# پیش‌بینی کوتاه‌مدت و میان‌مدت تراکنش‌های بانکی با بهره گیری از شبکه‌های عصبی مصنوعی

# Short term and medium term forecasting of banking transactions based on Artificial Neural Network

زهرا جهان، دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی برق-کنترل، دانشگاه صنعتی امیرکبیر
Zahra Jahan, Graduate student of Electrical Engineering – Control, Amirkabir University of Technology , z.jahan@aut.ac.ir

(محمد کمیجانی، شرکت نبض افزار رایان اندیش)
Zahra Jahan, Graduate student of Electrical Engineering – Control, Amirkabir University of Technology , z.jahan@aut.ac.ir

(مهدی کراری، استاد دانشگاه صنعتی امیرکبیر )
Mehdi Karrari, Professor of Electrical and Computer Engineering Department of Amirkabir University of Technology, karrari@aut.ac.ir

## چکیده (فارسی)

پیش‌بینی روند تراکنش‌های بانکی یکی از مسایل اساسی در حوزه‌های قابلیت اطمینان، امنیت سیستم و بهبود کیفیت خدمات بانکی است که تاثیرات قابل توجهی در برآورد هزینه‌ها، مدیریت و برنامه ریزی منابع و ظرفیت سنجی سامانه پرداخت الکترونیکی بانکی دارد. با توجه به ظرفیت محدود سوئیچ بانکی گاهی با افزایش بیش از حد تعداد صف تراکنش‌ها دیگر سوئیچ جوابگوی حجم بالای تراکنش‌ها نبوده و در برخی موارد خارج از سرویس می‌شود. به عنوان مثال در روزهای پایانی سال و یا در زمان واریز یارانه‌ها که حجم مراجعه مردم به خودپردازهای بانکی افزایش می‌یابد، قطع و وصل مدام شبکه، عدم پرداخت پول، خراب شدن دستگاه خودپرداز و... از جمله مشکلاتی است که مردم با آن روبرو هستند. بنابراین به منظور برنامه‌ریزی مناسب کوتاه‌مدت و بلندمدت بار سوییچ و سامانه متمرکز بانک، نیاز به پیش‌بینی تراکنش‌های سوئیچ و سامانه متمرکز احساس می‌شود. پژوهش حاضر با استفاده از داده‌های واقعی چند بانک نمونه به پیش‌بینی تعداد تراکنش‌های الکترونیکی، مدرن و شعبه‌ای می‌پردازد. پیش‌بینی به صورت کوتاه‌مدت و میان‌مدت به وسیله شبکه‌های عصبی، به عنوان ابزار هوشمند در مدل‌سازی، تخمین و پیش‌بینی داده محور، انجام پذیرفته است. شبکه‌های عصبی به کار گرفته شده در این تحقیق از نوع پرسپترون چند لایه است که به روش الگوریتم پس انتشار خطا آموزش دیده اند. با بهره گیری از معیارهای اندازه گیری دقت پیش‌بینی، نتایج نشان می‌دهد که مدل می‌تواند با اعمال برخی ملاحظات بومی صنعت بانکداری کشور نظیر درنظرگیری روزهای کاری و غیر کاری، روزهای واریز یارانه‌ها و اطلاعات الگوی بار در روزهای مشابه ماه قبل در نحوه مدل سازی شبکه عصبی، با دقت مناسبی به پیش بینی روزانه و ۳۱ روز جلوتر تعداد تراکنش‌های سوییچ، شعبه‌ای و مدرن بپردازد.

**واژگان کلیدی:** بانکداری الکترونیکی، پیش‌بینی، تراکنش‌های بانکی، شبکه‌های عصبی مصنوعی.

**چکیده (انگلیسی)**

Forecasting the banking transactions is one of the fundamental issues in the fields of reliability, security of systems and improving the quality of banking services that has significant implications on the costs estimate and management and resource and demand planning of electronic payment system. Due to limited capacity of banking switch, sometimes by excessive number of queued transactions, switch will not be responsible to the high volume of transactions anymore and in some cases run out of service. For example in the last days of the year or at subsidies payments, when the volume of referred people to ATM increases, continuously network's connection and disconnection, lack of money, the breakdown of ATM, and etc., are among the problems that people face. Therefore the need to prediction of switch and Core transaction is felt due to suitable short and long term planning of switch and Core load of bank.The present study has been done in order to predict the number of the electronic, modern and branch transactions, by using the real data of several sample banks. Prediction in the form of short and medium term has been done by using neural networks as an intelligent tool in modeling, estimation and data-based prediction. The neural network used in this study is a multi-layer perceptron which is trained by error back propagation algorithm. Using the criteria for measuring the accuracy of predictions, results show that model can predict the switch, modern and branch transactions daily and 31 days ahead of time accurately by the consideration of the local banking industry such as working and non-working days, subsidies payment days and data patterns in same days of previous month, in the modeling of neural networks.

**Key words:** Electronic Banking, Forecasting, Banking Transaction, Artificial Neural Network.

## مقدمه

اگر در ارائه خدمات بانکداری الکترونیکی سیاست‌های مناسب به کار گرفته شود، بانکداری الکترونیکی نقش به سزایی در اقتصاد یک کشور خواهد داشت. مدل‌سازی، پیش‌بینی و ظرفیت سنجی سامانه پرداخت الکترونیکی در بهبود کیفیت خدمات تاثیر گذار است و علاوه بر امکان رفع مشکلات موجود، امکان ایجاد چشم انداز روشن و بدون مخاطره ای از آینده با مدل‌سازی و پیش‌بینی فراهم می‌شود.

پیش‌بینی تراکنش‌ها یک عامل حیاتی و اساسی برای عملیات موفقیت آمیز سیستم بانکی است. به منظور اینکه سیستم بانکی به طور موثر و کارآمد عمل کند، حجم تراکنش های سوییچ پرداخت الکترونیکی می باید به طور کوتاه‌مدت و بلند مدت پیش‌بینی شود. مدل‌های پیش‌بینی دقیق برای عملیات سیستم بانکی امن و قابل اعتماد نیاز است. اگر پیش‌بینی بار به طور صحیح انجام نشود، قابلیت اطمینان و امنیت سیستم ممکن است به خطر بیافتد و منجر به خرابی آن شود. از سوی دیگر اگر حجم تراکنش‌های انجام شونده و به عبارت دیگر نیازهای مشتریان در یک دوره زمانی مشخص برای یک بانک به طور درست پیش‌بینی شود، آن بانک توانایی فراهم آوردن تجهیزات و نیروی انسانی لازم برای برآورده نمودن این سطح درخواست را خواهد داشت و این به طور مستقیم به مشتریان سود رسانده و به صرفه جوئی در وقت و هزینه انجام کارشان کمک خواهد نمود. پیش بینی تراکنش‌ها زمانی که سوئیچ خارج از سرویس است، به نوعی بیانگر برآوردی از میزان تراکنش‌های از دست رفته یا به عبارتی فرصت‌های از دست رفته است. بنابراین بانک‌ها با داشتن پیش‌بینی از تعداد تراکنش‌ها در قسمت‌های مختلف شبکه بانکی می‌توانند برای بهبود کیفیت برنامه ریزی کنند.

با توجه به اهمیت پیش‌بینی تراکنش‌ها در سامانه پرداخت الکترونیکی، در این مقاله به پیش‌بینی تعداد تراکنش‌های سوئیچ و سامانه متمرکز پرداخته می شود. پیش‌بینی به صورت کوتاه مدت و میان مدت به وسیله شبکه‌های به عنوان یک ابزار قدرتمند در مدل‌سازی روابط غیرخطی انجام شده است.

در قسمت دوم این مقاله ادبیات موضوع با محوریت پیش‌بینی و بررسی فعالیت‌های صورت گرفته در این حوزه ارایه شده است. در قسمت سوم پس از مروری کوتاه بر شبکه‌های عصبی مصنوعی بوسیله این روش به پیش‌بینی سری زمانی تراکنش‌ها پرداخته شده است. قسمت چهارم نتایج حاصل از پیش‌بینی تراکنش‌ها ارایه شده و در نهایت در قسمت پنجم خلاصه و نتیجه گیری نهایی آورده شده است.

## ادبیات موضوع

پیش‌بینی سری‌های زمانی یکی از مهم ترین زمینه‌های پیش‌بینی است که در آن بر اساس مشاهدات گذشته یک متغیر روابط بین مشاهدات و مدل آن‌ها تعیین می‌شود. روش‌های متعددی برای پیش‌بینی سری زمانی وجود دارد. روش‌های هموارسازی نمایی و آریمای خطی از جمله این روش‌ها است که در آن‌ها مقادیر آینده تابع خطی از مشاهدات گذشته می‌باشند. اتورگرسیو شرطی[1] و اتورگرسیو آستانه ای[2] از جمله مدل‌های آماری غیرخطی هستند که محدودیت خطی بودن مدل را ندارند[۱]. از آنجایی که مدل‌های غیرخطی مذکور تنها برای الگوهای غیرخطی خاصی طراحی شده اند[۲] و قادر به مدل کردن هرنوع سری زمانی غیرخطی نمی‌باشند شبکه‌های عصبی به عنوان تنها روش کارآمد در پیش‌بینی انواع سری زمانی پیشنهاد شد. شبکه‌های عصبی ابزار محاسباتی ساده‌ای برای آزمون داده‌ها و ایجاد مدل از ساختار داده‌ها است. تحقیقات در زمینه شبکه‌های

[1] Auto Regressive Conditional Heteroscedastic
[2] Threshold Auto Regressive

عصبی نشان داده است که این شبکه‌ها دارای قابلیت بازشناسی الگو و طبقه بندی هستند. با الهام از سیستم‌های بیولوژیکی به ویژه مغز انسان، شبکه‌های عصبی قابلیت یادگیری و تعمیم تجربیات را دارند. در حال حاضر شبکه‌های عصبی برای طیف گسترده ای از فعالیت‌ها در زمینه‌های مختلف تجاری، صنعتی و علمی مورد استفاده قرار می‌گیرد[۳]. یکی از مهم ترین کاربردهای شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی است[۴].

با توجه به نوع مساله انواع مختلفی از شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توانند مورد استفاده قرار گیرند که یکی از متداول ترین آن‌ها، شبکه عصبی چند لایه پیش خور[۳] است. تحقیقات اخیر[۵] نشان می‌دهد که بیش از پنجاه درصد مطالعات، از شبکه‌های عصبی چند لایه پیشخور با قوانین الگوریتم یادگیری پس انتشار استفاده کرده اند. این نوع شبکه عصبی بدلیل کاربردهای گسترده در بسیاری از مسائل در حوزه مدیریت، مانند پیش بینی ، طبقه بندی و مدل‌سازی، بسیار پرکاربرد است.

در سال ۲۰۰۶ در تحقیقی به عنوان کاربردی از شبکه‌های عصبی در امور مالی به پیش‌بینی وجه نقد دستگاه‌های خودپرداز پرداخته شد. در این مقاله دو مدل شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی وجه نقد خود پرداز یک شعبه بانک ارائه شده است. یک مدل روزانه که با درنظرگرفتن مقادیر پارامترهای یک روز به عنوان ورودی، مقدار وجه نقد را برای روز آینده پیش‌بینی می‌کند و دیگری مدل هفتگی است که برای هفته آینده پیش‌بینی می‌نماید[۶]. همچنین در تحقیقی دیگر به پیش‌بینی تقاضای روزانه وجه نقد برای دستگاه‌های خودپرداز با استفاده از شبکه‌های عصبی و الگوریتم ماشین بردار پشتیبان پرداخته شده است[۷]. در سال ۲۰۱۲ میلادی، در تحقیقی به پیش‌بینی کوتاه مدت تراکنش با استفاده از تجزیه و تحلیل سری زمانی پرداخته شد. در این مقاله از دو مدل سری زمانی تجزیه و تحلیل ضربی و آریمای فصلی استفاده شده است و نتایج نشان داد که مدل تجزیه و تحلیل ضربی عملکرد بهتری دارد[۸]. در [۹] به منظور شناسایی روش مناسب برای ارائه سرویس‌های پیشنهادی به پیش بینی الگوهای رفتاری مشتریان بانک‌ها پرداخته شده است. در این تحقیق برای پیش بینی تراکنش‌های آتی مشتریان از شبکه عصبی پرسپترون استفاده شده است. نتایج حاصل از پیش بینی تراکنش‌های آتی مشتریان، نشان دهنده برآورد مناسب این تکنیک است.

مدل‌سازی و پیش‌بینی تراکنش بانکی در برنامه ریزی و بهبود کیفیت خدمات شبکه پرداخت الکترونیکی نقش اساسی ایفا می‌کند. نتایج مدل‌سازی و پیش‌بینی تراکنش‌های مختلف شبکه بانکی در مدیریت صف تراکنش‌ها، بهبود کیفیت خدمات، ملاحظه محدودیت‌ها و ظرفیت سنجی شبکه، توسعه سخت افزاری و نرم افزاری شبکه، تجزیه و تحلیل وقوع حوادث احتمالی، شناخت الگوهای رفتاری کاربران و برنامه ریزی تامین نیاز آن‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد[۱۰] و [۱۱].

در زمینه پیش‌بینی فعالیت‌های بسیاری انجام شده است اما بررسی پژوهش‌ها نشان می‌دهد که مطالعات اندکی در زمینه پیش‌بینی تراکنش‌ها انجام شده است. مطالعات محدود انجام شده نیز به پیش‌بینی تراکنش‌ها به روش‌های کلاسیک پرداخته اند. از آنجایی که این روش‌ها توانایی مدل کردن هر نوع مساله غیرخطی را ندارند و از دقت پایینی برخوردارند و از طرفی شبکه‌های عصبی انعطاف پذیری بالایی در مدل‌سازی غیرخطی دارند در این تحقیق از این شبکه‌ها به منظور پیش‌بینی تراکنش‌ها استفاده شده است.

## روش تحقیق

در این قسمت در ابتدا اصطلاحات به کار رفته در این پژوهش بیان شده است. در ادامه به طراحی شبکه که شامل آماده و نرمال سازی داده‌های ورودی، تعیین نوع شبکه ،روش آموزش، نوع تابع فعال‌سازی، تعداد اپاک بهینه و تعداد نرون هر لایه است پرداخته می‌شود.

[3] Multilayered Feedforward Neural Network.

## تعاریف و اصطلاحات

در این قسمت اصطلاحات به کار رفته در این پژوهش تعریف شده است.

- **سوییچ پرداخت الکترونیک**: سامانه سرویس دهنده به پایانه‌ها و کانال‌های عامل تراکنش‌های الکترونیکی مبتنی بر کارت است. این سامانه قابلیت پذیرش تراکنش‌های کارتی، پردازش آنها و مسیر دهی آنها در صورت لزوم را دارد.
- **سامانه متمرکز**: سامانه بانکداری متمرکز سامانه‌ای است که در آن کلیه اطلاعات و تعاملات مالی در شبکه بانکی مورد نظر، در یک واحد اطلاعات مرکزی نگهداری و ثبت می‌شود. این سیستم بر اساس رویکردهای راهبردی بانکی و به منظور بهبود عملیات، کاهش هزینه‌ها و ایجاد آمادگی برای رشد بانک، مورد بهره برداری قرار می‌گیرد.
- **تراکنش‌های الکترونیکی**: تراکنش‌هایی که از سمت سوییچ بانک به سامانه متمرکز ارسال می‌شود. منبع این تراکنش‌ها می‌تواند خودپرداز[4]، خرید اینترنتی با کارت، یا ترمینال‌های خرید فروشگاهی و هر تراکنشی که با استفاده از کارت صورت گیرد، باشد.
- **تراکنش‌های شعبه:** تراکنش‌هایی که از سمت شعب به سامانه متمرکز ارسال می‌شود و در سامانه متمرکزبرای آن‌ها سند ثبت شده است.
- **تراکنش‌های مدرن**: تراکنش‌هایی که از سمت کانال‌های مدرن بانک به سامانه متمرکز ارسال می‌شود و در سامانه متمرکز برای آن‌ها سند ثبت شده است. تراکنش‌های اینترنت بانک و تلفن بانک در این دسته تراکنش‌ها قرار می‌گیرند.

- **سری زمانی:** منظور از یک سری زمانی مجموعه‌ای از مشاهدات بر روی یک متغیر مورد توجه است. متغیر در نقاط گسسته ای از زمان که معمولا فاصله‌های مساوی دارند، مشاهده می‌شود.

برای توصیف یک سری زمانی چهار نوع جزء در نظر می‌گیرند:

۱- **روند**: حرکات رو به بالا و پایین یک سری زمانی که نشان دهنده کاهش یا افزایش بلند مدت آن است.

۲- **تغییرات دوره ای**: تکرار حرکات رو به بالا و پایین حول سطوح روند این تغییرات را نشان می‌دهد.

۳- **تغییرات فصلی** : تغییرات فصلی رفتار دوره ای متغیر را نشان می‌دهد، یعنی رفتاری که معمولا هر سال در همان فصل تقریبا با همان شدت روی می‌دهد.

۴- **تغییرات نامنظم:** تغییرات پراکنده در یک سری زمانی که از الگوی منظم و مشخصی پیروی نمی‌کنند.

## شبکه های عصبی مصنوعی برای پیش بینی سری زمانی

شبکه های عصبی مصنوعی مدل های محاسباتی هستند که از مغز انسان الهام می گیرند. این شبکه‌ها یک تقریب زننده جهانی هستند به طوریکه می‌توانند هرتابع دلخواهی را با دقت قابل قبولی تقریب بزنند. شبکه های عصبی به علت توانایی بالا در تشخیص الگوها و یادگیری ارتباط بین ورودی‌ها و خروجی‌ها یکی از مناسب ترین ابزارها برای پیش بینی می‌باشند.

[4] ATM (Automatic Teller Machine)

شبکه‌های عصبی مصنوعی برای حل هر مسئله، دو مرحله را طی می‌کنند:

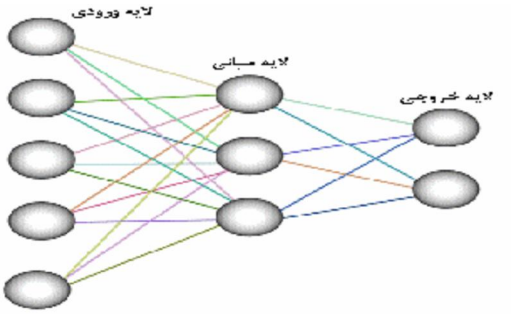
۱- مرحله آموزش: فرآیندی است که در طی آن شبکه الگوی موجود در داده‌های آموزشی را یاد می‌گیرد.

۲- مرحله تست: توانایی شبکه برای ارایه جواب قابل قبول به ازای ورودی‌هایی به جز ورودی‌های آموزشی است.

مدل پرسپترون چندلایه یکی از پرکاربردترین مدل‌های شبکه عصبی به منظور پیش بینی‌های سری زمانی است. این شبکه معمولا از چندین لایه از گره‌ها تشکیل شده است. اولین یا پایین ترین لایه یک لایه ورودی است که از آن اطلاعات خارجی دریافت می‌شود. آخرین یا بالاترین لایه یک لایه خروجی است که که نهایتاً پاسخ‌های مسئله را ارائه می‌نماید. لایه‌های ورودی و خروجی به وسیله یک یا چند لایه میانی که لایه پنهان نامیده می‌شوند جدا شده اند. در این ساختار، تمام نرون های یک لایه به تمام نرون‌های لایه بعد متصلند. این چیدمان اصطلاحاً یک شبکه با اتصالات کامل را تشکیل می دهد.

این شبکه‌ها اغلب براساس الگوریتم پس انتشار خطا[5] آموزش می بینند. در این الگوریتم ابتدا فرض بر این است که وزن‌های شبکه به طور تصادفی انتخاب شده اند. در هر گام خروجی شبکه محاسبه شده و بر حسب میزان اختلاف آن با خروجی مطلوب، وزن‌ها تصحیح می گردند تا در نهایت این خطا، می نیمم شود. در حقیقت شبکه با توزیع خطای بدست آمده در هر گام روی وزن‌های قبلی و تکرار آن آموزش می بینند. به تعداد این تکرارها اپاک[6] گفته می‌شود.

شکل ۱ ساختار شبکه‌های عصبی چند لایه پیشخور با یک لایه پنهان را نشان می‌دهد.




**شکل ۱: ساختار شبکه‌های عصبی چند لایه پیشخور**

برای یک مساله پیش بینی، ورودی‌های شبکه عصبی معمولا مستقل هستند. رابطه خطی تخمین زننده بوسیله شبکه عصبی به صورت زیر است:

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_p) \qquad (۱)$$

به طوریکه $x_1, x_2, \dots, x_p$ متغیرهای مستقل و y متغیر وابسته هستند. در این حالت عملکرد شبکه عصبی معادل با مدل رگرسیون غیرخطی است. به عبارت دیگر برای مساله پیش‌بینی سری زمانی، ورودی‌ها مشاهدات گذشته داده‌های سری زمانی و خروجی مقدار آینده است و شبکه‌های عصبی مصنوعی نگاشت تابعی زیر را انجام می‌دهند.

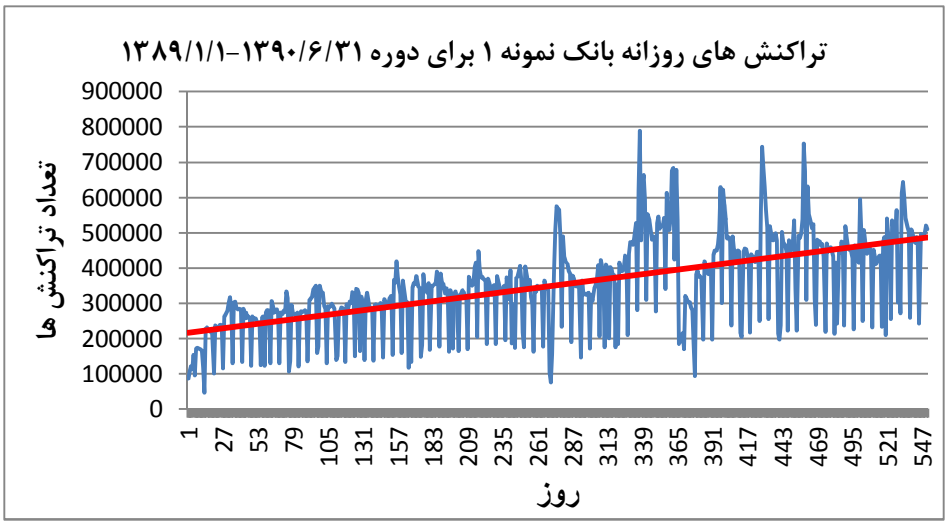
[5] Backwards Propagation of error
[6] Epoch

$$y_t = f(y_t, y_{t-1}, \cdots, y_{t-p}) \quad (۲)$$

بنابراین شبکه عصبی مصنوعی معادل با مدل اتورگرسیو غیرخطی برای مساله پیش‌بینی سری زمانی است[۱۲].

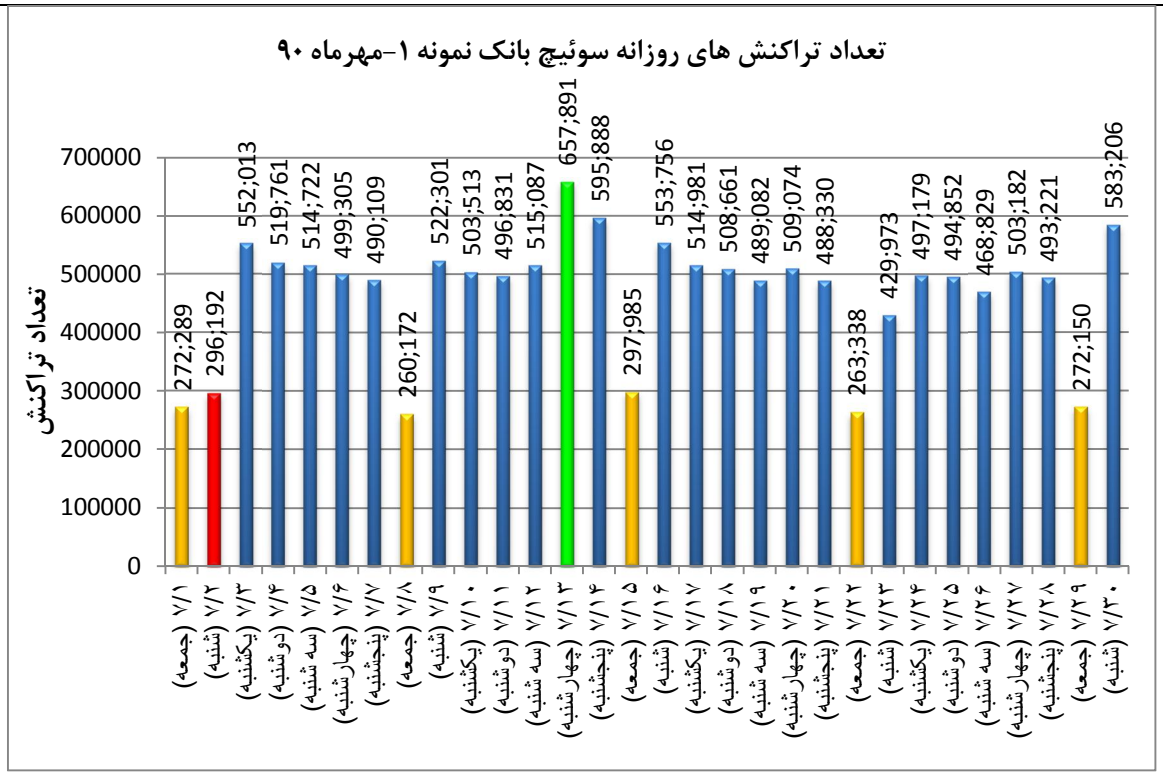
## جمع‌آوری داده‌های ورودی

یکی از مراحل مهم برای موفقیت در پاسخ شبکه عصبی جمع آوری داده است. کیفیت، در دسترس بودن، قابل اعتماد بودن و ارتباط داده‌های مورد استفاده به منظور توسعه و اجرای سیستم ضروری است. در این پژوهش طبق قرارداد شرکت نبض افزار و شرکت توسن به شماره ۹۱۱۲۷۹۴ در تاریخ ۱۳۹۱/۰۴/۱۹ از داده‌های حقیقی تراکنش‌های الکترونیکی، شعبه ای و مدرن دو بانک نمونه با حفظ محرمانگی اطلاعات مشتریان برای بازه زمانی ۱۳۹۱/۶/۳۱ تا ۱۳۸۹/۱/۱ استفاده شده است.




**شکل ۲: تعداد تراکنش‌های روزانه بانک نمونه ۱ برای دوره ۱۳۸۹/۱/۱-۱۳۹۰/۶/۳۱**

داده‌های تراکنش بانکی از آنجایی که مجموعه مشاهداتی هستند که بر اساس زمان مرتب شده اند و تعداد آنها در هر نقطه به مقادیر گذشته شان وابسته است تشکیل سری زمانی را می‌دهند. شکل (۲) تراکنش‌های روزانه بانک نمونه ۱ را برای دوره ۱۳۸۹/۱/۱-۱۳۹۰/۶/۳۱ نشان می دهد. همانطور که مشاهده می‌شود تراکنش‌ها یک روند صعودی دارند و در ماه‌های پایانی سال افزایش چشمگیری داشته اند. این شکل در حقیقت بیان می‌کند که داده‌های سری زمانی تراکنش‌های بانکی دارای ویژگی روند یا افزایش بلند مدت هستند. به منظور بررسی تغییرات دوره ای و فصلی سری زمانی داده‌ها در بازه‌ی زمانی کوچکتر رسم می‌گردند.




**شکل۳: تعداد تراکنش های روزانه بانک نمونه۱- مهرماه ۱۳۹۰**

شکل (۳) تراکنش‌های روزانه بانک نمونه ۱ را برای دوره ۱۳۹۰/۷/۳۱-۱۳۹۰/۷/۱ نشان می‌دهد. همانطور که مشاهده می‌شود داده‌های تراکنش‌های روزانه داری یک الگوی هفتگی مشخص می‌باشند. میزان تراکنش‌ها در روزهای جمعه(نارنجی) و روزهای تعطیل(قرمز) به میزان قابل توجهی نسبت به سایر روزها کاهش می‌یابند. همچنین زمان واریز رایانه‌ها(سبز) تراکنش‌ها افزایش می‌یابند که تا چند روز بعد نیز تاثیرگذار است. بنابراین تعداد تراکنش‌ها در روزها و ماه‌های مختلف تغییر می‌کند. با استفاده از این ویژگی‌ها برخی از ورودی‌هایی که می‌توانند به دقت مدل سازی کمک کنند تعیین می‌شوند. این شکل در حقیقت بیان می‌کند که داده‌های سری زمانی تراکنش‌های بانکی دارای ویژگی تغییرات دوره ای و فصلی هستند.

## طراحی شبکه

در طراحی شبکه عصبی باید علاوه بر توجه به انتخاب مناسب ورودی‌ها، ساختاری که بهترین پیش‌بینی را نتیجه می‌دهد نیز شناسایی نمود. در یک شبکه حتی با عدم تغییر متغیرهای ورودی و خروجی، تغییر ساختار می‌تواند منجر به نتایج متفاوتی از پیش‌بینی متغیرهای مورد نظر شود. در شبکه‌های عصبی انتخاب صحیح تعداد نرون‌های لایه‌ها، روش آموزش و تابع فعال سازی مهم است. زیرا علاوه بر تاثیرگذاری بر روی همگرایی شبکه، روی دقت پیش‌بینی نیز موثرند[۱۳]. در این قسمت به مراحل طراحی شبکه عصبی پرداخته می‌شود.

### گام اول: آماده و نرمال سازی داده‌های ورودی

مهم ترین کار در ساختن یک شبکه عصبی برای پیش‌بینی، انتخاب متغیرهای ورودی مناسب است. جهت پیش‌بینی تعداد تراکنش‌ها نیازمند استفاده از داده‌های گذشته آن هستیم. به عبارت دیگر متغیرهای ورودی مدل‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی

تاخیرهای زمانی سری مربوطه هستند. تعداد محدودی از داده‌های گذشته در پیش‌بینی موثر هستند همچنین تعداد ورودی‌های زیاد موجب پیچیدگی و کاهش سرعت محاسبات می‌شود. بنابراین انتخاب ترکیب مناسبی از داده‌های گذشته مهم است. در این پژوهش از معیار تحلیل همبستگی جهت انتخاب موثرترین داده‌ها برای مجموعه ورودی‌های سیستم استفاده شده است. در این معیار ورودی‌هایی که بیشترین همبستگی خطی را با خروجی دارند انتخاب می‌شوند. همانطور که قبلا نیز ذکر شد تراکنش‌ها از یک الگوی هفتگی پیروی می‌کنند بنابراین انتظار می‌رود در تحلیل همبستگی ورودی‌ها با مضارب هفت انتخاب شوند از طرفی چون تراکنش‌ها یک روند صعودی دارند وابستگی خروجی به داده‌های انتهایی بیشتر است.

علاوه بر درنظرگرفتن ورودی‌های گذشته، ۵ متغیر دیگر نیز به عنوان ورودی درنظر گرفته می‌شود. این ورودی‌ها شامل روزهای هفته و ماه‌های سال هستند. اولین ورودی روزهای هفته هستند که با عددهای یک تا ۷ نشان داده شده اند. ورودی دوم ماه‌های سال است که با اعداد ۱ تا ۱۲ مشخص شده اند. سومین ورودی روزهای ماه است که با عدد مربوط به همان روز در ورودی مدل می شوند. ورودی چهارم روزهای کاری و غیرکاری است که به ترتیب با اعداد صفر و ۱ مشخص شده اند. همچنین زمان واریز یارانه‌ها مهم و تا چند روز آینده نیز تاثیرگذار است. این روز و ۳ روز آینده آن را به ترتیب با اعداد ۴، ۳، ۲ و ۱ نشان داده و سایر روزها صفر درنظر گرفته شده است. اگر زمان واریز یارانه و یا سه روز آینده آن مصادف با جمعه شود آن روز با عدد صفر در ورودی مدل می‌شود.

به منظور اطمینان از دقت، اعتبار و توانایی تعمیم شبکه باید به آزمون شبکه طراحی شده پرداخت. برای انجام این کار مجموعه ی داده‌هایی مجزا به شبکه عصبی آموزش دیده، داده می‌شود و نتایج حاصل از آن با نتایج واقعی مقایسه می‌گردد. در صورت پایین بودن خطا، شبکه پذیرفته می‌شود. برای این منظور داده‌ها پس از آماده سازی به دو مجموعه جدا از هم آموزش و آزمون تقسیم می‌شود. داده‌ها به صورت منظم تقسیم شده اند زیرا نتایج آموزش شبکه با داده‌های منظم نسبت به حالت تصادفی بهتر بود.

در برخی موارد وجود تقارن در داده‌های ورودی توانایی شبکه عصبی را برای پیش‌بینی بالا می‌برد، به همین دلیل برای بهبود نتایج حاصله داده‌های شبکه در بازه [۱, ۱-] نرمال سازی می‌شوند. رابطه مورد استفاده برای انجام این کار به صورت زیر است:

$$Z_n = 2 \times \frac{2-\min(Z)}{\max(Z)-\min(Z)} - 1 \qquad (۳)$$

مقادیر پیش‌بینی شده می‌تواند با استفاده از رابطه زیر به شکل معمول آن برگردانده شود:

$$Z = \frac{1}{2} \times (Z_n - 1) \times (\max(Z) - \min(Z)) + \min(Z) \qquad (۴)$$

**گام دوم: تعیین نوع شبکه و روش آزمون**

در پژوهش حاضر با مقایسه شبکه‌های عصبی مختلف، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه به کار گرفته شده است. برای آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی الگوریتم‌های بسیاری وجود دارد. الگوریتم پس‌انتشار خطا متداول ترین الگوریتم آموزش است که در تحقیق حاضر نیز از آن استفاده شده است.

**گام سوم: تعیین تابع فعال‌سازی**

مرحله بعدی در شبیه سازی، تعیین نوع تابع فعال‌سازی است. ارتباط بین ورودی و خروجی یک گره و یک شبکه بوسیله این

تابع مشخص می‌شود. مهمترین توابع فعال‌سازی مورد استفاده در شبکه‌های پرسپترون چند لایه که با الگوریتم پس انتشار خطا کار می کنند تابع سیگموئید[7] و تابع تانژانت هیپربولیک[8] می‌باشند. در این تحقیق بهترین تابع بررسی شده برای لایه اول(پنهان) و لایه دوم(خروجی) از نوع تانژانت هایپربولیک بود.

**گام چهارم: تعیین تعداد تکرار بهینه**

از تکرار مشخصی به بعد میزان خطا تقریبا ثابت و یا میزان کاهش آن بسیار ناچیز است. در حقیقت با افزایش تکرارها، بهبودی در مقدار خطا حاصل نمی‌شود و فقط سرعت محاسبات کند می‌شود. از طرفی اگر تعداد اپاک‌ها کم در نظرگرفته شود ممکن است خطای شبکه به حد مورد نظر نرسد و شبکه خوب آموزش نبیند. بنابراین تعیین تعداد مناسب تکرارها مهم است. برای محاسبه تعداد تکرار بهینه با استفاده از حدس اولیه برای اپاک، تعداد لایه‌ها و تعداد نرون‌های هر لایه شبکه ساخته شده و ده بار آموزش داده می‌شود. میانگین اپاک‌های بدست آمده در هر بار آموزش، به عنوان تکرار مناسب درنظرگرفته شده است.

**گام پنجم: تعیین تعداد لایه‌ها و تعداد نرون بهینه در هر لایه**

یکی از مهم ترین مسائل در طراحی یک شبکه عصبی تعیین تعداد لایه‌ها و نرون‌های آنها است. در مورد تعداد لایه‌ها و نرون‌ها، مبنای خاصی وجود ندارد و معمولاً با سعی و خطا به نحوی انتخاب می گردند که شبکه کمترین مقدار خطا را داشته باشد. پس از بررسی‌های انجام شده مشاهده شد که انتخاب ۲ لایه برای شبکه بهترین جواب را ارائه می‌کند. به منظور تعیین تعداد نرون بهینه ، تعداد آنها در لایه ورودی از یک تا ده تغییر داده شد هر شبکه که کمترین مقدار خطا و بیشترین مقدار ضریب همبستگی را داشته باشد به عنوان مدل بهینه انتخاب می‌شود و بر اساس آن تعداد نرون‌های شبکه تعیین می‌گردد. تعداد نرون لایه خروجی به طور معمول برابر با تعداد متغیرهای خروجی است که در این تحقیق ۱ درنظرگرفته شده است.

## معیارهای ارزیابی عملکرد شبکه عصبی

به منظور بررسی کارایی مدل‌های پیش بینی سری‌های زمانی معیارهای بسیاری وجود دارد[۱۴]، که در این تحقیق از معیارهای بیان شده در جدول (۱) استفاده شده است.

| | |
|---|---|
| مجذور ضریب همبستگی | $R^2 = 1 - \frac{\sum(\hat{y}_t - y_t)^2}{\sum \hat{y}_t^{\,2}}$ |
| میانگین قدرمطلق درصد خطا[9] | $MAPE = \frac{\sum \left\lvert \frac{\hat{y}_t - y_t}{y_t} \right\rvert}{n}$ |

**جدول ۱: معیارهای ارزیابی کارایی مدل**

[7] Sigmoid function
[8] Hyperbolic tangent transfer function
[9] Mean absolute percentage error

در روابط فوق n، $y_t$ و $\hat{y}_t$ به ترتیب تعداد مشاهدات، مقدار مشاهده واقعی و مقدار خروجی مدل هستند.

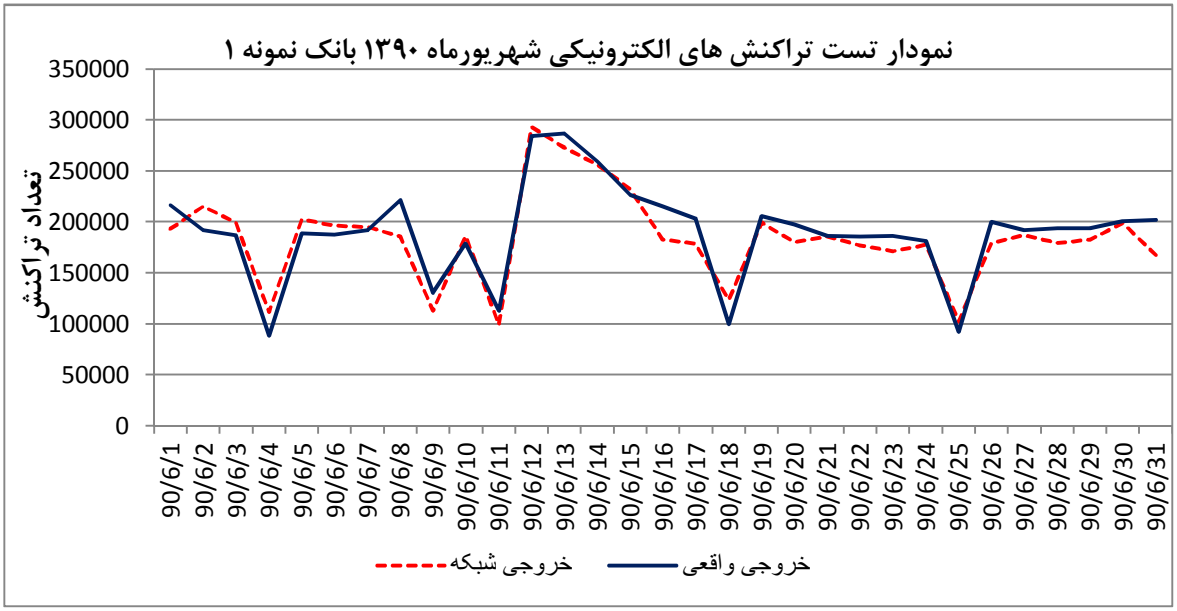
## یافته‌ها و نتایج

در این تحقیق از داده‌های واقعی دو بانک نمونه در سال‌های ۱۳۸۹، ۱۳۹۰ و ۱۳۹۱ استفاده شده است که با عناوین بانک نمونه ۱ و بانک نمونه ۲ بکار گرفته شده است. برای تمام ماه های سال پیش‌بینی تراکنش ها امکان‌پذیر و از دقت قابل قبولی برخوردار است. در این قسمت نتایج حاصل از پیش‌بینی چند ماه نمونه ارائه شده است.

### پیش‌بینی تعداد تراکنش‌های الکترونیکی

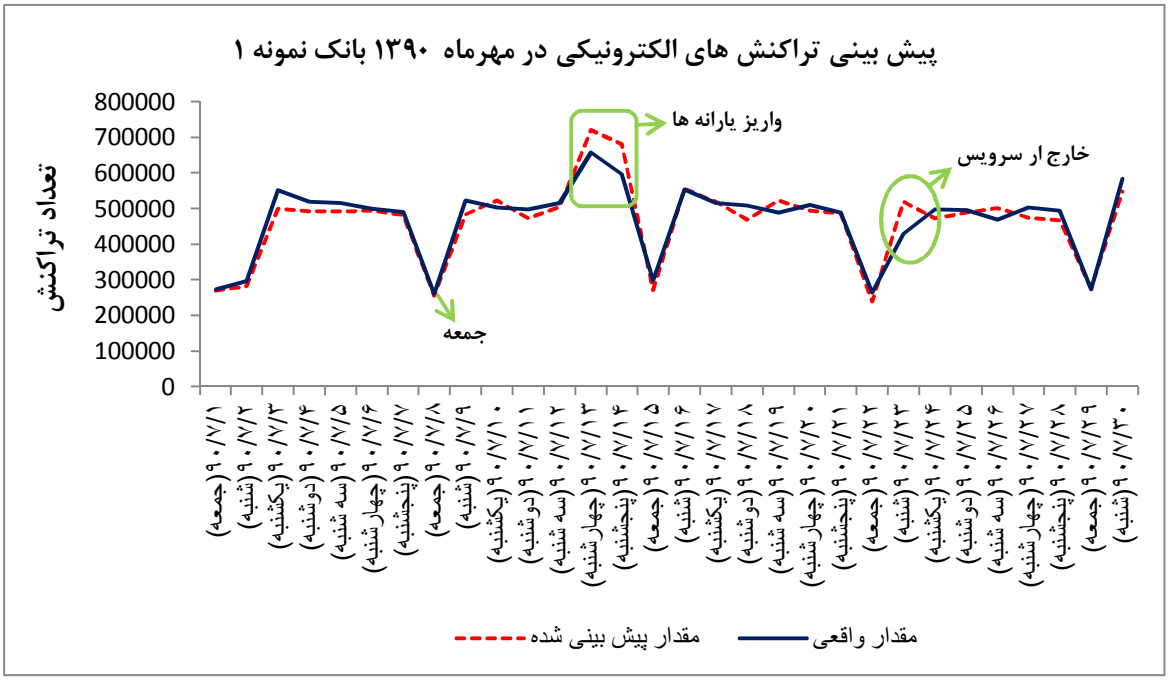
#### بانک نمونه ۱

برای داده‌های تراکنش‌های الکترونیکی بانک نمونه ۱ دوره ۱۳۸۹/۱/۱-۱۳۹۰/۵/۳۱ به آموزش شبکه و دوره ۱۳۹۰/۶/۳۱-۱۳۹۰/۶/۱ به آزمون اختصاص داده شده است. هدف پیش‌بینی تراکنش ها در مهرماه ۱۳۹۰ است. با استفاده از تحلیل همبستگی داده‌های ۱، ۳، ۴، ۶، ۷، ۸، ۱۴، ۲۱، ۲۸، ۳۵، ۴۲، ۴۹ و ۵۶ روز قبل به عنوان ورودی‌های موثر انتخاب شده اند. تعداد اپاک بهینه ۱۰۹ بدست آمده است. در تعیین تعداد نرون لایه پنهان شبکه ای که هم‌زمان بیشترین مقدار همبستگی و کمترین مقدار خطا را داشت به عنوان بهینه ترین شبکه انتخاب شد. بهینه ترین شبکه عصبی طراحی شده برای تراکنش‌های الکترونیکی دارای یک نرون در لایه پنهان است. میانگین قدرمطلق درصد خطای داده‌های آموزش برای شبکه‌ی طراحی شده ۰/۰۰۰۰۷۱ بدست آمد. علاوه بر دقت بالای شبکه آموزش دیده، این شبکه باید قابلیت تعمیم پذیری داشته باشد و در صورت دادن داده‌های جدید به آن بتواند با دقت مناسبی آن‌ها را تخمین بزند. برای اطمینان از دقت شبکه، داده‌های مجزایی به شبکه طراحی شده داده ونتایج آن با نتایج واقعی مقایسه شد. در شکل ۴ عملکرد شبکه عصبی برای داده‌های تست تراکنش های الکترونیکی نشان داده شده است.




**شکل ۴: نمودار تست شبکه عصبی برای تراکنش‌های الکترونیکی بانک نمونه ۱**

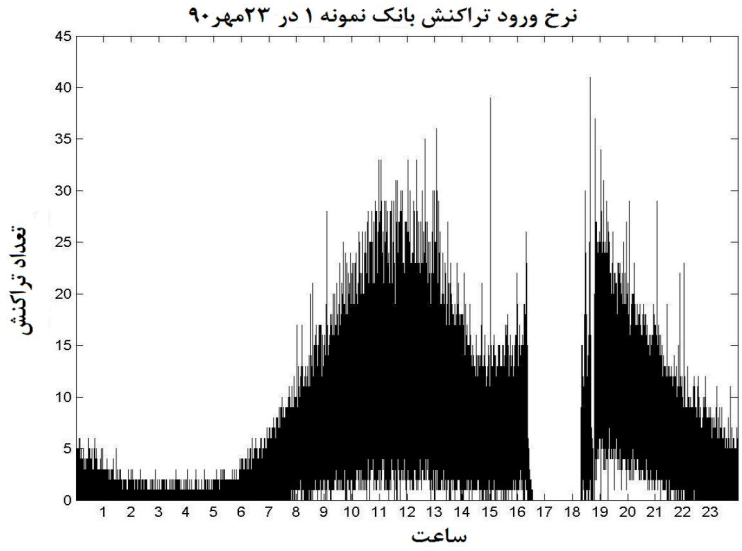
در شکل ۴ مشاهده شد که شبکه عصبی به خوبی داده‌های تست را تخمین زده و از دقت قابل قبولی برخوردار است. پس از طراحی شبکه بهینه به پیش‌بینی تعداد تراکنش‌های الکترونیکی برای مهرماه ۱۳۹۰ پرداخته شده است. در شکل ۵ نتایج حاصل از پیش‌بینی تراکنش های الکترونیکی و داده‌های واقعی بانک نمونه ۱ نشان داده شده است.




**شکل ۵: نمایش مقدار واقعی و مقدار پیش بینی شده تراکنش‌های الکترونیکی بانک نمونه ۱ در مهرماه ۱۳۹۰**

در روز ۲۳ مهرماه ۱۳۹۰ که در شکل ۵ با دایره سبز رنگ نشان داده شده است، مقدار پیش‌بینی شده بیش از مقدر واقعی است. دلیل آن این است که در این روز بانک نمونه ۱ ساعاتی از اوج بار را خارج از سرویس بوده است. در حقیقت پیش‌بینی انجام شده به نوعی تراکنش‌های از دست رفته را نیز تخمین می‌زند. روزهای جمعه و تعطیل بار سوئیچ کم است و همانطور که در شکل ۵ مشاهده می شود تعداد تراکنش در این روزها به خوبی پیش بینی شده است. در روز ۱۳ مهر ماه یارانه ها واریز شده است که این امر تاثیر به سزایی در افزایش تعداد تراکنش ها داشته است.

شکل ۶ نمودار نرخ ورود تراکنش‌های بانک نمونه ۱ در ۲۳ مهرماه ۱۳۹۰ را نشان می‌دهد که از حدود ساعت ۱۶ تا ۱۸ خارج از سرویس بوده است.

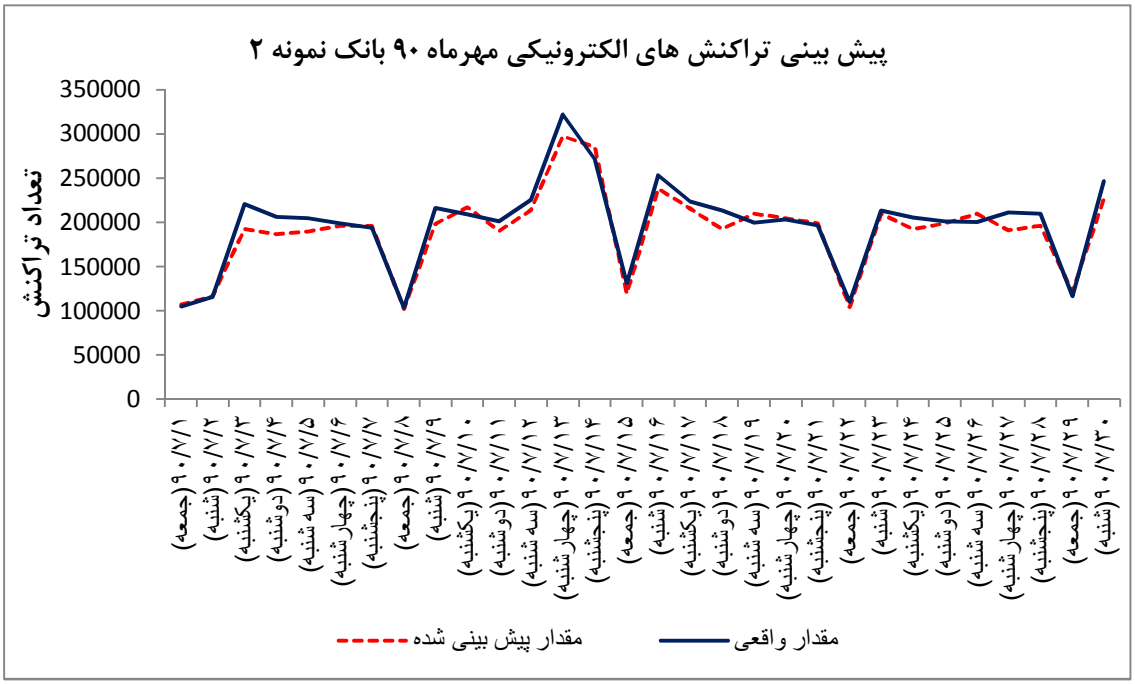



شکل ۶: نرخ ورود تراکنش بانک نمونه ۱ در ۲۳مهر۱۳۹۰

### بانک نمونه ۲

تقسیم بندی داده‌های آموزش و تست برای این بانک نیز همانند بانک نمونه ۱ است. با استفاده از تحلیل همبستگی داده‌های ۱، ۷، ۸، ۱۴، ۲۱، ۲۸، ۳۵، ۴۲، ۴۹ و ۵۶ روز قبل به عنوان ورودی‌های موثر انتخاب شده اند. تعدا اپاک بهینه ۱۱۵ بدست آمده است. انتخاب ۲ لایه برای شبکه و یک نرون در لایه ورودی بهترین جواب را ارائه می‌کند.

در شکل ۷ نتایج حاصل از پیش‌بینی تراکنش‌های الکترونیکی و داده‌های واقعی بانک نمونه ۲ در مهر ماه ۱۳۹۰ نشان داده شده است.

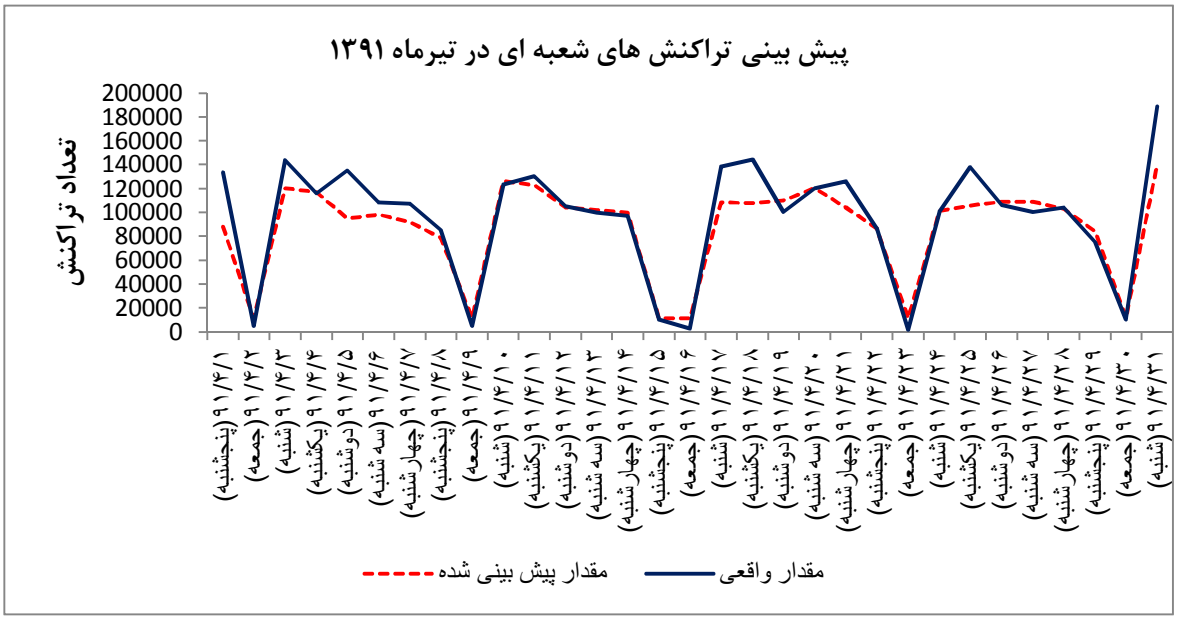


شکل ۷: نمایش مقدار واقعی و مقدار پیش بینی شده تراکنش‌های الکترونیکی بانک نمونه۲- مهرماه ۱۳۹۰

در شکل ۷ مشاهده می‌شود که در روز ۲۳ مهر تراکنش‌های الکترونیکی بانک نمونه ۲به درستی پیش‌بینی شده اند. بانک نمونه ۱ در این روز به دلیل خارج از سرویس بودن در ساعاتی از اوج بار از دقت پیش‌بینی پایینی برخوردار بود. در روز واریز یارانه ها پیش بینی تعداد تراکنش های بانک نمونه ۲ در مقایسه با بانک نمونه ۱ از دقت بالاتری برخوردار است. زیرا حجم تراکنش های بانک نمونه ۲ در مقایسه با بانک نمونه ۱ کمتر است.

## پیش‌بینی تراکنش‌های شعبه‌ای

برای داده‌های تراکنش‌های شعبه‌ای دوره ۱۳۹۱/۲/۳۱-۱۳۹۰/۱/۱ به آموزش شبکه و دوره ۱۳۹۱/۳/۳۱-۱۳۹۱/۳/۱ به آزمون اختصاص داده شده است. با استفاده از تحلیل همبستگی داده‌های ۱، ۷، ۱۴، ۲۱، ۲۸، ۳۵، ۴۲، ۴۹ و ۵۶ روز قبل به عنوان ورودی‌های موثر انتخاب شدند. تعدا اپاک بهینه ۵۲ بدست آمده است. بهینه ترین شبکه عصبی طراحی شده برای تراکنش‌های شعبه‌ای نیز دارای یک نرون در لایه پنهان است. پس از تعیین شبکه بهینه تعداد تراکنش‌های شعبه ای برای تیرماه ۱۳۹۱ پیش‌بینی شده است که نتایج حاصل از آن و مقدار واقعی تراکنش‌ها در شکل ۸ نشان داده شده است.

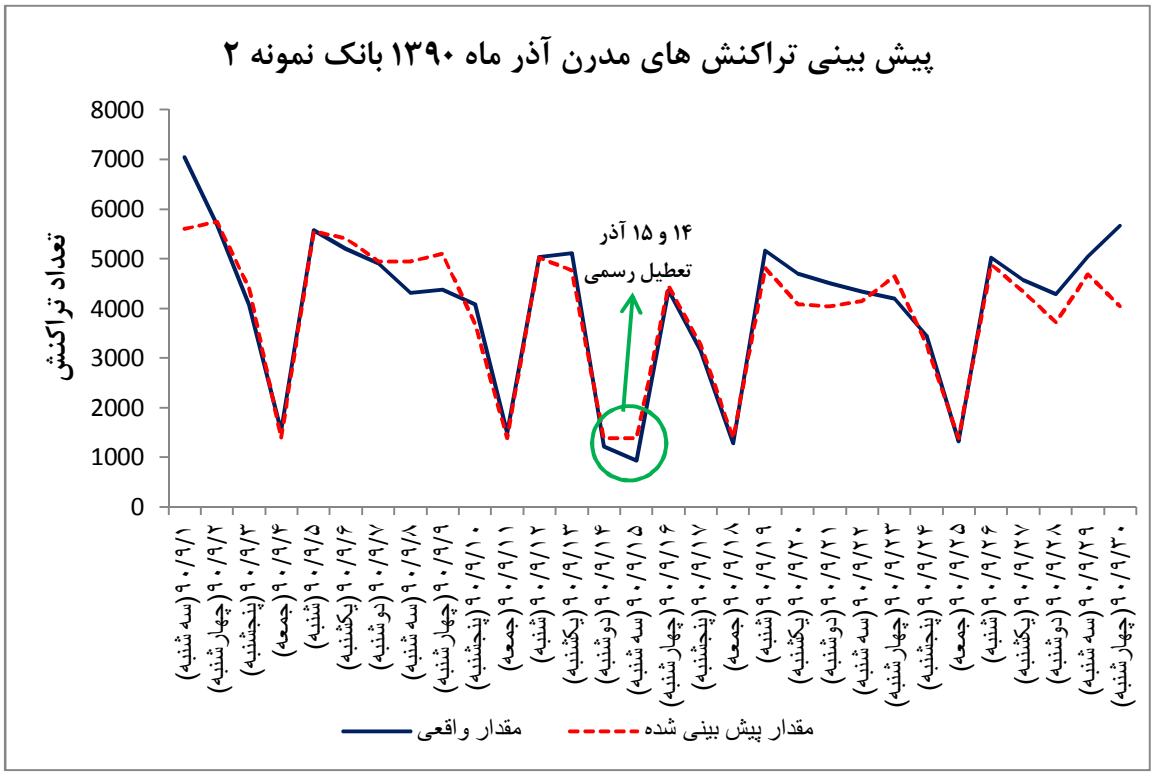



شکل ۸: نمایش مقدار واقعی و مقدار پیش بینی شده تراکنش‌های شعبه ای بانک نمونه ۲ در تیرماه ۹۱

## پیش‌بینی تراکنش‌های مدرن

برای داده‌های تراکنش‌های مدرن دوره ۱۳۹۰/۷/۳۰-۱۳۹۰/۱/۱ به آموزش شبکه و دوره ۱۳۹۰/۸/۳۰-۱۳۹۰/۸/۱ به آزمون اختصاص داده شده است. با استفاده از تحلیل همبستگی داده‌های ۱، ۷، ۱۴، ۲۱، ۲۸، ۳۵، ۴۲، ۴۹ و ۵۶ روز قبل به عنوان ورودی‌های موثر انتخاب شدند. تعدا اپاک بهینه ۶۴ بدست آمده است. بهینه ترین شبکه عصبی طراحی شده برای تراکنش‌های شعبه ای نیز دارای یک نرون در لایه پنهان است. پس از تعیین شبکه بهینه تعداد تراکنش‌های شعبه ای برای

آذر ماه ۱۳۹۰ پیش‌بینی شده است که نتایج حاصل از آن و مقدار واقعی تراکنش‌ها در شکل ۹ نشان داده شده است.




**شکل ۹: نمایش مقدار واقعی و مقدار پیش بینی شده تراکنش‌های مدرن بانک نمونه ۲ در آذر ماه ۱۳۹۰**

۱۴ و ۱۵ آذر ماه تعطیل رسمی است که شبکه‌ی طراحی شده با دقت مناسبی تراکنش های مدرن را در این روز پیش بینی کرده است. پیش بینی در روز های دیگر نیز از دقت قابل قبولی برخوردار است.

## ارزیابی دقت تراکنش‌های پیش‌بینی شده

جدول ۳ خطای پیش‌بینی را با دو معیار متفاوت نشان می دهد. نتایج نشان می دهد تراکنش ها به صورت کوتاه مدت و میان مدت با دقت مناسبی پیش‌بینی شده اند.

| نوع تراکنش | | میانگین قدرمطلق درصد خطا | مجذور ضریب همبستگی |
|---|---|---|---|
| **الکترونیکی** | بانک نمونه ۱ | ۰/۰۰۰۱۹۸ | ۰/۹۵ |
| | بانک نمونه ۲ | ۰/۰۰۱۳ | ۰/۹۷ |
| **شعبه ای** | | ۰/۰۰۴۲ | ۰/۹۲ |
| **مدرن** | | ۰/۰۰۱۵ | ۰/۹۴ |

**جدول ۳: نتایج ارزیابی پیش بینی تراکنش‌ها**

## جمع‌بندی

پیش‌بینی سری‌های زمانی خطی و غیرخطی با بهره‌گیری از شبکه های عصبی به طور گسترده استفاده می شود. مدل پرسپترون چندلایه یکی از پرکاربردترین مدل‌های شبکه‌های عصبی است. به این منظور در این پژوهش به پیش‌بینی تعداد تراکنش‌های الکترونیکی، مدرن و شعبه‌ای با بهره‌گیری از این شبکه‌ها پرداخته شد. با در نظر گرفتن ملاحظات صنعت بانکداری کشور مانند روزهای کاری و غیر کاری، روزهای واریز یارانه ها و اطلاعات الگوی بار در روزهای مشابه ماه قبل برخی از ورودی های موثر تعیین شدند. برای تعیین ورودی های گذشته موثر نیز معیار همبستگی به کار گرفته شد. نتایج این شبکه بعد از آزمون آن با لایه‌ها و نرون‌های مختلف نشان داد که استفاده از شبکه‌ی ۲ لایه با یک نرون در لایه ورودی و یک نرون در لایه خروجی در پیش‌بینی تمام تراکنش‌ها بهترین جواب را ارائه می‌کند. نتایج نشان می دهند که پیش‌بینی های انجام شده توسط مدل شبکه عصبی از قابلیت اطمینان مناسبی برخوردار است. الگوریتم پس انتشار در مسایل واقعی اغلب بسیار کند است. به منظور غلبه بر این مشکل و همچنین برای انتخاب بهترین وزن‌های اولیه و بهینه کردن ورودی‌ها استفاده از الگوریتم ژنتیک می تواند موضوع تحقیقات آینده قرار بگیرد.

## منابع

[۱] خاشعی، م (۱۳۸۴) پیش بینی و تحلیل قیمت محصولات عرضه شده شرکت ذوب آهن اصفهان در بورس فلزات تهران با بگارگیری شبکه های عصبی مصنوعی، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده صنایع و سیستم ها، دانشگاه صنعتی اصفهان.

[2] Zhang, G., Patuwo, B. E. & Hu, M. Y. (2004). *Forecasting with Artificial Neural Networks: The State of the art*. Neurocomputing, 56, 205 – 232.

[3] Widrow, B., Rumelhart, D.E., Lehr, M.A. (1994). *Neural networks: Applications in industry, business and science*. Communications of the ACM, 37 (3), 93–105.

[4] Sharda, R. (1994). *Neural networks for the MS/OR analyst: An application bibliography.* Interfaces, 24 (2), 116–130.

[5] Wong, B.K., Jiang, L. and Lam, J. (2000). *A bibliography of neural network business application research: 1994-1998.* Computers and Operations Research, 27(11), 1045-1076.

[6] Kumar, P.C and Walia,E. (2006). *Cash Forecasting: An Application of Artificial Neural Networks in Finance.* International Journal of Computer Science and Applications.

[7] Simutis, R., Dilijonas, D. and Bastina, L. (2008). *Cash demand forecasting for ATM using neural networks and support vector regression algorithms.* International Conference and EURO Mini Conference.

[8] Sharma, S.A. and Bhatia, M.P.S. (2012). *Short term transactions forecasting time series analysis:a case study for india.* Advances in Information Mining, 4(1), 52-56.

[9]Amiri, B., Shakouri, H., Moosakhani, M. and Shaverdi, M. (2011). *Foreseeing the*

*Behavioral Patterns of Bank Customers for Recognizing the Right Time to Deliver Recommended Services*. Iranian Journal of Science and Technology.

[10] Pattanaik, S., Ghosh, P. P. (2010). *Role of Data Mining in E-Payment systems.* International Journal of Computer Science and Information Security, 7(2).

[11] Shahedi, Y. Shah-Hosseini, H. Nikimaleki, Kh. and Jamali, M.R. (2011). *Evaluation of Banking Payment Switch Daily Operation Based on Fuzzy Methods*. 3rd International Conference on Machine Learning and Computing (ICMLC 2011).

[12] Zhang, G., Patuwo, B. E. & Hu, M. Y. (1998). *Forecasting with Artificial Neural Networks: The State of the art*. International Journal of Forecasting, 14, 35–62.

[13] Burke, L., Ignizio, J.P.(1997). *Apractical overview of network*. Int. J. Inteligent Manufacturing. 8, 157-65.

[14] Haykin, S. (1994). *Neural Networks A Comprehensive Foundation*. Macmillan, New York.