Downloaded from jor.iranaict.ir at 2:45 +0430 on Wednesday May 27th 2026

فصلنامه علمی- پژوهشی
فناوری اطلاعات و ارتباطات ایران

سال هشتم، شماره‌های ۲۹ و ۳۰، پاییز و زمستان ۱۳۹۵
صص: ۴۱- ۵۴

# ارائه روشی برای بخش‌بندی مشتریان با استفاده از مدل RFM در شرایط عدم قطعیت

* محمدرضا غلامیان ** عظیمه مظفری
* دکترای مهندسی صنایع، عضو هیئت علمی دانشگاه علم و صنعت، تهران، ایران
** کارشناس ارشد مهندسی صنایع، گرایش مدیریت سیستم و بهره‌وری، دانشگاه علم و صنعت، تهران، ایران
تاریخ دریافت:۹۲/۰۹/۰۴ تاریخ پذیرش:۹۵/۰۴/۱۳

**چکیده**

هدف از انجام این پژوهش ارائه روشی برای بخش‌بندی مشتریان یکی از بانک‌های خصوصی شهر شیراز بر مبنای مدل RFM در شرایط عدم قطعیت داده‌های مربوط به مشتریان است. در چارچوب پیشنهادی این پژوهش ابتدا مقادیر شاخص‌های مدل RFM شامل تازگی مبادله (R)، تعداد دفعات مبادله (F) و ارزش پولی مبادله (M) از پایگاه داده مشتریان استخراج و پیش‌پردازش شدند. با توجه به گستردگی دامنه داده‌های مذکور، برای تعیین وضعیت خوب یا بد بودن مشتری نمی‌توان عدد دقیقی تعیین نمود؛ لذا برای از بین بردن این عدم قطعیت، از تئوری اعداد خاکستری استفاده شد که وضعیت مشتری را به صورت یک بازه در نظر می‌گیرد. به این ترتیب با استفاده از یک روش متفاوت به بخش‌بندی مشتریان بانک پرداخته شد که طبق نتایج، مشتریان به سه بخش یا خوشه اصلی تحت عنوان مشتریان خوب، معمولی و بد تفکیک شدند. پس از اعتبارسنجی خوشه‌ها با استفاده از شاخص‌های دان و دیویس بولدین، ویژگی‌های مشتریان در هر یک از بخش‌ها شناسایی شد و در پایان نیز پیشنهادهایی جهت بهبود سیستم مدیریت ارتباط با مشتری ارائه گردید.

**واژه‌های کلیدی:** مدل RFM، عدم قطعیت، بخش‌بندی، عدد خاکستری، داده‌کاوی

## ۱.مقدمه

امروزه وجود رابطه قوی با مشتریان مهمترین عامل موفقیت در هر کسب و کار است لذا مفهوم مدیریت ارتباط با مشتری[1] که به معنی تلاش سازمان در راستای ایجاد و ارائه ارزش به مشتری است، بسیار مورد توجه قرار گرفته است و سازمان‌ها به روابط با مشتریان به عنوان تعاملاتی سودمند می‌نگرند که نیازمند مدیریت صحیح است [۱]. از طرفی سازمان‌ها داده‌های زیادی را درباره مشتریان جمع‌آوری و ذخیره می‌کنند ولی ناتوانی آن‌ها در کشف دانش پنهان و با ارزش از داده‌ها سبب می‌شود که این داده‌ها به دانش تبدیل نشوند و ذخیره‌سازی آن‌ها بیهوده باشد. از این رو صاحبان کسب و کارها میل به استخراج اطلاعات ناشناخته، معتبر و قابل درک از بانک‌های اطلاعاتی عظیم خود و استفاده از این اطلاعات برای کسب سود بیشتر دارند. یکی از حوزه‌هایی که در این زمینه به سرعت در حال رشد است، سیستم‌های

[1]. Customer Relationship Management

نویسنده عهددار مکاتبات: عظیمه مظفری azime.mozafari@yahoo.com

Downloaded from jor.iranaict.ir at 2:45 +0430 on Wednesday May 27th 2026

داده‌کاوی[2] در مدیریت ارتباط با مشتری است و یکی از پرکاربردترین روش‌های داده‌کاوی در بحث پیش‌بینی رفتار مشتریان، خوشه‌بندی[3] است. خوشه‌بندی یا بخش‌بندی مشتریان شامل تقسیم کردن کلیه مشتریان به گروه‌های اصلی است که شباهت بیشتری به یکدیگر دارند [۲].

در سال‌های اخیر رقابتی گسترده میان بانک‌ها در راستای جذب مشتریان جدید، حفظ مشتریان فعلی و وفادار نمودن آن‌ها شکل گرفته است به همین دلیل ضروری است که بانک‌ها نیز مانند سایر موسسات مشتریان خود را به خوبی بشناسند، فرایندهای مرتبط با آن‌ها را طراحی نموده و از طریق شناخت عناصر ارتباط با مشتریان، سیستم ارتباط مناسبی را طراحی و اجرا کنند.

عدم قطعیت[4] به وضعیتی اطلاق می‌شود که در آن، شخص نمی‌تواند با اطلاعاتی که در اختیار دارد، رفتار و سایر خصوصیات یک سیستم را از بعد کمی و کیفی به صورت دقیق توصیف، تعیین و یا پیش‌بینی کند. همچنین بر اساس تعریف نایت[5] عدم قطعیت، وضعیتی است که در آن احتمالات مربوط به وقایع، قابل تشخیص و تعیین نیستند به طوریکه تصمیم‌گیرنده ممکن است تمامی رخدادهای ممکن را بداند، اما هیچ راهی برای تعیین احتمالات مربوط به آن‌ها وجود ندارد و یا تنها برخی از گزینه‌ها و رخدادهای مربوط به آن‌ها شناخته شده است [۳، ۴، ۵]. در هر علم و حوزه‌ای عدم قطعیت وجود دارد و در پژوهش حاضر عدم قطعیت داده‌ها به دلیل گستردگی دامنه آن‌ها و ناتوانی در تخصیص یک عدد دقیق و مشخص برای نوع مشتری است، به این ترتیب سؤال اصلی این است که چگونه می‌توان در شرایط عدم قطعیت مشتریان کلیدی بانک را شناسایی نمود؟

با توجه به ماهیت بازه‌ای بودن داده‌های پژوهش، اعداد خاکستری[6] مفهومی است که می‌تواند در این راستا کمک فراوانی نماید. هرچند به نظر می‌رسد که اعداد خاکستری مشابه با اعداد فازی[7] هستند اما تفاوت اساسی بین اعداد خاکستری با اعداد فازی در آن است در اعداد خاکستری مقدار دقیق عدد نامشخص است اما بازه‌ای که مقدار آن عدد را در بر می‌گیرد معلوم است درحالیکه در یک عدد فازی ضمن اینکه عدد به صورت یک بازه تعریف می‌شود اما مقدار دقیق بال چپ و راست عدد معلوم نیست و از یک تابع عضویت تبعیت می‌کند. همین تفاوت ظریف بین اعداد خاکستری و اعداد فازی موجب می‌شود که محاسبات با اعداد خاکستری از سادگی بیشتری نسبت به اعداد فازی برخوردار باشند.

لذا پژوهش حاضر درصدد است تا با استفاده از اعداد خاکستری به بخش‌بندی و خوشه‌بندی مشتریان بانک بپردازد و از طریق ایجاد ارتباطات موثرتر، جذب و حفظ مشتریان، بستری برای افزایش رضایت‌مندی و وفاداری آن‌ها ایجاد نماید. مدل پیشنهادی مبتنی بر مدل RFM[8] می‌باشد که برای استخراج الگوهای رفتار خرید مشتری استفاده می‌شود و سه فاکتور تازگی مبادله[9] (R)، تعداد دفعات مبادله[10] (F) و ارزش پولی مبادله[11] (M) را برای هر مشتری در نظر می‌گیرد. به این ترتیب در این پژوهش اعداد خاکستری در کنار مدل RFM در صنعت بانکداری به کار گرفته شده که تاکنون پژوهشی در این زمینه انجام نشده است.

## ۲. پیشینه پژوهش

داده‌کاوی کاربردهای زیادی دارد که یکی از آن‌ها بخش‌بندی بازار است [۶]. در پژوهش‌های بسیاری از مدل

2. Data Mining
3. Clustering
4. Uncertainty
5 Nite

6. Grey Number
7 Fuzzy Number
8. Recency, Frequency, Monetary (RFM)
9. Recency (R)
1 . Frequency (F)0
1 . Monetary (M)1

Downloaded from jor.iranaict.ir at 2:45 +0430 on Wednesday May 27th 2026

RFM برای بخش‌بندی استفاده شده است از جمله هسیه[۱۲] (۲۰۰۴) در پژوهشی با ایجاد یکپارچگی بین متغیرهای رفتاری و متغیرهای امتیازدهی RFM، با کمک شبکه عصبی مصنوعی مشتریان بانک را بخش‌بندی نمود [۷]. لیو و شیه[۳](۲۰۰۵) در پژوهش خود برای ارزیابی وفاداری و ارزش دوره عمر مشتری از روش تحلیل سلسله مراتبی و ماتریس مقایسات زوجی و برای خوشه‌بندی مشتریان از تکنیک‌های داده‌کاوی استفاده نمودند [۸]. سهرابی و خانلری (۲۰۰۷) در مطالعه خود بر اساس مدل RFM به محاسبه ارزش دوره عمر مشتریان یک بانک خصوصی پرداخته و با استفاده از رویکرد خوشه‌بندی کا- میانگین[۴] مشتریان را به ۸ خوشه تفکیک نمودند و ویژگی‌های آن‌ها را مورد تحلیل قرار دادند [۹]. هو و جینگ[۱۵](۲۰۰۸) به بررسی قابلیت مدل RFM در بخش‌بندی مشتریان در شرکت‌های خدمات پس از فروش خودرو پرداختند که مشتریان با استفاده از روش کا- میانگین به ۸ خوشه تفکیک شدند و پس از تحلیل ویژگی‌های مشتریان، ارزش دوره عمر آن‌ها در هر خوشه تعیین گردید [۱۰]. وو، چانگ و لو[۱۶] (۲۰۰۹) با استفاده از مدل RFM و روش خوشه‌بندی کا- میانگین به تحلیل ارزش مشتریان یک شرکت ساخت تجهیزات صنعتی پرداختند که طبق نتایج به دست آمده مشتریان در ۶ گروه خوشه‌بندی شدند و ویژگی‌های مشتریان با استفاده از تحلیل ارزش دوره عمر مشتری مورد تحلیل قرار گرفت [۱۱]. چن و چنگ[۱۷](۲۰۰۹) مدلی بر مبنای ترکیب ارزش عددی متغیرهای RFM و الگوریتم کا- میانگین با تئوری مجموعه‌های سخت پیشنهاد کردند. بر اساس این مدل، مشتریان با تعیین تعداد خوشه‌ها به ۳ و ۵ و ۷ کلاس درجه‌بندی شدند و سپس با کشف و توصیف ویژگی‌های مشتریان هر خوشه، به ارزیابی و پیاده‌سازی مدیریت ارتباط با مشتری پرداخته شد [۱۲]. نامور، غلامیان و خاکابی (۲۰۱۰) در پژوهش خود برای تحلیل از داده‌های RFM و برای محاسبه ارزش دوره عمر مشتریان از الگوریتم کا- میانگین استفاده نمودند [۱۳]. سیدحسینی، ملکی و غلامیان (۲۰۱۰) با استفاده از مدل توسعه یافته RFM به داده‌کاوی در پایگاه داده یک شرکت تأمین قطعات خودرو پرداختند. در این تحقیق، وزن‌های مربوط به مؤلفه‌های مدل از طریق مقایسه‌های زوجی تعیین گردید و داده‌ها با استفاده از الگوریتم کا- میانگین خوشه‌بندی شدند [۱۴]. خواجه‌وند و تارخ (۲۰۱۱) در پژوهش خود برای تخمین ارزش آینده مشتری از مدل RFM، الگوریتم خوشه‌بندی کا- میانگین و ارزش دوره عمر مشتری استفاده کردند و سپس با استفاده از روش سری‌های زمانی به پیشگویی ارزش آینده هر بخش در هر خوشه پرداختند [۱۵]. لی، دای و تسنگ[۸](۲۰۱۱) با استفاده از یک روش خوشه‌بندی دومرحله‌ای به تحلیل ویژگی‌های مشتریان پرداختند. مبنای تحلیل خوشه‌ای در این تحقیق مدل تحلیلی توسعه‌یافته RFM با توجه به ویژگی‌های طول رابطه، تکرار خرید، ارزش پولی و زمان آخرین معامله از پایگاه داده مشتریان بود و مشتریان با الگوریتم کا-میانگین به ۵ خوشه به منظور تعیین استراتژی‌های بازاریابی متمایز تفکیک شدند و تحلیل ویژگی‌های هر خوشه بر اساس مدل امتیازدهی RFM انجام گرفت[۱۶]. سیدحسینی، غلامیان و ملکی (۲۰۱۱) در پژوهش دیگری با ارائه مدل جدیدی مبنی بر توسعه مدل RFM و تعیین اوزان پارامترها با مقایسات زوجی پس از خوشه‌بندی محصولات با تعداد خوشه‌های بهینه توسط شاخص دیویس بولدین به تعیین درجه وفاداری مشتری در یک مفهوم برنده-برنده پرداختند [۱۷]. کفاش‌پور، توکلی و علیزاده زوارم (۱۳۹۱) نیز در پژوهش خود با استفاده از روش کا- میانگین مشتریان شرکت بازرگانی طوس شرق را

1 . Hsieh 2
1 . Liua & Shih 3
1 K-Means 4
1 . Hu & Jing 5
1 . Wu, Chang & Lo 6
1 . Cheng & Chen 7
1 . Li, Dai & Tseng 8

Downloaded from jor.iranaict.ir at 2:45 +0430 on Wednesday May 27th 2026

بر مبنای مدل RFM و ارزش دوره عمر مشتریان بخش‌بندی کردند که مشتریان در ۸ خوشه اصلی گنجانده شدند [۱۸]. زین‌العابدینی، مهدوی و خان‌بابایی (۱۳۹۱) در پژوهشی به شناسایی و تحلیل رفتار مشتریان بانکی پرداختند. آن‌ها با استفاده از تکنیک‌های داده‌کاوی و مدل تحلیل RFM به بخش‌بندی، شناسایی و تحلیل رفتار مشتریان بانکداری الکترونیکی و تعیین میزان ارزش هر یک از آن‌ها پرداخته پرداختند. همچنین الگوریتم قوانین وابستگی را برای یافتن ارتباط بین ویژگی‌های مشتریان خدمات بانکداری الکترونیکی به کار گرفتند [۱۹]. الوندی، فضلی و عبدلی (۲۰۱۲) از الگوریتم خوشه‌بندی کا-میانگین و مدل RFM برای طبقه‌بندی مشتریان به منظور تبیین استراتژی بازاریابی در یک بانکی دولتی استفاده کردند. نتایج خوشه‌بندی مشتریان را در نه گروه بخش‌بندی کرد و از مدل RFM برای تعیین ارزش طول عمر مشتری استفاده شد [۲۰]. رضایی‌نیا و همکاران (۲۰۱۲) از الگوریتم خوشه‌بندی و مدل RFM برای شناسایی و حفظ مشتریان با ارزش استفاده نمودند. در این پژوهش الگوریتم کا-میانگین مشتریان را به گروه‌های مختلف تقسیم نموده و روش تحلیل سلسله مراتبی برای محاسبه وزن معیارهای تازگی، فراوانی و ارزش پولی در مدل RFM استفاده شد [۲۱]. وی[۱۹] و همکاران (۲۰۱۳) از الگوریتم خوشه‌بندی کا-میانگین برای بخش‌بندی مشتریان براساس شاخص‌های موردنظر و از مدل RFM برای محاسبه ارزش مشتریان بیمه عمر تایوان استفاده کردند و در نهایت الگوریتم‌های درخت‌تصمیم و مجموعه سخت را برای تعیین عوامل و فاکتورها موثر در ارزش‌ها مقایسه کردند [۲۲].

از طرفی، مطالعاتی نیز در زمینه خوشه‌بندی خاکستری[۲۰] صورت گرفته است، از جمله ون و هوانگ[۲۱](۲۰۰۴) از C++ برای توسعه جعبه ابزار خوشه‌بندی خاکستری استفاده نمودند و به این نتیجه رسیدند که این روش نه تنها نتایج را واضح‌تر می‌سازد، بلکه عملکرد تحلیل آن‌ها را نیز بهبود می‌بخشد [۲۳]. لی، لین و سیا[۲۲](۲۰۰۷) خوشه‌بندی خاکستری و روابط خاکستری را برای دستیابی به شاخص‌های انواع خدمات مدل زنجیره تامین به کار بردند [۲۴]. ون[۲۳](۲۰۰۸) جعبه ابزار خوشه‌بندی خاکستری را گسترش داد و از آن برای تحلیل امتیازات آزمون ارشد در شیکاگو استفاده نمود [۲۵]. لین، هوب و هوانگ[۲۴](۲۰۰۹) در پژوهشی از روش خوشه‌بندی خاکستری برای تشخیص خرابی اولیه عملکرد شناورهای نفت استفاده نمودند. آن‌ها روش خوشه‌بندی خاکستری را توسعه دادند به طوری که نیاز به متغیرهای زبانی، تابع عضویت، طراحی شبکه و تخصیص پارامتر نداشته باشد [۲۶].

با توجه به کاربرد روش‌های خوشه‌بندی در شناسایی و پیش‌بینی وضعیت مشتریان، در این پژوهش برای خوشه‌بندی مشتریان یکی از بانک‌های خصوصی شهر شیراز از این روش استفاده شده است. از مهمترین ویژگی‌های این پژوهش ترکیب مدل RFM با روش خوشه‌بندی خاکستری در صنعت بانکداری است که باعث ایجاد روشی مبتنی بر ویژگی‌های مدل RFM در شرایط عدم قطعیت مربوط به داده‌های مدل می‌گردد. از آنجا که به دلیل عدم قطعیت نمی‌توان تعریف صریح و دقیقی برای تعریف وضعیت مشتریان خوب، معمولی و بد ذکر نمود، از اعداد خاکستری برای خوشه‌بندی استفاده نموده و به تعیین بازه‌ها و محدوده‌هایی برای سه شاخص مدل RFM برای انواع مشتریان پرداخته می‌شود.

## ۳. روش‌شناسی پژوهش

هدف از انجام این پژوهش ارائه روشی برای خوشه‌بندی مشتریان یکی از بانک‌های خصوصی شهر شیراز در شرایط عدم قطعیت داده‌های مشتریان است. بر اساس متدولوژی

---

[1] Wei [9]
[2] . Grey Clustering Approach [10]
[2] . Wen & Huang [1]
[2] . Lee, Lin & Hsiao [3]
[2] . Wen [3]
[2] . Lin, Wub & Huang [4]

Downloaded from jor.iranaict.ir at 2:45 +0430 on Wednesday May 27th 2026

پیشنهادی ابتدا داده‌های مورد نیاز از انباره داده بانک استخراج می‌شوند؛ این داده‌ها شامل دو دسته اطلاعات از جمله اطلاعات شخصی مشتریان و اطلاعات مربوط به مدل RFM می‌باشند که پس از جمع‌آوری، پیش‌پردازش شده و برای استفاده در مراحل بعد آماده می‌شوند. عملیات خوشه‌بندی بر اساس داده‌های مربوط به شاخص‌های مدل RFM انجام می‌گردد اما به دلیل گستردگی دامنه این داده‌ها، به نوعی با عدم قطعیت مواجه هستیم، به این معنی که برای تعیین نوع مشتری نمی‌توان از یک عدد معین و قطعی استفاده نمود، بلکه برای افزایش دقت در این راستا بهتر است وضعیت مشتریان در یک بازه مشخص سنجیده شود. به این ترتیب طبق نظر کارشناسان و متخصصان حوزه بانکداری برای تعیین نوع مشتری، محدوده و بازه‌هایی برای مقادیر شاخص‌های مدل RFM تعیین می‌شوند. در مرحله بعد با توجه به مساله مورد بررسی و ماهیت بازه‌ای یا خاکستری بودن داده‌ها، عمل خوشه‌بندی بر مبنای اعداد خاکستری به روش خوشه‌بندی خاکستری انجام می‌گردد. پس از انجام خوشه‌بندی، اعتبار خوشه‌های به دست آمده با شاخص‌های دان[۲۵] و دیویس بولدین[۲۶] سنجیده شده و سپس وضعیت مشتریان در هر خوشه توصیف می‌شود. در پایان نیز طبق نتایج به دست آمده راهکارهایی جهت شناسایی مشتریان ارزشمند بانک و ارائه خدمات بهتر ارائه می‌گردد.

به این ترتیب مراحل انجام پژوهش در نمودار ۱ نشان داده شده است.

**نمودار ۱. مراحل انجام پژوهش**

## ۴. یافته‌های پژوهش

### ۴-۱- جمع آوری داده‌های مناسب

برای انجام پژوهش حاضر از پایگاه داده مشتریان یکی از بانک‌های خصوصی شهر شیراز استفاده شد که برای هر مشتری اطلاعات کاملی را ذخیره می‌کند. تحقیق در قالب افق زمانی و در بازه زمانی مربوط به ۱۳۹۰/۱/۱ تا ۱۳۹۱/۱۲/۲۹ انجام شده است. برای انتخاب داده‌های مناسب از مدل RFM استفاده شد که یکی از روش‌های متداول و پرکاربردی است که در تعیین ارزش مشتری، سه معیار تازگی، تعداد تکرار و ارزش پولی خرید را در نظر می‌گیرد [۱۲، ۲۷، ۲۸، ۲۹]. شاخص تازگی بیان‌کننده فاصله زمانی بین آخرین خرید صورت گرفته توسط مشتری تا پایان دوره خاص (پایان محدوده زمانی مورد بررسی) بوده و کمتر بودن آن نشانگر بالا بودن ارزش این شاخص در مدل است. شاخص تعداد تکرار بیانگر تعداد مبادلاتی است که یک مشتری در یک دورهٔ زمانی خاص انجام داده و بیشتر بودن آن، نشانگر بالا بودن ارزش این شاخص در مدل است. شاخص ارزش پولی نشان‌دهنده مقدار پولی است که یک مشتری در یک دورهٔ زمانی خاص به منظور مبادلات، صرف نموده است و بیشتر بودن مقدار پول صرف شده، بیانگر بالا بودن ارزش این شاخص در مدل است.

به این ترتیب در مرحله اول داده‌های مربوط به شاخص‌های مدل RFM برای انجام عملیات خوشه‌بندی و اطلاعات مربوط به مشتریان برای تحلیل خوشه‌ها جمع‌آوری گردید که محدوده تغییرات آن‌ها در جدول ۱ ذکر شده است. با توجه اینکه شاخصه‌های معرفی شده در جدول ۱ در پایگاه

---

[2] . Dunn Index [5]
[2] . Davies Bouldin Index [6]

Downloaded from jor.iranaict.ir at 2:45 +0430 on Wednesday May 27th 2026

داده سایر بانک‌های دولتی و خصوصی نیز وجود دارند، امکان توسعه نتایج این تحقیق برای سایر بانک‌ها نیز وجود دارد.

**جدول ۱. معرفی شاخصه‌های مربوط به مشتریان و محدوده تغییرات آن‌ها**

| ردیف | شاخصه | محدوده تغییرات |
|---|---|---|
| ۱ | شماره | از ۱ تا ۹۹۵ |
| ۲ | جنسیت | زن و مرد |
| ۳ | سن | از ۱۸ تا ۷۹ سال |
| ۴ | تحصیلات | از بی سواد تا دکتر |
| ۵ | وضعیت تاهل | مجرد، متاهل و غیره |
| ۶ | مالکیت خودرو | مالک و غیرمالک |
| ۷ | تازگی مبادله | از ۲ تا ۶۵۹ روز |
| ۸ | تعداد مبادله | از ۲ تا ۲۳ بار |
| ۹ | ارزش پولی مبادله | از ۱۴۴۰۰۰ تا ۲۴۲۴۰۰۰ تومان |

### ۴-۲- آماده‌سازی داده‌ها

در مرحله آماده‌سازی، داده‌ها پیش‌پردازش شدند تا برای استفاده در چارچوب باشند. آماده‌سازی داده‌ها شامل عملیاتی چون پاکسازی، حذف رکوردهای با تعداد زیادی داده مفقودی، تبدیل ویژگی‌ها، نرمال‌سازی، گسسته‌سازی، حذف داده‌های پرت، ایجاد ویژگی‌های جدید و .... می‌باشد. در مرحله آماده‌سازی داده‌ها با استفاده از نظر خبرگان، متغیرهایی که تاثیری بر خوشه‌بندی ندارند، مانند اطلاعات خصوصی مشتریان شامل نام، نام خانوادگی، کد ملی و .... از داده‌ها حذف شدند، همچنین برای بهبود کیفیت داده‌ها، داده‌های مفقود از پایگاه داده حذف گردید و برخی از تبدیلات ویژگی‌ها برای استخراج ویژگی‌های مناسب از روی داده‌های موجود انجام شد. به طور مثال سن مشتری از روی ویژگی تاریخ تولد محاسبه گردید. پس از آماده‌سازی داده‌ها و حذف داده‌های دارای فیلدهای مفقودی، اطلاعات ۹۹۵ مشتری باقی ماند.

### ۴-۳- معرفی محدوده بازه‌های شاخص‌های مدل RFM

با در نظر گرفتن ماهیت بازه‌ای بودن داده‌های مربوط به شاخص‌های مدل RFM و با توجه به اینکه نمی‌توان تعریف صریح و دقیقی برای مشتری خوب، متوسط و معمولی بانک ارائه نمود، در این پژوهش از روش خوشه‌بندی خاکستری برای بخش‌بندی مشتریان استفاده شد. برای این منظور ابتدا محدوده و بازه شاخص‌های مدل RFM برای مشتریان خوب، معمولی و بد تعیین شد. از آنجا که بیشترین و کمترین مقدار هر کدام از شاخص‌ها در انباره داده موجود است، طبق نظرات خبرگان و کارشناسان بانکداری با بیش از ۹ سال سابقه در این زمینه، حدود بازه‌های مربوط به نوع مشتریان خوب، معمولی و بد تعیین گردید. لازم به ذکر است که شاخص تازگی مبادله شاخصی منفی است و هرچه مقدار این شاخص کمتر باشد، به این معنی است که مشتری به تازگی به بانک مراجعه نموده و مشتری بهتری است. شاخص‌های تعداد مبادله و ارزش پولی مبادله شاخص‌های مثبتی هستند که مقدار بیشتر آن‌ها به معنای بهتر بودن مشتری برای بانک است. با در نظر گرفتن نوع شاخص‌های مدل RFM و مشورت با کارشناسان و خبرگان حوزه بانکداری، بازه‌های مورد نظر برای اعمال روش خوشه‌بندی خاکستری تعیین شدند که به شرح جدول ۲ می‌باشند.

**جدول ۲. معرفی محدوده مقادیر شاخص‌های مدل RFM برای گروه‌های مختلف مشتریان**

| نوع مشتری | تازگی مبادله (R) | تعداد مبادله (F) | ارزش پولی مبادله (M) |
|---|---|---|---|
| خوب | [۲ ، ۲۲۱] | [۱۶ ، ۲۳ ] | [۲۴۲۴۰۰۰ ، ۱۶۶۴۰۰۰] |
| معمولی | (۲۲۱ ، ۴۴۰] | (۹ ، ۱۶] | (۱۶۶۴۰۰۰ ، ۹۰۴۰۰۰] |
| بد | (۴۴۰ ، ۶۵۹] | (۲ ، ۹] | (۹۰۴۰۰۰ ، ۱۴۴۰۰۰] |

### ۴-۴- خوشه‌بندی داده‌ها با روش خوشه‌بندی خاکستری

داده‌کاوی فرایند کشف رابطه‌ها، الگوها و روندهای معنی‌داری است که به بررسی حجم عظیمی از اطلاعات ذخیره شده در پایگاه داده‌ها با فناوری تشخیص الگو می‌پردازد و یکی از کاربردهای آن خوشه‌بندی است. خوشه‌بندی افراز یک مجموعه داده به خوشه‌ها است به نحوی که شباهت اعضای یک خوشه به یکدیگر بیشتر از شباهت آن‌ها به اعضای خوشه‌های دیگر باشد [۳۰]. در چرخه مدیریت ارتباط با مشتری، می‌توان خوشه‌بندی و بخش‌بندی مشتریان و تجزیه و تحلیل رفتار آن‌ها را عنصر اساسی در گام شناسایی مشتری نام برد.

Downloaded from jor.iranaict.ir at 2:45 +0430 on Wednesday May 27th 2026

خوشه‌بندی خاکستری (GCA) یکی از روش‌های بخش‌بندی و دسته‌بندی آیتم‌هاست [۲۳] که برای غلبه بر مشکلات موجود در داده‌های غیر قطعی که اطلاعات آن‌ها ناکامل و ناقص می‌باشند، معرفی و به کار گرفته شد. این روش کاربردهای زیادی دارد [۲۶، ۳۱، ۳۲، ۳۳] که در این پژوهش برای شناسایی و ارزیابی رفتار مشتریان بانک از آن استفاده شد. لازم به ذکر است که در روش خوشه‌بندی خاکستری از قوانین حاکم بر اعداد خاکستری بهره گرفته می‌شود.

عدد خاکستری عددی با اطلاعات نامطمئن است که مقدار دقیق آن نامشخص اما محدوده مقادیر آن مشخص بوده و به صورت بازه‌ای نشان داده می‌شود [۳۴].

اگر $A=[\underline{a},\overline{a}]$ و $B=[\underline{b},\overline{b}]$ دو عدد خاکستری باشند چهار عملگر اصلی بین آن‌ها را می‌توان به این صورت تعریف نمود [۳۵].

$$A \tilde{+} B=[\underline{a}+\underline{b},\overline{a}+\overline{b}]$$

$$A \tilde{-} B=[\underline{a}-\overline{b},\overline{a}-\underline{b}]$$

$$A \tilde{\times} B=[\min\{\underline{ab},\underline{a}\overline{b},\overline{a}\underline{b},\overline{ab}\},\max\{\underline{ab},\underline{a}\overline{b},\overline{a}\underline{b},\overline{ab}\}]$$

$$A \tilde{\div} B=[\min\{\frac{\underline{a}}{\underline{b}},\frac{\underline{a}}{\overline{b}},\frac{\overline{a}}{\underline{b}},\frac{\overline{a}}{\overline{b}}\},\max\{\frac{\underline{a}}{\underline{b}},\frac{\underline{a}}{\overline{b}},\frac{\overline{a}}{\underline{b}},\frac{\overline{a}}{\overline{b}}\}]$$

همچنین اگر $\lambda$ عدد ثابتی باشد آنگاه:

$$\lambda \tilde{\times} A=\begin{cases}[\lambda\underline{a},\lambda\overline{a}]; \lambda>0\\ [\lambda\overline{a},\underline{\lambda a}]; \lambda<0\end{cases}$$

اگرچه عملگرهای فوق کاربردهای زیادی دارند، می‌توان نشان داد که عملگرهای بهتری نیز وجود دارند [۳۶]. یک عدد خاکستری $A=[\underline{a},\overline{a}]$ می‌تواند به صورت $A=<m(A),w(A)>$ نیز نشان داده شود که $m(A)$ نقطه میانی[۲۷] و $w(A)$ عرض[۲۸] آن می‌باشد.

$$m(A)=\frac{1}{2}(\underline{a}+\overline{a})$$

$$w(A)=\frac{1}{2}(\overline{a}-\underline{a})$$

فرض کنید $<m(A),w(A)>$ و $<m(B),w(B)>$ دو عدد خاکستری باشند. در این صورت چهار عملگر اصلی را می‌توان به صورت زیر تعریف نمود:

$$<m(A),w(A)> \tilde{+} <m(B),w(B)>=$$
$$<m(A)+m(B),w(A)+w(B)>$$
$$<m(A),w(A)> \tilde{-} <m(B),w(B)>=$$
$$<m(A)-m(B),|w(A)-w(B)|>$$
$$<m(A),w(A)> \tilde{\times} <m(B),w(B)>=<m(A)m(B),$$
$$\max\{|m(A)|w(B),w(A)|m(B)|,w(A)w(B)\}>$$
$$<m(A),w(A)> \tilde{\div} <m(B),w(B)>=$$
$$<m(A),w(A)> \tilde{\times} (\frac{1}{<m(B),w(B)>}); 0\notin <m(B),w(B)>$$

که در آن:

$$\frac{1}{<m(B),w(B)>}=<\frac{m(B)}{m(B)^2-w(B)^2},\frac{w(B)}{m(B)^2-w(B)^2}>$$
$$0\notin <m(B),w(B)>$$

عملگرهای جدید عدم قطعیت کمتری را نسبت به عملگرهای اولیه نشان داده و برای مقایسه دو عدد خاکستری نیز به کار می‌روند. روش‌های متعددی برای مقایسه اعداد خاکستری وجود دارد [۳۷] اما در این پژوهش از تعریف هو و وانگ [۳۸] استفاده شد. بر این اساس برای مقایسه دو عدد خاکستری A و B داریم $A\prec B$ اگر $m(A)<m(B)$ یا $w(A)\geq w(B)$ با شرط $m(A)=m(B)$. با این تعریف نقطه میانی بازه‌ها، برای مقایسه آن‌ها استفاده می‌شود و در صورت مساوی بودن نقاط میانی، از عرض بازه‌ها استفاده می‌شود.

برای استفاده از روش خوشه‌بندی خاکستری، ماتریس خاکستری اولیه (D) که در مرحله قبل تشکیل شد، به صورت زیر نشان داده شد.

$$D=[d_{ij}]_{n\times m} \square\square\square d_{ij}=[\underline{d_{ij}},\overline{d_{ij}}]$$

فرض می‌شود l معیار خوشه‌بندی وجود داشته باشد که kامین آن‌ها برای شاخص jام برابر $[\underline{a_{jk}},\overline{a_{jk}}]$ باشد. ارزش این معیار برابر $[\underline{\lambda_{jk}},\overline{\lambda_{jk}}]$ است که $\underline{a_{jk}}<\underline{\lambda_{jk}}<\overline{\lambda_{jk}}<\overline{a_{jk}}$ و از رابطه زیر محاسبه شد.

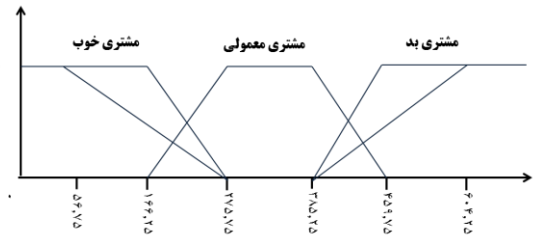
---

[۲]. Mid-Point
[۲]. Half-Width

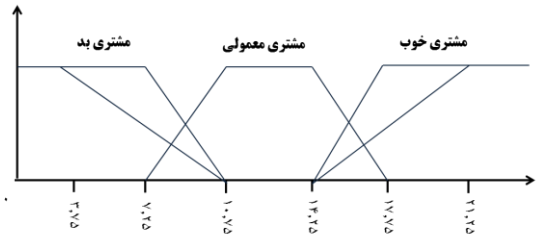
Downloaded from jor.iranaict.ir at 2:45 +0430 on Wednesday May 27th 2026

$$[\underline{\lambda_{jk}},\overline{\lambda_{jk}}]=[\underline{a_{jk}}+\frac{\overline{a_{jk}}-\underline{a_{jk}}}{4},\overline{a_{jk}}-\frac{\overline{a_{jk}}-\underline{a_{jk}}}{4}]$$

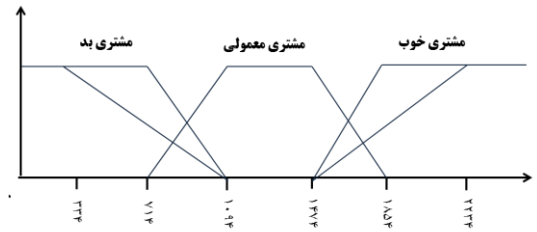
به این ترتیب تابع خوشه‌بندی خاکستری $f_{jk}(x)\in[0,1]$ که jامین شاخص خوشه‌بندی را به kامین معیار خوشه‌بندی نگاشت می‌کند، محاسبه شد که در نمودارهای ۲ تا ۴ نشان داده شده‌اند.




**نمودار ۲. تابع خوشه‌بندی شاخص تازگی مبادله (R)**




**نمودار ۳. تابع خوشه‌بندی شاخص تعداد مبادله (F)**




**نمودار ۴. تابع خوشه‌بندی شاخص ارزش پولی مبادله (M)**

می‌توان ضابطه توابع خوشه‌بندی را نیز محاسبه نمود که به عنوان نمونه ضابطه مشتریان خوب از نظر تازگی خرید به شرح زیر می‌باشد.

$$f_{R,\text{خوب}}(x)=\begin{cases}1 & x\le 166.25\\ -0.0091x+2.5183 & 166.25<x<275.75\\ 0 & x\ge 275.75\end{cases}$$

پس از آن وزن شاخص kام برای jامین معیار ($\eta_{jk}$) به صورت زیر محاسبه شد:

$$\eta=([\underline{\eta_{jk}},\overline{\eta_{jk}}])_{m\times l}\;;\;[\underline{\eta_{jk}},\overline{\eta_{jk}}]=[\underline{\lambda_{jk}},\overline{\lambda_{jk}}]\div\sum_{j=1}^{m}[\underline{\lambda_{jk}},\overline{\lambda_{jk}}]$$

این مقادیر در جدول ۳ نشان داده شده‌اند.

**جدول ۳. وزن‌های خوشه‌بندی**

| نوع مشتری | تازگی مبادله (R) | تعداد مبادله (F) | ارزش پولی مبادله (M) |
|---|---|---|---|
| خوب | [۰/۱۷۲۴ ، ۰/۰۵۸۹] | [۰/۶۰۴۷ ، ۰/۴۵۶۱] | [۰/۶۲۲۸ ، ۰/۴۶۲۲] |
| معمولی | [۰/۳۹۹۵ ، ۰/۲۸۶۰] | [۰/۳۸۷۶ ، ۰/۲۹۲۴] | [۰/۳۹۱۲ ، ۰/۲۹۰۴] |
| بد | [۰/۶۶۴۲ ، ۰/۴۷۵۴] | [۰/۱۹۷۲ ، ۰/۱۰۲۰] | [۰/۱۸۹۵ ، ۰/۰۸۸۶] |

در اقدام بعدی ضرائب خوشه‌بندی که نشان‌دهنده درجه تعلق گزینه i به کلاس k می‌باشند، محاسبه شدند.

$$\sigma_i=\left(\sum_{j=1}^{m}f_{j1}([\underline{d_{ij}},\overline{d_{ij}}])*[\underline{\eta_{j1}},\overline{\eta_{j1}}],..\sum_{j=1}^{m}f_{jl}([\underline{d_{ij}},\overline{d_{ij}}])*[\underline{\eta_{jl}},\overline{\eta_{jl}}]\right)$$

بردار $\sigma_i=(\sigma_{i1},\sigma_{i2},....\sigma_{il})$، درجه تعلق گزینه iام به هر کلاس را نشان می‌دهد. اگر وجود داشته باشد $k_0$ به طوری که

$$\sigma_{ik_0}=\max_{\prec}\{[\underline{\sigma_{ik}},\overline{\sigma_{ik}}]\,|\,k=1,2,....l\}$$

آنگاه مورد iام به کلاس خوشه‌بندی $k_0$اختصاص داده می‌شود [۳۳، ۳۹]. به این ترتیب می‌توان درجه تعلق تک تک مشتری‌ها را به خوشه مشتریان خوب، معمولی و بد محاسبه نمود.

به عنوان مثال برای یک مشتری با مشخصات R، F و M به ترتیب برابر با ۲۲۹، ۱۰و ۱۳۱۳۰۰۰ درجه عضویت به خوشه مشتریان خوب برابر با $[0.0251,0.0736]$، برای خوشه مشتریان معمولی برابر با $[0.6840,0.9247]$ و برای خوشه مشتریان بد برابر است با $[0.0219,0.0423]$.

با توجه به این که:

$$\max_{\prec}\{[0.0251,0.0736],[0.6840,0.9247],[0.0219,0.0423]\}$$
$$=\max\{<0.0494,0.0243>,<0.8044,0.1204>,<0.0321,0.0102>\}$$
$$=<0.8044,0.1204>$$

لذا این مشتری متعلق به خوشه مشتریان معمولی است.

### ۴-۵- بررسی و اندازه‌گیری اعتبار خوشه‌ها

نتایج حاصل از اعمال الگوریتم‌های خوشه‌بندی روی یک مجموعه داده با توجه به انتخاب پارامترهای الگوریتم‌ها می‌توانند بسیار متفاوت از یکدیگر باشند. در این پژوهش

Downloaded from jor.iranaict.ir at 2:45 +0430 on Wednesday May 27th 2026

برای اعتبارسنجی روش خوشه‌بندی خاکستری از دو شاخص دان و دیویس بولدین استفاده شد. با توجه به ماهیت خاکستری بودن داده‌ها، مقادیر دو شاخص با اعمال قوانین اعداد خاکستری محاسبه شدند که برای تعداد خوشه‌های متفاوت در جدول ۴ ذکر شده‌اند.

**جدول ۴. مقادیر شاخص‌های دان و دیویس بولدین برای تعداد خوشه‌های متفاوت**

| تعداد خوشه / شاخص | ۲ | ۳ | ۴ | ۵ | ۶ | ۷ | ۸ | ۹ | ۱۰ | ۱۱ | ۱۲ |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| دان | ۰/۰۱۷ | ۰/۰۱۶ | ۰/۰۱۶ | ۰/۰۱۹ | ۰/۰۲۲ | ۰/۰۲۲ | ۰/۰۲۳ | ۰/۰۲۷ | ۰/۰۲۹ | ۰/۰۲۹ | ۰/۰۲۹ |
| دیویس بولدین | ۲/۹۹۳ | ۲/۹۹۳ | ۲/۹۹۸ | ۳/۰۰۲ | ۲/۹۹۷ | ۳/۰۰۰ | ۳/۰۲۳ | ۳/۰۳۰ | ۳/۰۳۱ | ۳/۰۳۲ | ۳/۰۳۲ |

مقادیر شاخص‌های دان و دیویس بولدین برای تعداد خوشه‌های ۲ به بعد محاسبه شده‌اند، از آنجا که از تکرار ۱۲ به بعد تغییر محسوسی در شاخص‌ها مشاهده نشد لذا عملیات را تا تکرار ۱۲ انجام دادیم. بهترین مقدار برای شاخص دان در تعداد خوشه ۳ و ۴ و برای شاخص دیویس بولدین در تعداد خوشه ۲ و ۳ می‌باشد؛ لذا بهترین تعداد خوشه ها برابر ۳ است.

### ۴-۶ بررسی وضعیت مشتریان هر خوشه

پس از به‌کارگیری روش خوشه‌بندی خاکستری، هر یک از مشتریان در یکی از خوشه‌ها قرار گرفتند. ویژگی‌های مشتریان هر خوشه به تفکیک در جدول ۵ نشان داده شده است.

**جدول ۵. ویژگی‌های خوشه‌های مشتریان**

| خوشه‌ها | | مشتریان خوب | مشتریان معمولی | مشتریان بد |
|---|---|---|---|---|
| تعداد مشتریان | | ۳۱ درصد | ۳۶ درصد | ۳۳ درصد |
| میانگین سنی مشتریان (سال) | | ۶۸/۲۰ | ۲۸/۱۱ | ۴۸/۹۲ |
| جنسیت | زن | ۵۳ درصد | ۵۳ درصد | ۲۴ درصد |
| | مرد | ۴۷ درصد | ۴۷ درصد | ۷۶ درصد |
| تاهل | مجرد | ۱۸ درصد | ۲۰ درصد | ۳۰ درصد |
| | متاهل | ۸۲ درصد | ۸۰ درصد | ۷۰درصد |
| تحصیلات | سیکل | ۱۰درصد | ۰درصد | ۹درصد |
| | دیپلم | ۱۷درصد | ۱۸درصد | ۲۹درصد |
| | لیسانس | ۳۷درصد | ۵۱درصد | ۲۷درصد |
| | فوق لیسانس | ۱۴درصد | ۲۱درصد | ۱۸درصد |
| | دکترا و بالاتر | ۲۲درصد | ۱۰درصد | ۱۷درصد |
| مالکیت خودرو | خودروی شخصی دارد | ۷۸درصد | ۵۵درصد | ۸۶درصد |
| | خودروی شخصی ندارد | ۲۲درصد | ۴۵درصد | ۱۴درصد |
| میانگین فاکتورهای مدل RFM | | ۱/۵۱ | ۱/۴۹ | ۱/۰۴ |

Downloaded from jor.iranaict.ir at 2:45 +0430 on Wednesday May 27th 2026

بر اساس یافته‌های تحقیق مشتریان بانک مذکور به سه خوشه مشتریان خوب، معمولی و بد تفکیک شدند. طبق جدول ۵ مشتریان خوب که دارای بیشترین ارزش و اهمیت برای بانک هستند، حدودا ۳۱ درصد از کل مشتریان بانک را تشکیل می‌دهند (یعنی کمتر از نصف مشتریان)، میانگین سنی آن‌ها تقریبا ۶۸ سال و بیشتر از سایر خوشه‌ها است، عمدتا متاهل، دارای تحصیلات لیسانس و تا حدودی دکترا و دارای خودرو می‌باشند. مشتریان معمولی تقریبا ۳۶ درصد از کل مشتریان این بانک را تشکیل می‌دهند، میانگین سنی آن‌ها تقریبا ۲۸ سال و کمتر از سایر خوشه‌ها است، بیشتر آن‌ها متاهل و دارای تحصیلات لیسانس بوده و تقریبا نیمی از آن‌ها دارای خودرو می‌باشند. مشتریان بد که کمترین ارزش را برای بانک دارند، نیز تقریبا ۳۳ درصد از کل مشتریان را شامل می‌شوند که میانگین سنی آن‌ها تقریبا ۴۹ سال است، بیشتر مرد و متاهل هستند، اکثر آن‌ها نیز صاحب خودرو می‌باشند.

با این تفکیک و با در نظر گرفتن ویژگی‌های مشتریان هر خوشه، بانک باید در جهت حفظ مشتریان خوب و با ارزش خود تلاش بسیاری نماید و اهمیت ویژه‌ای برای مشتریان این خوشه قائل شود. لذا پیشنهاد می‌گردد که به منظور حفظ این مشتریان، شرکت با برقراری ارتباطات و تعاملات بیشتر با آن‌ها، سعی در وفادار نمودن این مشتریان نماید. به این دلیل که مشتریان بد دارای کم‌ترین ارزش برای بانک هستند، لذا بهتر است که مطالعه دقیق‌تری پیرامون علل کم بودن مقادیر هر یک از شاخص‌های RFM در این مشتریان انجام گیرد. در این زمینه بانک باید با برقراری ارتباطات و تعاملات سازنده از طریق تماس‌های تلفنی، ارسال ایمیل، پیامک و غیره دلیل ایجاد شکاف و فاصله در روند خرید مشتریان را جویا شده و در جهت رفع آن برآید، همچنین می‌تواند با در نظر گرفتن تخفیف‌های حجمی ویژه در راستای ارتقای سطح شاخص‌های RFM مشتریان این خوشه گام بردارد و از رویگردانی‌های بعدی مشتریان جدید خود بکاهد. مشتریان معمولی نیز مشتریانی هستند که باید حفظ شوند و با اتخاذ استراتژی‌هایی متناسب با ویژگی‌هایشان، به مرور زمان به مشتریان خوب تبدیل شوند. لذا بانک با اتخاذ تصمیماتی باید مانع ورود این مشتریان به خوشه مشتریان بد شود.

به این ترتیب با شناسایی مشتریان می‌توان در جهت تعیین استراتژی‌های جذب، حفظ و وفادار نمودن هر چه بیشتر مشتریان خوب که ارزش و اهمیت بیشتری دارند گام برداشت.

## ۵. نتیجه‌گیری و پیشنهادها

رقابت گسترده بانک‌ها در جهت حفظ مشتریان فعلی، جذب مشتریان جدید و وفادار نمودن آن‌ها، این موسسات را بر آن می‌دارد که به شناسایی مشتریان خود با توجه به ارزشی که برای آن‌ها دارند بپردازند. یکی از تکنیک‌های شناسایی مشتریان به‌کارگیری روش‌های خوشه‌بندی است که با استفاده از آن مشتریانی که دارای ویژگی‌های مشابه هستند، در یک خوشه قرار می‌گیرند و مشتریان هر خوشه ویژگی‌های متفاوتی از مشتریان سایر خوشه‌ها دارند. در این پژوهش به خوشه‌بندی مشتریان یکی از بانک‌های خصوصی شهر شیراز پرداخته شد، داده‌های مورد استفاده از انباره داده بانک استخراج و پیش‌پردازش شدند که به دلیل گستردگی دامنه تغییرات آن‌ها دارای عدم قطعیت می‌باشند. از آنجا که در هر علم و حوزه‌ای همواره عدم قطعیت وجود دارد، لذا افراد و سازمان‌ها همواره به دنبال روش‌هایی برای کاهش یا حذف ابهامات موجود بوده‌اند و اعداد خاکستری مفهومی است که در این زمینه کاربردهای فراوانی داشته است. در این تحقیق، به منظور بخش‌بندی مشتریان با استفاده از مدل RFM در شرایط عدم قطعیت، از روش خوشه‌بندی خاکستری در قالب فرایندی خاص، بهره گرفته شد. عمده‌ترین ویژگی این پژوهش استفاده از اعداد خاکستری در کنار مدل RFM است که باعث از بین بردن تاثیر عدم قطعیت در بخش‌بندی و کارایی بیشتر این مدل می‌شود. در ادامه نتایج شاخص‌های اعتبارسنجی دان و دیویس بولدین که بیان‌کننده تراکم خوشه‌بندی هستند، با سایر پژوهش‌هایی که در آن برای اعتبارسنجی از این شاخص‌ها در حالت قطعیت استفاده شده است، مانند پژوهش سیدحسینی، غلامیان و ملکی (۲۰۱۱) مقایسه و مشاهده شد که در روش مبتنی بر اعداد خاکستری خطای خوشه‌بندی به طور قابل ملاحظه‌ای کاهش یافته است.

Downloaded from jor.iranaict.ir at 2:45 +0430 on Wednesday May 27th 2026

## ۶. منابع


1. Plakoyiannaki, E. (2005). How do organisational members perceive CRM? Evidence from a UK service firm. Journal of Marketing Management, 21(3-4), 363-392.

2. Ngai, E. W., Xiu, L., & Chau, D. C. (2009). Application of data mining techniques in customer relationship management: A literature review and classification. Expert systems with applications, 36(2), 2592-2602.

3. Liu, B. (2009). Some research problems in uncertainty theory. Journal of Uncertain Systems, 3(1), 3-10.

4. Liu, B. (2010). Uncertainty Theory: A Branch of Mathematics for Modeling Human Uncertainty, Springer-Verlag, Berlin.

5. Liu, B. (2007). Uncertainty theory (pp. 205-234). Springer Berlin Heidelberg.

6. Kiang, M. Y., Hu, M. Y., & Fisher, D. M. (2006). An extended self-organizing map network for market segmentation—a telecommunication example.Decision Support Systems, 42(1), 36-47.

7. Hsieh, N. C. (2004). An integrated data mining and behavioral scoring model for analyzing bank customers. Expert systems with applications, 27(4), 623-633.

8. Liu, D. R., & Shih, Y. Y. (2005). Integrating AHP and data mining for product recommendation based on customer lifetime value. Information & Management,42(3), 387-400.

9. Sohrabi, B., & Khanlari, A. (2007). Customer lifetime value (CLV) measurement based on RFM model. Iranian Accounting & Auditing Review, 14(47), 7-20.

10. Hu, W., & Jing, Z. (2008). Study of segmentation for auto services companies based on RFM model, [online], <http:// www. pucsp.br/icim/ingles/downloads/pdf_proccee ding_2008/66. pdf >.

11.Wu, H. H., Chang, E. C., & Lo, C. F. (2009). Applying RFM model and K-means method in customer value analysis of an outfitter. In Global Perspective for Competitive Enterprise, Economy and Ecology (pp. 665-672). Springer London.

12. Cheng, C. H., & Chen, Y. S. (2009). Classifying the segmentation of customer value via RFM model and RS theory. *Expert systems with applications*, *36*(3), 4176-4184.

13. Namvar, M., Gholamian, M. R., & KhakAbi, S. (2010, January). A two phase clustering method for intelligent customer segmentation. In *Intelligent Systems, Modelling and Simulation (ISMS), 2010 International Conference on* (pp. 215-219). IEEE.

14. Hosseini, S. M. S., Maleki, A., & Gholamian, M. R. (2010). Cluster analysis using data mining approach to develop CRM methodology to assess the customer loyalty. *Expert Systems with Applications*, *37*(7), 5259-5264.

15. Khajvand, M., & Tarokh, M. J. (2011). Estimating customer future value of different customer segments based on adapted RFM model in retail banking context. *Procedia Computer Science*, *3*, 1327-1332.

16. Li, D. C., Dai, W. L., & Tseng, W. T. (2011). A two-stage clustering method to analyze customer characteristics to build discriminative customer management: A case of textile manufacturing business. *Expert Systems with Applications*, *38*(6), 7186-7191.

17. Seyedhosseini, S. M., Gholamian, M. R., & Maleki, A. (2011). A Methodology Based on RFM Using Data Mining Approach to Assess the Customer Loyalty. *International Journal of Industrial Engineering*, *22*(2), 171-179.

۱۸.کفاش‌پور، آ.؛ توکلی، ا.، و علیزاده زوارم، ع. (۱۳۹۱). بخش‌بندی مشتریان بر اساس ارزش دوره عمر آن‌ها با

Downloaded from jor.iranaict.ir at 2:45 +0430 on Wednesday May 27th 2026

استفاده از داده‌کاوی بر مبنای مدل آر. اف. ام. (RFM). پژوهش‌های مدیریت عمومی، ۵ (۱۵)، ۸۴-۶۳.

۱۹. زین‌العابدینی، س. ف.؛ مهدوی، م.، و خان‌بابایی، م. (۱۳۹۱). بخش‌بندی و شناسایی مشتریان خدمات بانکداری الکترونیکی بر مبنای تکنیک‌های داده‌کاوی و مدل تحلیل RFM. مطالعه موردی: موسسه اعتباری توسعه. دومین کنفرانس ملی مهندسی نرم افزار.

20. Alvandi, M., Fazli, S., & Abdoli, F. S. (2012). K-Mean clustering method for analysis customer lifetime value with LRFM relationship model in banking services. *International Research Journal of Applied and Basic Sciences*, *3*(11), 2294-2302.

21. Rezaeinia, S. M., Keramati, A., & Albadvi, A. (2012). An integrated AHP–RFM method to banking customer segmentation. *International Journal of Electronic Customer Relationship Management*, *6*(2), 153-168.

22. Wei, J. T., Lee, M. C., Chen, H. K., & Wu, H. H. (2013). Customer relationship management in the hairdressing industry: An application of data mining techniques. *Expert Systems with Applications*, *40*(18), 7513-7518.

23. Wen, K. L., & Huang, Y. F. (2004). The development of grey statistic toolbox and its application in the clustering of student's test score. *Journal of Quantitative Management*, *1*(2), 219-238.

24. Lee, K. L., Lin, S. C., & Hsiao, S. H. (2007). Analyzing the performance indices of information service type of supply chain model. *Soochow Journal of Economics and Business*, *58*(1), 61.

25. Wen, K. L. (2008). A Matlab toolbox for grey clustering and fuzzy comprehensive evaluation. *Advances in Engineering Software*, *39*(2), 137-145.

26. Lin, C. H., Wu, C. H., & Huang, P. Z. (2009). Grey clustering analysis for incipient fault diagnosis in oil-immersed transformers. *Expert Systems with Applications*, *36*(2), 1371-1379.

27. Wei, J. T., Lin, S. Y., & Wu, H. H. (2010). A review of the application of RFM model.

28. Buttle, F. (2004). Customer relationship management: Concepts and Tools. Elsevier Butterworth Heinemann.

۲۹. رزمی، ج.، و قنبری، آ. (۱۳۸۸). ارائه مدلی نوین جهت محاسبه ارزش دوره عمر مشتری. *مدیریت فناوری و اطلاعات*، *۱* (۱)، ۳۵ -۵۰.

30. Kim, Y. S., & Sohn, S. Y. (2004). Managing loan customers using misclassification patterns of credit scoring model. *Expert Systems with Applications*, *26*(4), 567-573.

31. Wu, W. H., Lin, C. T., Peng, K. H., & Huang, C. C. (2012). Applying hierarchical grey relation clustering analysis to geographical information systems–A case study of the hospitals in Taipei City. *Expert Systems with Applications*, *39*(8), 7247-7254.

32. Liu, L., Zhou, J. Z., An, X. L., Yang, L., & Liu, S. Q. (2007, November). Improvement of the grey clustering method and its application in water quality assessment. In *Wavelet Analysis and Pattern Recognition, 2007. ICWAPR'07. International Conference on* (Vol. 2, pp. 907-911). IEEE.

33. Ke, L., Xiaoliu, S., Zhongfu, T., & Wenyan, G. (2012). Grey clustering analysis method for overseas energy project investment risk decision. *Systems Engineering Procedia*, *3*, 55-62.

34. Luo, D., & Liu, S. F. (2005). Grey incidence decision-making with incomplete information. *Journal of applied sciences*, *23*(4), 408-412.

35. Nozari, H., Jafari-Eskandari, M., Kamfirozi, M. H., & Mozafari, A. (2014). Using Numerical Taxonomy and Combined Bulls-Eye–Shapley Weighting Method in

Order to Ranking Websites of Iranian Universities by Three-Parameter Interval Gray Numbers. *Arabian Journal for Science and Engineering*, *39*(4), 3299-3305.

36. Hu, B. Q., & Wang, S. (2006). A novel approach in uncertain programming part I: new arithmetic and order relation for interval numbers. *Journal of Industrial and Management Optimization*, *2*(4), 351.

Downloaded from jor.iranaict.ir at 2:45 +0430 on Wednesday May 27th 2026

Downloaded from jor.iranaict.ir at 2:45 +0430 on Wednesday May 27th 2026