پیش بینی الگوهای رفتاری مشتریان بانک جهت شناسایی روش مناسب برای ارائه سرویس‌های پیشنهادی

بهنام امیری
کارشناس ارشد مدیریت فناوری اطلاعات، عضو باشگاه پژوهشگران جوان، دانشگاه آزاد اسلامی واحد سمنان
دکتر حامد شکوری
دانشیار گروه مهندسی صنایع، دانشگاه تهران
دکتر محمد موسی خوانی
استادیار گروه مدیریت فن آوری اطلاعات، دانشگاه تهران
میثم شاوردی*
کارشناس ارشد مدیریت صنعتی، عضو باشگاه پژوهشگران جوان، دانشگاه آزاد اسلامی واحد ایلام

چکیده

ارائه سرویس‌های مناسب به مشتریان همواره یکی از موارد مهم در بانک‌ها بوده است. از سویی شناسایی زمان مناسب برای ارائه این سرویس‌ها نیز توجه بسیاری از محققان را به خود جلب کرده است. شناسایی زمان مناسب ارائه پیشنهادها هم از نظر اثر بخشی پیشنهادها، (پذیرش مشتریان) و هم از نظر کارایی (صرف مناسب منابع) برای طراحان حائز اهمیت بوده است. در این مقاله سعی شده با استفاده از داده‌های مربوط به تراکنش‌های مالی مشتریان، زمان مناسب جهت پیشنهاد سرویس‌های مورد علاقه مشتری شناسایی گردد. بر این اساس در این تحقیق نتایج حاصل از پیش بینی روند آتی تراکنش‌های مشتری(روند مثبت، منفی یا تغییر الگوی رفتاری) با بیان از شبکه‌های عصبی پرسپترون، در شناسایی زمان مناسب جهت پیشنهاد سرویس‌های

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

1- Amiri.behnam@gmail.com
2- shakouri@ut.ac.ir
3- Mosakhani@ut.ac.ir

*- نویسنده مسئول: Meisam.shaverdi@gmail.com

تاریخ دریافت: ۸۹/۸/۱ تاریخ پذیرش: ۹۰/۷/۴

مورد علاقه بیان شده است. این سرویس ها بر اساس علایق مشتری و نتایج حاصل از پیش بینی الگوی رفتاری شناسایی گردیده است.

کلید واژه‌ها: بانکداری، سیستم‌های پیشنهاد دهنده، الگوی رفتاری مشتری، شبکه عصبی پرسپترون.

Foreseeing the Behavioral Patterns of Bank Customers for Recognizing the Right Time to Deliver Recommended Services

Behnam Amiri
M.Sc in Information Technology Management, Member of Young Researchers Club, Islamic Azad University, Semnan
Hammed Shakouri
Assistant Professor, Faculty of Industrial Engineering, University of Tehran
Mohammad Moosakhani
Assistant Professor, Faculty of Information Technology Management, University of Tehran
Meysam Shaverdi
M.Sc in Industrial Management, Member of Young Researchers Club, Islamic Azad University, Ilam

Abstract:

Offering a suitable recommended service to a customer is one of the most important issues in banks. On the other side, recognizing the right time to recommend the right service is the focus of many researchers. Recognizing the right time to recommend the right service is of great importance to Planners because of two reasons: the efficiency of recommendations (customer acceptance) and efficiency (using the resources properly). In this research it has been tried to recognize the right time to recommend services that are interesting to customers with the use of data that has been gathered from customers' financial transactions. In this research, the results from predicting customers' future transactions (Positive trend, negative trend and change of behavioral patterns) which were predicted through perceptron neural network, were used for recognizing the right time to recommend services to customers. These services were chosen according to customers' interests and the results of predicting customers' behavioral patterns.

Keywords: Banking, Recommending Systems, Customer Behavior Pattern, MLP

مقدمه

با گسترش تجارت الکترونیک، سیستم‌های پیشنهاد دهنده به سرعت به عنوان ابزار اصلی برای تسهیل فروش مضاعف و افزایش وفاداری مشتریان مطرح شدند(Min & Han, 2005). سیستم‌های پیشنهاد دهنده، نرم افزارهایی هستند که در حوزه سفارشی سازی خدمات در تجارت الکترونیک مورد استفاده قرار می‌گیرند (Yuan & Chang, 2001; Kim,Yum,Song & Kim, 2005). این نرم افزارها به مشتریان کمک می‌کند تا محصولی را که تمایل به خرید آن دارند بیابند. در این موارد پیشنهادها بر مبنای ترجیحات مشتریان ارائه می‌گردد(Kim et al., 2005; Galvao,2010). در گذشته در بازاریابی مبتنی بر نتایج سیستم‌های پیشنهاد دهنده، بازاریابان بر اساس قوانین به‌دست آمده، این قوانین را برای مشتریان هدف به طور مستقیم به‌کار می‌بردند. بازاریابان از متغیرهای رفتاری (آخرین تراکنش مشتری، فراوانی و پولی)[1] و بررسی شکاف محصولات، برای شناسایی پیشنهادها به مشتریان هدف استفاده می‌کردند. این نگرش رایج، بسیار پر استفاده است(Chen, Chiu & Chang, 2005; Cheng & Chang, 2009; Song, Kim & Kim, 2001; Min & Han, 2005). اما می‌بایست این نکته را در نظر داشت که شناسایی پیشنهادها برای مشتریان، در سازمانی که محصولات مختلفی را توزیع می‌کند و محدودیت‌های کسب و کار را در برنامه ریزی بازاریابی لحاظ می‌نماید چندان کافی نیست، زیرا واحد بازاریابی با چندین نوع محدودیت کسب و کار مواجه است(Cohen, 2004). این محدودیت‌ها شامل موارد زیر است:

- محدودیت در حداقل و حداکثر تعداد محصولات پیشنهادی که می‌تواند در مبارزات تبلیغاتی استفاده شود؛
- الزام به کسب حداقل منفعت مورد انتظار از پیشنهاد محصولات؛
- محدودیت در ظرفیت کانال‌ها؛
- محدودیت بودجه در نظر گرفته شده برای مبارزات تبلیغاتی؛
- قوانین محدود کننده در ریسک اعتباری و عدم تمایل مشتری به بازاریابی رابطه ای؛
- الزام به تامین نرخ بازگشت سرمایه مبارزات تبلیغاتی.

1- Recency, Frequency, Monetary

هزینه‌های فرصت مربوط به محدودیت‌های کسب و کار عموما شناخته شده نیستند. در صورت شناخت هزینه محدودیت‌ها، شرکت می‌تواند محدودیت‌های سخت‌تر یا راحت‌تر را با حذف یا اضافه کردن منابع بیشتر انتخاب نماید. این ایده که فعالیت‌های بازاریابی می‌بایست براساس پاسخ مورد انتظار به این فعالیت‌ها انتخاب شوند به خوبی وارد علوم بازاریابی شده، اما این عقیده تا حدی در سیستم‌های پیشنهاد دهنده نادیده گرفته شده است(Bodapti, 2009).

در رابطه با این موضوع کوهن در سال ۲۰۰۴ تحقیقی را انجام داده است. کوهن، در این تحقیق بیشتر به بحث و بررسی محدودیت‌های بودجه ای، حداقل نرخ بازگشت سرمایه و ظرفیت کانال‌های ارتباطی پرداخته است. اما نکته مهم دیگر اینکه ضریب پذیرش این پیشنهادها توسط مشتری است. به این معنی که آیا مشتری به لحاظ رفتاری و شرایط پذیرش، آمادگی دریافت سرویس پیشنهادی را دارا می‌باشد یا خیر. مشتری در هر زمان با توجه به الگوی رفتاری خود اقدام به پذیرش یا عدم پذیرش برخی از پیشنهادها می‌نماید. از این رو شناسایی این الگو در انتخاب بهترین پیشنهاد و الویت بندی آنها مفید است. واحد بازاریابی با در نظر گرفتن محدودیت منابع و امکان واکنش منفی مشتری در هنگام ارائه برنامه‌های بازاریابی مواجه است. شناسایی الگوی رفتاری مشتری و پیش بینی روند آن برای انتخاب استراتژی بازاریابی در هنگام الویت بندی پیشنهادها و نحوه تعامل با مشتری، اطلاعات مناسبی را در اختیار شرکت قرار می‌دهد (Cohen, 2004).

در این تحقیق سعی شده تا روند تراکنش‌های آتی مشتریان در بانک اقتصاد نوین پیش بینی گردد. با پیش بینی تراکنش‌های آتی مشتریان می‌توان استراتژی‌های تعاملی مناسبی را به آنها پیشنهاد کرد. شناسایی زمان مناسب ارائه پیشنهادها در سه مرحله انجام شده است. در مرحله اول، داده‌های ورودی مربوط به تراکنش‌های مشتریان بررسی و آشوب گونه بودن رفتار و یا وجود رگرسیون کاذب در تراکنش ها مورد بررسی قرار می‌گیرد. در مرحله دوم با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون، تراکنش‌های آتی هر کدام از مشتریان پیش بینی و در مرحله سوم با استفاده از پیش بینی انجام شده و سرویس‌های مورد استفاده توسط مشتری در تراکنش‌های پایانی، زمان مناسب برای ارائه سرویس‌های پیشنهادی شناسایی می‌گردد.

ادبیات تحقیق

سری زمانی

زمانی را می‌توان به عنوان مجموعه ای از داده‌های مربوط به متغیری تعریف کرد که به‌طور دنباله دار در طی زمان رشد می‌نمایند. نحوه رشد در طی زمان از یک سری به سری دیگر متفاوت است(Hamzac, Akay & Kutay, 2008). روش‌های رایج اندکی برای پیش بینی سری‌های زمانی استفاده می‌شوند. روش باکس جنکیز که نتایج کاملا خوبی را برای سری‌های زمانی خطی دارد یکی از این روش‌هاست. تکنیک باکس جنکینز با مجموعه داده‌های خطی[1] و ساکن و همچنین سری‌های زمانی غیر ساکن[2] که از طریق تبدیل[3] به ساکن مبدل شده اند کاملاً اثر بخش بوده است (Hamzac et al., 2008; Maia & Carvalho, 2008).

به دلیل این که سری‌های زمانی از محیط واقعی گرفته می‌شوند و در محیط واقعی سری ها عموما خطی نیستند (Hamzac et al., 2008) پیش بینی سری‌های زمانی، که از مدل غیر خطی پیروی می‌کنند، نیازمند ابزارهای هوشمند و پیشرفته ای مانند شبکه‌های عصبی است(Hamzaçebi, 2008). در ۲۵ سال گذشته مدل‌های سری زمانی غیرخطی مختلفی توسعه یافته است. شبکه‌های عصبی مصنوعی یکی از تکنیک‌هایی هستند که از اواخر سال‌های ۱۹۸۰برای پیش بینی سری زمانی استفاده می‌شوند. شبکه‌های عصبی برای سری‌های زمانی خطی و غیرخطی به طور گسترده ای استفاده می‌شوند (Hamzac et al., 2008; Zu, Xia, Yang & Wang, 2007; Hamzaçebi, 2008). شبکه‌های عصبی مصنوعی بدون نیاز به اطلاعات و مفروضات اولیه همچون روابط میان متغیرهای ورودی و خروجی، قادرند مدلی خطی و غیرخطی تهیه نمایند. بنابراین، شبکه عصبی انعطاف پذیرتر و کاربردی تر از مدل‌های دیگر است (Maia & Carvalho, 2008; Yu, Wang & Lai,2008). یکی از تکنیک‌های بسیار پر استفاده در شبکه‌های عصبی برای پیش بینی، شبکه‌های پرسپترون چند لایه است (Hamzac et al., 2008; Hamzacebi, 2008; Zou et al., 2007). در این تحقیق نیز از

1- stationary
2- non-stationary
3- transformation

شبکه‌های پرسپترون چند لایه (MLP[1]) استفاده شده است.

شبکه عصبی پرسپترون چند لایه MLP

مدل‌های بسیار زیادی برای شبکه‌های عصبی وجود دارد، اما رایج ترین آنها پرسپترون چندلایه یا MLP است. شبکه‌های MLP با لایه هایی (یک لایه پنهان و یک لایه خروجی) که به صورت چرخه ای به هم متصل[2] هستند اغلب برای مدل کردن و پیش بینی سری‌های زمانی به کار می‌روند. در این مدل ما برای ارتباط میان خروجی y_t و ورودی‌های $y_{t-p}\ y_{t-1}, y_{t-2}, y_{t-3}, \ldots$ به صورت معادله یک عمل می کنیم (Maia et al., 2008).

$$y_t = \alpha_0 + \sum_{j=1}^{q} \alpha_j . g(\beta_{0j} + \sum_{i=1}^{p} \beta_{ij} y_{t-i}) + \varepsilon_t \qquad (۱)$$

در این معادله α و β پارامترهای مدل (وزن ها)، p تعداد نودهای ورودی، q تعداد نودهای لایه پنهان، و g تابع تبدیل است. انواع مختلفی از توابع تبدیل وجود دارد که می‌توانند در لایه پنهان استفاده شوند، اما تابع لوجستیک (معادله ۲) یکی از رایج ترین توابع مورد استفاده در MLP است. دلیل رایج بودن این تابع تبدیل اینست که اولین انحراف (شناسایی این انحراف برای آموزش شبکه عصبی لازم است) به سادگی قابل توصیف است. شبکه MLP بسیار شبیه مدل اتورگرسیون کلاسیک است. با وجود این شبکه MLP به علت اینکه از تطبیق توابعی غیرخطی از مشاهدات گذشته را برای محاسبه ارزش آینده استفاده می کنند بسیار توانمند هستند (Menhaj, 2002; Maia et al., 2008).

$$g(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \qquad (۲)$$

در مدل MLP طراحی شده برای پیش بینی سری زمانی، تعیین متغییرهایی همچون تعداد نرون‌های ورودی، پنهان و خروجی بسیار مهم هستند. با وجود این، راه کار مناسبی برای تخمین آنها وجود ندارد. لایه‌های پنهان در ایجاد رابطه غیرخطی میان ورودی ها و خروجی ها کمک می‌نماید. مطالعات نشان می‌دهد که یک لایه پنهان نتایج خوبی را در تخمین‌های توابع غیر خطی

1- Multi- layer perceptron (MLP)
2- connected acyclically

داراست (Hamzac et al., 2008). تعداد خروجی ها بسته به مدل تغییر می‌نماید. در سری زمانی تعداد خروجی ها بر اساس طول بازه زمانی تحقیق می‌باشد(Yu et al., 2008).

روش شناسی تحقیق

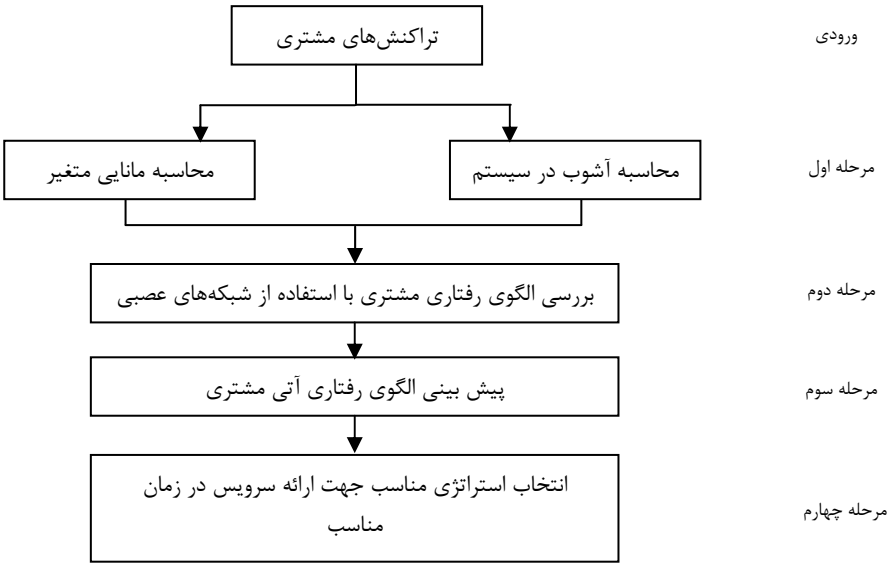
در این مقاله سعی شده است تا با بررسی الگوی تراکنش‌های مالی مشتریان، الگوی رفتاری آتی مشتری، شناسایی و پیش بینی شود. فرآیند مورد بررسی در این مقاله شامل سه مرحله آماده سازی داده ها، بررسی الگوی رفتاری مشتریان بوسیله شبکه عصبی و پیش بینی رفتار آتی مشتری است. این فرآیند در شکل یک نشان داده شده است.

در مرحله یک، داده‌های مربوط به تراکنش‌های حساب اصلی مشتری بررسی و پیش پردازش می‌شود. در این مرحله الگوی تراکنش‌های رفتاری مشتری به لحاظ آشوب گونه بودن و وجود رگرسیون کاذب بررسی می‌گردد. برای بررسی آشوب گونه بودن رفتار مشتری از نمای لیاپانوف استفاده شده است و وجود رگرسیون کاذب نیز به وسیله آزمون دیکی فولر مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. در مرحله دوم، هدف پیش بینی تراکنش‌های آتی مشتریان است. در این مرحله با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون، تراکنش‌های آتی مشتریان پیش بینی می‌شود. در مرحله سوم، با استفاده از خروجی شبکه عصبی، آخرین سرویس‌های مورد استفاده توسط مشتری و سرویس‌های پیشنهادی استخراج شده توسط سیستم پیشنهاد دهنده الگوی رفتاری مشتری پیش بینی و بر این اساس مناسب ترین سرویس در مقطع زمانی مورد بررسی به وی پیشنهاد می‌گردد. با استفاده از نتایج به‌دست آمده از پیش بینی الگوی رفتاری مشتری، می‌توان استراتژی مناسبی را برای تعامل با مشتری انتخاب نماییم. در قسمت بعدی هر کدام از این مراحل به طور کامل توضیح داده شده و با استفاده از داده‌های واقعی مشتریان ارزیابی شده است.

ارزیابی تجربی

داده‌های تحقیق

در این تحقیق سعی شده تا روند تراکنش‌های آتی مشتریان پیش بینی گردد. از آنجایی که در این تحقیق صرفا سعی می‌شود زمان مناسب برای ارائه پیشنهادها بررسی گردد، در انتخاب مشتریان و سرویس‌های پیشنهادی به آنها از نتایج تحقیق کاربردی دیگری که در بانک انجام شده است، استفاده می‌شود.



شکل ۱ : روش شناسی تحقیق

لازم به‌ذکر است که در سیستم‌های پیشنهاد دهنده با هدف ایجاد بازاریابی رابطه ای، هرکدام از مشتریان پروفایل ترجیحات خاص خود را خواهند داشت. بر این اساس برای شناسایی زمان مناسب ارائه پیشنهادها به هر مشتری، می‌بایست تحلیل جداگانه‌ای برای هر کدام از مشترین به صورت مجزا انجام شود. از آنجایی که الگوی رفتاری هر مشتری مختص به خود است و نتایج تحلیل برای همان مشتری به‌کار می‌رود در این تحقیق تنها سه مشتری از تحقیق انجام گرفته در بانک، به صورت تصادفی برای تحلیل انتخاب شده اند. سرویس‌های مورد علاقه این مشتریان شامل استفاده از سیستم‌های خود پرداز برای برداشت پول (به اختصار ATM)، استفاده از سیستم حساب اینترنتی برای مشاهده حساب و درخواست تسهیلات از بانک، استفاده از تلفن برای دریافت صورت حساب و گردش موجودی، استفاده از موبایل برای دریافت صورت حساب و گردش موجودی، استفاده از دستگاه‌های پایانه فروش برای پرداخت مبالغ خرید (POS)، استفاده از سیستم حساب اینترنتی برای خرید می‌باشد. سرویس‌های پیشنهادی سیستم برای این سه مشتری که بر اساس ترجیحات آنها بدست آمده در جدول یک آورده شده است.

جدول ۱: سرویس‌های شناسایی شده برای پیشنهاد به هر مشتری

	سرویس‌های پیشنهادی			
	اول	دوم	سوم	چهارم
مشتری اول	Internet	POS		
مشتری دوم	Internet	Mobile	POS	
مشتری سوم	Internet	Telephone	IntPurches	POS

با انتخاب این سه مشتری، داده‌های مربوط به تراکنش‌های مالی حساب اصلی آنها (به عنوان داده‌های تحقیق) برای بررسی و پیش بینی الگوی رفتاری آتی ، مورد استفاده قرار می‌گیرد. داده‌های مربوط به تراکنش‌های مالی حساب اصلی مشتریان، در فاصله زمانی اسفند ۱۳۸۷ تا بهمن ۱۳۸۸ قرار دارند. این تحلیل می‌تواند برای هر تعداد مشتری دیگر انجام شود، ولی توجه به این نکته ضروری است که مدل پیشنهادی این تحقیق به تحلیل رفتاری هر مشتری به صورت جداگانه می‌پردازد.

مرحله اول، پیش پردازش داده ها

رفتاری مشتریان، بر اساس تراکنش‌های مالی موجود در حساب اصلی آنها بررسی می‌گردد. این الگوی رفتاری ممکن است در طی سال تغییرات مختلفی داشته باشد. از این رو می‌بایست قبل از بررسی این الگوی رفتاری، قابل پیش بینی بودن الگو بررسی شود. این الگو ممکن است آشوب گونه[1] است. برای تشخیص وجود آشوب در سری‌های زمانی، آزمون‌های مختلفی وجود دارد، که مهم‌ترین آن ها تخمین بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف[2] است. نمای لیاپانوف قابل پیش بینی بودن و غیر قابل پیش بینی بودن سیستم را اندازه‌گیری می‌کند. بدین معنی که با توجه به شرایط اولیه، آیا سیستم تغییر ناپذیر و ثابت است یاخیر(Fallahi, Khaloozade, Alamdari & Hamidi, 2006). برای سیستم‌های آشوب‌گونه، حداقل یک نمایای لیاپانوف مثبت داریم. نمای لیاپانوف مثبت شرط لازم برای تعیین وضعیت آشوبه گونه بودن سیستم است، اما شرط کافی نیست

1- Stochastic
2- Lyapunov exponents

(Karakasidis & Charakopoulos, 2008). در صورت تایید وجود آشوب، سیستم با استفاده از الگوسازی غیرخطی قابلیت پیش بینی کوتاه مدت را داراست. برای محاسبه این نما از نرم افزار MATLAB استفاده شده است. آزمون فرض محاسبه نمای لیاپانوف در سطح آلفای ۵ درصد با استفاده از این نرم افزار به صورت زیر تعریف می‌شود. فرض H_0 مبنی بر عدم وجود آشوب و فرض H_1 نشان دهنده وجود آشوب در سیستم است. نتایج حاصل از محاسبه این نما در جدول (۲) نشان داده شده است. نتایج نشان دهنده عدم مشاهده رفتار آشوب گونه در سه مدل رفتاری مشتریان است.

جدول ۲: محاسبه نمای لیاپانوف

	فرض تائید شده	**Lambda	*Pvalue
الگوی رفتاری مشتری اول	۰	-۱۰/۷۳۳۳	۰/۱۵۴۶
الگوی رفتاری مشتری دوم	۰	-۱۰/۴۱۷۶	۰/۱۵۴۷
الگوی رفتاری مشتری سوم	۰	-۶/۲۱۴۰	۰/۱۵۶۴

Pvalue*: عبارت است از مقدار احتمال اینکه آماره آزمون مشاهده شده منتهی به رد فرض صفر گردد، در حالی که فرض صفر درست است.

Lambda**: میزان وجود آشوب در سیستم را نشان می‌دهد. اگر مثبت باشد نشان دهنده میزان آشوب در سیستم و اگر منفی باشد میزان غیر آشوب گونه بودن سیستم را نشان می‌دهد.

نکته دیگری که باید در هنگام تحلیل الگوی رفتاری مشتری در نظر داشت، اجتناب از رگرسیون کاذب است. الگوی رفتاری مشتری در بازه زمانی مورد بررسی به صورت سری زمانی می‌باشد. سری‌های زمانی ممکن است ناپایا باشند. از این رو قبل از استفاده از متغیرهای سری زمانی لازم است نسبت به پایایی و ناپایایی آن اطمینان حاصل کرد. اگر متغیرهای سری زمانی مورد استفاده در مدل پایا نباشد، برآورد مدل به رگرسیون کاذب منجر می‌شود (Edral, Edral & Esengu, 2008). یک متغیر، وقتی پایاست که حداقل دو مشکل زیر را نداشته باشد:

اول: اگر سری زمانی در طول زمان دچار یک شوک و یا تکانه شد، اثر این شوک و تکانه در زمان‌های بعدی تعدیل و بطرف صفر میل کند.

دوم: سری زمانی از یک فرایند گام تصادفی پیروی نکند.

سری زمانی، هنگامی دارای فرایند گام تصادفی است، که دائماً دچار یک شوک یا تکانه تصادفی شود. برای اطمینان از پایایی و ناپایایی متغیرهای سری زمانی، از آزمون‌های دیکی فولر و آزمون شکست ساختاری استفاده می‌شود. در این قسمت برای اطمینان از پایایی و یا ناپایایی متغیر مورد استفاده، از آزمون دیکی فولر استفاده شده است(Edral et al., 2008; Galvao, 2010). آزمون فرض محاسبه آزمون دیکی فولر در سطح آلفای (۵) درصد با استفاده از نرم افزار MATLAB به صورت زیر تعریف می‌شود.

فرض H_0 مبنی بر عدم مشاهده ریشه واحد و فرض H_1 نشان دهنده وجود ریشه واحد در سیستم است. نتایج حاصل از محاسبه این آزمون در جدول (۳) آورده شده است. نتایج تحلیل نشان دهنده وجود ناپایایی در سیستم است. برای پایا سازی سیستم از روش تفاضل گیری استفاده می‌شود. در این تحقیق با استفاده از تفاضل گیری مرتبه اول در نرم افزار Eviews ، سیستم پایا گردیده است.

جدول ۳: محاسبه آزمون دیکی فولر

		فرض تائید شده	Pvalue*
بدون تفاضل گیری	الگوی رفتاری مشتری اول	۱	۰/۰۰۲۷
	الگوی رفتاری مشتری دوم	۱	۰/۰۴۸۵
	الگوی رفتاری مشتری سوم	۱	۰/۰۰۳۹
تفاضل گیری مرتبه اول	الگوی رفتاری مشتری اول	۰	۰/۱۴۳۲
	الگوی رفتاری مشتری دوم	۰	۰/۱۴۴۴
	الگوی رفتاری مشتری سوم	۰	۰/۱۳۶۴

* Pvalue: عبارت است از مقدار احتمال اینکه آماره آزمون مشاهده شده منتهی به رد فرض صفر گردد، در حالیکه فرض صفر درست است.

مرحله دوم، بررسی الگوی رفتاری مشتری

در این قسمت تراکنش‌های آتی هر مشتری با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون پیش بینی می‌شود. برای ارزیابی، تراکنش‌های مشتری به دو بخش تقسیم می‌شود: بخش اول(که عموماً بیش از ۶۰ درصد داده ها را تشکیل می‌دهند)، مجموعه آموزش شبکه را تشکیل می‌دهند. از نمونه‌های بخش اول به صورت نمونه‌های i تایی تعداد P عنصر آموزش شبکه ساخته می‌شود. بخش دوم،

(که عموما کمتر از ۴۰ درصد داده ها را تشکیل می‌دهند) برای آزمون و ارزیابی به کار می‌روند. از نمونه‌های بخش دوم، به صورت ترکیب‌های i تایی تعداد q عنصر آزمون شبکه عصبی ساخته می‌شود(Fallahi et al., 2006; Galvao, 2010). تقسیم بندی داده ها برای مشتریان در جدول (۴) آورده شده است.

جدول ۴: تقسیم بندی داده‌های آموزش و تست در سه سری زمانی

	سری مشتری اول	سری مشتری دوم	سری مشتری سوم
داده‌های آموزش	۱۳۳	۱۶۱	۳۳۵
داده‌های تست	۲۵	۳۲	۴۰

در هر مرحله آموزش، خروجی شبکه عصبی با مقادیر واقعی نمونه ها مقایسه شده و ضرایب درونی شبکه بر اساس الگوریتم آموزشی مورد نظر اصلاح می‌شود. پس از پایان دوره آموزش، مجموعه آزمون به شبکه داده شده و خروجی آن با مقادیر اصلی مقایسه می‌شود. نتایج مقایسه مقادیر پیش بینی شده به وسیله شبکه و مقادیر اصلی، داده‌های لازم را جهت محاسبه معیار آزمون و در نهایت، ارزیابی پیش بینی را فراهم می‌آورد. به منظور ارزیابی پیش بینی از معیارهای مختلفی از جمله میانگین قدرمطلق خطا (MAE) و میانگین مجذور خطا (MSE) استفاده می‌شود. این معیارها را می‌توان به صورت معادله ۳و ۴ نشان داد. در این تحقیق از این دو معیار برای ارزیابی شبکه استفاده شده است (Min & Hang, 2005; Zhang, Edwards & Harding, 2007).

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^{n} |e_i|}{n} \qquad (۳)$$

$$MSE = \frac{\sum_{j=1}^{n} e_i^2}{n} \qquad (۴)$$

در این روابط n، تعداد پیش بینی ها و e_i خطای پیش بینی است که از تفاوت مقادیر پیش بینی شده و مقادیر واقعی به‌دست می‌آید.

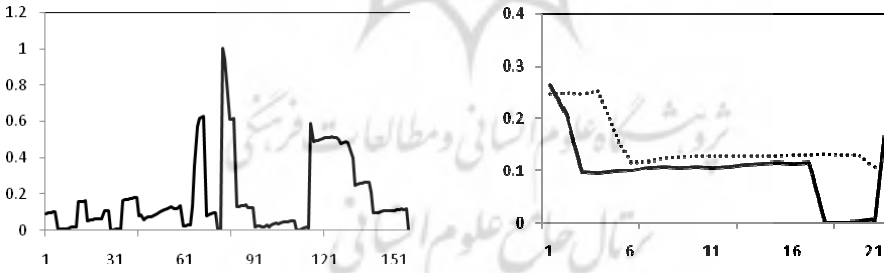
همان‌طور که بیان شده در پیش بینی سری زمانی توسط شبکه عصبی، تعیین متغیرهایی همچون تعداد نرون‌های ورودی، پنهان و خروجی چندان ساده نیست و راه کار مناسبی برای تخمین آنها نیز وجود ندارد. با توجه به اینکه بر اساس تحقیقات انجام شده یک لایه پنهان نتایج مناسبی را در

توابع غیر خطی داشته است (Hamzac et al., 2008) در طراحی شبکه از یک لایه پنهان استفاده شده است. برای تعیین تعداد ورودی ها و خروجی شبکه با استفاده از روش آزمون و خطا ساختار مناسب برای طراحی شبکه انتخاب گردیده است. ساختار شبکه طراحی شده برای هر کدام از مشتریان در جدول (۵) آورده نشان داده شده است.

جدول ۵: تنظیمات مدل MLP برای پیش بینی

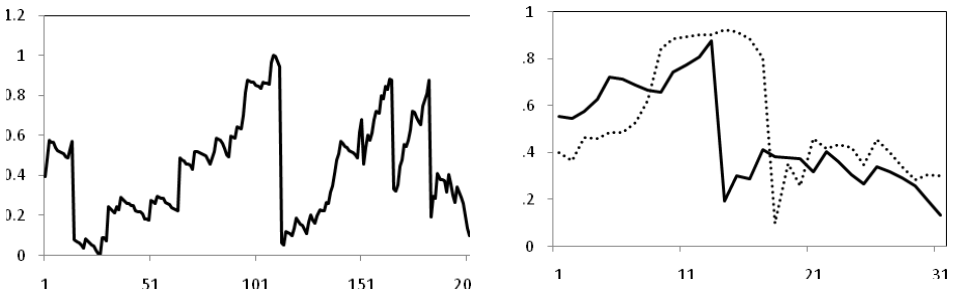
	تعداد نرون			
	ورودی	پنهان	خروجی	تعداد تراکنش‌های آتی پیش بینی شده
مشتری اول	۴	۴	۱	۳
مشتری دوم	۶	۴	۱	۴
مشتری سوم	۱۰	۵	۱	۵

بر اساس ساختار نهایی شبکه، شبکه آموزش دیده و ارزیابی می‌شود. برای طراحی و آزمون شبکه از نرم افزار MATLAB استفاده شده است. نتایج طراحی شبکه برای سه مشتری در شکل‌های **۲**و **۳**و **۴** ارائه گردیده است. برای هر کدام از مشتریان دو شکل ارائه گردیده است: شکل سمت چپ مربوط به کل تراکنش‌های مشتری در بازه زمانی مورد بررسی است. در این الگو می‌توان نمای کلی از تراکنش‌های هر کدام از مشتریان را مشاهده کرد. در شکل سمت راست نتایج حاصل از ارزیابی شبکه برای هر کدام از مشتریان ارائه گردیده است. در این شکل، سری زمانی اصلی (خط ممتد) و سری زمانی پیش بینی شده (خط چین) مشاهده می‌شود.



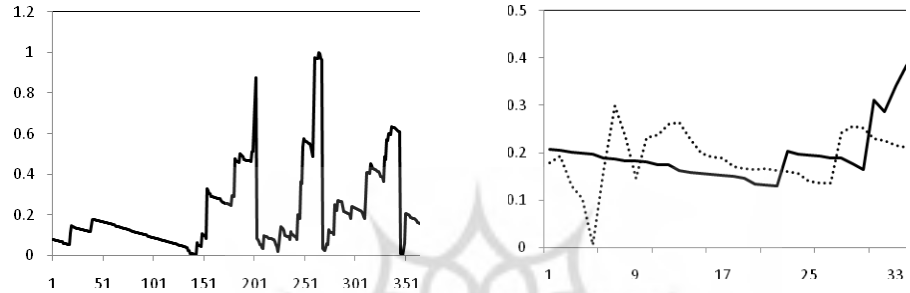
الگوی کامل تراکنش مشتری در بازه مورد بررسی — نتایج آزمون شبکه بر روی داده‌های تست مشتری

شکل ۲: مشتری یک



نتایج آزمون شبکه بر روی داده‌های تست مشتری الگوی کامل تراکنش مشتری در بازه مورد بررسی

شکل ۳ : مشتری دو



نتایج آزمون شبکه بر روی داده‌های تست مشتری الگوی کامل تراکنش مشتری در بازه مورد بررسی

شکل ۴: مشتری سه

هر کدام از شبکه‌های طراحی شده برای مشتریان توسط دو معیار MAE و MSE مورد ارزیابی قرار گرفته اند. نتایج ارزیابی شبکه برای سه مشتری در جدول (۶) ارائه گردیده است. انتخاب یک شبکه عصبی با الگوریتم آموزشی و ساختار مناسب می‌تواند ابزار بسیار توانمندی برای پیش بینی یک سری زمانی فراهم کند. نتیجه پیش بینی می‌تواند تا آن اندازه قوی باشد که کل سری زمانی را قدم به قدم پی گیری نماید. نتایج ارزیابی هر کدام از شبکه ها نیز نشان دهنده بر آورد مناسب شبکه عصبی پرسپترون برای هر کدام از مشتریان است.

جدول ۶ : نتایج ارزیابی شبکه

	MSE	MAE	R*
مشتری اول	۰/۰۰۹۰	۰/۰۷۲۹	۰/۵۶۶۶۰
مشتری دوم	۰/۰۶۰۵	۰/۱۸۱۹	۰/۵۲۴۶
مشتری سوم	۰/۰۰۷۶	۰/۰۷۱۲	۰/۷۶۰۰

R: ضریب همبستگی

مرحله سوم، شناسایی و پیش بینی رفتار آتی مشتری

در این مرحله سعی می‌شود تا بر اساس پیش بینی تراکنش‌های آتی مشتریان، تحلیل مناسبی از سرویس مناسب برای ارائه به مشتری آورده شود. تراکنش‌های آتی هر کدام از مشتریان بر اساس ساختار شبکه، پیش بینی می‌شود. پیش بینی روند تراکنش‌های آتی هر کدام از مشتریان در جدول هفت ارائه گردیده است. توان پیش بینی تراکنش‌های آتی هر کدام از مشتریان توسط شبکه عصبی متفاوت است(در بخش طراحی شده توضیح داده شد). به گونه ای که برای مشتری اول سه تراکنش، مشتری دوم چهار تراکنش و مشتری سوم پنج تراکنش آتی آنها پیش بینی شده است. همان طور که مشاهده می‌شود، روند تراکنش‌های آتی دو مشتری اول و دوم منفی است. این روند نشان‌دهندهٔ برداشت وجه از سوی مشتریان می‌باشد. این روند در مشتری شماره سه، مثبت است و رشد تراکنش‌های مالی وی را نشان می‌دهد به گونه ای که در آینده این مشتری مبلغ موجودی خود را به طور مستمر افزایش می‌دهد.

جدول ۷: پیش بینی تراکنش‌های آتی مشتریان

	پیش بینی				
	Y_{t+1}	Y_{t+2}	Y_{t+3}	Y_{t+4}	Y_{t+5}
مشتری اول	۰/۲۴۲۷	۰/۱۷۴۰	۰/۱۷۲۹		
مشتری دوم	۰/۳۳۵۳	۰/۲۸۳۰	۰/۱۹۵۴	۰/۱۴۴۴	
مشتری سوم	۰/۳۶۶۷	۰/۴۰۹۳	۰/۴۴۴۱	۰/۴۵۸۵	۰/۴۶۰۶

$t+1,2,3,4,5$ نشان دهنده شماره تراکنش آتی پیش بینی شده برای هر کدام از مشتریان است.

بر اساس نتایج ارائه شده در جدول هفت، وضعیت تراکنش‌های آتی هر کدام از مشتریان پیش

بینی شده است. در مرحله بعدی، برای ارائه تحلیل مناسب تر سعی شده تا انواع سرویس‌های مورد استفاده در فاصله زمانی ۱۰ تراکنش آخر[1] هر مشتری نیز بررسی گردد. تراکنش‌های مشتریان بر اساس میزان برداشت یا واریز وجه آنها در سیستم ثبت می‌گردد. امروزه بانک‌ها کانال‌های مختلفی را برای برداشت و واریز وجه در اختیار مشتریان قرار داده اند. از این رو بررسی اینکه تراکنش‌های پایانی مشتری از طریق چه کانال‌هایی انجام شده، می‌تواند نقش مهمی در تحلیل رفتار آتی وی داشته باشد. سرویس‌های مورد استفاده توسط این سه مشتری در جدول (۸) ارائه شده است.

جدول ۸: سرویس‌های استفاده شده در فاصله زمانی ۱۰ تراکنش پایانی

	سرویس‌های مورد استفاده			
مشتری اول	واریز نقدی	برداشت از طرق خود پرداز	برداشت نقدی از شعبه	درخواست صورت حساب تلفنی
مشتری دوم	واریز نقدی	برداشت از طرق خود پرداز	برداشت نقدی از شعبه	
مشتری سوم	واریز نقدی	انتقال وجه از شعبه	مشاهده مانده از طریق موبایل	برداشت نقدی و از طرق خود پرداز

بر اساس نتایج جدول هشت مشاهده می‌شود که مشتری اول در حال حاضر از سرویس مشاهده صورت حساب تلفنی برای مشاهده حساب استفاده می‌نماید، بنابراین پیشنهاد استفاده از اینترنت (به عنوان سرویس پیشنهادی در جدول ۱) برای مشاهده حساب چندان مناسب نیست. اما با توجه به اینکه تراکنش‌های آتی مشتری منفی است و نشان دهنده برداشت وجه از حساب وی می‌باشد، پیشنهاد کانال مورد علاقه دیگری برای برداشت وجه به مشتری در این زمان، مقبولیت بیشتری را به همراه خواهد داشت. مشتری دوم تقریبا وضعیت مشابهی را داراست. نتایج جدول شماره هفت نشان می‌دهد که تراکنش‌های آتی این مشتری نیز منفی است و پیشنهاد کانال مورد علاقه دیگری برای برداشت وجه به این مشتری، احتمال پذیرش پیشنهاد را افزایش خواهد داد.

با بررسی مشتری سوم مشاهده می‌شود که این مشتری در طول دوره بررسی، تعداد

۱- به علت محدودیت توان گزارش گیری سیستم بیشتر از ده تراکنش بررسی نشده است.

تراکنش‌های نسبتاً بالایی را داشته است. در ضمن این مشتری در تراکنش‌های اخیر خود از سرویس مشاهده صورت حساب به صورت مستمر استفاده می‌نماید. از این رو پیشنهاد دو سرویس استفاده از اینترنت و تلفن برای دریافت صورت حساب، بیشتر مورد توجه وی خواهد بود. روند مثبت تراکنش‌های مشتری نیز نشان دهنده افزایش سطح موجودی حساب و افزایش تعامل آتی وی با بانک است. از این رو هنگام مشاهده پیش بینی روند مثبت تراکنش‌های آتی مشتری، می‌توانیم برنامه‌های تبلیغاتی و بازاریابی بیشتری برای مشتری برنامه ریزی نماییم و با تعامل مناسب تر سرویس‌های مورد علاقه وی را پیشنهاد کنیم.

بحث و نتیجه گیری

در این مقاله سعی شده تا بر اساس پیش بینی تراکنش‌های آتی مشتریان، زمان مناسب پیشنهاد سرویس‌های شناسایی شده توسط سیستم پیشنهاد دهنده، شناسایی گردد. شبکه‌های عصبی برای پیش بینی سری‌های زمانی خطی و غیرخطی به طور گسترده ای استفاده می‌شوند. یکی از تکنیک‌های بسیار پر استفاده در شبکه‌های عصبی برای پیش بینی، شبکه‌های پرسپترون چند لایه است. از این رو 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. در این تحقیق برای شناسایی سرویس مناسب برای ارائه در بازه زمانی مورد بررسی، سه نوع اطلاعات مربوط به سرویس‌های مورد علاقه مشتریان، پیش بینی تراکنش‌های آتی آنها و آخرین سرویس‌های مورد استفاده توسط مشتری ترکیب شده است. نتایج حاصل نشان می‌دهد بر اساس پیش بینی تراکنش‌های آتی هر مشتری و تحلیل سرویس‌های مورد علاقه وی، می‌توان زمان مناسب ارائه سرویس مورد علاقه به وی را شناسایی کرد.

در بانک‌ها ما تنها به داده‌های مربوط به رفتار تراکنشی مشتریان دسترسی داریم و به یک طیف مناسب از اینکه مشتری به هر کدام از سرویس ها تا چه حد تمایل دارد دسترسی نداریم. به همین دلیل می‌بایست در تحلیل ها به این نکته توجه داشت که استفاده از روند الگوی رفتاری مشتریان، هنگامی کارایی لازم را خواهد داشت که بانک بر اساس علاقه مندی مشتریان سرویس‌های مورد نظر را به آنها پیشنهاد نماید و در ارائه پیشنهادها از محدودیت‌هایی مانند سیاست بازاریابی خاص

برای برخی از سرویس ها، ظرفیت کانال‌های مختلف ارائه خدمات و ... استفاده کند. در چنین حالتی برای پیشنهاد سرویس مناسب می‌بایست با ترکیب اولویت‌های گوناگون، سرویس مورد علاقه، به مشتریان ارائه گردد. ارائه پیشنهادها در زمان مناسب احتمال پذیرش را بالا می‌برد. اما بدون داشتن پاسخ‌های مشتریان نمی توان تحلیل مناسبی از درست بودن پیشنهادها داشته باشیم. برای به‌دست آوردن این اطلاعات استفاده از تحقیقات میدانی نیز برای دست یابی به داده‌های صحیح و کارآ چندان ساده نیست. این امر به علت عدم تمایل مشتریان به شرکت در چنین طرح هایی است. از این رو به نظر می‌رسد تحقیقات بیشتری می‌بایست در حوزه تحلیل نتایج پیشنهادها انجام شود و پاسخ مشتریان در دوره‌های زمانی آتی، پس از ارائه پیشنهادها مورد بررسی قرار گیرد. بدین معنی که پس از پیشنهاد سرویس ها می‌بایست بررسی گردد که آیا مشتری از این سرویس پیشنهادی استفاده می‌کند یا خیر.

References

1- Asghari.M.R,. (2002). Neural network application in forecasting of time series. Iranian economical researches quarterly. Volume 12. (In Persion)
2- Bodapati. Anand V, (2009), Recommendation Systems with Purchase Data, Journal of Marketing Research, Vol. XLV, 77–93.
3- Chen. mu-chen, Chiu. ai-lun, Chang. hsu-hwa, (2005), Mining changes in customer behavior in retail marketing, Expert Systems with Applications, 28, 773–781.
4- Cheng. Ching-Hsue, Chen. You-Shyang, (2009), Classifying the segmentation of customer value via RFM model and RS theory , Expert Systems with Applications, 36, 4176-4184.
5- Cohen,M.D, (2004), Exploiting response models-optimizing cross-sell and up-sell opportunities in banking , Information Systems ,volume 29. 327–341.
6- Erdal. Gu listan, Erdal. Hilmi, Esengu. Kemal, (2008), The causality between energy consumption and economic growth in Turkey, Energy Policy, 36, 3838–3842.
7- Fallahi.M.A, Khaloo zade.A, Alamdari. H, Hamidi.S,.(2006). Nonlinear modeling and forecasting tax on jobs in Iranian economics(application of artificial neural network and comparison with linear regression models and time series). Journal of Economic researches. Volume 76. 143-167 (In Persion)
8- Galvao Jr. Antonio F, (2010), Unit root quantile autoregression testing using covariates, Journal of Econometrics ,In Press
9- Garliauskas, A. (1999), Neural network chaos and computational algorithms of forecast in finance, IEEE, pp. 638-643.

10- Hamzac_ebi. Cos_kun, Akay. Diyar, Kutay. Fevzi, (2008), Comparison of direct and iterative artificial neural network forecast approaches in multi-periodic time series forecasting, Expert Systems with Applications. Article in press. TC
11- Hamzaçebi. Cos_kun, (2008), Improving artificial neural networks' performance in seasonal time series forecasting, Information Sciences.
12- Karakasidis. Theodoros E., Charakopoulos. Avraam, (2008), Detection of low-dimensional chaos in wind time series, Chaos, Solitons and Fractals, Article in press.
13- Kim. Yong.soo, Yum. Bong.Jin, Song. Junehwa, Kim. Su.myeon, (2005), Development of a recommender system based on navigational and behavioral patterns of customers in e-commerce sites, Expert Systems with Applications, 28, 381–393.
14- Maia. Andre Luis S., Carvalho. Francisco de A.T. de, Ludermir. Teresa B, (2008), Forecasting models for interval-valued time series, Neurocomputing, 71, 3344–3352. TD
15- Menhaj.M.B,. (2005). principles of neural network(calculating intelligence). Volume 1. Tehran. Professor Hesabi publication center. (In Persion)
16- Min. sung-hwan, Han. Ingoo, (2005), Detection of the customer time-variant pattern for improving recommender systems, Expert Systems with Applications, 28, 189–199.
17- Song. hee-soek, kim. Jae-kyeong, kim. Soung-hie, (2001), Mining the change of customer behavior in an internet shopping mall, expert systems with applications, 21, 157-168.
18- Yu. Lean, Wang. Shouyang, Lai. Kin Keung, (2008), A neural-network-based nonlinear metamodeling approach to financial time series forecasting, Applied Soft Computing.
19- Yuan, S., Chang, W., (2001), Mixed-initiative synthesized learning approach for web-based CRM. Expert Systems with Applications, 20(2), 187–200.
20- Zhang. Xuejun, Edwards. John, Harding. Jenny, (2007), Personalised online sales using web usage data mining, Computers in Industry, 58, 772–782.
21- Zou. H.F, Xia. G.P, Yang. F.T, Wang. H.Y, (2007), An investigation and comparison of artificial neural network and time series models for Chinese food grain price forecasting, Neurocomputing, 70, 2913–2923.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی