دسترسی در سایتِ http://jnrm.srbiau.ac.ir
دوره ششم، شماره بیست و سوم، فروردین و اردیبهشت ۱۳۹۹
شماره شاپا: ۲۵۸۸X-۵۸۸

دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات

پژوهش‌های نوین در ریاضی

پیش بینی هوشمند نقدینگی دستگاه‌های خودپرداز بر مبنای تقاضای مشتریان

ندا کیانی[1] ، قاسم توحیدی[2] *، شبنم رضویان[3] ، نصرت الله شادنوش[1]، مسعود صانعی[2]

[1]دانشکده مدیریت، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد تهران مرکزی، تهران، ایران

[2] گروه ریاضی کاربردی، دانشکده علوم، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد تهران مرکزی، تهران، ایران

[3] گروه ریاضی، دانشکده فنی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد تهران جنوب، تهران، ایران

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۷/۰۷/۰۳ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۸/۰۲/۰۲

چکیده

تزریق بیش از اندازه وجه به خودپردازها موجب تحمیل هزینه اضافی به بانک و کمبود وجه در دستگاه‌ها موجب نارضایتی مشتریان و به خطر افتادن برند بانک خواهد شد. برای این منظور باید در دستگاه‌های خودپرداز وجه نقد قابل ملاحظه‌ای تزریق شود تا پاسخگوی نیاز مشتریان باشد؛ اما تأکید بر این رویه ممکن است سبب رسوب پول در دستگاه‌ها شده و زیان‌های اقتصادی برای بانک به همراه داشته باشد. بنابراین، بانک‌ها همان‌طور که به مدیریت نقدینگی در شعب می‌پردازند، باید با توجه به شرایط زمانی، مکانی و اقتصادی به مدیریت نقدینگی دستگاه‌های خودپرداز نیز بپردازند. مهمترین گام در این راستا تشخیص میزان تقاضای وجه نقد مشتریان است. بدین منظور میانگین تراکنشهای 9 ماه سال 95 برای 1377 دستگاه خودپرداز مورد سنجش قرار داده شده و در این مقاله سعی شده است تا با پیدا کردن یک الگوی رفتاری از مشتریان با استفاده از شبکه عصبی سری زمانی پویا (NARX) روند نقدینگی دستگاه‌های خودپرداز پیش بینی شود. نتایج بدست آمده نشان می دهد که مدل طراحی شده با شبکه عصبی پویا نسبت به مدلهای کلاسیک از کارایی بهتری برخوردار بوده است.

کلمات کلیدی: شبکه عصبی پویا ، مدیریت نقدینگی، سری زمانی

* عهده دار مکاتبات

E-mail: ghatohidi@yahoo.com (gh_tohidi@iauctb.ac.ir)

۱- مقدمه

نظام بانکی روزانه با تقاضاهای جدیدی از سوی مشتریان روبرو می‌شود.که از آن جمله می‌توان به ارائه خدمات بانکی از طریق دستگاه‌های خودپرداز اشاره نمود که نزدیکترین راه برای برطرف کردن نیازهای مشتریان است این عرصه میدان رقابت بانکها می باشد از این‌رو بقای بانکها منوط به بهره‌گیری هوشمندانه از این فرصت می‌باشد بدین صورت که با مدیریت نقدینگی دستگاه‌های خودپرداز و کاهش زمان سرویس دهی و افزایش سرعت نقل و انتقال اطلاعات کاربران و کاهش خرابی-های دستگاه در بهبود خدمات‌دهی به رقابت بپردازند.

یک پیش بینی دقیق می‌تواند ریسک اخذ یک تصمیم را به حداقل رسانده و استفاده از فرصت های موجود را حداکثر کند. در حقیقت کوچکترین تصمیمی را نمی‌توان با در نظر گرفتن پیش بینی عواقب آن انجام داد. تمام بانک ها یا شرکت های تابعه آن ها با در اختیار داشتن مسئولیت پول گذاری و شارژ دستگاه های خودپرداز همواره با این سوال اساسی روبرو است که مصرف هر دستگاه خودپرداز چقدر می باشد و چه زمانی موجودی دستگاه به پایان می رسد. با پیش بینی دقیق مصرف پول نقد در دستگاه های خودپرداز بانک ها قادر خواهند بود با استفاده از روش های مرسوم بهینه سازی هزینه فرایند پول گذاری در دستگاه ها را به حداقل برساند. همچنین مدیریت بانک قادر خواهد بود که برنامه ریزی استراتژیک شرکت را بر مبنای برآورد دقیق مصرف دستگاه ها و همچنین پارامترهای موثر در مصرف پول نقد در هر دستگاه تبیین کند[1].

مطالعات و پژوهش های انجام گرفته در زمینه پیش بینی مصرف پول نقد در دستگاه های خود پرداز نشان می دهند که می توان با مدل سازی رفتار داده های تاریخی بر مبنای پارامترهای تاثیر گذار، مصرف پول نقد در این دستگاه ها را با دقتی قابل قبول پیش بینی کرد. پارامترهای موثر معرفی شده در ادبیات موضوع عبارتند از : مصرف میانگین ماهانه، هفتگی و روزانه، پارامترهای تقویمی نظیر : روز هفته، تعطیلات و نوع تعطیلات، رویداد های مالی تاثیر گذار نظیر واریز یارانه ها در ایران و زمان های واریز حقوق ها و مستمری ها و نیز پارامترهای جغرافیای خاص هر دستگاه نظیر واقع شدن در نزدیکی مراکز خرید یا ادارات و اماکن خاص، و همچنین پارامترهای دیگری که با مطالعات کمی پیش رو استخراج می گردند[2،3].

هدف اصلی مدل سازی سریهای زمانی، دادن نظم خاص به مشاهدات وابسته به زمان است تا بر اساس آن بتوان آینده را پیش‌بینی کرد؛ به عبارت دیگر، مهم ترین هدف تجزیه و تحلیل سریهای زمانی یافتن مدل تغییرات و پیش بینی آینده آن است. سری های زمانی به لحاظ نوع متغیرها می توانند پیوسته ، یا گسسته باشند نظیر میانگین برداشت‌های ماهانه دستگاه‌های خودپرداز، اگر سری های زمانی پیوسته توسط فاصله های زمانی ثبت شوند آنگاه سری زمانی گسسته به دست می آید[4].

هموارسازی نمایی[1] و مدل میانگین متحرک یکپارچه خود بازگشتی (ARIMA) باکس- جنکینز[2] از معروف ترین روشهای آماری در زمینه پیش بینی هستند . ماهیت روشهای آماری به گونه ای است که در محیطهای با تغییرات کم به خوبی قادر به پیش بینی هستند، اما در محیطهای دارای اغتشاش نمی توانند تقریب خوبی از تغییرات محیطی را تخمین بزنند. روش های کلاسیک و مرسوم پیش بینی سری های زمانی نظیر میانگین متحرک و اتو رگرسیون و ترکیبات حاصله از این مدل ها نظیر SARIMA ، در مدل سازی رفتار های غیر خطی و معلول به پارامترهای زیاد، کارایی چندانی ندارند و در مقابل روش های مبتنی بر هوش مصنوعی نظیر انواع شبکه های عصبی یا شبکه های نرو فازی[3] و رگرسیون های بردار پشتیبان[4]، در یافتن الگوهای غیر خطی و آشوبناک، عملکرد قابل قبولی از خود نشان می دهند. همچنین با توجه به این نکته که هر یک از این پیش بینی کننده ها با ساختار متفاوت دارای کارایی متفاوت در بازه های مختلف پیش بینی می باشند. ترکیب پیش بینی کننده ها همواره به دقت پیش بینی افزوده است و باعث کاهش دامنه خطا پیرامون خطای صفر و نیز انحراف معیار خطای پیش بینی و در نتیجه بهبود پیش بینی می گردد[5].

با توجه به آنچه که گفته شد در بالا سیموتیس (2007) در مقاله بهینه سازی مدیریت نقدینگی شبکه های خودپرداز اشاره بر این دارد که دستگاه های خودپرداز ، دستگاه‌های مخابراتی هستند که معاملات مالی در فضای عمومی بدون نیاز به انسان

---

[1] Exponential smoothing

[2] Box-Jenkins autoregressive integrated moving average (ARIMA) model

[3] adaptive network-based fuzzy inference system(ANFIS)

[4] Support vector machines (SVMs)

فراهم می‌کند[6]. همچنین وی در مقاله دیگری در (2007) با عنوان پیش بینی نقدینگی تقاضا خودپرداز ها با استفاده از شبکه عصبی تقاضای روزانه شبکه خودپرداز را پیش بینی و رویه‌های برآورد مسیریابی بهینه نقدینگی بر هر خودپرداز بهینه‌سازی شده است[7]. دیلیجونز و همکارانش (2007) در مقاله بهینه‌ساری خرده سیستم‌های بانکی بررسی می‌کند که مدیریت بهینه نقدینگی و خدمات در دسترس یکی ار مهمترین عوامل در خدمات شبکه‌های خودپرداز است[8]. سیموتس (2008) در مقاله خود با عنوان پیش بینی تقاضا برای خودپرداز ها با استفاده از شبکه های عصبی و الگوریتمهای بردار رگرسیون گفته مدیریت کارآمد نقدینگی می‌تواند هزینه‌های مالی نقدینگی استفاده نشده را کاهش دهد، این قسمتی از کار دستگاه‌های خودپردازست که عملیات نظارت بر نقدینگی را به طور اتوماتیک انجام می-دهند[9]. دیلجونز و همکارانش (2009) در مقاله‌ای تحت عنوان هوشمندی و بهینه سازی خرده سیستم‌های بانکی و بهینه سازی و مدیریت شبکه‌های خودپرداز مطرح کرده‌اند که نقدینگی پیش-رو در خودپرداز مستلزم هزینه‌هایی است که در دو بخش مالی و عملیاتی تقسیم می‌شود[10]. إسلمن و ورن (2006) در مقاله شبکه های خودپرداز و مزایای نقدینگی بررسی کرده‌اند که در حالی که زمان به منظور انجام وظیفه و حفظ و نگهداری اول به نرخ سهام استفاده نشده بوسیله بهره سالیانه و دوم به خدمات خارجی و خطر سرقت وابسته است بنابراین انجام دوباره آن توسط خودپرداز به طور همزمان میزان موجودی پول را حداقل و خدمات توزیع پول را مطمئن می‌سازد بخصوص برای موسسات مالی بزرگ طبق آخرین مطالعات این بالاترین سطح مطلوبیت است. برطبقه گفته سیموتس در مقاله پیش بینی تقاضا برای خودپرداز ها با استفاده از شبکه های عصبی و الگوریتمهای بردار رگرسیون مدیریت نقدینگی کارا باید متکی بر الگوریتمهای پیشرفته باشند که قادر می‌سازند تا به طور دقیقی عرضه و تقاضا نقدینگی پیش-بینی و اجازه می‌دهد به بانکها تا به طور فعال استفاده از پول را در سرتاسر شبکه اداره کنند. اخیرا برخی نویسندگان تلاش می‌کنند تا نقدینگی را بوسیله مدلسازی و پیش‌بینی تقاضا بهینه سازند. اگرچه واریانس بالا و تغییر فرایند تصادفی می‌تواند اطمینان بر چنین دیدگاهی را تحت تاثیر قرار دهد[11].

آرمنیاس (2012)در مقاله بهینه‌سازی شبکه‌های خودپرداز با استفاده از الگوریتم ژنتیک بهینه‌سازی شده موجودی نقدینگی شبکه‌های خودپرداز به منظور ایجاد استراتژی‌های بهینه بارگذاری که قادرند تا میزان موجودی روزانه پول را حداقل کنند و همزمان خدمات توزیع نقدینگی را مطمئن سازند[12]. سعد درویش (2013) در مقاله متدلوژی به منظور بهبود پیش‌بینی نقدینگی تقاضا برای شبکه‌های خودپرداز مورد بررسی قرار داده است که مدل پیش بینی نقدینگی تقاضا برای شبکه‌های خودپرداز همانند تقاضا به ترتیب تاریخ نقدینگی برای هریک از نوسان‌های زمانی خودپرداز و اغلب رفتار متغیر کاربران اضافه شده برآن کاری چالش برانگیز است[13] . اینایسی و همکاران(2014) در مقاله‌ای با عنوان بهینه‌سازی بازپرسازی نقدینگی خودپرداز با پیش‌بینی گروه‌بندی شده تقاضا مورد بررسی قرار داده‌اند بانکها در بازپرسازی نقدینگی خودپرداز می‌خواهند از کمترین منابع (مثل نگهداری پول در خودپرداز ها و کامیونهای حمل پول) برای تقاضاهای بدون ثبات مشتریان استفاده کنند[14].

در مقاله ونکتاش و همکاران (2014) پیش‌بینی نقدینگی تقاضا در خودپردازها بوسیله خوشه‌بندی و شبکه عصبی انجام تا پیش-بینی نقدینگی تقاضا در خودپردازها را بهبود دهد، بنحویکه پیش-بینی تقاضا نقدی برای گروهی از خودپردازها براساس شباهت الگوهای تقاضای نقدی روزانه و هفتگی می‌باشد. از دیدگاه مدیریتی، خوشه پیش‌بینی خردمندانه تقاضا نقدینگی به مدیریت عالی بانک‌ها کمک می‌کند تا برنامه‌هایی بازپرسازی نقدینگی مشابه برای هر دستگاه خودپرداز در همان خوشه طراحی کنند. این برنامه بازپرسازی سطح خوشه می‌تواند منجر به ذخیره هزینه-های سنگین عملیاتی برای دستگاه‌های خودپرداز در مناطق جغرافیایی مشابه شود[15]. اورا (2014) با اشاره به اینکه متدلوژی تقریبی اداره کردن نقدینگی شبکه خودپرداز با استفاده از سیستم فازی ARTMAP است که تعیین کردن میزان بهینگی نقدینگی در خودپردازهای بانک کاری بس مشکل می-باشد همانطور که تقاضا برای نقدینگی بدون ثبات سبب تغییر در رفتار مشتریان، اولویت بندی، برداشت، زمان و غیره می‌شود. یافتن بهترین تطابق بین نیازهای نقدینگی و تکمیل تقاضا تصمیم مهمی برای مقامات بانک می‌باشد. بنابراین هدف بانک اینست که میزان بهینه پول که باید در دستگاه‌های خودپرداز با کمترین هزینه فرصت قرار داده شود و همزمان میزان رضایت و نیازهای غیرمنتظره و نامطمئن مشتریان باید تصمیم بگیرند[16].

در مقاله ای دیگر در سال (2016) اورا و همکارانش به این نکته اشاره می کنند که تخمین و تقریب نقش مهمی در برنامه ریزی آینده ایفا می کند به طوریکه رهبران کسب و کار در پی کسب و تمرین این علم هستند[17]. در سال (2016) گیل و همکارانش اشاره به این دارند که دستگاه های خودپرداز یکی از محبوترین خدمات بانکی بر انجام مبادلات روزمره می باشد. مردم از خدمات خودپرداز برای پرداخت صورتحساب، انتقال وجوه و اخذ

پول نقد استفاده می کنند. پیش بینی دقیق دستگاه خودپرداز برای آینده یکی از مهمترین صفات پیش بینی شده است؛ زیرا بخش کسب و کار، نیاز روزانه مردم به میزان زیادی به این بستگی دارد[18]. وانیلا و همکارانش در سال (2018) بر اهمیت پیش بینی تقاضا وجه نقد در دستگاه های خودپرداز اشاره دارد و همچنین این امر سبب کاهش هزینه های هر معامله شده و کارایی را با کاهش بار کاری کارکنان، افزایش دقت، سرعت، صرفه جویی در وقت، پول و تلاش های مشتریان افزایش می‌دهد. بنابراین، دستگاه خودپرداز بر خدمات مشتری تاثیر می‌گذارد و منجر به رضایت مشتری می شود[19]. پیرامون موضوعات مطرح شده ، بیلر و همکارانش در سال (2018) به این نکته اشاره دارندکه استفاده از شاخص های فصلی مختلف نقش مهمی در پیش بینی نیازهای نقدی برای یک بانک دارد[20].

در بخش بعدی این مقاله ، درباره داده های مورد استفاده صبحت و به روشهای مورد استفاده به منظور مدیریت نقدینگی دستگاه های خودپرداز اشاره شده است. و در بخش سه یافته های تحقیق ارائه شده از آنجا که هدف پیش بینی رفتار مشتریان براساس میانگین برداشت های ماهانه خودپردازها می باشد ابتدا با استفاده از نرم افزار کلمنتاین داده ها مورد پاکسازی و ارزیابی قرار گرفته و سپس با استفاده از این نرم افزار یک پیش بینی اولیه با استفاده از مدلهای هموارسازی نمایی و مدل آریما انجام شده است. در نهایت از روشهای سری زمانی عصبی پویا به منظور پیش بینی دقیق رفتار مشتریان و حداکثر کردن فرصت ها و حداقل کردن ریسک در دستگاههای خودپرداز استفاده شده است و در انتها نتیجه گیری انجام شده است.

۲- داده ها و روش ها

2-1- داده های مدل سری زمانی

در داده های سری زمانی، هر نمونه داده (در این مقاله هر 1377دستگاه خودپرداز) گام زمانی متفاوت را نشان می دهد و خصایص مربوط به ارزشها با زمان مشخص می‌شود – به عنوان مثال در این مقاله پیش بینی برداشت های ماهانه 1377 دستگاه خودپرداز در سال 95 . گاهی اوقات شما نیاز دارید تا بتوانید ارزش مشخصی را در نمونه های فعلی به وسیله ارزش های مربوط به نمونه های در گذشته یا آینده جایگزین کنید. حتی در بیشتر اوقات ارزش یک خصیصه بر مبنای تفاوت بین ارزش فعلی با ارزش در برخی نمونه‌های قبلی جایگزین می شود. به عنوان مثال، این اختلاف را دلتا می نامند یعنی اختلاف بین ارزش های فعلی و ارزشهای قبل که حاوی اطلاعات مفیدی نسبت به ارزشهای فعلی است. به عنوان اولین نمونه ، از آنجایی که برای هر کدام از آنها ارزش تغییرات زمانی ناشناخته است ممکن است سبب حذف یا جایگزینی با یک مقدار گمشده شود. ارزش دلتا بدست آمده اساسا در ابتدا از برخی مقیاس ثابت مشتق شده که به اندازه گام زمانی بستگی دارد و به طور متوالی تغییرات دلتا مشتقات بالاتری می گیرد[4].

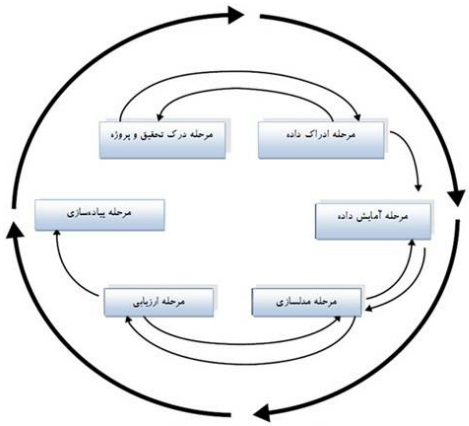
در برخی سری های زمانی نمونه ها رویه منظمی را نشان نمی‌دهند اما زمان در هر نمونه بوسیله یک ویژگی زمانبندی شده است. تفاوت زمانی بندی در اندازه گام برای هر نمونه و اختلافات متوالی بدست آمده برای دیگر خصیصه ها باید بر اندازه گام تقسیم شوند تا نرمالسازی صورت گیرد. در دیگر موارد هر ویژگی ممکن است یک تفاوت زمانی را نسبت به هر نمونه را نشان دهد به طوریکه سری‌های زمانی از یک ویژگی به بعد نسبت به یک نمونه به بعد است . پس نیاز است تا اختلاف بین ارزش اولین ویژگی و ویژگی‌های بعدی برای هرنمونه بدست آورده شود [22,21] . با توجه به آنچه گفته شد در این مقاله سعی شده برای یکسان سازی نمونه های بدست آمده از 1377 دستگاه خودپرداز ابتدا داده ها نرمال و در یک بازه 1- و 1+ تعریف و در نهایت با شبکه عصبی پویا پیش بینی صورت گیرد.

۲-۲- داده کاوی

نقش داده کاوی در کسب و کار بانکی می‌توان به این نکته اشاره کرد که هدف نهایی داده‌کاوی، ایجاد سیستم‌های پشتیبانی و تصمیم‌گیری سازمانی است و وظیفه اصلی آن استخراج اطلاعات مفید و دانش از حجم زیاد داده‌هاست. داده-کاوی، الگوهای حاوی اطلاعات را در داده‌های موجود جست وجو می‌کند. این الگوها، می توانند توصیف کننده داده‌ها یا جنبه پیش بینی داشته باشند. دانش نهان استخراج شده از داده‌ها مهم‌ترین دارایی بانک یا هر سازمان دیگری شده و منشاء مزیت رقابتی و تمایز و اعتلای برند آن سازمان در نزد مشتریان خواهد بود.

از مهم‌ترین کاربردهای داده‌کاوی در صنعت بانکداری می‌توان به ارزش طول عمر و ارزش شبکه‌ای مشتریان و مدیریت نقدینگی، اعتبارسنجی مشتریان، مدیریت منابع انسانی، ارزیابی شعب و پولشویی اشاره نمود.

در بحث ارزش شبکه‌ای مشتریان نیز ارتباطات شبکه‌ای در حساب‌های پس‌انداز و رصد تراکنش‌های برجسته مشتریان به



شکل1) فرایند مدل CRISP-DM در داده‌کاوی

به منظور شناسایی مشتریان بالقوه و مدیریت نقدینگی مهم ترین کارکرد داده کاوی است.

با استفاده از داده کاوی می توان حجم گسترده ای از اطلاعات را جهت اخذ تصمیماتی بهتر و سریع تر مورد استفاده قرار داد. کلمنتاین[1] ابزاری قوی و کارآمدی هستند که می تواند وظایف تحلیل، تصمیم سازی، تدوین راهبرد و پیش بینی را مکانیزه نمایند. بنابراین،مجموع های از مهارتها و سامانه های کاربردی برای گردآوری،ذخیره سازی،تحلیل و ایجاد دسترسی کارآمد به پایگاه های داده جهت نظارت مالی و درک مناسب و تصمیم سازی به موقع در اختیار بانک ها قرار می دهد. [23]

در این مقاله، بررسی داده‌ها بر مبنای چرخه CRISP-DM در نرم افزار کلمنتاین بوده است مراحل رایج این مدل در داده‌کاوی به قرار شکل 1می‌باشد[21].

آنچه که حائز اهمیت است درک درستی از مراحل چرخه CRISP-DM باید وجود داشته باشد تکنیک‌های متفاوت مدلسازی انتخاب و بکاربرده و این پارامترها بر مبنای ارزش‌های بهینه سنجیده می‌شوند. به نوعی چندین تکنیک برای مدلسازی هر مسئله داده‌کاوی وجود دارد و برخی از داده فرمت خاصی را نیاز دارند. به دلیل وجود همین ارتباط نزدیک بین آماده‌سازی داده و مدلسازی و اغلب یک فهم اولیه نسبت به داده‌های یک مساله و بدست آوردن ایده‌ای اولیه برا ی محدودیتهای پیش‌رو، این چرخه کمک شایان توجهی به انتخاب نوع مدل و انجام مدلسازی می کند[24].

به منظور مدلسازی از مدلهای سری زمانی مورد استفاده در این نرم افزار از جمله مدل هموارسازی نمائی و آریما استفاده شده است.

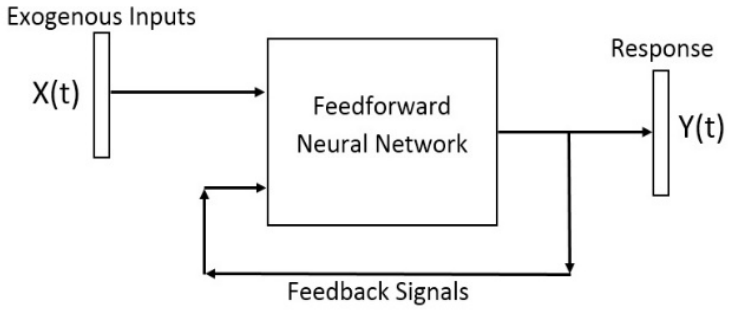
۳-۲- شبکه‌های عصبی NARX

شبکه‌ی پرسپترون چند لایه MLP ، جزء شبکه‌های ایستا به حساب می‌آید. در این نوع از شبکه‌ها المان‌های بازگشتی یا پسخور و تاخیر زمانی وجود ندارد و خروجی‌ها به طور مستقیم از روی ورودی‌ها و با اتصالات پیشخور به‌دست می‌آیند. این نوع از شبکه‌ها در مدل‌سازی سری‌های زمانی پیچیده، که تحت تاثیر متغیرهای محرک ورودی هستند، کارایی لازم را ندارند و نیاز است تا از شبکه‌های عصبی دیگری استفاده شود. [25]

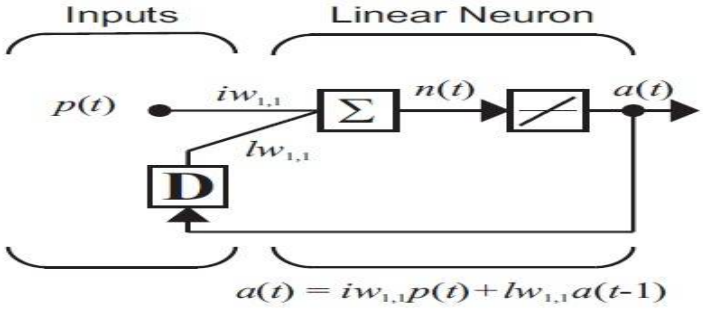
در شبکه‌های پویا، خروجی شبکه نه تنها وابسته به ورودی حال است بلکه وابسته به ورودی یا خروجی شبکه در حال و گذشته نیز می‌باشد. این شبکه‌ها به دو دسته تقسیم می‌شوند، شبکه‌هایی که فقط اتصالات پیشخور دارند و شبکه‌هایی که دارای اجزای بازگشتی هستند. شبکه‌ی عصبی NARX جزء شبکه‌های پویای بازگشتی می‌باشد که ورودی‌های خارجی نیز در آن، بر روی خروجی‌ها اثر می‌گذارند.

1-3-2- ساختار شبکه‌ی NARX

این شبکه‌ها به طور متداول در پیش‌بینی سری‌های زمانی استفاده می‌شوند. ساختار کلی این شبکه در شکل 2 مشاهده می‌شود.



شکل 2) ساختار کلی شکل یک شبکه‌ی NARX



شکل 3) یک نرون بازگشتی ساده

خروجی های شبکه با معادله ی زیر به دست می آیند:

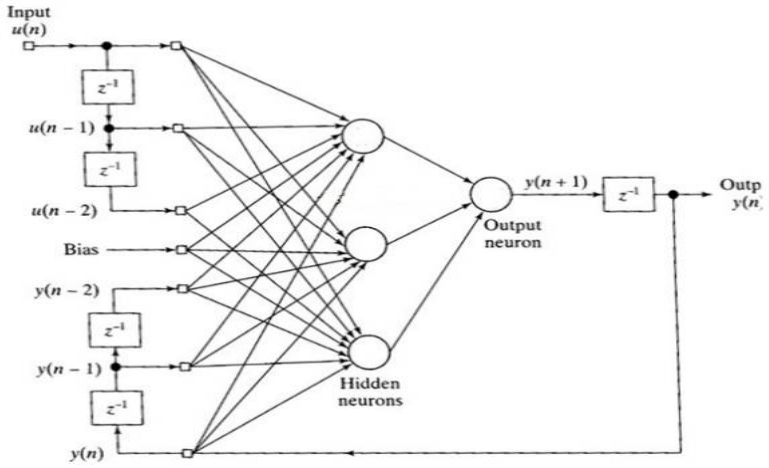
$$Y(t) = f\left(Y(t-1), Y(t-2), \ldots, Y(t-d_Y), X(t-1), X(t-2), \ldots, X(t-d_X)\right) \quad (1)$$

همانطور که از شکل 2 مشخص است، مدل NARX روی یک شبکه‌ی عصبی پیشخور پیاده شده است. در این رابطه، d نشانگر میزان تاخیر زمانی شبکه است که برای ورودی‌ها و خروجی‌ها می‌تواند متفاوت باشد. همانطور که مشاهده می‌شود خروجی‌ها علاوه بر اینکه به ورودی‌های خارجی وابسته‌اند به خود خروجی‌ها در گام‌های زمانی قبل‌تر (d) نیز وابسته‌اند. و همچنین دارای قابلیت تاخیر زمانی برای ورودی‌های خارجی و همچنین ایجاد فیدبک از خروجی‌ها به ورودی‌ها هستند.

2-3-2- آموزش شبکه‌های عصبی پویا

شبکه‌های عصبی پویا همانند شبکه‌های عصبی ایستا می‌توانند با الگوریتم‌های بر پایه‌ی گرادیان مانند پس انتشار خطا و با هر تابع آموزشی مانند تابع لونبرگ – مارکاد آموزش داده شوند. کارایی این الگوریتم‌ها هنگامی که در آموزش شبکه‌های پویا استفاده می‌شوند متفاوت است و در محاسبه‌ی گرادیان، راه سخت‌تری را می‌پیمایند [25].با دقت در نرون بازگشتی (فیدبک‌دار) ساده‌ی شکل 3 مشاهده می‌شود که وزن‌ها دو اثر متفاوت روی خروجی شبکه دارند. اولین اثر، اثر مستقیم است، چراکه یک تغییر در وزن، باعث ایجاد تغییر آنی در خروجی گام زمانی فعلی می‌شود.

این اثر می‌تواند با استفاده از پس انتشار استاندارد محاسبه شود. اثر دوم یک اثر غیر مستقیم است، چراکه برخی از ورودی‌های لایه، مانند a(t-1)، خود، تابعی از وزن‌ها هستند. برای در نظر گرفتن این اثر غیر مستقیم، برای محاسبه‌ی گرادیان‌ها باید از پس انتشار پویا استفاده کرد که از لحاظ محاسباتی بسیار پرقدرت‌تر است. انتظار می‌رود پس‌انتشار پویا زمان بیشتری برای آموزش صرف کند. از طرفی سطح خطا در شبکه‌های پویا بسیار پیچیده‌تر از سطح خطا در شبکه‌های ایستا می‌باشد و احتمال گرفتار شدن الگوریتم آموزشی در کمینه‌های محلی بسیار زیاد است. لذا پیشنهاد شده که برای رسیدن به یک نتیجه‌ی بهینه چندین بار فرایند آموزش تکرار شود شکل 4 نشان دهنده یک شبکه عصبی سری زمانی پویا با سه لایه مخفی است. سایر بحث‌ها مانند توابع کارایی و آماده‌سازی داده‌ها در مورد شبکه‌های NARX، همانند شبکه‌های MLP می‌باشند[26].



شکل 4) شبکه عصبی سری زمانی پویا

۴-۲- آماده‌سازی داده‌ها

از آنجا که ابعاد متغیرهای ورودی عموماً متفاوت است، داده‌ها قبل از آنکه وارد شبکه شوند باید نرمال شوند. نرمال‌سازی[5] به این معناست که با اعمال یک نگاشت، محدوده‌ی تغییرات مقادیر داده‌ها بین صفر تا 1+ و یا 1- تا 1+ آورده شود، با این کار داده‌ها بی‌بعد می‌شوند. تحقیقات نشان داده‌اند که نرمال‌سازی داده‌ها باعث بالا رفتن کارایی شبکه می‌شود. در این تحقیق داده‌ها به صورت متقارن بین 1- تا 1+ نرمال شده‌اند. تابع نرمال سازی به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$X_n = \frac{2(X - X_{min})}{X_{max} - X_{min}} - 1 \qquad (۲)$$

در این رابطه X مقدار نرمال نشده‌ی داده و X_n مقدار نرمال شده‌ی آن می‌باشد، X_{min} و X_{max} نیز به ترتیب کوچکترین مقدار عددی و بزرگترین مقدار عددی در بردار داده‌ها می‌باشند.

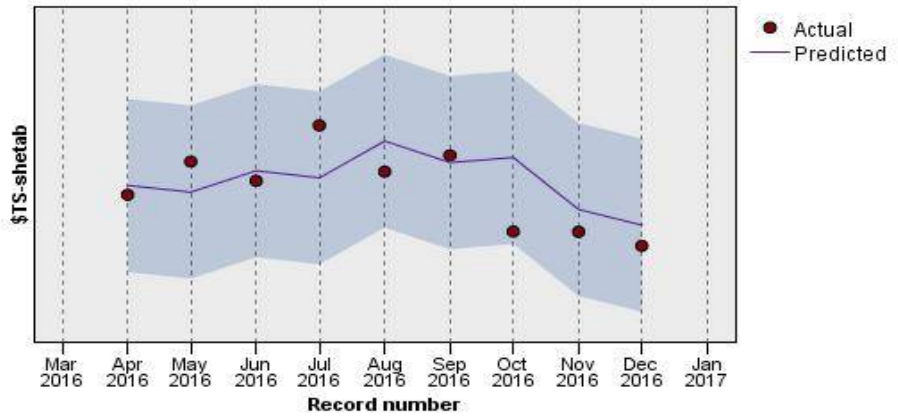
۳- یافته ها

۳-۱- مدل سریهای زمانی با استفاده نرم افزار کلمنتاین

توابع سری زمانی از جمله هموار سازی نمائی و مدلهای آریما و آریما چند متغییره (یا تابع انتقال) برای پیش بینی سری زمانی بر مبنای داده های سری زمانی تخمین زده می شوند. هموار سازی نمائی روش پیش بینی است که از ارزش وزن داده شده با توجه به مشاهدات زمانی قبلی استفاده تا ارزشهای آینده را پیش بینی کند. به همین منظور هموارسازی نمائی برمبنای درک نظری داده نمی باشد. آن یک نقطه زمانی را پیش بینی می‌کند و پیش بینی‌های خود را با اطلاعات جدید وارد می‌کند. این تکنیک برای پیش بینیهای زمانی که به صورت روند یا فصلی یا هردو نشان داده می‌شوند مفید خواهد بود. شما می‌توانید انتخاب کنید از انواع هموارسازی نمائی در روندها و فصلی که نشان داده شده است.

مدل میانگین متحرک خود همبسته یکپارچه (ARIMA) روش-های پیچیده‌تری را برای مدلسازی اجزا روند و فصلی نسبت به مدلهای هموارسازی نمائی فراهم می‌کند. و همچنین منحصرا آنها مزیت‌های افزوده به متغیرهای مستقل (پیش بینی‌کننده) در مدل را می‌پذیرند. این روش دربرگیرنده رگرسیون خودکار و میانگین متحرک و نیز میزان تفاوت می‌باشد. همچنین متغیرهای پیش‌بینی‌کننده و تابع انتقال را برای هریک یا همه آنها شامل می‌شود و نیز به طور اتوماتیک داده‌های پرت یا مجموعه‌ای از داده‌های پرت را شامل می‌شود. مدلهای آریما بر خلاف مدلهای هموارسازی که توصیف می‌کند رفتار سری‌های زمانی را بدون تلاش به منظور درک اینکه چرا این رفتار اتفاق افتاد است ، اگز شما بخواهید تا در بگیرید پیش بینی کننده‌های که ممکن است کمک به توضیح رفتار سری های پیش‌بینی شده بکنند اغلب مفید هستند .[4،22،27] در نرم افزار کلمنتاین شما می توانید انتخاب کنید که داده های زمانی با کدامیک از این روشها مورد تحلیل و ارزیابی قرار گیرند همچنین این نرم افزار گزینه دیگری دارد که به طور اتوماتیک براساس فرایند داده مدل مطلوب انتخاب می‌شود. Expert Modeler به طور خودکار بهترین

[5] Normalization



شکل 5) پیش بینی 9 ماه 1377 دستگاه خودپرداز

مدل را بین مدلهای هموارسازی نمائی و میانگین متحرک خود همبسته یکپارچه[6] (ARIMA) با توجه به یکی یا چند متغیر هدف شناسایی و برآورد می‌کند بنابراین نیاز به شناسایی مدل مناسب از طریق آزمون و خطا از بین می‌رود. در همه حالات Expert Modeler برای هر متغیر هدف بهترین مدل را انتخاب و بر می‌گزیند.

اگر متغیرهای پیش‌بینی کننده مشخص باشند Expert Modeler برای ارزیابی مدل میانگین متحرک خود همبسته یکپارچه را که متغیرها یک ارتباط معنی داری با سریهای وابسته دارند، انتخاب می‌کنند. متغیرهای مدل در صورت لزوم با استفاده از تابع ریشه مربعات و ریشه لگاریتم قابل تبدیلند. به صورت پیش فرض Expert Modeler همه مدلها از جمله هموارسازی نمائی و میانگین متحرک خود همبسته یکپارچه را بررسی و بهترین آنها ازمیان آنها برای هر یک از اهداف برمی‌گزیند. این قابلیت این نرم‌افزار در اختیار کاربر قرار می‌دهد تا Expert Modeler را براساس انتخاب بهترین مدل هموارسازی نمائی یا فقط میانگین متحرک خود همبسته یکپارچه محدود شود. همچنین می‌تواند به طور خودکار رخدادها را مشخص کند [29,28] .

در این مقاله، چون داده های از 1377 دستگاه خودپرداز جمع-آوری شده است ابتدا سعی شده با استفاده از چرخه کریسپ که در بخش دو توضیح داد شده در مرحله اول داده ها آماده‌سازی و سپس پاکسازی لازم صورت گیرد در انتها بعد از شناسایی دادهای پرت و اصلاح مقادیر مدلسازی با استفاده از گره سری زمانی انجام و پیش‌بینی در مورد فرایند تراکنشها صورت می‌گیرد همانطور که در شکل 5 می بینید فرایند پیش بینی و آنچه در واقع اتفاق افتاده است قابل رویت می‌باشد. از آنجایی که داده های تراکنش وابسته به زمان هستند اختلاف معناداری بین داده های واقعی و دادهای پیش‌بینی مشاهده می‌شود که این اشاره به ناکارایی مدل طراحی شده دارد.

شبکه عصبی پویا از ابزارهای جدیدی است که در سیستم های غیرخطی و نا معین که روابط بین اجزاء و پارامترهای سیستم به خوبی شناخته شده و توصیف پذیر نیستند قادر به تحلیل و شبیه سازی می باشد[30]. از آنجایی که تراکنشهای دستگاه های خودپرداز تحت تاثیر زمان هستند و یک تقریب غیر خطی می‌باشد این شبکه برای تراکنشهای دستگاه یک مدلی کارا می باشد. میزان کارایی یک شبکه‌ی عصبی با استفاده از توابع مخصوصی سنجیده می‌شود. از مهم‌ترین و پرکاربردترین نوع توابع کارایی در شبکه‌های عصبی، تابع میانگین مربعات خطا[7] و جذر آن می‌باشند. این دو تابع به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$MSE = \frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k}(e_i)^2 \qquad (۳)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k}(e_i)^2} \qquad (٤)$$

e_i = میزان خطاهای مشاهده شده

[6] The Autoregressive Integrated Moving Average(ARIMA)

[7] Mean Squared Error (MSE)

جدول 1: نتایج خروجی مدل طراحی شده

نتایج مدل شبکه عصبی پویا	RMSE	MSE	R	mean	S.V
All Data	0/031033	0/00096306	0/96816	0/0020604	0/030976
Train Data(70% data)	0/029353	0/00086161	0/97335	0/0026201	0/029251
Validation Data(15% data)	0/037377	0/001397	0/95096	0/00019288	0.037467
Test Data(15% data)	0/03164	0/0010011	0/96135	0/0013244	0/031688

در سنجش میزان کارایی شبکه‌های عصبی علاوه بر این دو تابع که گویای میزان خطای کلی پاسخ شبکه می‌باشند، از یک معیار دیگری به نام ضریب تبیین[8] نیز استفاده می‌شود. ضریب تبیین (DC) به صورت زیر تعریف می‌شود :

انحراف نسبت به خط رگرسیون برازش

$$\sum_{i=1}^{k}\left(Y_i - \hat{Y}_i\right)^2 \qquad (۵)$$

انحراف کل

$$\sum_{I=1}^{k}(Y_i - Y_i^{ave})^2 \qquad (۶)$$

و مقدار آن در بازه‌ی [۱+ ∞-] قرار دارد. در این معادله Y_i تمام مشاهده‌ها و $\hat{Y}_i$ انحراف های Y_iها در اطراف خط رگرسیون و Y_i^{ave} میانگین کل مشاهدات می‌باشد.

$$DC = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{k}\left(Y_i - \hat{Y}_i\right)^2}{\sum_{i=1}^{k}\left(Y_i - Y_i^{ave}\right)^2} \qquad (۷)$$

برای سنجش کارایی یک شبکه‌ی عصبی باید هر دو پارامتر فوق مورد ارزیابی قرار گیرند، به بیان دیگر شبکه‌ی عصبی کارا و قابل اطمینان شبکه‌ای است که در عین کم بودن تابع کارایی یا همان میزان خطا، دارای ضریب تبیین بالایی نیز باشد(نزدیک به یک). این دو معیار باید به صورت همزمان ارضا شوند[31].

در گام اول در ایجاد شبکه عصبی و پیش بینی مدل تعداد نرون های ورودی در این مقاله برمبنای تراکنشهای 9 ماه 1377 دستگاه خودپرداز بانک صادرات در مجموع 12393 تراکنش

صورت گرفته در کل ماه ها به عنوان ورودی و همچنین میزان تاخیر را برهمین مبنا تعین و از آنجایی که تعداد اپاک[9] ها به معنای تعداد دور اجرای الگوریتم آموزش می باشد و همچنین نرخ آموزش[10] به منظور جلوگیری از overfittingو آموزش 100 درصد شبکه استفاده می‌شود زمانیکه دقت شبکه بر روی داده‌های آموزشی به این مقدار رسید آموزش شبکه خاتمه می‌یابد بر اساس آزمون و خطا شبکه در این مقاله تعداد اپاک ها 100000 در نظر گرفته شده که در این آموزش عملکرد مدل بر مبنای میانگین خطا و مجذور خطا برای داده های آموزش و تست و کل داده ها در جدول 1 نشان داده شده است.

خروجی شبکه عصبی همان طور که در جدول یک مشاهده می گردد بهترین ساختار شبکه عصبی ، شبکه ای با 5 لایه پنهان و 8 نرون می باشد بر طبق تعریف رگرسیون و میانگین مجذور خطا شبکه ای با 8 نرون در5 لایه پنهان دارای ساختار بهتری می باشد و نمودار های مربوط به این ساختار در شکل 6 نشان داده شده است.

از آنجایی که شبکه‌ی عصبی کارا و قابل اطمینان شبکه‌ای است که در عین کم بودن تابع کارایی یا همان میزان خطا، دارای ضریب همبستگی بالایی نیز باشد(نزدیک به یک) پس همانطور که در جدول یک مشاهده می شود ضریب همبستگی بدست آمده نشان دهنده کارا بودن مدل طراحی شده می باشد.

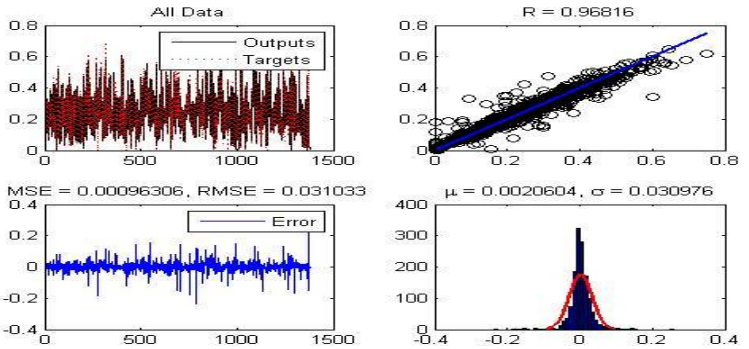
از آنجایی که پیش بینی‌های صورت گرفته برای ماه دهم می باشد برای صحت و درستی مدل علاوه بر بررسی عملکرد شبکه پیش‌بینی را برای ماه 9 انجام و روند پیش بینی را با آنچه که در واقعیت اتفاق افتاده در شکل 7 روند تراکنشها در نموداری نشان داده شده است. همانطور که در شکل مشاهده می شود میزان اختلاف پیش بینی های انجام با داده‌های واقعی بسیار نزدیک بهم بوده ودرستی مدل طراحی شده مورد تایید قرار گرفته است.

---

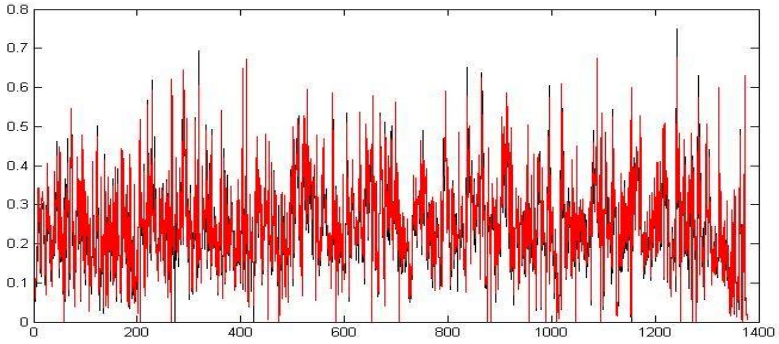
[8] Determination Coefficient (DC)

[9] epoch

[10] Training Rate



شکل 6) نمودارهای مدل شبکه عصبی پویا طراحی شده



شکل 7) نمایش داده های پیش بینی شده و داده های واقع

٤- نتیجه گیری

سرویس‌دهی به دستگاه‌های خودپرداز کاری پُرهزینه از جهت مدیریت نقدینگی و هزینه‌های عملیاتی است. با بالا بودن قیمت تمام‌شده در ایران و اهمیت یافتن کارایی عملیاتی، بیشتر بانک‌ها کارایی خود را معطوف به چگونگی مدیریت وجوه نقد در دستگاه‌های خودپرداز نموده‌اند، بدین معنا که چه میزان در دستگاه‌ها پول نگه‌دارند تا دچار مازاد یا کمبود نقدینگی نشوند. بنابراین، بانک‌ها همان‌طور که به مدیریت نقدینگی در شعب می‌پردازند، باید با توجه به شرایط زمانی، مکانی و اقتصادی به مدیریت نقدینگی دستگاه‌های خودپرداز نیز بپردازند.

در این مقاله سعی شده مدلی را بر مبنای رفتار مشتریان در طی 9 ماه از سال 95 در بین 1377 دستگاه خودپرداز ارائه دهد که نتایج مدل حاکی از آن است مدل طراحی شده یک مدل شبکه عصبی پویا با 8 ورودی و 5 لایه مخفی مدلی هوشمند با کارایی 96 درصد می باشد که قادریم با استفاده از این مدل رفتار کاربران را پیش بینی و براساس پیش بینی‌های صورت گرفته میزان پول-گذاری در دستگاه‌ها انجام شود بطوریکهروش پیشنهادی می تواند هزینه های عملیاتی را تا 80 درصد کاهش دهد. همچنین در این پژوهش، شبکه طراحی شده بر مبنای داده های واقعی، ابزاری توانمندی برای پیش بینی می باشد که قادرست ساختار غیرخطی تقاضا در دستگاه های خودپرداز را با دقت مورد انتظاری تقریب بزند ونیز می تواند با ایجاد محیطی پویا، از عدم اطمینان در داده های موجود به منظور دستیابی به کاربرد عملی و با هزینه کم مقابله کند و با پیش بینی برخی از وقایع آینده سبب افزایش عملکرد و کارایی و کنترل بهتر دستگاه های خودپرداز شود و از آنجایی که مهم است میزان وجوه نقد در سطح مناسبی برای پاسخگویی به تقاضای مشتری حفظ شود؛ در چنین شرایطی، سیستم پیش بینی طراحی شده برای ایجاد یک تصویر واضح از تقاضا بسیار ضروری می باشد. یکی از مشکلات پیش رو در این پژوهش این است که بدلیل عدم دسترسی به اطلاعات روزانه برداشت از دستگاه های مربوطه و همچنین تعداد کاربرانی که روزانه از دستگاه های مورد نظر استفاده نموده اند روند پیش بینی کمی با تاخیر و به کندی انجام می شود و پیشنهاد می شود با دسترسی با این داده ها بر سرعت حل مدل افزوده شده و روند پیش بینی با دقت بهتری مورد ارزیابی قرار گیرد .

فهرست منابع

[۱] Roger M. Hill, Soren Glud Johansen, ۲۰۰٦, "Optimal and near-optimal policies for lost sales inventory models with at most one replenishment order outstanding", Production, Manufacturing and Logistics European Journal of Operational Research 169, 111 132.

[۲] ATMmarketplace.com, "۲۰۱۰ ATM software trends and analysis," Net World Alliance, Tech. Rep., ۲۰۱۰.

[۳] FOBISS, Artificial Intelligence for Business Process Optimization, White paper, www.fobiss.com.

[٤] Salas, ۱۹۹٦. " Applied Time Series in Hydrology", Mc Graw Hill.

[٥]Abor, J., ۲۰۰٤, Technological innovation and banking in Ghana: An evaluation of Customers perception, American Academy of Financial Management.

[٦] R. Simutis, D. Dilijonas, L. Bastina, J. Friman, and P. Drobinov, ۲۰۰۷, "Optimization of cash management for ATM network," Information Technology And Control, Kaunas, Technologija, vol. 36, no. 1A, pp. 117 – 121.

[۷] R. Simutis, D. Dilijonas, L. Bastina, and J. Friman, ۲۰۰۷, "A Flexible Neural Network for ATM Cash Demand Forecasting," in Proc. ۱٦th Int. Conf. on Computational intelligence, Man-Machine System and Cybernetics, Spain, Dec. ۱٤-۱٦, pp. ۱٦۲-165.

[۸] D. Dilijonas and L. Bastina, , ۲۰۰۷, "Retail Banking Optimization System Based on Multi-agents Technology," in Proc. ۱٦th Int. Conf. on Computational intelligence, Man-Machine System and Cybernetics, Spain, Dec. ۱٤-۱٦, pp. ۲۰۳-208.

[۹] R. Simutis, D. Dilijonas, and L. Bastina, ۲۰۰۸, "Cash demand forecasting for ATM using neural networks and support vector regression algorithms," in EurOPT ۲۰۰۸ - Proc. of the ۲۰th Euro Mini Conf. on Continuous Optimization and Knowledge-Based Technologies, May ۲۰-۲۳, ۲۰۰۸, pp. 416 421.

[۱۰] D. Dilijonas, V. Sakalauskas, D. Kriksciuniene, and R. Simutis, ۲۰۰۹, "Intelligent systems for retail banking optimization - Optimization and management of ATM network system," in ICEIS ۲۰۰۹ - Proc. of the ۱۱th Int. Conf. on Enterprise Information Systems, Volume AIDSS, J. Cordeiro and J. Filipe, Eds., May ٦-۱۰, pp. ۳۲۱–۳۲٤.

[۱۱] H. Snellman and M. Virn, ۲۰۰٦, "ATM networks and cash usage," Bank of Finland, Research Discussion Papers ۲۱, November ۲۰۰٦.

[۱۲]Armenise, R., Birtolo, C., Sangianantoni, E. and Troiano, L., ۲۰۱۲, Optimizing ATM Cash Management by Genetic Algorithms, International Journal of Computer Information Systems and Industrial Management Applications, ٤, pp. 598-608.

[۱۳]Saad M.darwish, ۲۰۱۳, A Methodology to Improve Cash Demand Forecasting for ATM Network,International Journal of Computer and Electrical Engineering, Vol. ٥, No. ٤, August.

[۱٤] Ekinci, Y., Lu, J-C., Duman, E., ۲۰۱٤, Optimization of ATM Cash Replenishment with Group- Demand Forecasts, Expert Systems with Applications, doi: http://dx.doi.org/۱۰,۱۰۱٦/j.eswa.۲۰۱٤,۱۲,۰ 11.

[۱٥] Venkatesh k., V. Ravi, A. Prinzie, D. Poel, ۲۰۱٤,"Cash demand forecasting in ATMs by clustering and neural networks", European Journal of Operational Research 232, 383 392.

[۱٦] Arora N., J. Kumar R. Saini, ۲۰۱٤, "Approximating Methodology: Managing Cash in Automated Teller Machines using Fuzzy ARTMAP Network", International Journal of Enhanced Research in Science

Technology & Engineering, ISSN: ۲۳۱۹-۷٤٦۳ Vol. ۳ Issue ۲, February, pp: ۳۱۸-326.

[۱۷] Arora, N. and Saini, J.R., ۲۰۱٦. Estimation and approximation using neuro-fuzzy systems. International Journal of Intelligent Systems and Applications, ۸(٦), p.۹.

[۱۸] Bhandari, R. and Gill, J., ۲۰۱٦. An artificial intelligence ATM forecasting system for hybrid neural networks. International Journal of Computer Applications, ۱۳۳(۳), pp.۱۳-۱٦.

[۱۹] Vennila, A. and Rathnaraj, S.N., ۲۰۱۸. Impact on Customer Perception towards ATM Services Provided By the Banks Today: A Conceptual Study. International Journal of Scientific Research and Management, ٦(۰۱).

[۲۰] BİLİR, C. and DÖŞEYEN, A., ۲۰۱۸. Optimization of ATM and Branch Cash Operations Using an Integrated Cash Requirement Forecasting and Cash Optimization Model. Business & Management Studies: An International Journal, ٦(۱).

[۲۱] Witten, I. H., Frank, E., Hall, M. A., & Pal, C. J., ۲۰۱٦, Data Mining: Practical machine learning tools and techniques. Morgan Kaufmann, pp ۳۱٤.

[۲۲] Diwan, T. D., CHOUKSEY, P., Thakur, R., & LODHI, B, ۲۰۱۲, exploiting data mining techniques for improving the efficiency of time series data. In International Conference on Computers Science and Information Technology, IRNet (pp. ٤٦-٥۱).

[۲۳] Demuth, H., Beale, M., Hagan, M. ۲۰۰۹. Neural Network Toolbox™ ٦-User's Guide, Mathworks Inc.

[۲٤] S. A. Billings, ۲۰۱۳, "Nonlinear System Identification: NARMAX Methods in the Time, Frequency, and Spatio-Temporal Domains, Wiley, ISBN ۹۷۸-۱-1199-4359-4.

[۲٥] Berry, M.J.A.; Linoff, G, ۱۹۹۷, Data Mining Techniques. For Marketing, Sales and Customer Support. Wiley Computer Publishing.

[۲٦] Asteriou, Dimitros; Hall, Stephen G, ۲۰۱۱, "ARIMA Models and the Box–Jenkins Methodology". Applied Econometrics (Second Ed.). Palgrave MacMillan. pp. ۲٦٥–۲۸٦. ISBN ۹۷۸-۰-۲۳۰-27182-1.

[۲۷] Xiao, X., Xu, H., & Xu, S, ۲۰۱٥, Using IBM SPSS modeler to improve undergraduate mathematical modelling competence. Computer Applications in E۲۰-۲۷.

[۲۸] Santric-Milicevic, M., Vasic, V., & Marinkovic, J., ۲۰۱۳, Physician and nurse supply in Serbia using time-series data. Human resources for health, ۱۱(۱), ۲۷.

[۲۹] Haykin, S. Neural Networks a Comprehensive Foundation, Second eddition, Prentice Hall International Inc.ngineering Education, ۲۳(٤), ٦۰۳-٦۰۹.

[۳۰] Andrawis, R.R., Atiya, A.F., El-Shishiny, H., Forecast combinations of computational intelligence and linear models for the NN٥ time series forecasting competition. International Journal of Forecasting ۲۷, ۲۰۱۱, ٦۷۲–٦۸۸.

[۳۱] Haykin, S. Neural Networks a Comprehensive Foundation, Second eddition, Prentice Hall International Inc.