در مسیر خط مستقیم بین دو جرم فوق قرار دارد [۱] تا [۳]. با توجه به موقعیت هر ذره با گذشت زمان t به صورت زیر از رابطه حرکت با شتاب ثابت به دست می‌آید

$$x = \frac{1}{2} a t^2 + v t + x_0 \quad (3)$$

در این رابطه x موقعیت جدید ذره در زمان t است و x_0 و v به ترتیب بردارهای موقعیت و سرعت در لحظه اولیه حرکت هستند. الگوریتم CFO از روابط فیزیکی (۱) تا (۳) برای به روز رسانی ذرات خود استفاده می‌کند. برای شروع روند الگوریتم CFO پس از تعیین مقادیر اولیه برای موقعیت ذرات در فضای جستجو، برازندگی هر پروب (در الگوریتم CFO به ذرات، پروب گفته می‌شود) با استفاده از تابع هدف محاسبه می‌گردد. تابع هدف که در N_d بُعد تعریف شده است در زمان $J-1$ برای پروب P به صورت زیر تعریف می‌شود

$$M_{j-1}^P = f(x_1^{P,j-1}, x_2^{P,j-1}, \dots, x_{N_d}^{P,j-1}) \quad (4)$$

به صورتی که $M_{j-1}^P, k = 1, 2, \dots, N_p$ که N_p تعداد کل پروب‌ها است. در اینجا باید به یک نکته دقت کرد که M_j^P به معنای برازندگی پروب P در زمان J است و جرم پروب نمی‌باشد. حرکت پروب از موقعیت \vec{R}_{j-1}^P به \vec{R}_j^P بستگی به مقادیر اولیه موقعیت و مقدار شتاب اعمالی بر دو پروب دارد که مقدار شتاب از رابطه زیر برای مثلاً دو پروب p و n به دست می‌آید

$$\vec{a}_{j-1}^p = \frac{G U (M_{j-1}^n - M_{j-1}^p) (M_{j-1}^n - M_{j-1}^p)^\alpha (\vec{R}_{j-1}^n - \vec{R}_{j-1}^p)}{|\vec{R}_{j-1}^n - \vec{R}_{j-1}^p|^\beta} \quad (5)$$

$G > 0$ ثابت گرانشی است که معادل است با مقدار γ در فرمول فیزیکی قانون گرانش (۱)، U تابع پله است و α و β دو عدد ثابت با مقادیر مثبت می‌باشند. پس از محاسبه شتاب برای هر پروب موقعیت جدید آن پروب به صورت زیر به روز رسانی می‌شود

یک کاربرد خاص) پی به جنبه عملیاتی بودن این روش برده و برای به کارگیری آن در مسایل کاربردی تشویق شود. دیگر این که داده‌های تصویر همگی دارای مشخصات نسبتاً مشابهی هستند. به عنوان مثال همه آنها دارای "زمینه" و "متن" بوده و متن آن از خوشه‌های مختلف ترکیب یافته است. بنابراین خواننده ضمن مشاهده نتایج عددی حاصل از عملکرد روش پیشنهادی، با دیدن تصاویر خوشه‌بندی شده به صورت "بصری" و "ادراکی" نیز می‌تواند به میزان موقعیت روش ارائه‌شده در خوشه‌بندی نواحی مختلف واقف گردد.

روش پیشنهادی CFO - clustering نامیده می‌شود که در این روش، تعداد بهینه خوشه‌ها به صورت خودکار و با لحاظ کردن فواصل درون خوشه‌ای و بین خوشه‌ای در هر مرحله تعیین شده و خوشه‌یابی بر اساس آن انجام می‌شود. لذا می‌توان CFO - clustering را یک روش "خوشه‌بندی بدون ناظر" دانست. برای دستیابی به بهترین تعداد خوشه‌ها، خوشه‌ها، در ابتدای بردار تعریف هر پروب، اعداد تصادفی تولید می‌شوند که معنای شمول یا حذف یک یا چند مرکز خوشه از بردار بیان یک پروب را در بر دارند. البته با حذف این اعداد تصادفی و با در نظر گرفتن همه مراکز خوشه‌ها (با ابعاد لازمی که ناظر تعیین می‌کند) امکان خوشه‌بندی با ناظر نیز برای این روش پیش‌بینی شده است و از این منظر روش پیشنهادی توانایی سایر روش‌های معمول را نیز داراست.

تصاویر گوناگون مشهور برای محک روش ارائه‌شده و مقایسه نتایج به دست آمده با نتایج حاصل از سایر روش‌های مرسوم خوشه‌یابی انتخاب شده‌اند. مجموعه تصاویر انتخاب‌شده دارای تنوع چشمگیری در تعداد خوشه‌ها می‌باشد.

پیکربندی این مقاله به این ترتیب است که در بخش ۲ به مفاهیم اساسی الگوریتم بهینه‌سازی نیروی مرکزی (CFO) اشاره مختصری خواهد شد. مطالب این بخش تمهیدات لازم برای ورود به بخش ۳ که معرفی روش پیشنهادی در این تحقیق با نام "خوشه‌یابی خودکار بر مبنای الگوریتم CFO" است را فراهم می‌آورد. پس از توضیحات تفصیلی درباره روش خوشه‌یابی ارائه‌شده، در بخش ۴ به ارزیابی عملکرد آن در مواجهه با انواع تصاویر و مقایسه آن با عملکرد سایر روش‌های مرسوم پرداخته خواهد شد. بحث و نتیجه‌گیری نهایی در بخش ۵، مقاله را خاتمه خواهد داد.

۲- مروری بر روش بهینه‌سازی نیروی مرکزی (CFO)

الگوریتم بهینه‌سازی نیروی مرکزی (CFO) یکی از الگوریتم‌های ابتکاری و الهام‌گرفته از طبیعت می‌باشد که بر طبق علم مربوط به حرکت و نیروها، ساخته شده است. این علم شاخه‌ای از فیزیک است که به بررسی حرکت اجرام تحت تأثیر نیروی گرانشی می‌پردازد [۱]. الگوریتم CFO توسط Formato در سال ۲۰۰۷ معرفی شد [۲]. او الگوریتم پیشنهادی خود را از پدیده نیروی گرانشی وارد بر اجرام اقتباس کرد. نیروی گرانش یک نیروی برداری بوده که بر روی اشیایی که در فواصل مختلف نسبت به یکدیگر قرار گرفته‌اند اعمال می‌گردد. میزان این نیرو با حاصل ضرب جرم دو جسم نسبت مستقیم و با مجذور فاصله بین مراکز دو جسم نسبت عکس دارد. به همین دلیل نام این الگوریتم بهینه‌سازی نیروی مرکزی است [۳].

به دلیل این که معادلات حرکت به صورت قطعی هستند، لذا الگوریتم CFO از دیگر الگوریتم‌های برگرفته از طبیعت متمایز شده و دارای

(۱) ساختار داده‌ها

الف) تولید آرایه‌های بردارهای شتاب $A(p, i, j)$ و بردارهای موقعیت $R(p, i, j)$ که در آنها به ترتیب اندیس شماره‌گر زمان، ابعاد و پروب به صورت زیر است
 $1 \leq p \leq N_p, 1 \leq i \leq N_d, 0 \leq j \leq N_t$

ب) تولید آرایه برازندگی پروب‌ها $M(p, j) = f(R(p, i, j))$ مقاردهی اولیه پارامترها

الف) مقاردهی اولیه پروب‌ها در چند صورت مختلف بسته به انتخاب کاربر:
 - نوع (۱) توزیع یکنواخت پروب‌ها روی هر یک از محورهای مختصات

for $i = 1$ to $N_d, n = 1$ to $\frac{N_p}{N_d}$:

$$p = n + \frac{(i-1)N_p}{N_d}$$

$$R(p, i, \cdot) = x_i^{\min} + \frac{(n-1)(x_i^{\max} - x_i^{\min})}{\frac{N_p}{N_d} - 1}$$

- نوع (۲) توزیع پروب‌ها روی فضای جستجو به صورت قطری

for $p = 1$ to $N_p, i = 1$ to N_d :

$$R(p, i, \cdot) = x_i^{\min} + \frac{(n-1)(x_i^{\max} - x_i^{\min})[N_d(p-1) + i - 1]}{N_p N_d - 1}$$

- نوع (۳) توزیع پروب توسط روش ارائه شده توسط کاربر
 ب) مقاردهی شتاب

$$A(p, i, \cdot) = 0, 1 \leq p \leq N_p, 1 \leq i \leq N_d$$

ج) مقاردهی برازندگی پروب‌ها

$$M(p, \cdot) = f(R(p, i, \cdot))$$

$$1 \leq p \leq N_p, 1 \leq i \leq N_d$$

(۳) حلقه تکرار اصلی

الف) موقعیت جدید پروب‌ها

for $p = 1$ to $N_p, i = 1$ to N_d :

$$R(p, i, j) = R(p, i, j-1) + \frac{1}{\gamma} A(p, i, j-1) \Delta t^\gamma, \Delta t^\gamma = 1$$

بازگرداندن پروب‌های خارج شده از فضای جستجو به داخل فضا

if $R(p, i, j) < x_i^{\min}$ then

$$R(p, i, j) = x_i^{\min} + F_{rep} \cdot (R(p, i, j-1) - x_i^{\min})$$

if $R(p, i, j) > x_i^{\max}$ then

$$R(p, i, j) = x_i^{\max} - F_{rep} \cdot (x_i^{\max} - R(p, i, j-1))$$

فاکتور تغییر موقعیت در بازه صفر و یک مقاردهی می‌شود

$$0 \leq F_{rep} \leq 1$$

ب) به روز رسانی ماتریس برازندگی

$$\text{for } p = 1 \text{ to } N_p : M(p, j) = f(R(p, i, j))$$

ج) به روز رسانی شتاب

for $p = 1$ to $N_p, i = 1$ to N_d :

$$A(p, i, j) = G \sum_{k=1, k \neq p}^{N_p} U(M(k, j) - M(p, j)) \times$$

$$(M(k, j) - M(p, j))^\alpha \times \frac{R(k, i, j) - R(p, i, j)}{|\bar{R}_j^k - \bar{R}_j^p|^\beta}$$

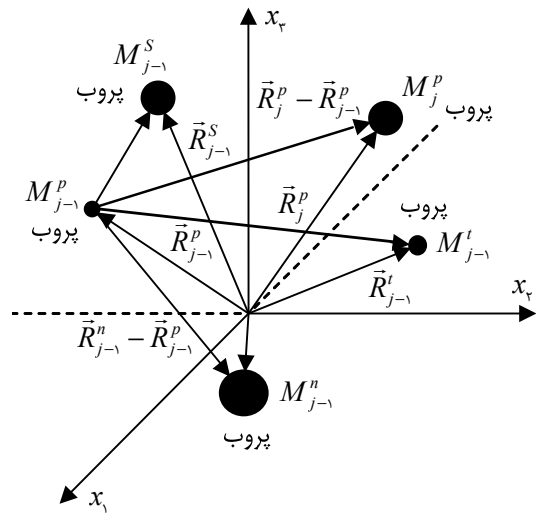
به طوری که

$$|\bar{R}_j^k - \bar{R}_j^p| = \sqrt{\sum_{m=1}^{N_d} (R(k, m, j) - R(p, m, j))^2}$$

د) افزایش شمارنده حلقه تکرار $j \rightarrow j+1$

و تکرار حلقه تا رسیدن به شرط پایان $j = N_t$

شکل ۲: شبه‌کد الگوریتم CFO [۲].



شکل ۱: نمونه‌هایی از پروب‌ها در فضای جستجو.

$$\bar{R}_j^p = \bar{R}_{j-1}^p + \frac{1}{\gamma} \bar{a}_{j-1}^p \Delta t^\gamma \quad (۶)$$

لازم به ذکر است که (۶) همان (۳) است که مقدار γ در آن صفر در نظر گرفته شده است [۳].

در (۶) شتاب وارد بر پروب p ام و \bar{R}_{j-1}^p موقعیت قبلی آن پروب می‌باشد. با توجه به این که عمل جستجو به صورت گسسته زمان صورت می‌گیرد، مقدار Δt برابر واحد در نظر گرفته می‌شود. ممکن است در این تغییر مکان، پروب‌ها از مرزهای فضای پاسخ خارج شوند که در این صورت هر یک از آنها به مقدار مرزهای فضای پاسخ تغییر مقدار داده می‌شوند.

اکنون مجدداً مقادیر برازندگی پروب‌ها را محاسبه و تغییر مکان آنها را پس از محاسبه شتاب وارد بر هر یک از آنها محاسبه و اعمال می‌کنیم. این فرایند تا حصول به یکی از معیارهای توقف (که می‌تواند رسیدن به یک برازندگی مطلوب و یا تعداد تکرار پیش فرض باشد) ادامه می‌یابد.

برای توضیح بیشتر در خصوص مکانیزم تغییر مکان و تعامل بین پروب‌ها شکل ۱ را در نظر بگیرید. در این شکل برازندگی هر پروب با دایره‌های سیاه نشان داده شده که هر چه این دایره بزرگ‌تر باشد به معنای بهتر بودن آن پروب از نظر مقدار تابع برازندگی است. به همین دلیل الگوریتم CFO عمل ماکزیم‌سازی را انجام می‌دهد [۱] تا [۳].

برای فهم بهتر روند اجرای الگوریتم CFO و رسیدن به پاسخ بهینه، شبه‌کد آن در شکل ۲ نشان داده شده است [۲].

۳- خوشه‌یابی بدون ناظر با استفاده از روش CFO

برای توضیح نحوه استفاده از الگوریتم CFO در مسئله خوشه‌یابی بدون ناظر، لازم است به نحوه بیان پروب‌ها و تابع برازندگی مناسب برای رسیدن به هدف نهایی یعنی یافتن تعداد بهینه خوشه‌ها و مراکز آنها اشاره شود.

۳-۱ نحوه بیان پروب‌ها

بدیهی است در چگونگی بیان پروب‌ها در فضای پاسخ، باید دو مسئله تعداد خوشه‌ها و مراکز خوشه‌ها مد نظر قرار گیرد. مرکز هر خوشه در فضای ویژگی و به تناسب ابعاد آن فضا تعریف می‌شود. پس هر مرکز خوشه یک بردار هم‌بُعد با بردارهای ویژگی است.

$$DB = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K R_{i,q} \quad (10)$$

که $S_{i,q}$ میزان پراکندگی داده‌های درون خوشه i ام نسبت به بردار مرکز خوشه m_i را مشخص می‌کند، $|c_i|$ تعداد داده‌های اختصاص یافته به خوشه i ام است و m_i از میانگین‌گیری این داده‌ها به دست می‌آید. $d_{ij,t}$ فاصله بین دو بردار مرکز خوشه i ام و j ام است که هر کدام دارای p بُعد می‌باشد و k تعداد خوشه‌ها است. $q, t \geq 1$ و q یک عدد صحیح است. q و t می‌توانند مستقل از یکدیگر تعریف شوند. در اینجا به منظور استفاده از فواصل اقلیدسی، $q = t = 2$ انتخاب شده است.

مقادیر آستانه T به طور تصادفی در ابتدای اجرای الگوریتم، در بازه $[0, 1]$ انتخاب می‌شوند. در موارد بسیار نادر این احتمال وجود دارد که برای یک پروب، هیچ کدام از آستانه‌های بزرگ‌تر یا مساوی 0.5 نباشد (هیچ مرکز خوشه‌ای قابل قبول نباشد). برای رفع این مشکل با توجه به این که حداقل تعداد خوشه‌ها برابر دو خوشه است، از بین مقادیر آستانه، دو مقدار به صورت تصادفی انتخاب می‌گردد و مجدداً به طور تصادفی در بازه $[0.5, 1]$ مقداردهی می‌شود. از طرفی در حین اجرای الگوریتم، ممکن است مقادیر آستانه به مقادیری بیشتر از 1 و یا کمتر از 0 تغییر پیدا کند. برای رفع این مشکل نیز، مقادیر آستانه بیشتر از 1 به 1 و کمتر از 0 به 0 تغییر داده می‌شوند.

۴- نتایج عملی و ارزیابی عملکرد

در این بخش ابتدا به ارائه نتایج حاصل از اعمال الگوریتم پیشنهادی بر روی برخی تصاویر مشهور مشابه پرداخته می‌شود و سپس تحلیلی از نتایج به دست آمده و حساسیت آنها نسبت به پارامترهای ساختاری CFO ارائه می‌گردد.

۴-۱) نتایج آزمایشات و مقایسه با روش‌های دیگر

همچنین برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهاد شده به مقایسه نتایج به دست آمده با دو روش GCUK [۱۱] و VLIGA [۱۲] پرداخته شده است. دو روش یادشده الگوریتم‌هایی مبتنی بر روش‌های تکاملی، برای خوشه‌یابی بدون ناظر تصویر می‌باشند. در این دو روش مراکز خوشه‌ها و تعداد آنها در کروموزوم‌ها قرار دارند. با انجام عملگرهای تکاملی جهش و بازترکیب هم تعداد بهینه و هم مراکز بهینه آنها در یک روند جستجوی تکاملی یافت می‌شوند [۱۲]. در هر دو روش مذکور تابع برازندگی دقیقاً مانند تابع برازندگی استفاده شده در این تحقیق می‌باشد و از این جهت نتایج مقایسه‌ای دارای اعتبار بیشتری است.

شکل ۴ نتایج به کارگیری روش پیشنهادی را بر روی تصاویر LENA, CAMERAMAN و PEPPERS نشان می‌دهد.

نتایج مقایسه‌ای مربوط به الگوریتم پیشنهادی (CFO - clustering) در کنار دو روش GCUK و VLIGA در جدول ۱ آمده است. ستون آخر از جدول ۱ شامل نتایج به دست آمده از روش پیشنهادی برای ۱۰ بار تکرار آزمایش می‌باشد. همان گونه که از نتایج گزارش شده در این جدول معلوم است، عملکرد روش CFO-Clustering نسبت به روش‌های دیگر (که مبتنی بر روش ژنتیک می‌باشند) برای تصاویر LENA و PEPPERS در همه آزمایشات بهتر بوده است، به طوری که مقدار تابع برازندگی در همه حالات با تعداد خوشه‌های مختلف از دو روش VLIGA و GCUK کمتر است. در مورد تصویر CAMERAMAN روش VLIGA با اندکی تفاوت عملکرد بهتری از روش پیشنهادی دارد اما در همین تصویر کلیه نتایج به دست آمده از ۱۰ بار تکرار آزمایش

$T1$	$T2$	$T3$	$M11$	$M12$	$M21$	$M22$	$M31$	$M32$
------	------	------	-------	-------	-------	-------	-------	-------

شکل ۳: نحوه بیان پروب‌ها برای ابعاد فضای ویژگی دو بُعدی و حداکثر سه خوشه.

با توجه به این که تعداد خوشه‌های بهینه از ابتدا در دست نیست، با تخمینی از حداکثر تعداد خوشه‌ها (که می‌تواند با خطای زیادی همراه باشد) کار خوشه‌بندی آغاز می‌گردد. پس پروب‌ها دارای حداکثر ابعاد بوده و شامل اطلاعات مربوط به مراکز بیشترین تعداد خوشه‌ها می‌باشند. حال برای حذف مراکز خوشه غیر ضروری مؤلفه‌هایی به ابتدای بردار پروب‌ها اضافه می‌شوند که در بر دارنده آستانه‌ای برای فعال‌سازی مراکز خوشه‌های به دست آمده هستند.

پس موقعیت هر پروب در فضای پاسخ، نشان‌دهنده تعدادی مرکز خوشه به عنوان یک جواب خوشه‌یابی و تعدادی آستانه برای فعال یا غیر فعال کردن این مراکز خوشه است. تعداد آنها برابر حداکثر تعداد خوشه‌ها می‌باشد ولی برای هر پروب، در هر بار تکرار الگوریتم، تمام مراکز خوشه مورد تأیید نیستند و فقط آنهایی که با استفاده از آستانه مربوط فعال شده‌اند قابل قبول تلقی می‌شوند.

برای مثال اگر یک مجموعه داده در فضای ویژگی p بُعدی تعریف شده باشد و برای آن حداکثر K مرکز خوشه در نظر گرفته شود، ابعاد یک پروب در فضای پاسخ مسئله برابر $K + K \times p$ می‌شود. یعنی هر پروب در فضایی با ابعاد $K + K \times p$ حرکت می‌کند که K بُعد اول به عنوان آستانه T و بقیه ابعاد به صورت بردارهای d بُعدی به عنوان مراکز خوشه پیشنهادی توسط این ذره در نظر گرفته می‌شود. مقادیر K بُعد اول در بازه $[0, 1]$ است. اگر برای هر مقدار آستانه $T \geq 0.5$ باشد (T مقدار آستانه است)، مرکز خوشه متناظر با آن در نظر گرفته می‌شود و اگر $T < 0.5$ باشد، مرکز خوشه متناظر با آن از لیست مراکز خوشه پیشنهادی آن پروب حذف می‌شود. به عنوان مثال برای $p = 2$ و $K = 3$ ، هر پروب در یک فضای 9 بُعدی به صورت شکل ۳ تعریف می‌شود که مؤلفه T_i آستانه مربوط به خوشه i ام است و مؤلفه M_{ij} از مراکز خوشه i ام می‌باشد.

هر پروب در هر بار تکرار الگوریتم توسط یک تابع برازندگی ارزیابی می‌شود و در نهایت پس از پایان تعداد تکرار از پیش تعیین شده، پروبی که دارای بهترین برازندگی است، هم تعداد خوشه‌ها و هم مراکز آنها را مشخص می‌کند.

۳-۲) تعریف تابع برازندگی

بدیهی است برای ارزیابی هر ذره به یک تابع برازندگی نیاز است. برای رسیدن به تعداد بهینه مراکز و مختصات آنها باید از تابع برازندگی استفاده نمود که هم در بردارنده فواصل بین خوشه‌ای و هم شامل فواصل درون خوشه‌ای باشد. شاخص DB^1 [۱۰] این ویژگی مهم را داراست. لذا در این تحقیق از همین ملاک به عنوان تابع برازندگی استفاده می‌شود. معادلات (۷) تا (۱۰) نحوه به دست آوردن DB را نشان می‌دهد

$$S_{i,q} = \left(\frac{1}{|c_i|} \sum_{x \in c_i} \|x - m_i\|_q^q \right)^{1/q} \quad (7)$$

$$d_{ij,t} = \left(\sum_{s=1}^p |m_{si} - m_{sj}|^t \right)^{1/t} = \|m_i - m_j\|_t \quad (8)$$

$$R_{i,q,t} = \max_{i \neq j} \left(\frac{S_{i,q} + S_{j,q}}{d_{ij,t}} \right) \quad (9)$$



شکل ۴: نتایج حاصل از خوشه‌یابی برای سه تصویر (الف) LENA، (ب) CAMERAMAN و (ج) PEPPERS با استفاده از روش ارائه شده.

جدول ۱: مقادیر برازندگی محاسبه شده بر اساس معیار DB و تعداد خوشه‌ها (K) برای سه تصویر مورد آزمایش به ازای الگوریتم‌های مختلف.

CFO - Clustering	GCUK	VLIGA	تصویر
0.5102 ± 0.0421	0.5309 ± 0.0320	0.5203 ± 0.0120	لنا
۴-۶	۴-۸	۵-۷	K
0.4303 ± 0.0105	0.4623 ± 0.0019	0.4262 ± 0.0110	مرد عکاس
۳-۵	۳-۶	۴-۶	K
0.4892 ± 0.0104	0.5343 ± 0.0250	0.5192 ± 0.0340	فلفل‌ها
۸-۴	۴-۹	۴-۸	K

جدول ۲: میزان تغییرات (%) تعداد خوشه‌ها (K) و تابع برازندگی (DB) بر حسب تغییرات ۲۰ درصدی پارامترهای ساختاری الگوریتم CFO.

	میزان تغییرات DB (%)	میزان تغییرات K (%)
تغییرات سایز جمعیت	۵،۱	۱۰،۱
تغییرات α	۲،۷	۳،۱
تغییرات β	۸،۲	۴،۳

تنها فرایند تصادفی دخیل در این روش همان تولید جمعیت اولیه است، در حالی که در سایر روش‌های ابتکاری و به ویژه در روش ژنتیک، به تناوب اعداد تصادفی ایجاد و در فرایند جستجو به کار می‌روند. از این بُعد نیز مقایسه عملکرد یک روش جستجوی قطعی (CFO) و تصادفی (GA) حائز اهمیت است.

یکی دیگر از مسایل جالب توجه، حساسیت عملکرد روش CFO نسبت به پارامترهای ساختاری آن است. این روش همانند سایر روش‌های ابتکاری دارای پارامترهای ساختاری است که تأثیر مستقیم بر روی عملکرد آن دارند. مهمترین این پارامترها، تعداد اعضای جمعیت اولیه (سایز جمعیت)، پارامتر α و β است (معادله (۵)). اگرچه مقادیر مطلوب این پارامترها در این تحقیق به صورت تجربی به دست آمد، اما میزان تغییر عملکرد روش CFO با تغییرات این پارامترهای ساختاری به صورت مجزا بررسی شد. نتایج این بررسی در جدول ۲ آمده است. در این جدول میزان تغییرات میانگین K (تعداد خوشه‌ها) و میانگین معیار DB (تابع برازندگی) به ازای تغییرات ۲۰ درصدی پارامترهای ساختاری الگوریتم CFO گزارش شده است. شایان ذکر است که مقادیر استفاده شده مطلوب برای سایز جمعیت ۵۰ و برای پارامتر α برابر ۱/۵ و برای پارامتر β برابر ۱/۷۵ انتخاب شده است.

با مشاهده مقادیر جدول ۲ می‌توان دریافت که پارامترهای ساختاری الگوریتم CFO همانند پارامترهای ساختاری روش‌های تکاملی (مثل نرخ جهش و نرخ بازترکیب) در عملکرد آن تأثیرگذار می‌باشند. بنابراین مطالعه پیرامون دستیابی به بهترین مقادیر آنها خود می‌تواند یک زمینه تحقیقاتی درخور توجه باشد. همان طور که قبلاً ذکر شد، مقادیر بهینه به دست آمده این پارامترها در تحقیق حاضر به صورت دستی و تجربی تعیین شدند.

۵- نتیجه گیری

در این مقاله روشی جدید برای خوشه‌یابی بدون ناظر تصویر ارائه شد. روش پیشنهادی مبتنی بر یک روش نوین ابتکاری حل مسأله به نام روش بهینه‌سازی نیروی مرکزی (CFO) است و CFO - Clustering خوانده

برای روش پیشنهادی عملکرد بهتری را نسبت به روش GCUK گزارش می‌کند.

۴-۲- آنالیز نتایج به دست آمده و تأثیر تغییرات پارامترهای الگوریتم CFO بر آنها

همان طور که در بخش ۲ اشاره شد، روش بهینه‌سازی نیروی مرکزی، الهام گرفته از نیروهای گرانشی وارد بر اجرام است. مقایسه عملکرد این روش نوظهور با روش‌های قدیمی و جاافتاده‌ای مانند روش ژنتیک، که توانایی آن برای رسیدن به نقاط بهینه کلی (و یا نزدیک به آن) هم به صورت تئوری اثبات شده است و هم در مسایل مهندسی مختلف به صورت تجربی مشاهده شده است [۱۳]، تا حدود زیادی نقاط قوت و ضعف این روش را آشکار می‌کند.

بدیهی است با مراجعه مجدد به جدول ۱ و بررسی نتایج مقایسه‌ای در آن، کارایی روش CFO به عنوان عضوی جدید از روش‌های ابتکاری در کنار روش‌های قدیمی و جاافتاده‌ای مانند الگوریتم‌های تکاملی تأیید می‌شود. نتایج به دست آمده حاکی از رقابت نزدیک روش CFO با الگوریتم ژنتیک است و این مطلب حاکی از آن است که روش CFO نیز همانند روش‌های تکاملی توانایی فرار از نقاط بهینه محلی و یافتن نقاط نزدیک به بهینه کلی را دارا می‌باشد.

قطعی بودن و تصادفی نبودن روش CFO در مقایسه با روش ژنتیک، تفاوتی اساسی دیگری بین این دو روش محسوب می‌شود. توضیح این که در روش CFO چنانچه از یک جمعیت اولیه مشخص عمل بهینه‌سازی انجام گیرد، همواره همگرایی به یک نقطه خاص صورت می‌گیرد. یعنی

- [5] T. Lillesand and R. Keifer, *Remote Sensing and Image Interpretation*, John Wiley & Sons, 1994.
- [6] J. A. Hartigan, *Clustering Algorithms*, John Wiley & Sons, 1975.
- [7] U. Maulik and S. Bandyopadhyay, "Genetic algorithm-based clustering technique," *J. of the Pattern Recognition*, vol. 33, no. 9, pp. 1455-1465, Dec. 2000.
- [8] L. Y. Tseng and S. B. Yang, "A genetic approach to the automatic clustering problem," *J. of the Pattern Recognition*, vol. 34, no. 3, pp. 415-424, May. 2001.
- [9] D. W. van der Merwe and A. P. Engelbrecht, "Data clustering using particle swarm optimization," in *Proc. of the 2003 Congress on Evolutionary Computation*, vol. 1, pp. 215-220, Sep. 2003.
- [10] D. L. Davies and D. W. Bouldin, "A cluster separation measure," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell*, vol. 12, no. 3, pp. 234-246, Sep. 1979.
- [11] S. Bandyopadhyay and U. Maulik, "Genetic clustering for automatic evolution of clusters and application to image classification," *IEEE Pattern Recognition Con.*, vol. 1, no. 1, pp. 421-427, Oct. 2002.
- [12] V. Katari and S. C. Satapathy, "Hybridized improved genetic algorithm with variable length chromosome for image clustering," *IJCSNS International J. of Computer Science and Network Security*, vol. 26, no. 4, pp. 135-152, Aug. 2007.
- [13] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Reading, MA: Addison-Wesley, 1989.

محمدحامد مظفری معارف تحصیلات خود را در مقاطع کارشناسی مهندسی برق گرایش کنترل در سال ۱۳۸۹ از موسسه آموزش عالی سجاد مشهد و در مقطع کارشناسی ارشد در گرایش الکترونیک در سال ۱۳۹۱ از دانشگاه بیرجند به پایان رسانده است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از: الگوریتم‌های هوشمند، پردازش تصویر، محاسبات نرم و بازشناسی الگو، بیوانفورماتیک و ماشین بینایی.

سیدحمید ظهیری تحصیلات خود را در مقاطع کارشناسی و کارشناسی ارشد مهندسی برق-الکترونیک به ترتیب در سال‌های ۱۳۷۱ و ۱۳۷۴ در دانشگاه صنعتی شریف و دانشگاه تربیت مدرس و دوره دکتری مهندسی برق-الکترونیک را در سال ۱۳۸۴ در دانشگاه فردوسی مشهد به پایان رسانده است. او هم‌اکنون دانشیار گروه مهندسی الکترونیک دانشکده مهندسی دانشگاه بیرجند می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از: پردازش الگو (تصویر، سیگنال و ...)، تشخیص الگو، روش‌های بهینه‌سازی زیستی و طبیعی، محاسبات نرم و کاربردهای آن.

می‌شود. در روش CFO - Clustering پروب‌ها در بر دارنده اطلاعات مربوط به تعداد و مراکز خوشه‌های تصویر ورودی می‌باشند. هر پروب یک پاسخ ممکن به شمار می‌آید که در طی فرایند جستجو و بهینه‌سازی در فضای پاسخ، مقادیر آن تغییر می‌کند.

نهایتاً پس از رسیدن به شرط توقف، بهترین پروب یعنی پروبی که دارای بهترین برازندگی می‌باشد، به عنوان پاسخ نهایی الگوریتم پیشنهادی در نظر گرفته می‌شود.

روش CFO - Clustering بر روی سه تصویر مشهور آزمایش شد (هر یک برای ۱۰ بار) تکرار و نتایج حاصل با روش‌های دیگری که مبتنی بر الگوریتم ژنتیک می‌باشند، مقایسه گردید. مقایسه توابع برازندگی به دست آمده نشان می‌دهد که عملکرد روش پیشنهادی در اغلب موارد بهتر از سایر روش‌ها بوده و یا قابل مقایسه با آنها است.

بهبود روش جستجوی CFO برای دستیابی به قدرت جستجوی بیشتر به همراه مطالعه بر روی حساسیت عملکرد آن نسبت به پارامترهای ساختاری این روش، موضوعات تحقیقاتی مرتبط با این موضوع در آینده می‌باشد.

مراجع

- [1] R. A. Formato, *Central Force Optimization: A New Nature Inspired Computational Framework for Multidimensional Search and Optimization*, Studies in Computational Intelligence 129, pp. 221-238, 2008.
- [2] R. A. Formato, "Central force optimization: a new metaheuristic with applications in applied electromagnetic," *Progress in Electromagnetics Research*, vol. 77, no. 1, pp. 425-491, Sep. 2007.
- [3] G. M. Qubati, R. A. Formato, and N. I. Dib, "Antenna benchmark performance and array synthesis using central force optimization," *Microwaves, Antennas, and Propagation, IET*, vol. 4, no. 5, pp. 583-592, Oct. 2010.
- [4] I. E. Evangelou, D. G. Hadjimitsis, A. A. Lazakidou, and C. Clayton, "Data mining and knowledge discovery in complex image data using artificial neural networks," in *Proc. Workshop on Complex Reasoning and Geographical Data*, Aug. 2001.