مجله تحقیق در عملیات در کاربردهای آن، سال بیست و یکم، شماره سوم (پیاپی ۸۲)، پاییز ۰۳، ص ص ۱۱۶-۹۹
شاپا ۷۲۸۶-۲۲۵۱

ارایه الگوریتم فراابتکاری جدید (الگوریتم بهینه‌سازی قشقایی) جهت بهبود دقت خوشه‌بندی داده‌ها با استفاده از روش K-means

مهدی خادم[۱]، عباس طلوعی اشلقی[۲*]، کیامرث فتحی هفشجانی[۳]

۱- دانشجوی دکتری، گروه مدیریت صنعتی، دانشکده مدیریت و اقتصاد، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران
۲-استاد، گروه مدیریت صنعتی، دانشکده مدیریت و اقتصاد، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران
۳-استادیار،گروه مدیریت صنعتی، دانشکده مدیریت و اقتصاد، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

رسید مقاله: ۱۰ فروردین ۱۴۰۲
پذیرش مقاله: ۱۲ شهریور ۱۴۰۲

چکیده

خوشه‌بندی یا تجزیه و تحلیل خوشه‌ای یک روش یادگیری بدون نظارت است که اغلب به عنوان یک روش تجزیه و تحلیل داده‌ها برای کشف الگوهای جالب در داده‌ها مانند گروه‌های مشتری بر اساس رفتار آنها استفاده می‌شود. از آن جایی که مساله خوشه‌بندی از نوع مسایل NP-hard می‌باشد، بهره بردن از الگوریتم‌های هوش تکاملی به دلیل موفقیت در حل دسته وسیعی از مسایل NP-hard در این زمینه مفید می‌باشد. الگوریتم‌های ابتکاری و فراابتکاری زیادی برای حل مساله خوشه‌بندی ارایه شده‌اند. روش K-means ساده‌ترین روش برای خوشه‌بندی داده‌هاست که از مزایای آن سرعت و سهولت استفاده است و از معایب آن همگرا شدن به بهینه محلی می‌باشد. در این مقاله پس از تعریف تابع هدف کمینه‌سازی الگوریتم K-means با استفاده از الگوریتم فراابتکاری قشقایی در نرم‌افزار Matlab پیاده‌سازی شد. در طراحی الگوریتم قشقایی ویژگی‌های جمعیت محور بودن، مسیریابی، حافظه محور بودن، ایجاد توازن بین جستجوی محلی و جستجوی سراسری جهت بهبود عملکرد آن در دستیابی به جواب بهینه استفاده شده است. نتایج حاصل از الگوریتم ترکیبی پیشنهادی با دیگر الگوریتم‌های مشهور مقایسه شده و نتایج ازمون فرض نشان داد که الگوریتم پیشنهادی در دستیابی به پاسخ‌های مطلوب کاراست.

کلمات کلیدی: بهینه‌سازی، مسایل NP- hard، خوشه‌بندی‌داده‌ها، الگوریتم K-means ، الگوریتم‌های فراابتکاری، الگوریتم بهینه‌سازی قشقایی.

۱ مقدمه

خوشه‌بندی، فرآیندی است که به کمک آن می‌توان مجموعه‌ای از اشیاء را در گروه‌های مجزا قرار داد به طوری که اعضای درون یک خوشه بیشترین شباهت را با یکدیگر و کم‌ترین شباهت را با اعضای دسته‌های دیگر داشته باشند [۱]. خوشه‌بندی، یک تابع کاوشی بدون نظارت داده‌کاوی به منظور کشف گروه‌بندی طبیعی درون

* عهده‌دار مکاتبات
آدرس الکترونیکی: AToloieEshlaghy@gmail.com

[Downloaded from jorlu.ir on 2026-11-28]
[DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-1987]

داده‌هاست. الگوریتم‌های خوشه‌بندی به طور خودکار ویژگی‌های متمایزکننده زیرگروه‌ها را تعریف و ساماندهی نموده و مدل را از روی روابط داده‌ها و خوشه‌هایی که الگوریتم شناسایی می‌کند آموزش می‌دهند. خوشه‌بندی کاربردهای فراوانی در هوش مصنوعی[۲]، یادگیری ماشین[۳]، بازیابی اطلاعات[۴]، شناخت الگوها[۵]، مدیریت اسناد[۶]، پردازش تصویر[۷]، تشخیص گفتار[۸]، زیست‌شناسی[۹]، مطالعات زلزله‌نگاری[۱۰]، تحلیل سیگنال [۱۱] ، تشخیص بیماری[۱۲]، بخش‌بندی بازار[۱۴, ۱۳]، انتخاب تامین‌کنندگان[۱۵] و کاهش ابعاد [۱۶] دارد.

معیارهای مختلفی را برای مشابه بودن می‌توان در نظر گرفت برای مثال معیار فاصله را برای خوشه‌بندی مورد استفاده قرار داد و اشیایی را که به یکدیگر نزدیک‌تر هستند را به‌عنوان یک خوشه در نظر گرفت که به این نوع خوشه‌بندی، خوشه‌بندی مبتنی بر فاصله نیز گفته می‌شود. روش‌های مختلفی برای خوشه‌بندی ارایه شده است که از جمله آنها می‌توان به روش خوشه‌بندی مبتنی بر افراز[۱]، خوشه‌بندی سلسله مراتبی[۲]، خوشه‌بندی مبتنی بر تراکم یا چگالی داده‌ها[۳]، خوشه‌بندی مبتنی بر شبکه‌های شطرنجی گرید[۴] و خوشه‌بندی مبتنی بر مدل[۵] اشاره نمود[۱۷].

هدف از خوشه‌بندی کمینه‌سازی کل عدم تشابه بین‌گروهی و بیشینه‌سازی تشابه درون‌گروهی می‌باشد. یکی از روش‌های خوشه‌بندی داده‌ها الگوریتم K-means است که جهت حل مسایل مختلف و پیچیده کاربرد دارد. [۱۸] این الگوریتم علیرغم داشتن مزایایی همچون سادگی، سریع بودن و کارا بودن به موقعیت اولیه‌اش نیز بسیار وابسته بوده و به همین دلیل در بسیاری از موارد به بهینه محلی همگرا می‌شود. [۲۰، ۱۹] همچنین براکر در سال ۱۹۸۷ نشان داد که مساله خوشه‌بندی از نظر پیچیدگی در دسته مسایل NP-hard قرار دارد. [۲۱]

محققان جهت رفع این نقطه ضعف در خوشه‌بندی داده‌ها با استفاده از الگوریتم‌های ابتکاری و فراابتکاری راهکارهایی را ارایه نموده‌اند ولی این راه حل‌ها همچنان از مشکلاتی مانند سرعت همگرایی پایین، کیفیت نتایج و پیچیدگی ساختار رنج می‌برند. در این مقاله الگوریتم فرا ابتکاری جدیدی جهت بهبود دقت خوشه‌بندی داده‌ها ارایه شده است که علاوه بر داشتم مزایایی مانند ساده بودن ساختار و نیاز داشتن به تعداد پارامترهای کم، دارای کیفیت نتایج و سرعت پاسخ مناسب بوده و دارای قابلیت فرار از تله بهینگی محلی جهت خوشه‌بندی داده‌ها می‌باشد. در این مقاله ابتدا به بررسی بهینه‌سازی خوشه‌بندی داده‌ها با استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری پرداخته شده است. سپس در ادامه به مراحل طراحی الگوریتم قشقایی پرداخته شده و سپس این الگوریتم با الگوریتم K-means ترکیب‌شده و سپس الگوریتم ترکیبی پیشنهادی با استفاده از مجموعه داده‌های تصادفی بارها اجرا شده و سپس در گام بعدی نتایج محاسباتی آماری ارایه شده است.

[1] Partitional Clustering
[2] Hierarchical Clustering
[3] Density-Bases Clustering
[4] Grid-based Clustering
[5] Model-Based Clustering

[Downloaded from jorlu.ir on 2026-11-28]

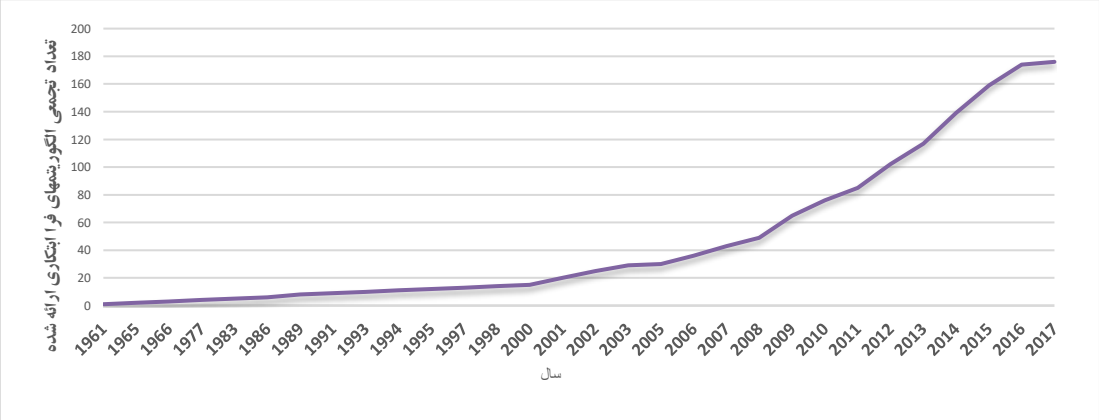
[DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-1987]

۲ پیشینه تحقیق

خوشه‌بندی یک روش داده کاوی با کاربردهای فراوان در زمینه‌های مختلف مانند گروه‌بندی بیماران بر اساس علائم مشابه یا ارتقاء عملکرد موتور جستجوی وب با یافتن اسناد موضوعات مشابه می‌باشد. [۲۲] خوشه‌بندی روش یادگیری بدون نظارت است و هدف آن گروه‌بندی اشیاء بر اساس اصل حداکثرسازی شباهت درون خوشه‌ای و به حداقل رساندن شباهت بین خوشه‌ای است[۲۳] به طور کلی، الگوریتم‌های خوشه‌بندی معمولی را می‌توان به دو گروه روش‌های بخش‌بندی و سلسله مراتبی تقسیم کرد.

خوشه‌بندی K-means (KM) یکی از معمول‌ترین‌ها روش‌های بخش‌بندی بوده و به دلیل سادگی، کارایی و سهولت اجرای آن، بسیار مورد استفاده قرار می‌گیرد. علیرغم این مزایا این روش از مشکلاتی مانند حساسیت مقداردهی اولیه و دامهای بهینه محلی رنج می‌برد [۲۴]. این مشکلات اغلب منجر به نتایج خوشه‌ای نامطلوب می‌شود. محققان جهت حل این مشکلات از توانایی‌های الگوریتم های فرا ابتکاری استفاده نموده‌اند. الگوریتم های فرا ابتکاری روش‌های راه حلی هستند که با تعامل بین روش‌های بهبود محلی و استراتژی‌های سطح بالاتر، منجر به یک جستجوی استوار در فضای راه حل شده و توانایی فرار از بهینه‌سازی محلی را امکان‌پذیر می‌سازند. [۲۵]

شکل ۱ تعداد تجمعی نتایج و فراابتکاری ارایه‌شده را نمایش می‌دهد. [۲۶]



شکل ۱. تعداد تجمعی الگوریتم‌های فراابتکاری ارایه‌شده

جدول ۱ خلاصه پژوهش‌های انجام‌شده و الگوریتم‌های ارایه‌شده در حیطه موضوع کاربرد الگوریتم‌های فراابتکاری جهت حل مسایل خوشه‌بندی را نمایش می‌دهد.

جدول ۱. خلاصه پژوهش‌های انجام‌شده در زمینه کاربرد الگوریتم‌های فراابتکاری جهت حل مسایل خوشه‌بندی

ردیف	الگوریتم	نویسندگان	سال	منبع
۱	یک الگوریتم تبرید شبیه‌سازی شده برای مساله خوشه‌بندی	سلیم، سلطان	۱۹۹۱	[۲۷]
۲	ارایه الگوریتم جستجوی ممنوع جهت خوشه‌بندی	سلطان	۱۹۹۵	[۲۸]
۳	تکنیک خوشه‌بندی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک	مولیک	۲۰۰۰	[۲۹]
٤	ارایه الگوریتم کلونی مورچگان جهت خوشه‌بندی	شلوکار	۲۰۰۴	[۳۰]

[Downloaded from jorlu.ir on 2026-11-28]

[DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-1987]

ردیف	الگوریتم	نویسندگان	سال	منبع
۵	کاربرد الگوریتم زنبور عسل در خوشه‌بندی	فتحیان، امیری	۲۰۰۷	[۳۱]
٦	ارایه الگوریتم ترکیبی جدید جهت خوشه‌بندی بر اساس الگوریتم ژنتیک	نگویان	۲۰۰۸	[۳۲]
۷	یک الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات تکاملی برای خوشه‌بندی داده‌ها	عالم، دبی	۲۰۰۸	[۳۳]
۸	ارایه الگوریتم ترکیبی جدید جهت خوشه‌بندی بر اساس الگوریتم ازدحام ذرات و جستجوی سیمپلکس	کائو، زاهارا	۲۰۰۸	[۳۴]
۹	ارایه الگوریتم ترکیبی جدید جهت خوشه‌بندی بر اساس الگوریتم ازدحام ذرات، کلونی مورچگان و K-means	نیکنام،امیری	۲۰۱۰	[۳۵]
۱۰	ارایه الگوریتم ترکیبی جدید جهت خوشه‌بندی بر اساس الگوریتم رقابت استعماری اصلاح‌شده و K-means	نیکنام،طاهریان	۲۰۱۱	[۳۶]
۱۱	خوشه‌بندی با استفاده از الگوریتم کرم شب تاب: مطالعه عملکرد	سنتیلنا، امکار	۲۰۱۱	[۳۷]
۱۲	ارایه یک رویکرد خوشه‌ای جدید: الگوریتم کلونی زنبورهای مصنوعی (ABC)	کاراگوبا ، اوزترک	۲۰۱۱	[۳۸]
۱۳	خوشه‌بندی با استفاده از الگوریتم انفجار بزرگ	حاتم‌لو، عبداله	۲۰۱۱	[۳۹]
۱٤	ارایه الگوریتم جستجوی باینری جهت خوشه‌بندی	حاتم‌لو	۲۰۱۲	[۴۰]
۱۵	یک رویکرد ترکیبی جهت خوشه‌بندی بر اساس k-means و الگوریتم جستجوی گرانشی	حاتم‌لو ، عبداله	۲۰۱۲	[۴۱]
۱٦	معرفی الگوریتم سیاه چاله جهت خوشه‌بندی	حاتم‌لو	۲۰۱۳	[۴۲]
۱۷	به‌کارگیری الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات برای خوشه‌بندی مشتریان	عظیمی،قربانپور	۱۳۹۳	[۴۳]
۱۸	ارایه الگویی برای خوشه‌بندی داده‌ها مبتنی بر الگوریتم جستجوی هارمونی	شهریاری	۱۳۹۵	[۴۴]
۱۹	خوشه‌بندی خودکار با استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری الهام گرفته از طبیعت	گارسیا و گومز	۲۰۱۶	[۴۵]
۲۰	ارایه الگوریتم ترکیبی فراابتکاری بر اساس واکنش شیمیایی و C-means جهت خوشه‌بندی	نایاک،آبراهام	۲۰۱۷	[۴۶]
۲۱	یک الگوریتم خوشه‌بندی داده جدید بر اساس الگوریتم جستجوی گرانشی اصلاح شده	هان،کوان	۲۰۱۷	[۴۷]
۲۲	ارایه الگوریتم ترکیبی فراابتکاری و C-means جهت خوشه‌بندی	کیو، زولویا	۲۰۱۸	[۴۸]
۲۳	یک الگوریتم اصلاح شده کلونی زنبور عسل مصنوعی و ترکیب آن با الگوریتم k-means	داس	۲۰۱۸	[۴۹]
۲٤	یک روش خوشه‌بندی ترکیبی کارآمد بر اساس الگوریتم ها فاخته و ازدحام ذرات اصلاح‌شده	بویر، حاتم لو	۲۰۱۸	[۵۰]
۲۵	بهبود الگوریتم خوشه‌بندی K-means بر اساس الگوریتم کرم شب تاب	ژو، لی	۲۰۱۸	[۵۱]
۲٦	ارایه الگوریتم ترکیبی فراابتکاری کلونی زنبورهای مصنوعی بهبودیافته برای خوشه‌بندی کارآمد انرژی در شبکه‌های حسگر بی‌سیم	مان و سینگ	۲۰۱۹	[۵۲]
۲۷	رویکرد فراابتکاری چندهدفه جهت خوشه‌بندی داده‌ها در کاربردهای مهندسی	دیمان	۲۰۱۹	[۵۳]

[Downloaded from jorlu.ir on 2026-11-28]

[DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-1987]

ردیف	الگوریتم	نویسندگان	سال	منبع
۲۸	بهبود خوشه‌بندی K-means با استفاده از الگوریتم کرم شب تاب اصلاح‌شده	ژی،ژانگ	۲۰۱۹	[۵۴]
۲۹	تجزیه و تحلیل خوشه‌بندی با استفاده از الگوریتم گرگ خاکستری	الجراح،مفرجا	۲۰۲۰	[۵۵]

۳ بیان مساله

تابع هدف[1] بهینه‌سازی در خوشه‌بندی k-میانگین درصورتی‌که هدف اندازه‌گیری مشابهت اشیاء باشد، تابع هدف بیشینه‌سازی[2] و اگر هدف فاصله بین اشیاء در هر خوشه باشد، تابع هدف کمینه‌سازی[3] خواهد بود. تابع هدف مطابق رابطه (۱) تعریف می‌شود:

$$f(O,C)=\sum_{i=1}^{n}\left\{\left\|O_i-C_l\right\|^2 \mid l=1,2,\ldots,k\right\} \quad (1)$$

مراحل الگوریتم پایه K-means مطابق جدول ۲ می‌باشد.

جدول ۲. مراحل پیاده‌سازی الگوریتم K-means

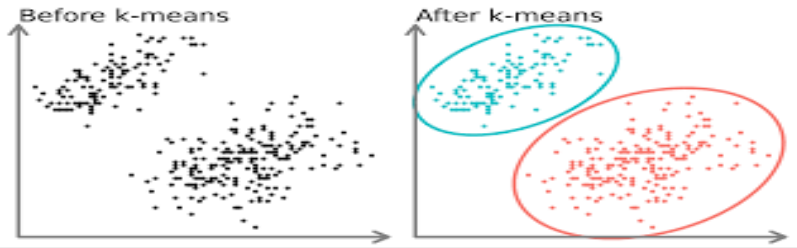
۱. در ابتدا K نقطه به عنوان به نقاط مراکز خوشه‌ها انتخاب می‌شوند.

۲. هر نمونه داده به خوشه‌ای که مرکز آن خوشه کمترین فاصله تا آن داده را داراست، نسبت داده می‌شود.

۳. پس تعلق تمام داده‌ها به یکی از خوشه‌ها برای هر خوشه یک نقطه جدید(میانگین نقاط متعلق به هر خوشه) به عنوان مرکز محاسبه می‌شود.

٤. مراحل ۲ و ۳ تکرار می‌شوند تا زمانی که دیگر هیچ تغییری در مراکز خوشه‌ها حاصل نشود.

در شکل ۲ چگونگی خوشه‌بندی داده‌ها به روش K-means نمایش داده شده است.



شکل ۲. خوشه‌بندی داده‌ها به روش K-Means

- **مزایای الگوریتم K-means**

از مزایای الگوریتم K-means محاسبات ساده، قابلیت پیاده‌سازی آسان، سرعت بالا ومناسب بودن برای داده‌های بزرگ می‌باشد.

[1] Object Function
[2] Maximization
[3] Minimization

[Downloaded from jorlu.ir on 2026-11-28]
[DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-1987]

• معایب الگوریتم K-means

از معایب الگوریتم K-means نیز می‌توان به نیاز داشتن به تعیین تعداد خوشه از ابتدا، حساس بودن به داده‌های نویزی و پرت، حساس بودن به مقدار اولیه و تعداد خوشه‌ها و گرفتار شدن در دام الگوریتم در بهینه محلی را نام برد. مشکل گرفتار شدن در دام بهینه محلی را می‌توان با به‌کارگیری الگوریتم K-means به صورت ترکیبی با الگوریتم‌های فرا ابتکاری بر طرف نمود. الگوریتم عشایر قشقایی یک روش بهینه‌سازی است که راه حل مناسبی برای غلبه بر مشکل ذکرشده می‌باشد که در ادامه معرفی خواهیم نمود.

٤ تشریح الگوریتم فراابتکاری عشایر قشقایی(QA)

بهینه‌سازی به عنوان یک ابزار کلیدی در مهندسی، با افزایش کارایی و کاهش هزینه‌ها در زمینه‌های مختلفی مانند مدیریت زنجیره تامین، مسیریابی وسیله نقلیه، طراحی شبکه های عصبی نقش بسزایی در ارتقاء کیفیت و عملکرد پروژه‌ها ایفا می کند.

یک الگوریتم بهینه‌سازی فراابتکاری، یک روش سطح بالاتر ابتکاری است که می‌تواند به ویژه با اطلاعات اندک و با تغییرهایی کم جهت جستجو کردن و یافتن راه‌حل بهینه برای مسایل مختلف بهینه‌سازی به کار رود.

استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری، توانایی دستیابی به جواب‌های با کیفیت بالا را برای حل مسائل بهینه‌سازی سخت را به طور قابل ملاحظه‌ای افزایش می‌دهد. ویژگی مشترک این دسته از الگوریتم‌ها، استفاده از مکانیزم‌های خروج از بهینه محلی است. [۵۶]

در شکل ۳ برخی از الگوریتم‌های فرا ابتکاری جدید الهام گرفته از طبیعت مانند الگوریتم کرم شب تاب[۵۷]، مارپیچ[۵۸]، دسته ماهی[۵۹]، صاعقه[۶۰]، نیروی گرانش[۶۱]، کلونی زنبور عسل[۶۲] و ... ارایه شده است.



شکل ۳ . الگوریتم‌های فرا ابتکاری با الهام از طبیعت

الگوریتم فراابتکاری عشایر قشقایی، یک الگوریتم فراابتکاری جمعیت محور است. هوش جمعی نحوه کوچ عشایر، مولفه‌ها و ظرافت‌های زندگی و کوچ عشایر که حاصل تجربه گروهی، پشتکار و همکاری دسته جمعی اعضای ایل و دستیابی به راه‌حل‌های مطلوب که از نسلی به نسل دیگر به صورت شهودی و سیستماتیک

[Downloaded from jorlu.ir on 2026-11-28]
[DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-1987]

انتقال می‌یابد. نام این الگوریتم، به افتخار ایل قشقایی از عشایر معروف جنوب غرب سرزمین ایران الگوریتم قشقایی انتخاب شده است. [۶۴، ۶۳]

همچنین از مزایا و نوآوری‌های الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم‌های پیشین می‌توان به سادگی و سهولت در اجرا، تعداد پارامترهای موردنیاز کم، کیفیت مناسب جواب‌ها، ایجاد توازن بین جستجوی محلی و جستجوی سراسری، همگرایی سریع و قابلیت فرار از تله بهینه محلی اشاره نمود. [۶۵]

گام های الگوریتم بهینه‌سازی قشقایی[1]

- **ایجاد جمعیت اولیه**

فرض کنیم ایل n تا عضو دارد، هرکدام یک نقطه شروع کوچ (از ییلاق به قشلاق و بالعکس) دارند. نقطه شروع کوچ هر کدام از اعضای ایل یک نقطه تصادفی در فضای شدنی مساله می‌باشد.

- **انتخاب نخبه[2]**

معمولاً ایلات دارای سرزمین و قلمرو ایلی خاص خود بوده و تحت رهبری و مدیریت شخصی با سمت ایلخان یا ایل بیگ اداره می‌شوند. بزرگان ایل و ریش سفیدان مجموعه‌ای غنی از تجارب در خصوص بهترین و کم خطرترین مسیرهای عبور در حافظه خود دارند و در عبور از مسیرهای کوچ بیشتر به حافظه بلندمدت خود مراجعه می‌کنند. این در حالی است که اعضای جوان‌تر ایل از تجربه و حافظه کوتاه مدت تری برخوردار بوده و به همین دلیل کمتر به حافظه خود مراجعه می‌کنند و بیشتر به موقعیت قبلی خود استناد می‌کنند. در نقطه مقابل افراد ریش سفید ایل کمتر به موقعیت قبلی خود را ملاک حرکت بعدی خود قرار می‌دهند. از این مورد جهت به‌روزرسانی مکان‌های جدید حرکت الگوریتم الهام گرفته شده است. نخبه گرایی[3] شکلی از استخراج از بهترین راه حل‌های موجود در یک الگوریتم جستجو می‌باشد. به عنوان مثال ، در الگوریتم ژنتیک ، ساده ترین شکل نخبه گرایی این است که به بهترین راه حل اجازه دهید بدون هیچ گونه تغییر به نسل بعدی منتقل شود. [۶۹-۶۶]

- **نحوه به‌روزرسانی مکان‌های جدید**

در این الگوریتم عضو دارای بهترین تابع هزینه به عنوان ایلخان انتخاب و جهت به روز رسانی محل جدید آن از رابطه (۲) استفاده شده است.

(۲)

$$x_i^{t+1} = C_1 * \frac{fitness(pop(i)) - m_1}{m_2 - m_1} * x_i^t + C_2 * \frac{m_2 - fitness(pop(i))}{m_2 - m_1} * rand[varmin, varmax]$$

m_1 بهترین راه حل در هر تکرار و m_2 بدترین راه حل می‌باشند. دیگر اعضای جمعیت طبق رابطه (۳) به‌روزرسانی شده است.

(۳)

[1] Qashqai Optimization Algorithm(QOA)
[2] Elite Selection
[3] Elitism

[Downloaded from jorlu.ir on 2026-11-28]
[DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-1987]

$$x_i^{t+1} = C_1 * \frac{m_2 - \text{fitness}(pop(i))}{m_2 - m_1} * x_i^t + C_2 * \frac{\text{fitness}(pop(i)) - m_1}{m_2 - m_1} * \text{rand}[\text{varmin}, \text{varmax}]$$

جدول ۳ پارامترهای الگوریتم بهینه‌سازی قشقایی را نشان می‌دهد.

جدول ۳. پارامترهای الگوریتم بهینه‌سازی قشقایی

پارامتر	توضیحات
var max	حداکثر تعداد اعضای ایل
x_i^t	موقعیت عضو i ام ایل در تکرار t
x_i^{t+1}	موقعیت عضو i ام ایل در تکرار $t+1$
$pop(i)$	عضو i ام جمعیت ایل
$fitness(pop(i))$	تابع تناسب عضو i جمعیت ایل
var min	حداقل تعداد اعضای ایل
C_1, C_2	پارامترهای الگوریتم
m_1	بهترین راه حل (پاسخ) هر تکرار
m_2	بدترین راه حل (پاسخ) هر تکرار

- **مسیر کوچ**

مجموعه‌ای از بهترین نقاط طی‌شده که بیانگر بهترین جواب‌ها می‌باشد مسیر کلی حرکت کوچ را تشکیل می‌دهد.

- **استراتژی پیشگیری از بدتر شدن جواب بهینه**

در این الگوریتم یک استراتژی جهت جلوگیری از بدتر شدن جواب بهینه اتخاذ شده است. به این نحو که اگر جواب بهینه الگوریتم در یک تکرار از تکرار قبلی الگوریتم بدتر شد، بدترین جواب تکرار فعلی با نقطه بهینه تکرار قبلی جایگزین می گردد و از بدتر شدن جواب جلوگیری خواهد شد.

- **استراتژی تنوع (اکتشاف) و تمرکز (تشدید، بهره‌برداری)**

استراتژی تنوع و تمرکز در این الگوریتم به این صورت می‌باشد که هرچه توجه به موقعیت قبلی بیشتر باشد تمرکز[1] بیشتری خواهیم داشت و هر چه توجه به موقعیت قبلی کمتر باشد تنوع[2] بیشتری را شاهد خواهیم بود. رابطه (۲) نمایانگر تمرکز یا بهره برداری و رابطه (۳) بیانگر متنوع سازی یا اکتشاف می‌باشد.

- **شرایط توقف الگوریتم**

شرایط متفاوتی را می‌توان برای توقف الگوریتم مانند مدت زمان اجرای مشخص، تعداد تکرار مشخص، عدم بهبود جواب در نظر گرفت.

- **شبه‌کد الگوریتم قشقایی**

[1] Intensification
[2] Diversification

[Downloaded from jorlu.ir on 2026-11-28]
[DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-1987]

جدول۴ شبه‌کد[1] الگوریتم بهینه‌سازی قشقایی را نمایش می‌دهد.

جدول ٤. شبه‌کد الگوریتم بهینه‌سازی قشقایی(**QOA**)

Result: Find The best solution
Objective min or max $f(x), X = (x_1, x_2, \ldots, x_d)^T$

Generate initial population, of n members of tribes(or nomads)
Find the best solution g_* **in the population in each iteration**

While($t < MaxIteration$) or (stop criterion) do
For $i = 1{:}n$ (all n members of each tribe's)
$m_1 \longleftarrow$ Best solution(it)
$m_2 \longleftarrow$ Worst solution(it)

Update Position
if $pop(i)$ is best solution of each Iteration
then

$$x_i^{t+1} = C_1 * \frac{\text{fitness(pop(i))} - m_1}{m_2 - m_1} * x_i^t + C_2 * \frac{m_2 - \text{fitness(pop(i))}}{m_2 - m_1} * \text{rand[varmin, varmax]}$$

Else

$$x_i^{t+1} = C_1 * \frac{m_2 - \text{fitness(pop(i))}}{m_2 - m_1} * x_i^t + C_2 * \frac{\text{fitness(pop(i))} - m_1}{m_2 - m_1} * \text{rand[varmin, varmax]}$$

end if
Evaluate new solutions
If new solutions are better, update them in the population
end for
Find the current best solution g_*
end while

۵ طراحی الگوریتم ترکیبی خوشه‌بندی K-means و الگوریتم قشقایی(QOA)

شکل ۴ گام‌های روش ارایه شده جهت حل مشکل گرفتار شدن الگوریتم خوشه‌بندی ترکیبی K-means در دام بهینه محلی را با استفاده از الگوریتم فرا ابتکاری قشقایی را نمایش می‌دهد. از مزیت‌های الگوریتم پیشنهادی نسبت به سایر الگوریتم‌های فراابتکاری – خوشه‌بندی می‌توان به سادگی و سهولت در اجرا، تعداد پارامترهای موردنیاز کم، کیفیت مناسب جواب‌ها، سرعت همگرایی و قابلیت فرار از تله بهینه محلی اشاره نمود.

[1] Pseudo Code

[Downloaded from jorlu.ir on 2026-11-28]

[DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-1987]



شکل٤. مراحل طراحی و پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی جهت بهبود دقت خوشه‌بندی

٦ نتایج محاسباتی

پس از کدنویسی و پیاده‌سازی الگوریتم فراابتکاری پیشنهادشده با استفاده از مسایل معروف بهینه‌سازی الگوریتم به تکرارهای معینی اجرا و پاسخ‌ها و زمان‌های محاسباتی الگوریتم پیشنهادی ثبت و با الگوریتم‌های ژنتیک، ازدحام ذرات وتکامل تفاضلی مورد مقایسه قرار گرفت.

جدول ٥. مقایسه میانگین نتایج حاصل از ۳۰ بار اجرای الگوریتم قشقایی و الگوریتم ژنتیک بر روی توابع آزمون (تابع هزینه)

توابع	میانگین تابع هزینه		P-Value	حد پذیرش خطا	نتیجه آزمون فرض
	QOA	GA			
Sphere	۲.۰۱E-۲۹۰	۱.۹۰E-۰۲	۰	α=۰/۰۵	H_0رد می‌شود
Rastrigin	۰	۱.۹۴	۰	α=۰/۰۵	H_0رد می‌شود
Rosenbrock	۳/۹۸	۷/۱۳	۰/۰۰۸	α=۰/۰۵	H_0رد می‌شود
Griewank	۰	۴.۵۳E-۰۲	۰	α=۰/۰۵	H_0رد می‌شود
Ackley	۸.۸۸E-۱۶	۲.۵۸E-۰۱	۰	α=۰/۰۵	H_0رد می‌شود
EggHolder	-۸.۲۴E+۰۲	۷.۳۸-E+۰۲	۰/۱۵۶	α=۰/۰۵	H_0رد نمی‌شود
Michalewicz	-۱/۵۱	-۱/۷۵	۰	α=۰/۰۵	H_0رد می‌شود
Six-Hump Camel	۴.۷۷E-۰۱	۷.۵۷E-۰۳	۰	α=۰/۰۵	H_0رد می‌شود
Levy	۳.۸۹E-۰۱	۱.۰۷E-۰۱	۰	α=۰/۰۵	H_0رد می‌شود
Rotated Hyper-Ellipsoid	۴.۶۵E-۵۵	۱.۴۴E+۰	۰	α=۰/۰۵	H_0رد می‌شود

[Downloaded from jorlu.ir on 2026-11-28]

[DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-1987]

توابع	میانگین تابع هزینه		P-Value	حد پذیرش خطا	نتیجه آزمون فرض
	QOA	GA			
Shubert	-۱.۳۷ E+۰۲	-۱.۷۹E+۰۲	۰	α=۰/۰۵	H_0رد می‌شود

جدول ٦. مقایسه نتایج حاصل از اجرای الگوریتم قشقایی و الگوریتم ازدحام ذرات و تکامل تفاضلی بر روی ۱۱ تابع آزمون

H_0 نتیجه آزمون فرض		تابع هزینه		زمان محاسباتی	
		H_0 رد می‌شود	H_0 رد نمی‌شود	H_0 رد می‌شود	H_0 رد نمی‌شود
آزمون فرض غلبه الگوریتم ژنتیک بر الگوریتم قشقایی(QOA)	تعداد	۱۰	۱	۱۱	۰
آزمون فرض غلبه الگوریتم ازدحام ذرات بر الگوریتم قشقایی(QOA)	تعداد	۱۱	۰	۹	۲
آزمون فرض غلبه الگوریتم تکامل تفاضلی بر الگوریتم قشقایی(QOA)		۱۰	۱	۱۰	۱

با استفاده از نتایج جدول شماره ۶ می‌توان نتیجه‌گیری کرد که الگوریتم‌های ژنتیک، ازدحام ذرات و تکامل تفاضلی بر الگوریتم قشقایی هم از لحاظ همگرایی به راه حل بهینه و هم به لحاظ سرعت غلبه نمی‌کند.

سپس تابع هدف الگوریتم K-means و الگوریتم قشقایی کد نویسی و پیاده‌سازی گردید. در گام بعد ۱۰ مجموعه داده تصادفی مطابق با مشخصات جدول ۷ تعریف شد. الگوریتم قشقایی روی داده‌های مورد نظر با مشخصات زیر اجرا و نتایج حاصل گردآوری شده است.

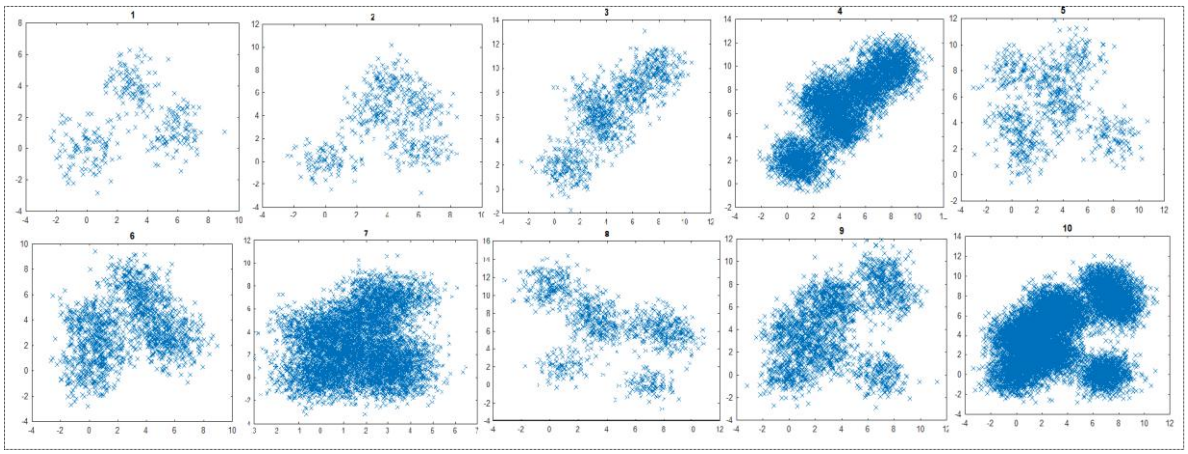
جدول ۷. مشخصات مجموعه داده‌های مورد آزمون

ردیف	نام مجموعه داده	تعداد داده‌ها	تعداد خوشه‌ها	تعداد داده موجود در هر خوشه	مختصات دو بعدی مراکز خوشه‌ها
۱	مجموعه داده شماره ۱	X=۳۰۰	K=۳	N=۱۰۰	M =[۰ ۰ ;۳ ۴; ۶ ۱]
۲	مجموعه داده شماره ۲	X=۵۰۰	K=۵	N=۱۰۰	M = [۰ ۰; ۳ ۴; ۶ ۱; ۴ ۷;۶ ۵]
۳	مجموعه داده شماره ۳	X=۱۰۰۰	K=۵	N=۲۰۰	M = [۱ ۲;۴ ۵; ۶ ۸;۳ ۷;۸ ۱۰]
۴	مجموعه داده شماره ۴	X=۵۰۰۰	K=۵	N=۱۰۰۰	M = [۱ ۲;۴ ۵;۶ ۸;۳ ۷;۸ ۱۰]
۵	مجموعه داده شماره ۵	X=۷۰۰	K=۷	N=۱۰۰	M = [۱ ۲;۴ ۵;۰ ۸;۳ ۷;۸ ۳;۵ ۹;۰ ۴]
۶	مجموعه داده شماره ۶	X=۱۴۰۰	K=۷	N=۲۰۰	M = [۱ ۲;۴ ۵;۰ ۸;۳ ۷;۸ ۳;۵ ۹;۰ ۴]
۷	مجموعه داده شماره ۷	X=۷۰۰۰	K=۷	N=۱۰۰۰	M = [۱ ۲;۲ ۵;۰ ۰;۳ ۷;۳ ۰;۳ ۲;۰ ۴]
۸	مجموعه داده شماره ۸	X=۱۰۰۰	K=۱۰	N=۱۰۰	M = [۱ ۲;۲ ۵;۰ ۰;۳ ۷;۷ ۰;۳ ۲;۰ ۴;۷ ۹;۴ ۶;۸ ۷]
۹	مجموعه داده شماره ۹	X=۲۰۰۰	K=۱۰	N=۲۰۰	M = [۱ ۲;۲ ۵;۰ ۰;۳ ۷;۷ ۰;۳ ۲;۰ ۴;۷ ۹;۴ ۶;۸ ۷]
۱۰	مجموعه داده شماره ۱۰	X=۱۰۰۰۰	K=۱۰	N=۱۰۰۰	M = [۱ ۲;۲ ۵;۰ ۰;۳ ۷;۷ ۰;۳ ۲;۰ ۴;۷ ۹;۴ ۶;۸ ۷]

در شکل۵ پراکندگی مجموعه داده های تصادفی اولیه نشان داده شده است.

[Downloaded from jorlu.ir on 2026-11-28]

[DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-1987]



شکل ۵. اشکال مربوط به پراکندگی مجموعه داده تصادفی شماره ۱۰-۱

الگوریتم قشقایی بر روی تابع هدف روش K-means پیاده‌سازی و با استفاده از مجموعه داده‌های جدول ۷، ۳۰ بار متوالی اجرا گردید. سپس نتایج حاصل با الگوریتم‌های فرا ابتکاری معروف مانند الگوریتم ازدحام ذرات[1] و الگوریتم جستجوی هارمونی[2] با توجه به فرضیات مندرج در جدول ۸ مورد آزمون و مقایسه قرار گرفت.

جدول ۸. آزمون فرضیات انجام‌شده

آزمون فرضیات تابع هزینه خوشه‌بندی	H_0: الگوریتم ازدحام ذرات بر الگوریتم قشقایی غلبه می‌کند.
	H_1: الگوریتم ازدحام ذرات بر الگوریتم قشقایی غلبه نمی‌کند.
	H_0: الگوریتم جستجوی هارمونی بر الگوریتم قشقایی غلبه می‌کند.
	H_1: الگوریتم جستجوی هارمونی بر الگوریتم قشقایی غلبه نمی‌کند.

به دلیل اینکه مقایسه مربوط به دو نمونه مستقل از هم می‌باشد از آزمون آماری من ویتنی[3] استفاده شده است. نتایج تابع هزینه و زمان محاسباتی الگوریتم فرا ابتکاری قشقایی با الگوریتم‌های ازدحام ذرات و جستجوی هارمونی مورد مقایسه قرار گرفته و با استفاده از نرم افزار آماری SPSS مورد بررسی و تحلیل قرار گرفت. برای انجام محاسبات از یک رایانه با مشخصات جدول ۹ مورد استفاده قرارگرفت.

جدول ۹. مشخصات رایانه مورد استفاده جهت مقایسه نتایج

System	
Processor:	Intel(R) Core(TM) i5-2450M CPU @ 2.50GHz 2.50 GHz
Installed memory (RAM):	6.00 GB (5.85 GB usable)
System type:	64-bit Operating System, x64-based processor
Pen and Touch:	No Pen or Touch Input is available for this Display

جدول ۱۰ میانگین نتایج حاصل از ۳۰ بار اجرای الگوریتم قشقایی و الگوریتم ازدحام ذرات بر روی تابع هزینه K-means را نمایش می‌دهد.

[1] Particle Swarm Optimization(PSO)
[2] Harmony Search Algorithm
[3] Mann-Whitney Test

[Downloaded from jorlu.ir on 2026-11-28]

[DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-1987]

جدول ۱۰. مقایسه میانگین نتایج حاصل از ۳۰ بار اجرای الگوریتم قشقایی و الگوریتم ازدحام ذرات بر روی تابع هزینه K-means

توابع	میانگین تابع هزینه		P-Value	حد پذیرش خطا	نتیجه آزمون فرض
	QOA	PSO			
مجموعه داده شماره ۱	۳.۹۰E+۰۲	۳.۷۰E+۰۲	۰	α=۰/۰۵	رد می‌شود H_0
مجموعه داده شماره ۲	۶.۸۱E+۰۲	۶.۲۲E+۰۲	۰	α=۰/۰۵	رد می‌شود H_0
مجموعه داده شماره ۳	۱.۴۰E+۰۳	۱.۱۴E+۰۳	۰	α=۰/۰۵	رد می‌شود H_0
مجموعه داده شماره ۴	۷.۹۷E+۰۳	۵.۸۱E+۰۳	۰/۰۲۳	α=۰/۰۵	رد می‌شود H_0
مجموعه داده شماره ۵	۹.۳۹E+۰۲	۸.۲۹E+۰۲	۰	α=۰/۰۵	رد می‌شود H_0
مجموعه داده شماره ۶	۱.۷۰E+۰۳	۱.۵۱E+۰۳	۰	α=۰/۰۵	رد نمی‌شود H_0
مجموعه داده شماره ۷	۸.۰۶E+۰۳	۷.۳۳E+۰۳	۰	α=۰/۰۵	رد می‌شود H_0
مجموعه داده شماره ۸	۱.۰۱E+۰۳	۹.۶۷E+۰۲	۰	α=۰/۰۵	رد می‌شود H_0
مجموعه داده شماره ۹	۲.۲۹E+۰۳	۲.۱۶E+۰۳	۰	α=۰/۰۵	رد می‌شود H_0
مجموعه داده شماره ۱۰	۱.۳۳E+۰۴	۱.۰۸E+۰۴	۰	α=۰/۰۵	رد می‌شود H_0

جدول ۱۱ میانگین نتایج حاصل از ۳۰ بار اجرای الگوریتم قشقایی و الگوریتم جستجوی هارمونی را بر روی تابع هزینه K-means را نمایش می‌دهد.

جدول ۱۱. مقایسه میانگین نتایج حاصل از ۳۰ بار اجرای الگوریتم قشقایی و الگوریتم جستجوی هارمونی بر روی تابع هزینه **K-means**

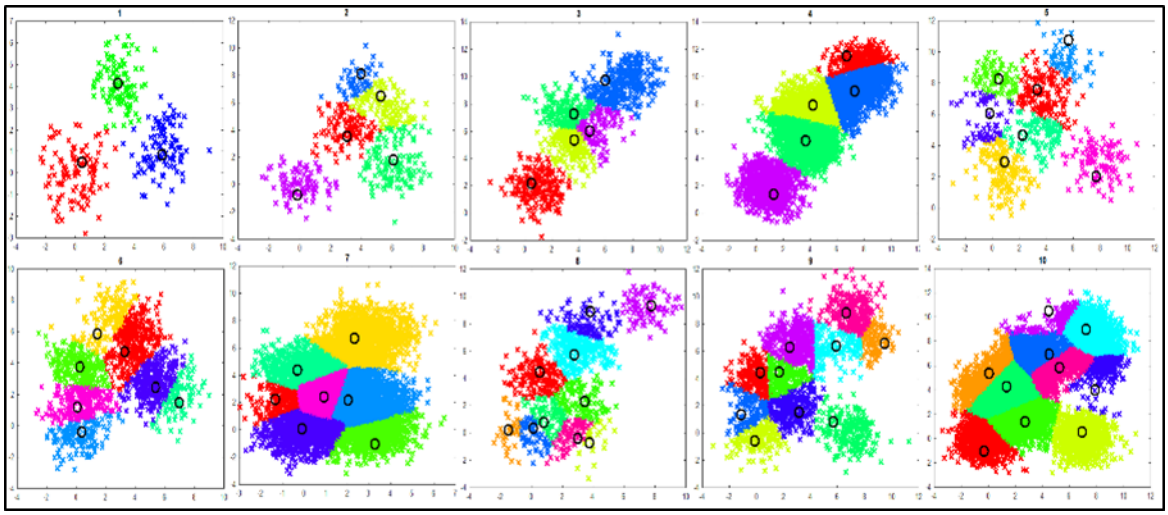
توابع	میانگین تابع هزینه		P-Value	حد پذیرش خطا	نتیجه آزمون فرض
	QA	HS			
مجموعه داده شماره ۱	۳.۹۰E+۰۲	۴.۱۲E+۰۲	۰	α=۰/۰۵	رد می‌شود H_0
مجموعه داده شماره ۲	۶.۸۱E+۰۲	۷.۰۴E+۰۲	۰	α=۰/۰۵	رد می‌شود H_0
مجموعه داده شماره ۳	۱.۴۰E+۰۳	۱.۴۳E+۰۳	۰	α=۰/۰۵	رد می‌شود H_0
مجموعه داده شماره ۴	۷.۹۷E+۰۳	۷.۳۵E+۰۳	۰	α=۰/۰۵	رد می‌شود H_0
مجموعه داده شماره ۵	۹.۳۹E+۰۲	۹.۸۵E+۰۲	۰	α=۰/۰۵	رد می‌شود H_0
مجموعه داده شماره ۶	۱.۷۰E+۰۳	۱.۸۵E+۰۳	۰	α=۰/۰۵	رد می‌شود H_0
مجموعه داده شماره ۷	۸.۰۶E+۰۳	۸.۵۹E+۰۳	۰	α=۰/۰۵	رد می‌شود H_0
مجموعه داده شماره ۸	۱.۰۱E+۰۳	۱.۲۳E+۰۳	۰	α=۰/۰۵	رد می‌شود H_0
مجموعه داده شماره ۹	۲.۲۹E+۰۳	۲.۷۵E+۰۳	۰	α=۰/۰۵	رد می‌شود H_0
مجموعه داده شماره ۱۰	۱.۳۳E+۰۴	۱.۴۰E+۰۴	۰/۰۲۱	α=۰/۰۵	رد می‌شود H_0

با توجه به نتایج جداول ۱۰ و ۱۱ و نتایج آزمون فرضیات مطرح‌شده می‌توان نتیجه‌گیری نمود که الگوریتم‌های ازدحام ذرات و جستجوی هارمونی در زمینه بهینه‌سازی مسایل خوشه‌بندی K-means از لحاظ همگرایی به راه‌حل بهینه بر الگوریتم فرا ابتکاری قشقایی غلبه نمی‌کنند.

[Downloaded from jorlu.ir on 2026-11-28]

[DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-1987]

شکل ۶، نتایج حاصل از نتایج خوشه‌بندی با استفاده روش K-means و الگوریتم قشقایی را نمایش می‌دهد.



شکل ٦ . نتایج خوشه‌بندی با استفاده روش **K-means** و الگوریتم فراابتکاری قشقایی مجموعه داده تصادفی شماره ۱۰-۱

۷ نتیجه‌گیری و پیشنهادها

الگوریتم K-means علیرغم برخوردار بودن از مزایای بسیاری همچون سرعت و سادگی در اجرا، به دلیل وابسته بودن به موقعیت اولیه‌اش در بسیاری از موارد به بهینه محلی همگرا می‌شود. جهت رفع این مشکل تابع هدف الگوریتم K-means و الگوریتم قشقایی ترکیب وکدنویسی و پیاده‌سازی شد و نتایج با استفاده از ده مجموعه داده تصادفی مورد آزمون قرار گرفت. نتایج آزمون‌های فرض آماری به وضوح نشان می‌دهد که الگوریتم ترکیبی ارایه‌شده به لحاظ کیفیت جواب‌ها نسبت به الگوریتم ترکیبی K-means و الگوریتم ازدحام ذرات و الگوریتم جستجوی هارمونی در بسیاری از موارد پاسخ‌های بهتری داشته و دست‌کم مغلوب الگوریتم‌های ترکیبی مذکور نمی‌گردد. از مزایا و نوآوری‌های الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم های پیشین می‌توان به سادگی و سهولت در اجرا، تعداد پارامترهای کم، کیفیت مناسب جواب‌ها، ایجاد توازن بین جستجوی محلی و جستجوی سراسری، سرعت همگرایی و قابلیت فرار از تله بهینه محلی اشاره نمود. از الگوریتم ارایه‌شده می‌توان جهت حل مسایل مختلف کاربردی از قبیل تشخیص بیماری، تشخیص گفتار، تشخیص چهره، بخش‌بندی بازار، دسته‌بندی اسناد، انتخاب تامین‌کننده، پردازش تصویر و هوش مصنوعی استفاده نمود.

جهت پژوهش‌های آتی موارد به شرح زیر پیشنهاد می‌گردد:

۱) الگوریتم ارایه‌شده جهت حل سایرمسایل سخت مانند خوشه‌بندی تفکیکی، خوشه بندی سلسله مراتبی، خوشه‌بندی برمبنای چگالی ،خوشه‌بندی C-means، خوشه‌بندی میانگین فازی، داده کاوی به روش CRISP، خوشه‌بندی مشتریان، بخش‌بندی بازار، چیدمان پویای تسهیلات کارخانه، مدیریت زنجیره تامین معکوس، زمانبندی کارگاه، انتخاب ویژگی، سیستم‌های توزیع قدرت، مساله تخصیص درجه دوم، برنامه‌ریزی حمل و نقل مواد درون کارخانه‌ای، برنامه‌ریزی ماشین‌های موازی، مسیریابی وسیله نقلیه ظرفیت‌دار، انتخاب سبد سهام، برنامه‌ریزی مسیر ربات، توالی عملیات نیز مورد استفاده قرار گیرد.

۲) ترکیب الگوریتم فراابتکاری ارایه شده با الگوریتم‌های فراابتکاری دیگر همچون الگوریتم ژنتیک و

[Downloaded from jorlu.ir on 2026-11-28]

[DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-1987]

الگوریتم ازدحام ذرات یا روش‌های بهینه‌سازی کلاسیک مانند روش نیوتن، نسبت طلایی، فیبوناچی و ... می‌تواند کارایی و دقت آن برای حل مساله خوشه‌بندی داده‌ها به ویژه در داده های بزرگ را افزایش دهد.

۳) در نظر گرفتن مساله خوشه‌بندی داده‌ها به صورت چندهدفه و چند شاخصه نیز می‌تواند زمینه‌ای برای توسعه مدل باشد.

منابع

[1] Jain, A. K. (2010). Data clustering: 50 years beyond K-means. Pattern recognition letters, 31(8), 651-666.

[2] Nicolaou, C.A., et al., Method and system for artificial intelligence directed lead discovery through multi-domain clustering. 2005, Google Patents.

[3] Nunez-Iglesias, J., Kennedy, R., Parag, T., Shi, J., & Chklovskii, D. B. (2013). Machine learning of hierarchical clustering to segment 2D and 3D images. PloS one, 8(8), e71715.

[4] Zelevinsky, V. V., Tunkelang, D., Knabe, F. C., Saji, M. Y., & Tzanov, V. K. (2014). U.S. Patent No. 8,676,802. Washington, DC: U.S. Patent and Trademark Office.

[5] Cerreto, F., Nielsen, B. F., Nielsen, O. A., & Harrod, S. S. (2018). Application of data clustering to railway delay pattern recognition. Journal of Advanced Transportation, 2018(1), 6164534.

[6] Kubek, M., & Kubek, M. (2020). Centroid-Based Library Management and Document Clustering. Concepts and Methods for a Librarian of the Web, 103-116.

[7] Badawi, A., & Bilal, M. (2019). High-level synthesis of online k-means clustering hardware for a real-time image processing pipeline. Journal of Imaging, 5(3), 38.

[8] Menne, T., Sklyar, I., Schlüter, R., & Ney, H. (2019). Analysis of deep clustering as preprocessing for automatic speech recognition of sparsely overlapping speech. arXiv preprint arXiv:1905.03500.

[9] Gönen, M., & Margolin, A. A. (2014). Localized data fusion for kernel k-means clustering with application to cancer biology. Advances in neural information processing systems, 27.

[10] Kamat, R. K., & Kamath, R. (2017). Earthquake cluster analysis: K-means approach. Journal of Chemical and Pharmaceutical Sciences, 10(1), 250-253.

[11] Zhu, G., Li, Y., Wen, P., & Wang, S. (2015). Classifying epileptic EEG signals with delay permutation entropy and multi-scale k-means. Signal and Image Analysis for Biomedical and Life Sciences, 143-157.

[12] Shakeel, P. M., Baskar, S., Dhulipala, V. S., & Jaber, M. M. (2018). Cloud based framework for diagnosis of diabetes mellitus using K-means clustering. Health information science and systems, 6, 1-7.

[13] Kansal, T., Bahuguna, S., Singh, V., & Choudhury, T. (2018, December). Customer segmentation using K-means clustering. In 2018 international conference on computational techniques, electronics and mechanical systems (CTEMS) (pp. 135-139). IEEE.

[14] Xiaowen, W., S. Si, and C. Xu, An Empirical Study on Users' Market Segmentation for Subject Service Based on K-Means. Research on Library Science, 2017(9), 15.

[15] Dewi, M. M., & Al Fatta, H. (2018, September). Supplier selection using combined method of K-means and intuitionistic fuzzy topsis. In 2018 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication (pp. 394-399). IEEE.

[16] Jiang, X., Li, C., & Sun, J. (2018). A modified K-means clustering for mining of multimedia databases based on dimensionality reduction and similarity measures. Cluster Computing, 21, 797-804.

[17] Haq, E. U., Huarong, X., & Khattak, M. I. (2017). A Review of Various Clustering Techniques. Empirical Research Press Ltd.

[18] Mehdizadeh, E., M. Teimoori, and A. Zareh Talab, presenting a hybrid algorithm for data clustering using K-means and electromagnetic algorithms. Sharif Industrial Engineering and Management, 1396. 1, 13-19.

[Downloaded from jorlu.ir on 2026-11-28]

[DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-1987]

[19] Ray, S. and R.H. Turi. Determination of number of clusters in k-means clustering and application in colour image segmentation. in Proceedings of the 4th international conference on advances in pattern recognition and digital techniques. 1999. Calcutta, India.
[20] Yang, F., T. Sun, and C. Zhang, An efficient hybrid data clustering method based on K-harmonic means and Particle Swarm Optimization. Expert Systems with Applications, 2009. 36(6), 9847-9852.
[21] Brucker, P., On the complexity of clustering problems, in Optimization and operations research. 1978, Springer. p. 45-54.
[22] Aljarah, I., Faris, H., & Mirjalili, S. (Eds.). (2021). Evolutionary Data Clustering: Algorithms and Applications.
[23] Zhang, S., Yang, Z., Xing, X., Gao, Y., Xie, D., & Wong, H. S. (2017). Generalized pair-counting similarity measures for clustering and cluster ensembles. IEEE Access, 5, 16904-16918.
[24] Likas, A., Vlassis, N., & Verbeek, J. J. (2003). The global k-means clustering algorithm. Pattern recognition, 36(2), 451-461.
[25] Gendreau, M., & Potvin, J. Y. (Eds.). (2010). Handbook of metaheuristics (Vol. 2, p. 9). New York: Springer.
[26] Khadem, M., Toloie Eshlaghy, A., & Fathi, K. (2023). Nature-inspired metaheuristic algorithms: literature review and presenting a novel classification. Journal of applied research on industrial engineering, 10(2), 286-339. https://doi.org/10.22105/jarie.2021.287733.1330
[27] Selim, S. Z., & Alsultan, K. (1991). A simulated annealing algorithm for the clustering problem. Pattern recognition, 24(10), 1003-1008.
[28] Al‐Sultan, K.S., A tabu search approach to the clustering problem. Pattern recognition, 1995, 28(9), 1451-1443. [29] Maulik, U., & Bandyopadhyay, S. (2000). Genetic algorithm-based clustering technique. Pattern recognition, 33(9), 1455-1465.
[30] Shelokar, P. S., Jayaraman, V. K., & Kulkarni, B. D. (2004). An ant colony approach for clustering. Analytica chimica acta, 509(2), 187-195.
[31] Fathian, M., Amiri, B., & Maroosi, A. (2007). Application of honey-bee mating optimization algorithm on clustering. Applied Mathematics and Computation, 190(2), 1502-1513.
[32] Nguyen, C. D., & Cios, K. J. (2008). GAKREM: a novel hybrid clustering algorithm. Information Sciences, 178(22), 4205-4227.
[33] Alam, S., Dobbie, G., & Riddle, P. (2008, September). An evolutionary particle swarm optimization algorithm for data clustering. In 2008 IEEE Swarm Intelligence Symposium (pp. 1-6). IEEE.
[34] Kao, Y. T., Zahara, E., & Kao, I. W. (2008). A hybridized approach to data clustering. Expert Systems with Applications, 34(3), 1754-1762.
[35] Niknam, T., & Amiri, B. (2010). An efficient hybrid approach based on PSO, ACO and k-means for cluster analysis. Applied soft computing, 10(1), 183-197.
[36] Niknam, T., Fard, E. T., Pourjafarian, N., & Rousta, A. (2011). An efficient hybrid algorithm based on modified imperialist competitive algorithm and K-means for data clustering. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 24(2), 306-317.
[37] Senthilnath, J., Omkar, S. N., & Mani, V. (2011). Clustering using firefly algorithm: performance study. Swarm and Evolutionary Computation, 1(3), 164-171.
[38] Karaboga, D., & Ozturk, C. (2011). A novel clustering approach: Artificial Bee Colony (ABC) algorithm. Applied soft computing, 11(1), 652-657.
[39] Hatamlou, A., Abdullah, S., & Hatamlou, M. (2011, December). Data clustering using big bang–big crunch algorithm. In International conference on innovative computing technology (pp. 383-388). Springer, Berlin, Heidelberg.
[40] Hatamlou, A. (2012). In search of optimal centroids on data clustering using a binary search algorithm. Pattern Recognition Letters, 33(13), 1756-1760.
[41] Hatamlou, A., Abdullah, S., & Nezamabadi-Pour, H. (2012). A combined approach for clustering based on K-means and gravitational search algorithms. Swarm and Evolutionary Computation, 6, 47-52.
[42] Hatamlou, A. (2013). Black hole: A new heuristic optimization approach for data clustering. Information sciences, 222, 175-184.
[43] Naji Azimi, Gurbanpour, & Ahmad. (2015). Applying particle swarm optimization algorithm for customer clustering. Journal of operations research in its applications (applied mathematics) - Lahijan Azad University, 12(1), 47–33.

[Downloaded from jorlu.ir on 2026-11-28]

[DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-1987]

[44] Shahriari M R. Proposing a Model for Data Clustering Based on Harmonic Search Algorithm. jor 2016; 13 (3), 1-7. http://jamlu.liau.ac.ir/article-1-1332-fa.html
[45] José-García, A., & Gómez-Flores, W. (2016). Automatic clustering using nature-inspired metaheuristics: A survey. Applied Soft Computing, 41, 192-213.
[46] Nayak, J., Naik, B., Behera, H. S., & Abraham, A. (2017). Hybrid chemical reaction based metaheuristic with fuzzy c-means algorithm for optimal cluster analysis. Expert Systems with Applications, 79, 282-295.
[47] Han, X., Quan, L., Xiong, X., Almeter, M., Xiang, J., & Lan, Y. (2017). A novel data clustering algorithm based on modified gravitational search algorithm. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 61, 1-7.
[48] Kuo, R. J., Lin, T. C., Zulvia, F. E., & Tsai, C. Y. (2018). A hybrid metaheuristic and kernel intuitionistic fuzzy c-means algorithm for cluster analysis. Applied Soft Computing, 67, 299-308.
[49] Das, P., Das, D. K., & Dey, S. (2018). A modified Bee Colony Optimization (MBCO) and its hybridization with k-means for an application to data clustering. Applied Soft Computing, 70, 590-603.
[50] Bouyer, A., & Hatamlou, A. (2018). An efficient hybrid clustering method based on improved cuckoo optimization and modified particle swarm optimization algorithms. Applied Soft Computing, 67, 172-182.
[51] Zhou, L., & Li, L. (2018). Improvement of the Firefly-based K-means Clustering Algorithm. In Proceedings of the 2018 International Conference on Data Science (pp. 157-162).
[52] Mann, P.S. and S. Singh, Improved artificial bee colony metaheuristic for energy-efficient clustering in wireless sensor networks. Artificial Intelligence Review, 2019. 51(3), 329-354.
[53] Dhiman, G., Multi-objective Metaheuristic Approaches for Data Clustering in Engineering Application (s). 2019.
[54] Xie, H., Zhang, L., Lim, C. P., Yu, Y., Liu, C., Liu, H., & Walters, J. (2019). Improving K-means clustering with enhanced firefly algorithms. Applied Soft Computing, 84, 105763.
[55] Aljarah, I., et al., Clustering analysis using a novel locality-informed grey wolf-inspired clustering approach. Knowledge and Information Systems, 2020. 62(2), 507-539.
[56] Yang, X.-S., Engineering optimization: an introduction with metaheuristic applications. 2010: John Wiley & Sons.
[57] Yang, X. S. (2009). Firefly algorithms for multimodal optimization. Stochastic algorithms: foundations and applications: 5th international symposium, SAGA 2009, Sapporo, Japan, October 26-28, 2009. Proceedings 5(pp. 169-178). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-04944-6_14
[58] Tamura, K., & Yasuda, K. (2011). Spiral dynamics inspired optimization. Journal of advanced computational intelligence and intelligent informatics, 15, 1116-1122.
[59] Bastos Filho, C. J., de Lima Neto, F. B., Lins, A. J., Nascimento, A. I., & Lima, M. P. (2008). A novel search algorithm based on fish school behavior. 2008 IEEE international conference on systems, man and cybernetics (pp. 2646-2651). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICSMC.2008.4811695
[60] Shareef, H., Ibrahim, A. A., & Mutlag, A. H. (2015). Lightning search algorithm. Applied Soft Computing, 36, 315-333.
[61] Webster, B., & Bernhard, P. J. (2003). A local search optimization algorithm based on natural principles of gravitation. Proceedings of the international conference on information and knowledge engineering (pp. 1-18). Florida Tech. https://repository.lib.fit.edu/handle/11141/117
[62] Karaboga, D., & Basturk, B. (2007). A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm. Journal of global optimization, 39, 459-471.
[63] Amanollahi Baharond, Iskandar, (1983), nomadism in Iran, a research about nomads and tribes, book translation and publishing company, Tehran.(In Persian)
[64] Pierre Oberling, (2013) The Qashqai Nomads of Fars. Translated by Farhad Tayibipour. Tehran: Fardis Danesh
[65] Khadem, M., Toloie Eshlaghy, A., & Fathi Hafshejani, K. (2023). A Novel Elite-Oriented Meta-Heuristic Algorithm: Qashqai Optimization Algorithm (QOA). Journal of Information Systems and Telecommunication (JIST), 2(42), 149.
[66] Yang, X. S. (2010). Engineering optimization: an introduction with metaheuristic applications. John Wiley & Sons.
[67] Shafie Sarvestani, M., & Alam, M. R. (2020). Study of the impact of the power ups and downs of the Bakhtiari Khans on political and social developments of Fars state (1909-1913 AD). Biannual Research Journal of Iran Local Histories, 8(16), 177-196.

[Downloaded from jorlu.ir on 2026-11-28]
[DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-1987]

[68] Du, H., Wang, Z., Zhan, W. E. I., & Guo, J. (2018). Elitism and distance strategy for selection of evolutionary algorithms. IEEE Access, 6, 44531-44541.
[69] Dulebenets, M. A. (2020). Archived elitism in evolutionary computation: towards improving solution quality and population diversity. International Journal of Bio-Inspired Computation, 15(3), 135-146.

[Downloaded from jorlu.ir on 2026-11-28]

[DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-1987]