

ارایه روشی هوشمند برای تخمین میزان خطای شبکه پرداخت الکترونیکی

A proposed intelligent method for estimating the failure rate in E-banking network

حمید آقایی مغنوجوقی، فارغ‌التحصیل دانشکده فنی دانشگاه تهران UT، M.Sc. graduated, UT hamid.aghaie@ut.ac.ir
بابک نجار اعرابی، دانشیار دانشکده فنی دانشگاه تهران UT، Associate Professor, UT araabi@ut.ac.ir

چکیده (فارسی)

در این مقاله، روشی هوشمند برای تخمین میزان خطای واقعی حس‌شده توسط کاربر در سامانه پرداخت الکترونیکی بانکی کشور ارایه شده است. با توجه به اهمیت سامانه پرداخت الکترونیکی بانکی، نیاز به مدلی برای تخمین الگوی رفتاری کاربران احساس می‌شود تا با ارزیابی میزان و منبع خطاهای رخ داده، دید جامع‌تری از شبکه پرداخت ارایه کند. در این مقاله با بررسی و مقایسه روند تراکنش‌های صورت گرفته در روزهای عملکرد بدون خطای شبکه بانکی و نیز روزهایی که در شبکه خطا رخ می‌دهد، خطای واقعی موجود در شبکه و نیز ظرفیت موردنیاز برای شبکه شناسایی می‌شود.

در ابتدا بازه زمانی کل روز به زیربازه‌های کوچک‌تر تقسیم و در هر یک از این زیربازه‌ها تابع توزیع احتمالاتی تراکنش‌ها با استفاده از آزمون آماری کولموگروف-اسمیرنوف تعیین می‌شود. برای ساخت مدل هوشمند تخمین‌گر، در ابتدا کل روزهای هفته به چهار خوشه‌ی روزهای تعطیل، قبل از تعطیل، بعد از تعطیل و بقیه روزها خوشه‌بندی می‌شوند. سپس برای هر روز بدون رخداد خطا در شبکه، مقادیر شاخص احتمالاتی محاسبه شده و این اعداد برای روزهای متوالی هر خوشه به صورت یک سری زمانی کنار هم قرار می‌گیرند. این سری زمانی به عنوان داده‌های آموزش مدل هوشمند تخمین‌گر در فرآیند تخمین مقدار واقعی تراکنش‌ها در روزهای دارای خطا، در نظر گرفته می‌شود. در این مقاله از روش ماشین بردار پشتیبان به عنوان ابزار هوشمند یادگیری و تخمین استفاده شده است.

برای تخمین میزان تراکنش‌های یک بانک برای یک روز دارای خطا، با استفاده از مدل هوشمند معرفی شده مقادیر شاخص‌های احتمالاتی در زیر بازه‌های زمانی موردنظر تخمین زده می‌شود و تعداد واقعی کل تراکنش‌ها در ثانیه‌های مختلف آن روز و نیز میزان خطای رخ داده بدست می‌آید. این روش بر روی داده‌های چند بانک نمونه در ایران پیاده‌سازی شده و نتایج حاصل شده گویای کارایی بسیار بالای این روش است.

واژگان کلیدی: روش هوشمند، تخمین تراکنش‌های خطا، الگوی رفتار کاربران، شبکه پرداخت الکترونیکی، خوشه‌بندی، سری زمانی

چکیده (انگلیسی)

In this paper, a new intelligent approach for estimation of real failure rate in electronic banking payment network in Iran is proposed. In the days which the customers' requests in e-banking payment network have been covered, we expect to see two smooth bell-shaped curves for filtered TPS (Transaction per Second) diagrams. Sometimes, a number of requests are not covered by central banking switch or other banks switches. The aim is estimating the failure rate in these days. Support vector machines in an optimization based framework for designing these estimators are utilized. The procedure is described below.

At first, the TPS values for each day are divided into some time intervals. The distribution of transactions in each interval is calculated using Kolmogorov-Smirnov test. The obtained results show that the transactions have Poisson distribution. For each interval, the mean value of the Poisson distribution is used as a feature representing the intervals' data. Then, all mean values are stored in a feature vector associated to the corresponding day.

All transactions data are distributed in four clusters. These clusters are holiday, the day before holiday, the day after holiday, and other days of the week. Then, in each cluster, the features associated to the days with no failures are considered as training data and used to estimate the failure rate in the other days. So, for each cluster, a specific estimator is designed. Results show the excellent performance of the proposed method.

Key Words: Intelligent Approach, Failure Estimation, Users Behavior Pattern, E-banking Payment Network, Clustering, Time Series

مقدمه

ارایه خدمات بهتر به مشتریان یکی از مهم‌ترین اهداف بانک‌ها و موسسات مالی برای جذب مشتریان است. در طی سال‌های اخیر بانک‌ها از روش‌های آماری متعددی برای سنجش کیفیت خدمات خود به مشتریان استفاده کرده‌اند. بدیهی است که این سنجش کیفیت خدمات باید از نقطه دید مشتریان انجام شود. سامانه بانکداری الکترونیک در طی سال‌های اخیر پیشرفت روزافزونی در کشورمان داشته است و دسترس‌پذیری و امنیت بالای سامانه مردم را به استفاده از آن سوق داده است. مردم بسیاری از کارهای بانکی متداول را با استفاده از بانکداری الکترونیک که شامل دستگاه‌های خودپرداز، پایانه‌های فروش و اینترنت‌بانک هست انجام می‌دهند. بدیهی است که دسترسی‌پذیری پایین این خدمات باعث نارضایتی مشتریان بانک‌ها خواهد شد. بنابراین بانک‌ها همواره در تلاش هستند تا دسترس‌پذیری خدمات بانکداری الکترونیکی خود را برای مشتریان افزایش دهند.

با توجه به اهمیت سامانه پرداخت، نیاز به تخمینی از مدل رفتاری کاربران احساس می‌شود تا با ارایه تصویر کلی از شبکه به ارزیابی وضعیت موجود و ارایه راه‌حل‌های مناسب در جهت رفع خطاهای کنونی رهنمون شود. گرچه عملکرد سامانه بانکی در سال‌های اخیر موفق بوده است ولی با این حال هنوز برخی روزها در سال وجود دارند که در آن‌ها عملکرد سامانه بانکی دچار خطا می‌شود. متمرکز بودن سامانه فعال فعلی و تاثیر متقابل اجزای مختلف بر یکدیگر ضرورت شناخت و پیش‌گیری از خطا را بیشتر می‌کند. وجود خطا در سامانه پرداخت و عدم دسترس‌پذیری آن باعث اتلاف وقت کاربران، کاهش درآمد بانک‌ها و از

دست دادن فرصت‌ها می‌شود. با داشتن تخمینی واقعی از خطای کلی می‌توان منابع اساسی خطا را پیدا کرد و کیفیت خدمات‌رسانی شبکه و نیز رضایت کاربران را بالا برد.

یکی از روش‌های متداول برای بررسی کیفیت خدمات در حوزه‌های مختلف صنعت و اقتصاد، بررسی الگوهای رفتاری مشتریان است. در حوزه بانکداری الکترونیک، یکی از الگوهای متداول، الگوی تعداد تراکنش در هر ثانیه است. این الگو رفتار دارندگان کارت‌های پرداخت بانکی را در دو بعد زمان و تعداد تراکنش‌ها نشان می‌دهد. همچنین نمودار فیلتر شده تعداد تراکنش‌ها در هر ثانیه در مقایسه با الگوی قبل، الگوی نرم‌تر و با نویز کمتری است. با بررسی این الگوها می‌توان به تصویر مناسبی از عملکرد سویچ‌های بانکی و سامانه پرداخت رسید.

این مقاله سعی دارد با ارایه یک مدل هوشمند، میزان تراکنش‌های ناموفق ثبت‌نشده در سویچ بانک‌ها را از نقطه دید دارندگان کارت‌های اعتباری بانکی تخمین بزند. بدیهی است که با بدست آوردن میزان خطای واقعی موجود می‌توان به دید واقعی‌تری از شبکه پرداخت الکترونیکی بانکی رسید و نیز راه حل مناسبی را برای کمتر کردن خطا بدست آورد. یکی از چالش‌های پیش رو در این کار این است که دارندگان کارت‌های بانکی رفتار یکسانی در طول زمان ندارند و در مقاطعی از ماه یا سال رفتارها تغییر می‌کند که الگوی این تغییر باید در نظر گرفته شود. همچنین برخی مواقع در شبکه قطعی‌های طولانی مدتی اتفاق می‌افتد. بررسی رفتار کاربران نشان می‌دهد که بعد از این نوع قطعی‌ها، ناگهان میزان استفاده از شبکه پرداخت به شدت افزایش می‌یابد. روش هوشمند تخمین معرفی شده در این مقاله توانایی تطبیق با این تغییر الگوهای مقطعی را دارد.

در قسمت ادبیات موضوع، به مروری بر روش‌های شناسایی، تخمین و پیش‌بینی سری‌های زمانی پرداخته شده است. در قسمت روش تحقیق، فرایند هوشمند تخمین الگو توضیح داده شده است و نتایج حاصل از اعمال این روش بر روی داده‌های یک بانک نمونه دلخواه در قسمت یافته‌ها و نتایج آورده شده است. در نهایت نیز جمع‌بندی کلی از کار ارایه شده است.

ادبیات موضوع

یک سری زمانی ترتیبی از مقادیر حقیقی است که از مشاهده یک پدیده و با فواصل زمانی برابر مانند سالانه، ماهانه، هفتگی، روزانه و یا حتی فواصل زمانی بسیار کوچک مانند میلی‌ثانیه، ثبت شده است. هدف تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی معمولاً مدل‌سازی پدیده تصادفی که منجر به مشاهده سری زمانی شده و یا پیش‌بینی مقادیر آینده سری زمانی بر مبنای گذشته آن است [۱].

بدیهی است که لازمه تحلیل سری زمانی و پیش‌بینی آینده آن، آشنایی با رفتار سری به عنوان تابعی از زمان است. مهم‌ترین اقدام برای این منظور پیدا کردن الگوهای مناسب در سری زمانی است. یک راهکار سه مرحله‌ای برای ساختن یک الگو شامل تشخیص یا شناسایی الگو، برازش الگو و تشخیص درستی الگو در [۱] پیشنهاد شده است.

طبیعت یک سری زمانی، وابسته یا همبسته بودن مشاهدات آن است؛ بنابراین ترتیب مشاهدات دارای اهمیت است. رفتارهایی همچون غیرخطی بودن، ناپایداری و رفتارهای شبه‌تناوبی همچون روندهای فصلی و متناوب که می‌توانند حاوی نویز باشند، در سری‌های زمانی مشاهده می‌شوند.

به‌طور کلی منظور از شناسایی یک مدل برای یک فرآیند، نسبت دادن یک مدل از یک خانواده مدل در طی فرآیند انتخاب است. در حالت کلی می‌توان با دید مدل جعبه سیاه^۱ در شناسایی سیستم‌ها به مساله پیش‌بینی نگریست و با استفاده از روش‌های تخمین تابع به پیش‌بینی سری‌های زمانی پرداخت. ورودی‌های مدل در این حالت، گذشته و حال سری زمانی و

¹ Block Box

خروجی‌های آن نیز آینده سری زمانی هستند [۲].

بسیاری از مسایل دنیای واقعی فرآیندهای غیرخطی هستند و مدل‌سازی آن‌ها از اهمیت بالایی برخوردار است. روش‌های اولیه ارایه‌شده در پیش‌بینی به روش‌های کلاسیک آماری و سری‌های زمانی تصادفی محدود می‌شوند. از جمله این روش‌ها می‌توان به رگرسیون آماری و نیز رگرسیون آماری تعمیم یافته اشاره کرد که هر متغیر را به صورت ترکیب خطی از چندین متغیر وابسته مدل می‌کردند [۳]، [۴]. روش‌های سری زمانی مانند مدل خودبازگشتی و مدل خودبازگشتی میانگین متحرک نیز به عنوان روش‌های متداول در پیش‌بینی به کار رفته‌اند [۴]. مدل‌سازی فازی به عنوان کلاسی از رویکرد مدل‌سازی محلی هستند که مساله مدل‌سازی پیچیده را با تجزیه آن به تعدادی مساله ساده‌تر حل می‌کنند. سیستم‌های فازی تقریب‌زن‌های عام تابع^۲ هستند؛ یعنی می‌توانند با تعداد لازم از قواعد، هر تابع پیوسته را با هر دقت دلخواهی تخمین بزنند [۵]. همچنین استفاده از انواع شبکه‌های عصبی محبوبیت زیادی در پیش‌بینی دارد و مقالات زیادی در پیش‌بینی به انواع شبکه‌های عصبی و ترکیب آن با سایر روش‌ها اختصاص دارد. روش‌های فازی-عصبی نیز به عنوان روش‌های نسبتاً جدید در حوزه پیش‌بینی توانسته‌اند بهبود خوبی در روش‌های پیشین به وجود آورند و توانایی خود را در مدل‌سازی سری زمانی نشان دهند [۶].

اخیراً روش‌های آماری و احتمالاتی در زمینه مدل‌سازی و شناسایی سیستم‌های غیرخطی بسیار متداول شده‌اند [۷]. این شناسایی بر اساس داده‌های ورودی و خروجی حاوی نویز اندازه‌گیری انجام می‌گیرد. روش‌های آماری به طور کلی به برقراری مصالحه بین قدرت تعمیم‌پذیری و ظرفیت ساده‌سازی مدل می‌پردازند [۸].

روش‌های مبتنی بر هسته^۳ از جمله روش‌های تقریب‌زن عام هستند [۹]. این روش‌ها اکثراً دارای یک پاسخ سراسری واحد هستند که توسط حل یک مساله بهینه‌سازی محدب^۴ بدست می‌آید. یکی از متداول‌ترین روش‌های شناسایی مبتنی بر هسته، روش ماشین بردار پشتیبان^۵ است. شناسایی سیستم‌های غیرخطی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان به خاطر توانایی بالا در تعمیم‌پذیری و نیز بدست دادن ساختار بهینه شبکه توجه زیادی را به خود جلب کرده است [۹]، [۱۰]. الگوریتم ماشین بردار پشتیبان بر اساس پیشرفت در نظریه یادگیری آماری پیشنهاد شد و در سال‌های اخیر بسیاری از پژوهش‌ها به این موضوع اختصاص پیدا کرده و به ابزار پیشرفته‌ای برای حل مسایل طبقه‌بندی، رگرسیون و انتخاب ویژگی تبدیل شده است. علت این موضوع علاوه بر مبانی نظری قدرتمند آن، به قابلیت عملکردی و تعمیم‌دهی خوب آن در بسیاری از کاربردها باز می‌گردد. ماشین بردار پشتیبان قادر است داده‌هایی با الگوهای پیچیده را که به صورت خطی جداپذیر نیستند، با اعمال یک تبدیل غیر خطی که به عنوان کرنل شناخته می‌شود، به فضای جدیدی برده و در آن به کمک ابرصفحه از یکدیگر جدا کند. این قابلیت ماشین بردار پشتیبان را در بسیاری از مسایل واقعی همچون پیش‌بینی مصرف برق، پیش‌بینی قیمت سهام، تشخیص چهره و تشخیص بافت‌های سرطانی دارای کاربرد کرده است.

² General Function Approximator

³ Kernel Methods

⁴ Convex Optimization

⁵ Support Vector Machine

روش تحقیق

در سیستم پرداخت الکترونیکی بانکی، تراکنش‌های بانکی با کارت‌های بانک یا موسسه مختلف بر روی ترمینال‌های فروش، خودپردازها و یا سایر دستگاه‌های سوئیچ بانک‌ها انجام می‌شود. بدیهی است که با داشتن روند تعداد تراکنش‌های انجام شده و پیش‌بینی تعداد تراکنش‌ها، می‌توان الگوی رفتاری مشتریان بانک‌ها و خطای واقعی حس شده توسط کاربران را شناسایی کرد. در این قسمت، هدف تخمین میزان خطای واقعی حس شده توسط کاربران در سامانه پرداخت الکترونیکی کشور است. بدین منظور ابتدا باید تابع توزیع احتمالاتی تراکنش‌های بانکی تعیین شود. با مشاهده نمودار هیستوگرام می‌توان توزیع شاخص تعداد تراکنش‌ها را تا حدودی حدس زد. اما این روش برای تعیین دقیق توزیع کافی نیست و نیاز به روش‌های آماری دیگری است تا توزیع شاخص‌ها با دقت بالاتری تعیین شود. به همین منظور از آزمون کولموگروف-اسمیرنوف^۶ استفاده می‌کنیم. این آزمون یک روش ناپارامتری برای تعیین همگونی نمونه‌های تجربی با توزیع‌های آماری منتخب است. این آزمون بر مبنای تابع توزیع تجمعی است و برای مقایسه توزیع احتمال دو نمونه از داده‌ها و یا یک نمونه از داده‌ها با توزیع احتمال مرجع به کار می‌رود. این آزمون توزیع داده‌های مورد نظر را با توزیع‌های مختلف مقایسه کرده و میزان نزدیک بودن توزیع داده‌ها به آن توزیع را نشان می‌دهد. مبنای این آزمون محاسبه بیشترین فاصله تابع توزیع تجمعی داده نمونه و مرجع است. مناسب‌ترین توزیع، توزیعی است که بیشترین فاصله تابع توزیع تجمعی آن و داده‌های نمونه در مقایسه با سایر توزیع‌ها کم‌تر است. به دلیل تنوع زیاد در انواع توزیع‌ها، با مشاهده نمودار هیستوگرام فرض‌هایی درباره توزیع داده‌ها زده و سپس آزمون کولموگروف بر روی این فرض‌ها تست می‌شود. این آزمون میزان هم‌خوانی توزیع مشاهدات با فرض‌های ما را مشخص می‌کند. نتایج نشان می‌دهد که تراکنش‌های صادرکننده بانکی دارای توزیع پواسن هستند.

رتبه	آزمون کولموگروف اسمیرنوف	توزیع	شاخص
۱	۰/۱۱۴	پواسن	تراکنش‌های صادرکننده بانک نمونه
۲	۰/۱۶۱	گاما	
۳	۰/۲۰۹	کوشی	

جدول ۱- نتایج آزمون کولموگروف اسمیرنوف برای تراکنش‌های صادرکننده

با شکاندن بازه زمانی کل روز به بازه‌های کوچک‌تر و تعیین توزیع تراکنش‌ها در این بازه‌های زمانی می‌توان دقت مدل‌سازی را افزایش داد. این بازه‌ها بر اساس حجم تراکنش‌های روزهای مختلف هر بانک انتخاب می‌شوند. در این مقاله و برای بانک نمونه مورد نظر این بازه‌ها ۲۰ دقیقه‌ای در نظر گرفته شده‌اند. بنابراین برای هر روز تعداد ۷۲ عدد که بیانگر میانگین توزیع پواسن تراکنش‌ها در هر بازه زمانی هستند داریم.

روش‌های هوشمند در قدم اول دارای مرحله آموزش هستند. روش هوشمند تخمین در ابتدا کل روزهای هفته را به چهار خوشه‌ی روزهای تعطیل، قبل از تعطیل، بعد از تعطیل و روزهای کاری تقسیم بندی می‌کند. سپس در هر خوشه روزهایی که دارای کمترین میزان خطا هستند، به عنوان روزهای سالم انتخاب می‌شوند. بدین ترتیب مقادیر ۷۲ عدد برای هر روز سالم محاسبه و این اعداد برای روزهای سالم مختلف به صورت یک سری زمانی کنار هم قرار می‌گیرند. در فرآیند تخمین، این سری زمانی به عنوان داده‌های آموزش مدل هوشمند به کار می‌رود. سپس با استفاده از داده‌های آموزش مربوط به هر خوشه، پارامترهای مدل ماشین بردار پشتیبان یاد گرفته می‌شود.

⁶ Kolmogorov -Smirnov

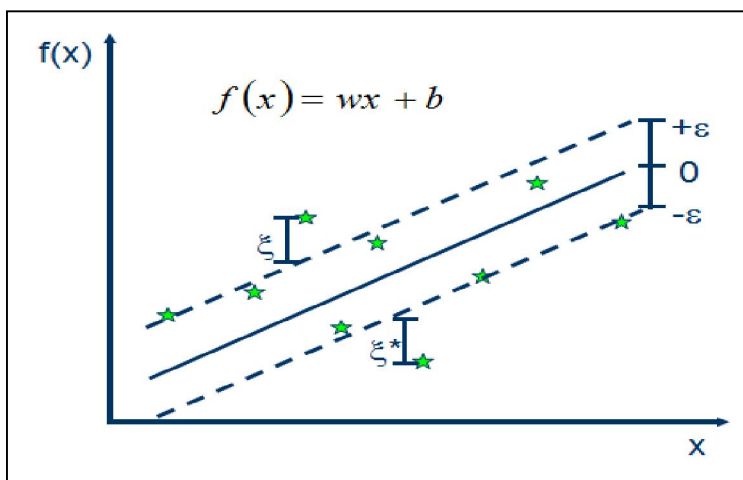
برای تخمین مقدار واقعی تراکنش‌ها در روز دارای خطا، ابتدا خوشه مربوط به روز موردنظر تعیین می‌شود. سپس میانگین توابع پواسن در بازه‌های موردنظر تخمین زده می‌شود و بدین ترتیب تعداد تراکنش‌ها در ثانیه‌های مختلف آن روز بدست می‌آید.

در مدل هوشمند تخمین پیشنهادی در این مقاله از ماشین بردار پشتیبان به عنوان مدل تخمین‌گر استفاده شده است. در این قسمت به طور خلاصه ماشین بردار پشتیبان معرفی می‌شود.

ماشین بردار پشتیبان از روش‌های مبتنی بر هسته می‌باشد. در این روش‌ها داده‌ها در فضای غیرخطی با استفاده از یک نگاشت به یک فضای با بعد بالاتر نگاشت می‌شوند. این داده‌ها در فضای جدید با بعد بالاتر، توسط یک خط و یا یک نیم صفحه مدل می‌شوند. همچنین تابع کرنل بین دو داده به صورت زیر تعریف می‌شود که تابع Φ همان نگاشت ذکر شده است.

$$K(x_i, x_j) = \Phi(x_i)^T \Phi(x_j), \quad i, j = 1, 2, \dots, m.$$

تابع رگرسیون نیز به صورت $f(x) = w \cdot x + b$ تعریف می‌شود که x و $f(x)$ به ترتیب ورودی و خروجی‌های مدل و w پارامترهای مدل است. در تصویر ۱ شمای کلی رگرسیون ماشین بردار پشتیبان آورده شده است.



تصویر ۱ - شمای کلی رگرسیون بردار پشتیبان

در مساله رگرسیون ماشین بردار پشتیبان، تابعی که باید کمینه شود به صورت زیر می‌باشد.

$$\frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^N (\xi_i + \xi_i^*)$$

و نیز قیدهای مساله به صورت زیر می‌باشند.

$$y_i - w^T x_i - b \leq \epsilon + \xi_i$$

$$w^T x_i + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i^*$$

$$\xi_i, \xi_i^* \geq 0$$

بنابراین تابع لاگرانژ به صورت زیر در می‌آید.

$$L = \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^N (\xi_i + \xi_i^*) - \sum_{i=1}^N \alpha_i (\epsilon + \xi_i - y_i + w^T x_i + b) - \sum_{i=1}^N \alpha_i^* (\epsilon + \xi_i^* - y_i + w^T x_i + b)$$

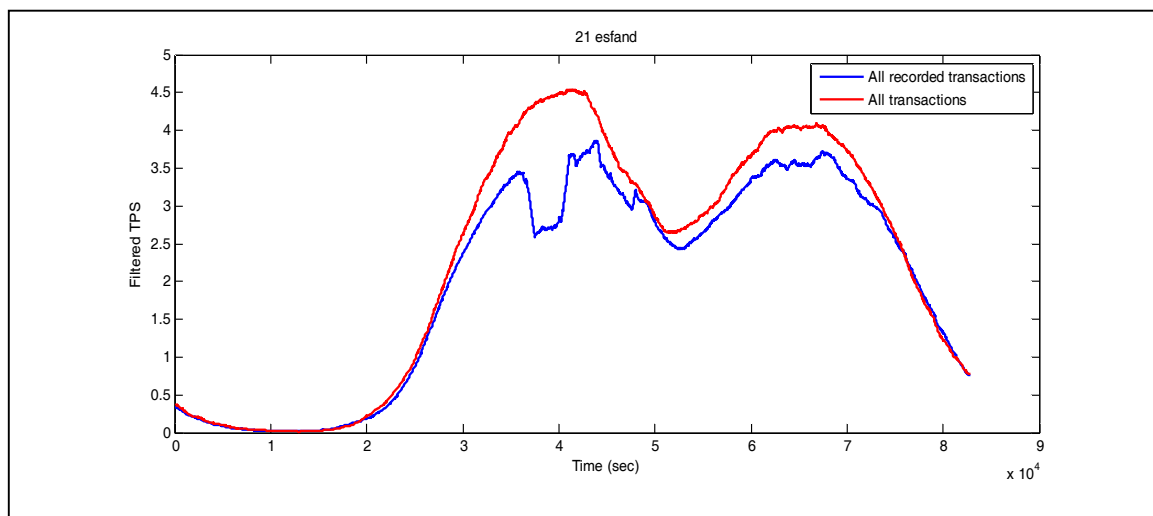
$$-\sum_{i=1}^N (\eta_i \xi_i + \eta_i^* \xi_i^*)$$

با حل کردن تابع لاگرانژ در حالت کلی، خروجی نهایی به صورت زیر در می‌آید.

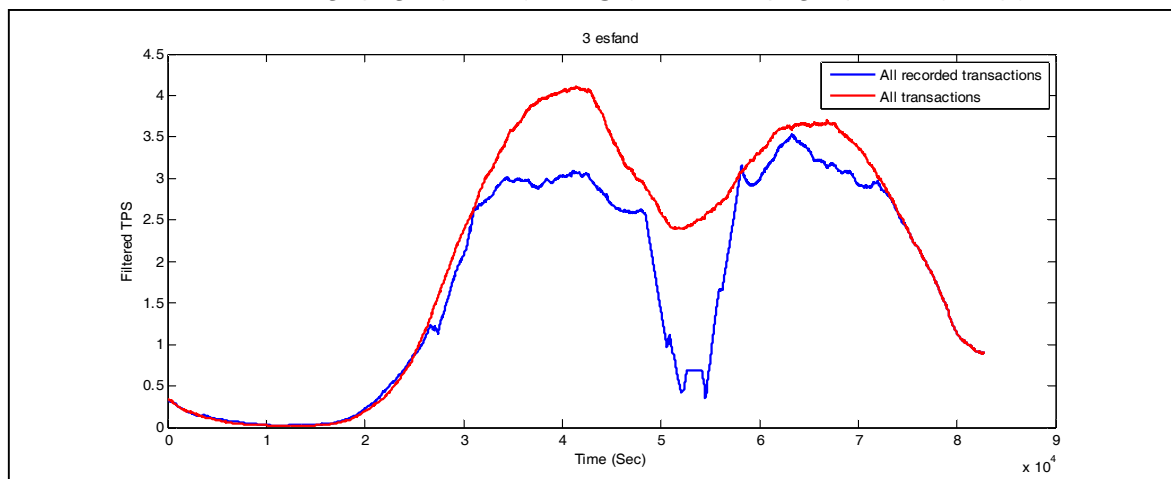
$$y(x) = \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) \cdot K(x_i, x) + b$$

یافته‌ها و نتایج

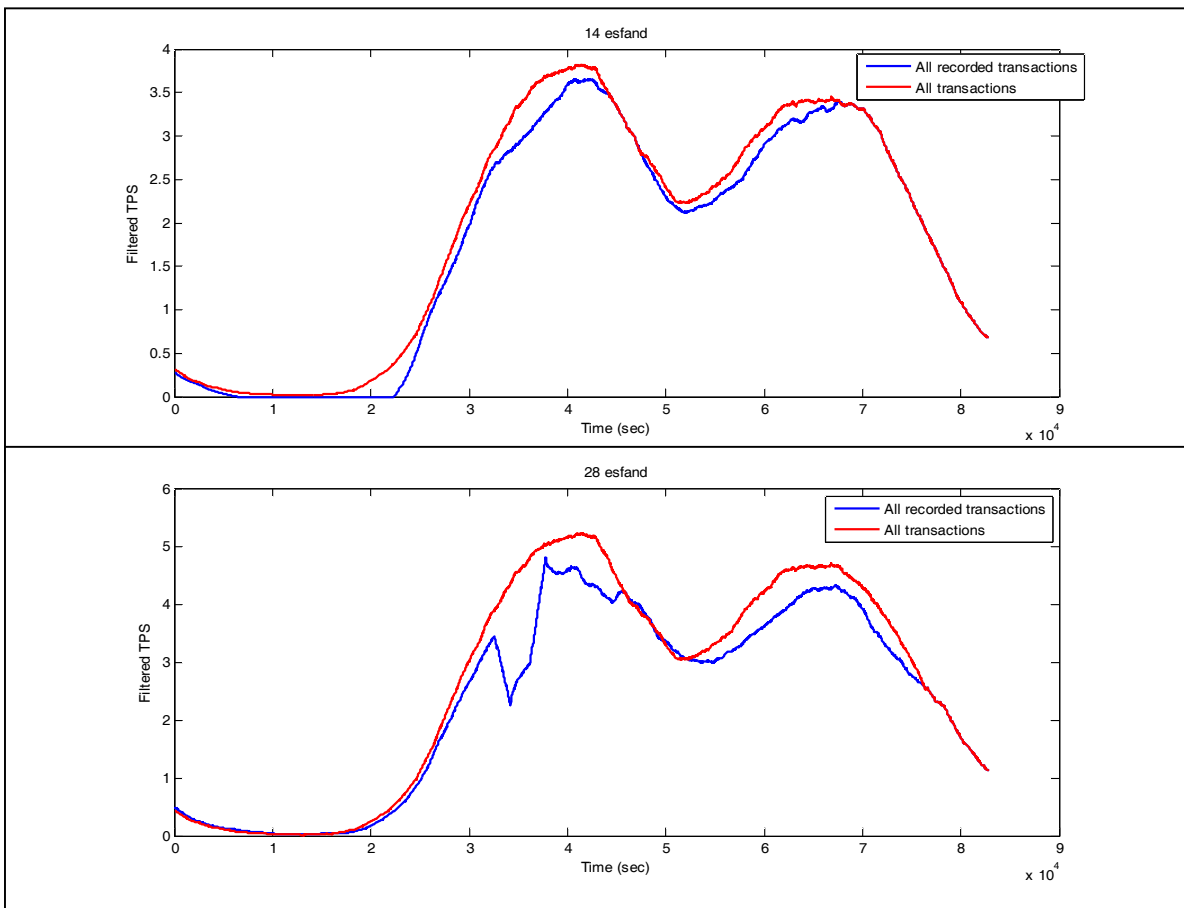
در این قسمت روش پیشنهادی بر روی داده‌های یک بانک نمونه در چهار روز دلخواه از اسفند ماه سال ۸۹ اعمال شده است و نتایج در شکل‌های زیر نشان داده شده است. نمودار آبی تعداد کل تراکنش‌های ثبت شده در سوییچ بانک نمونه و نمودار قرمز تعداد کل تراکنش‌های درخواست شده توسط کاربران و عبارتی الگوی واقعی رفتار کاربران را در هر روز نشان می‌دهد و تفاضل این دو نمودار، میزان خطای رخ داده و حس شده توسط کاربر که بر روی سوییچ بانک نمونه ثبت نشده است را نشان می‌دهد.



تصویر ۲- نمودار تعداد تراکنش‌های ثبت شده در سوییچ بانک نمونه و کل تراکنش‌های این بانک در ۲۱ اسفند ۸۹



تصویر ۳- نمودار تعداد تراکنش‌های ثبت شده در سوییچ بانک نمونه و کل تراکنش‌های این بانک در ۳ اسفند ۸۹



تصویر ۵- نمودار تعداد تراکنش‌های ثبت شده در سوییچ بانک نمونه و کل تراکنش‌های این بانک در ۲۸ اسفند ۸۹

همچنین در جدول ۲ میزان و درصد تراکنش‌های ناموفق از دید کاربران که بر روی سوییچ بانک نمونه نیز ثبت نشده است را نشان می‌دهد.

روز	تعداد تراکنش‌های از دست رفته	درصد تراکنش‌های از دست رفته
۳ اسفند	۳۰۴۹۴	٪۱۷
۱۴ اسفند	۱۰۱۱۳	٪۶
۲۱ اسفند	۲۲۴۸۹	٪۱۲
۲۸ اسفند	۲۴۰۷۷	٪۱۱

جدول ۲- نمودار تعداد و درصد تراکنش‌های ناموفق از دید کاربران بانک نمونه در ۴ روز از اسفند ۸۹



جمع بندی

سامانه بانکداری الکترونیک در طی سال‌های اخیر عملکرد موفقی در کشور داشته است و دسترس‌پذیری و امنیت بالای این شبکه باعث استقبال بسیار خوب مشتریان بانک‌ها شده است. بررسی روند افزایشی تراکنش‌های روزانه انجام شده در سامانه در طی سال‌های اخیر نشانگر عملکرد مناسب این سامانه است. با این حال عملکرد سامانه در بعضی روزهای سال به علت قطعی سویچ بانک‌ها یا سویچ شتاب و یا خطوط ارتباطی با مشکل مواجه می‌شود. در این مقاله سعی شده است با ارائه روشی هوشمند تعداد تراکنش‌های ناموفق از دید کاربران که در سویچ بانک‌ها و یا سامانه ثبت نمی‌شوند، تخمین زده شود. به عبارت دیگر با این روش الگوی رفتاری واقعی کاربران سامانه و خطای واقعی رخ داده در آن تخمین زده می‌شود. برای طراحی این مدل هوشمند از مفاهیم پیش‌بینی سری‌های زمانی، ماشین بردار پشتیبان و نیز شناسایی آماری و توزیع احتمالاتی داده‌ها استفاده شده است. این مدل هوشمند قابلیت دارد که با در اختیار داشتن تراکنش‌های هر بانک، مدل واقعی رفتار کاربران آن بانک را تخمین بزند. در انتها این روش بر روی داده‌های یک بانک نمونه دلخواه در ایران پیاده‌سازی شده است و نتایج تخمین الگوی رفتاری کاربران و میزان تراکنش‌های ناموفق آورده شده است.

منابع

- [1] C. Chatfield. (2004) *The analysis of time series: an introduction*, vol. 59. CRC press.
- [2] O. Nelles. (2000). *Nonlinear System Identification: From Classical Approaches to Neural Networks and Fuzzy Models*. Springer.
- [3] A. D. Papalexopoulos and T. C. Hesterberg. (1990). *A regression-based approach to short-term system load forecasting*. Power Systems, IEEE Transactions on, vol. 5, no. 4.
- [4] I. Becker-Reshef, E. Vermote, M. Lindeman, and C. Justice. (2010). *A generalized regression-based model for forecasting winter wheat yields in Kansas and Ukraine using MODIS data*. Remote Sensing of Environment, vol. 114, no. 6.
- [5] L. X. Wang. (2002). *Fuzzy systems are universal approximator*. IEEE International Conference on Fuzzy Systems.
- [6] R. H. Liang and C. C. Cheng. (2002) *Short-term load forecasting by a neuro-fuzzy based approach*. International journal of electrical power & energy systems, vol. 24, no. 2.
- [7] T. Matsumoto, Y. Nakajima, M. Saito, J. Sugi, and H. Hamagishi. (2001). *Reconstructions and predictions of nonlinear dynamical systems: a hierarchical Bayesian approach*. Signal Processing, IEEE Transactions on, vol. 49, no. 9.
- [8] M. Greenwood-Nimmo, V. H. Nguyen, and Y. Shin. (2011). *Probabilistic forecasting of output growth, inflation and the balance of trade in a GVAR framework*. Journal of Applied Econometrics.
- [9] A. J. Smola and B. Schölkopf. (2004). *A tutorial on support vector regression*. Statistics and computing, vol. 14, no. 3.
- [10] V. N. Vapnik. (2000). *The nature of statistical learning theory*. Springer-Verlag New York Inc.



The 2nd
Conference on

**Electronic Banking
and
Payment Systems**

دومین همایش
**بانکداری الکترونیک و
نظام‌های پرداخت**



تهران، مرکز همایش‌های بین‌المللی صدا و سیما ۲۶ و ۲۷ دی ماه ۱۳۹۱