پژوهش‌های نوین در تصمیم‌گیری
دوره 1، شماره 3، پاییز 1395

پیش‌بینیِ خرابی و برنامه‌ریزیِ نگهداری و تعمیرات خودپردازهای بانکی با روش داده‌کاوی

محمد کریمی[1*]، محمد علی افشار کاظمی[2]

1- دانشجوی دکتری مدیریت صنعتی، دانشکده مدیریت و اقتصاد، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران
2- دانشیار گروه مدیریت صنعتی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران

دریافت: 1395/01/29 پذیرش: 1395/05/04

چکیده

پایانه‌های خودپرداز به‌عنوان اولین و پر تقاضاترین کانال‌های بانکداری الکترونیک در صورت عدم سرویس‌دهی به‌عنوان تهدید برای بانک‌ها قلمداد می‌شوند. از سوی دیگر داده‌های مربوط به تعمیرات و نگهداری خودپردازها به‌طور چشمگیر گسترده شده است. در این راستا داده‌کاوی برای افزایش مشهود نرخ تبدیل داده‌ها به اطلاعات و کشف دانش به منظور جلوگیری از توقف دستگاه خواهد بود.

هدف از مقاله حاضر ارائه معماری دسته‌بندی داده‌های تولید شده از تراکنش‌ها و خرابی‌های خودپردازهای یکی از بانک‌های کشور و پیش‌بینی فواصل میان خرابی آنها از طریق روش داده‌کاوی به منظور برنامه‌ریزی نگهداری و تعمیرات آنها می‌باشد. بر این اساس داده‌های مورد نیاز برای یک نمونه شامل 1039 دستگاه خودپرداز استخراج شد. با توجه به هدف تحقیق متغیرهای سال نصب، تعداد ترکنش‌ها و نوع خودپرداز به عنوان متغیرهای ورودی و فواصل بین خرابی به عنوان متغیرهای خروجی تعیین گردید. با اتکا به اصول داده‌کاوی و از طریق نرم‌افزار Clementine به گروه‌بندی خودپردازها براساس زمان خرابی با الگوریتم درخت C&R پرداخته شد. براساس تحلیل خروجی‌ها، گروه نگهداری و تعمیرات بانکِ مورد مطالعه باید برنامه سرویس و بازدید خودپردازها را براساس گروه‌بندی انجام شده در پژوهش و با توجه به پیشنهادهای ارائه شده تنظیم کند.

---

* نویسنده مسئول مقاله: E-mail: M.karimi2008@yahoo.com

واژه‌های کلیدی: نگهداری و تعمیرات، خودپرداز، خرابی، داده‌کاوی، پیش‌بینی.

1- مقدمه

مشتریان بانکی اهمیت زمان و مدیریت آن را در زندگی روزمره به‌خوبی دریافته اند و از این رو تمایل ایشان به دریافت خدمات بانکی از طریق بانکداری غیرحضوری افزایش یافته است، برای مثال فعالیت‌هایی چون انتقال وجه، برداشت از حساب، پرداخت قبوض و اقساط و... در حجم بسیار زیادی از طریق خودپردازها انجام می‌شود و این در حالی است که با ورود نسل جدید این دستگاه‌ها به‌عنوان خود دریافت فعالیت‌هایی چون به حساب گذاشتن چک و واریز به حساب نیز نیاز به حضور در شعبه نخواهد داشت [1]. بنابراین سرویس‌دهی منظم و مستمر پایانه‌های خودپرداز مضاف بر افزایش وفاداری مشتریان، بانک‌ها را در کشف دانش از تراکنش‌های انجام شده به منظور برنامه‌ریزی خلق محصولات جدید و توسعه محصولات موجود کمک شایانی خواهد نمود [2].

در یک برآورد انجام شده در یکی از بانک‌های کشور عدم سرویس‌دهی یک دستگاه خودپرداز مضاف بر ریسک از دست دادن وفاداری مشتریان، روزانه هزینه فرصت تقریبی56/500 تومان به بانک تحمیل خواهد نمود [3]. با توجه به وجود استراتژی‌های متفاوت نگهداری و تعمیرات، نگهداری و تعمیرات پیشگیرانه کاراترین استراتژی در جهت جلوگیری از خرابی تجهیزات شناخته شده است. پایه و اساس این استراتژی پیش‌بینی خرابی‌های بالقوه در آینده می‌باشد [4].

در این میان داده‌کاوی ابزار مناسب برای دسته‌بندی و پیش‌بینی خرابی‌ها است که مهندسان و کارکنان بخش نگهداری و تعمیرات می‌توانند با به‌کارگیری آن در جهت کشف دانش از داده‌های نگهداری، تعمیرات و کشف الگوهای پیش‌بینی از ایجاد هزینه‌های فوق جلوگیری نموده و در راستای افزایش وفاداری مشتریان و حفظ نام تجاری استفاده کنند [5، ص 934]. در این راستا صنعت بانکداری یک صنعت نمونه است که از داده‌کاوی استفاده می‌نماید. داده‌کاوی را می‌توان به عنوان یک نوع از کشف دانش برای حل مسئله در زمینه خاص پیدا کرد [6] .

در مقاله حاضر الگوریتم درخت C&R جهت پیش‌بینی خرابی‌ها معرفی می‌شود. سایر بخش‌های مقاله به‌ترتیب ذیل سازماندهی شده است. در بخش ادبیات موضوع

با مروری بر تحقیقات گذشته، به مبانی داده‌کاوی و درخت تصمیم اشاره می‌شود. در بخش بعدی ضمن معرفی متدلوژی تحقیق، به جمع‌آوری، آماده‌سازی و پردازش مقادیر متغیرها و استخراج و تحلیل یافته‌ها پرداخته می‌شود. در بخش پایانی بر مبنای یافته‌های تحقیق نتیجه‌گیری و پیشنهادها ارائه می‌شود.

2- مروری بر پژوهش‌های انجام شده

توسعه یک سیستم پیشگویی برای پیش‌بینی خرابی خودپردازها، هدف اصلی تحقیق حاضر است. یک جزء اصلی و حیاتی از کارکرد این سیستم توانایی جمع‌آوری و تفسیر داده‌های پراکنده است. ساخت مدل‌های پیش‌بینی به تیم نگهداری اجازه می‌دهد تا قبل از خرابی عمل کند.

تحقیقی در خصوص ارائه یک روش جهت پیش‌بینی خرابی خودپردازها انجام نشده است، اما در خصوص پایایی خودپردازها، پژوهش‌های چینوفونجا و همکاران و معین زاد قابل اشاره می‌باشد. چینوفونجا و همکاران به ارزیابی پایایی، مسائل و خرابی های مرتبط با یک دستگاه خودپرداز با استفاده از تعیین رابطه ریاضی پایایی برای یک خودپرداز و شبیه‌سازی نتایج براساس این روابط ریاضی برای یک دوره 50 ماهه برای یک دستگاه خودپرداز پرداخته‌اند که نتیجه به این صورت بوده است که نرخ خرابی برای یک دستگاه خودپرداز 0/02 و متوسط زمان قبل از شکست 28/7 روز بوده است [7].

معین‌زاد و محمودیان (1384) در یک مطالعه موردی برای بانک صادرات، پایایی یک دستگاه خودپرداز را براساس نمودارهای بلوک دیاگرام قابلیت اطمینان(RBD)[1]محاسبه کردند و بر همین اساس برنامه نگهداری و تعمیراتی برای هر یک از المان‌های یک دستگاه خودپرداز ارائه نمودند. سایر کارهای انجام شده روی خودپرداز مرتبط با بحث ارزیابی کیفیت خدمات خودپرداز است [4، صص12-13؛ 8]. در خصوص پیش‌بینی خرابی تحقیقاتی با استفاد از مدل‌های آماری، ریاضی، الگوریتم‌های ابتکاری، شبکه‌های عصبی و در مواردی داده‌کاوی به پیش‌بینی خرابی‌ها انجام شده است که در این خصوص می‌توان به تحقیقات ذیل اشاره کرد.

باستوس و همکاران (2014) مدل پیش‌بینی خرابی دستگاه‌های چند واحد صنعتی را براساس الگوریتم CART و با نرم‌افزارRapidMiner ارائه کردند [5، ص940].

گارسیا و همکاران (2010) با کشف الگوهای حالات خرابی و نرمال مدلی بر مبنای سری زمانی جهت پیش‌بینی خرابی در شبکه ریلی ارائه نمودند [9]. سوسانا و همکاران (2011) برای کشف ضایعات فرایند سوراخ‌کاری قطعات صنعتی در یک کارخانه از روش داده‌کاوی استفاده نمودند و طبقه‌بندی انجام شده از ضایعات بر مبنای یادگیری با سرپرست بود [10]. همچنین عبادی و همکاران (1392) یک روش ابتکاری براساس نوع و پراکندگی خطاها به منظور نگهداری و تعمیرات پیشگویانه شبکه توزیع برق ارائه کردند. سپس علل ایجاد عیوب را شناسایی و راهکاری رفع آنها را پیشنهاد نمودند[11، صص 4-7].

3- مروری بر اصول داده‌کاوی

داده‌کاوی و کشف دانش در پایگاه داده‌ها از جمله موضوع‌هایی هستند که همزمان با ایجاد و استفاده از پایگاه داده‌ها در اوایل دهه 80 میلادی برای جستجوی دانش در داده‌ها شکل گرفت [12].

پژوهش جدی روی موضوع داده‌کاوی از اوایل دهه 90 شروع شد. نتایج پایه‌های نظری داده‌کاوی در تعدادی از مقاله‌های پژوهشی آورده شده است، به‌طور مثال پیاتتسکی و شاپیرو[2] (1991) «استقلال آماری قاعده‌ها در داده‌کاوی» را بررسی کردند. هافمن و همکاران (1995) استفاده از داده‌کاوی و داده انبار[3] توسط بانک‌های آمریکا در ایجاد قدرت رقابت بیشتر را بررسی نمودند. چت فیلد مشکلات ایجاد شده به‌وسیله داده‌کاوی را بررسی نمود و همچنین مقاله‌ای با عنوان «مدل‌های خطی غیر دقیق داده‌کاوی و استنباط آماری» ارائه کرد. هندری نیز دیدگاه اقتصادسنجی روی داده‌کاوی را تهیه کرد. بنینگاه و چاچ کز و هیگینز[4] (1997) دیدگاه داده‌کاوی را در مدیریت مالی جهت تحلیل داده‌های مالی و مدلسازی مالی ارائه نمودند. کانورسانو و همکاران (2002) مدل آمیخته چندگانه جمع‌پذیر تعمیم یافته» برای داده کاوی را بررسی کردند [11، ص 6] .

امروزه مقالات و پژوهش‌های متعدد در خصوص کاربرد داده‌کاوی در تحلیل و پیش‌بینی عملکرد و رفتار واحدهای صنعتی، رفتار انسان‌ها و ... ارائه می‌شود. کاربرد داده‌کاوی برای پیدا کردن الگوهای مفید و تازه و قابل استناد در پایگاه داده‌ها است و

از نتایج و الگوهای تولید شده به‌وسیله آن در تصمیم گیری‌های استراتژیک شرکت‌ها نیز می‌توان بهره‌های فراوان برد.

داده‌کاوی سازمان را قادر به متمرکز شدن روی اطلاعات مهم در پایگاه داده می‌کند که به مدیران امکان تصمیم‌گیری با دانش بشر همراه پیش‌بینی رویدادها و رفتارهای آینده را می‌دهد [13].

4- گروه‌بندی و درخت تصمیم

درک تفاوت میان خوشه‌بندی و طبقه‌بندی مهم است. در طبقه‌بندی با الگوهای از پیش تعیین شده مواجه هستیم و مسئله نامگذاری یک الگوی جدید مطرح می‌باشد [14]. هر دسته شامل یک خصوصیت قابل پیش‌بینی است که کلاس نام دارد. این روش یک الگوریتم یادگیری با سرپرست است. این الگوریتم‌ها برای یادگیری نیاز به یک هدف دارند و تمام خصوصیات ورودی به‌طور یکسان هدف هستند. الگوریتم‌های رایج دسته‌بندی شامل شبکه‌های عصبی، رگرسیون و درخت تصمیم می‌باشند [15، صص 668-666].

در خوشه‌بندی مسئله گروه‌بندی یک مجموعه الگوهای نامعین به خوشه‌های معنی‌دار است [16]. بیشتر الگوریتم‌های خوشه‌بندی مدل را در تعداد تکرارهای معین می‌سازند [15، ص670]. داده‌های هر خوشه با یکدیگر مشابه و متفاوت از سایر خوشه‌ها هستند. معیار شباهت نزدیکی نقاط در فضا براساس تابع فاصله می‌باشد. فاصله اقلیدسی مهم‌ترین مقیاس برای ارزیابی میزان نزدیکی داده‌ها است[17].

درخت‌های تصمیم ابزارهای قدرتمند و ویژه برای طبقه‌بندی و پیشگویی هستند. جذابیت درخت تصمیم در مقابل سایر مدل‌ها از قبیل شبکه‌های عصبی براساس یک قالب قابل فهم است که قوانین در آن نشان داده می‌شود. در برخی از کاربردها موضوع اصلی دقت طبقه‌بندی یا پیشگویی است.

در بعضی موارد نوع کارکرد مدل مهم نیست بلکه توانایی تبیین علت تصمیم‌گیری ضروری و مهم است. در حوزه نگهداری و تعمیرات به منظور مجاز بودن مسئول نگهداری برای ایجاد یک سیستم صحیح عملیات نگهداری مهم عملی و قابل فهم است. درخت تصمیم این اطلاعات را براساس یک نمایش قابل فهم فراهم می‌کند [5، صص 938-936].

5- روش پژوهش

روش‌های متفاوت برای پیاده‌سازی نگهداری و تعمیرات پیشگویانه وجود دارد. برای پیش‌بینی خرابی آینده دستگاه‌های خودپرداز نیاز به آگاهی از وضعیت فعلی دستگاه و همچنین عملکرد گذشته آن در یک دوره زمانی می‌باشد. این موضوع زمانی محقق می‌شود که رکوردهای مربوط به عملکرد خودپرداز از جمله تعداد دفعات استفاده (تراکنش‌ها) و محل نصب، رکوردهای مربوط به خرابی (عدم سرویس‌دهی) از جمله نوع خرابی و تعداد ساعت‌های خرابی و همچنین نیاز به داده‌های مربوط به نگهداری و رفع خرابی آن می‌باشد.

خودپردازهای بانک مورد مطالعه تعداد 1800 دستگاه از 3 نوع بنکیت[5]، وینکور[6] و اِن سی آر[7] می‌باشند که طرفی در مقاطع زمانی مختلف خریداری شده‌اند. سامانه‌ای با عنوان سامانه مانیتورینگ خودپردازها طراحی شده است که عملکرد خودپردازها در دو سطح نگهداری و تعمیرات قابل تفکیک می‌باشد.

سطح هشدار: در این سطح عملکرد دستگاه و تراکنش‌های انجام شده ثبت می‌شود. همچنین در صورت عدم سرویس‌دهی، زمان و علت قطعی سرویس در سامانه ثبت می‌گردد و یک پیامک به واحد مانیتورینگ خودپردازها ارسال می‌شود.

سطح رفع خرابی (تعمیرات اضطراری): با توجه به نوع خرابی و در دسترس بودن سخت‌افزار مورد نیاز جهت جایگزینی، تیم نگهداری و تعمیرات به محل اعزام شده و نسبت به انجام تعمیرات (اضطراری) اقدام می‌نماید. پس از انجام تعمیرات و سرویس‌های مورد نیاز، داده‌های مربوط به زمان، نوع اقدام و مسئول رفع خرابی در سامانه ثبت می‌شود.

هدف از این تحقیق جایگزینی نگهداری و تعمیرات پیشگویانه با نگهداری و تعمیرات اضطراری از طریق ایجاد الگوی پیش‌بینی فواصل زمانی خرابی خودپردازهاست. اما با توجه به تعداد بالای خودپردازها چنان‌چه از هر دستگاه بیش از یک خرابی ثبت گردد، یک پایگاه داده بزرگ ایجاد خواهد شد.

از این رو و به منظور استخراج نتایج دقیق‌تر با توجه به تعداد سهم بالای خودپردازهای نوع وینکور آمار و اطلاعات خرابی یک دوره شش ماهه صرفاً جهت این دسته از خودپردازهای شامل 1039 دستگاه جهت بازه زمانی مهر تا اسفند ماه سال 93 استخراج و مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

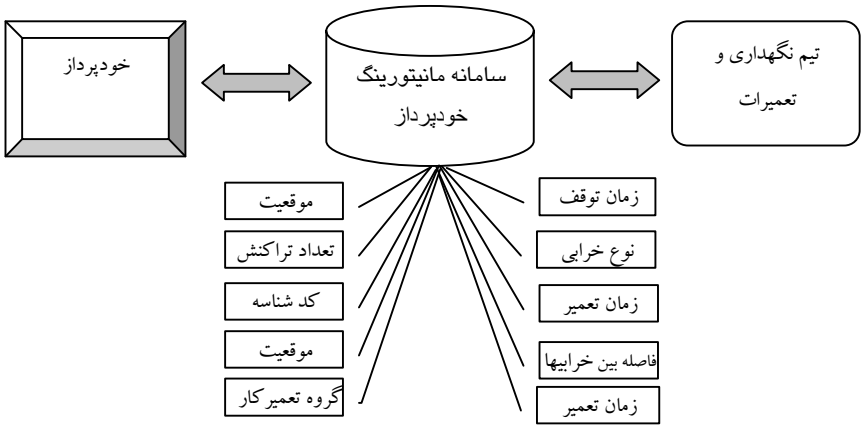
6- پیش پردازش داده‌ها

مرحله آماده‌سازی داده‌ها یکی از مهم‌ترین مراحل داده‌کاوی است. عملیات پیش‌پردازش داده‌ها می‌تواند نقش به‌سزایی در درستی نتایج به‌دست آمده داشته باشد [18]. برای آماده‌سازی داده‌ها دو وظیفه وجود دارد:

1- حذف داده‌های غیر عادی و ساماندهی داده‌ها به یک شکل استاندارد که برای پردازش با تکنیک‌های داده‌کاوی آماده شوند؛

2- آماده‌سازی مجموعه داده‌هایی که به بهترین عملکرد داده‌کاوی منجر شود [15، ص671] .

داده‌هایی که در سامانه مانیتورینگ خودپردازها ثبت می‌شوند در سه دسته داده‌های مربوط به مشخصات و موقعیت خودپرداز شامل کد شناسه، موقعیت جغرافیایی نصب، نوع خودپرداز و تعداد تراکنش انجام شده، داده‌های مربوط به خرابی شامل زمان و علت خرابی و داده های مربوط به رفع خرابی شامل نوع اقدام انجام شده، مسئول و زمان رفع خرابی می‌باشد. مدل شماتیک دسته‌های متغیرها به شرح شکل 1 می‌باشد.



شکل 1 داده‌های موجود در سامانه مانیتورینگ خودپردازها

به منظور دسته‌بندی خرابی‌ها داده‌های جمع‌آوری شده در نرم‌افزار clementine وارد شد. اما با توجه به تعداد بالای متغیرها و از طرفی نتایج مورد انتظار از انجام پژوهش

متغیرهای «زمان توقف»، «زمان تعمیر» و «گروه تعمیر کار» به دلیل عدم ارتباط با نتایج خروجی حذف شد. همچنین با توجه به ضریب همبستگی 0/17 که بین متغیر موقعیت خودپرداز و سایر متغیرها به دست آمد، متغیر مزبور نیز حذف شد. همچنین با توجه به اینکه خرابی‌های براساس زمان وقوع و زمان رفع آن ثبت می‌گردد، داده‌های مربوط به این متغیر به واحد دقیقه تبدیل شد.

از آن جایی که متغیرهای «فاصله بین خرابی‌ها» و «تعداد تراکنش» دارای مقادیر کمّی بوده و از مهم‌ترین متغیرهای تحقیق به شمار می‌روند، از این رو رکوردهای ثبت شده متغیرهای مزبور از منظر وجود داده‌های مفقود شده[8] و پرت[9] مورد بررسی قرار گرفت. در خصوص کشف داده‌های پرت از روش انحراف معیار استفاده شد، به عبارتی محدوده داده‌ها با اختلاف 3 انحراف معیار از میانگین ($\bar{x} \pm 3\delta$) مورد بررسی قرار گرفت و در هیچ یک از متغیرها مقداری خارج از دامنه محاسبه شده مشاهده نشد.

با مشاهده رکوردها مشخص گردید داده‌های مربوط به تراکنش‌های 2 خودپرداز موجود نمی‌باشد. بنابراین در خصوص این رکوردها میانگین سایر داده‌ها جایگزین گردید.

7- مدلسازی

پردازش در نرم‌افزار براساس متغیرهای «کد شناسه خودپرداز»، «نوع خرابی»، «تعداد تراکنش»، «فاصله بین خرابی‌ها»، «علت خرابی» و «سال ساخت» انجام شد. در این ارتباط انواع خرابی‌های ثبت شده به شرح جدول 1 می‌باشند.

جدول 1 انواع خرابی خودپردازها

خطای سخت‌افزاری	خطای نرم‌افزاری
مشکل پرینتر	رفتن به حالت shut down
مشکل پول‌دهی CDM[10]	مشکل ارتباطی (کارت شبکه)
مشکل فنی کارتخوان	نصب نرم‌افزار
دوربین	نصب برنامه

منبع آمار و اطلاعات سامانه مانیتورینگ خودپردازها

با توجه به هدف تحقیق، متغیرهای سال نصب، تعداد تراکنش‌ها و نوع خودپرداز به‌عنوان متغیرهای ورودی و فواصل بین خرابی به‌عنوان متغیرهای خروجی تعیین شد. پس از انتخاب بانک اطلاعاتی جمع‌آوری شده در نرم‌افزار Clementine نخست از طریق برآوردگر numericpredictor به شناسایی مدل‌های مناسب برای دسته‌بندی خودپردازها پرداخته شد. براساس خروجی به‌دست آمده 6 مدل به‌ترتیب ضریب همبستگی جهت مدلسازی به شرح جدول 2 برآورد شد.

جدول 2 مدلسازهای برآورد شده

مدل	زمان ساخت (دقیقه)	همبستگی	فیلدهای استفاده شده	خطای نسبی
C&R Tree	<1	0/837	3	0/299
CHAID	<1	0/813	2	0/339
Generalized Linear	<1	0/807	3	0/349
Regression	<1	0/806	2	0/35
Neural Network	<1	0/806	3	0/351
SYM	<1	0/874	3	0/735

منبع خروجی نرم افزار

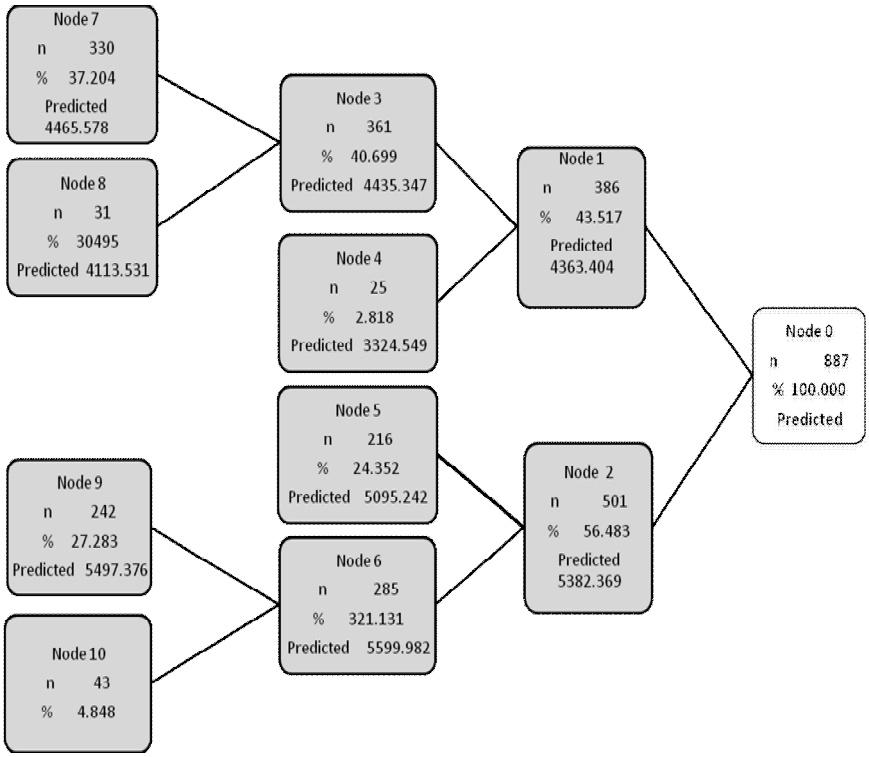
با توجه به خروجی به‌دست آمده، به دلیل وجود همبستگی بالاتر و خطای نسبی کمتر نسبت به سایر مدل‌ها، مدل‌های درخت C&R و chaid جهت طبقه‌بندی داده‌ها انتخاب شد. در مدل درخت تصمیم C&R تعداد 9 دسته در قالب16 گره[11] با توجه به متغیرهای تعداد تراکنش‌ها و سال نصب ایجاد گردید. خطای میانگین 0/48 محاسبه شد. نتایج خروجی به شرح جدول 3 می‌باشد.

جدول 3 خروجی مدل C&R tree

ATM Code	Breakdown sequence (minute)	branch name	branch code	transaction	Installation year	type	partition	$R-breakdown sequence
100029020	5122/286	ادبجو اراک	8847/000	10086/000	87	سالنی	1 training	5095/242
100029050	5191/193	خیابان دکتر بهشتی کامیاران	2331/000	14086/000	87	سالنی	1 training	5095/242
100029070	5048/000	ملاصدرا شیراز	3944/000	9849/000	87	سالنی	1 training	5095/242
100029080	5402/783	خیابان شهید امینی ارومیه	1067/000	8758/000	88	سالنی	2 testing	5490/470
100029110	4637/474	بلوار بیست و دو بهمن مشهد	4998/000	12943/000	86	سالنی	1 training	4455/210
100029120	5015/898	هفت تیر دوگنبدان	3432/000	9488/000	87	سالنی	1 training	5095/242
100029140	4314/286	اصفهان	9173/000	9026/000	86	سالنی	1 training	4450/210
100029150	4472/000	مرکز تجاری کیش	4421/000	12721/000	86	سالنی	1 training	5490/470
100029160	5641/333	رحیم آباد رودسر	1974/000	8781/000	88	سالنی	1 training	5095/242
100029180	5014/897	اراک	8846/000	10727/000	87	دیواری	1 training	5562/143
100029190	5637/091	خرامه شیراز	3970/000	8363/000	88	سالنی	1 training	5490/470
100029200	5073/412	شهرک سعدی شیراز	3912/000	9594/000	87	سالنی	1 training	5095/242
100029220	5412/932	بلوار پاسداران شیراز	3903/000	6570/000	88	سالنی	2 testing	5562/143
100029230	5369/702	میدان پیام شیراز	3935/000	7806/000	88	سالنی	1 training/	5490/470
100029240	5506/182	خیابان وصال شمالی شیراز	3905/000	8206/000	88	دیواری	2 testing	5490/470
100029250	5195/368	سپیدان	3828/000	9817/000	87	دیواری	2 testing	5095/242
100029260	5078/545	لطیفی لارستان	4241/000	9464/000	87	سالنی	1 training	5095/242
100029270	4583/319	لامرد	4234/000	1425/000	86	سالنی	1 training	4455/210
100029280	4537/709	گله دار	3813/000	12891/000	86	سالنی	1 training	4455/210
100029290	5560/000	بنی هاشمی شیراز	3936/000	6690/000	88	سالنی	1 training	5562/143
100029310	4688/000	چهارراه سینما سعدی شیراز	3918/000	9750/000	86	سالنی	1 training	4455/210
100029340	5246/857	بیضاء سپیدان	3835/000	9862/000	87	سالنی	2 testing	5095/242
100029350	4853/714	سی وپنج متری فضیلت شیراز	3917/000	21415/000	86	سالنی	1 training	3324/549

منبع: خروجی مدل

نمودار درختی دسته‌بندی انجام شده در شکل 2 نمایش داده شده است.



شکل 2 دسته بندی انجام شده براساس روش C&R tree

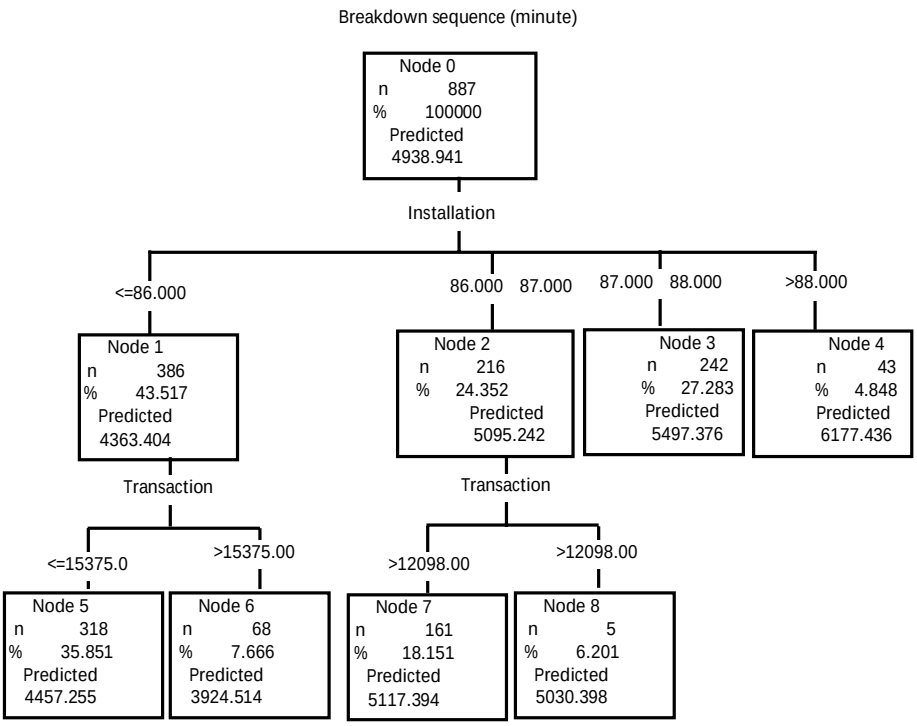
در مدل Chaid تعداد 8 دسته در قالب 11 گره با توجه به متغیرهای تعداد تراکنش‌ها و سال نصب ایجاد شد. خطای میانگین 0/52 محاسبه گردید. نتایج خروجی به شرح جدول 4 می‌باشد.

جدول4 خروجی مدل chaid

ATM Code	Breakdown sequence (minute)	branch name	branch code	transaction	Installation year	type	partition	$R-breakdown sequence
10002902/0	5122/286	سه راه ادبجو اراک	8847/000	10086/000	87	سالنی	1 training	5117/394
10002905/0	5191/193	خیابان دکتر بهشتی کامیاران	2331/000	14086/000	87	سالنی	1 training	5030/398
10002907/0	5048/000	ملاصدرا شیراز	3944/000	9849/000	87	سالنی	1 training	5117/394
10002908/0	5402/783	خیابان شهید مهدی امینی ارومیه	1067/000	8758/000	88	سالنی	2 testing	5497/376
10002911/0	4637/474	بلوار بیست و دو بهمن مشهد	4998/000	12943/000	86	سالنی	1 training	4457/255
10002912/0	5015/898	هفت تیر دوگنبدان	3432/000	9488/000	87	سالنی	1 training	5117/394
10002914/0	4314/286	اصفهان	9173/000	9026/000	86	سالنی	1 training	4457/255
10002915/0	4472/000	مرکز تجاری کیش	4421/000	12721/000	86	سالنی	1 training	4457/255
10002916/0	5641/333	رحیم آباد رودسر	1974/000	8781/000	88	سالنی	1 training	5497/376
10002918/0	5014/897	اراک	8846/000	10727/000	87	دیواری	1 training	5117/394
10002919/0	5637/091	خرامه شیراز	3970/000	8363/000	88	سالنی	1 training	5497/376
10002920/0	5073/412	شهرک سعدی شیراز	3912/000	9594/000	87	سالنی	1 training	5117/394
10002922/0	5412/932	بلوار پاسداران شیراز	3903/000	6570/000	88	سالنی	2 testing	5497/376
10002923/0	5369/702	میدان پیام شیراز	3935/000	7806/000	88	سالنی	1 training	5497/376
10002924/0	5506/182	خیابان وصال شمالی شیراز	3905/000	8206/000	88	دیواری	2 testing	5497/376
10002925/0	5195/368	سپیدان	3828/000	9817/000	87	دیواری	2 testing	5117/394
10002926/0	5078/545	لطیفی لارستان	4241/000	9464/000	87	سالنی	1 training	5117/394
10002927/0	4583/319	لامرد	4234/000	14125/000	86	سالنی	1 training	4457/255
10002928/0	4537/709	گله‌دار	3813/000	12891/000	86	سالنی	1 training	4457/255
10002929/0	5560/000	بنی هاشمی شیراز	3936/000	6690/000	88	سالنی	1 training	5497/376
10002931/0	4688/000	چهارراه سینما سعدی شیراز	3918/000	9750/000	86	سالنی	1 training	4457/255
10002934/0	5246/857	بیضاء سپیدان	3835/000	9862/000	87	سالنی	2 testing	5117/394
10002935	4853/714	سی وپنج متری فضیلت	3917/000	21415/000	86	سالنی	1 training	3924/514

منبع: خروجی مدل

نمودار درختی دسته‌بندی انجام شده در شکل 3 نمایش داده شده است.



شکل 3 دسته بندی انجام شده براساس روش chaid

به دلیل وجود خطای میانگین کمتر در دسته‌بندی انجام شده در روش درخت C&R نسبت به روش chaid و از طرفی تعداد دسته‌های بیشتر، روش درخت C&R جهت طبقه‌بندی خودپردازها استفاده شد.

بر این اساس و با استناد به خروجی‌های الگوریتم درخت C&R میانگین فواصل زمانی خرابی خودپردازها در هر یک از 9 دسته به‌ترتیب 2/1، 2/7، 3، 3/4، 3/5، 3/7، 3/8، 4/1و 5/7 روز محاسبه گردید. اما به منظور برنامه‌ریزی بهتر تیم نگهداری و تعمیرات با توجه به نزدیکی میانگین فواصل زمانی بین خرابی‌ها در دسته‌های متوالی، خودپردازهای دسته‌های اول تا چهارم در یک گروه، خودپردازهای دسته‌های پنجم تا هشتم در یک گروه و خودپردازهای دسته نهم در یک گروه قرار داده شد.

در تحقیق معین‌زاد و محمودیان جهت بررسی قابلیت اطمینان خودپردازهای بانکی به نوع و سال نصب خودپردازها اشاره‌ای نشده بود. با تحلیل خروجی‌های نرم‌افزار مشخصات هر گروه به شرح جدول 5 می‌باشد.

جدول 5 تحلیل خروجی‌ها

گروه		کل خودپردازها	اول	دوم	سوم
دسته‌های مشمول		اول تا نهم	اول تا چهارم	پنجم تا هشتم	نهم
تعداد خودپردازهای مشمول		1039	455	535	49
درصد خودپردازهای مشمول		100	45	51	4
میانگین فواصل زمانی خرابیها(روز)		3,4	2,8	3,8	5,1
درصد خودپردازهای سالنی		75	73	80	74
درصد خودپردازهای سال86		44	100	0	0
درصد خودپردازهای سال87		24	0	46	100
درصد خودپردازهای سال88		27	0	54	0
درصد خودپردازهای سال89		5	0	0	100
درصد خرابی‌ها	کارت‌خوان	23	21	45	8
	پول‌دهی(CDM)	25	56	20	14
	پرینتر	25	14	10	15
	سایر (نرم افزاری)	17	9	25	63

منبع: یافته‌های پژوهشگران

با توجه به جدول 4 کمترین فواصل بین خرابی برای خودپردازهای سال 86 و بیشترین فواصل خرابی برای خودپردازهای سال 89 است. همچنین بیشترین خرابی‌ها در خودپردازهای گروه اول و دوم از نوع سخت‌افزاری (در قسمت پول‌دهی و سخت‌افزار پرینتر) و در گروه سوم از نوع نرم‌افزاری می‌باشد.

8- نتیجه‌گیری

هدف از تحقیق حاضر ارائه روش طبقه‌بندی و پیش‌بینی فواصل خرابی‌ها در خودپردازهای بانکی است. در این راستا اطلاعات خرابی یک نمونه 1039 عددی از

خودپردازهای یکی از بانک‌های کشور طی 6 ماه دوم سال 93 جمع‌آوری شد. پس از پیش‌پردازش و آماده‌سازی متغیرها، با استفاده از نرم‌افزار داده‌کاوی Clementine به دسته‌بندی خودپردازها پرداخته شد. بر این اساس متغیرهای سال نصب، تعداد تراکنش‌ها و نوع خودپرداز به‌عنوان متغیرهای ورودی و فواصل بین خرابی به‌عنوان متغیرهای خروجی تعیین شد.

با توجه به همبستگی بالای محاسبه شده میان متغیرها در روش درخت تصمیم C&R و از طرفی خطای میانگین کمتر، این روش مناسب جهت دسته‌بندی خودپردازها دانسته شد.

خروجی شامل 9 دسته براساس تعداد تراکنش‌ها و سال نصب خودپردازها ایجاد شد. در تحقیق معین‌زاد و محمودیان به سال نصب خودپردازها اشاره‌ای نشده بود. در تحقیق باستوس و همکاران که به پیش‌بینی خرابی ماشین‌آلات پرداخته شده بود، مقایسه‌ای در خصوص مدل‌های پیش‌بینی انجام نشده بود.

با تحلیل خروجی‌ها و براساس فواصل زمانی خرابی‌ها، خودپردازها در سه گروه دسته‌بندی و پیشنهادهای نگهداری خودپردازهای هر گروه ارائه شد.

بر این اساس تیم نگهداری و تعمیرات باید برنامه نگهداری خودپردازها را به طریقی تنظیم کند که خرابی خودپردازهای گره اول و دوم بهبود یابد. همچنین با توجه به اینکه 80 درصد خودپردازهای گروه دوم سالنی می‌باشند، سرویس و نگهداری خودپردازهای این گروه باید دقیق‌تر از گروه‌های اول و سوم تنظیم شود. از طرف دیگر با توجه به اینکه تمام خودپردازهای سال 86 در گروه اول قرار گرفته‌اند، به نظر می‌رسد تعویض و جایگزینی قطعات خودپردازهای این گروه بهبود قابل توجهی در کاهش فواصل زمانی خرابی‌ها ایجاد نماید.

از آن جایی که بیشترین خرابی‌ها در خودپردازهای گروه اول و دوم از نوع سخت‌افزاری (در قسمت پول‌دهی و سخت‌افزار پرینتر) و در گروه سوم از نوع نرم‌افزاری می‌باشد. بنابراین بازدید و سرویس خودپردازهای گروه اول و دوم به دلیل درصد بیشتر مشکلات سخت‌افزاری بیشتر از خودپردازهای گروه سوم انجام شود.

9- پی‌نوشت‌ها

1. Reliability Block Diagram

2. piatetsky-shapiro
3. Data warehouse
4. Benninga, Czaczkes, Higgins
5. Bankit
6. Vinkor
7. NCR
8. Missed data
9. Outliers
10. مجموعه خرابی‌هایی که مربوط به عملیات نهایی پول‌دهی می‌شود.
11. Node

9- منابع

[1] Hemmati M., Shahhoseini M., Javidyar M. (2010) "Identifying and prioritizing effective factors in attracting in customer trough ATMs", *Second Financial Services Marketing International Conference*, Iran, Tehran.

[2] Saidi A. (2005) "Data mining and its application in higher education", *Journal of Higher Education*, 18(3): 1-9.

[3] *www.bmi.ir*/ebanking/news/ATM

[4] Esmaili Rad E., Zeynal Hamedani R. (2009) "Application of data mining in improved maintenance and repairmen", *Behboud*, 9 (25): 11-16.

[5] Bastos P., Lopes I., Pires L. (2014) "Application of data mining in a maintenance system for failure Prediction", *Journal of Safety, Reliability and Risk Analysis*, 3(7): 933-940.

[6] Hasanzadeh A., Ghanbari M., Elahi S. (2012) "Classification mobile bank users by data mining approach: Comparing neural network and Bayes' theorem", *Journal of Management Researches in Iran*, 16 (2), pp: 57-71.

[7] Parto M., (2013) "Using problem solving tools and techniques for detecting wastes", *Engineering and Technical Journal of Construction and Production*, 52: 46-50.

[8] Eshraghnia R., Shanechi H., Rajabi-e-mashhadi H., (2005) "Scheduling Production departments in competitive environment by using genetic algorithm", *3rd national Conference on Maintenance*, Iran, Tehran.

[9] Garcı´a F. P., Pedregal J. D., Roberts C. (2010) "Time series methods applied to failure prediction and detection reliability", *Journal of Engineering and System Safety*, 12(4): 698-703.

[10] Ferreiro S., Sierra B., Irigoien A., Gorritxategi E. (2011) "Data mining for quality control: Burr detection in the drilling process", *Journal of Computers & Industrial Engineering*, 60: 801-810.

[11] Abbasi M., Samadi M., Safari M. A., Faraj R. (2013) "Introducing a method for conditional maintenance and repairmen by considering number and type of errors", *2nd Sird Regional Conference*, Iran, Tehran.

[12] Pariazar M., Zaeri S., Shahrabi J., (2007) "Data mining application in maintenance and repairmen", First *Conference* on Data Mining, Iran, Tehran.

[13] Ahmadloo Y., (2009), "Applying data mining as competitive tool in banking", *3rd International Conference on Electronic Banking*, Iran, Tehran.

[14] Jain A. K., Murty M. N., Flynn P. J, (1999) "Data clustering: A Review", *International Journal of ACM Computing Surveys*, 31(3): 299-322.

[15] Xiong T., Wang S., Mayers A., Monga E. (2013) "Personal bankruptcy prediction by mining credit card data", *International journal of Expert Systems with Applications*, 40(2): 665-676.

[16] Afsar A., Hoshdar Mahajoub R., Minaie B. (2014) "Customer credit clustering for presenting appropriate facilities", *Journal of Management Researches in Iran*, 17(4): 1-22.

[17] Chakrabarti S. et al (2009) "*Data mining, know it all"*, United States, Morgan Kaufmann; Elsevier, eBook.

[18] Bashiri Mousavi A., Afsar A., Mahajoubifar A. (2014) "Analyzing customer value by using data mining and Analytical hierarchy process techniques", *Journal of Management Researches in Iran*, 19(1): 33-43.