علوم رایانش و فناوری اطلاعات
نشریه علمی انجمن کامپیوتر ایران
مجلد ۲۰، شماره ۱، ۱۴۰۱
صفحات ۶۶-۸۴
مقاله پژوهشی

ارائه الگوریتمی مؤثر برای یادگیری قوانین بر پایه خوشه‌بندی ترکیبی و محاسبات گرانولار

فرناز ماهان[۱*]، صالح صلحی[۲]، سید میثم روضه‌خوانی[۳]، جعفر رزم‌آرا[۴]

*نویسنده مسئول، دریافت: ۱۴۰۰/۱۱/۰۸، بازنگری: ۱۴۰۱/۰۵/۲۳، پذیرش: ۱۴۰۱/۰۹/۱۹ (تاریخ‌ها توسط نشریه وارد می‌شوند)

[۱و۲و۳و۴] گروه علوم کامپیوتر، دانشکده ریاضی، آمار و علوم کامپیوتر، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

چکیده

یادگیری قوانین، یکی از ابزارهای معروف در کاربردهای مختلف یادگیری ماشین و داده‌کاوی است که در سیستم‌های مبتنی بر قانون به‌کار برده می‌شود. امروزه با حجم انبوهی از داده‌ها، اطلاعات و دانش مواجه هستیم که برای کنترل چنین مقدار وسیعی از داده‌ها، نیاز به هوشمندسازی و ارائه الگوریتمی مؤثر وجود دارد. سیستم‌های مبتنی بر قانون در مسائل مختلف طبقه‌بندی و پیش‌بینی به‌کار برده می‌شوند. قوانین تصمیم‌گیری در سیستم‌های مبتنی بر قانون به‌صورت عبارت‌های اگر- آن‌گاه بیان می‌شوند. چنین قوانینی قادر به بیان دانش ضمنی قابل‌فهم برای انسان از مجموعه داده‌های حجیم هستند. یادگیری قوانین، عبارت از اضافه‌کردن قانون، توسعه قانون و ایجاد تطبیق‌پذیری در قانون از روی داده‌ها است. در این مقاله، الگوریتم جدید یادگیری قوانین با استفاده از روش‌های خوشه‌بندی ترکیبی و محاسبات گرانولار ارائه شده است. در الگوریتم پیشنهادی، ابتدا مجموعه‌داده‌ها با استفاده از پنج الگوریتم، خوشه‌بندی می‌شوند سپس از بین نتایج آن‌ها به‌صورت ترکیبی بهترین خوشه انتخاب می‌شود. در الگوریتم ترکیبی قبل از انتخاب بهترین خوشه، نمونه داده‌ها با استفاده از نظریه ناهمواری که زیرمجموعه‌ای از محاسبات گرانولار است تبدیل به اطلاعات گرانولی می‌شوند. محاسبات گرانولار، توانایی پردازش داده‌هایی که به‌صورت نادقیق و مبهم هستند را دارند و همچنین بدون نیاز به اطلاعات اضافی از طرف کاربر موجب کاهش افزونگی در داده‌ها می‌شوند. پس از خوشه‌بندی، قوانین تصمیم‌گیری استخراج می‌شود و با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی فازی c_میانگین با روش حداقل مربعات خطا، عمل یادگیری انجام می‌گیرد. نتایج حاصل از الگوریتم، نشان‌دهنده افزایش دقت یادگیری، توانایی پردازش داده‌ها با مقادیر پیوسته و گسسته، مقادیر غیرقطعی، پردازش داده‌های نویزی و کاهش میزان خطا در مقایسه با دیگر روش‌ها بوده است.

کلمات کلیدی: یادگیری ماشین، یادگیری قوانین، محاسبات گرانولار، خوشه‌بندی فازی و خوشه‌بندی ترکیبی

۱- مقدمه

معمولاً سیستم‌های مبتنی بر قانون برای تصمیم‌گیری در شرایط ساخت‌نیافته ارائه می‌شود و می‌تواند در مواردی به‌کار رود که تجربه و تخصص نیاز است. در سیستم‌های مطرح‌شده، معمولاً کسر کوچکی از اطلاعات کشف‌شده از داده‌ها، عملاً در عملکرد سیستم مفید و کارآمد هستند. با توجه به طبیعت پویای بیشتر محیط‌ها در دنیای واقعی، این موضوع اهمیت بیشتری پیدا می‌کند و موجب بررسی و بازیافت دقیق دانش استخراجی در طول زمان می‌شود. از این رو لازم است که در روند بازیافت دانش، قوانین مفید، مؤثر و دقیق، حفظ و به‌صورت پویا به‌روز گردد. برای تأمین اهداف بالا و تولید قوانین کارا در چنین سیستم‌هایی می‌توان از راهکار یادگیری قوانین استفاده کرد [۱،۲]. یادگیری قوانین عبارت است از اضافه‌کردن قانون، توسعه قانون و ایجاد تطبیق‌پذیری در قانون از روی داده‌ها [۳،۴،۵]. سیستم‌های مبتنی بر قانون در مسائل مختلف طبقه‌بندی داده‌ها و پیش‌بینی آن‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرند. این سیستم‌ها در کشف دانش نهان از مجموعه داده‌های حجیم و پیچیده به‌صورت قابل فهم برای انسان کمک می‌کنند و همچنین موجب افزایش سرعت تجزیه‌وتحلیل داده‌ها می‌شوند. در این سیستم‌ها، پایگاه داده‌های بزرگ و پیچیده را به‌صورت عبارت‌های اگر- آن‌گاه بیان می‌کنند که به این عبارت‌ها قوانین گفته می‌شود. قوانین تصمیم از دو قسمت شرط و عمل تشکیل می‌شوند و زمانی اجرا می‌شوند که تمامی شرط‌ها قابل ارضا باشد. یک سیستم یادگیری قوانین ابتدا قوانین تصمیم را از مجموعه داده‌ها استخراج و سپس با استفاده از یک الگوریتم یادگیری قوانین، شروع به یادگیری می‌کند. یک الگوریتم مناسب یادگیری قوانین باید شامل ویژگی‌هایی ازقبیل دقت بالا، تعداد قوانین کم و همچنین توانایی پردازش مجموعه داده‌های مختلف به‌طوری‌که با مقادیر حقیقی و صحیح مقداردهی شده باشند را داشته باشد.

سیستم‌های مبتنی بر قانون را می‌توان در عمل برای کشف دانش به کار برد که به معنای استخراج دانش یا اطلاعات کشف‌شده از داده‌ها است. در این زمینه، قوانین، مبانی قوانین و اصطلاحات قوانین به‌عنوان گرانول‌های اطلاعاتی دیده می‌شوند بنابراین، بر اساس تمامی ویژگی‌ها، گرانول‌های مربوطه تشکیل می‌شود و از طریق این گرانول‌ها قوانین مربوط به تصمیم‌گیری ایجاد می‌شود و در صورت شناسایی ویژگی‌های جدید، این قوانین به‌طور مداوم به‌روز می‌شوند [۶،۷].

در راهکارهای پیشین، تمامی معیارهای موردسنجش در مسئله یادگیری قوانین رعایت نشده است. معمولاً یکی از معیارها ناقص است یا اگر تمامی معیارها هم رعایت شده باشد، سرعت و دقت الگوریتم نسبت به الگوریتم‌های ارائه‌شده پایین است. در این تحقیق، الگوریتمی برای مسئله یادگیری قوانین بر پایه روش‌های خوشه‌بندی و محاسبات گرانولار معرفی شده است که نتایج مطلوب در بین روش‌های پیشین داشته است. استفاده از محاسبات گرانولار در سال‌های اخیر در مسائل هوشمندی با پیشرفت روزافزون همراه بوده است و امکان پردازش مجموعه داده‌هایی که به‌صورت نادقیق و مبهم هستند را به ارمغان آورده است.

آگاهی از اطلاعات، یک فعالیت ذاتی و فراگیر است که انسان‌ها با قصد درک بهتر از مسائل به انجام می‌رسانند. به‌طور خاص، اطلاعات گرانولاری با هدف تقسیم مسائل پیچیده به چند قسمت قابل مدیریت و دستیابی است. به این ترتیب، مسائل با پیچیدگی‌های بزرگ به برخی مسائل قابل‌حل‌تر نگاشت پیدا می‌کنند [۸].

خوشه‌بندی ترکیبی نیز به دلیل استفاده از مزایای چند الگوریتم خوشه‌بندی به‌طور هم‌زمان، موجب افزایش دقت یادگیری شده است. برخلاف راهکارهای پیشین، روش پیشنهادی قادر به حفظ و بهبود ویژگی‌هایی ازجمله دقت بالای یادگیری و توانایی پردازش داده‌ها با مقادیر گسسته و پیوسته را دارد. در واقع، این الگوریتم، ویژگی‌های حائز اهمیت در مسئله یادگیری قوانین را را فراهم کرده است. الگوریتم پیشنهادی بر روی ده مجموعه داده، آزمایش شده است. نتایج حاصل از الگوریتم پیشنهادی و راهکارهای پیشین، بیانگر بهبود سرعت در الگوریتم پیشنهادی نسبت به روش‌های قبلی است.

ادامه مقاله به‌صورت زیر سازماندهی شده است: در بخش ۲، ابتدا به مرور کارهای گذشته پرداخته می‌شود. سپس در بخش ۳، مسئله اصلی پژوهش، طرح می‌گردد و در نهایت راهکار ارائه‌شده برای حل مسئله به همراه جزئیات بیان‌شده و همچنین نتایج به‌دست‌آمده ارائه می‌گردد و در نهایت، نتیجه‌گیری کلی تحت عنوان آخرین بخش، مطرح می‌شود.

۲- راهکارهای گذشته

تصمیم‌گیری‌های مبتنی بر قوانین، یکی از معروف‌ترین و پرکاربردترین روش‌های طبقه‌بندی است که از تصمیم‌گیری‌های انسانی به شکل قابل‌فهم و کامل، پشتیبانی می‌کند [۹،۱۰]. به این ترتیب در ادامه، مروری بر انواع الگوریتم‌های یادگیری قوانین خواهیم داشت و خلاصه‌ای از معایب و مزایای هریک از آنها را بیان خواهیم کرد.

- **یادگیری قوانین مبتنی بر نظریه ناهمواری**

روش ریاضی نظریه مجموعه ناهمواری را ریاضیدان معروف به نام پاولاک در سال 1991 ابداع کرد. مجموعه ناهمواری با پردازش داده‌ها و حذف پارامترهای زائد، کوتاه‌ترین الگوریتم تصمیم‌گیری را به‌دست می‌آورند و با استفاده از آن، قوانین تصمیم‌گیری استخراج می‌شوند. مزیت این روش بر سایر روش‌های تصمیم‌گیری، سادگی آن و کاربرد آن در کاهش حجم اطلاعات با حذف پارامترهای غیرضروری است. علاوه بر این، در روش مجموعه ناهمواری با کاهش حجم اطلاعات از پیچیدگی داده‌ها کاسته شده و قوانین تصمیم‌گیری به‌راحتی تعیین می‌گردد و لذا در شرایط عدم‌قطعیت می‌توان به نتایجی با دقت نسبتاً بالا دست یافت [۱۱].

مفهوم نظریه مجموعه ناهمواری بر اساس این فرض بنا شده که هر عضو موجود در مجموعه جهانی U شامل اطلاعات مشخصی است که این اطلاعات با برخی از صفات Q توصیف می‌شود. این اطلاعات را می‌توان در جدول داده‌ها که در آن، هریک از سطرها اشاره به اشیای مختلف و هریک از ستون‌ها نشان‌دهنده یک ویژگی از آن شی است نشان داد. از این‌رو هریک از خانه‌های این جدول توصیف مشخصی از شی مشخص‌شده در آن سطر را با استفاده از ویژگی تعریف‌شده در ستون مربوطه نشان می‌دهد. از عمده مزیت این الگوریتم، پردازش و استخراج قوانین مجموعه داده‌هایی است که در آنها ناسازگاری و ابهام وجود دارد اما در این الگوریتم از داده‌هایی که به‌صورت پیوسته مقداردهی شده‌اند نمی‌توان استفاده کرد.

- **یادگیری قوانین مبتنی بر الگوریتم ترکیبی خوشه‌بندی و درخت تصمیم**

در این الگوریتم، یک مدل ترکیبی با استفاده از روش خوشه‌بندی و درخت تصمیم برای یادگیری قوانین معرفی شده است. این الگوریتم از خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی به‌عنوان روش تجزیه‌وتحلیل خوشه‌ای استفاده کرده است. در تجزیه‌وتحلیل خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی، از ماتریس فاصله برای خوشه‌بندی داده‌ها استفاده می‌شود. هدف از خوشه‌بندی، دسته‌بندی اشیایی است که مشابه یکدیگر هستند. در این نوع خوشه‌بندی، نیازی به تعیین مقدار اولیه تعداد خوشه‌ها نیست. خوشه‌بندی به این‌صورت انجام می‌شود که در ابتدا هر نمونه داده به‌عنوان یک خوشه درنظر گرفته می‌شود سپس هرکدام از خوشه‌ها بیشتر مشابه هم باشند با یکدیگر ادغام می‌شوند و به‌عنوان یک خوشه جدید درنظر گرفته می‌شوند. در این الگوریتم از معیار فاصله برای اندازه‌گیری شباهت استفاده شده است [۱۲]. الگوریتم ترکیبی موجب شده است تا دقت طبقه‌بندی بهتر از درخت تصمیم C4.5 باشد. در واقع از مزایای هردو الگوریتم خوشه‌بندی و درخت تصمیم استفاده کرده است.

- **الگوریتم یادگیری قوانین مبتنی بر خوشه‌بندی و محاسبات گرانولار**

محاسبات گرانولار یک روش معتبر برای توصیف و حل مسائل است. ایده اصلی محاسبات گرانولار در بسیاری از زمینه‌ها از قبیل محاسبات نرم[1]، داده‌کاوی و یادگیری ماشین به‌کار برده می‌شود. بدین‌ترتیب مجموعه‌های فازی، نظریه مجموعه‌ها[2] و ترکیبی از این مجموعه‌ها زیرشاخه‌ای از محاسبات گرانولار است که توانایی پردازش داده‌هایی با مقادیر مبهم و نادقیق را دارند. امروزه استفاده از اطلاعات گرانولاری در زمینه هوش مصنوعی، یادگیری ماشین، داده‌کاوی مورد توجه همگان قرار گرفته است. در این مقاله از مسئله اطلاعات فازی گرانولی[3] که اولین‌بار زاده ارائه کرد، استفاده شده است [۱۳]. در الگوریتم ترکیبی خوشه‌بندی و محاسبات گرانولار، ابتدا مجموعه داده‌ها به‌صورت خوشه‌بندی گرانولار، خوشه‌بندی می‌شوند سپس با استفاده از سیستم استنتاج فازی، قوانین فازی از خوشه‌ها استخراج می‌شوند. نتایج این الگوریتم، بهتر از روش معمول سیستم استنتاج فازی[4] و خوشه‌بندی فازی است.

در این الگوریتم هر خوشه، شامل نمونه داده‌هایی است که متعلق به یک کلاس باشند. علاوه بر این، هر خوشه دارای وزن مختص خود است. مجموعه وزن‌ها برای محاسبه فاصله اقلیدسی[5] در یک سطح معینی از گرانولار استفاده می‌شود. تابع فاصله استفاده‌شده در این الگوریتم یک متغیر وزن برای هر جهت از هر بعد در یک خوشه مورد استفاده قرار می‌دهد. عرض خوشه‌های حاصل ممکن است در جهات مختلف توسعه یابند. مجموعه وزن‌ها از فاصله نسبی هر خوشه با خوشه‌هایی از کلاس‌های دیگر محاسبه می‌شود [۱۳]. این روش بدون درنظرگرفتن تعداد خوشه‌ها عمل خوشه‌بندی را انجام می‌دهد همچنین میزان دقت این الگوریتم، بیشتر از روش فازی معمول است.

- **یادگیری قوانین مبتنی بر الگوریتم سریع یادگیری در جریان داده**

یک روش جدید برای یادگیری قوانین در داده‌های جریانی[6] ارائه شده است. الگوریتم یادگیری سریع قوانین، به این صورت است که ابتدا با یک مجموعه قوانین خالی و یک قانون پیش‌فرض شروع می‌شود. در این الگوریتم از نمونه داده‌های بدون برچسب و برچسب‌دار استفاده می‌شود [۱۴]. یک ساختار داده، حاوی اطلاعات موردنیاز برای طبقه‌بندی نمونه داده‌های تست است و آمار کافی برای توسعه یک قانون موردنیاز را دارد؛ جایی که مقدار اولیه L را صفر درنظر می‌گیریم. هر قانون تصمیم‌گیری، شامل دو قسمت ویژگی‌های شرطی و ویژگی تصمیم است. اگر همه ویژگی‌های شرطی یک قانون برای یک نمونه داده، درست باشد بنابراین آن نمونه داده با قانون مذکور، پوشش داده می‌شود. این الگوریتم از نظر دقت و سرعت یادگیری، بهتر از درخت تصمیم است ولی ممکن است با افزایش سریع تعداد قوانین مواجه شود.

- **یادگیری قوانین مبتنی بر درخت تصمیم فازی**

درخت تصمیم[7] شیوه‌ای برای ارائه پایگاه قانون و در واقع یک روش بازنمایی دانش است. درخت تصمیم فراگیر، یکی از روش‌های استنتاج استقرایی با کاربرد وسیع و روشی برای تخمین توابع هدف گسسته است که تابع فراگیر با یک درخت تصمیم نمایش داده می‌شود. رویکرد درخت تصمیم در بسیاری از زمینه‌ها کاربرد دارد ازجمله: شناسایی الگوها، طبقه‌بندی الگوها، کلاس‌بندی، سیستم‌های پشتیبان تصمیم‌گیری و سیستم‌های خبره [۱۵]. یکی از معایب درخت تصمیم، بی‌ثباتی آن است. درخت تصمیم با به‌وجودآمدن اندک اغتشاشی در داده آموزشی، همانند طبقه‌بندی‌کننده بی‌ثبات عمل می‌کند. ساختار درخت تصمیم با تغییر جزئی در مجموعه داده‌ها ممکن است به‌کلی دگرگون شود و در مواردی که تصمیم‌های رقمی یا عددی موردنیاز است این نوع درخت تصمیم غیرقابل استفاده می‌شود. جهتبه‌منظور غلبه بر این مشکل، بعضی از دانش‌پژوهان، درخت تصمیم فازی را ارائه کرده‌اند. از مزایای این رویکرد، توانایی تحلیل متغیرهای کلامی است که دانش حاصل از آن برای انسان از قابلیت درک بالایی برخوردار است. نیازنداشتن به داده‌های دقیق، اولویت‌بندی استراتژی‌ها، تشکیل پایگاه‌داده با استفاده از ماتریس‌های رویکرد کلاسیک، حفظ ماهیت اصلی آنها و نیز بهینه‌سازی صفات دخیل در امر تدوین استراتژی با محاسبه آنتروپی، مزایای دیگر این روش هستند. معایب این رویکرد، انعطاف‌پذیرنبودن است؛ بدین معنی که برای یادگیری داده‌های جدید، ساختار درخت باید دوباره ایجاد شود.

- **یادگیری قوانین مبتنی بر الگوریتم ترکیبی بهینه‌سازی ذرات و منطق فازی**

بهینه‌سازی گروه ذرات، یکی از روش‌های بهینه‌سازی ابتکاری است که بر مبنای جمعیت و بر اساس قوانین احتمال، کار می‌کند. ایده اصلی این روش را ابتدا دکتر کندی و دکتر ابرهارت در سال 1995 مطرح کردند که از رفتار دسته‌جمعی ماهی‌ها و پرندگان برای یافتن غذا الهام می‌گیرد. گروهی از پرندگان و ماهی‌ها در یک فضای تصادفی دنبال غذا می‌گردند و تنها یک تکه غذا وجود دارد و هیچ‌یک از پرندگان از محل غذا اطلاعی ندارد و فقط فاصله خود تا غذا را می‌داند. یکی از بهترین استراتژی‌ها دنبال‌کردن پرنده‌ای است

1 Soft computing
2 Set theory
3 fuzzy information granular
4 fuzzy inference system
5 Euclidean distance
6 Data streams
7 Decision Tree

که به غذا نزدیک‌تر است. این تئوری، استراتژی اصلی الگوریتم است. در این روش، هریک از ذرات سعی می‌کنند به سمتی حرکت کنند که بهترین تجربه‌های فردی و گروهی در آن نقاط روی داده است. دو مشکل اصلی الگوریتم PSO استاندارد، افتادن در دام بهینگی محلی و پایین‌بودن سرعت همگرایی آن است [۱۶]. در PSO هر پرنده یک جواب ممکن در فضای مسئله است که ذره نامیده می‌شود. هر ذره دارای یک مقدار شایستگی است که توسط تابع 2 در PSO هر پرنده یک جواب ممکن در فضای مسئله است که ذره شایستگی مسئله محاسبه می‌شود. ذره‌ای که به جواب نزدیک‌تر باشد، شایستگی بیشتری دارد. این الگوریتم، ماهیت پیوسته‌ای دارد و در کاربردهای متعددی کارایی خود را اثبات کرده است [۱۷]. استفاده از توابع فازی، رفتار الگوریتم PSO استاندارد را به‌مراتب بهبود می‌بخشد و این امکان را برای الگوریتم PSO فراهم می‌کند که در مقابل موقعیت‌های غیرعادی، عکس‌العمل مناسبی نشان دهد. الگوریتم ترکیبی بهینه‌سازی ذرات فازی، مشکل اصلی الگوریتم بهینه‌سازی ذرات که یکی افتادن در دام بهینگی محلی و دیگری پایین‌بودن سرعت همگرایی است را از بین برده است. اما از توابع غیرخطی نمی‌توان در الگوریتم ارائه‌شده استفاده کرد. بنابراین برای غلبه بر این مشکل می‌توان از منطق فازی برای ارائه توابع غیرخطی جدید برای ضریب اینرسی و ضرایب شتاب استفاده کرد که مبنای تصمیم‌گیری آن پارامترهای دیگری مثل سرعت فعلی ذره، c1 و c2 یا اعداد تصادفی باشد.

- **الگوریتم یادگیری قوانین مبتنی بر خوشه‌بندی فازی**

در این الگوریتم از خوشه‌بندی فازی C_میانگین با یک روش جدید گرانولی استفاده شده است. الگوریتم خوشه‌بندی فازی C_میانگین را ابتدا دان[1] در سال 1973 بررسی کرد و سپس بزدک[2] در سال 1974 توسعه داد [۱۸].

جدول ۱.۲ : مقایسه الگوریتم‌های یادگیری قوانین

نام الگوریتم	مزایا	معایب	توانایی پردازش داده‌هایی با مقادیر نادقیق و غیر قطعی	توانایی پردازش داده‌های نویزی
مجموعه‌های ناهمواری	توانایی پردازش داده‌ها با مقادیر مبهم و نادقیق – توانایی استخراج ویژگی	عدم توانایی پردازش داده‌ها با مقادیر پیوسته	✓	✓
الگوریتم ترکیبی خوشه‌بندی و درخت تصمیم	سرعت و دقت زیاد از درخت تصمیم رایج	عدم استفاده در کاربردهای مختلف	-	-
الگوریتم ترکیبی خوشه‌بندی و محاسبات گرانولار	توانایی پردازش داده‌ها با مقادیر مبهم و نادقیق – توانایی استخراج ویژگی	-	✓	✓
الگوریتم سریع یادگیری	سرعت و دقت زیاد از درخت تصمیم رایج	افزایش تعداد قوانین	-	-
درخت تصمیم فازی	سرعت و دقت زیاد توانایی درک بالا	انعطاف‌پذیری پایین	✓	-
الگوریتم ترکیبی ازدحام ذرات و منطق فازی	رفع مشکل اصلی افتادن در دام بهینگی محلی	عدم توانایی استفاده از توابع غیرخطی	✓	-
الگوریتم خوشه‌بندی فازی با کمترین مربعات خطا	دقت زیاد از الگوریتم خوشه‌بندی فازی رایج	-	✓	-

✓: الگوریتم این ویژگی را دارد.
-: الگوریتم این ویژگی را ندارد.

برخلاف خوشه‌بندی کلاسیک که هر نمونه ورودی متعلق به یک و فقط یک خوشه است و نمی‌تواند عضو دو خوشه یا بیشتر باشد، درخوشه‌بندی فازی، یک نمونه می‌تواند متعلق به بیش از یک خوشه باشد. در خوشه‌بندی فازی C_میانگین تعداد خوشه‌ها باید از اول مشخص باشد که به‌صورت تصادفی باید درنظر گرفته شود. استفاده از محاسبات گرانولار موجب می‌شود تا مجموعه داده‌هایی که به‌صورت غیرقطعی، نادقیق و مبهم هستند را مورد استفاده قرار داد. این الگوریتم موجب کاهش خطای محاسبه‌شده خوشه‌بندی نسبت به روش‌های قبل شده است.

جدول ۱.۲ مقایسه‌ای از مطالعات انجام‌شده در حوزه یادگیری قوانین که به‌صورت مفصل بیان شد را ارائه می‌دهد.

۳- راهکار پیشنهادی و نتایج علمی

یک سیستم یادگیری قوانین باید توانایی مدیریت داده‌های توزیع‌شده و داده‌کاوی از داده‌های جاری را داشته باشد. به عبارتی باید داده‌ها (داده‌های بلادرنگ) را جمع‌آوری و پردازش کند و بتواند الگوها و روابط میان آنها را کشف کند تا این الگوهای کشف‌شده در توسعه قوانین مربوط به مدیریت بهتر تصمیم‌گیری مورد استفاده قرار گیرد [۱۹].

از سیستم‌های یادگیری قوانین، شش خصوصیت اصلی انتظار می‌رود [۲۰]:

۱. یادگیری سریع از داده‌های با حجم بالا (در یک دوره از یادگیری)
۲. تطبیق‌پذیری بالا در هنگام دریافت داده جدید، در حالت برخط
۳. داشتن ساختار باز برای اضافه‌کردن ویژگی و پارامتر جدید در هر مرحله از عملکرد سیستم
۴. ذخیره داده‌های دریافتی برای تجزیه‌وتحلیل
۵. یادگیری و بهبود در حین عملکرد سیستم
۶. قدرت برخورد با انواع مختلف دانش (مانند قوانین، احتمالات وغیره)، تجزیه‌وتحلیل خطا و موفقیت بر اساس رفتار سیستم و ایجاد تصمیم.

1 Dunn

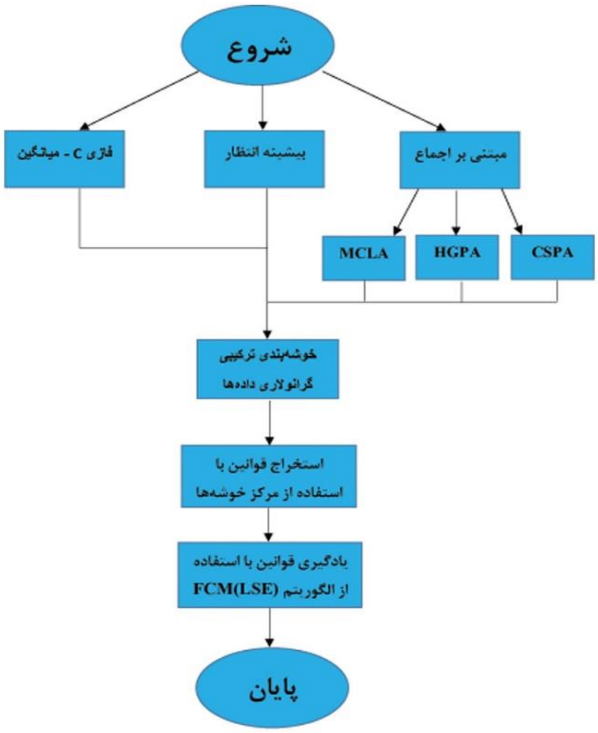
2 Bezdek

تاکنون روش‌های متعددی در راستای مسئله یادگیری قوانین ارائه شده است. در بخش قبلی تعدادی از راهکارهای پیشین، مورد بررسی قرار گرفت. با توجه به نتایج و مزایای الگوریتم‌های ترکیبی می‌توان ادعا کرد که استفاده از روش‌های ترکیبی، نتایج مطلوبی را به‌همراه داشته‌اند [۲۱] زیرا از ویژگی‌های چند الگوریتم به‌طور هم‌زمان می‌توان استفاده کرد. با توجه به این مسئله در این مقاله، یک روش جدید مبتنی بر خوشه‌بندی و محاسبات گرانولار برای حل مسئله یادگیری قوانین ارائه شده است. ساختار خوشه‌بندی معرفی‌شده به‌صورت ترکیبی از الگوریتم‌های خوشه‌بندی EM، HGPA، CSPA، MCLA و FCM تشکیل شده است. الگوریتم جدید با نام الگوریتم خوشه‌بندی ترکیبی گرانولی[1] (HIGCRL) برای مسئله یادگیری قوانین معرفی شده است.

۱-۳- راهکار پیشنهادی

الگوریتم پیشنهادی، توانایی پردازش مجموعه داده‌ها در محیط گسسته و پیوسته را دارد و همچنین موجب افزایش دقت یادگیری شده است. در این بخش، الگوریتم پیشنهادی به‌طور کامل معرفی می‌گردد و با الگوریتم‌های پیشین ارزیابی و مقایسه می‌شود. مراحل الگوریتم پیشنهادی در شکل ۱.۳ نشان داده شده است.

در این الگوریتم، ابتدا مجموعه داده‌ها با الگوریتم‌های فازی C_میانگین، بیشینه انتظار و الگوریتم‌های مبتنی بر اجماع، خوشه‌بندی می‌شوند. این نوع خوشه‌بندی که به خوشه‌بندی ترکیبی معروف است به این صورت است که پس از خوشه‌بندی مجموعه داده‌ها نتایج هر خوشه به‌صورت جداگانه بررسی می‌شود.



شکل ۱.۳. مراحل انجام کار الگوریتم پیشنهادی

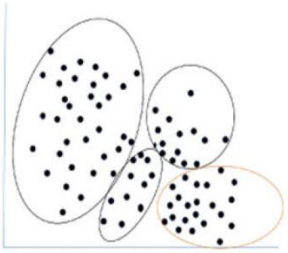
الگوریتم ترکیبی، ابتدا خوشه‌ای را انتخاب می‌کند که تعداد نمونه داده‌ها در آن خوشه، بیشترین باشد. به‌همین ترتیب خوشه‌های بعدی را انتخاب و هر بار نمونه داده‌های تکراری در خوشه‌ها را حذف می‌کند تا هر نمونه داده تنها در یک خوشه قرار بگیرد بنابراین الگوریتم ترکیبی به این صورت معرفی می‌گردد:

الگوریتم خوشه‌بندی ترکیبی، از سه نوع خوشه‌بندی مبتنی بر اجماع، خوشه‌بندی بیشینه انتظار و فازی C_میانگین استفاده کرده است. ابتدا مجموعه داده‌ها را با هریک از الگوریتم‌های بیان‌شده خوشه‌بندی می‌کند. نتایج هر الگوریتم با یکدیگر به این صورت ارزیابی می‌شود که ابتدا الگوریتمی انتخاب می‌گردد که میزان شباهت خوشه‌های آن به چهار الگوریتم دیگر، بیشتر از بقیه باشد. پس از انتخاب الگوریتم از بین خوشه‌های آن، خوشه‌ای را انتخاب می‌کند که تعداد نمونه داده‌ها در آن بیشتر از تعداد نمونه داده‌ها در خوشه‌های دیگر باشد. خوشه انتخاب‌شده، به‌عنوان اولین خوشه در الگوریتم ترکیبی پیشنهادی درنظر گرفته می‌شود. پس از انتخاب اولین خوشه، نمونه داده‌هایی که در داخل آن خوشه وجود دارند از همه خوشه‌های باقی‌مانده حذف می‌شوند تا نمونه داده‌ای تکراری وجود نداشته باشد. این کار تا زمانی ادامه می‌یابد که همه نمونه‌ها در خروجی الگوریتم وجود داشته باشند و تعداد خوشه‌ها برابر تعداد خوشه درنظر گرفته‌شده باشد [۲۱].

در الگوریتم پیشنهادی، از نظریه ناهمواری برای گرانولی‌کردن نمونه داده‌ها استفاده شده است. نظریه ناهمواری، زیرمجموعه‌ای از محاسبات گرانولار است که در نمونه داده‌های آن عدم‌قطعیت و ابهام وجود دارد [۲۲].

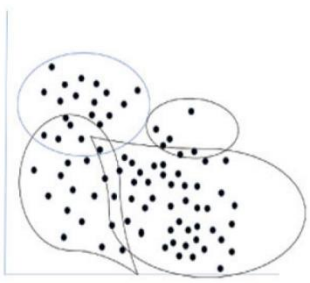
شکل‌های ۲.۳، ۳.۳، ۴.۳، ۵.۳ و ۶.۳ را در نظر بگیرید:

1 Hierarchical Information Granulation Clustering Rule Learning algorithm



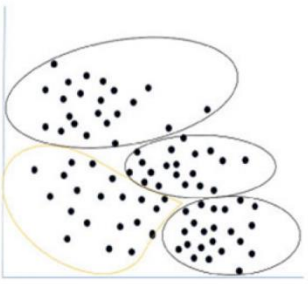
شکل ۲.۳: خوشه‌بندی مبتنی بر اجماع CSPA

شکل ۳.۳: خوشه‌بندی مبتنی بر اجماع MCLA

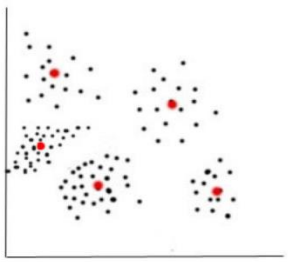


شکل ۴.۳: خوشه‌بندی مبتنی بر اجماع HGPA

شکل ۵.۳: خوشه‌بندی فازی C- میانگین



شکل ۶.۳: خوشه‌بندی بیشینه انتظار



شکل ۷.۳: شکل نهایی خوشه‌ها

از بین خوشه‌بندی‌هایی موجود در شکل‌های ۲.۳، ۳.۳، ۴.۳، ۵.۳ و ۶.۳ خوشه‌بندی CSPA به‌عنوان بهترین خوشه‌بندی انتخاب شده است زیرا خوشه‌های آن، بیشترین شباهت را با دیگر خوشه‌ها دارد و از بین خوشه‌های آن به دلیل وجود تراکم زیاد در بین داده‌های آن خوشه به رنگ مشکی به‌عنوان اولین خوشه در الگوریتم ترکیبی درنظر گرفته می‌شود.

پس از انجام عمل خوشه‌بندی بر روی مجموعه داده‌ها مرحله استخراج قوانین به این‌صورت است که مرکز هر خوشه به‌عنوان یک قانون از هر خوشه استخراج می‌شود به‌طوری‌که هر خوشه به‌صورت یک قانون نشان داده می‌شود. سپس این قوانین برای یادگیری به‌عنوان ورودی الگوریتم فازی C_میانگین درنظر گرفته می‌شوند. در شکل ۷.۳ نقاط قرمزرنگ به‌عنوان مرکز خوشه‌های محاسبه شده است درنظر گرفته می‌شوند که هر مرکز بیانگر یک قانون تصمیم‌گیری است. در الگوریتم پیشنهادی، تعداد قوانین برابر با تعداد خوشه‌ها است.

برای مثال یک قانون استخراج‌شده می‌تواند به‌صورت زیر مقداردهی شود:

$$IF \quad x_1 = 10 \quad and \quad x_2 = 5.5 \quad and \quad x_3 = 8 \quad then \quad y = 1$$

به‌منظور یادگیری قوانین، از الگوریتم فازی C_میانگین استفاده شده است. این الگوریتم برای محاسبه نرخ خطا، از روش کمترین مربعات خطا استفاده کرده است.

۲-۳- ارزیابی و نتایج عملی

در این بخش، به ارزیابی نتایج عملی به‌دست‌آمده از الگوریتم پیشنهادی می‌پردازیم. برای این منظور روش معرفی‌شده بر روی مجموعه داده‌های یادگیری ماشین که با مقادیر حقیقی و صحیح مقداردهی شده‌اند، اجرا می‌شود [۲۳]. در نهایت نتایج به‌دست‌آمده از الگوریتم پیشنهادی و نتایج الگوریتم‌های پیشین مقایسه می‌شوند. برای خوشه‌بندی پایه در الگوریتم‌های ترکیبی CSPA، MCLA و HGPA از الگوریتم خوشه‌بندی_K میانگین استفاده شده است. بنابراین الگوریتم‌های خوشه‌بندی را 15 بار روی الگوریتم K_ میانگین با تعداد خوشه تصادفی بین 2 تا $\sqrt{N}$ انتخاب شده است، اجرا شده است به‌طوری که K تعداد خوشه و N تعداد نمونه داده‌ها را نشان می‌دهد.

جدول ۱.۳ : معرفی مجموعه داده‌ها

نام مجموعه داده	کاربرد	تعداد ویژگی شرطی	تعداد نمونه داده‌ها	نوع مقادیر مجموعه داده
Pima	تشخیص بیماری دیابت	۸	۷۶۸	حقیقی و صحیح
Servo	تشخیص سیستم‌های سروو	۴	۱۶۷	طبقه‌بندی و حقیقی
Housing	تشخیص خانه	۱۳	۵۰۶	حقیقی و صحیح
Biodegradation	توصیف مولکول	۴۱	۱۰۵۵	حقیقی و صحیح
Balancescale	روان‌پزشکی	۴	۶۲۵	طبقه‌بندی
Bupa	تشخیص بیماری کبد	۷	۳۴۵	طبقه‌بندی
Haberman	بقایای بیماران سرطانی	۳	۳۰۶	صحیح

- **ارزیابی**

در این بخش، نتایج آزمایش‌ها بر روی مجموعه داده‌های معروف یادگیری ماشین [۲۳] انجام گرفته که ویژگی‌های آن‌ها در جدول ۱.۳ بیان شده است.

- **مقایسه**

در این بخش، نتایج به‌دست‌آمده از الگوریتم HIGCRL با الگوریتم‌های پیشین مقایسه شده است به‌طوری‌که مجموعه داده‌ها به دو قسمت نمونه‌های آموزشی و نمونه‌های آزمایشی تقسیم می‌شود و سپس آزمایش‌ها بر روی آن‌ها انجام می‌گیرد. ۷۰ درصد نمونه‌ها به‌عنوان نمونه‌های آموزشی و ۳۰ درصد به‌عنوان نمونه آزمایشی درنظر گرفته شده است. تعداد تکرار الگوریتم در این آزمایش‌ها 30 درنظر گرفته شده و در نهایت میانگین ۳۰ تکرار به‌عنوان خروجی الگوریتم در جداول ۲.۳، ۳.۳، ۴.۳، ۵.۳، ۶.۳، ۷.۳، ۸.۳، ۹.۳، ۱۰.۳، ۱۱.۳، ۱۲.۳، ۱۳.۳، ۱۴.۳، ۱۵.۳، ۱۶.۳، ۱۷.۳، ۱۸.۳، ۱۹.۳، ۲۰.۳ و ۲۱.۳ مطرح شده است. همچنین میزان دقت الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم ارائه‌شده [۲۴] در جدول ۲۲.۳ با تعداد خوشه ۲ بر روی مجموعه داده‌های Pima، Bupa و Haberman مقایسه شده است. الگوریتم پیشنهادی ترکیبی از پنج الگوریتم خوشه‌بندی تشکیل شده است. در روش پیشین الگوریتم ترکیبی به‌صورت جداگانه با الگوریتم‌های خوشه‌بندی مبتنی بر اجماع و بیشینه انتظار مقایسه شده است. نتایج حاصل، بیانگر بهبود دقت الگوریتم ترکیبی را نشان می‌دهد [۲۵].

در این مقاله الگوریتم فازی C_میانگین با روش کم‌ترین مربعات خطا را به الگوریتم ترکیبی اضافه کرده و نتایج آن مقایسه شده است. به‌این ترتیب برای انجام آزمایش‌ها میزان خطای الگوریتم‌ها با استفاده از روش کمترین مربعات

خطا محاسبه می‌شود. همچنین تعداد خوشه‌ها در این الگوریتم به‌صورت تصادفی انتخاب شده است. میزان فازی‌بودن نتایج حاصل از خوشه‌ها با مقادیر ۲، ۲.۵ و ۲.۹ درنظر گرفته شده است که هر چه مقدار این عدد بیشتر باشد میزان فازی بودن نتیجه خروجی نیز بیشتر می‌شود. متغیر c تعداد خوشه‌ها و m میزان فازی‌بودن نتایج حاصل از خوشه‌بندی را نشان می‌دهد.

در بخش بعدی، نتایج حاصل از ۵ الگوریتم FCM، MCLA، HGPA، CSPA و EM که برای یادگیری قوانین از روش کمترین مربعات خطا استفاده کرده نشان داده می‌شود. در این تحقیق علاوه بر الگوریتم پیشنهادی برای مسئله یادگیری قوانین از الگوریتم‌های FCM، MCLA، HGPA، CSPA و EM برای یادگیری قوانین که تا به حال ارائه نشده بود، استفاده شده است. نتایج حاصل از الگوریتم‌ها به تفضیل بیان شده است.

جدول ۲.۳: میزان خطای مجموعه داده Pima

نام الگوریتم	C	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.9$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.9$
FCM	۱۰	۰.۲۲۱۳۸	۰.۲۱۹۷۵	۰.۲۲۱۲۶	۰.۲۱۸۸۷	۰.۲۲۴	۰.۲۲۲۱۸
HIGCRL	۱۰	۰.۲۱۹۴۹	۰.۲۲۰۱۶	۰.۲۱۷۸۶	۰.۲۱۸۷	۰.۲۱۷۸۹	۰.۲۱۸۲
FCM	۹	۰.۲۲۲۶۷	۰.۲۱۸۶۲	۰.۲۲۰۷۲	۰.۲۱۷۹۷	۰.۲۲۳۸۱	۰.۲۲۳۴۸
HIGCRL	۹	۰.۲۲۰۴۱	۰.۲۱۸۹۵	۰.۲۱۹۳۶	۰.۲۱۸۳۹	۰.۲۱۸۷۴	۰.۲۱۸۷۱
FCM	۸	۰.۲۲۱۶۸	۰.۲۱۸۴۱	۰.۲۲۲۴۹	۰.۲۲۱۵	۰.۲۲۵۰۱	۰.۲۲۱۶۵
HIGCRL	۸	۰.۲۲۰۵۲	۰.۲۱۸۹۹	۰.۲۲۰۳۳	۰.۲۱۷۶۳	۰.۲۱۹۷۵	۰.۲۱۷۳۲
FCM	۷	۰.۲۲۳۶۸	۰.۲۱۸۱۵	۰.۲۲۵۳۸	۰.۲۲۲۰۴	۰.۲۲۷۴۶	۰.۲۲۱۹۸
HIGCRL	۷	۰.۲۲۲۲۲	۰.۲۱۸۹۹	۰.۲۲۰۷۶	۰.۲۱۷۷۵	۰.۲۲۰۴۳	۰.۲۱۷۶۲
FCM	۶	۰.۲۲۲۱۶	۰.۲۲	۰.۲۲۵۵۳	۰.۲۲۱۴۶	۰.۲۲۶۶۴	۰.۲۲۲
HIGCRL	۶	۰.۲۲۲۰۴	۰.۲۱۸۵۷	۰.۲۲۲۲۹	۰.۲۱۹۱۹	۰.۲۲۱۱۳	۰.۲۱۸۱۹
FCM	۵	۰.۲۲۲۷۳	۰.۲۱۹۷۵	۰.۲۲۵۵۱	۰.۲۲۲۷۸	۰.۲۲۷۴۲	۰.۲۲۲۷۶
HIGCRL	۵	۰.۲۲۳۴۶	۰.۲۱۹۲۸	۰.۲۲۲۲۵	۰.۲۲۲۲۹	۰.۲۲۲۸۲	۰.۲۱۸۵۵
FCM	۴	۰.۲۲۷۴۹	۰.۲۲۰۶۲	۰.۲۲۸۴	۰.۲۲۰۵۶	۰.۲۲۸۶۶	۰.۲۲۰۵۵
HIGCRL	۴	۰.۲۲۵۴۲	۰.۲۱۹۴۶	۰.۲۲۵۱۵	۰.۲۲۰۱۶	۰.۲۲۴۶۸	۰.۲۱۸۸۳
FCM	۳	۰.۲۲۹۱۱	۰.۲۲۲۴۲	۰.۲۲۹۳۵	۰.۲۲۲۱۱	۰.۲۲۹۴۴	۰.۲۲۱۹۴
HIGCRL	۳	۰.۲۲۷۷۸	۰.۲۲۱۰۳	۰.۲۲۶۵۹	۰.۲۱۹۴۹	۰.۲۲۷۴۱	۰.۲۱۹۷۸
FCM	۲	۰.۲۲۹۵۲	۰.۲۲۱۱	۰.۲۲۹۵۷	۰.۲۲۱۱۳	۰.۲۲۹۶	۰.۲۲۱۱۴
HIGCRL	۲	۰.۲۲۹۰۵	۰.۲۲۱۳	۰.۲۲۹۴	۰.۲۲۱۱۸	۰.۲۲۹۴۸	۰.۲۱۱۲۶

جدول ۳.۳: میزان خطای مجموعه داده Servo

نام الگوریتم	C	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.9$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.9$
FCM	۱۰	۱.۴۰۳۵۸	۲.۶۷۵۴۵	۱.۸۷۲۲۸	۲.۲۹۶۱۱	۱.۸۳۳۲۱	۹.۷۶۶۱۴
HIGCRL	۱۰	۱.۴۴۱۸۱	۲.۶۳۴۴۷	۱.۶۶۴۹	۲.۰۶۵۷۱	۱.۸۲۹۵۵	۲.۲۴۱۲۸
FCM	۹	۱.۳۹۰۵۵	۲.۷۷۴۵۳	۱.۸۹۶۲۵	۲.۳۸۰۴۲	۱.۸۶۸۷۸	۵.۱۸۲۸۷
HIGCRL	۹	۱.۴۲۲۸۵	۲.۶۱۲۲۵	۱.۷۲۷۳۶	۲.۲۲۳۵۷	۱.۸۱۱۲۱	۲.۱۹۶۶۶
FCM	۸	۱.۴۶۸۶۱	۲.۶۹۵۱۶	۱.۸۸۶۲۶	۲.۳۸۷۴۶	۱.۸۹۵	۳.۳۷۲۳۴
HIGCRL	۸	۱.۴۵۵۶۱	۲.۶۶۲۳۶	۱.۷۲۳۷۷	۲.۲۰۲۴۷	۱.۸۲۸۴	۲.۲۱۳۶۹
FCM	۷	۱.۵۲۲۱	۲.۷۲۱۷۴	۱.۹۰۵۷۱	۲.۳۵۱۹۵	۱.۹۱۴۱۲	۳.۱۴۳۱۲
HIGCRL	۷	۱.۴۶۸۳۲	۲.۶۶۴۰۱	۱.۷۵۷۳۹	۲.۲۲۹۳۶	۱.۸۳۲۹۷	۲.۲۴۰۸
FCM	۶	۱.۵۱۵۴۲	۲.۷۰۷۸۶	۱.۸۷۷۴۲	۲.۲۵۶۸	۱.۹۳۳۴۴	۲.۵۹۹۶۸
HIGCRL	۶	۱.۴۷۴۷۹	۲.۷۰۰۰۳	۱.۸۰۲۷۴	۲.۲۳۴۳۶	۱.۸۶۶۵۶	۲.۲۴۹۷۳
FCM	۵	۱.۵۱۷۲۸	۲.۷۳۶۸۶	۱.۹۰۷۷۵	۲.۳۱۹۲۶	۱.۹۲۷۲۵	۲.۳۷۱۶
HIGCRL	۵	۱.۵۰۴۴	۲.۷۳۶۴۵	۱.۸۲۷۳	۲.۲۵۵۶۲	۱.۸۴۵۷۴	۲.۲۶۵۲۹
FCM	۴	۱.۵۵۷۱۱	۲.۷۹۰۲۴	۱.۹۰۴۹۴	۲.۳۳۹۸۷	۱.۹۱۳۱۳	۲.۳۸۸۲۸
HIGCRL	۴	۱.۵۴۲۴۴	۲.۷۹۷۸	۱.۸۵۸۱۶	۲.۲۸۶۱۱	۱.۸۷۱۰۷	۲.۲۷۸۸۴
FCM	۳	۱.۶۱۱۳۶	۲.۹۳۴۲۵	۱.۹۷۰۰۴	۲.۳۲۴۰۹	۱.۹۴۶۱۵	۲.۳۷۱۰۳
HIGCRL	۳	۱.۵۷۲۸۶	۲.۸۴۶۱۷	۱.۹۱۴۱۵	۲.۳۳۴۹۲	۱.۹۲۸۳۳	۲.۳۴۴۳۶
FCM	۲	۱.۵۸۹۶۴	۲.۹۰۴۵۸	۲.۰۱۷۸۴	۲.۴۵۵۸۹	۲.۰۵۷۸۹	۲.۶۲۲۵۳
HIGCRL	۲	۱.۷۰۳۰۷	۲.۹۷۴۲۲	۲.۰۳۷۰۳	۲.۴۵۲۰۲	۲.۰۰۹۳۵	۲.۴۲۸۳۹

جدول ۴.۳: میزان خطای مجموعه داده Housing

نام الگوریتم	C	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.9$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.9$
FCM	۱۰	۶۷.۶۶۰۴۴	۵۴.۳۹۱۲۲	۶۸.۶۹۱۱۲	۵۴.۰۴۰۱	۶۹.۱۷۲۴۵	۵۴.۲۲۶۳۴
HIGCRL	۱۰	۶۵.۵۵۴۶۴	۵۳.۱۸۶۰۲	۶۵.۷۷۶	۵۳.۱۷۳۶۸	۶۵.۹۳۷۸۹	۵۴.۰۹۸۸۶
FCM	۹	۶۸.۱۸۵۶۵	۵۴.۳۳۷۵۲	۶۹.۰۱۸۳۸	۵۴.۶۰۲۵۳	۶۹.۵۵۱۰۷	۵۴.۴۹۸۴۳
HIGCRL	۹	۶۶.۴۸۱۱۴	۵۳.۱۳۵۹۷	۶۶.۸۹۳۵	۵۴.۲۹۱۳۳	۶۶.۷۳۸۷۷	۵۴.۲۰۵۹۳
FCM	۸	۶۸.۲۲۸۷۵	۵۴.۱۳۰۷۲	۶۹.۴۸۴۵۸	۵۴.۶۵۹۷۲	۶۹.۹۱۴۳۶	۵۴.۹۰۱۷۵
HIGCRL	۸	۶۶.۵۶۸۹۴	۵۳.۲۵۷۴۲	۶۷.۵۷۵۴۶	۵۴.۸۸۳۷	۶۷.۱۶۱۱۵	۵۴.۳۴۳۹۸
FCM	۷	۶۸.۴۱۹۵	۵۳.۶۲۹۴۵	۶۹.۴۸۲۴۲	۵۴.۴۴۱۷۵	۷۰.۱۲۶۱۵	۵۵.۰۹۰۳۴
HIGCRL	۷	۶۷.۷۳۱۶۹	۵۳.۱۱۴۳۵	۶۸.۳۱۴۸۸	۵۵.۲۳۶۷۵	۶۸.۶۰۸۶۴	۵۵.۰۱۴۱۱
FCM	۶	۶۸.۵۱۴۲۵	۵۳.۸۲۵۷۹	۶۹.۶۵۲۶۱	۵۳.۹۵۱۶۷	۷۰.۰۵۷۴۱	۵۴.۲۶۵۱۶
HIGCRL	۶	۶۸.۹۳۶۱۴	۵۵.۸۵۶۸۵	۶۸.۵۳۲۱۵	۵۴.۹۱۵۵۸	۶۹.۰۴۸۰۶	۵۵.۴۴۱۴۶
FCM	۵	۶۸.۲۸۱۲۴	۵۴.۱۷۵۴۸	۶۸.۸۳۵۱۹	۵۴.۶۶۰۴۷	۶۸.۸۵۳۱۷	۵۵.۱۸۱۳۹
HIGCRL	۵	۶۹.۷۵۱۹۷	۵۵.۸۵۴۹۲	۷۰.۰۱۷۵	۵۶.۸۷۲۸۲	۷۰.۵۱۹۷۷	۵۷.۵۱۱۶۸
FCM	۴	۷۱.۴۸۴۳۹	۵۴.۸۶۷۲۸	۷۲.۳۳۷۱۱	۵۶.۳۶۳۷۵	۷۳.۶۳۸۵۲	۵۸.۷۱۴۶۶
HIGCRL	۴	۷۱.۶۵۶۳۲	۵۵.۴۵۴۸۱	۷۲.۳۷۴۸۱	۵۶.۸۸۶۳۷	۷۲.۵۲۳۹۷	۵۷.۹۰۸۶۱
FCM	۳	۷۴.۲۶۲۰۵	۵۷.۴۵۷۷۴	۷۵.۶۱۵۰۱	۵۹.۲۲۰۰۷	۷۶.۳۷۸۷	۶۰.۰۸۵۸۵
HIGCRL	۳	۷۳.۳۹۰۹۸	۵۶.۶۷۷۰۴	۷۳.۷۸۱۳۹	۵۷.۳۹۳۱	۷۳.۹۵۳۰۴	۵۷.۸۸۰۸۱
FCM	۲	۷۴.۳۴۴۸۶	۵۷.۵۹۰۳۴	۷۵.۱۷۴۴۳	۵۸.۲۹۷۰۸	۷۵.۷۸۷۵۵	۵۸.۷۸۲۴۴
HIGCRL	۲	۷۴.۲۷۴۹۹	۵۷.۴۹۲۵۷	۷۴.۷۹۸۲۶	۵۷.۹۰۳۹۵	۷۵.۲۱۲۶۴	۵۸.۱۹۸۴۸

جدول ۵.۳: میزان خطای مجموعه داده Biodegration

نام الگوریتم	C	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.9$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.9$
FCM	۱۰	۰.۱۸۱۸۱	۰.۱۸۰۶۴	۰.۱۸۵۱	۰.۱۸۲۶۶	۰.۸۶۷۷۴	۰.۹۰۳۷۴
HIGCRL	۱۰	۰.۱۸۱۰۹	۰.۱۸۰۴	۰.۱۸۱۸۹	۰.۱۸۱۶۱	۰.۱۸۰۸۶	۰.۱۷۸۴۴
FCM	۹	۰.۱۸۴۹	۰.۱۸۵۲۲	۰.۱۸۷۰۱	۰.۱۸۵۷۵	۰.۱۹۲۵۲	۰.۱۸۸۵۶
HIGCRL	۹	۰.۱۸۶۶۲	۰.۱۸۵۶۳	۰.۱۸۴۷۲	۰.۱۸۲۹۹	۰.۱۸۳۲	۰.۱۸۲۳۷
FCM	۸	۰.۱۸۷۰۲	۰.۱۸۶۴۲	۰.۱۹۴۶۵	۰.۱۹۱۴۵	۰.۱۹۹۸	۰.۱۹۳۳۲
HIGCRL	۸	۰.۱۸۹	۰.۱۸۶۷۹	۰.۱۸۶۲	۰.۱۸۵۲۹	۰.۱۸۶۶	۰.۱۸۵۱۸
FCM	۷	۰.۱۹۲۸۶	۰.۱۹۰۱۵	۰.۱۹۸۶۶	۰.۱۹۴۱	۰.۱۹۸۰۴	۰.۱۹۶۳۴
HIGCRL	۷	۰.۱۹۲۷۱	۰.۱۹۰۱	۰.۱۹۲۰۶	۰.۱۹۰۷۹	۰.۱۹۳۲۷	۰.۱۹۰۰۴
FCM	۶	۰.۱۹۶۲۳	۰.۱۹۲۴	۰.۱۹۹۴۵	۰.۱۹۴۵۶	۰.۱۹۵۹۵	۰.۱۹۵۸۵
HIGCRL	۶	۰.۱۹۶۰۸	۰.۱۹۲۲۱	۰.۱۹۵۱	۰.۱۹۳۱۳	۰.۱۹۵۴۵	۰.۱۹۲۴۵
FCM	۵	۰.۱۹۹۱۴	۰.۱۹۵۰۴	۰.۲۰۱۸۵	۰.۱۹۸۹۶	۰.۲۰۱۸۶	۰.۱۹۷۷۶
HIGCRL	۵	۰.۱۹۸۲۷	۰.۱۹۵۰۳	۰.۱۹۸۷۶	۰.۱۹۶۲۶	۰.۱۹۸۶۴	۰.۱۹۵۸۸
FCM	۴	۰.۲۰۰۸۷	۰.۱۹۹۷۵	۰.۲۰۳۴	۰.۲۰۰۱۴	۰.۲۰۴۴	۰.۲۰۰۴۸
HIGCRL	۴	۰.۲۰۴۳۷	۰.۲۰۰۵۷	۰.۲۰۲۶۲	۰.۱۹۸۹۳	۰.۲۰۲۸۲	۰.۱۹۹۱۸
FCM	۳	۰.۲۱۳۵۶	۰.۲۰۴۷۹	۰.۲۱۳۰۷	۰.۲۰۴۷	۰.۲۱۲۰۷	۰.۲۰۴۰۳
HIGCRL	۳	۰.۲۱۱۹۴	۰.۲۰۴۰۵	۰.۲۱۱۴۸	۰.۲۰۴۰۵	۰.۲۰۹۹	۰.۲۰۳۱۸
FCM	۲	۰.۲۲۵۲	۰.۲۱۶۰۹	۰.۲۲۴۳۱	۰.۲۱۵۸	۰.۲۲۳۷۱	۰.۲۱۵۵۶
HIGCRL	۲	۰.۲۲۶۲۷	۰.۲۱۶۳۸	۰.۲۲۴۸۷	۰.۲۱۵۷۴	۰.۲۲۴۰۶	۰.۲۱۵۰۲

جدول ۶.۳: میزان خطای مجموعه داده Balancescale

نام الگوریتم	C	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.9$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.9$
FCM	۱۰	۰.۲۵۳۵۴	۰.۲۴۷۳۳	۰.۲۳۸۱۸	۰.۲۳۳۸۵	۰.۲۳۴۱۵	۰.۲۳۴۷۱
HIGCRL	۱۰	۰.۲۴۴۱۴	۰.۲۴۳۲۵	۰.۲۶۴۶۶	۰.۲۵۳۹۵	۰.۲۵۱۴۶	۰.۲۳۵۶۱
FCM	۹	۰.۲۶۱۱۶	۰.۲۵۲۹۴	۰.۲۴۰۱	۰.۲۳۵۹۸	۰.۲۳۸۸۷	۰.۲۳۳۴۸
HIGCRL	۹	۰.۲۵۳۵۵	۰.۲۴۷۵۲	۰.۲۵۹۷۷	۰.۲۵۰۲۴	۰.۲۵۷۵	۰.۲۴۶۰۲
FCM	۸	۰.۲۸۱۳۴	۰.۲۷۶۵۸	۰.۲۴۳۳۱	۰.۲۳۷۲۴	۰.۲۴۷۳۶	۰.۲۳۸۹۲
HIGCRL	۸	۰.۲۷۳۳۷	۰.۲۶۴۰۱	۰.۲۷۴۶۳	۰.۲۶۳۰۵	۰.۲۵۸۴۸	۰.۲۴۹۹
FCM	۷	۰.۲۷۶۷۸	۰.۲۶۹۹۵	۰.۲۴۶۹۱	۰.۲۳۲۶۲	۰.۲۴۵۸۵	۰.۲۳۳۲
HIGCRL	۷	۰.۲۸۴۰۹	۰.۲۸۲۲۳	۰.۲۷۸۰۳	۰.۲۶۵۰۵	۰.۲۷۱۴۴	۰.۲۶۲۷۳
FCM	۶	۰.۲۷۹۲۹	۰.۲۷۰۵۴	۰.۲۵۰۲۴	۰.۲۳۶۷۱	۰.۲۵۱۷۹	۰.۲۳۶۵۳
HIGCRL	۶	۰.۲۸۷۹۹	۰.۲۸۰۴۹	۰.۲۸۳۶۱	۰.۲۶۶۰۷	۰.۲۷۲۲۷	۰.۲۵۹۷۳
FCM	۵	۰.۲۸۲۸۳	۰.۲۶۷۸۸	۰.۲۹۸۹۱	۰.۳۰۰۵۵	۰.۳۰۱۸۲	۰.۳۰۵۴۶
HIGCRL	۵	۰.۲۸۱۲۱	۰.۲۶۶۰۲	۰.۲۹۳۲	۰.۲۸۱۰۶	۰.۲۸۹۲۴	۰.۲۷۶۸۹
FCM	۴	۰.۲۸۰۱۵	۰.۲۷۴۶	۰.۳۲۲۳۸	۰.۳۲۵۶۶	۰.۳۲۵۱۹	۰.۳۲۷۴۲
HIGCRL	۴	۰.۳۱۴۵۸	۰.۲۹۵۶۳	۰.۳۱۴۱	۰.۳۰۳۴۳	۰.۳۱۳۸۹	۰.۳۰۲۳۸
FCM	۳	۰.۳۷۴۹۲	۰.۳۵۹۲۸	۰.۳۶۱۵۵	۰.۳۴۷۸۹	۰.۳۵۷۹۵	۰.۳۵۱۰۳
HIGCRL	۳	۰.۳۳۶۷۴	۰.۳۲۴۱۷	۰.۳۴۳۵۸	۰.۳۳۱۴۲	۰.۳۴۳۵۳	۰.۳۳۸۶۲
FCM	۲	۰.۳۸۸۳۹	۰.۳۸۵۶۴	۰.۳۸۲۰۱	۰.۳۷۲۶۳	۰.۳۷۷۸۸	۰.۳۶۴۲۹
HIGCRL	۲	۰.۳۶۵۷۹	۰.۳۴۷۲۹	۰.۳۶۲۵۶	۰.۳۴۳۱۶	۰.۳۶۳۴۴	۰.۳۴۲۷۴

جدول ۷.۳: میزان خطای مجموعه داده Pima

نام الگوریتم	C	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.9$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.9$
CSPA	۱۰	۰.۲۲۱۲۲	۰.۲۱۹۷۶	۰.۲۲۱۱۳	۰.۲۱۹۹	۰.۲۲۰۳۵	۰.۲۱۹۴۸
MCLA	۱۰	۰.۲۱۹۶	۰.۲۲۰۷۱	۰.۲۱۸۴۹	۰.۲۱۸۸۵	۰.۲۱۹۰۴	۰.۲۱۹۹۲
HGPA	۱۰	۰.۲۱۹۵۶	۰.۲۱۹۱۷	۰.۲۱۸۹۴	۰.۲۱۷۸۴	۰.۲۱۸۰۹	۰.۲۱۸۰۹
EM	۱۰	۰.۲۱۸۵۳	۰.۲۱۸۹۵	۰.۲۱۷۱۶	۰.۲۱۸۴۶	۰.۲۱۷۶۹	۰.۲۱۷۴۷
FCM	۱۰	۰.۲۲۱۳۸	۰.۲۱۹۷۵	۰.۲۲۱۲۶	۰.۲۱۸۸۷	۰.۲۲۴	۰.۲۲۲۱۸
CSPA	۹	۰.۲۲۱۹۳	۰.۲۱۹۶۱	۰.۲۲۱۱۱	۰.۲۲۰۲۴	۰.۲۲۰۷۱	۰.۲۲۰۳۳
MCLA	۹	۰.۲۲۰۴۲	۰.۲۱۸۷۲	۰.۲۲۰۷۳	۰.۲۱۸۷۸	۰.۲۱۹۷۴	۰.۲۱۹۳۳
HGPA	۹	۰.۲۲۰۷۳	۰.۲۱۸۸۸	۰.۲۱۹۶۳	۰.۲۱۷۴۳	۰.۲۲۰۰۴	۰.۲۱۷۲۴
EM	۹	۰.۲۱۹۵۳	۰.۲۱۸۲۲	۰.۲۲۰۳۶	۰.۲۱۹۶۳	۰.۲۱۸۸۸	۰.۲۱۷۹۸
FCM	۹	۰.۲۲۲۶۷	۰.۲۱۸۶۲	۰.۲۲۰۷۲	۰.۲۱۷۹۷	۰.۲۲۳۸۱	۰.۲۲۳۴۸
CSPA	۸	۰.۲۲۳۸۱	۰.۲۲۱۳۷	۰.۲۲۳۹۴	۰.۲۲۱۴۲	۰.۲۲۳۶۳	۰.۲۲۲۲۵
MCLA	۸	۰.۲۲۱۵۵	۰.۲۱۸۷۷	۰.۲۲۰۴۲	۰.۲۱۷۷	۰.۲۲۰۵	۰.۲۱۸۲۲
HGPA	۸	۰.۲۲۲۰۷	۰.۲۱۹۵۹	۰.۲۲۲۰۱	۰.۲۱۹۳۴	۰.۲۲۰۲۷	۰.۲۲۰۳۶
EM	۸	۰.۲۲۰۷۷	۰.۲۱۸۲۹	۰.۲۱۹۶۸	۰.۲۱۸۸۸	۰.۲۱۹۴۷	۰.۲۱۷۶۷
FCM	۸	۰.۲۲۱۶۸	۰.۲۱۸۴۱	۰.۲۲۲۴۹	۰.۲۲۱۵	۰.۲۲۵۰۱	۰.۲۲۱۶۵

جدول ۸.۳: ادامه میزان خطای مجموعه داده Pima

نام الگوریتم	C	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.9$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.9$
CSPA	۷	۰.۲۲۵۲۴	۰.۲۲۲۲۹	۰.۲۲۵۱۳	۰.۲۲۲۷۱	۰.۲۲۵۱۹	۰.۲۲۱۶۲
MCLA	۷	۰.۲۲۱۹۴	۰.۲۱۸۱۶	۰.۲۲۱۷۱	۰.۲۱۷۲۲	۰.۲۲۱۷۳	۰.۲۱۷۳
HGPA	۷	۰.۲۲۳۱۹	۰.۲۲۰۱۳	۰.۲۲۲۱۷	۰.۲۲	۰.۲۲۳۱۳	۰.۲۱۹۱۹
EM	۷	۰.۲۲۲۳۷	۰.۲۱۸۸	۰.۲۲۱۵۳	۰.۲۱۹۵	۰.۲۲۱۳۷	۰.۲۱۸۷۷
FCM	۷	۰.۲۲۳۶۸	۰.۲۱۸۱۵	۰.۲۲۵۳۸	۰.۲۲۲۰۴	۰.۲۲۷۴۶	۰.۲۲۱۹۸
CSPA	۶	۰.۲۲۵۹۵	۰.۲۲۰۷	۰.۲۲۵۷۹	۰.۲۲۱۱۱	۰.۲۲۵۹۸	۰.۲۲۱۳۵
MCLA	۶	۰.۲۲۲۵	۰.۲۱۷۸۶	۰.۲۲۲۰۳	۰.۲۱۷۷۱	۰.۲۲۲۵۶	۰.۲۱۸۴۲
HGPA	۶	۰.۲۲۳۵۹	۰.۲۲۱۰۵	۰.۲۲۲۷۶	۰.۲۲۱۴۱	۰.۲۲۳۷۴	۰.۲۲۲۰۸
EM	۶	۰.۲۲۳۱۶	۰.۲۱۹۶۸	۰.۲۲۳۵۹	۰.۲۲۰۰۷	۰.۲۲۲۵۵	۰.۲۱۷۴۳
FCM	۶	۰.۲۰۲۲۱۶	۰.۲۲	۰.۲۲۵۵۳	۰.۲۲۱۴۶	۰.۲۲۶۶۴	۰.۲۲۲
CSPA	۵	۰.۲۲۶۸	۰.۲۲۱۹۶	۰.۲۲۵۹۹	۰.۲۲۲۹۷	۰.۲۲۶۸۹	۰.۲۲۱۹۲
MCLA	۵	۰.۲۲۳۷۴	۰.۲۱۸۳۸	۰.۲۲۳۲	۰.۲۱۸۶۵	۰.۲۲۲۵	۰.۲۱۷۶۱
HGPA	۵	۰.۲۲۲۹۳	۰.۲۲۲۱۴	۰.۲۲۴۷۶	۰.۲۲۱۷۵	۰.۲۲۴۲۲	۰.۲۲۲۱
EM	۵	۰.۲۲۴۲	۰.۲۱۹۰۹	۰.۲۲۳۶۸	۰.۲۱۸۶۷	۰.۲۲۳۷	۰.۲۱۸۸۴
FCM	۵	۰.۲۲۲۷۳	۰.۲۱۹۷۵	۰.۲۲۵۵۱	۰.۲۲۲۷۸	۰.۲۲۷۴۲	۰.۲۲۲۷۶

جدول ۹.۳: ادامه میزان خطای مجموعه داده Pima

نام الگوریتم	C	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.9$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.9$
CSPA	۴	۰.۲۲۸۶۴	۰.۲۲۱۱۲	۰.۲۲۸۴۲	۰.۲۲۱۰۷	۰.۲۲۸۵۳	۰.۲۲۱۲۶
MCLA	۴	۰.۲۲۵۸۷	۰.۲۲۰۶۳	۰.۲۲۴۸۹	۰.۲۱۹۴	۰.۲۲۴۹	۰.۲۱۹۷۸
HGPA	۴	۰.۲۲۶۵۶	۰.۲۲۲	۰.۲۲۷۷۸	۰.۲۲۱۵۸	۰.۲۲۸۰۵	۰.۲۲۱۲۲
EM	۴	۰.۲۲۵۹۲	۰.۲۱۹۸	۰.۲۲۵۱۱	۰.۲۱۸۶۶	۰.۲۲۵۸۹	۰.۲۱۹۲۱
FCM	۴	۰.۲۲۷۴۹	۰.۲۲۰۶۲	۰.۲۲۸۴	۰.۲۲۰۵۶	۰.۲۲۸۶۶	۰.۲۲۰۵۵
CSPA	۳	۰.۲۲۸۹۴	۰.۲۲۲۱۹	۰.۲۲۹	۰.۲۲۲۱۴	۰.۲۲۹۰۱	۰.۲۲۲۴۶
MCLA	۳	۰.۲۲۷۲۵	۰.۲۲۰۸۱	۰.۲۲۷۲۹	۰.۲۲۰۴۲	۰.۲۲۸۰۳	۰.۲۲۰۶۷
HGPA	۳	۰.۲۲۷۴۶	۰.۲۲۱۷	۰.۲۲۷۶۴	۰.۲۲۲۰۹	۰.۲۲۸۲۵	۰.۲۲۱۸
EM	۳	۰.۲۲۷۴۶	۰.۲۲۰۳۱	۰.۲۲۷۵	۰.۲۲۰۱	۰.۲۲۷۵۷	۰.۲۲۰۴۷
FCM	۳	۰.۲۲۹۱۱	۰.۲۲۲۴۲	۰.۲۲۹۳۵	۰.۲۲۲۱۱	۰.۲۲۹۴۴	۰.۲۲۱۹۴
CSPA	۲	۰.۲۲۹۵۳	۰.۲۲۱۲۱	۰.۲۲۹۵۷	۰.۲۲۱۲۵	۰.۲۲۹۶۸	۰.۲۲۱۱۶
MCLA	۲	۰.۲۲۹۰۷	۰.۲۲۱۴	۰.۲۲۹۰۷	۰.۲۲۱۵۲	۰.۲۲۹۱	۰.۲۲۱۶۱
HGPA	۲	۰.۲۲۸۴۳	۰.۲۲۲۰۷	۰.۲۲۸۲۵	۰.۲۲۲۴۶	۰.۲۲۸۸۷	۰.۲۲۱۸۹
EM	۲	۰.۲۲۹۱۳	۰.۲۲۱۴۹	۰.۲۲۸۸۹	۰.۲۲۱۳۹	۰.۲۲۸۹۵	۰.۲۲۱۵۶
FCM	۲	۰.۲۲۹۵۲	۰.۲۲۱۱	۰.۲۲۹۵۷	۰.۲۲۱۱۳	۰.۲۲۹۶	۰.۲۲۱۱۴

جدول ۱۰.۳: میزان خطای مجموعه داده Servo

نام الگوریتم	C	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.9$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.9$
CSPA	۱۰	۱.۳۶۵۴۷	۲.۶۲۰۲۴	۱.۵۸۱۵	۲.۱۱۰۹	۱.۵۸۵۶	۲.۱۲۴۸
MCLA	۱۰	۱.۴۴۰۴۳	۲.۶۷۱۰۲	۱.۶۶۱۴۷	۲.۲۰۰۰۵	۱.۶۲۹۶۸	۲.۱۳۴۷۹
HGPA	۱۰	۱.۳۵۸۲۲	۲.۵۸۹۳۷	۱.۴۸۱۶۶	۲.۰۰۲۴	۱.۵۴۳۱۳	۲.۳۲۹۷
EM	۱۰	۱.۳۰۷۰۹	۴.۶۸۷۷۴	۱.۵۴۹۰۶	۵.۲۴۹۴۱	۱.۳۸۵۱۳	۹.۶۸۴۸۴
FCM	۱۰	۱.۴۰۳۵۸	۲.۶۷۵۴۵	۱.۸۷۲۲۸	۲.۲۹۶۱۱	۱.۸۳۳۲۱	۹.۷۶۶۱۴
CSPA	۹	۱.۳۹۲۴۴	۲.۶۳۴۹	۱.۵۹۸۵۱	۲.۱۵۹۴۶	۱.۶۳۸۹۷	۲.۲۰۵۹۵
MCLA	۹	۱.۴۱۷۱۹	۲.۶۲۵۳۶	۱.۶۵۴۶۲	۲.۱۶۰۵۱	۱.۶۷۷۴۷	۲.۱۷۹۹۲
HGPA	۹	۱.۳۹۲۵	۲.۵۹۹۹۸	۱.۶۱۹۸۱	۲.۱۲۵۶۸	۱.۵۷۲۸۴	۲.۱۲۴۹۸
EM	۹	۱.۲۴۰۲۷	۳.۴۳۱۳۳	۱.۵۷۴۷۷	۶.۴۸۱۲۶	۱.۵۸۴۶۵	۳.۴۴۰۴۸
FCM	۹	۱.۳۹۰۵۵	۲.۷۷۴۵۳	۱.۸۹۶۲۵	۲.۳۸۰۴۲	۱.۸۶۸۷۸	۵.۱۸۲۸۷
CSPA	۸	۱.۴۲۶۸۶	۲.۶۷۷۲۲	۱.۶۹۴۵۱	۲.۲۶۳۰۲	۱.۶۷۹۱۸	۲.۲۴۴۷۱
MCLA	۸	۱.۴۲۱۱۷	۲.۶۶۵۹	۱.۷۵۰۴۵	۲.۲۲۹۰۸	۱.۷۳۰۳۳	۲.۲۴۶۰۵
HGPA	۸	۱.۳۸۹۴۵	۲.۶۱۷۸۳	۱.۶۶۷۵۷	۲.۱۹۸۲۲	۱.۶۵۳۰۴	۲.۱۲۳۰۱
EM	۸	۱.۳۱۰۵۶	۴.۱۶۳۸۴	۱.۶۱۲۶۱	۴.۴۴۶۹۷	۱.۶۳۵۸۵	۳.۷۶۷۵۷
FCM	۸	۱.۴۶۸۶۱	۲.۶۹۵۱۶	۱.۸۸۶۲۶	۲.۳۸۷۴۶	۱.۸۹۵	۳.۳۷۲۳۴

جدول ۱۱.۳: ادامه میزان خطای مجموعه داده Servo

نام الگوریتم	C	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.9$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.9$
CSPA	۷	۱.۴۴۷۶	۲.۷۰۶۹۸	۱.۷۱۳۴	۲.۲۷۶۴۷	۱.۷۳۵۰۷	۲.۲۴۱۷۴
MCLA	۷	۱.۴۶۵	۲.۶۷۳۲	۱.۷۴۸۸۸	۲.۲۰۳۷۸	۱.۷۲۶۳۵	۲.۱۸۴۸۱
HGPA	۷	۱.۴۵۵۰۹	۲.۶۷۶۱۲	۱.۷۲۹۱۸	۲.۲۰۵۵۶	۱.۶۹۱۳۴	۲.۱۷۶۹۹
EM	۷	۱.۴۵۳۲۴	۳.۱۸۳۹۷	۱.۷۵۵۳۴	۳.۰۹۱۳۳	۱.۶۹۳۴۵	۳.۸۵۰۷
FCM	۷	۱.۵۲۲۱	۲.۷۲۱۷۴	۱.۹۰۵۷۱	۲.۳۵۱۹۵	۱.۹۱۴۱۲	۳.۱۴۳۱۲
CSPA	۶	۱.۴۶۰۰۴	۲.۶۸۴۱۴	۱.۷۸۱۹۷	۲.۲۴۲۹۵	۱.۷۵۰۲۵	۲.۲۳۷۴۷
MCLA	۶	۱.۴۸۶۳۳	۲.۷۱۶۶۹	۱.۸۱۶۱۸	۲.۲۴۵۸۶	۱.۸۰۳۹۴	۲.۲۳۳۱۷
HGPA	۶	۱.۴۳۵۲۳	۲.۶۶۲۸	۱.۷۴۶۶۸	۲.۱۹۳۵۶	۱.۷۰۸۱۶	۲.۱۵۶۸۳
EM	۶	۱.۴۹۵۴	۳.۳۴۷۸۹	۱.۸۱۱۳۷	۲.۶۰۵۲۸	۱.۷۵۵۶۴	۳.۴۵۸۴۴
FCM	۶	۱.۵۱۵۴۲	۲.۷۰۷۸۶	۱.۸۷۷۴۲	۲.۲۸۵۶۸	۱.۹۳۳۴۴	۲.۵۹۹۶۸
CSPA	۵	۱.۵۰۶۱۱	۲.۷۲۹۱۲	۱.۷۹۱۵۵	۲.۲۵۱۶	۱.۸۰۰۰۵	۲.۲۳۰۲۸
MCLA	۵	۱.۴۹۶۵	۲.۷۵۳۱۲	۱.۸۲۶۷۷	۲.۲۲۴۷۳	۱.۸۲۵۵۷	۲.۲۲۵۳۶
HGPA	۵	۱.۴۵۰۸۸	۲.۶۳۹۰۶	۱.۷۸۶۶۳	۲.۲۲۷۹۴	۱.۸۰۲۲۸	۲.۲۳۶۰۷
EM	۵	۱.۵۱۶۶۹	۳.۲۴۲۶	۱.۸۲۶۹۵	۲.۶۷۸۰۶	۱.۸۱۸۶۲	۲.۷۲۲۰۸
FCM	۵	۱.۵۱۷۲۸	۲.۷۳۶۸۶	۱.۹۰۷۷۵	۲.۳۱۹۲۶	۱.۹۲۷۲۵	۲.۳۷۱۶

جدول ۱۲.۳ : ادامه میزان خطای مجموعه داده Servo

نام الگوریتم	C	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.9$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.9$
CSPA	۴	۱.۵۳۹۰۴	۲.۷۸۱۵	۱.۸۶۵۷۴	۲.۳۱۱۰۱	۱.۸۷۱۳۷	۲.۲۶۵۰۲
MCLA	۴	۱.۵۴۴۱	۲.۸۱۱۷۴	۱.۸۷۲۲۶	۲.۳۰۳۳۴	۱.۸۶۳۶۲	۲.۳۱۵۹۲
HGPA	۴	۱.۵۴۸	۲.۸۰۰۱۵	۱.۸۶۵۳۱	۲.۳۰۰۳۳	۱.۸۶۰۶۸	۲.۲۷۳۷
EM	۴	۱.۵۵۵۸۱	۳.۰۱۵۲۵	۱.۸۶۵۷۵	۲.۶۰۲۱	۱.۸۸۷۳۵	۲.۶۵۰۰۵
FCM	۴	۱.۵۵۷۱۱	۲.۷۹۰۲۴	۱.۹۰۴۹۴	۲.۳۳۹۸۷	۱.۹۱۳۱۳	۲.۳۸۸۲۸
CSPA	۳	۱.۵۸۲۸۳	۲.۸۵۶۸۱	۱.۸۹۰۶	۲.۳۲۴۹۳	۱.۹۰۹۱۷	۲.۳۲۶۷۴
MCLA	۳	۱.۵۹۰۰۳	۲.۸۵۸۴۸	۱.۹۱۲۵۹	۲.۳۴۱۵۹	۱.۹۳۶۵۶	۲.۳۵۹۱
HGPA	۳	۱.۶۰۸۵۵	۲.۸۶۴۰۸	۱.۹۰۴۷۸	۲.۳۲۸۶۸	۱.۹۱۶۷۸	۲.۳۴۲۶۵
EM	۳	۱.۶۶۸۷۵	۳.۰۸۹۱	۱.۹۶۲۸۳	۲.۶۰۲۴	۲.۰۱۱۴	۲.۶۹۲۵۵
FCM	۳	۱.۶۱۱۳۶	۲.۹۳۴۲۵	۱.۹۷۰۰۴	۲.۳۲۴۰۹	۱.۹۴۶۱۵	۲.۳۷۱۰۳
CSPA	۲	۱.۷۶۶۶۵	۳.۱۰۵۴۷	۲.۰۶۰۶۹	۲.۵۲۳۰۷	۲.۰۹۶۰۶	۲.۵۶۰۹۳
MCLA	۲	۱.۷۱۱۴	۲.۹۸۳۹۳	۲.۰۸۶۵۶	۲.۵۱۱۸۶	۲.۰۹۲۶	۲.۵۱۹۱۹
HGPA	۲	۱.۷۵۵۷۶	۳.۱۰۶۶۸	۲.۱۷۹۴۶	۲.۶۲۳۸۸	۲.۰۹۰۴۲	۲.۵۳۵۹۹
EM	۲	۱.۷۶۹۲۴	۳.۱۶۳۸۴	۲.۰۹۴۷	۲.۶۹۶۹۴	۲.۱۱۹۶۷	۲.۷۲۹۰۸
FCM	۲	۱.۵۸۹۶۴	۲.۹۰۴۵۸	۲.۰۱۷۸۴	۲.۴۵۵۸۹	۲.۰۵۷۸۹	۲.۶۲۲۵۳

جدول ۱۳.۳ : میزان خطای مجموعه داده Housing

نام الگوریتم	C	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.9$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.9$
CSPA	۱۰	۶۶.۸۲۶۶۴	۵۶.۱۸۵۳۴	۶۶.۲۲۲۵۱	۵۵.۶۸۲۱	۶۶.۵۲۰۱	۵۵.۳۴۱۷۹
MCLA	۱۰	۶۵.۲۳۵۹۴	۵۲.۵۸۰۴۶	۶۵.۱۶۴۹۱	۵۲.۹۱۹۶۴	۶۵.۳۶۲۶۱	۵۲.۵۰۸۲۹
HGPA	۱۰	۶۵.۴۶۰۳۳	۵۳.۹۳۰۲۸	۶۵.۴۸۶۹۶	۵۴.۰۸۵۵۱	۶۵.۸۲۹۳۳	۵۴.۶۱۴۷۱
EM	۱۰	۶۶.۸۵۰۵۳	۵۵.۱۳۰۰۳	۶۶.۷۶۶۴۳	۵۶.۳۴۳۴۶	۶۶.۲۷۳۸۵	۵۵.۴۷۳۵۸
FCM	۱۰	۶۷.۶۶۰۴۴	۵۴.۳۹۱۲۲	۶۸.۶۹۱۱۲	۵۴.۰۴۰۱	۶۹.۱۷۲۴۵	۵۴.۲۲۶۳۴
CSPA	۹	۶۷.۸۸۶۱۸	۵۸.۵۴۴۹۸	۶۸.۴۵۱۶	۵۸.۷۸۶۱۵	۶۸.۳۷۳۵۷	۵۹.۹۲۹۶۳
MCLA	۹	۶۵.۹۱۵۸۹	۵۳.۴۱۸۷۸	۶۶.۵۱۹۰۲	۵۳.۸۷۵۲۱	۶۵.۹۹۵۴۲	۵۳.۱۲۴۶۴
HGPA	۹	۶۶.۹۸۹۳۹	۵۴.۷۴۶۹۴	۶۷.۴۳۵۸	۵۴.۹۴۹۸۹	۶۶.۹۵۶۰۳	۵۵.۶۲۵۴۴
EM	۹	۶۷.۲۲۳۱۴	۵۵.۹۷۱۱۹	۶۷.۲۸۹۵۶	۵۶.۲۰۹۲۶	۶۷.۳۴۹۵۳	۵۵.۶۹۹۸۶
FCM	۹	۶۸.۱۸۵۶۵	۵۴.۳۳۷۵۲	۶۹.۰۱۸۳۸	۵۴.۶۰۲۵۳	۶۹.۵۵۱۰۷	۵۴.۴۹۸۴۳
CSPA	۸	۶۹.۳۸۱۵۶	۵۵.۸۸۵۴	۷۰.۳۵۹۰۴	۵۶.۸۳۰۰۱	۷۰.۵۷۲۱۹	۵۶.۷۲۲۱۲
MCLA	۸	۶۶.۷۲۳۹۳	۵۳.۳۸۶۲۲	۶۷.۲۶۶۵۵	۵۳.۸۶۰۸۳	۶۷.۱۰۹۵	۵۳.۶۵۷۵۶
HGPA	۸	۶۶.۷۸۱۰۷	۵۳.۷۸۴۶۴	۶۷.۳۱۲۹۸	۵۵.۷۳۳۲۱	۶۷.۲۹۸۷۳	۵۵.۴۸۸۲۹
EM	۸	۶۸.۰۱۴۴۱	۵۶.۴۶۹۸۸	۶۸.۰۲۷۷۷	۵۵.۹۸۰۷۶	۶۸.۲۸۵۱۳	۵۶.۷۴۰۷۶
FCM	۸	۶۸.۲۲۸۷۵	۵۴.۱۳۰۷۲	۶۹.۴۸۴۵۸	۵۴.۶۵۹۷۲	۶۹.۹۱۴۳۶	۵۴.۹۰۱۷۵

جدول ۱۴.۳: ادامه میزان خطای مجموعه داده Housing

نام الگوریتم	C	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.9$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.9$
CSPA	۷	۶۸.۵۷۷۵۴	۵۴.۴۴۶۸۳	۶۸.۸۸۹۳۹	۵۴.۹۳۴۴۹	۶۸.۸۳۳۱۶	۵۴.۹۱۴۳۶
MCLA	۷	۶۷.۹۴۴۲۲	۵۴.۳۲۹۵۳	۶۷.۹۴۵۷۸	۵۴.۲۱۲۶۷	۶۸.۵۹۲۸۷	۵۵.۰۱۵۳۱
HGPA	۷	۶۸.۰۴۱۷۵	۵۵.۳۸۴۷۶	۶۸.۴۷۵۵۱	۵۵.۹۴۰۸۷	۶۸.۶۷۱۳۲	۵۵.۵۱۷۲۱
EM	۷	۶۸.۷۴۶۹۷	۵۶.۴۷۱۳۵	۶۸.۶۰۵۴۸	۵۶.۶۳۹۱۸	۶۹.۶۹۹۷۳	۵۷.۸۵۱۶۵
FCM	۷	۶۸.۴۱۹۵	۵۳.۶۲۹۴۵	۶۹.۴۸۲۴۲	۵۴.۴۴۱۷۵	۷۰.۱۲۶۱۵	۵۵.۰۹۰۳۴
CSPA	۶	۶۷.۸۲۹۱۱	۵۴.۱۹۴۸۸	۶۸.۳۳۴۷	۵۴.۸۵۱۳۴	۶۸.۱۳۹	۵۵.۱۵۱۵۶
MCLA	۶	۶۸.۲۷۹۸۵	۵۳.۶۸۹۵۷	۶۸.۵۳۳۷۸	۵۴.۳۷۰۴۶	۶۸.۹۵۱۷۴	۵۵.۰۲۲۵۱
HGPA	۶	۶۸.۲۳۷۵	۵۴.۳۵۹۳۵	۶۸.۳۹۳۳۲	۵۵.۰۹۷۰۵	۶۸.۷۵۴۱۵	۵۴.۶۸۲۰۹
EM	۶	۶۹.۶۵۹۷۱	۵۷.۹۳۷۰۹	۶۹.۵۴۸۲۱	۵۷.۰۴۶۰۴	۶۹.۶۲۵۰۳	۵۶.۷۷۵۹
FCM	۶	۶۸.۵۱۴۲۵	۵۳.۸۲۵۷۹	۶۹.۶۵۲۶۱	۵۳.۹۵۱۶۷	۷۰.۰۵۷۴۱	۵۴.۲۶۵۱۶
CSPA	۵	۶۹.۹۲۷۲۸	۵۶.۴۲۲۴۱	۷۰.۵۵۴۹	۵۶.۵۷۹۳	۷۱.۰۰۳۸۴	۵۷.۴۳۵۷۹
MCLA	۵	۶۹.۴۳۵۰۸	۵۵.۷۳۳۴	۶۹.۴۶۲۳۵	۵۶.۱۸۶۶۶	۶۹.۹۲۳۳۶	۵۶.۹۷۶۶۷
HGPA	۵	۶۸.۹۲۲۱۷	۵۵.۷۵۵۱۲	۶۹.۱۱۴۶۸	۵۵.۹۹۲۲۴	۶۹.۹۸۱۳	۵۶.۱۱۱۳۱
EM	۵	۷۰.۴۷۵۹۶	۵۷.۱۲۴۷	۷۰.۳۷۵۷۹	۵۷.۷۱۵۴۴	۷۱.۳۸۴۶۲	۵۸.۲۵۳۸۳
FCM	۵	۶۸.۲۸۱۲۴	۵۴.۱۷۵۴۸	۶۸.۸۳۵۱۹	۵۴.۶۶۰۴۷	۶۸.۸۵۳۱۷	۵۵.۱۸۱۳۹

جدول ۱۵.۳: ادامه میزان خطای مجموعه داده Housing

نام الگوریتم	C	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.9$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.9$
CSPA	۴	۷۱.۰۳۹۱۴	۵۸.۹۳۹۵۹	۷۱.۴۵۶۱۲	۵۹.۷۷۷۵۱	۷۱.۶۱۴۳۴	۶۰.۰۵۵۲۹
MCLA	۴	۷۱.۰۳۱۹۲	۵۷.۷۶۹۲۶	۷۱.۶۰۴۹۴	۵۸.۴۹۳۰۱	۷۱.۸۳۴۲۷	۵۹.۴۲۴۵۲
HGPA	۴	۷۰.۹۶۵۶۲	۵۷.۲۸۲۸۸	۷۱.۳۹۶۷۳	۵۸.۰۴۵۹۱	۷۱.۹۰۰۱۱	۵۸.۹۲۰۰۱
EM	۴	۷۲.۰۸۴۴۳	۵۶.۹۰۳۳۹	۷۱.۹۲۶۳۸	۵۸.۰۴۹۹۴	۷۲.۷۸۳۶۹	۵۸.۴۹۳۵۹
FCM	۴	۷۱.۴۸۴۳۹	۵۴.۸۶۷۲۸	۷۲.۳۳۷۱۱	۵۶.۳۶۳۷۵	۷۳.۶۳۸۵۲	۵۸.۷۱۴۶۶
CSPA	۳	۷۴.۰۶۲۴۴	۵۸.۳۵۸۲۸	۷۴.۰۵۳۱۷	۵۸.۶۶۸۲۷	۷۴.۲۳۸۷۲	۵۸.۷۵۸۳۸
MCLA	۳	۷۲.۴۶۴۹۸	۵۸.۰۲۹۶۱	۷۲.۷۴۴۶	۵۸.۷۱۲۴۱	۷۳.۳۶۷۹۵	۵۸.۸۶۰۱۱
HGPA	۳	۷۲.۲۷۴۸۴	۵۷.۶۸۶۴۲	۷۲.۸۹۲۱	۵۸.۲۸۹۲۹	۷۲.۷۶۵۰۹	۵۸.۵۸۵۱۳
EM	۳	۷۳.۱۵۵۰۶	۵۶.۸۴۶۳۴	۷۴.۶۶۶۷	۵۸.۴۴۵۵۱	۷۴.۲۸۳۴۹	۵۷.۸۷۱
FCM	۳	۷۴.۲۶۲۰۵	۵۷.۴۵۷۷۴	۷۵.۶۱۵۰۱	۵۹.۲۲۰۰۷	۷۶.۳۷۸۷	۶۰.۰۸۵۸۵
CSPA	۲	۷۳.۵۶۶۴۶	۵۶.۱۵۳۳۳	۷۴.۰۹۰۸۸	۵۶.۸۲۱۵۱	۷۴.۳۹۳۸۴	۵۷.۲۲۴۹۹
MCLA	۲	۷۳.۲۸۰۱۹	۵۶.۱۷۱	۷۴.۱۲۵۰۸	۵۶.۸۳۲۵۱	۷۴.۱۸۱۱	۵۷.۰۸۷۶۴
HGPA	۲	۷۳.۵۴۵۵۴	۵۶.۱۳۷۶۶	۷۴.۱۹۰۰۷	۵۶.۷۷۳۹۵	۷۴.۴۳۸۱۱	۵۷.۱۷۱۲۴
EM	۲	۷۶.۴۰۰۶۵	۵۸.۶۶۹۱۷	۷۸.۱۳۷۵	۵۹.۹۷۴۶۹	۷۷.۳۰۷۸۷	۵۹.۵۱۴۹۶
FCM	۲	۷۴.۳۴۴۸۶	۵۷.۵۹۰۳۴	۷۵.۱۷۴۴۳	۵۸.۲۹۷۰۸	۷۵.۷۸۷۵۵	۵۸.۷۸۲۴۴

جدول ۱۶.۳: میزان خطای مجموعه داده Biodegration

نام الگوریتم	C	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.9$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.9$
CSPA	۱۰	۰.۱۸۴۸۳	۰.۱۸۳۹۱	۰.۱۸۴۵۴	۰.۱۸۳۴۶	۰.۱۸۳۵۹	۰.۱۸۲۹۳
MCLA	۱۰	۰.۱۷۹۴۲	۰.۱۷۸۵۵	۰.۱۷۷۴۱	۰.۱۷۶۷۱	۰.۱۷۷۴۲	۰.۱۷۶۲۳
HGPA	۱۰	۰.۱۷۹۴۷	۰.۱۷۹۰۵	۰.۱۷۹۹۷	۰.۱۷۹۹۵	۰.۱۷۷۳۸	۰.۱۷۸۰۸
EM	۱۰	۰.۱۸۶۳۶	۰.۱۸۷۱۴	۰.۱۸۴۸	۰.۱۸۵۴۲	۰.۱۸۴۳۹	۰.۱۸۴۹۷
FCM	۱۰	۰.۱۸۱۸۱	۰.۱۸۰۶۴	۰.۱۸۵۱	۰.۱۸۲۶۶	۰.۸۶۷۷۴	۰.۹۰۳۷۴
CSPA	۹	۰.۱۸۸۶۹	۰.۱۸۷۰۶	۰.۱۸۴۸۶	۰.۱۸۳۲۹	۰.۱۸۵۸۲	۰.۱۸۳۹۴
MCLA	۹	۰.۱۸۰۵۳	۰.۱۷۹۹۴	۰.۱۸۰۴۲	۰.۱۷۸۷۴	۰.۱۸۱۲۳	۰.۱۷۸۹۲
HGPA	۹	۰.۱۸۴۲۵	۰.۱۸۴۵۲	۰.۱۸۱۳۶	۰.۱۸۱۱۶	۰.۱۸۳۲۲	۰.۱۸۲۸۸
EM	۱۰	۰.۱۸۴۰۷	۰.۱۸۴۴۷	۰.۱۸۵۹۹	۰.۱۸۶۱۹	۰.۱۸۵۹۸	۰.۱۸۶۲۹
FCM	۱۰	۰.۱۸۴۹	۰.۱۸۵۲۲	۰.۱۸۷۰۱	۰.۱۸۵۷۵	۰.۱۹۲۵۲	۰.۱۸۸۵۶
CSPA	۸	۰.۱۹۰۱۱	۰.۱۸۹۶۶	۰.۱۹۰۳۵	۰.۱۸۷۶۴	۰.۱۹	۰.۱۸۷۵۱
MCLA	۸	۰.۱۸۷۶۹	۰.۱۸۶۱۴	۰.۱۸۶۸۵	۰.۱۸۵۰۴	۰.۱۸۳۳۵	۰.۱۸۲۷۱
HGPA	۸	۰.۱۸۸۱۱	۰.۱۸۸۶۲	۰.۱۸۵۲۶	۰.۱۸۵۷۷	۰.۱۸۵۸۱	۰.۱۸۳۶۱
EM	۸	۰.۱۹۳۵	۰.۱۹۱۷	۰.۱۹۰۳	۰.۱۸۸۰۹	۰.۱۹۰۲۷	۰.۱۸۹۵۸
FCM	۸	۰.۱۸۷۰۲	۰.۱۸۶۴۲	۰.۱۹۴۶۵	۰.۱۹۱۴۵	۰.۱۹۹۸	۰.۱۹۳۳۲

جدول ۱۷.۳: ادامه میزان خطای مجموعه داده Biodegration

نام الگوریتم	C	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.9$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.9$
CSPA	۷	۰.۱۹۱۶۵	۰.۱۹۰۹۸	۰.۱۸۸۷۲	۰.۱۸۷۹۵	۰.۱۸۷۵۱	۰.۱۸۶۶۸
MCLA	۷	۰.۱۹۲۵۶	۰.۱۹۰۵۷	۰.۱۹۰۳	۰.۱۸۷۸۹	۰.۱۸۹۰۹	۰.۱۸۶۲۴
HGPA	۷	۰.۱۸۹۷۷	۰.۱۸۹۴۵	۰.۱۸۸۰۳	۰.۱۸۷۷	۰.۱۸۹۲۲	۰.۱۸۷۶۳
EM	۷	۰.۱۹۶۱۶	۰.۱۹۳۱۴	۰.۱۹۵۰۷	۰.۱۹۲۲۴	۰.۱۹۱۲۵	۰.۱۸۸۳۹
FCM	۷	۰.۱۹۲۸۶	۰.۱۹۰۱۵	۰.۱۹۸۶۶	۰.۱۹۴۱	۰.۱۹۸۰۴	۰.۱۹۶۳۴
CSPA	۶	۰.۱۹۸۱۱	۰.۱۹۴۸۸	۰.۱۹۶۲۴	۰.۱۹۳۰۸	۰.۱۹۸۵۱	۰.۱۹۴۵
MCLA	۶	۰.۱۹۳۷۶	۰.۱۹۱۴۱	۰.۱۹۲۷۶	۰.۱۹۰۴۱	۰.۱۹۴۱۹	۰.۱۹۱۱۶
HGPA	۶	۰.۱۹۱۴	۰.۱۹۱۱۱	۰.۱۹۲۳۱	۰.۱۹۰۹۷	۰.۱۹۱۲	۰.۱۹۰۱۶
EM	۶	۰.۲۰۱۴۵	۰.۱۹۷۹	۰.۱۹۸۹۶	۰.۱۹۵۹۸	۰.۱۹۶۰۶	۰.۱۹۲۳۹
FCM	۶	۰.۱۹۶۲۳	۰.۱۹۲۴	۰.۱۹۹۴۵	۰.۱۹۴۵۶	۰.۱۹۵۹۵	۰.۱۹۵۸۵
CSPA	۵	۰.۱۹۶۹۴	۰.۱۹۴۷۲	۰.۱۹۷۱۹	۰.۱۹۳۹	۰.۱۹۶۸۱	۰.۱۹۴۸۲
MCLA	۵	۰.۱۹۷۲۸	۰.۱۹۴۸۱	۰.۱۹۶۵	۰.۱۹۳۵۵	۰.۱۹۵۹۵	۰.۱۹۴۴۲
HGPA	۵	۰.۱۹۹۰۶	۰.۱۹۶۶۳	۰.۱۹۸۳۲	۰.۱۹۵۶۸	۰.۱۹۷۱۸	۰.۱۹۴۳۷
EM	۵	۰.۲۰۳۸۶	۰.۱۹۸۲	۰.۲۰۲۹۱	۰.۱۹۷۷۶	۰.۲۰۱۵۳	۰.۱۹۶۷
FCM	۵	۰.۱۹۹۱۴	۰.۱۹۵۰۴	۰.۲۰۱۸۵	۰.۱۹۸۹۶	۰.۲۰۱۸۶	۰.۱۹۷۷۶

جدول ۱۸.۳ : ادامه میزان خطای مجموعه داده Biodegration

نام الگوریتم	C	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.9$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.9$
CSPA	۴	۰.۲۰۴۹۲	۰.۱۹۹۹۷	۰.۲۰۰۷۱	۰.۱۹۶۸۹	۰.۲۰۴۰۷	۰.۱۹۸۵۶
MCLA	۴	۰.۱۹۹۵۳	۰.۱۹۷۹۵	۰.۲۰۰۸۳	۰.۱۹۸۲۹	۰.۱۹۸۹	۰.۱۹۷
HGPA	۴	۰.۲۰۰۰۱	۰.۱۹۶۱۶	۰.۲۰۱۰۴	۰.۱۹۶۵۲	۰.۲۰۰۵	۰.۱۹۵۷۸
EM	۴	۰.۲۰۶۷۴	۰.۲۰۰۷۱	۰.۲۰۶۳۶	۰.۲۰۰۶۱	۰.۲۰۳۱۸	۰.۱۹۷۴۴
FCM	۴	۰.۲۰۰۸۷	۰.۱۹۹۷۵	۰.۲۰۳۴	۰.۲۰۰۱۴	۰.۲۰۴۴	۰.۲۰۰۴۸
CSPA	۳	۰.۲۱۳۳۵	۰.۲۰۵۱۶	۰.۲۱۱۹۵	۰.۲۰۴۱۸	۰.۲۱۲۲۳	۰.۲۰۴۴۴
MCLA	۳	۰.۲۱۱۳۶	۰.۲۰۳۶۱	۰.۲۰۸۹۶	۰.۲۰۱۹	۰.۲۱۱۶۱	۰.۲۰۳۳۶
HGPA	۳	۰.۲۰۹۰۲	۰.۲۰۱۸۵	۰.۲۰۹۶۵	۰.۲۰۲۲۹	۰.۲۰۸۲۸	۰.۲۰۱۰۹
EM	۳	۰.۲۱۱۴۷	۰.۲۰۴۰۸	۰.۲۱۱۳۱	۰.۲۰۴۵۵	۰.۲۱۲۵۵	۰.۲۰۴۶۳
FCM	۳	۰.۲۱۳۵۶	۰.۲۰۴۷۹	۰.۲۱۳۰۷	۰.۲۰۴۷	۰.۲۱۲۰۷	۰.۲۰۴۰۳
CSPA	۲	۰.۲۱۳۷۹	۰.۲۰۵۳۳	۰.۲۱۵۰۱	۰.۲۰۶۵۹	۰.۲۱۴۴۳	۰.۲۰۶۲۶
MCLA	۲	۰.۲۱۸۵۹	۰.۲۱۰۱۲	۰.۲۱۹۹	۰.۲۱۱۷۳	۰.۲۱۸۰۳	۰.۲۰۹۲۳
HGPA	۲	۰.۲۱۹۱۷	۰.۲۱۱۷۴	۰.۲۱۸۴۸	۰.۲۱۰۴۲	۰.۲۱۹۰۸	۰.۲۱۰۹۸
EM	۲	۰.۲۱۷۱۵	۰.۲۰۸۸۶	۰.۲۱۸۰۲	۰.۲۰۸۸۶	۰.۲۱۸۴۸	۰.۲۰۹۴۵
FCM	۲	۰.۲۲۵۲	۰.۲۱۶۰۹	۰.۲۲۴۳۱	۰.۲۱۵۸	۰.۲۲۳۷۱	۰.۲۱۵۵۶

جدول ۱۹.۳ : میزان خطای مجموعه داده Balancescale

نام الگوریتم	C	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.9$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.9$
CSPA	۱۰	۰.۲۴۹۱۹	۰.۲۳۹۷۵	۰.۲۴۱۴۸	۰.۲۳۴۱۲	۰.۲۴۱۷۵	۰.۲۳۲۹۵
MCLA	۱۰	۰.۲۴۷۴۹	۰.۲۳۹۲۸	۰.۲۳۹۱۷	۰.۲۳۳۲۳	۰.۲۳۸۰۴	۰.۲۳۱۴۱
HGPA	۱۰	۰.۲۵۴۴۲	۰.۲۴۹۹۸	۰.۲۵۱۳۶	۰.۲۴۶۲۶	۰.۲۳۸۰۶	۰.۲۳۴۱۶
EM	۱۰	۰.۲۳۹۶۳	۰.۲۴۱۸۲	۰.۲۳۴۵۴	۰.۲۳۰۱۶	۰.۲۳۶۹۵	۰.۲۲۸۰۲
FCM	۱۰	۰.۲۵۳۵۴	۰.۲۴۷۳۳	۰.۲۳۸۱۸	۰.۲۳۳۸۵	۰.۲۳۴۱۵	۰.۲۳۴۷۱
CSPA	۹	۰.۲۵۰۹۷	۰.۲۴۲۷۶	۰.۲۴۶۸۴	۰.۲۳۶۶۲	۰.۲۴۴۱۳	۰.۲۳۴۳۶
MCLA	۹	۰.۲۵۰۹۶	۰.۲۴۰۴۹	۰.۲۴۷۸	۰.۲۳۶۹۴	۰.۲۴۹۸۵	۰.۲۳۶۵۷
HGPA	۹	۰.۲۵۹۲۲	۰.۲۵۳۰۸	۰.۲۵۳۷	۰.۲۴۶۲۱	۰.۲۵۱۶۹	۰.۲۴۱۳۸
EM	۹	۰.۲۴۲۲۷	۰.۲۳۵۱۶	۰.۲۴۰۹۴	۰.۲۲۹۹	۰.۲۴۳۱	۰.۲۳۱۳۱
FCM	۹	۰.۲۶۱۱۶	۰.۲۵۲۹۴	۰.۲۴۰۱	۰.۲۳۵۹۸	۰.۲۳۸۸۷	۰.۲۳۳۴۸
CSPA	۸	۰.۲۶۳۵۱	۰.۲۵۱۵۹	۰.۲۶۰۱۲	۰.۲۵۰۱	۰.۲۵۷۷۱	۰.۲۴۴۲
MCLA	۸	۰.۲۶۰۴۶	۰.۲۵۰۴۸	۰.۲۵۵۰۶	۰.۲۴۲۷۵	۰.۲۵۵۵۱	۰.۲۴۳۶۳
HGPA	۸	۰.۲۶۱۳۵	۰.۲۵۴۴	۰.۲۶۱۳۶	۰.۲۴۹۵۴	۰.۲۵۵۴۷	۰.۲۴۶۹۹
EM	۸	۰.۲۴۳۶	۰.۲۳۵۳۴	۰.۲۴۴۰۱	۰.۲۳۶۱۲	۰.۲۴۵۵۲	۰.۲۳۰۷۱
FCM	۸	۰.۲۸۱۳۴	۰.۲۷۶۵۸	۰.۲۴۳۳۱	۰.۲۳۷۲۴	۰.۲۴۷۳۶	۰.۲۳۸۹۲

جدول ۲۰.۳: ادامه میزان خطای مجموعه داده Balancescale

نام الگوریتم	C	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.9$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.9$
CSPA	۷	۰.۲۷۱۸۳	۰.۲۵۸۴۲	۰.۲۷۱۰۹	۰.۲۵۶۹۵	۰.۲۶۹۱۶	۰.۲۵۴۰۷
MCLA	۷	۰.۲۷۲۳۲	۰.۲۶۱۴۶	۰.۲۷۰۰۶	۰.۲۵۶۱۴	۰.۲۶۰۹۶	۰.۲۴۹۸۸
HGPA	۷	۰.۲۷۲۶۱	۰.۲۶۲۸۵	۰.۲۶۸۵۴	۰.۲۵۶۴۶	۰.۲۷۰۲۶	۰.۲۵۸۶۹
EM	۷	۰.۲۵۴۹۳	۰.۲۳۹۴۶	۰.۲۵۴۹۱	۰.۲۳۹۸۹	۰.۲۵۲۹۴	۰.۲۳۹۸
FCM	۷	۰.۲۷۶۷۸	۰.۲۶۹۹۵	۰.۲۴۶۹۱	۰.۲۳۲۶۲	۰.۲۴۵۸۵	۰.۲۳۳۲
CSPA	۶	۰.۲۸۲۵۲	۰.۲۶۸۰۴	۰.۲۸۳۰۲	۰.۲۶۸۵۴	۰.۲۷۴۷۵	۰.۲۶۱۵۶
MCLA	۶	۰.۲۸۱۶۶	۰.۲۶۶۲۳	۰.۲۷۴۷۲	۰.۲۶۱۱۲	۰.۲۶۹۸۲	۰.۲۵۳۷۱
HGPA	۶	۰.۲۸۱۶	۰.۲۶۷۸۸	۰.۲۷۹۲۱	۰.۲۶۸۰۹	۰.۲۷۸۳۸	۰.۲۶۴۹۷
EM	۶	۰.۲۶۲۴۲	۰.۲۴۳۲۳	۰.۲۶۹۱۴	۰.۲۴۹۹۴	۰.۲۶۰۷۱	۰.۲۴۵۴۸
FCM	۶	۰.۲۷۹۲۹	۰.۲۷۰۵۴	۰.۲۵۰۲۴	۰.۲۳۶۷۱	۰.۲۵۱۷۹	۰.۲۳۶۵۳
CSPA	۵	۰.۲۹۴۹۱	۰.۲۸۲۰۲	۰.۲۹۱۳۹	۰.۲۷۶۴۵	۰.۲۹۰۹۱	۰.۲۷۶۲۳
MCLA	۵	۰.۲۹۵۳۸	۰.۲۸۲۷۷	۰.۲۹۱۷۸	۰.۲۷۳۰۵	۰.۲۸۷۱۹	۰.۲۷۳۶۹
HGPA	۵	۰.۲۹۸۹۴	۰.۲۷۹۳۶	۰.۲۸۸۸۸	۰.۲۷۶۵۸	۰.۲۹۰۸	۰.۲۷۱۳۱
EM	۵	۰.۲۷۸۹۸	۰.۲۶۰۵۷	۰.۲۶۸۵۴	۰.۲۴۹۹۳	۰.۲۸۹۲۹	۰.۲۶۶۴۷
FCM	۵	۰.۲۸۲۸۳	۰.۲۶۷۸۸	۰.۲۹۸۹۱	۰.۳۰۰۵۵	۰.۳۰۱۸۲	۰.۳۰۵۴۶

جدول ۲۱.۳: ادامه میزان خطای مجموعه داده Balancescale

نام الگوریتم	C	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.5$	خطای نمونه‌های آموزشی $m=2.9$	خطای نمونه‌های آزمایشی $m=2.9$
CSPA	۴	۰.۳۰۹۶۵	۰.۲۹۳۹۲	۰.۳۱۲۱	۰.۲۹۵۷۱	۰.۳۰۶۴۱	۰.۲۹۰۲۹
MCLA	۴	۰.۳۰۹۲	۰.۲۹۰۵	۰.۳۰۹۹۶	۰.۲۹۶۷	۰.۳۰۶۲۱	۰.۲۹۰۵۸
HGPA	۴	۰.۳۱۴۷۲	۰.۲۹۶۱۹	۰.۳۱۷۸۸	۰.۲۹۷۶۴	۰.۳۰۶۷۳	۰.۲۹۵۸۵
EM	۴	۰.۳۱۷۸۳	۰.۲۹۵۱۷	۰.۳۰۰۱	۰.۲۷۶۸۷	۰.۲۹۵۱۸	۰.۲۶۵۱
FCM	۴	۰.۲۸۰۱۵	۰.۲۷۴۶	۰.۳۲۲۳۸	۰.۳۲۵۶۶	۰.۳۲۵۱۹	۰.۳۲۷۴۲
CSPA	۳	۰.۳۳۰۶۸	۰.۳۱۷۱۲	۰.۳۳۳۴۳	۰.۳۲۰۵۷	۰.۳۳۹۱۵	۰.۳۲۶۱۶
MCLA	۳	۰.۳۲۹۹۳	۰.۳۰۸۳۶	۰.۳۲۵۸۵	۰.۳۰۴۷۵	۰.۳۴۰۵۳	۰.۳۲۶۲۷
HGPA	۳	۰.۳۳۳۰۶	۰.۳۱۷۱۹	۰.۳۳۳۹	۰.۳۲۰۹۸	۰.۳۳۰۳۸	۰.۳۱۵۰۱
EM	۳	۰.۳۳۴۵۶	۰.۳۱۴۹	۰.۳۴۰۸۱	۰.۳۲۱۲۷	۰.۳۳۰۲۶	۰.۳۱۱۷
FCM	۳	۰.۳۷۴۹۲	۰.۳۵۹۲۸	۰.۳۶۱۵۵	۰.۳۴۷۸۹	۰.۳۵۷۹۵	۰.۳۵۱۰۳
CSPA	۲	۰.۳۵۶۶۸	۰.۳۴۲۸۹	۰.۳۵۵۱۱	۰.۳۴۷۰۳	۰.۳۵۶۷	۰.۳۴۲۲۶
MCLA	۲	۰.۳۶۲۹۹	۰.۳۴۴۱۸	۰.۳۶۰۰۲	۰.۳۴۳۳۸	۰.۳۶۳۸۳	۰.۳۴۳۱۲
HGPA	۲	۰.۳۵۵۹۶	۰.۳۴۴۹۸	۰.۳۵۹۸۵	۰.۳۴۱۷۲	۰.۳۶۰۵۱	۰.۳۴۴۹۸
EM	۲	۰.۳۶۷۸۷	۰.۳۴۷۰۵	۰.۳۶۷۷۴	۰.۳۴۶۷۹	۰.۳۷۵۶۷	۰.۳۵۷۰۱
FCM	۲	۰.۳۸۸۳۹	۰.۳۸۵۶۴	۰.۳۸۲۰۱	۰.۳۷۲۶۳	۰.۳۷۷۸۸	۰.۳۶۴۲۹

۴- نتیجه‌گیری

از اهداف اصلی این تحقیق می‌توان به ارائه یک روش جدید برای یادگیری قوانین اشاره کرد. به دلیل اهمیت مسئله یادگیری قوانین به‌خصوص در مجموعه داده‌های حجیم و پیچیده و در مسائل مختلف طبقه‌بندی و پیش‌بینی، در این پژوهش، رویکردی جدید با استفاده از روش‌های خوشه‌بندی، طبقه‌بندی و محاسبات گرانولار معرفی شده است. این روش، موارد مهم در مسئله یادگیری قانون مانند دقت قوانین استخراج‌شده، تعداد

کم قوانین به‌دست‌آمده و سرعت اجرای بالا را فراهم کرده است. با استفاده از محاسبات گرانولار کاهش افزونگی در داده‌ها اتفاق می‌افتد که می‌تواند استخراج قوانین با دقت بالاتر و تعداد کم را موجب شود. الگوریتم پیشنهادی در واقع یک روش جدید خوشه‌بندی ترکیبی را ارائه کرده است که نتایج آن در بیشتر مواقع با افزایش میزان دقت، بهتر از روش فازی C_میانگین است. در این راهکار، مراکز خوشه‌ها به‌عنوان قوانین تصمیم‌گیری درنظر گرفته شده و سپس از الگوریتم فازی C_میانگین با روش حداقل مربعات خطا برای یادگیری قوانین استفاده شده است. روش پیشنهادی، طبق نتایج عملی به‌دست‌آمده، موجب کاهش میزان خطای یادگیری شده است. همچنین در راستای این تحقیق از الگوریتم‌های EM، HGPA، CSPA، MCLA و FCM برای خوشه‌بندی و سپس یادگیری قوانین استفاده شده است. علاوه بر انجام آزمایش بر روی خوشه‌بندی ترکیبی پیشنهادی، برروی تک‌تک این الگوریتم‌ها که برای اولین‌بار برای یادگیری قوانین با الگوریتم فازی C_میانگین حداقل مربعات خطا استفاده می‌شده، آزمایش‌هایی انجام شده و نتایج آنها با الگوریتم فازی C_میانگین مقایسه شده است. در واقع در الگوریتم پیشنهادی، ابتدا مجموعه داده‌ها با سه الگوریتم خوشه‌بندی مبتنی بر اجماع، الگوریتم بیشینه انتظار و فازی C_میانگین خوشه‌بندی شده‌اند. نتایج خوشه‌ها توسط الگوریتم ترکیبی ارزیابی می‌گیرد. الگوریتمی که خوشه‌های آن بیشترین شباهت با بقیه الگوریتم‌ها داشته باشد انتخاب می‌شود. از بین خوشه‌های الگوریتم انتخابی، خوشه‌ای که در آن بیشترین تجمع نمونه داده‌ها دیده شود به‌عنوان اولین خوشه الگوریتم ترکیبی درنظر گرفته می‌شود. سپس مرکز هر خوشه به‌عنوان قانون استخراج‌شده از خوشه‌ها درنظر گرفته می‌شود و به‌عنوان ورودی‌های الگوریتم فازی C_میانگین برای یادگیری قوانین ارسال می‌گردند.

الگوریتم خوشه‌بندی فازی C_میانگین برای یادگیری قوانین مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این الگوریتم از روش کمترین مربعات خطا برای محاسبه میزان خطای الگوریتم استفاده می‌شود.

استفاده از محاسبات گرانولار در سال‌های اخیر با پیشرفت روزافزون در مسائل هوشمند همراه بوده است و مجموعه داده‌هایی که به‌صورت نادقیق و مبهم هستند را پردازش می‌کند. همچنین روش پیشنهادی، راهکار بسیار خوبی در مواجهه با هر نوع دادهی برچسب‌دار و بدون برچسب معرفی کرد و نشان داد که استفاده از ترکیب یادگیری، موجب بهبود یادگیری خواهد شد. الگوریتم پیشنهادی یک راهکار جدیدی که قبلاً ارائه نشده بود را مطرح کرده است. همان‌طور که در بخش قبلی مقایسه شده است و با توجه به جداول زیر می‌توان نتیجه گرفت که الگوریتم پیشنهادی نتایج مطلوبی نسبت به روش‌های قبلی داشته است.

جدول ۲۲.۳: میزان دقت الگوریتم GBAC [۵] و HIGCRL با تعداد خوشه ۲

مجموعه داده‌ها	میزان دقت GBAC	میزان دقت HICGRL
Pima	۷۸%	۶۴%
Bupa	۷۵%	۸۵%
Haberman	۷۷%	۵۷%

کارایی الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با روش‌های پیشین در جدول ۲۳.۳ بیان شده است.

بر اساس نتایج به‌دست‌آمده از راهکار جدید در این مقاله، مهم‌ترین موضوعات پیشنهادی برای مسئله یادگیری قوانین در پژوهش‌های آتی عبارتند از:

- استفاده از روش‌های خوشه‌بندی متفاوت برای تشکیل یک الگوریتم ترکیبی به‌طوری‌که کارایی الگوریتم حفظ شود یا افزایش یابد.
- استفاده از دیگر روش‌های الگوریتم فازی-Cمیانگین برای محاسبه میزان خطای الگوریتم ازجمله روش‌های مرتبه اول تاکاگی سوگنو و مرتبه دوم تاکاگی سوگنو
- استفاده از دیگر روش‌ها محاسبات گرانولار برای تبدیل مجموعه داده‌ها به اطلاعات گرانولی

جدول ۲۳.۳: کارآیی الگوریتم پیشنهادی و روش‌های پیشین

مرجع	توانایی پردازش داده‌ها با مقادیر گسسته و پیوسته	غیرقطعی	پردازش داده‌های نویزی	کاهش میزان خطا
[11]	×	✓	✓	×
[13]	✓	✓	✓	×
[14]	✓	×	×	×
[15]	✓	×	×	×
[25]	✓	✓	×	×
HIGCRL	✓	✓	✓	✓

۵- مراجع

[۱] Park, S., Piramuthu, S., Shaw, M., Dynamic Rule Refinement in Knowledge- Based Data Mining, Decision Support Systems Journal, 31(2), pp. 205-222, 2001.

[۲] Ruckert, U., Kramer, S., A Statical Approach to Rule Learning, ICML'06 Proceedings of the 23rd International Conference on Machine Learning, pp. 785-792, New York, NY, USA, 2006.

[۳] Mark, N., Changing Monetary Policy Rules, Learning, and Real Exchange Rate Dynamics, Journal of Money, Credit and Banking, 41(6), pp. 1047- 1070, 2009.

[٤] M. I. Nye, A. Solar-Lezama, J. B. Tenenbaum and B. M. Lake, "Learning compositional rules via neural program synthesis", 2020.

[٥] Araki, Brandon, et al. "Learning Policies by Learning Rules." *IEEE Robotics and Automation Letters* 7.2 (2021): 1284-1291.

[٦] Niu, Jiaojiao, et al. "A dynamic rule-based classification model via granular computing." Information Sciences 584 (2022): 325-341.

[٧] Liu, Han, and Mihaela Cocea. "Granular computing-based approach of rule learning for binary classification." Granular Computing 4.2 (2019): 275-283.

[۸] Pedrycz, W. "Analysis and design of intelligent systems: A framework of granular computing." (2013).

[۹] Mahan, Farnaz, et al. "Chi-MFlexDT: Chi-square-based multi flexible fuzzy decision tree for data stream classification." Applied Soft Computing 105 (2021): 107301.

[۱۰] Rozehkhani, Seyyed Meysam, and Farnaz Mahan. "VM consolidation improvement approach using heuristics granular rules in cloud computing environment." Information Sciences 596 (2022): 15-29.

[۱۱] Gogoi, Prasanta, Dhruba, K. Bhattacharyya, and K. Kalita. A rough set–based effective rule generation method for classification with an application in intrusion detection. International Journal of Security and Networks (vol.8, pp.61-71). (2013).

[۱۲] N.Ibrahim, H.Mustapha, A.Rosli. Hybrid Model of Hierarchical Clustering and Decision Tree for Rule-based Classification of Diabetic Patients. International Journal of Engineering and Technology. (Vol.5, pp.3986-3991). (2013).

[۱۳] Al-Shammaa, Mohammed, and F.Maysam . Automatic generation of fuzzy classification rules using granulation-based adaptive clustering. (2015).

[۱٤] J.Gama, P.Kosina. Learning decision rules from data streams.IJCAI Proceedings-International Joint Conference on Artificial Intelligence. (Vol. 22,pp.1255). (2011).

[15] بهزاد جعفری, عادل آذر.درخت تصمیم فازی, رویکردی نوین در تدوین استراتژی- پژوهش های مدیریت عمومی.(1394)

[16] J.Kennedy, R.Eberhart. Particle swarm optimization. Proceedings of International Conference on Neural Networks IV. (Vol. 1000, pp.1942-1948). (1995).

[17] Noroozibeyrami, Meybodi. Improving particle swarm optimization using fuzzy logic. Proceedings of the Second Iranian Data Mining Conference, Amir Kabir University of Technology, Tehran, Iran. (2008).

[18] JC.Bezdek, R Ehrlich. FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm. Computers & Geosciences (Vol.10, 191-203). (1984).

[19] Fred, Ana, et al. Knowledge discovery, knowledge engineering and knowledge management. Springer International Publishing, 2020.

[20] de Campos Souza, Paulo Vitor, Edwin Lughofer, and Augusto Junio Guimaraes. "An interpretable evolving fuzzy neural network based on self-organized direction-aware data partitioning and fuzzy logic neurons." Applied Soft Computing 112 (2021): 107829.

[21] J.Hu, T.Li, H.Wang, and Fujita. Hierarchical cluster ensemble model based on knowledge granulation. Knowledge-Based Systems.(vol.91, 179-188). (2016).

[22] Z.Pawlak. Rough sets: theoretical aspects of reasoning about data, system theory, Knowledge Engineering and Problem Solving.Kluwer, Netherlands. (vol.178, pp.3577-3594). (2008).

[23] Blake, Catherine. UCI repository of machine learning databases. http://www. ics. uci. edu/~ mlearn/MLRepository. html. (1998).

[24] Al-Shammaa, Mohammed, and F.Maysam . Automatic generation of fuzzy classification rules using granulation-based adaptive clustering. (2015).

[25] W.Pedrycz, H.Izakian. Cluster-centric fuzzy modeling. IEEE transactions on fuzzy systems (Vol.22, pp.1585-1597). (2014).

فرناز ماهان دانشیار گروه علوم کامپیوتر دانشگاه تبریز است. نامبرده مدرک کارشناسی ارشد و دکتری تخصصی خود را به ترتیب در رشته مهندسي كامپيوتر- هوش مصنوعي و رباتيک در ۱۳۸۴ (دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران) و علوم كامپيوتر- سيستمهاي كامپيوتري در ۱۳۹۳ (دانشگاه تبریز، تبریز، ایران) اخذ کرده است. علایق تحقیقاتی او بازسازی سیستم قدرت، هوش مصنوعی و رباتیک، محاسبات شبکه، و سیستم‌های چند عاملی است. نشانی رایانامه ایشان عبارت است از: mahan@tabrizu.ac.ir

صالح صلحی کارشناس ارشد علوم کامپیوتر دانشگاه تبریز است. نامبرده مدرک کارشناسی ارشد خود را در رشته علوم کامپیوتر در ۱۳۹۷ (دانشگاه تبریز، تبریز، ایران) اخذ کرده است. علایق تحقیقاتی او محاسبات گرانولار، یادگیری ماشین و یادگیری قوانین است. نشانی رایانامه ایشان عبارت است از: salehsolhi@yahoo.com

سید میثم روضه خوانی دانشجوی دکتری تخصصی علوم کامپیوتر دانشگاه تبریز است. او مدرک کارشناسی خود را در رشته علوم کامپیوتر از دانشگاه محقق اردبیلی و مدرک کارشناسی ارشد خود را در همین رشته از دانشگاه تبریز دریافت کرده است. علایق تحقیقاتی او بر محاسبات ابری، محاسبات گرانولار، داده کاوی و یادگیری ماشین متمرکز است. وی در تمامی مقاطع تحصیلی عضو گروه دانشجویان استعداد درخشان بوده است. نشانی رایانامه ایشان عبارت است از: m.roozekhanii@tabrizu.ac.ir

جعفر رزم آرا دانشیار گروه علوم کامپیوتر دانشگاه تبریز است. او مدرک کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را به ترتیب از دانشگاه صنعتی اصفهان و دانشگاه تربیت مدرس دریافت کرده است. . نامبرده دکتری تخصصی خود را در رشته علوم کامپیوتر در ۱۳۹۰ (دانشگاه صنعتی مالزی، مالزی) اخذ کرده است. او قبلا در دانشکده محاسبات دانشگاه تکنولوژی مالزی به عنوان مدرس ارشد بوده است. علایق اصلی تحقیقاتی او داده کاوی، محاسبات نرم و کاربردهای یادگیری ماشین به ویژه در بیوانفورماتیک و زیست شناسی محاسباتی است. . نشانی رایانامه ایشان عبارت است از: razmaraj@gmail.com