# ارائه روشی جدید برای خودکارسازی آستانه‌گیری در خوشه‌بندی بخردانه

محمد یوسف نژاد[1]، دانشجوی دکتری؛ علی ریحانیان[2]، دانشجوی دکتری؛ بهروز مینایی بیدگلی[3]، دانشیار

۱- دانشکده علوم و تکنولوژی کامپیوتر - دانشگاه هوا و فضای نانجینگ - نانجینگ - چین - myousefnezhad@nuaa.edu.cn
۲- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه تبریز - تبریز - ایران - ali.reihanian@gmail.com
۳- دانشکده مهندسی کامپیوتر - دانشگاه علم و صنعت ایران - تهران - ایران - b_minaei@iust.ac.ir

**چکیده:** در سال‌های اخیر، پژوهشگران، روش‌های مکاشفه‌ای مبتنی بر نظریه خرد جمعی را به‌منظور ارزیابی و انتخاب نتایج به‌دست آمده از خوشه‌بندی‌های پایه پیشنهاد کردند. در این‌روش‌ها، نتایج خوشه‌بندی با استفاده از معیارهای پراکندگی، استقلال و عدم‌تمرکز ارزیابی شده و با آستانه‌گیری از ارزیابی‌ها، نتایج به‌دست آمده انتخاب و ترکیب می‌شوند. هدف این مقاله، ارائه روشی جهت تخمین خودکار مقادیر بهینه آستانه، بر اساس ویژگی‌های اصلی داده در روش خوشه‌بندی بخردانه می‌باشد. علاوه بر آن، در این مقاله، به‌منظور اندازه‌گیری پراکندگی، معیاری جدید با عنوان همگونی بر اساس معیار APMM ارائه می‌شود. همچنین، جهت محاسبه استقلال به‌عنوان وزنی در ترکیب نتایج اولیه، روش انباشت مدارک وزن‌دار ارائه می شود. مقایسه نتایج تجربی به‌دست آمده بر روی چندین مجموعه داده استاندارد با سایر روش‌های خوشه‌بندی (ترکیبی)، نشان می‌دهد که روش پیشنهادی این مقاله از کارایی مناسبی برخورداراست.

**واژه‌های کلیدی:** خوشه‌بندی ترکیبی، خوشه‌بندی مبتنی بر انتخاب، خوشه‌بندی بخردانه، آستانه‌گیری خودکار در خوشه‌بندی، معیار همگونی

# Proposing a New Framework for Automation of Thresholding in Wisdom of Crowds Cluster Ensemble Selection

M. Yousefnezhad[1], PhD Candidate; A. Reihanian[2], PhD Candidate; B. Minaei-Bidgoli[3], Associate Professor

1- Faculty of Computer Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, China, Email: myousefnezhad@nuaa.edu.cn
2- Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran, Email: ali.reihanian@gmail.com
3- School of Computer Engineering, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran, Email: b_minaei@iust.ac.ir

**Abstract:** Recently, researchers proposed heuristic frameworks which are based on the Wisdom of Crowds in order to evaluate and select the basic results. In these methods, basic results are evaluated by diversity, independency and decentralization metrics. Then, the evaluated results are selected by thresholding, and combined by a consensus function. This paper aims to propose a method for automatic evaluation of the optimized threshold values based on the basic features of the input data in WOCCE. Also, Uniformity, a metric which is based on APMM, is introduced for calculating the diversity of two basic clustering results. Furthermore, Weighted Evidence Accumulation Clustering (WEAC), a new method for considering independency as a weight in the process of combining the basic results, is introduced in this paper. The experimental results indicate that the proposed method has higher efficiency in comparison with the results of other cluster ensemble methods.

**Keywords:** Cluster ensemble, Cluster ensemble selection, Wised clustering, Automatic thresholding in clustering, Uniformity.

تاریخ ارسال مقاله:
تاریخ اصلاح مقاله:
تاریخ پذیرش مقاله:
نام نویسنده مسئول: بهروز مینایی بیدگلی
نشانی نویسنده مسئول: ایران - تهران - میدان رسالت - خیابان هنگام - خیابان دانشگاه - دانشگاه علم و صنعت ایران - دانشکده مهندسی کامپیوتر.

## ۱- مقدمه

تحلیل خوشه‌بندی، نقش مهمی را در حوزه‌های علمی مختلف مانند داده‌کاوی، یادگیری ماشین، بازشناسی الگو، هوش تجاری و خوشه‌بندی اسناد ایفا می‌کند [۲-۱، ۷]. خوشه‌بندی، وظیفه کاوش الگوهای پنهان در داده‌های بدون برچسب را بر عهده دارد [۸]. به‌عنوان کاربردهایی از عمل خوشه‌بندی، می‌توان به استفاده از آن به‌منظور پیش‌بینی درخواست آتی کاربر در وب [۳]، ادغام تصاویر چند فوکوسه [۴]، اثربخشی بسط پرس‌وجو [۵] و حل مسائل بهینه‌سازی پویا [۶] اشاره کرد.

خوشه‌بندی ترکیبی، به‌عنوان یک ابزار قدرتمند برای تحلیل داده‌ها ظاهر شده است [۹]، که به خاطر پیچیدگی مسئله و ضعف روش‌های خوشه‌بندی پایه، می‌توان از روش های مبتنی بر آن بهره برد. در سال‌های اخیر، خوشه‌بندی ترکیبی در پژوهش‌های علمی مختلف به‌کار گرفته شده است که می‌توان به استفاده از آن جهت شناسایی خوشه‌های شکل گرفته به‌صورت مصنوعی[۱] [۱۰]، از بین بردن نویز[۲] در تصاویر پزشکی [۱۱] و دسته‌بندی نیمه نظارتی[۳] [۱۲] اشاره کرد.

در پژوهش‌های جدیدی که پیرامون خوشه‌بندی ترکیبی صورت پذیرفته، کیفیت نتایج اولیه خوشه‌بندی و پراکندگی[۴] در نتایج اولیه، توجه بسیاری را به خود جلب کرده است. اما پاسخ به بعضی سؤالات در این زمینه، همچنان با ابهامات زیادی روبروست. خوشه‌بندی ترکیبی مبتنی بر انتخاب[۵]، روشی است که در آن از زیرمجموعه منتخب از نتایج اولیه، برای ترکیب و ساخت نتایج نهایی استفاده می‌شود [۸، ۱۳-۱۹].

خوشه‌بندی ترکیبی مبتنی بر انتخاب با سه چالش عمده همراه می باشد. یکی از این چالش‌ها، به‌کارگیری یک استراتژی تولید مناسب می باشد. با وجود این‌که یک استراتژی مناسب به‌منظور تولید نتایج الگوریتم‌های خوشه‌بندی پایه می‌تواند به‌طور چشم‌گیری بر روی عملکرد خوشه‌بندی ترکیبی مبتنی بر انتخاب تأثیر بگذارد، اما هیچ‌گونه استراتژی مشخصی در تحقیق‌های صورت گرفته قبلی در این زمینه ارائه نشده است [۲۰]. برخی از این تحقیق‌ها [۱۹، ۲۳-۲۱]، ابتدا هر یک از مولفه های خوشه‌بندی ترکیبی مبتنی بر انتخاب را به‌طور جداگانه اجرا می‌کنند (یعنی ابتدا تمامی نتایج پایه را تولید می‌کنند)، سپس به ارزیابی این نتایج می‌پردازند و .... درحالی‌که باقی تحقیق‌ها [۱۴، ۲۴]، هر یک از اجزای خوشه‌بندی ترکیبی مبتنی بر انتخاب را به‌طور تدریجی اجرا می‌کنند. به این مفهوم که نتیجه اولین الگوریتم خوشه‌بندی پایه را تولید کرده و آن را ارزیابی می‌کنند و ... ازآنجایی‌که روش دوم، از نتایج ارزیابی در هر گام برای بهبود کیفیت نتایج تولید شده در گام‌های بعدی استفاده می‌کند، به آن، روش با مکانیزم بازخورد[۶] گفته می‌شود.

چالش دوم در خوشه‌بندی ترکیبی مبتنی بر انتخاب، ارزیابی می باشد. معیار اطلاعات متقابل نرمال شده (NMI[۷]) به‌عنوان متداول‌ترین معیار پراکندگی که در خوشه‌بندی ترکیبی مبتنی بر انتخاب استفاده می‌شود، مشکل تقارن دارد [۱۴، ۲۱، ۲۲]. اگرچه برخی تحقیق‌ها، روش‌های جایگزینی مانند APMM [۲۱] و MAX [۲۲] را برای حل این مشکل ارائه دادند، اما روش پیشنهادی آن‌ها تنها برای ارزیابی پراکندگی بین یک خوشه و یک افراز به‌کار گرفته می شود. از آن‌جایی که استفاده از روش‌های ذکر شده به‌منظور ارزیابی دو افراز، موجب افزایش پیچیدگی زمانی می‌شود، لازم است که یک معیار جدید که بتواند به‌طور مستقیم پراکندگی بین دو افراز را ارزیابی کند، ارائه شود.

چالش سوم در خوشه‌بندی ترکیبی مبتنی بر انتخاب، بحث آستانه‌گیری می‌باشد. در عمل، یافتن مقادیر بهینه آستانه کار سختی بوده و از طرف دیگر، عملکرد خوشه‌بندی ترکیبی مبتنی بر انتخاب به‌طور قابل ملاحظه‌ای به مقادیر آستانه بستگی خواهد داشت [۲۰].

تعداد قابل توجهی از الگوریتم ها در علوم کامپیوتر، با الهام از طبیعت شکل گرفته‌اند. به‌عنوان مثال، شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌عنوان روش‌های یادگیری، یا الگوریتم ژنتیک به‌عنوان روش بهینه سازی، از این گروه‌اند. این الگوریتم‌ها، با الهام از طبیعت، به‌عنوان رویکردی نو به‌منظور تولید نتایج دقیق[۸]، پایدار[۹] و مستحکم[۱۰]، در مسائل پیچیده به‌کار گرفته شدند. محاسبات جمعی[۱۱]، یک رویکرد جدید در علوم کامپیوتر می‌باشد که بر اساس برخی از نظریات موجود در علوم اجتماعی شکل گرفته است. نظریه خرد جمعی[۱۲] یکی از این نظریات می‌باشد که یک روش مستحکم را به‌منظور تولید نتایج دقیق در محاسبات جمعی توضیح می‌دهد.

نظریه خرد جمعی اولین بار توسط سورویکی معرفی شد. سورویکی در کتاب خود بیان می‌کند که یک جمع می‌تواند یک مسئله را بهتر از اکثر اعضای آن جمع به‌صورت انفرادی، حل کند. مطابق تعریف این کتاب، یک جمعیت به هر گروهی از افراد اطلاق می‌شود که شرایط چهارگانه پراکندگی، استقلال، عدم تمرکز و روش ترکیب آراء را دارند و می‌توانند به‌طور جمعی تصمیمی بگیرند و یا مسئله‌ای را حل کنند.

یکی از دلایلی که سورویکی در خصوص چرایی کارکرد نظریه خرد جمعی مطرح می‌کند این است که نظر هر فرد، دو عنصر را در درون خود دارد: اطلاعات صحیح و اطلاعات غلط. اطلاعات صحیح (از آن رو که صحیح‌اند) هم‌جهت‌اند و بر روی یکدیگر انباشته می‌شوند، اما خطاها در جهات مختلف و غیرهمسو عمل می‌کنند، لذا تمایل به حذف یکدیگر دارند، در نتیجه پس از جمع نظرات آنچه که می‌ماند اطلاعات صحیح است [۱۳، ۱۴، ۱۸، ۱۹، ۲۵].

با کمی جستجو، می‌توان به بسیاری از مفاهیم جدید در علوم مختلف دست یافت که از نظریه خرد جمعی به‌عنوان یک منبع اساسی استفاده کرده‌اند، مانند روش Delphi در مدیریت، سرمایه‌گذاری جمعی[۱۳] و .... اخیراً، این نظریه در علوم کامپیوتر به‌منظور بهینه‌سازی منابع در شبکه‌های حسگر بی سیم [۲۶] استفاده شده است. علاوه بر این، تحقیق‌های گوناگونی در حوزه یادگیری نظارت شده [۳۲-۲۷] و یادگیری بدون نظارت [۱۹، ۲۱] انجام شده‌اند که از نظریه خرد جمعی به‌منظور ارائه روش‌های جدید استفاده کرده‌اند. این تحقیق‌ها تصریح

می‌کنند که معمولاً، اســـتفاده از نظریه خرد جمعی منجر به عملکرد بهتر و پایداری بیشتری خواهد شد.

همان‌طورکه تصـریح شـد، در سـال‌های اخیر، روش‌های مبتنی بر نظریه خرد جمعی، در حوزه یادگیری بدون نظارت پیشـــنهاد شـــده‌اند. این‌روش‌ها، به‌منظور ارزیابی و انتخاب نتایج به‌دست آمده از خوشه‌بندی های پایه، ارائه شده‌اند که ما آن‌ها را در این مقاله با عنوان "خوشه‌بندی بخردانه" مطرح می‌کنیم. در این‌روش ها، با اســـتفاده از معیار های پراکندگی، استقلال و عدم‌تمرکز، نتایج خوشه‌بندی پایه ارزیابی شده و ســپس با آســتانه‌گیری از این ارزیابی‌ها، نتایج به‌دســت آمده انتخاب و ترکیب می‌شـــوند [۱۳، ۱۴، ۱۸، ۱۹]. اگرچه در این‌روش ها، مقادیر تعیین شده در فرآیند آستانه‌گیری، تأثیر قابل توجهی در کارایی و زمان اجرای الگوریتم دارند، ولی تابه‌حال هیچ روشـــی جهت تخمین این مقادیر ارائه نشده است.

هدف این مقاله، ارائه روشـی جهت تخمین خودکار مقادیر آسـتانه به‌صورت بهینه و بر اساس ویژگی‌های اصلی داده ورودی می‌باشد. علاوه بر آن، در این مقاله، جهت اندازه‌گیری پراکندگی دو خوشـه‌بندی پایه، معیاری جدید تحت عنوان همگونی[۱۴]، بر اســـاس معیار APMM ارائه شده است. همچین، جهت حذف آستانه‌گیری، معیار استقلال به‌عنوان وزنی در ترکیب نتایج اولیه در نظر گرفته می شود. بدین منظور، روشی جدید تحت عنوان روش انباشـت مدارک وزن‌دار[۱۵] ارائه می‌شـود. نتایج تجربی به‌دست آمده بر روی چندین مجموعه داده استاندارد نشان می دهد که روش پیشنهادی این مقاله، به‌طور مؤثری نتایج نهایی را بهبود می‌بخشـد. همچنین، مقایسـه نتایج به‌دسـت آمده با سـایر روش‌های خوشه‌بندی ترکیبی نشان از کارایی بالای روش پیشنهادی دارد.

در ادامه مقاله، ابتدا در بخش دوم به بررسی پیش زمینه‌های مورد نیاز پرداخته شـده و در بخش سـوم، کارهای انجام شـده در این زمینه مرور می شوند. سپس در بخش چهارم، مدل پیشنهادی این مقاله ارائه می‌شـود و در بخش پنجم به ارزیابی و بررسـی فواید و مشـکلات مدل پیشنهادی پرداخته می‌شود. در نهایت در بخش ششم، نتایج حاصل از این مقاله و خط و مشی کارهای آتی بیان می‌شوند.

## ۲- پیش زمینه

### ۲-۱- نظریه خرد جمعی

نظریه خرد جمعی که اولین بار ســـورویکی در کتابی با همین نام ارائه داده اسـت، عنوان می‌کند که یک جمع می‌تواند مسـئله را بهتر از اکثر اعضـــای گروه حل کند. مک‌کی اشـــاره می‌کند که همه جمعیت‌ها (گروه‌ها) بخردانه نیسـتند. یک مثال روشـن از این قضـیه، بازار سـهام اسـت که جمعیت به سـمت حباب بازار هدایت می‌شـود. بنابراین، ابتدا باید فهمید که تحت چه شـــرایطی خرد جمعی می‌تواند اثرگذار باشـــد [۱۴، ۱۹، ۲۵]. سورویکی، چهار شرط اساسی زیر را برای تمایز جمعیت بخردانه از یک جمعیت غیرعاقل پیشنهاد می‌دهد [۱۴، ۲۵]:

۱. تنوع آراء - هر فرد باید به‌طور جداگانه اطلاعی از موضـوع مورد نظر داشته باشد، حتی اگر اطلاعات مزبور غلط و مخدوش باشند.

۲. استقلال آراء - نظر افراد باید به‌طور مستقل و بدون تأثیر گرفتن از یک فرد یا گروه مشخص شکل گیرد.

۳. عدم تمرکز - افراد باید توانایی شخصی سازی و نتیجه‌گیری مبتنی بر دانش محلی خود را داشته باشند.

۴. مکانیزم ترکیب - باید مکانیزمی وجود داشته باشد که بتوان توسط آن، نظرات افراد را با یکدیگر ترکیب کرده و به یک نظر جمعی تبدیل نمود.

### ۲-۲- خوشه‌بندی ترکیبی

ایده اصـــلی خوشـــه‌بندی اطلاعات، جداکردن نمونه‌ها از یکدیگر و قرار دادن آنها در گروه‌های شبیه به هم می‌باشد. به این معنی که نمونه‌های شبیه به هم باید در یک گروه قرار بگیرند و با نمونه‌های گروه‌های دیگر حداکثر تفاوت را دارا باشند [۱۹، ۳۳]. در واقع، خوشه‌بندی داده‌ها یک ابزار ضروری برای یافتن گروه‌ها در داده‌های بدون برچسب است [۱۷].

از آن‌جایی که اکثر روش‌های خوشـــه‌بندی پایه روی جنبه‌های خاصی از داده‌ها تاکید می‌کنند، درنتیجه روی مجموعه داده‌های خاصی کارآمد می‌باشند. به همین دلیل، نیازمند روش‌هایی هستیم که بتوانند با استفاده از ترکیب این‌روش‌ها و گرفتن نقاط قوت هر یک، نتایج بهینه تری را تولید کنند. هدف اصلی خوشه‌بندی ترکیبی، جستجوی نتایج بهتر و مســـتحکم‌تر با اســـتفاده از ترکیب اطلاعات و نتایج حاصـــل از چندین خوشه‌بندی اولیه است [۱۶، ۱۷]. خوشه‌بندی ترکیبی می‌تواند جواب‌های بهتری از نظر اســـتحکام[۱۶]، نو بودن[۱۷]، پایداری[۱۸] و انعطاف پذیری[۱۹] نسـبت به روش‌های پایه ارائه دهد [۱۵، ۱۷، ۳۴، ۳۵]. به‌طور خلاصه خوشه‌بندی ترکیبی شامل دو مرحله اصلی زیر می‌باشد [۱۴، ۱۵]:

۱. تولید نتایج متفاوت از خوشـــه‌بندی‌ها، به‌عنوان نتایج خوشـــه‌بندی اولیه، با اعمال روش‌های مختلف؛ که این مرحله را، مرحله ایجاد تنوع یا پراکندگی می‌نامند.

۲. ترکیب نتایج به‌دست آمده از خوشه‌بندی‌های متفاوت اولیه، به‌منظور تولید خوشـه نهایی؛ که این کارتوسـط تابع توافقی[۲۰] (الگوریتم ترکیب کننده) انجام می‌شود.

## ۳- کارهای انجام شده

روش‌های خوشـــه‌بندی ترکیبی ســـعی می‌کنند تا با ترکیب افرازهای مختلف تولید شده از روش‌های خوشه‌بندی پایه، یک افراز مستحکم از داده‌ها تولید کنند [۱۷، ۳۸-۳۶]. در اکثر تحقیقات اخیر، همه افرازها با وزن برابر در ترکیب نهایی حاضر می شوند و همه خوشه‌های موجود در افرازها نیز با وزن برابر درترکیب نهایی شرکت می‌کنند [۱۷، ۳۹] و یک معیار برای انتخاب از میان ترکیب‌های ممکن ارائه شـده که مبتنی بر کیفیت کلی یک خوشه‌بندی است. برای این کار، آن‌ها میزان ثبات

بین افراز ترکیبی و افرازهای پایه را در نظر گرفتند و با استفاده از یک قاعده ترکیبی ثابت، یک معیار شباهت دو به دو را روی فضای ویژگی های چند بعدی به‌کار بردند.

عظیمی و همکاران [۴۰] از مفهوم پراکندگی برای هوشمند نمودن خوشه‌بندی ترکیبی استفاده کردند. این‌روش، به‌صورت پویا اقدام به انتخاب زیرمجموعه بهینه‌ای از نتایج اولیه در ترکیب نهایی می‌کند. نتایج تجربی به‌دست آمده نیز بیانگر این مورد می‌باشند، که ترکیب خوشه‌بندی‌های اولیه با بیشترین، کمترین و میزان متوسطی از تطبیق با خوشه‌بندی ترکیبی اولیه، نتیجه بهتری را به ترتیب، در مجموعه داده‌های راحت، سخت و متوسط می‌دهد. روش فوق در هر مجموعه داده سعی می‌کند تا نتایج خوشه‌بندی اولیه‌ای که موجب منحرف شدن نتایج نهایی می‌شود را از ترکیب نهایی خارج کند و به این ترتیب، خوشه‌بندی‌های ترکیبی اولیه‌ای را که دارای دقت[۲۱] نسبتاً مناسبی هستند، وارد ترکیب نهایی کند [۴۲-۴۰].

چندین روش اعتبارسنجی خوشه، مبتنی بر ایده استفاده از پایداری پیشنهاد شده است [۴۴-۴۱]. بن هور و همکاران نیز روشی برای محاسبه پایداری ارائه کردند که بر مبنای شباهت بین نمونه‌ها درخوشه‌بندی های مختلف عمل می‌کند. در این‌روش، ماتریس همبستگی با استفاده از روش بازنمونه‌برداری به‌دست می‌آید [۴۳].

فرد و جین یک روش خوشه‌بندی ترکیبی ارائه کردند که در آن با استفاده از معیار پایداری خوشه، شباهت دو به دو آموزش داده می‌شود. در این‌روش، به‌جای استفاده از معیارهای ارزیابی مبتنی بر افراز نهایی، افرازهای حاصل از الگوریتم‌های پایه، در نواحی مختلف از فضای ویژگی چند بعدی مورد ارزیابی قرار می‌گیرند [۳۹].

فرن و لین، روشی برای خوشه‌بندی ترکیبی پیشنهاد کردند که از زیرمجموعه موثرتری از افرازهای اولیه در ترکیب نهایی استفاده می کند. در این‌روش، اگرچه تعداد اعضای شرکت کننده در ترکیب نهایی کمتر از یک خوشه‌بندی ترکیبی کامل[۲۲] است، به دلیل انتخاب افرازهای با کارایی بالاتر، نتایج نهایی بهبود می‌یابند. پارامترهایی که در این‌روش موردتوجه قرار گرفتند، عبارتاند از: کیفیت و پراکندگی [۲۳]. در این‌روش، از معیار مجموع اطلاعات متقابل نرمال شده (SNMI[۲۳]) (برای یک افراز در مقایسه با افرازهای دیگر ترکیب) برای اندازه‌گیری کیفیت یک افراز استفاده شده است. همچنین در این‌روش، معیار اطلاعات متقابل نرمال شده (NMI) (بین تمام افرازهای موجود درترکیب) برای اندازه‌گیری پراکندگی لازم برای ترکیب به‌کار رفته است [۲۳]. فرن و لین نشان دادند که روش پیشنهادی آن‌ها نسبت به خوشه‌بندی ترکیبی کامل و یا روش انتخاب تصادفی، از کارایی بهتری برخوردار است [۲۳].

علیزاده و همکاران [۲۲]، روشی جهت انتخاب خوشه بر اساس معیار پایداری ارائه دادند. در این‌روش، به معرفی معیار APMM و روش ماکزیمم، جهت رفع مشکل تقارن در معیار NMI پرداخته شده است. این‌روش، شامل رویکردی نوین جهت تشکیل ماتریس همبستگی بدون نیاز به تمامی نتایج خوشه‌بندی اولیه می‌باشد [۲۱، ۲۲].

یوسف‌نژاد و همکاران، اولین بار مفهوم استقلال دو الگوریتم خوشه‌بندی را معرفی، و تاثیرات آن بر کارایی نتیجه نهایی خوشه‌بندی را بررسی کردند. در این‌روش، دو الگوریتم غیر هم‌نام، کاملاً مستقل و درجه استقلال الگوریتم‌های هم‌نام، بر اساس پارامترهای اساسی آن الگوریتم محاسبه می‌شوند. برای مثال، آن‌ها مقادیر تصادفی اولیه مراکز خوشه در الگوریتم k-means را به‌عنوان پارامترهای اساسی مؤثر برای این الگوریتم فرض کردند [۱۸، ۱۹].

علیزاده و همکاران، از مفهوم ذکر شده (استقلال) برای تعریف معیار استقلال در خوشه‌بندی بخردانه استفاده کردند. در این‌روش، با تغییر روش کار الگوریتم Linkage، معیاری تحت عنوان Likeness برای محاسبه درجه استقلال الگوریتم با استفاده از ماتریس پارامترهای اساسی آن الگوریتم، معرفی شد [۱۴].

در پژوهشی دیگر، علیزاده با استفاده از معیار پایداری، روشی دیگر برای محاسبه درجه استقلال دو الگوریتم هم‌نام پیشنهاد داد [۱۳].

خوشه‌بندی بخردانه، اولین بار توسط علیزاده و همکاران با استفاده از بازتعریف و نگاشت مفهوم خردمندی - از تعاریف کتاب سورویکی - به مسائل خوشه‌بندی، معرفی شد [۱۴]. در روش ارائه شده توسط علیزاده و همکاران، نتایج الگوریتم‌های پایه در فرآیند اجرای الگوریتم، تولید و سپس بر اساس معیارهای استقلال و پراکندگی، ارزیابی می‌شوند و در صورت تأیید، به مجمع خردمند وارد می‌شوند.

در فرآیند ارزیابی نتایج به‌دست آمده در روش‌های ارائه شده در [۱۳، ۱۴، ۱۸، ۱۹]، همیشه مقادیر ارزیابی با یک سطح آستانه که توسط کاربر به‌صورت دستی وارد می‌شود، مقایسه خواهند شد. با اینکه این مقادیر آستانه تأثیر بسزایی بر کارایی و زمان اجرای الگوریتم دارند، هیچ‌کدام از روش‌های پیشین، راهکاری مناسب برای محاسبه و تخمین این مقادیر آستانه ارائه نکردند. هدف این مقاله، بررسی عوامل مؤثر بر روی این مقادیر و ارائه روشی به‌منظور تخمین مقدار بهینه آن‌ها است.

## ۴- مدل پیشنهادی

جهت ارائه روش پیشنهادی، ما ابتدا بر اساس تعاریف مطرح شده در بخش قبل (کارهای انجام شده)، یک تعریف پایه در مورد چهار عنصر سازنده خرد جمعی یعنی پراکندگی، استقلال، عدم تمرکز و مکانیزم ترکیب مناسب، ارائه می‌دهیم و سپس، راهکار پیشنهادی این مقاله را بر اساس این تعریف پایه بیان خواهیم کرد.

نو بودن و پایداری در نتایج اولیه، از مهم‌ترین خواصی هستند که این مقاله به دنبال رسیدن به آن است. در اینجا، نو بودن یعنی رسیدن به افراز جدیدی در خوشه‌بندی‌های اولیه که تابه‌حال، در سایر نتایج به این حالت نرسیده‌ایم که این امر، کمک بسزایی در کشف الگوهای جدید (دانش ضمنی) از داده می‌کند. پایداری نیز تضمین می‌کند که با تکرار مکرر یک روش روی یک داده، به نتایج مشابهی خواهیم رسید.

درصورتی‌که فقط رسیدن به پایداری نتایج نهایی خوشه‌بندی ترکیبی مهم باشد، ممکن است این دو خصوصیت (نو بودن و پایداری) در خلاف را ستای هم‌دیگر عمل کنند، به این معنی که: "هر چقدر نو بودن جواب‌ها در تکرار مکرر یک خوشه‌بندی بیشتر باشد، جواب‌های غیر پایداری م شاهده می شود و هر چقدر پایداری بی شتری مد نظر با شد، خیلی از جواب‌های نو از دست رفته و نهایتاً درصد پیش‌بینی الگوی درست کمتری مشاهده خواهد شد [۸، ۱۹-۱۳، ۳۸-۳۶].

### ۴-۱- محاسبه درجه استقلال دو الگوریتم

در خوشه‌بندی بخردانه، استقلال دو الگوریتم خوشه‌بندی به این صورت تعریف می‌شود که [۱۴، ۱۹]: "نتیجه خوشه‌بندی پایه نباید متأثر از نتایج دیگر خوشه‌بندی‌های پایه باشد. این تأثیر می‌تواند در سطح نوع الگوریتم (گروه) یا پارامترهای مؤثر در نتایج یک الگوریتم خاص (افراد) باشد."

در بیشتر روش‌های خوشه‌بندی ترکیبی، جهت ایجاد پراکندگی و رسیدن به نتایج نوتر و انعطاف‌پذیرتر، از تکرار مکرر یک الگوریتم پایه خوشه‌بندی (برای مثال k-means) روی داده، بهره گرفته می‌شود. در این الگوریتم‌ها، عموماً جهت ایجاد نتایج متفاوت، در بخشی از روش حل مسئله از مقادیر قابل برنامه‌ریزی یا تصادفی استفاده می‌شود. برای مثال در k-means، مقادیر اولیه مراکز خوشه‌ها یا مقدار k یا تعداد دفعات تکرار الگوریتم، جزء این پارامترها می‌باشد. لازم به ذکر است که برخی از الگوریتم‌ها همانند Linkage، که با تکرار مکرر بر روی یک داده، همیشه یک جواب معین را تکرار می‌کنند (معمولاً از مولد اعداد تصادفی استفاده نمی‌کنند)، شامل این قانون نمی‌شوند و معمولاً در ساخت نتایج اولیه خوشه‌بندی ترکیبی، از هر یک از انواع آن فقط یک‌بار استفاده می‌شود [۱۷، ۲۱، ۳۷، ۴۵].

طبق تعریف ذکر شده استقلال در خوشه‌بندی بخردانه، استفاده از روش بالا جهت ایجاد پراکندگی، باعث انتشار خطا در نتیجه نهایی می‌شود [۱۳، ۱۴، ۱۸]. به‌عنوان مثالی از استقلال، اگر ما دو نتیجه مشابه از الگوریتم‌های k-means و FCM داشته باشیم، آنگاه چون روش‌های حل مسئله (توابع هدف) در این دو الگوریتم با هم متفاوت بوده و نسبت به هم مستقل هستند، نتایج این دو خوشه‌بندی با اینکه مشابهند ولی مستقل و قابل اتکا می‌باشند. همچنین، به‌عنوان مثالی از انتشار خطا، اگر دو خوشه‌بندی پایه که هر دو با k-means انجام شده‌اند، دارای نتایج مشابه باشند و پارامترهای تاثیرگذار در الگوریتم k-means (برای مثال نقاط تصادفی اولیه مراکز خوشه‌ها) با هم برابر بوده و یا اختلاف ناچیزی با یکدیگر داشته باشند، آنگاه این دو خوشه‌بندی به علت استفاده از روش مشابه، به همدیگر وابسته می‌باشند. یعنی اگر در هر دو، یک پارامتر تغییر کند، نتایج باز هم مشابه خواهند بود.

در این‌جا، باید به ذکر نکته‌ای در ارتباط با تأثیر انتخاب مقادیر اولیه بر نتایج نهایی در برخی روش‌های خوشه‌بندی بپردازیم. به‌عنوان مثال، اگر الگوریتم k-means ده‌ها بار بر روی یک داده ثابت و با یک مقدار دهی اولیه ثابت اعمال شود، نتیجه یکسان خواهد بود. برای حل این چالش، برخی تحقیق‌ها به‌منظور ارائه روش‌هایی برای تعیین مقدار اولیه مناسب در این الگوریتم، صورت گرفتند [۱۴، ۴۶، ۴۷]. بر اساس این تحقیق‌ها، توجه به مقادیر اولیه و انتخاب آن‌ها به‌صورت هدفمند و مناسب (نه به‌صورت تصادفی)، می‌تواند عملکرد الگوریتم را بهبود بخشیده و باعث افزایش دقت آن شود.

همچنین، ذکر این نکته ضروری است که وقتی در این مقاله بحث استقلال به میان می‌آید، به هیچ عنوان استقلال مطلق (یعنی کاملاً مستقل بودن دو الگوریتم)، مد نظر نیست، چرا که دو الگوریتمی که به نوعی از هم مستقلند (با یک درجه استقلال فرضی)، حداقل در متریک مورد استفاده با هم اشتراکاتی دارند. به عبارت دیگر، اگر به تحلیل میزان مستقل بودن دو الگوریتم بپردازیم، خواهیم دید که این‌ها در بعضی خصیصه‌ها (مانند متریک و یا نمایش داده‌ها) با یکدیگر مشترک و در بعضی دیگر (مانند تابع هدفی که باید آن را بیشینه یا کمینه کنند)، از یکدیگر مستقل هستند. در نتیجه، نمی‌توان گفت که فرضاً دو الگوریتم، کاملاً مستقل و یا کاملاً وابسته هستند، بلکه می‌توان بیان کرد که دو الگوریتم با چه درجه استقلالی از هم مستقلند.

خوشه‌بندی بخردانه، ماتریسی از مقادیر اولیه را به‌عنوان عامل محرک الگوریتم، بر اساس روش کار هر الگوریتم، در نظر می‌گیرد (به‌عنوان مثال، مقدار تصادفی اولیه مراکز خوشه‌ها در الگوریتم‌هایی مثل k-means و FCM، یا پارامترهای داخلی الگوریتم‌ها همانند ماتریس فاصله در روش‌های Spectral و هر نوع مقادیر اولیه‌ای که می‌توانند روش کار الگوریتم‌ها را تغییر دهند، که به این مقادیر اولیه، پارامترهای اساسی الگوریتم گفته می‌شود). بدیهی است، چون روش حل مسئله در هر الگوریتم ثابت است، اگر مقادیر ثابت بمانند، جواب‌های نهایی الگوریتم پایه یکی خواهد بود یا به عبارتی، نتایج هر الگوریتم پایه به مقادیر این ماتریس وابسته می‌باشد. از این‌رو بر اساس تعریف استقلال، درجه استقلال دو الگوریتم به‌صورت شبه کد الگوریتم ۱ محاسبه می‌شود [۱۹]:

```
Function BIndependency (C1, C2, P1, P2)
 If type of cluster C1 and C2 is equal then
    Distance-Matrix is distance between P1 and P2
    Do until Distance-Matrix is not null
       Find minimum cell of Distance-Matrix
       Store cell in Temp-Array
       Remove Row and Column of founded cell
       Create new Distance-Matrix
    End loop
    Return average of Temp-Array
 Else
    Result = 1
 End If
End Function
```

**الگوریتم ۱: محاسبه درجه استقلال دو الگوریتم خوشه‌بندی [۱۴, ۱۸, ۱۹]**

در الگوریتم ۱، C1 و C2 دو الگوریتم خوشه‌بندی می‌باشند که قرار است درجه استقلال آنها با هم مقایسه شود. همچنین P1 و P2 به ترتیب، ماتریس‌های پارامترهای اساسی این دو الگوریتم می‌باشند. در صورت

یکی نبودن نوع دو الگوریتم، استقلال آنها برابر با ۱ محاسبه می‌شود که به معنی کاملاً مستقل می‌باشد، در غیر این صورت، ماتریس $n\times n$ فاصله Max-Distance بر اساس P1 و P2 تشکیل می‌شود. در اینجا، n برابر با حداکثر اندازه ماتریس‌های P1 و P2 است. لازم به ذکر است که در این حالت، هر چه فاصله (در این مقاله ما از فاصله اقلیدسی استفاده کردیم، ولی می‌توان از هر معیار فاصله دیگری استفاده کرد) بیشتر باشد، درجه استقلال بهتری به‌دست خواهد آمد. از این‌رو در حلقه الگوریتم ۱ می‌بایست هر بار، مقدار حداقل، پیدا شده و در Temp-Array نگهداری شود و سطر و ستونی که در آن، این مقدار وجود دارد، حذف شده و برای ماتریس جدید به وجود آمده، مجدداً همین کار تکرار شود. نهایتاً مقدار درجه استقلال، میانگین مقادیر حداقل‌ها در ماتریس فاصله خواهد بود. خروجی الگوریتم ۱ همواره یک مقدار بین ۰ و ۱ خواهد بود که در آن، ۱ به معنی کاملاً مستقل و ۰ به معنی کاملاً وابسته می‌باشد.

در روش‌های پیشین، از میانگین مقادیر BIndependency برای محاسبه درجه استقلال هر الگوریتم استفاده می‌شد. چون این مقادیر، شامل تعداد زیادی ۱ (استقلال الگوریتم‌های غیر هم‌نام) می‌باشند، درجه استقلال همیشه برابر با یک عدد نزدیک به ۱ محاسبه می‌شد. در این مقاله، مطابق با رابطه (۱)، مقدار بیشینه مقادیر محاسبه شده BIndependency، فقط در الگوریتم‌های هم‌نام به‌عنوان درجه استقلال الگوریتم در نظر گرفته می‌شود تا تأثیر آن بر روی کیفیت نتایج نهایی حفظ شود:

$$IND(C)=\max_{1}^{M}\text{BIndependence}(C,C_i) \qquad (۱)$$

در روش‌های پیشین، پس از محاسبه درجه استقلال، آن را با مقدار آستانه قابل برنامه‌ریزی iT که توسط کاربر در ابتدای اجرای الگوریتم وارد می‌شد، مقایسه و در صورت تأیید، نتیجه آن را وارد مجمع بخردانه می‌کردیم [۱۴، ۱۸، ۱۹]. در این مقاله، از درجه استقلال الگوریتم به‌عنوان وزنی در ترکیب نتایج انتخاب‌شده، استفاده می‌کنیم. در این‌روش، هم یک مرحله از اجرای الگوریتم حذف می‌شود که این امر، موجب کاهش زمان اجرای الگوریتم می‌شود و هم دیگر نیازی به آستانه‌گیری از معیار استقلال نخواهیم داشت. در بخش مکانیزم ترکیب نتایج اولیه، روشی جدید تحت عنوان انباشت مدارک وزن‌دار را جهت استفاده از درجه استقلال الگوریتم به‌عنوان وزن‌های نتایج اولیه انتخاب شده معرفی خواهیم کرد.

### ۴-۲- محاسبه پراکندگی نتایج اولیه

در خوشه‌بندی بخردانه، پراکندگی نتایج اولیه را به این صورت تعریف می‌کنیم که: "هر الگوریتم خوشه‌بندی پایه، باید به‌طور جداگانه و بدون واسطه، به داده‌های مسئله دسترسی داشته و آن‌ها را تحلیل و خوشه‌بندی کند، حتی اگر نتایج آن غلط باشد." در اینجا، نتایج غلط، موجب کشف عدم تنوع و جلوگیری از تکرار یک جواب خاص خواهد شد.

ما در این مقاله، از معیار APMM برای محاسبه مقدار پراکندگی استفاده می‌کنیم، چراکه این معیار، هم سریع‌تر از NMI می‌باشد و هم مشکل تقارن ندارد [۱۳، ۱۴، ۱۸، ۱۹، ۲۱]. در این‌روش، برای محاسبه تراکم خوشه $C_i$ از رابطه (۲) استفاده می‌کنیم:

$$AAPMM(C_i)=\frac{1}{M}\sum_{j=1}^{M}APMM\left(C_i,P_j^{b*}\right) \qquad (۲)$$

در رابطه (۲) پارامتر $P_j^{b*}$ نشان دهنده j-امین افراز از مجموعه مرجع است. همچنین تابع APMM در رابطه (۲) را از رابطه (۳) محاسبه می‌کنیم:

$$APMM(C,P)=\frac{-2n_c\log\left(\frac{n}{n_c}\right)}{n_c\log\left(\frac{n_c}{n}\right)+\sum_{i=1}^{kp}n_i^p\log\left(\frac{n_i^p}{n}\right)} \qquad (۳)$$

در رابطه (۳)، پارامتر $n$، تعداد کل نمونه‌های خوشه $C$ می‌باشد. همچنین، $n_c$ تعداد نمونه‌های مشترک بین خوشه $C$ و افراز $P$ می‌باشد. علاوه بر این، $K_p$ تعداد خوشه‌های موجود در افراز $P$ بوده و $n_i^p$ تعداد نمونه‌های خوشه i-ام در افراز $P$ می‌باشد.

از آنجایی که AAPMM فقط تراکم یک خوشه را محاسبه می‌کند، برای محاسبه یک خوشه‌بندی، در این مقاله مطابق رابطه (۴)، از معیاری جدیدی تحت عنوان همگونی استفاده می‌شود:

$$Uniformity(P)=\max_{i=1}^{M}AAPMM(C_i) \qquad (۴)$$

در رابطه (۴)، معیار همگونی، تراکم یک افراز که در اینجا نتیجه یک خوشه‌بندی پایه است را محاسبه می‌کند که در آن، M تعداد کل خوشه‌ها می‌باشد. روش‌های پیشین، از میانگین AAPMM خوشه‌ها برای ارزیابی تراکم استفاده کرده‌اند که این امر، باعث افزایش احتمال ورود خوشه‌ها با پراکندگی کمتر و در نتیجه، کاهش دقت الگوریتم می‌شود. از آنجایی که خروجی معیار همگونی بین ۰ و ۱ می‌باشد، طبق رابطه (۵)، پراکندگی نهایی هر افراز برابر با تفاضل ۱ از مقدار به‌دست آمده این معیار می‌باشد:

$$DIV(P)=1-Uniformity(P) \qquad (۵)$$

این مقاله، از ترکیب روش‌های عظیمی و همکاران [۴۰-۴۲] و علیزاده [۱۳]، روشی را جهت تعیین مقدار بهینه برای آستانه‌گیری پراکندگی به‌صورت خودکار ارائه می‌دهد.

همان‌طورکه پیش‌تر نیز اشاره شد، عظیمی و همکاران، داده را به سه نوع راحت، متوسط و سخت دسته‌بندی کردند. همچنین آنها اثبات کردند که به ترتیب برای هر یک از انواع راحت، متوسط و سخت داده بهتر است نتایج با ۳۳ درصد پراکندگی پایین، میانی و بالا، پس از ارزیابی انتخاب شوند [۴۰-۴۲]. از این‌رو، در این مقاله به جای استفاده از یک مقدار ثابت به‌عنوان آستانه پراکندگی، پس از ارزیابی پراکندگی نتایج اولیه، از بازه $DIV\le 0.33$ برای انتخاب نتایج اولیه در داده‌های راحت، از بازه $0.33\le DIV\le 0.66$ برای انتخاب نتایج اولیه در داده‌های

متوسط و از بازه $0.66 \le DIV$ برای انتخاب نتایج اولیه در داده های سخت استفاده می‌شود.

برای ارزیابی داده‌ها به‌منظور دسته‌بندی آنها در سه مجموعه مذکور، این مقاله از روش علیزاده [۱۳] که به نوعی توسعه‌یافته‌تر از روش عظیمی و همکاران می‌باشد، استفاده کرده است. در این‌روش، مطابق رابطه (۶) از معیار سادگی به‌عنوان روشی جهت تعیین نوع داده استفاده شده است [۱۳، ۲۲]:

$$Simplicity(D) = \frac{1}{B}\sum_{i=1}^{B} Stability(P_i) \qquad (۶)$$

در رابطه (۶)، B تعداد کلیه افراز های تولید شده در فرآیند خوشه‌بندی می‌باشد و پایداری افراز i–ام مطابق رابطه (۷) محاسبه می‌شود [۱۳، ۲۲]:

$$Stability(P) = \frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M} APMM(C_i, P) \qquad (۷)$$

در رابطه (۷)، M تعداد خوشه هر افراز می‌باشد و APMM از رابطه (۳) محا سبه می شود. مطابق تعریف علیزاده، اگر نتایج سادگی داده‌ای کمتر از ۰،۵ باشد، آن داده را سخت، اگر نتایج سادگی آن داده بین ۰،۵ و ۰،۵۵ باشد، آن داده را متوسط و در صورت به‌دست آمدن نتایج سادگی دیگری برای آن داده، آن را راحت در نظر می‌گیریم [۱۳، ۲۲].

### ۴-۳- عدم تمرکز در تولید نتایج اولیه

در معیار کیفی عدم تمرکز، مطابق تعاریف خوشه‌بندی بخردانه، دو واژه اصلی مطرح می‌شود: شخصی‌سازی و نتیجه‌گیری بر اساس دانش محلی.

شخصی‌سازی در خوشه‌بندی بخردانه به این صورت تعریف می‌شود [۱۳، ۱۴، ۱۸، ۱۹]: "شخصی سازی در خوشه‌بندی ترکیبی یعنی باید الگوریتم پایه برای ر سیدن به نتایج مؤثرتر، به هر طریقی که منا سب‌تر است داده‌های ورودی را تحلیل کند که این کار، می‌تواند به‌صورت تغییر ابعاد داده یا ادغام داده‌ها و ... صورت پذیرد."

مطابق تعاریف خوشه‌بندی بخردانه، تحلیل بر اساس دانش محلی به این صورت تعریف می‌شود [۱۳، ۱۴، ۱۸، ۱۹]: "در خوشه‌بندی بخردانه، هر الگوریتم پایه جهت رسیدن به نتایج مؤثرتر، باید به‌طور آزادانه بهترین انتخاب را در پارامترهای اساسی خود داشته باشد."

مطابق تعاریف بالا، علیزاده و یوسف نژاد، سه شرط زیر را برای تحقق شرایط عدم تمرکز در خوشه‌بندی بخردانه تعریف کردند [۱۳، ۱۸]:

۱- تعداد الگوریتم‌های پایه شرکت‌کننده در تولید نتایج اولیه باید بیشتر از یک الگوریتم باشد.

۲- روش ورود نتایج یک الگوریتم پایه به مجمع بخردانه باید طوری باشد که نتایج نهایی تحت تأثیر خطاهای آن قرار نگیرد، یا به عبارتی، نباید روش تصمیم‌گیری در مورد جواب نهایی، متمرکز باشد.

۳- مقدار آستانه cT، ضریب عدم تمرکز نامیده می‌شود که از آن به‌عنوان ضریب برای تعداد خو شه‌های الگوریتم پایه ا ستفاده می شود. در این‌روش، تعداد خوشه‌ها در خوشه‌بندی پایه از $k$ تا $cT \times k$ متغیر می‌باشد.

در این مقاله، دو شرط اول عیناً ا ستفاده شده ا ست، ولی به جای تعیین مقدار آستانه cT، از روشی که اخیراً توسط علیزاده ارائه شد، برای تولید پراکندگی لازم استفاده شده است. در این‌روش، تعداد خوشه‌های هر الگوریتم از بازه $k-2,\ldots,k+2$ به شرطی که مقدار انتخاب شده در این بازه کمتر از عدد ۲ نبا شد، تعیین می شود که در آن، k، تعداد کلاس داده در نتیجه نهایی می‌باشد [۱۳].

### ۴-۴- مکانیزم ترکیب نتایج اولیه

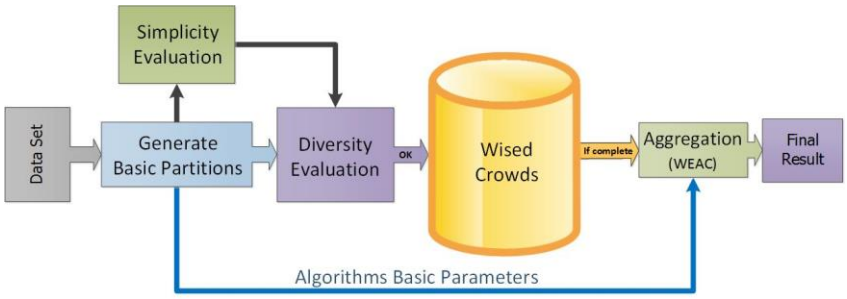
در خوشه‌بندی بخردانه، خوشه‌های انتخاب شده توسط ماتریس همبستگی، با هم ترکیب شده و نتیجه نهایی را تولید می‌کنند. در روش‌های پیشین، از روش انباشت مدارک (EAC) استفاده می‌شد که در آن، نتایج m خوشه‌بندی روی داده‌های نمونه‌برداری شده، در ماتریس همبستگی $n \times n$ ذخیره می‌شوند. هر داده ورودی از این ماتریس در روش انباشت مدارک، به‌صورت رابطه (۸) محاسبه می‌شود [۳۷]:

$$C(i,j) = \frac{n_{i,j}}{m_{i,j}} \qquad (۸)$$

در رابطه (۸)، $n_{i,j}$ تعداد دفعاتی است که جفت نمونه‌های i و j با هم در یک خوشه گروه‌بندی شده‌اند و $m_{i,j}$ تعداد نمونه‌برداری‌هایی است که هر دوی این جفت نمونه‌ها به‌طور هم‌زمان در آن ظاهر شده‌اند [۳۷]. با توجه به نحوه محاسبه پارامتر $n_{i,j}$، می‌توان گفت شمارش تعداد نمونه‌ها، یعنی هر نتیجه، با وزن مساوی و برابر با ۱، در جواب نهایی شرکت می‌کند. در این مقاله، دیدگاه جدیدی در مورد رابطه (۸) مطرح می‌شود، که در آن، به جای فرض کردن وزن یکسان و برابر با ۱ برای هر نتیجه تولید شده از الگوریتم‌های شرکت کننده در مجمع بخردانه، از درجه استقلال آن الگوریتم‌ها که طبق رابطه (۱) محاسبه می‌شود و مقداری بین ۰ و ۱ خواهد بود، استفاده می‌شود. از این‌رو، رابطه (۸) به‌صورت زیر اصلاح می‌شود:

$$C(i,j) = \frac{\sum IND_{\mathrm{Alg}_p}}{m_{i,j}} \qquad (۹)$$

در رابطه (۹)، $IND_{\mathrm{Alg}_p}$ درجه استقلال الگوریتمی است که جفت نمونه‌های i و j را با هم در یک خوشه، گروه‌بندی کرده است. این‌روش که ما به‌عنوان روش انباشت مدارک وزن‌دار می‌شناسیم، با تأثیر مستقیم استقلال بر روی ماتریس همبستگی، باعث تغییر شکل دندروگرام ترکیب نتایج شده و کیفیت نتیجه نهایی را بهبود می‌بخشد.




**شکل ۱: چهارچوب خوشه‌بندی بخردانه با تخمین مقادیر آستانه به‌صورت خودکار**

### ۴-۵- جمع‌بندی

شـــکل ۱ فرآیند اجرای الگوریتم خوشـــه‌بندی بخردانه را در روش پیشـــنهادی این مقاله به تصـــویر می‌کشـــد. همان‌طورکه در شـــکل ۱ مشاهده می شود، ابتدا نتایج خوشه‌بندی‌های پایه، تولید شده، آنگاه بر اساس رابطه (۶)، سادگی داده چک شده، سپس بر اساس رابطه (۵)، پراکندگی نتایج اولیه، ارزیابی شده و نتایج مناسب وارد مجمع بخردانه می‌شـوند. در بخش ترکیب، با اسـتفاده از رابطه (۹)، عناصـر ماتریس همبستگی بر اساس درجه استقلال الگوریتم‌هایشان تشکیل شده و با استفاده از الگوریتم سلسله مراتبی اتصال میانگین، نتایج خوشه‌بندی نهایی تشـکیل می‌شـود [۱۳، ۱۴، ۱۶، ۱۸، ۱۹]. الگوریتم ۲، شـبه کد فرآیند شکل ۱ را نمایش می‌دهد:

```
Function Wised-Clustering (Data, k, n)
    Initiate nCrowd = 0
    Do until nCrowd is less than n
        Generate a new basic clustering result
        Calculate result Simplicity
        Evaluate Diversity of result
        If result was acceptable then
            Add result to wised crowds
            nCrowd++
        End If
    End Do
    Create Co-Association matrix based on WEAC
    Create final result based on Co-Association matrix
End Function
```

**الگوریتم ۲: شبه‌کد خوشه‌بندی بخردانه با آستانه‌گیری خودکار**

در الگوریتم ۲، پارامتر ورودی n، برابر با تعداد اعضـــای مجمع بخردانه [۱۳، ۱۴، ۱۸، ۱۹]، k برابر با تعداد خوشـــه‌های نتیجه نهایی مسئله، Data برابر با داده ورودی و nCrowd برابر با تعداد اعضای فعلی انتخاب شده در مجمع بخردانه می‌باشد. همان‌طورکه پیش‌تر نیز به آن اشاره شد، در این فرآیند، به‌منظور تولید نتیجه نهایی از روی ماتریس همبستگی، از الگوریتم سلسله مراتبی اتصال میانگین استفاده می‌کنیم، چراکه تأثیر بسزایی بر روی کارایی الگوریتم و دقت نتیجه به‌دست آمده دارد [۸، ۱۶-۱۳، ۱۸، ۱۹، ۲۲، ۴۱، ۴۳، ۴۴].

مجموعه داده استانداردی می‌باشد که در آزمایش‌های تجربی صورت پذیرفته در این پژوهش، مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

## ۵- ارزیابی

### ۵-۱- مجموعه داده‌ها

در ادامه، جدول ۱ مشاهده می‌شود که این جدول، شامل مشخصات ۱۴

**جدول ۱: مجموعه داده‌ها**

| شماره | نام مجموعه داده | تعداد ویژگی‌ها | تعداد کلاس‌ها | تعداد نمونه‌ها |
|---|---|---|---|---|
| ۱ | Ionosphere | ۳۴ | ۲ | ۳۵۱ |
| ۲ | Optdigits | ۶۲ | ۱۰ | ۵۶۲۰ |
| ۳ | Pendigits | ۱۶ | ۱۰ | ۱۰۹۹۲ |
| ۴ | Statlog | ۳۶ | ۷ | ۶۴۳۵ |
| ۵ | Wine | ۱۳ | ۲ | ۱۷۸ |
| ۶ | Yeast | ۸ | ۱۰ | ۱۴۸۴ |
| ۷ | Half Ring | ۲ | ۲ | ۴۰۰ |
| ۸ | Iris | ۴ | ۳ | ۱۵۰ |
| ۹ | Balance Scale | ۴ | ۳ | ۶۲۵ |
| ۱۰ | Breast Cancer | ۹ | ۲ | ۶۸۳ |
| ۱۱ | Bupa | ۶ | ۲ | ۳۴۵ |
| ۱۲ | Galaxy | ۴ | ۷ | ۳۲۳ |
| ۱۳ | Glass | ۹ | ۶ | ۲۱۴ |
| ۱۴ | SA Heart | ۹ | ۲ | ۴۶۲ |

برای انجام آزمایش‌ها، سعی شده است که مجموعه داده‌ها از لحاظ تعداد کلاس‌ها، تعداد ویژگی‌ها و همچنین تعداد نمونه‌ها از حداکثر تنوع برخوردار باشند. در نتیجه نتایج آزمایش‌ها تا حد ممکن مستحکم و قابل تعمیم خواهد بود. جدول ۱، اطلاعات مختصری از این مجموعه داده‌ها در اختیار می‌گذارد. برای اطلاعات بیشتر در مورد هر کدام از این مجموعه داده‌ها، به [۲۲، ۴۸] رجوع کنید. نتایج آزمایش‌ها بر روی ویژگی‌های نرمال شده از این مجموعه داده‌ها گزارش شده است.

### ۵-۲- الگوریتم‌های خوشه‌بندی پایه

همان‌طورکه در بخش عدم‌تمرکز به آن اشاره شد، یکی دیگر از الزامات روش خوشه‌بندی بخردانه، استفاده از الگوریتم‌های پایه غیرهم‌نام در فرآیند تولید نتایج اولیه است. این مقاله عیناً از همان الگوریتم‌های روش‌های پیشین جهت تولید نتایج اولیه استفاده کرده است [۱۴، ۱۸]. جدول ۲، فهرست این الگوریتم‌ها را نشان می‌دهد.

**جدول ۲: الگوریتم‌های پایه [۱۴, ۱۸]**

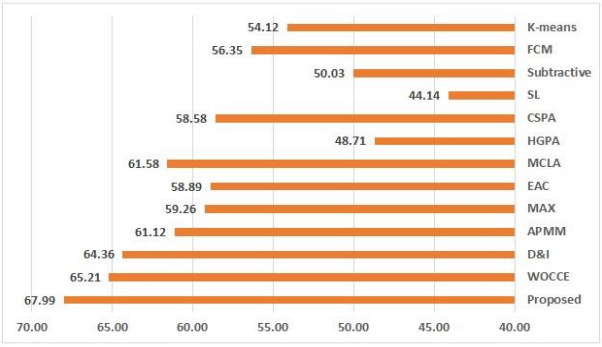
| شماره | نام الگوریتم |
|---|---|
| ۱ | K-Means |
| ۲ | Fuzzy C-Means |
| ۳ | Median K-Flats |
| ۴ | Gaussian Mixture |
| ۵ | Subtractive Clustering |
| ۶ | Single-Linkage Euclidean |
| ۷ | Single-Linkage Hamming |
| ۸ | Single-Linkage Cosine |
| ۹ | Average-Linkage Euclidean |
| ۱۰ | Average-Linkage Hamming |
| ۱۱ | Average-Linkage Cosine |
| ۱۲ | Complete-Linkage Euclidean |
| ۱۳ | Complete-Linkage Hamming |
| ۱۴ | Complete-Linkage Cosine |
| ۱۵ | Ward-Linkage Euclidean |
| ۱۶ | Ward-Linkage Hamming |
| ۱۷ | Ward-Linkage Cosine |
| ۱۸ | Spectral clustering using a sparse similarity matrix |
| ۱۹ | Spectral clustering using Nystrom method with orthogonalization |
| ۲۰ | Spectral clustering using Nystrom method without orthogonalization |

## ۵-۳- نتایج آزمایش

روش پیشنهادی در محیط MATLAB 7.1 پیاده‌سازی و مورد آزمایش قرار گرفته است و نتایج آزمایش‌ها، روی میانگین ۱۰ بار اجرای مستقل برنامه، گزارش شده‌اند. عملکرد روش‌های مختلف خوشه‌بندی، با استفاده از فرایند بازبرچسب‌گذاری بین خوشه‌های به‌دست آمده و کلاس‌های واقعی و مقایسه آنها، محاسبه شده است [۱۴، ۱۸]. جدول ۳، عملکرد روش‌های مختلف را در مقایسه با روش پیشنهادی این مقاله نشان می‌دهد.

همان‌طورکه در جدول ۳ مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی در اکثر موارد بهتر از سایر روش‌ها عمل کرده است. همچنین، در برخی از داده‌ها همانند (Glass، Ionosphere و Yeast)، با اینکه شرایط کاملاً بهبود نیافته، اختلاف نتایج با بهترین روش، مقدار کمی می‌باشد. با اینکه روش Subtractive بهترین نتیجه را روی داده Ionosphere ایجاد کرده است ولی در سایر داده‌ها دقت مناسبی نداشته است. این مسئله، مثال مناسبی برای نشان دادن وابستگی کارایی الگوریتم‌های خوشه‌بندی پایه به جنبه‌های خاص از مجموعه داده، و همچنین دلیلی محکم جهت به‌کارگیری روش‌های ترکیبی می‌باشد.

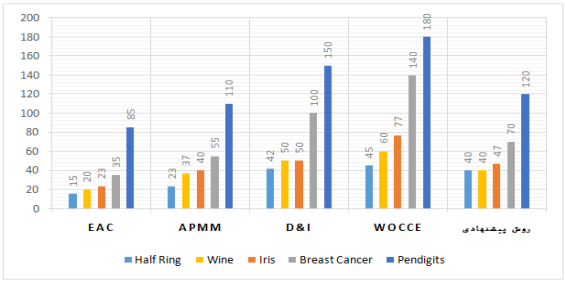
شکل ۲، میانگین دقت الگوریتم‌های خوشه‌بندی را در آزمایش‌های تجربی جدول ۳ نشان می‌دهد.




**شکل ۲: میانگین دقت الگوریتم‌های خوشه‌بندی مورد آزمایش**

مطابق با شکل ۲، با این که روش ترکیب کامل (EAC)، تمامی افرازهای نتایج اولیه را در تولید نتیجه نهایی استفاده کرده است، ولی دقت کمتری را نسبت به سایر روش‌های ترکیبی مبتنی بر انتخاب داراست. این مسئله در داده‌های بزرگ بهتر خود را نشان می‌دهد، به‌طوری‌که مطابق با جدول ۳، در سه مجموعه داده Optdigits، Pendigits و Statlogs، تشخیص الگوی صحیح با ترکیب تمامی نتایج، بسیار سخت حاصل می‌شود. از طرف دیگر، چهارچوب غیرمتمرکز خوشه‌بندی بخردانه که در شکل ۱ ارائه شده است، یکی از مهم‌ترین دلایل بهتر کارکردن الگوریتم پیشنهادی این مقاله در داده‌های نوع سخت می‌باشد، چون در سایر روش‌های مبتنی بر انتخاب، تغییرات در مقادیر ارزیابی معیار پراکندگی، قبل و پس از انتخاب خوشه، بر روی دقت نتیجه نهایی تأثیر بسیاری می‌گذارد. علاوه بر آن، می‌توان به تأثیرات سایر معیارهای پیشنهادی در خوشه‌بندی بخردانه، از جمله معیار استقلال نیز اشاره کرد. از طرفی دیگر، با اینکه در روش‌های WOCCE، APMM و MAX نیز از معیارهایی مشابه با روش پیشنهادی این مقاله جهت ارزیابی نتایج اولیه استفاده شده است، ولی روش پیشنهادی، به علت تخمین درست مقادیر آستانه، بهتر از آن روش‌ها عمل کرده است. قابل‌ذکر است، که روش پیشنهادی در مجموع تقریباً سه درصد بهتر از روش WOCCE عمل کرده است، ولی در این‌روش دیگر نیاز به تعیین مقادیر آستانه نیست.

همچنین مطابق نتایج شکل ۳، زمان اجرای الگوریتم پیشنهادی این مقاله نسبت به سایر روش‌های خوشه‌بندی بخردانه به‌صورت چشمگیری کاهش پیدا کرده است و تقریباً نزدیک به روش APMM، که روشی تک معیاره است، می‌باشد.




**شکل ۳: مقایسه زمان اجرای روش‌های استفاده کننده از نظریه خرد جمعی**

**جدول ۳: مقایسه دقت (Accuracy) روش‌های مختلف خوشه‌بندی بر حسب درصد. ستون دقت، مربوط به میانگین (Mean) و انحراف از معیار (Std) دقت حاصل از ۱۰ بار اجرای هر یک از الگوریتم‌های مورد آزمایش، بر روی هر یک از مجموعه داده‌های جدول ۱، می‌باشد.**

| شماره مجموعه داده | دقت | الگوریتم‌های خوشه‌بندی ترکیبی مبتنی بر انتخاب | | | | | الگوریتم‌های خوشه‌بندی ترکیبی | | | | الگوریتم‌های خوشه‌بندی پایه | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | Proposed Method | WOCCE [۱۴] | D&I [۱۹] | APMM [۲۱] | MAX [۲۲] | EAC [۳۷] | MCLA [۱۷] | HGPA [۱۷] | CSPA [۱۷] | Single-Linkage | Subtractive | FCM | K-means |
| ۱ | میانگین | ۷۳/۶۷ | ۷۰/۵۲ | ۶۹/۲۱ | ۷۰/۹۴ | ۶۴/۴۸ | ۶۷/۸۰ | ۷۱/۲۲ | ۵۸/۴۰ | ۷۰/۴۸ | ۶۴/۳۸ | **۷۷/۰۰** | ۶۷/۸۰ | ۶۵/۵۱ |
| | انحراف | ۰/۳۴۱ | ۰/۱۳۲ | ۰/۷۴۰ | ۰/۱۳۰ | ۰/۹۱۴ | ۱/۱۱۸ | ۰/۲۱۰ | ۱/۳۷۸ | ۰/۱۲۱ | ۱/۳۰۴ | ۰/۰۱۲ | ۰/۹۷۴ | ۱/۳۴۲ |
| ۲ | میانگین | **۷۸/۵۶** | ۷۷/۱۶ | ۷۷/۵۹ | ۷۷/۱۰ | ۷۶/۱۱ | ۴۸/۱۲ | ۷۷/۱۵ | ۶۴/۷۷ | ۷۵/۲۱ | ۱۰/۲۸ | ۴۷/۷۲ | ۳۸/۳۳ | ۴۷/۲۳ |
| | انحراف | ۰/۶۹۲ | ۰/۲۱۰ | ۰/۶۹۰ | ۰/۸۴۱ | ۰/۶۵۰ | ۰/۵۰۳ | ۰/۴۵۲ | ۰/۱۹۸ | ۰/۶۴۳ | ۲/۲۰۲ | ۱/۳۱۲ | ۰/۹۲۱ | ۰/۲۴۱ |
| ۳ | میانگین | **۶۴/۱۳** | ۵۸/۶۸ | ۵۹/۸۷ | ۴۷/۴۰ | ۵۷/۰۲ | ۴۳/۹۰ | ۵۸/۶۲ | ۴۷/۵۵ | ۵۸/۳۲ | ۱۰/۴۶ | ۱۰/۴۰ | ۳۶/۷۷ | ۴۰/۹۷ |
| | انحراف | ۰/۴۲۰ | ۰/۱۸۰ | ۰/۸۱۰ | ۰/۶۹۹ | ۰/۵۲۱ | ۰/۴۳۰ | ۰/۷۳۰ | ۰/۲۳۱ | ۰/۹۰۳ | ۳/۹۲۰ | ۰/۹۵۶ | ۱/۰۲۰ | ۱/۶۹۰ |
| ۴ | میانگین | **۵۷/۷۶** | ۵۵/۷۷ | ۵۵/۴۶ | ۵۴/۸۸ | ۵۴/۲۳ | ۴۳/۹۶ | ۵۵/۷۱ | ۵۲/۹۴ | ۵۴/۲۳ | ۲۳/۸۰ | ۲۳/۸۰ | ۴۹/۹۱ | ۴۰/۸۹ |
| | انحراف | ۰/۵۹۱ | ۰/۷۱۹ | ۰/۱۸۰ | ۰/۵۲۸ | ۰/۱۴۰ | ۰/۸۱۷ | ۰/۳۴۲ | ۰/۴۹۱ | ۰/۹۵۶ | ۱/۵۶۲ | ۰/۹۳۴ | ۲/۱۴۰ | ۱/۸۳۱ |
| ۵ | میانگین | **۷۴/۴۶** | ۷۱/۳۴ | ۷۰/۱۹ | ۶۴/۶۰ | ۶۹/۱۷ | ۷۰/۵۶ | ۷۰/۲۲ | ۶۲/۳۶ | ۶۷/۴۱ | ۳۷/۶۴ | ۶۷/۲۳ | ۷۱/۳۴ | ۶۵/۷۳ |
| | انحراف | ۰/۱۴۱ | ۰/۵۴۲ | ۰/۲۴۰ | ۰/۲۳۱ | ۰/۷۸۹ | ۰/۸۹۰ | ۰/۳۳۰ | ۰/۲۰۲ | ۰/۹۳۱ | ۱/۳۲۱ | ۰/۹۱۰ | ۰/۷۸۵ | ۰/۵۱۰ |
| ۶ | میانگین | ۳۰/۱۲ | **۳۲/۷۶** | ۳۱/۹۲ | ۳۱/۰۶ | ۳۲/۴۰ | ۳۱/۷۴ | ۱۷/۵۶ | ۱۵/۲۳ | ۱۴/۰۰ | ۲۹/۷۳ | ۳۱/۲۰ | ۲۹/۹۸ | ۳۱/۱۹ |
| | انحراف | ۰/۴۶۲ | ۰/۲۶۸ | ۰/۸۳۰ | ۰/۲۴۵ | ۰/۱۲۴ | ۰/۲۳۴ | ۰/۹۶۲ | ۱/۱۳۴ | ۲/۷۶۰ | ۱/۱۸۶ | ۱/۵۷۰ | ۰/۳۴۱ | ۰/۶۹۲ |
| ۷ | میانگین | **۹۷/۸۰** | ۸۷/۲۰ | ۸۶/۳۸ | ۸۰/۰۰ | ۷۸/۴۸ | ۷۷/۱۷ | ۷۴/۵۰ | ۵۰/۰۰ | ۷۴/۵۰ | ۷۵/۷۵ | ۸۶/۰۰ | ۷۸/۰۰ | ۷۵/۷۵ |
| | انحراف | ۰/۳۱۰ | ۰/۱۴۰ | ۰/۹۲۰ | ۰/۴۲۰ | ۰/۵۹۰ | ۰/۹۲۰ | ۰/۳۸۰ | ۰/۳۱۰ | ۰/۸۵۰ | ۱/۱۹۰ | ۱/۶۲۰ | ۰/۹۲۱ | ۱/۲۴۰ |
| ۸ | میانگین | **۹۷/۳۰** | ۹۲/۰۰ | ۸۹/۴۳ | ۷۴/۱۱ | ۷۲/۸۹ | ۹۶/۰۰ | ۸۹/۳۴ | ۴۸/۶۶ | ۸۵/۳۴ | ۶۸/۰۰ | ۵۵/۳۰ | ۸۲/۶۶ | ۶۵/۳۰ |
| | انحراف | ۰/۶۲۰ | ۰/۵۹۰ | ۰/۷۲۰ | ۰/۲۵۰ | ۰/۳۲۰ | ۱/۹۳۰ | ۰/۶۶۰ | ۰/۹۲۰ | ۰/۱۹۰ | ۰/۹۹۰ | ۱/۱۱۰ | ۱/۰۴۰ | ۱/۴۶۰ |
| ۹ | میانگین | **۵۸/۶۴** | ۵۴/۸۸ | ۵۴/۹۲ | ۵۲/۶۵ | ۵۲/۱۰ | ۵۲/۰۰ | ۵۱/۳۶ | ۴۱/۲۸ | ۵۱/۸۴ | ۴۶/۴۰ | ۴۵/۳۲ | ۴۴/۰۰ | ۴۰/۳۲ |
| | انحراف | ۰/۵۸۰ | ۰/۶۱۰ | ۰/۴۲۰ | ۰/۶۳۰ | ۰/۹۱۰ | ۰/۲۸۰ | ۰/۷۱۰ | ۰/۱۱۰ | ۰/۸۲۰ | ۰/۸۲۰ | ۱/۹۲۰ | ۱/۶۷۰ | ۲/۱۷۰ |
| ۱۰ | میانگین | **۹۸/۰۰** | ۹۶/۹۲ | ۹۶/۳۷ | ۹۶/۰۴ | ۷۵/۷۲ | ۹۵/۰۲ | ۹۶/۰۵ | ۵۰/۳۷ | ۸۰/۹۷ | ۶۵/۱۵ | ۶۵/۰۰ | ۹۴/۴۳ | ۹۳/۷۰ |
| | انحراف | ۰/۱۴۰ | ۰/۷۷۰ | ۰/۲۹۰ | ۰/۸۸۰ | ۰/۴۰۰ | ۰/۳۹۰ | ۰/۵۲۰ | ۰/۲۳۰ | ۰/۲۷۰ | ۱/۰۴۰ | ۱/۷۵۰ | ۱/۳۱۰ | ۱/۹۴۰ |
| ۱۱ | میانگین | **۶۰/۸۳** | ۵۷/۰۲ | ۵۶/۳۲ | ۵۵/۰۷ | ۵۶/۱۷ | ۵۵/۱۸ | ۵۵/۳۶ | ۵۰/۷۲ | ۵۶/۲۳ | ۵۷/۶۸ | ۵۳/۹۷ | ۵۰/۱۰ | ۵۴/۴۹ |
| | انحراف | ۰/۱۲۰ | ۰/۴۶۰ | ۰/۹۱۰ | ۰/۲۸۰ | ۰/۲۸۰ | ۰/۵۱۰ | ۰/۱۷۰ | ۰/۸۶۰ | ۰/۵۹۰ | ۱/۳۳۰ | ۰/۲۵۰ | ۰/۸۳۰ | ۰/۹۸۰ |
| ۱۲ | میانگین | **۳۷/۱۸** | ۳۵/۸۸ | ۳۴/۶۱ | ۳۳/۷۲ | ۳۲/۷۸ | ۳۱/۹۵ | ۲۸/۴۸ | ۳۱/۲۷ | ۲۹/۴۱ | ۲۵/۰۷ | ۲۹/۷۲ | ۳۴/۹۸ | ۳۰/۰۳ |
| | انحراف | ۰/۶۷۰ | ۰/۸۱۰ | ۰/۵۲۰ | ۰/۳۶۰ | ۰/۶۹۰ | ۰/۹۲۰ | ۰/۴۲۰ | ۰/۹۰۰ | ۰/۳۸۰ | ۱/۱۶۰ | ۰/۸۲۰ | ۱/۴۸۰ | ۰/۴۸۰ |
| ۱۳ | میانگین | ۵۱/۰۰ | **۵۱/۸۲** | ۵۰/۷۴ | ۴۷/۱۹ | ۴۴/۱۷ | ۴۵/۹۳ | ۵۱/۴۰ | ۴۱/۱۲ | ۳۸/۷۸ | ۳۶/۴۴ | ۳۶/۴۴ | ۴۷/۱۹ | ۴۲/۰۵ |
| | انحراف | ۰/۷۸۰ | ۰/۹۲۰ | ۰/۳۴۰ | ۰/۲۱۰ | ۰/۴۷۰ | ۰/۶۳۰ | ۰/۸۵۰ | ۱/۳۵۰ | ۱/۸۲۰ | ۱/۴۸۰ | ۱/۲۵۰ | ۰/۸۷۰ | ۱/۳۷۰ |
| ۱۴ | میانگین | **۷۲/۴۷** | ۶۸/۷۰ | ۶۷/۹۹ | ۷۰/۹۱ | ۶۳/۹۶ | ۶۵/۱۹ | ۶۲/۵۴ | ۵۰/۹۳ | ۵۸/۴۲ | ۶۵/۱۵ | ۶۷/۲۶ | ۶۳/۴۱ | ۶۴/۵۱ |
| | انحراف | ۰/۲۵۰ | ۰/۴۶۰ | ۰/۷۴۰ | ۰/۴۲۰ | ۰/۷۲۰ | ۱/۹۲۰ | ۰/۵۷۰ | ۱/۹۳۰ | ۰/۷۴۰ | ۰/۹۲۰ | ۱/۱۷۰ | ۰/۶۱۰ | ۰/۷۴۰ |

همان‌طورکه پیش‌تر گفته شد، نتایج آزمایش‌های انجام شده در این پژوهش، که در جدول ۳ قابل مشاهده می‌باشند، بیان‌گر عملکرد بهتر روش پیشنهادی در مقایسه با دیگر روش‌ها هستند. اما برای حصول اطمینان از این امر که عملکرد روش پیشنهادی، از نظر آماری نیز با دیگر روش‌ها متفاوت است، از آزمون فریدمن[۲۴] پیاده‌سازی شده در نرم افزار IBM SPSS Statistics 22 استفاده شد. نتایج تحلیل‌ها، بیان‌گر تفاوت آماری قابل توجهی بین عملکرد روش‌های مورد مقایسه می‌باشند ($p<0.01$، $df=12$ و $95.372642$=مجذور کای[۲۵]). همچنین نتیجه رتبه‌بندی فریدمن، که در جدول ۴ قابل مشاهده است، بیان‌گر این مورد می‌باشد که روش پیشنهادی، بهترین عملکرد را، با کسب میانگین رتبه ۱۲/۲۹، در بین دیگر روش‌ها از خود نشان داده است.

در انتها، به بررسی نتایج آزمایش‌های انجام شده به منظور تحلیل اثر نویز بر روی عملکرد روش پیشنهادی می‌پردازیم. در این آزمایش‌ها، از مجموعه داده‌های Optdigits و Pendigits استفاده شد، چرا که این دو مجموعه داده، نسبتاً دارای تعداد ویژگی‌ها و نمونه‌های زیادی می‌باشند. شکل ۴ عملکرد روش پیشنهادی، WOCCE، D&I، APMM و MAX را بر روی مجموعه داده‌های ذکر شده با درصدهای متفاوتی از نویز، نشان می‌دهد. به منظور اضافه کردن نویز، برخی از ویژگی‌های مجموعه داده‌های مذکور به طور تصادفی تغییر داده شدند. با توجه به شکل ۴، می‌توان دریافت که در آزمایش‌های انجام شده در این قسمت، روش پیشنهادی نتایج پایدارتری را تولید کرده است.

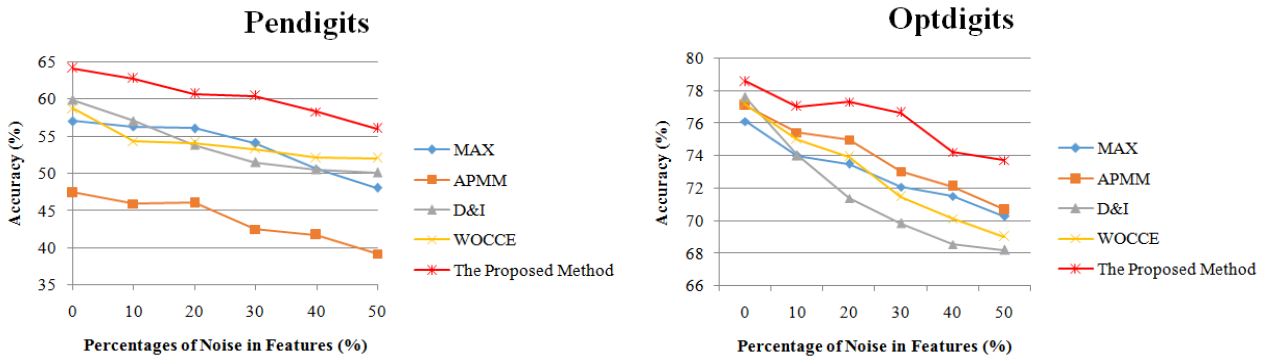
**جدول ۴: میانگین رتبه به‌دست آمده روش‌های حاضر در آزمایش‌ها، بر اساس آزمون فریدمن**

| نام الگوریتم | میانگین رتبه |
|---|---|
| Proposed Method | ۱۲/۲۹ |
| WOCCE | ۱۱/۴۶ |
| D&I | ۱۰/۲۹ |
| APMM | ۸/۰۴ |
| MAX | ۷/۰۴ |
| EAC | ۷/۲۵ |
| MCLA | ۷/۵۴ |
| HGPA | ۳/۰۰ |
| CSPA | ۵/۵۷ |
| Single-Linkage | ۳/۵۴ |
| Subtractive | ۴/۹۳ |
| FCM | ۵/۷۵ |
| K-means | ۴/۳۲ |

## ۶- نتیجه

در این مقاله، روشی جدید بر اساس خوشه‌بندی بخردانه، برای حل مسائل خوشه‌بندی پیشنهاد شده است. از آن‌جایی که در خوشه‌بندی بخردانه، مقادیر آستانه تعیین شده برای معیارهای ارزیابی، تأثیر قابل توجهی در کارایی و زمان اجرای الگوریتم دارند و در روش‌های پیشین، هیچ رویکردی جهت تعیین این مقادیر ارائه نشده است، در این مقاله رویکردی جدید، جهت تخمین خودکار مقادیر آستانه‌ای به‌صورت بهینه، بر اساس ویژگی‌های اصلی داده ورودی معرفی شده است. علاوه بر این، به‌منظور اندازه‌گیری پراکندگی دو خوشه‌بندی پایه، معیاری جدید تحت عنوان همگونی بر اساس معیار APMM ارائه شده که موجب حفظ کیفیت ارزیابی نتایج اولیه می‌شود. همچین روش جدیدی تحت عنوان روش انباشت مدارک وزن‌دار، به‌منظور در نظر گرفتن استقلال به‌عنوان وزنی در ترکیب نتایج اولیه، ارائه شده است.

نتایج تجربی روش پیشنهادی مقاله بر روی ۱۴ مجموعه داده مختلف و متنوع نشان می‌دهند که این‌روش، نسبت به روش‌های متداول پایه، ترکیبی و بخردانه، برتری قابل ملاحظه‌ای دارد. همچنین، بررسی‌ها نشان می‌دهند که اگرچه روش پیشنهادی، از زیرمجموعه کوچکی از نتایج خوشه‌بندی‌های اولیه استفاده می‌کند، اما به خاطر مؤثر بودن این زیرمجموعه‌ها و همچنین حذف خوشه‌ها با کیفیت پایین و تکراری که تأثیر منفی روی میزان همبستگی واقعی نمونه‌ها دارند، نتیجه نهایی آن حتی از ترکیب کامل (EAC) هم بهتر می‌باشد.




**الف:** عملکرد روش پیشنهادی، WOCCE، D&I، APMM و MAX با اعمال آن‌ها به مجموعه داده Optdigits با درصدهای متفاوتی از نویز

**ب:** عملکرد روش پیشنهادی، WOCCE، D&I، APMM و MAX با اعمال آن‌ها به مجموعه داده Pendigits با درصدهای متفاوتی از نویز

**شکل ۴: عملکرد روش پیشنهادی، WOCCE، D&I، APMM و MAX با اعمال آن‌ها به دو مجموعه داده Optdigits و Pendigits با درصدهای متفاوتی از نویز**

## مراجع

[۱] سمیرا رفیعی و پرهام مرادی، «بهبود عملکرد الگوریتم خوشه‌بندی فازی سی-مینز با وزن‌دهی اتوماتیک و محلی ویژگی ها»، مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز، جلد ۴۶، شماره ۲، صفحه ۸۶-۷۵، تابستان ۱۳۹۵.

[۲] علیرضا سردار و رمضان هاونگی، «بهبود عملکرد الگوریتم خوشه یابی خودکار تصاویر رنگی به کمک پیش‌پردازش با شبکه عصبی خودسامانده»، مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز، جلد ۴۷، شماره ۳، صفحه ۱۰۸۲-۱۰۷۳، پاییز ۱۳۹۶.

[۳] سیامک عبدالله‌زاده، محمدعلی بالافر و لیلی محمدخانلی، «استفاده از خوشه‌بندی و مدل مارکوف جهت پیش‌بینی درخواست آتی کاربر در وب»، مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز، جلد ۴۵، شماره ۳، صفحه ۹۶-۸۹، پاییز ۱۳۹۴.

[۴] یوکابد صدری، علی آقاگل‌زاده و مهدی ازوجی، «ادغام تصاویر چندفوکوسه با استفاده از همدوسی فاز و خوشه‌بند K-means»، مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز، جلد ۴۵، شماره ۴، صفحه ۱۲۷-۱۱۷، زمستان ۱۳۹۴.

[۵] رضا خدایی، محمدعلی بالافر و سیدناصر رضوی، «اثربخشی بسط پرس‌وجو مبتنی بر خوشه‌بندی اسناد شبه‌بازخورد با الگوریتم K-

NN»، مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز، جلد ۴۶، شماره ۱، صفحه ۱۵۱-۱۴۳، بهار ۱۳۹۵.

[۶] مجید محمدپور و حمید پروین، «الگوریتم ژنتیک آشوب‌گونه مبتنی بر حافظه و خوشه‌بندی برای حل مسائل بهینه‌سازی پویا»، مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز، جلد ۴۶، شماره ۳، صفحه ۳۱۸-۲۹۹، پاییز ۱۳۹۵.

[7] X. Wu, T. Ma, J. Cao, Y. Tian, and A. Alabdulkarim, "A comparative study of clustering ensemble algorithms," Computers & Electrical Engineering, vol. 68, pp. 603-615, 2018.

[8] A. K. Jain, M. N. Murty, and P. J. Flynn, "Data clustering: a review," ACM Computing Surveys (CSUR), vol. 31, pp. 264-323, 1999.

[9] F. Yang, T. Li, Q. Zhou, and H. Xiao, "Cluster ensemble selection with constraints," Neurocomputing, vol. 235, pp. 59-70, 2017.

[10] L. Bai, J. Liang, and Y. Guo, "An ensemble clusterer of multiple fuzzy k-means clusterings to recognize arbitrarily shaped clusters," IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2018.

[11] J. Bai, S. Song ،T. Fan, and L. Jiao, "Medical image denoising based on sparse dictionary learning and cluster ensemble," Soft Computing, pp. 1-7, 2017.

[12] V. Berikov, N. Karaev, and A. Tewari, "Semi-supervised classification with cluster ensemble," in Engineering, Computer and Information Sciences (SIBIRCON), 2017 International Multi-Conference on, 2017, pp. 245-250.

[13] H. Alizadeh, *Cluster Ensemble Selection Based on Mathematical and Social Optimization Methods* (in Persian), PhD Thesis ،Iran University of Science and Technology, 2014.

[14] H. Alizadeh, M. Yousefnezhad, and B. M. Bidgoli, "Wisdom of Crowds cluster ensemble," Intelligent Data Analysis, vol. 19, pp. 485-503, 2015.

[15] A. Fred and A. Lourenço, "Cluster ensemble methods: from single clusterings to combined solutions," in Supervised and Unsupervised Ensemble Methods and Their Applications, ed: Springer, 2008, pp. 3-30.

[16] A. L. Fred and A. K. Jain, "Data clustering using evidence accumulation," in Pattern Recognition, 2002 .Proceedings. 16th International Conference on, 2002, pp. 276-280.

[17] A. Strehl and J. Ghosh, "Cluster ensembles---a knowledge reuse framework for combining multiple partitions," Journal of Machine Learning Research, vol. 3, pp. 583-617, 2002.

[18] M. Yousefnezhad, *Cluster Ensemble Selection Based on the Wisdom of Crowds* (in Persian), MSc Thesis, Mazandaran University of Science and Technology, 2013.

[19] M. Yousefnezhad, H. Alizadeh, and B. Minaei-Bidgoli, "New cluster ensemble selection method based on diversity and independent metrics (in Persian)," in 5th Conference on Information and Knowledge Technology (IKT'13), 2013, pp. 22-24.

[20] M. Yousefnezhad and D. Zhang, "Weighted spectral cluster ensemble," in Data Mining (ICDM), 2015 IEEE International Conference on, 2015, pp. 549-558.

[21] H. Alizadeh, B. Minaei-Bidgoli, and H. Parvin, "Cluster ensemble selection based on a new cluster stability measure," Intelligent Data Analysis, vol. 18, pp. 389-408, 2014.

[22] H. Alizadeh, H. Parvin, and S. Parvin, "A framework for cluster ensemble based on a max metric as cluster evaluator," IAENG International Journal of Computer Science, vol. 39, pp. 10-19, 2012.

[23] X. Z. Fern and W. Lin, "Cluster ensemble selection," Statistical Analysis and Data Mining, vol. 1, pp. 128-141, 2008.

[24] A. K. Jain, A. Topchy, M. H. Law, and J. M. Buhmann, "Landscape of clustering algorithms," in Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004. Proceedings of the 17th International Conference on, 2004, pp. 260-263.

[25] J. Surowiecki, "The wisdom of crowds: Why the many are smarter than the few and how collective wisdom shapes business," Economies, Societies and Nations, vol. 296, 2004.

[26] D. Yang, G. Xue, X. Fang, and J. Tang, "Crowdsourcing to smartphones: Incentive mechanism design for mobile phone sensing," in Proceedings of the 18th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, 2012, pp. 173-184.

[27] L. Baker and D. Ellison, "The wisdom of crowds—ensembles and modules in environmental modelling," Geoderma, vol. 147, pp. 1-7, 2008.

[28] B. Miller, P. Hemmer, M. Steyvers, and M. D. Lee, "The wisdom of crowds in rank ordering problems," in 9th International Conference on Cognitive Modeling, 2009.

[29] M. Steyvers, B. Miller, P. Hemmer, and M. D. Lee, "The wisdom of crowds in the recollection of order information," in Advances in Neural Information Processing Systems, 2009, pp. 1785-1793.

[30] P. Welinder, S. Branson, P. Perona, and S. J. Belongie, "The multidimensional wisdom of crowds," in Advances in Neural Information Processing Systems, 2010, pp. 2424-2432.

[31] D. P. Williams, "Underwater mine classification with imperfect labels," in Pattern Recognition (ICPR), 2010 20th International Conference on, 2010, pp. 4157-4161.

[32] S. K. Yi, M. Steyvers, M. Lee, and M. Dry, "Wisdom of the crowds in minimum spanning tree problems," in Proceedings of the Annual Meeting of the Cognitive Science Society, 2010.

[33] K. Faceli, A. C. De Carvalho, and M. C. De Souto, "Multi-objective clustering ensemble," International Journal of Hybrid Intelligent Systems, vol. 4, pp. 145-156, 2007.

[34] H. G. Ayad and M. S. Kamel, "Cumulative voting consensus method for partitions with variable number of clusters," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 30, pp. 160-173, 2008.

[35] A. Topchy, A. K. Jain, and W. Punch, "Combining multiple weak clusterings," in Data Mining, 2003. ICDM 2003. Third IEEE International Conference on, 2003, pp. 331-338.

[36] H. G. Ayad and M. S. Kamel, "Cluster-based cumulative ensembles," in International Workshop on Multiple Classifier Systems, 2005, pp. 236-245.

CAMP 2006. International Workshop on, 2006, pp. 119-123.

[43] A. Ben-Hur, A. Elisseeff, and I. Guyon, "A stability based method for discovering structure in clustered data," in Biocomputing 2002, ed: World Scientific, 2001, pp. 6-17.

[44] T. Lange, V. Roth, M. L. Braun, and J. M. Buhmann, "Stability-based validation of clustering solutions," Neural Computation, vol. 16, pp. 1299-1323, 2004.

[45] P.-Y .Mok, H. Huang, Y. Kwok, and J. Au, "A robust adaptive clustering analysis method for automatic identification of clusters," Pattern Recognition, vol. 45, pp. 3017-3033, 2012.

[46] K. Arai and A. R. Barakbah, *Hierarchical K-means: an algorithm for centroids initialization for K-means*, Reports of the Faculty of Science and Engineering, vol. 36, pp. 25-31, 2007.

[47] D. Pelleg and A. W. Moore, "X-means: Extending k-means with efficient estimation of the number of clusters," in Icml, 2000, pp. 727-734.

[48] D. J. Newman, S. Hettich, C. L. Blake, and C. J. Merz. *{UCI} Repository of machine learning databases*, 1998.

[37] A. L. Fred and A. K. Jain, "Combining multiple clusterings using evidence accumulation," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 27, pp. 835-850, 2005.

[38] L. I. Kuncheva and S. T. Hadjitodorov, "Using diversity in cluster ensembles," in Systems, Man and Cybernetics, 2004 IEEE International Conference on, 2004, pp. 1214-1219.

[39] A. L. Fred and A. K. Jain, "Learning pairwise similarity for data clustering," in Pattern Recognition, 2006. ICPR 2006. 18th International Conference on, 2006, pp. 925-928.

[40] J. Azimi, J. Maani, and N. Mozayyeni, "Improved Clustering Ensembles (in Persian)," presented at the 11th International CSI Computer Conference (CSICC06), 2006.

[41] J. Azimi and M. Analoui, "Distinguishing Marginal Samples to Improve Clustering Ensembles (in Persian)," presented at the 11th International CSI Computer Conference (CSICC06), 2006.

[42] J. Azimi, M. Mohammadi, and M. Analoui, "Clustering ensembles using genetic algorithm," in Computer Architecture for Machine Perception and Sensing, 2006.

## زیرنویس‌ها

[1] Arbitrarily shaped clusters
[2] Denoising
[3] Semi-Supervised Classification
[4] Diversity
[5] Cluster Ensemble Selection
[6] Feedback mechanism
[7] Normalized Mutual Information
[8] Accurate
[9] Stable
[10] Robust
[11] Crowd Computing
[12] The Wisdom of Crowds
[13] Crowd Sourcing
[14] Uniformity
[15] Weighted Evidence Accumulation Clustering (Weighted EAC)
[16] Robustness
[17] Novelty
[18] Stability
[19] Flexibility
[20] Consensus Function
[21] Accuracy
[22] Full Ensemble
[23] Sum of Normalized Mutual Information
[24] Friedman Test
[25] Chi-Square