روش جدید تقطیع تصویر بر مبنای خوشه‌بندی فازی مبتنی بر تکامل تفاضلی چندهدفه

پویا پارسا[1] رضا صفابخش[2]

۱- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد - دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات- دانشگاه صنعتی امیرکبیر- تهران- ایران
pooyaparsa@aut.ac.ir
۲- استاد - دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات- دانشگاه صنعتی امیرکبیر - تهران- ایران
safa@aut.ac.ir

چکیده: تقطیع تصویر یکی از اساسی‌ترین و دشوارترین مراحل هر مسأله بینایی ماشین است که اغلب حصول نتیجه‌ی مطلوب در آن منوط به تحقق اهداف متفاوتی است. یک رویکرد برای حل این مسأله، خوشه‌بندی فازی چندهدفه‌ی پیکسل‌ها در فضای ویژگی است. این مقاله یک استراتژی جدید جستجو برای یافتن افراز بهینه‌ی پیکسل‌ها پیشنهاد می‌دهد که در چارچوب بهینه‌سازی تکامل تفاضلی چندهدفه است. براین‌اساس، تمامی خوشه‌های کدشده در جمعیت یک نسل خوشه‌بندی می‌شوند و هر مرکزثقل یک بردار اعطاکننده، از مراکز خوشه‌ی موجود در یک خوشه‌ی واحد ساخته می‌شود. از این طریق بعد فضای جستجو کاهش می‌یابد و جستجو برای هر مرکز ثقل به ناحیه‌ای متفاوت از فضای ورودی متمرکز می‌شود و درعین‌حال، مراکز خوشه‌ی یک افراز فازی، جدایی خود را از هم حفظ می‌کنند. عملکرد الگوریتم پیشنهادی با دو روش خوشه‌بندی فازی چندهدفه‌ی دیگر در تقطیع تعدادی از تصاویر پایگاه داده‌ی دانشگاه برکلی مقایسه شده است. بررسی دیداری و کمی نتایج حکایت از تطابق بهتر تقطیع حاصل از روش پیشنهادی با تقطیع مرجع دارد.

کلمات کلیدی: تقطیع تصویر، خوشه‌بندی، بهینه‌سازی چندهدفه، تکامل تفاضلی.

تاریخ ارسال مقاله : ۱۳۹۲/۰۲/۲۰
تاریخ پذیرش مشروط مقاله: ۱۳۹۳/۱۰/۶
تاریخ پذیرش مقاله : ۱۳۹۳/۱۲/۱۷
نام نویسنده‌ی مسئول: رضا صفابخش
نشانی نویسنده‌ی مسئول: ایران – تهران – خیابان حافظ – پلاک ۴۲۴ – دانشگاه صنعتی امیر کبیر – دانشکده‌ی مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات

[Downloaded from jiaeee.com on 2024-04-19]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.8.4]
Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers Vol13 No.2 Summer 2016

۱- مقدمه

تقطیع تصویر[1] یکی از گام‌های مهم در مسائل بینایی ماشین به‌حساب می‌آید. این فرآیند، تصویر ورودی را به نواحی همگن و فاقد همپوشانی افراز می‌کند تا از این طریق اشیاء مهم موجود در صحنه را استخراج نماید[۱]. فرآیند تقطیع، دشوارترین پردازش سطح پایین بر روی تصویر است؛ زیرا لازمه‌ی کارایی در آن، تطبیق با تغییرات کیفیت تصویر می‌باشد که خود متأثر از تغییرات شرایط محیط، ادوات تصویربرداری و زمان اخذ تصویر در طول روز است. با وجود این‌که تاکنون شیوه‌های تقطیع تصویر متعددی در مقالات پیشنهاد شده است، اما هیچ‌یک از آن‌ها تطبیق‌پذیری لازم برای اعمال‌شدن به مجموعه‌ی متنوعی از تصاویر را ندارند و هر یک کاربردهای خاصی را مدنظر قرار می‌دهند[۲].

دستیابی به یک تقطیع مناسب اغلب نیازمند تحقق اهداف متفاوتی است که میزان تأثیر آن‌ها در کیفیت نتیجه‌ی نهایی بسته به مسأله‌ی تحت بررسی تغییر می‌کند. یک روش فراهم‌نمودن این ملزومات، حل مسأله‌ی تقطیع در قالب خوشه‌بندی چندهدفه‌ی مبتنی‌بر غالب‌بودن پرتو است که به بردارهای ویژگی منتسب به پیکسل‌های تصویر اعمال می‌شود. به این شیوه، علاوه‌بر این‌که در تولید افرازها، مجموعه اهداف تعیین‌شده برای مسأله به‌طورهمزمان تحقق پیدا می‌کنند؛ خروجی الگوریتم به جای یک راه‌حل، مجموعه‌ای از راه‌حل‌ها خواهد بود که هر یک مصالحه‌ی متفاوتی را در بهینه‌سازی اهداف درنظر می‌گیرد و می‌توان، بسته به کاربرد، بهترین آن‌ها را به عنوان راه‌حل نهایی برگزید. از بین روش‌های موجود برای حل مسائل بهینه‌سازی چندهدفه، شیوه‌های جستجوی تصادفی به دلیل این‌که قادرند در زمان معقول، راه‌حل‌هایی نزدیک به بهینه تولید کنند و پیوستگی و تحدب منحنی پرتو مسأله برای اعمال آن‌ها ضرورت ندارد؛ بیشتر مورد توجه هستند. در حل بسیاری از مسائل چندهدفه‌ی طراحی مهندسی نظیر: جایابی مولدهای الکتریکی در شبکه‌های توزیع[۲۹]، تعیین مکان و اندازه‌ی سیستم‌های انتقال جریان متناوب انعطاف‌پذیر[۳۰] مورداستفاده واقع شده‌اند. الگوریتم‌های تکاملی یک نمونه‌ی شاخص از این دسته است که یک روش جستجوی مبتنی‌بر جمعیت محسوب می‌شود و در صورت استفاده از سازوکار انتخاب مناسب در هر نسل، جواب‌ها را به سمت تقریبی دقیق و یکنواخت از نقاط منحنی پرتو مسأله هدایت می‌کند[۲,۳].

یکی از جنبه‌های مهم در یک الگوریتم خوشه‌بندی چندهدفه، شیوه‌ی بازنمایی راه‌حل‌ها است؛ که نقش تعیین‌کننده‌ای در وسعت فضای جستجو، زمان بازیابی راه‌حل‌ها، میزان حافظه‌ی موردنیاز برای ذخیره‌سازی افرازهای داده‌ها و عملگرهای ژنتیکی مورداستفاده دارد[۴]. از حیث شیوه‌ی بازنمایی مورد استفاده در روش‌های خوشه‌بندی چندهدفه‌ی تکاملی، می‌توان روش‌ها را به دو گروه عمده تقسیم نمود: دسته‌ی اول که از کدگذاری[2] عدد صحیح با بازنمایی مبتنی‌بر گراف استفاده می‌کنند و هر جایگاه در کروموزوم به یک پیکسل اختصاص می‌یابد که شماره‌ی پیکسل متصل به آن را مشخص می‌کند. به این ترتیب با تعیین زیرگراف پیکسل‌های متصل به هم، افراز سخت شکل‌گرفته بر روی تصویر استخراج می‌شود. با وجود ثابت‌بودن طول کروموزم در این شیوه‌ی بازنمایی، تعداد خوشه‌ها با توجه به تعداد اجزاء متصل، متغیر است و در صورت استفاده از آن، می‌توان در کنار افراز بهینه‌ی نقاط، تعداد خوشه‌ی بهینه را نیز تخمین زد. اما ایراد اصلی بازنمایی مبتنی بر گراف که کاربرد آن را در حوزه‌ی تقطیع تصویر محدود کرده است، طویل بودن کروموزم‌ها و به تبع آن، بزرگی ابعاد فضای جستجو است. بعلاوه، تعیین اجزاء متصل در هر راه‌حل نیز فرآیندی زمانبر است. مراجع [۶ , ۵] بر پایه‌ی خوشه‌بندی چندهدفه‌ی MOCK[3] [۷] یک الگوریتم برای تقطیع تصویر پیشنهاد دادند که با تولید راه‌حل‌های اولیه به کمک افرازهای حاصل از درخت پوشای کمینه‌ی گراف داده‌ها و حفظ ساختار آن در نسل‌های بعدی (بالابودن میزان اتصال نقاط در افرازها) و نیز با مقید ساختن جهش (تغییر مقدار ژن به یکی از همسایگان نقطه‌ی متناظر) فضای جستجو را محدود می‌نمود. بااین‌وجود، محدودکردن فضای جستجو و دنبال‌کردن ساختار جواب‌های اولیه ممکن است سبب توزیع نامناسب و غیریکنواخت راه‌حل‌ها در فضای هدف و فاصله‌ی زیاد آن‌ها با نقاط بهینه‌ی پرتو مسأله شود.

رویکرد دوم مبتنی‌بر بازنمایی مراکز خوشه و کدگذاری عدد حقیقی است که بر مبنای آن، تعداد معینی مرکز خوشه که هر یک نماینده‌ی یک خوشه‌ی مجزاست در کنارهم قرارگرفته، یک راه‌حل خوشه‌بندی را می‌سازند. بنابراین طول هر کروموزم برابر مجموع طول مراکز خوشه‌ی کدشده در آن می‌باشد. مراجع [۱۰- ۸] با فرض این‌که تعداد خوشه‌ها از قبل معلوم است؛ طول کلیه‌ی کروموزم‌های جمعیت را برابر درنظر گرفتند. در این مقاله نیز چون کاربرد موردنظر، خوشه‌بندی پیکسل‌های تصاویر رنگی است و تعداد رنگ‌های متمایز، با توجه به بردار ویژگی انتخاب شده یعنی بردار رنگ پیکسل‌ها، شاخص مناسبی برای تعیین تعداد خوشه‌ها می‌باشد؛ تعداد خوشه‌ها ثابت انتخاب شده است.

[Downloaded from jiaeee.com on 2024-04-19]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.8.4]

در مقابل، ساها[4] و همکارانش روشی را پیشنهاد دادند که به کمک بهینه‌سازی تکامل تفاضلی چندهدفه، علاوه‌بر ساختار خوشه‌بندی، تعداد خوشه‌های بهینه را نیز تخمین می‌زند[۱۱]. آن‌ها حداکثر تعداد خوشه‌ی مجاز را در هر راه‌حل خوشه‌بندی کد نمودند و از یک بردار باینری به نام پوشاننده که در هر نسل به صورت تصادفی مقداردهی می‌شود، برای انتخاب مراکز خوشه‌ی مؤثر در خوشه‌بندی استفاده کردند. هر درآیه از این بردار متناظر با یک مرکز خوشه است و یک‌بودن(صفربودن) آن بیانگر تأثیر (عدم تأثیر) آن مرکز خوشه در فرآیند خوشه‌بندی است. چون در بهنگام‌سازی بردارهای پوشاننده به افزایش کیفیت راه‌حل و انتخاب مراکز خوشه‌ی مناسب‌تر توجه نمی‌شود، ممکن است مراکز خوشه‌ی مناسبی از یک راه‌حل در نسل بعد حذف شده و موجب کاهش شایستگی آن شود و یا این‌که ترکیب مراکز خوشه‌ی مناسب انتخاب نشود و آن‌ها جدایی مناسبی از هم نداشته و به هم نزدیک باشند. بعلاوه، به‌کارگیری این شیوه در تخمین تعداد خوشه‌ها، باعث افزایش حافظه و زمان پردازش می‌شود.

موخوپدهایی[5] و مالیک[6] در هر کروموزم تعداد مراکز خوشه‌ی متفاوتی را کد نمودند[۱۲]. آن‌ها با فرض غیرقابل تقسیم بودن مراکز خوشه‌ها، از تقاطع تک‌نقطه‌ای برای تبادل مراکز خوشه بین دو افراز استفاده می‌کنند که نقطه‌ی تقاطع در دو والد متفاوت است و لازم است هر فرزند لااقل شامل دو مرکز خوشه باشد. با به‌کارگیری این نوع بازترکیبی، مشکل شکل‌گیری افراز با خوشه‌های خالی شایع‌تر می‌گردد؛ چون مراکز ثقل متفاوت، لزوماً افرازهای متفاوتی را نشان نمی‌دهند[۴]. بعلاوه، ممکن است خوشه‌های موجود در یک فرزند علیرغم فشردگی مناسب، به‌یکدیگر نزدیک باشند که این امر کیفیت افراز حاصل را کاهش می‌دهد. جهش نیز مبتنی‌بر اضافه‌کردن عدد تصادفی به هر بعد مراکزی است که به تصادف انتخاب می‌شوند.

باوجود توانایی برخی از الگوریتم‌های خوشه‌بندی در تخمین تعداد خوشه، ممکن است بهترین تعداد خوشه برای یک الگوریتم خاص، کاملاً با تعداد خوشه‌های صحیحی که از قبل معلوم است، متفاوت باشد. زیرا اعمال برخی از الگوریتم‌ها منجر به ایزوله شدن داده‌های دورافتاده در خوشه‌های منفرد می‌شود[۷].

باوجود این‌که ابعاد فضای جستجو در بازنمایی مراکز خوشه نسبت به بازنمایی گراف کوچک‌تر است، اما از آنجایی‌که ماهیت پارامترهای مسأله، یعنی مراکز خوشه‌ها، یکسان است؛ می‌توان با کاهش ابعاد فضای جستجو، به جای پیداکردن مجموعه‌ی مراکز خوشه که تشکیل یک راه‌حل خوشه‌بندی را می‌دهند، به‌طور مستقل برای یافتن هر مرکز جستجو کرد. در این مقاله از چنین ایده‌ای استفاده شده است. از اینرو در عملگر جهش پیشنهادی، برای تولید یک راه‌حل خوشه‌بندی جدید، به جای انتخاب تصادفی بردارهای سازنده از بین راه‌حل‌های خوشه‌بندی موجود در جمعیت که شیوه‌ای رایج برای عملگر جهش الگوریتم‌های خوشه‌بندی مبتنی بر تکامل تفاضلی است، در هر نسل، کلیه‌ی خوشه‌های موجود در جمعیت، به وسیله‌ی الگوریتم MCLA[7] [۱۳] خوشه‌بندی می‌شوند و برای ساختن هر یک از بردارهای اعطاکننده[8] در فرآیند جهش، به تعداد مراکز خوشه‌ی موردنیاز، فراخوشه[9] تعیین می‌گردد. با انتخاب بردارهای سازنده‌ی هر مرکز خوشه‌ی بردار اعطاکننده از یک فراخوشه، ضمن متمرکزساختن جستجو به زیرفضایی از فضای ورودی، تمایز مراکز خوشه از یکدیگر حفظ می‌شود.

نکته‌ی مهمی که باید در هر الگوریتم خوشه‌بندی با کاربرد تقطیع تصویر به آن توجه داشت؛ درنظرگرفتن همبستگی مکانی بین پیکسل‌های مجاور در تصویر، به‌منظور افزایش پیوستگی نواحی حاصل از تقطیع است.

در معدود تحقیقاتی که به این موضوع توجه داشته‌اند، کایان[10] و همکاران، ماتریس‌های هم‌وقوعی[11] سطوح خاکستری را در یک همسایگی مکانی، حول هر پیکسل تصویر لبه و برای چهار جهت مختلف تشکیل داده و ویژگی‌های تباین، همگنی و انرژی را، به‌عنوان ویژگی‌های پیکسل مرکزی، از آن‌ها استخراج نمودند. به این مجموعه، ۱۰ ویژگی دیگر نیز که با اعمال تجزیه‌ی موجک سه سطحی به‌دست آمده، افزوده می‌شود. به این ترتیب اطلاعات مربوط به رابطه‌ی مکانی پیکسل‌ها در قالب استخراج ویژگی‌های آماری و طیفی بافت منعکس می‌شود[۶]. درمقابل، شیراکاوا[12] و ناگائو[13] در فرآیند جهش یک کروموزم با بازنمایی مبتنی‌بر گراف، تنها اتصال یک پیکسل را به یکی از همسایه‌های چهارتایی آن در تصویر را مجاز نموده‌اند[۵].

در این مقاله، یکی از اهداف مسأله، شباهت پیکسل‌های مجاور، با مرکز خوشه‌ی پیکسل مرکزی را در افرازهای موجود ارزیابی می‌کند تا از این طریق همبستگی مکانی پیکسل‌های مجاور در افراز ایجادشده حفظ شود. پس از اتمام خوشه‌بندی نیز، راه‌حل نهایی، با تعیین نواحی متصل متناظر با هر خوشه و الحاق نواحی کوچک موجود در آن به نواحی بزرگتر شکل می‌گیرد.

در ادامه، در بخش۲، ابتدا بهینه‌سازی چندهدفه و مفاهیم مرتبط با آن تعریف می‌شود؛ سپس الگوریتم تکامل تفاضلی معرفی می‌گردد. بخش۳ به تشریح مراحل روش پیشنهادی

[Downloaded from jiaeee.com on 2024-04-19]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.8.4]
Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers Vol13 No.2 Summer 2016

می‌پردازد و بخش۴ حاوی نتایج ارزیابی و مقایسه‌ی روش پیشنهادی با سایر روش‌ها است. درنهایت، نتایج و روال آتی این پژوهش در بخش ۵ ارائه گردیده است.

۲- پیش‌زمینه

۲-۱ بهینه‌سازی چندهدفه

بسیاری از مسائل بهینه‌سازی واقعی، دربردارنده‌ی چندین هدف هستند. یک مسأله‌ی بهینه‌سازی چندهدفه را می‌توان از لحاظ ریاضی به صورت زیر بیان نمود:

$$minimize\ F(X) = (f_1(X), \dots, f_m(X))^T \quad S.T\ \ X \in \Omega \tag{۱}$$

که Ω فضای تصمیم‌گیری است و $X \in \Omega$ بردار تصمیم‌گیری می‌باشد. $F(X)$ متشکل از m تابع هدف $f_i: \Omega \to R\ , i = 1, \dots, m$ در فضای هدف R^m است.

اهداف رابطه‌ی بالا اغلب با یکدیگر در تناقض هستند، یعنی بهبود در مقدار یک هدف ممکن است منجر به نزول در دیگری شود. بنابراین، راه‌حل منفردی که بتواند تمامی اهداف را به‌طورهمزمان بهینه کند وجود ندارد. درعوض، بهترین راه‌حل‌های مصالحه‌آمیز راه‌حل‌های بهینه‌ی پَرِتو نامیده می‌شوند و برای تصمیم‌گیرنده مهم هستند. مفهوم بهینگی پرتو که نخستین‌بار به‌وسیله‌ی اج-ورث[۱۴] و پرتو[۱۵] پیشنهاد شد، با تعاریف زیر بیان می‌شود:

تعریف۱. بردار $a = (a_1, \dots, a_m)^T$ را بر بردار $b = (b_1, \dots, b_m)^T$ غالب نامند ($a \prec b$) اگر و تنها اگر $\forall i \in \{1, \dots, m\}$ روابط $a_i \le b_i$ و $a \ne b$ برقرار باشد.

تعریف۲. یک راه‌حل شدنی $X^* \in \Omega$ برای مسأله‌ی بهینه‌سازی ذکرشده، یک راه‌حل بهینه‌ی پرتو نامیده می‌شود اگر و تنها اگر $\nexists Y \in \Omega$ به‌گونه‌ای که $F(Y) \prec F(X^*)$. مجموعه‌ی تمامی راه‌حل‌های بهینه‌ی پرتو، مجموعه‌ی پرتو[۱۶] (PS) نامیده می‌شوند. رابطه‌ی (۲)، مجموعه‌ی پرتو یک مسأله‌ی بهینه‌سازی را تعریف می‌کند:

$$PS = \{X \in \Omega | \nexists Y \in \Omega\ , F(Y) \prec F(X)\} \tag{۲}$$

نگاشت مجموعه‌ی پرتو به فضای هدف، جبهه‌ی پرتو[۱۷] (PF) نامیده می‌شود[۱۴] و به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$PF = \{F(X) | X \in PS\} \tag{۳}$$

۲-۲ الگوریتم تکامل تفاضلی

تکامل تفاضلی یک سازوکار جستجو فرابتکاری قوی است که به منظور حل مسائل بهینه‌سازی حقیقی در سال ۱۹۹۵ توسط استورن[۱۸] و پرایس[۱۹] معرفی شد. برخلاف اکثریت قریب به اتفاق الگوریتم‌های تکاملی، تکامل تفاضلی از تفاضل بین افراد انتخاب‌شده برای فرآیند جهش استفاده می‌کند تا جستجو موازی درون فضای مسئله را براساس توزیع جمعیت فعلی هدایت کند [۱۵]. تکامل تفاضلی ویژگی‌های مطلوب متعددی چون: همگرایی مناسب، تعداد پارامترهای کنترلی محدود و سادگی در پیاده‌سازی دارد که باعث می‌شود این الگوریتم برای استفاده در زمینه‌های مختلف مناسب باشد[۱۶].

ساده‌ترین گونه از الگوریتم‌های تکامل تفاضلی DE/bin/1 نام دارد[۱۷]. این الگوریتم مشابه با هر الگوریتم تکاملی دیگر با تولید تصادفی جمعیت N_{pop} عضوی راه‌حل‌های اولیه آغاز می‌شود. در هر نسل از طریق فرآیند جهش تفاضلی، متناظر با هر بردار والد (بردار هدف) X_i یک راه‌حل جدید Y_i موسوم به بردار اعطاکننده به کمک رابطه‌ی زیر تولید می‌شود:

$$Y_i = X_{r_1} + F\left(X_{r_2} + X_{r_3}\right) \tag{۴}$$

بردارهای X_{r_1}، X_{r_1} و X_{r_3} سه عضو متمایز جمعیت فعلی هستند که به تصادف انتخاب می‌شوند، متغیرهای r_1، r_2 و r_3 سه عدد تصادفی صحیح متمایز در بازه‌ی $[1, N_{pop}]$ می‌باشند و ثابت F فاکتور جهش نام دارد. در ادامه‌ی الگوریتم، با اعمال عملگر تقاطع دوجمله‌ای[۲۰] به هر یک از N_{pop} بردار اعطاکننده و بردار هدف متناظر با آن، بردار فرزند (بردار آزمون) Z_i ایجاد می‌گردد. هر یک از مؤلفه‌های بردار آزمون مطابق رابطه‌ی زیر با احتمال برابر از بردار والد یا بردار اعطاکننده انتخاب می‌شود، با این شرط که بردار آزمون حداقل شامل یک مؤلفه از بردار اعطاکننده باشد.

$$z_{i,j} = \begin{cases} y_{i,j} & rand_{i,j} \le CR\ or\ j = j_r \\ x_{i,j} & otherwise \end{cases} \tag{۵}$$

که ثابت CR نرخ تقاطع، $rand_{i,j}$ یک عدد حقیقی تصادفی در بازه‌ی $[0,1]$ و متغیر j_r دربردارنده‌ی عدد تصادفی صحیحی است که مقدار آن بین عدد یک و طول کروموزم قابل تغییر است.

مرحله‌ی پایانی هر نسل از الگوریتم، انتخاب بازماندگان است که در آن هر بردار آزمون چنانچه در مقایسه با بردار هدف متناظرش، شایستگی بالاتر یا حداقل برابر داشته باشد، جایگزین

[Downloaded from jiaeee.com on 2024-04-19]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.8.4]
Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers - Vol.13- No.2 Summer 2016

آن می‌شود. این مراحل تا برآورده شدن شرط خاتمه ادامه می‌یابد[۱۸- ۱۵].

۳- روش پیشنهادی

۳-۱ مقداردهی اولیه‌ی جمعیت

لازم است برای هر یک از اعضای جمعیت نسل نخست، $\mathbf{k}$ مرکز خوشه‌ی اولیه درنظرگرفته شود. این مراکز اولیه با انتخاب تصادفی از بین بردارهای ویژگی پیکسل‌ها تعیین شده‌است.

۳-۲ عملگرهای ژنتیکی

همان‌گونه که پیش از این ذکر گردید، در الگوریتم ارائه شده از عملگرهایی استفاده می‌شود که خاص مسأله‌ی خوشه‌بندی طراحی شده‌اند. به‌طور معمول، در یک خوشه‌بندی تکاملی با بازنمایی مراکز خوشه، به‌کارگیری عملگرهای ژنتیکی برای کروموزمی که $\mathbf{k}$ بردار D بعدی مراکز خوشه را دربردارد، به جستجو در فضای $\mathbf{k} \times D$ بعدی می‌انجامد. بنابراین، ابعاد فضای جستجو وابسته به تعداد خوشه‌های ورودی است و با افزایش آن، سرعت همگرایی کاهش پیداکرده و فضای جستجو پیچیده‌تر و شانس گرفتارشدن در نقاط بهینه‌ی محلی بیشتر می‌شود. یک راهکار برای حل این مشکل، اعمال عملگرهای ژنتیکی برای هر مرکز خوشه به‌طور مجزا است. این کار علاوه‌بر کاهش بعد فضای جستجو به D بعد، وابستگی آن به تعداد مراکز کدشده در هر کروموزم را نیز حذف می‌کند. اما با توجه به این‌که یکی از ویژگی‌های یک خوشه‌بندی مطلوب تمایز خوشه‌ها از یکدیگر است، و با این رویکرد، هر مرکز خوشه مستقل از سایر مراکز استخراج می‌شود، چگونه می‌توان این تفاوت را میان مراکز خوشه‌ی کدشده در یک راه‌حل ایجاد نمود و در مجموع به یک راه‌حل خوشه‌بندی مطلوب دست یافت؟ ایده‌ای که در این مقاله مطرح شده است شامل خوشه‌بندی کلیه‌ی خوشه‌های موجود در کروموزم‌های هر نسل و سپس انتخاب بردارهای تأثیرگذار در شکل‌گیری یک مرکز جدید، از یک خوشه‌ی متمایز است. به این شیوه، علاوه‌بر این‌که تمایز خوشه‌های ایجادشده لحاظ می‌شود، جستجو برای هر مرکز به زیرفضایی از فضای جستجوی D بعدی معطوف می‌گردد تا پوشش مناسبی بر روی بخش‌های مختلف این فضا ایجاد شود.

به‌منظور خوشه‌بندی خوشه‌های موجود در هر نسل، از الگوریتم خوشه‌بندی ترکیبی MCLA[۲۱] استفاده شده است. البته در این الگوریتم، نسبت به نسخه‌ی اصلی آن دو تغییر پیشنهاد گردیده است: اول این‌که چون افرازهای حاصل از نوع فازی می‌باشد، بردار عضویت داده‌ها به هر مرکز خوشه، که در الگوریتم MCLA ابریال[۲۲] نامیده می‌شود، دارای درآیه‌های حقیقی در بازه‌ی $[0,1]$ هستند. درنتیجه، مقادیر معیار جکارد[۲۳] که شباهت دوبه‌دو بین خوشه‌ها را نشان می‌دهد نیز عدد حقیقی خواهد بود. دوم این‌که پس از تعیین ماتریس مجاورت ابریال‌ها، برای افراز آن‌ها، به‌جای استفاده از بسته‌ی نرم‌افزاری افراز گراف METIS[۲۴] [۱۹] از الگوریتم خوشه‌بندی پیوستگی انتشار[۲۵] [۲۰] استفاده‌شده است. پیاده‌سازی این الگوریتم نیاز به استفاده از ساختمان داده‌ی پیچیده ندارد و تنها با محاسبه‌ی تکراری چند رابطه‌ی بازگشتی می‌تواند ابریال‌ها را درون تعداد متغیری فراخوشه افراز کند؛ که تعداد خوشه با توجه به ذات داده‌ها تعیین می‌شود.

برای ایجاد j امین مرکز $= w_{i,j}$ $[y_{i,(j-1)\times D+1}, \dots, y_{i,j\times D}]$، از امین بردار اعطاکننده $Y_i =$ $[w_{i,1}, \dots, w_{i,\boldsymbol{k}}]$، فراخوشه‌ی متمایز $C_{r_j}^{(M)}$ از مجموعه‌ی $C^{(M)} = \{C_1^{(M)}, \dots, C_{k_1}^{(M)}\}$ به تصادف انتخاب می‌شود. سپس چهار خوشه که در این فراخوشه دسته‌بندی گردیده‌اند تعیین شده و مراکز آن‌ها یعنی $v_l^{(r_j)}$، $v_r^{(r_j)}$، $v_s^{(r_j)}$ و $v_t^{(r_j)}$ به‌عنوان بردارهای سازنده‌ی $w_{i,j}$ به‌کار می‌روند. دیگر بردار سازنده، $\bar{p}^{(r_j)}$، از میانگین‌گیری داده‌هایی که فراخوشه‌ی $C_{r_j}^{(M)}$ در رقابت برای تصاحب آن‌ها بر سایر فراخوشه‌ها پیروز گشته، بدست می‌آید. رابطه‌ی (۶) نحوه‌ی محاسبه‌ی مراکز خوشه‌ی بردارهای اعطاکننده را نشان می‌دهد:

$$w_{i,j} = v_l^{(r_j)} + F\left(\bar{p}^{(r_j)} - v_r^{(r_j)}\right) + F\left(v_s^{(r_j)} - v_t^{(r_j)}\right) - \varphi_{i,j} \qquad (۶)$$

$$1 \le i \le N_{pop} \quad , \quad 1 \le j \le \boldsymbol{k}$$

در رابطه‌ی بالا $l, r, s, t \in [1, N_{pop} \times \boldsymbol{k}]$ اندیس چهار مرکز خوشه‌ی مستقل هستند که به تصادف از جمعیت مراکز خوشه انتخاب می‌شوند. تعداد فراخوشه‌های ایجادشده با k_1 نشان داده شده است و متغیر $r_j \in [1, k_1]$ یک عدد تصادفی صحیح می‌باشد. متغیر $\varphi_{i,j}$ که حاوی میانگین $j-1$ مرکز خوشه‌ی قبلی بدست‌آمده برای راه‌حل i ام است؛ توسط رابطه‌ی زیر بهنگام می‌شود:

$$\varphi_{i,j+1} = \frac{j-1}{j}\varphi_{i,j} + \frac{w_{i,j}}{j} \quad , \varphi_{i,1} = 0 \qquad (۷)$$
$$1 \le i \le N_{pop} \ , 1 \le j \le \boldsymbol{k} - 1$$

[Downloaded from jiaeee.com on 2024-04-19]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.8.4]
Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers Vol13 No.2 Summer 2016

اضافه‌کردن جمله‌ی آخر به رابطه‌ی (۶) بـه تمـایز بیشـتر مراکـز خوشه‌ی کدشده در یک راه‌حل کمک می‌کند.

پس از تولید بردارهای اعطاکننده، نوبت به بازترکیبی آن‌ها با بردار والد می‌رسد. به‌این‌منظور، از یک عملگر تقـاطع خوشـه‌گـرا استفاده می‌شود که مرکز خوشه‌ی j ام فرزند را به تصادف از والد یا بردار اعطاکننده انتخـاب مـی‌کنـد. بنـابراین، بـرخلاف عملگـر تقاطع دوجمله‌ای که اسـتفاده از آن موجـب تغییـر ابعـاد مراکـز خوشه و گاه استقرار آن‌ها در نقاطی بـا تـراکم داده‌ی محـدود از فضای ورودی می‌گردد؛ در اینجا با این هدف که ترکیب بهتری از مراکز خوشه بدست آید؛ تنها تبادل مراکز خوشه بـین دو راه‌حـل صورت می‌گیرد و وظیفه‌ی جستجو برای یافتن مراکـز خوشـه‌ی جدید منحصراً به عملگر جهش سپرده می‌شود.

۳-۳ توابع هدف

از آنجایی که در تصاویر طبیعی، هر پیکسل نماینده‌ی ناحیه‌ای از تصویر است که لزوماً متعلق به یک شیئ منفرد از صحنه نیست و مرزهای نواحی مجاور نیز کاملاً مشخص نمی‌باشد، لذا بکـارگیری رویکرد فازی در افراز پیکسل‌هـای تصـویر، موجـب لحـاظ شـدن عـدم‌قطعیـت‌هـای مربـوط بـه آن‌هـا مـی‌شـود [۸]. در روش پیشنهادی، دو تابع هدف فازی به‌طورهمزمان بهینه می‌شوند کـه اولین آن‌ها، مطابق با رابطـه‌ی (۸)، J_m (تـابع هـدف الگـوریتم FCM[۲۶] [۲۱]) است که بر فشردگی خوشه‌های حاوی بردارهـای ویژگی پیکسل‌ها و درنتیجه همگن‌بودن نواحی متناظر با آن‌ها در تصویر نظارت دارد و دومین تابع که رابطه‌ی (۹) توصیف‌کننده‌ی آن است، J'_m نام‌گذاری شده است، و پیوستگی نواحی ایجادشده و اتصال بین پیکسل‌ها را مدنظر قرار می‌دهد.

$$J_m(u,v)=\sum_{k=1}^{N}\sum_{i=1}^{\boldsymbol{k}} u_{ik}^{m}\|p_k-v_i\|^2 \qquad (۸)$$

$$J'_m(u,v)=\sum_{k=1}^{N}\sum_{i=1}^{\boldsymbol{k}} u_{ik}^{m}\|\bar{p}_k-v_i\|^2 \qquad (۹)$$

که ثابت m توان فازی[۲۷] نام دارد و معمولاً برابـر بـا دو انتخاب می‌شود. کمیت‌های p_k و $\bar{p}_k$ به ترتیب بردار رنگ پیکسل k ام و میانگین بردارهای رنگ در یک همسـایگی مکانی ۳×۳ به مرکزیت پیکسل k ام هستند. بـردار v_i نیـز مرکـز i امـین خوشـه اسـت و عضـویت پیکسـل k ام بـه خوشه‌ی i ام با u_{ik} نشان داده شده است؛ که از رابطـه‌ی زیر محاسبه می‌شود:

$$u_{ik}=\frac{(1/\|p_k-v_i\|)^{1/(m-1)}}{\sum_{j=1}^{\boldsymbol{k}}(1/\|p_k-v_j\|)^{1/(m-1)}} \qquad (۱۰)$$
$$1\le i\le \boldsymbol{k} \quad , \quad 1\le k\le N$$

ایـن دو تـابع هـدف قـبلاً بـه‌وسـیله‌ی چـن[۲۸] و زانـگ[۲۹] در الگوریتم خوشه‌بندی FCM_S1 کـه بـه‌منظـور تقطیـع تصـاویر خاکستری پیشنهاد گردیده، به‌کارگرفته شده است[۲۲]. بـا ایـن تفاوت که در آن الگوریتم، بـرای بهینـه‌سـازی چندهدفـه، جمـع وزن‌دار توابع هدف بـه صـورت یـک هـدف منفـرد درنظرگرفتـه می‌شود و مشکل تعیین مقدار وزن بهینه برای اهداف وجود دارد.

۳-۴ انتخاب

دو نگـرش عمـده بـرای انتخـاب جمعیـت نسـل بعـدی در الگوریتم‌های بهینه‌سازی چندهدفه‌ی مبتنـی‌بـر تکامـل تفاضـلی مورداستفاده قرار می‌گیرد. اولین آن‌ها بر پایه‌ی غالب‌بـودن پرتـو است و بردار هدف هـر فرزنـد را بـا والـدش مقایسـه مـی‌کنـد و درصورتی‌که والد به‌وسیله‌ی فرزند موردغلبه واقـع شـد، فرزنـد را جایگزین والد می‌کند. در نگرش دوم که مبتنی‌بر رتبه‌بندی پرتـو است، جمعیت والدین و فرزندان با هـم ترکیـب مـی‌گردنـد و بـه کمک مفهوم غالب‌بودن و چگالی نقاط اطـراف در فضـای هـدف، رتبه‌بندی می‌شوند و راه‌حل‌هایی با کمترین رتبه بـرای جمعیـت نسل بعدی انتخاب می‌شود[۱۵]. روش پیشنهادی از رویکرد دوم بهره می‌برد و برای رتبه‌بندی جواب‌ها از الگـوریتم مرتـب‌سـازی غیرمغلوب سریع [۲۳] استفاده می‌کند.

۳-۵ پس پردازش

ممکن است خوشه‌های ایجادشده در فضای رنگ با بـیش از یـک ناحیه‌ی متصل از تصویر متناظر باشند. از آنجایی که وجود اتصال مکانی بین پیکسل‌های یک ناحیه در اغلب الگوریتم‌هـای تقطیـع ضروری می‌باشد؛ لذا بهتر است که نواحی مجزای مربوط بـه هـر خوشه شناسایی شود و به هر یـک برچسـبی متفـاوت تخصـیص پیدا کند. در این مقاله، پیش از انتخاب بهترین افراز، برای تمامی خوشه‌بندی‌های مربوط به راه‌حل‌هـای غیرمغلـوب نسـل پایـانی، اجزاء متصل، استخراج و برچسب‌گذاری می‌شوند.

۳-۶ انتخاب بهترین راه‌حل از نسل نهایی

لازم است بـا توجـه بـه کـاربرد، بهتـرین راه‌حـل از راه‌حـل‌هـای غیرمغلوب نسل نهایی انتخـاب شـود. در ایـن زمینـه دو رویکـرد عمده وجود دارد که اولی بر مبنای ارزیابی راه‌حل‌هـا بـا معیـاری

[Downloaded from jiaeee.com on 2024-04-19]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.8.4]

(معیاری غیر از توابع هدف مسأله) است که از جنبه‌های مختلف، کیفیت یک افراز را بررسی می‌کند و دومی براساس تلفیق افرازهای ایجادشده در یک افراز و تعیین آن به عنوان افراز بهینه است. در این مقاله از رویکرد اول برای انتخاب بهترین راه‌حل نسل پایانی استفاده شده است. به‌این‌منظور، شاخص MS[۳۰] [24] بکارگرفته شده که به‌وسیله‌ی آن شبیه‌ترین تقطیع به تقطیع مرجع به‌عنوان نتیجه‌ی نهایی انتخاب می‌شود.

۴- نتایج ارزیابی

الگوریتم‌های خوشه‌بندی چندهدفه‌ی MOGAFC[۳۱] [۸] و MoMODEFC[۳۲] [۹] به‌منظور مقایسه با روش پیشنهادی انتخاب شده‌اند. مشابه با روش مطرح شده در این مقاله، افرازهای حاصل از هر دو الگوریتم خوشه‌بندی، فازی هستند. بعلاوه، آن‌ها نیز در فرآیند رتبه‌بندی راه‌حل‌ها، الگوریتم مرتب‌سازی غیرمغلوب سریع را به‌کار می‌برند. لازم به ذکر است که این دو الگوریتم از شاخص‌های صحه‌گذاری خوشه‌ی نسبی XB[۳۳] [۲۵] و J_m به عنوان توابع هدف استفاده می‌کنند.

الگوریتم MOGAFC یک خوشه‌بندی چندهدفه‌ی تکاملی را به اجرا می‌گذارد و مراحل انتخاب و جستجو در آن مطابق با الگوریتم مرتب‌سازی غیرمغلوب سریع انجام می‌پذیرد. قبل از ارزیابی هر راه‌حل، مراکز خوشه‌ی موجود در آن، به منظور تنظیم دقیق‌تر، با اجرای یک تکرار از الگوریتم FCM بهنگام می‌شوند. درمقابل، الگوریتم خوشه‌بندی MoMODEFC از بهینه‌سازی مبتنی‌بر تکامل تفاضلی چندهدفه بهره می‌برد و در آن دو شیوه‌ی متفاوت برای جهش و تولید بردارهای آزمایشی درنظرگرفته شده است که اولین آن‌ها مطابق با رابطه‌ی (۴) است و دومی تنها از یک بردار تصادفی استفاده می‌کند و درعوض بهترین راه‌حل نسل فعلی و بهترین راه‌حل بدست‌آمده تا نسل فعلی را نیز در ایجاد بردار اعطاکننده دخیل می‌کند. عملگر تقاطع در این الگوریتم از نوع دوجمله‌ای بوده و نسل بعدی با انتخاب شایسته‌ترین افراد از اجتماع والدین با فرزندان، تولید می‌شوند.

به‌منظور ارزیابی روش‌های تحت بررسی، چهار تصویر از مجموعه داده‌ی تقطیع دانشگاه برکلی[۲۶]، BSDS300، انتخاب گردیده و هر الگوریتم پنج مرتبه به هر یک از آن‌ها که در بخش (الف) شکل (۱) نمایش داده شده‌اند؛ اعمال و میانگین و انحراف معیار شاخص‌های ارزیابی ARI[۳۴] [۲۷]، CA%[۳۵] و MS برای نتایج تقطیع حاصل محاسبه گردیده است. در این مجموعه، برای هر تصویر تعدادی تقطیع مرجع وجود دارد که با دخالت انسان برچسب‌گذاری شده است. بخش (ب) شکل (۱) تقطیع‌های مرجع تصاویر انتخاب شده را نشان می‌دهد.

در کلیه‌ی الگوریتم‌ها، تعداد تکرار الگوریتم، itr_1، و شمار جمعیت هر نسل، N_{pop}، به ترتیب ۱۰۰ و ۵۰ درنظر گرفته شده است. احتمال بازترکیبی و جهش روش MOGAFC که از تقاطع باینری شبیه‌سازی شده[۳۶] و جهش چندجمله‌ای استفاده می‌کند، به‌ترتیب برابر با ۰/۸ و (طول کروموزم)/۱ درنظر گرفته شده است. پارامترهای ورودی این عملگرهای بازترکیبی و جهش به ترتیب η_c و η_m هستند که با اعداد ۲۰ و ۵ مقداردهی شده است.

برای الگوریتم MoMODEFC و روش پیشنهادی، احتمال بازترکیبی و نیز مقدار فاکتور جهش یعنی F برابر ۰/۸ لحاظ شده است. الگوریتم MoMODEFC پارامتر دیگری به نام α دارد که تابعی نزولی از شمار نسل‌های سپری شده است.

با توجه به این‌که هیچ‌یک از روش‌های مورد بررسی قادر به تعیین خودکار تعداد خوشه‌ها نیستند، بنابراین یک پارامتر ورودی برای کلیه‌ی روش‌ها، تعداد خوشه‌ها است که با توجه به کاربرد مورد نظر، یعنی تقطیع تصاویر رنگی، این پارامتر برابر با تعداد رنگ‌های متمایز موجود در اشیاء صحنه درنظرگرفته شده است.

نتایج تقطیع حاصل از یکی از اجراهای هر یک از الگوریتم‌ها بر روی تصاویر انتخاب شده در بخش‌های (ج)، (د) و (ه) از شکل(۱) آمده است. براساس این نتایج، تقطیع حاصل از روش پیشنهادی با تصاویر مرجع انطباق بیشتری دارد و نواحی حاصل از آن از پیوستگی مکانی بهتری برخوردارند.

به‌منظور صحه‌گذاری کمّی بر نتایج دیداری تقطیع از سه شاخص ارزیابی CA%، MS و ARI استفاده شده است که کارایی کلی افراز شکل‌گرفته را با توجه به تصویر مرجع ارزیابی می‌کنند. با درنظرگرفتن هر زوج پیکسل از تصویر ورودی، برمبنای مقایسه‌ی روش دسته‌بندی آن‌ها در تقطیع مرجع، T، و روش تقطیع موردبررسی، C، چهار حالت ممکن است رخ دهد:

۱- زوج پیکسل موردنظر در هر دو افراز T و C در یک دسته قرار گیرند.

۲- زوج پیکسل فقط در افراز T در یک دسته جای گیرند.

۳- زوج پیکسل فقط در افراز C در یک دسته قرار گیرند.

۴- زوج پیکسل در هر دو افراز در دو دسته‌ی متفاوت هستند.

[Downloaded from jiaeee.com on 2024-04-19]

[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.8.4]
Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers Vol13 No.2 Summer 2016

شکل(۱): تصاویر انتخاب شده از مجموعه‌ی تصاویر تقطیع دانشگاه برکلی، به همراه تقطیع مرجع و نتایج تقطیع حاصل از الگوریتم‌های تحت بررسی. (الف)- تصاویر اصلی. (ب)- تصاویر تقطیع‌شده به‌وسیله‌ی انسان (مرجع). (ج)-نتایج تقطیع بدست‌آمده از الگوریتم MOGAFC. (د)- نتایج تقطیع الگوریتم MoMODEFC. (ه)- نتایج تقطیع حاصل از روش پیشنهادی.

اگر در مقایسه‌ی دو تقطیع، تعداد زوج پیکسل‌های مربوط به حالت‌های ۱ تا ۴ را به ترتیب با a، b، c و d نمایش دهیم، شاخص‌های مذکور به کمک روابط (۱۱) تا (۱۳) تعریف می‌شوند:

$$ARI(T,C) = \frac{2(a\times d - b\times c)}{(a+b)(b+d)+(a+c)(c+d)} \quad (۱۱)$$

شاخص ARI بین صفر و یک تغییر می‌کند و مقادیر بزرگتر آن بیانگر تطبیق بهتر T و C است.

$$CA\%(T,C) = \frac{a+d}{a+b+c+d}\times 100 \quad (۱۲)$$

شاخص CA% در بازه‌ی صفر تا ۱۰۰ تغییر می‌کند و مقدار بزرگتر آن به معنی تطبیق بهتر تقطیع موردبررسی با مرجع می‌باشد.

[Downloaded from jiaeee.com on 2024-04-19]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.8.4]

جدول (۱): مقایسه‌ی مقادیر میانگین و واریانس شاخص‌های صحه‌گذاری خوشه، برای تقطیع تصاویر دانشگاه برکلی

روش پیشنهادی	MoMODEFC	MOGAFC	شاخص ارزیابی	تعداد خوشه‌ها	داده‌ی ورودی
۰/۸۹۰۵±۰/۰۴۲۹	۰/۸۴۹۳±۰/۰۰۷	۰/۸۴۸۸±۰/۰۰۰۲۵	ARI	۲	تصویر هواپیما
۹۷/۸۱۹۲±۰/۹۳۴۲	۹۷/۱۹۲۷±۰/۱۰۹۵	۹۷/۱۳۳۸±۰/۰۰۳۲	CA		
۰/۱۵۳۶±۰/۰۳۲۳	۰/۱۷۸۱±۰/۰۰۳۴	۰/۱۸±۰/۰۰۰۱	MS		
۰/۹۰۰۹±۰/۰۲۵۴	۰/۳±۰/۰۰۳۸	۰/۳۰۲۶±۰/۰۰۴۴	ARI	۴	تصویر پرنده
۹۶/۳۳۱۸±۰/۸۹۶۸	۶۴/۶۳۳۵±۰/۴۵۸۶	۶۴/۹۷۴۲±۰/۵۵۲۴	CA		
۰/۳۸۶۷±۰/۰۴۶۳	۱/۲۰۹۳±۰/۰۰۷۹	۱/۲۰۳۴±۰/۰۰۹۵	MS		
۰/۷۱۹۶±۰/۱۱۹۹	۰/۴۷۴۱±۰/۰۰۰۳۳	۰/۴۶±۰/۰۰۲۱	ARI	۲	تصویر بنای تاریخی
۸۵/۸۲۴±۶/۱۱۵	۷۳,۷۲۳۷±۰,۰۱۶۹	۷۳/۲۸±۰/۱۰۶۴	CA		
۰/۴۸۷±۰/۱۳۳۳	۰/۶۸۷۴±۰/۰۰۰۲۲	۰/۶۹۳۲±۰/۰۰۱۴	MS		
۰/۴۳۶۲±۰/۰۱۴۶	۰/۱۹۴±۰/۰۰۸۴	۰/۱۹۱±۰/۰۰۵۶	ARI	۵	تصویر پروانه
۹۱/۵۸۲۶±۰/۱۹۰۶	۷۷/۴۰۷۳±۰/۶۴۰۲	۷۷/۲۷۶۷±۰/۹۶۱۴	CA		
۰/۹۱۸۹±۰/۰۱۰۱	۱/۵۰۵۳±۰/۰۲۱۴	۱/۵۰۹۵±۰/۰۳۲۱	MS		

$$MS = \sqrt{\frac{b+c}{a+b}} \qquad (۱۳)$$

مقدار صفر برای این شاخص به معنی تطبیق کامل با مرجع است و هرچه از دید آن، انطباق دو تقطیع بیشتر باشد، مقدار کوچکتری به خود می‌گیرد. جدول(۱) مقادیر میانگین و انحراف معیار شاخص‌های ارزیابی CA%، MS و ARI را به تفکیک هر تصویر و برای هر الگوریتم نشان می‌دهد. با توجه به مقادیر جدول(۱)، خروجی روش پیشنهادی برای هر چهار تصویر موردبررسی در ارزیابی به کمک شاخص‌های ARI و CA% نسبت به دو الگوریتم خوشه‌بندی فازی چندهدفه‌ی دیگر، مقادیر بزرگتری تولید نموده است که بیانگر انطباق بیشتر نتایج با تقطیع مرجع می‌باشد. مقادیر کوچکتر شاخص MS برای تقطیع‌های حاصل از روش پیشنهادی، در مقایسه با نتایج دو روش دیگر، نیز گویای همین موضوع است. از آنجایی که روش پیشنهادی در ارزیابی افرازها پیوستگی مکانی آن‌ها را درنظر می‌گیرد و از سازوکار جدیدی برای جستجو در فضای ورودی استفاده می‌کند، توانسته بر روش‌های مورد مقایسه غلبه پیدا کند. از طرف دیگر، این روش پس از حصول خوشه‌ها نواحی مجزای متناظر با آن‌ها را به عنوان نواحی مستقل درنظر می‌گیرد، اقدامی که توسط روش‌های تحت بررسی انجام نمی‌شود.

جدول (۲) پیچیدگی زمانی مراحل مختلف الگوریتم پیشنهادی را نشان می‌دهد که بر این اساس، مرتبه‌ی زمانی مرحله‌ی محاسبه‌ی ماتریس شباهت خوشه‌های موجود در جمعیت از سایر مراحل ذکر شده بیشتر است[۲۸]. بنابراین، پیچیدگی زمانی الگوریتم پیشنهادی تقریباً برابر $O(N \times \boldsymbol{k}^2 \times N_{pop}^2 \times itr_1)$ می‌باشد. درمقابل، در دو الگوریتم خوشه‌بندی چندهدفه‌ی موردمقایسه که فاقد مرحله‌ی خوشه‌بندی خوشه‌های موجود در جمعیت هستند، بیشترین مرتبه‌ی زمانی به محاسبه‌ی توابع هدف اختصاص دارد. از اینرو می‌توان مرتبه‌ی

جدول (۲): پیچیدگی زمانی مراحل مختلف هر تکرار از الگوریتم پیشنهادی.

مرحله‌ی الگوریتم	پیچیدگی زمانی
مقداردهی اولیه‌ی جمعیت	$O(\boldsymbol{k} \times N_{pop})$
محاسبه‌ی ماتریس شباهت خوشه‌های جمعیت	$O(N \times \boldsymbol{k}^2 \times N_{pop}^2)$
اجرای الگوریتم خوشه‌بندی پیوستگی انتشار	$O(\boldsymbol{k}^2 \times N_{pop}^2 \times itr_2)$[۱]
اعمال عملگر جهش تفاضلی	$O(D \times \boldsymbol{k} \times N_{pop})$
اعمال عملگر بازترکیبی	$O(\boldsymbol{k} \times N_{pop})$
محاسبه‌ی توابع هدف	$O(D \times N \times \boldsymbol{k} \times N_{pop})$
رتبه‌بندی راه‌حل‌ها براساس مفهوم غالب‌بودن[۲۳]	$O(\log(m \times N_{pop}))$
محاسبه‌ی چگالی نقاط اطراف راه‌حل‌ها [۲۳]	$O(m \times N_{pop} \times \log(N_{pop}))$
انتخاب شایسته‌ترین راه‌حل‌ها برای نسل بعد	$O(N_{pop} \times \log(N_{pop}))$

زمانی این دو روش را $O(D \times N \times \boldsymbol{k} \times N_{pop} \times itr_1)$ تخمین زد که از روش پیشنهادی کمتر است. بااین‌وجود، این افزایش پیچیدگی زمانی با برتری چشمگیر کارایی روش پیشنهادی نسبت به روش‌های موردمقایسه، جبران می‌شود. بعلاوه، در حوزه‌ی تقطیع تصاویر، کاربردهای متعددی وجود دارد که اجرای بلادرنگ الگوریتم طراحی شده در آن‌ها مدنظر نیست. یک روش برای کاهش پیچیدگی زمانی روش پیشنهادی و نزدیک‌کردن مقدار آن به دو روش دیگر، نمونه‌برداری از خوشه‌های موجود در جمعیت برای مرحله‌ی خوشه‌بندی خوشه‌ها است. برای این منظور می‌توان $\sqrt{N_{pop}}$ راه‌حل

[Downloaded from jiaeee.com on 2024-04-19]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.8.4]
Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers Vol13 No.2 Summer 2016

شایسته‌تر را در این مرحله شرکت داد.

۱- تعداد تکرار الگوریتم خوشه‌بندی پیوستگی انتشار، itr_2 ، است که در این مقاله برابر ۱۰۰، در نظر گرفته شده است.

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک روش خوشه‌بندی چندهدفه‌ی تکاملی برای تقطیع تصاویر رنگی پیشنهاد شده است که عمل جهش را برای هر مرکز خوشه‌ی کدشده در یک کروموزم، به‌طورجداگانه انجام می‌دهد و به‌این‌منظور بردارهای سازنده‌ی هر مرکز خوشه را از فراخوشه‌های حاصل از خوشه‌بندی کلیه‌ی خوشه‌های موجود در هر نسل انتخاب می‌کند. بعلاوه، به‌منظور تمایز بهتر مراکز خوشه از یکدیگر، میانگین سایر مراکز خوشه، از ترکیب خطی بردارهای سازنده کم می‌شود.

در این الگوریتم با توجه به کاربرد خوشه‌بندی که تقطیع تصویر است، پیوستگی مکانی نواحی ایجادشده، در ارزیابی جواب‌ها مدنظر قرارگرفته است و پس از شکل‌گیری خوشه‌ها، به نواحی مجزای متناظر با هر خوشه، برچسب جداگانه‌ای اختصاص می‌یابد. نتایج دیداری و کمی حاصل از مقایسه‌ی روش پیشنهادی با دو روش خوشه‌بندی چندهدفه‌ی دیگر، در تقطیع چهار تصویر رنگی، حاکی از برتری این روش است. بنابراین، اهداف تعریف‌شده ملزومات مسأله‌ی تقطیع تصویر را به‌خوبی برآورده می‌کنند و شیوه‌ی جستجو اتخاذشده نیز در تخمین نقاط بهینه‌ی مسأله مؤثر بوده است.

در کارهای آتی می‌توان فاکتور جهش را با توجه به میزان تنوع موجود در راه‌حل‌های غیرمغلوب هر نسل، به صورت تطبیقی تعیین نمود. همچنین می‌توان از توابع ارزیابی بدون دخالت انسان کیفیت تقطیع، به عنوان تابع شایستگی یا برای انتخاب بهترین راه‌حل نسل نهایی بهره برد.

مراجع

[1] Plataniotis, K. N., Venetsanopoulos, A. N., Color Image Processing and Applications, Springer, 2000.

[2] Bong, C.-W., Rajeswari, M., "Multi-objective nature-inspired clustering and classification techniques for image segmentation". Applied Soft Computing Journal, Vol.11, No.4, pp. 3271-3282, 2011.

[3] Zitzler, E., Laumanns, M., Bleuler, S., "A Tutorial on Evolutionary Multiobjective Optimization", Metaheuristics for Multiobjective Optimisation, Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems, Springer, Vol. 535, pp.3-37, 2004.

[4] Hruschka, E. R., Campello, R. J. G. B., Freitas, A. A., de Carvalho A.C.P.L.F. "A survey of evolutionary algorithms for clustering", IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics Part C: Applications and Reviews, Vol.39, No.2, pp. 133-155, 2009.

[5] Shirakawa, S., Nagao, T., "Evolutionary image segmentation based on multiobjective clustering", IEEE Congress on Evolutionary Computation(CEC), No. 4983250, pp. 2466-2473, 2009.

[6] Qian, X., Zhang, X., Jiao, L., Ma, W., "Unsupervised texture image segmentation using multi objective evolutionary clustering ensemble algorithm", IEEE Congress on Evolutionary Computation(CEC) , No. 4631279 , pp. 3561-3567, 2008.

[7] Handle, J., Knowles, J.," An evolutionary approach to multiobjective clustering". IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol.11, No.1, pp.56–76,2007.

[8] Bandyopadhyay, S., Maulik, U., Mukhopadhyay, A., "Multiobjective genetic clustering for pixel classification in remote sensing imagery", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol.45, No.5, pp. 1506-1511, 2007.

[9] Saha, I., Maulik, U., Plewczynski, D., "A new multi-objective technique for differential fuzzy clustering", Applied Soft Computing Journal, Vol.11, No.2, pp. 2765-2776, 2011.

[10] Mukhopadhyay, A., Maulik, U., "Unsupervised pixel classification in satellite imagery using multiobjective fuzzy clustering combined with SVM classifier", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol.47, No.4 , art. No. 4799163, pp. 1132-1138, 2009.

[11] Saha, I., Maulik, U., Plewczyński, D., "Multiobjective differential crisp clustering for evaluation of clusters dynamically", Advances in Intelligent and Soft Computing, AISC 103 , pp. 307-313, 2011.

[12] Mukhopadhyay, A., Maulik, U., "A multi objective approach to MR brain image segmentation", Applied Soft Computing Journal, Vol.11, No.1, pp. 872-880, 2011.

[13] Strehl, A., Ghosh, J., "Cluster ensembles - a knowledge reuse framework for combining multiple partitions", Machine Learning Research, Vol.3, pp. 583–617, 2002.

[14] Zhou, A., Qu, B.-Y., Li, H., Zhao, S.-Z., Suganthan, P. N., Zhangd, Q., "Multiobjective evolutionary algorithms: A survey of the state of the art", Swarm and Evolutionary Computation, Vol.1, No.1, pp. 32-49, 2011.

[15] Efren, M. M., Margarita, R. S., Carlos, A. C. C., "Multi-Objective Optimization using Differential Evolution: A Survey of the State-

[Downloaded from jiaeee.com on 2024-04-19]

[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.8.4]

of-the-Art", Advances in Differential Evolution Studies in Computational Intelligence ,Vol.143, pp. 173-196, 2008.
[16] Das, S., Suganthan, P. N., "Differential evolution: A survey of the state-of-the-art," Evolutionary Computation, IEEE Transactions on, vol. 15, no. 1, pp. 4–31, 2011.
[17] Storn, R., Price, K., "Differential evolution–a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces," Journal of global optimization, vol. 11, no. 4, pp. 341–359, 1997.
[18] Das, S., Konar, A., "Automatic image pixel clustering with an improved differential evolution," Applied Soft Computing, vol. 9, no. 1, pp. 226–236, 2009.
[19] Karypis, G., Kumar, V., "A fast and high quality multilevel scheme for partitioning irregular graphs", SIAM Journal on Scientific Computing, 20(1):359-392, 1998.
[20] Frey, B. J., Dueck, D., "Clustering by passing messages between data points". Science, Val.315, No.5814, 2007.
[21] Bezdek, J. C., Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms. New York: Plenum, 1981.
[22] Chen, S. C., Zhang, D. Q., "Robust image segmentation using FCM with spatial constraints based on new kernel-induced distance measure", IEEE Trans. Systems, Man, Cybernetics – part C: Applications and Reviews, Vol.39, No.2, pp.139-154, 2004.
[23] Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., Meyarivan, T., "A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA—II", IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol. 6, No. 2, pp. 182-197, 2002.
[24] Jardine, N., Sibson, R., Mathematical Taxonomy, John Wiley and Sons, 1971.
[25] Xie, X. L., Beni, G., "A validity measure for fuzzy clustering," Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, vol. 13, no. 8, pp. 841–847, 1991.
[26] Berkeley Segmentation and Boundary Detection Benchmark and Dataset, 2003,http://www.cs.berkeley .edu/projects/vision/grouping/segbench.
[27] Hubert, L., Arabie, P., "Comparing partitions". Journal of Classification, pp.193–218,1985.
[28] Zhong, Y., Zhang, S., Zhang, L., "Automatic Fuzzy Clustering Based on Adaptive Multi-Objective Differential Evolution for Remote Sensing Imagery," Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of, vol. 6, no. 5, pp. 2290-2301, Oct. 2013.
[۲۹] مهدی پرویزی مساعد، فرید فرمانی، امجد انوری مقدم، اشکان رحیمی کیان، حسن منصف **"جایابی و تعیین اندازه بهینه و چندهدفه مولدهای انرژی تجدید پذیر در یک شبکه توزیع با در نظرگرفتن مدل بار"**، مجله انجمن مهندسین برق و الکترونیک ایران، سال دوازدهم، شماره اول، بهار و تابستان ۱۳۹۴.
[۳۰] ابراهیم حجتی نجف آبادی، سید مسعود برکاتی، سعید توکلی افشار **"تعیین بهینه تولید و مکان و اندازه بهینه ادوات FACTS به منظور حذف تراکم خطوط"**، مجله انجمن مهندسین برق و الکترونیک ایران، سال دوازدهم، شماره اول، بهار و تابستان ۱۳۹۴.

زیرنویس‌ها

[1] Image Segmentation
[2] Encoding
[3] Multi Objective Clustering with Automatic k-determination
[4] Saha
[5] Mukhopadhyay
[6] Maulik
[7] Meta-Clustering Algorithm
[8] Donor vectors
[9] Meta-Cluster
[10] Qian
[11] Co-occurrence Matrices
[12] Shirakawa
[13] Nagao
[14] Edge-worth
[15] Pareto
[16] Pareto Set
[17] Pareto Front
[18] Storn
[19] Price
[20] Binomial Crossover
[21] Clustering Ensemble
[22] Hyper Edge
[23] Jaccard Measure
[24] Graph Partitioning
[25] Affinity Propagation
[26] Fuzzy C-Means
[27] Fuzzy Exponent
[28] Chen
[29] Zhang
[30] Minkowski Score
[31] MultiObjective Genetic Algorithm based Fuzzy Clustering

[Downloaded from jiaeee.com on 2024-04-19]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.8.4]
Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers Vol13 No.2 Summer 2016

[32] Multiobjective Modified Differential Evolution based Fuzzy Clustering

[33] Relative Cluster Validity Indices

[34] Adaptive Rand Index

[35] Percentage Classification Accuracy

[36] Simulated Binary Crossover

[Downloaded from jiaeee.com on 2024-04-19]

[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.8.4]