Journal of
Management, Economics & Entrepreneurship
www.JMEK.ir

Volume 2, Issue 4, 2022

Designing a Model for Increasing Sales in E-Marketing of Electronic Banking Services By Data Mining

Manochehr Manteghi[1] Saeed Ghasempour[2*]

1. Professor, Department of Technology Management, Faculty of Industrial Management and Engineering, Malek Ashtar University of Technology, Tehran, Iran
2. M.Sc., Department of Technology Management, Faculty of Management, South Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.

ARTICLE INFORMATION

Type of Article:
Original Research
Pages: ***1-21***

Corresponding Author's Info
Email:
s.ghasempour802@gmail.com

Article history:
Received: *30 September 2021*
Revised: *06 November 2021*
Accepted: *25 November 2021*
Published online: *01 February 2022*

Keywords:
Electronic Banking, Uncertainty, Data Mining, Risk Management, Marketing

ABSTRACT

In traditional and paper banking, due to the fact that people were provided with a paper, and touched paper, the trust element was built. But nowadays, with the presence of electronic banking, on the one hand, the Iranian society is not yet accustomed to it, and on the other hand, uncertainties about economic factors have caused bank customers to feel hesitant about investing. Uncertainty in the economy is one of the most important factors in the outflow of capital from banks and the loss of customer trust. The benefits of e-banking can be considered from two aspects: customers and financial institutions. From customers' point of view, we can mention cost savings, time savings and access to multiple channels for banking operations. From the perspective of financial institutions, we can name features such as creating and increasing the reputation of banks in providing innovation, retaining customers despite the spatial changes of banks, creating the premise to seek new customers in target markets, expanding the geographical scope of activities and establishing full competition situation. To compete more effectively in the world's competitive markets, banks need to have a better understanding of customers and the market. The banking industry in the world has undergone many changes in the way it operates. Leading banks use data mining tools to segment customers, validate customers to approve and grant banking facilities, anticipate debt default, marketing affairs, and identify fraudulent patterns. In this article, while referring to the discussion of uncertainty and its impact on customers, data mining techniques are expressed as a competitive advantage in customer satisfaction with electronic banking and banking services.

This is an open access article under the CC BY license. © 2021 The Authors.

How to Cite This Article: Manteghi, M & Ghasempour, S (2022). "Designing a Model for Increasing Sales in E-Marketing of Electronic Banking Services By Data Mining". *Journal of Management, economics and Entrepreneurship* , 2(4): 1-21.

فصلنامه مطالعات مدیریت، اقتصاد و کارآفرینی

www.JMEK.ir

دوره دوم، شماره چهارم، زمستان ۱۴۰۰

طراحی الگویی برای افزایش فروش در بازاریابی الکترونیکی خدمات بانکی با استفاده از داده کاوی

دکتر منوچهر منطقی[۱] سعید قاسم‌پور[۲]*

۱ استاد، گروه مدیریت تکنولوژی، دانشکده مدیریت و مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران، ایران. manteghi@guest.ut.ac.ir

۲ کارشناسی ارشد، گروه مدیریت تکنولوژی، دانشکده مدیریت، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.s.ghasempour802@gmail.com

اطلاعات مقاله

نوع مقاله: علمی- پژوهشی

صفحات: ۱-۲۱

اطلاعات نویسنده مسئول

ایمیل:

s.ghasempour802@gmail.com

سابقه مقاله:

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۰۷/۰۸

تاریخ ویرایش: ۱۴۰۰/۰۸/۱۵

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۹/۰۴

تاریخ انتشار: ۱۴۰۰/۱۰/۰۱

واژگان کلیدی: بانکداری الکترونیکی، نااطمینانی، داده کاوی، مدیریت ریسک، بازاریابی.

چکیده

در بانکداری سنتی و کاغذی، افراد چون کاغذی را می دیدند و لمس می کردند، اعتماد ایجاد می شد. اما امروزه با حضور بانکداری الکترونیکی، از یک سو هنوز جامعه ایران با آن خو نگرفته و از سویی دیگر، نااطمینانی ها از عوامل اقتصادی موجب شده تا مشتریان بانک ها نسبت به سرمایه گذاری احساس تردید کنند. نااطمینانی در اقتصاد از مهمترین عوامل خروج سرمایه از بانک ها و از بین رفتن اعتماد مشتری است. مزایای بانکداری الکترونیک را می توان از دو جنبه مشتریان و موسسات مالی مورد توجه قرارداد. از دید مشتریان می توان به صرفه جویی در هزینه ها، صرفه جویی در زمان و دسترسی به کانالهای متعدد برای انجام عملیات بانکی نام برد. از دید موسسات مالی می توان به ویژگیهایی چون ایجاد و افزایش شهرت بانکها در ارائه نوآوری، حفظ مشتریان علی رغم تغییرات مکانی بانکها، ایجاد فرصت برای جست جوی مشتریان جدید در بازارهای هدف، گسترش محدوده جغرافیایی فعالیت و برقراری شرایط رقابت کامل را نام برد. برای رقابت مؤثرتر در بازارهای رقابتی دنیا بانک ها بایستی درک بهتری از مشتریان و بازار داشته باشند. صنعت بانکداری در دنیا تغییرات زیادی را در نحوه انجام فعالیت های خود متحمل شده است. بانک های پیشرو از ابزارهای داده کاوی برای تقسیم بندی مشتریان، اعتبارسنجی مشتریان جهت اعطای تسهیلات و تایید آنها، پیش بینی عدم پرداخت بدهی ها، بازاریابی و شناسایی الگوهای کلاهبرداری استفاده می کنند. در این مقاله ضمن اشاره ای به بحث نااطمینانی و تأثیر آن بر مشتریان، تکنیک های داده کاوی به عنوان مزیت رقابتی در رضایت مشتریان از بانکداری الکترونیکی و خدمات بانکی بیان می گردد.

خوانندگان این مجله، اجازه توزیع، ترکیب مجدد، تغییر جزئی و کار روی حاضر به صورت غیرتجاری را دارند.

© تمامی حقوق انتشار این مقاله، متعلق به نویسنده می‌باشد.

۱- مقدمه

بانکداری به عنوان یک موضوع داده فشرده[1] به طور مداوم تحت تأثیرات فزاینده عصر کلان‌داده در حال پیشرفت است. کاوش در ابزارهای پیشرفته تجزیه و تحلیل کلان‌داده مانند تکنیک‌های داده‌کاوی[2] (DM) برای بخش بانکداری حیاتی است. هدف از انجام این کار استخراج اطلاعات ارزشمند از حجم عظیم داده‌ها و نیل به مدیریت استراتژیک بهتر و رضایت مشتری است. به منظور ارائه مسیر درست برای تحقیقات و توسعه آتی، بررسی جامع و جدید وضعیت تحقیقاتی فعلی داده‌کاوی در بانکداری بسیار سودمند خواهد بود. از آنجایی که بررسی‌های موجود فقط استفاده‌های انتشار یافته تا سال ۲۰۱۳ را پوشش می‌دهد، هدف این مقاله پر کردن این شکاف تحقیقاتی و گزارش پیشرفت‌های مهم و جدید استفاده از داده‌کاوی در بانکداری، در سال‌های پس از ۲۰۱۳ است. این مقاله با جمع‌آوری و تجزیه و تحلیل روندهای موضوع پژوهش، منابع داده، کمک‌های فنآورانه و ابزارهای تحلیلی داده‌ها، اطلاعاتی ارزشمند درباره پیشرفت‌های آتی بخش بانکداری و نیز داده‌کاوی ارائه می‌دهد. علاوه بر این، جدولی جامع و چند وجهی به عنوان مرجع مطالعات بعدی ارائه می‌شود. در کنار این موارد، ما موانع اصلی را شناسایی کرده، خلاصه‌ای را در اختیار همه طرفین علاقه‌مند که با چالش‌های کلان‌داده سر و کار دارند، ارائه می‌کنیم.

عصر کلان‌داده‌ها با فرصت‌ها و چالش‌های بزرگ همراه شد. تقریبا تمام موضوعات علمی در حال تجربه طغیان اطلاعات از نظر حجم و سرعت آن هستند (مایر-شونبرگر[3]، ۲۰۱۳). بنابراین، استخراج و کشف اطلاعات پنهان در کلان‌داده‌ها از طریق تکنیک‌های داده‌کاوی به یک روند نوظهور و هدف غایی برای طیف گسترده‌ای از تحقیقات تبدیل شده است (حسنی ۲۰۱۴، حسنی و همکاران ۲۰۱۶، حسنی و همکاران ۲۰۱۸، حسنی، سیلوا[4] ۲۰۱۸). به عنوان یک موضوع داده فشرده، بانکداری در دهه‌های گذشته انقلاب علم اطلاعات، به یک حوزه کاری محبوب برای محققانی تبدیل شد که از مهارت‌های داده‌کاوی برخوردار بودند. بانک‌ها تصدیق کرده‌اند که دانش به جای منابع مالی بزرگترین دارایی جدید است (خاروته[5]، کشیرساگر[6]، ۲۰۱۴). علاوه بر این، توسعه و رواج بانکداری الکترونیک و بانکداری تلفن همراه به رشد تصاعدی اطلاعات لحظه‌ای بانکی می‌افزاید. این تحولات مستمر و افزایش سریع دسترسی به داده‌های بزرگ، تسلط بر ابزارهای تجزیه و تحلیل کلان‌داده‌های مرتبط را به یکی از حیاتی‌ترین وظایف بخش بانکداری تبدیل می‌کند.

پس از بررسی جامع ادبیات موجود و تا جایی که مطالعات ما نشان داد، تنها دو مقاله مروری بر استفاده از داده‌کاوی در بانکداری پرداخته‌اند (جایاسری[7]، بالان[8]، ۲۰۱۷، پولاککاژی[9]، بالان، ۲۰۱۳). در هر دوی این تحقیقات به برخی از داده‌کاوی‌های صورت گرفته در سال‌های پیش از ۲۰۱۳ اشاره شده است. برای چنین موضوعی که به سرعت در حال توسعه بوده و به صورت روزافزون پیشرفت می‌کند، ارائه جدیدترین وضعیت استفاده از داده‌کاوی در بانکداری به محققان و گروه‌های علاقه‌مند مهم است. به همین دلیل ما، استفاده‌هایی که از داده‌کاوی در بانکداری، به ویژه در سال‌های اخیر و پس از ۲۰۱۳ صورت گرفته است را به طور کامل بررسی می‌کنیم. باید توجه داشت که ما مطالب مطرح شده در (جایاسری، بالان، ۲۰۱۳، پولاککاژی، بالان، ۲۰۱۳) را تکرار نخواهیم کرد. اما در عوض به استفاده‌هایی که اخیرا از داده‌کاوی در بخش بانکداری، صورت گرفته، تمرکز می‌کنیم. هدف این مقاله این است که به‌روزترین راهنمای

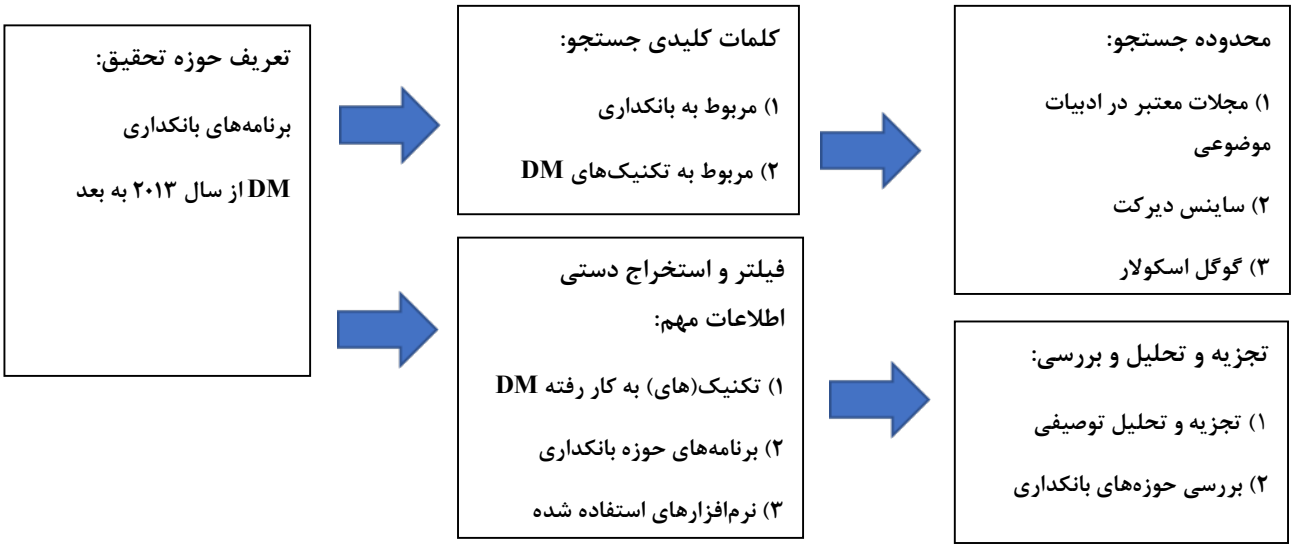
[1] data intensive
[2] Data Mining
[3] Mayer-Schonberger
[4] Silva
[5] Kharote
[6] Kshirsagar
[7] Jayasree
[8] Balan
[9] Pulakkazhy

جامع محققان مرتبط با این حوزه باشد و آن‌ها را از سیر تحول تجزیه و تحلیل کلان‌داده‌ها در بانکداری آگاه و چشم‌اندازی برای تحقیقات آتی ایجاد کند.

با تلخیص کاربردهای اخیر، کلان داده‌ها در بانکداری برای بهبود رضایت مشتری، بازاریابی و بهینه‌سازی مدیریت استراتژیک مورد بهره برداری قرار گرفته است. اهداف استفاده‌های اخیر از داده‌کاوی که در این مقاله به آن‌ها توجه شده، عمدتا شامل چهار موضوع زیر بوده است: امنیت و کشف تقلب، مدیریت ریسک و بانکداری سرمایه گذاری، مدیریت ارتباط با مشتری (CRM) و سایر پشتیبانی‌های پیشرفته. همچنین، این مقاله با جمع‌آوری و تجزیه و تحلیل اطلاعات تکنیک‌های داده‌کاوی، نرم‌افزار و منابع داده (در کنار دیگر عوامل) به محققان این حوزه کمک می‌کند. به این ترتیب، محتوای این مرور، متضمن تازگی و کمک‌های معنادار آن به پر شدن شکاف موجود در ادبیات دانشگاهی است.

۲- روش‌شناسی

ما روش ارائه شده در (امانی، فضل‌الله، ۲۰۱۷) را با توجه به طرح تحقیق پیچیده آن اختیار می‌کنیم. شکل ۱ به طور واضح این روش را به خواننده نشان می‌دهد.



شکل ۱. چارچوب تحقیق برای اجراهای داده‌کاوی در بانکداری

در ابتدا، همان طور که در بخش آخر مشخص شد، حوزه تحقیق با عنوان کاربردهای داده‌کاوی در بانکداری در سال‌های پس از ۲۰۱۳ تعریف شده است. فرآیند جستجو با تعریف طیفی از کلمات کلیدی از رویکرد معمول پیروی می‌کند، که در آن ما از عبارات مهم برای تکنیک‌های بانکداری و داده‌کاوی استفاده کردیم. از جمله این عبارات برای بانکداری، کشف تقلب، کارت اعتباری، امتیازدهی اعتبار، مدیریت ریسک، سپرده، رهن، بدهی، وام، مدیریت ارتباط مشتریان، بازاریابی بانکی بود. برای داده‌کاوی نیز عبارت‌هایی چون: خوشه‌بندی، متن‌کاوی، طبقه‌بندی و دیگر اصطلاحات خاص داده‌کاوی استفاده شد. علاوه بر این، محدوده جستجو فقط بر منابع دانشگاهی معتبر متمرکز بود که شامل مجلات برجسته (به عنوان مثال، Expert Systems with Applications, Decision Supports Systems, Data

Mining and Knowledge Discovery) و کنفرانس‌های مهم (به عنوان مثال، سری IEEE و Knowledge Discovery و Data Mining) می‌شد. در این راستا، بیش از ۱۰۰ به کارگیری از داده‌کاوی شناسایی شده و پس از بررسی به صورت دستی در بخش زیر به طور خلاصه آورده شده است.

ارزش‌آفرینی داده‌کاوی در بانکداری بر اساس موضوعات

با بررسی بیش از ۱۰۰ مورد استفاده از داده‌کاوی در بانکداری در سال‌های اخیر و پس از سال ۲۰۱۳، به طور کلی می‌توان این نتیجه را گرفت که بخش بانکی از تکنیک‌های داده‌کاوی، غالبا برای اهداف زیر استفاده می‌کند:

امنیت و کشف تقلب: داده‌های ثانویه بزرگ مانند سوابق تراکنش‌ها به منظور افزایش امنیت بانکی و تشخیص رفتارها و الگوهای غیرعادی که نشان‌دهنده کلاهبرداری، فیشینگ یا پول‌شویی (در کنار دیگر موارد) است، مورد بازبینی و تجزیه و تحلیل قرار می‌گیرد.

مدیریت ریسک و بانکداری سرمایه‌گذاری: تجزیه و تحلیل داده‌های کارت اعتباری داخلی یا محلی[1] که آزادانه در در دسترس بانک‌ها قرار دارد، امتیازدهی و اعطای اعتبار را که بخشی از محبوب‌ترین ابزارهای مدیریت ریسک و ارزیابی سرمایه‌گذاری است، میسر می‌سازد.

مدیریت ارتباط با مشتری: تکنیک‌های داده‌کاوی به طور وسیع در بانکداری برای اهداف مرتبط با بازاریابی و مدیریت ارتباط با مشتری مانند نمایه(پروفایل) مشتری، تقسیم‌بندی مشتریان و بیش‌فروشی یا فروش مکمل[2] به کار گرفته شده است. این موارد به بخش بانکی در جهت درک بهتر مشتریان و پیش بینی رفتار مشتریان کمک می‌کند و به آن‌ها این امکان را می‌دهد که مشتریان بالقوه را به طور دقیق هدف قرار داده، رضایت مشتری را با طراحی خدمات استراتژیک بهبود بخشد.

سایر پشتیبانی‌های پیشرفته: چند استفاده نه چندان رایج از داده‌کاوی بر استراتژی ایجاد شعب، و ارزیابی کارایی و عملکرد آنان تمرکز دارد. این رویکرد به شکل قابل توجهی می‌تواند در مکان‌یابی و طرح‌های راهبردی توسعه شعب کمک کند.

در ادامه با توجه به اهداف مورد نظر این مقاله به بررسی مختصر متون گردآوری شده می‌پردازیم. علاوه بر این، برای خدمت به عنوان مرجع راهنمای جامع برای تمام استفاده‌هایی که از داده‌کاوی در سال‌های پس از ۲۰۱۳ در بانکداری صورت گرفته است، جدول ۱ را تنظیم کرده‌ایم، که در آن ادبیات موضوعی با کمک ارزش‌آفرینی، به همراه اطلاعات دقیقی نظیر منابع یا مناطق داده و تکنیک‌های داده‌کاوی انتخاب شده، گروه‌بندی شده است.

باید توجه داشت که بیشتر پیاده‌سازی‌ها برای بیش از یک تکنیک داده‌کاوی به کار می‌روند و در برخی از اجراها جزئیات به دلیل محرمانه بودن، روشن نشده است.

امنیت و کشف تقلب

به منظور حفظ استانداردهای بالای امنیت در میان جریان سهمگین داده‌های کلان بانکی و مقیاس و پیچیدگی سریع جرایم سایبری، محققان در حال بررسی تکنیک‌های پیشرفته داده‌کاوی برای شناسایی موثر رفتارهای کلاهبرداری غیرعادی هستند. مقاله (وانگچینسری[3]، کوراتاچ[4]، ۲۰۱۶) پردازش کارت اعتباری را مورد مطالعه قرار داده است. بر اساس یک دیدگاه داخلی، از کارمندان بانک‌ها در هند و از

[1] in-house credit card صادرکننده این کارت مؤسسه یا فروشگاهی است که کالا و خدمات مختلفی را ارائه می‌دهد. مقصود از این نوع کارت جلب مشتری و حفظ وی است؛ از این‌رو جزء کارت‌های داخلی و محلی به‌شمار می‌روند (مترجم).

[2] cross/up selling

[3] Wongchinsri

[4] Kuratach

طریق نظرسنجی در (بسیم[1]، ۲۰۱۵) اقدام به جمع‌آوری داده می‌شود تا برداشت‌های آن‌ها درباره تقلب مورد تجزیه و تحلیل قرار گیرد.

بسیاری از محققان به دنبال رویکردهای بهتری برای تمایز بین الگوها از رفتار واقعی با کارایی و دقت بالاتر با داده‌های تراکنش بوده‌اند (وی[2] و همکاران، ۲۰۱۳، آخیلومن[3]، ۲۰۱۳، کارمیناتی[4] و همکاران، ۲۰۱۴، ملک‌پور و همکاران، ۲۰۱۴، سیجا[5] و همکاران، ۲۰۱۴، زارع‌پور، شمس‌المعلی، ۲۰۱۵، حجازی و همکاران، ۲۰۱۶، بهرا[6]، پانیگراهی[7]، ۲۰۱۵، بهرا، پانیگراهی، ۲۰۱۷، ون ولاسلر[8] و همکاران، ۲۰۱۷، سیو[9] و همکاران، ۲۰۱۷، جان[10] و همکاران، ۲۰۱۶، عظیمی، نورحسینی، ۲۰۱۷، دوادیگا[11] و همکاران، ۲۰۱۷). در این میان وی و همکاران (وی و همکاران، ۲۰۱۳) برای بانک‌های بزرگ استرالیا چهارچوبی به نام i-Alertor را پیشنهاد کردند. یک سیستم پشتیبانی تصمیم نیمه نظارت شده به نام BankSealer در (کامیناتی، ۲۰۱۴) برای یک بانک ایتالیایی پیشنهاد شد. نویسندگان در (ملک‌پور، خادمی، ۲۰۱۴) یک روش ترکیبی داده‌کاوی را برای پیش‌بینی نفوذ شبکه[12] و شناسایی فعالیت‌های تقلب پیشنهاد کردند. مدل FraudMiner که واکاوی مجموعه آیتم‌های پرتکرار را یکپارچه می‌کند در (سیجا و همکاران، ۲۰۱۴) معرفی و با کمک مجموعه داده‌های رقابت‌های داده‌کاوی سال ۲۰۰۹ دانشگاه سن دیاگو کالیفرنیا تأیید شد. یک مطالعه تطبیقی (زارع‌پور، شمس‌المعلی، ۲۰۱۵) به رویکرد چندرابطه‌ای برای ساخت طبقه‌بند توجه کرد. از نظر پیشرفت اخیر در FraudMiner، نویسندگان در (حجازی و همکاران، ۲۰۱۶) تکنیک خوشه‌بندی LINGO (اوسینسکی[13] و همکاران، ۲۰۰۴) را برای فرآیند تطبیق الگو معرفی کردند و این توسعه، به حفظ عملکرد رضایت‌بخش از نقطه نظر دقت و در عین حال کاهش بیشتر نرخ هشدار نادرست کمک کرد. بهرا و پانیگراهی (بهرا، پانیگراهی، ۲۰۱۵، بهرا، پانیگراهی، ۲۰۱۷) رویکردی ترکیبی برای تشخیص تقلب در کارت اعتباری ارائه کردند که در آن را تکنیک‌های خوشه‌بندی فازی و NN ترکیب شده بودند. این رویکرد تلفیقی با کمک مجموعه داده‌های تولید شده در (پانیگراهی و همکاران، ۲۰۰۹) دقتی بیش از ۹۳ درصد دست نشان داد. APATE در (ون ولاسلر و همکاران، ۲۰۱۷) برای شناسایی خودکار تقلب در یک صادرکننده کارت اعتباری بزرگ در بلژیک پیشنهاد شد. هر دو الگوریتم لون و هانت در (سیو و همکاران، ۲۰۱۷) برای طراحی یک سیستم جدید تشخیص تقلب در کارت اعتباری استفاده شدند. نویسندگان در (جان و همکاران، ۲۰۱۶) استفاده از تکنیک‌های داده‌کاوی روی داده‌های مشتری برای افزودن سطح بالاتری از احراز هویت به فرآیندهای بانکی در جهت کشف تقلب در زمان واقعی را پیشنهاد کردند. یک رویکرد ترکیبی از الگوریتم ژنتیک و NN در (عظیمی، نورحسینی، ۲۰۱۷) برای شرکت‌های یونانی در بخش بانکداری پیشنهاد شد. چهارچوبی به نام FDiBC در (هاشمی‌نژاد، سلیمی، ۲۰۱۸) برای کشف تقلب در بانک سامان در ایران توسعه یافت. یک سیستم امنیتی بانکداری الکترونیکی با استفاده از رمزنگاری و استگانوگرافی در (دوادیگا و همکاران، ۲۰۱۷) برای جلوگیری از کلاهبرداری بانکداری آنلاین معرفی شد. جدا از پیاده‌سازی‌های اصلی در داده‌های تراکنش، نویسندگان (عبدالحمید و همکاران، ۲۰۱۴) بر روی تشخیص فیشینگ از وب‌سایت‌های رسمی بانکی

[1] Bhasin
[2] Wei
[3] Akhilomen
[4] Carminati
[5] Seeja
[6] Behera
[7] Panigrahi
[8] Van Vlasselaer
[9] Save
[10] John
[11] Devadiga
[12] network intrusions
[13] Osinski

تمرکز کردند و از یک طبقه‌بند چند برچسبی مبتنی بر طبقه‌بندی انجمنی داده‌کاوی برای تشخیص مؤثر فیشینگ در وب‌سایت‌هایی با سطوح دقت بالا استفاده کردند. به منظور بهبود پیش‌بینی ریزش کارت اعتباری مشتری برای یک بانک آمریکای لاتین، نویسندگان در (سوندارکومار[۱]، راوی[۲]، ۲۰۱۵) تکنیک‌های بهبودیافته داده‌کاوی را که مبتنی بر خوشه‌بندی کی- میانگین (K-means) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) بودند، به کار بردند. وبلاگ‌کاوی (متن‌کاوی و تجزیه و تحلیل خوشه) در (هی[۳] و همکاران، ۲۰۱۵) به کار کار گرفته شد. در مقاله اخیر خطرات امنیتی، استراتژی حفاظت و روندهای امنیتی بانکداری تلفن همراه از بیش از ۲۰۰۰۰۰ نتیجه موتور جستجوی وبلاگ گوگل به طور خلاصه در اختیار عموم قرار گرفت. همچنین محققانی وجود دارند که به کشف پولشویی توجه بیشتری داشته‌اند. به عنوان مثال، یک مدل داده‌کاوی در (خاروته، کشی‌سرگر، ۲۰۱۴) ارائه شده است که از خوشه‌بندی کی- میانگین و داده‌کاوی قوانین انجمنی برای شناسایی توالی مشکوک فرآیندهای پولشویی استفاده می‌کند. یک تکنیک جدید به نام درخت تصمیم (DT) مبتنی بر نمایه تصویر بیتی[۴] در (جایاسری، بالان، ۲۰۱۳) برای ارزیابی عامل خطر پولشویی با داده‌های اعتباری آلمان (Statlog) پیشنهاد شد.

[1] Sundarkumar
[2] Ravi
[3] He
[۴] Bitmap Index-based

جدول ۱. جدول خلاصه استفاده‌های صورت گرفته از داده‌کاوی در بانکداری از سال ۲۰۱۳ تاکنون

بخش	منابع	تکنیک‌های اصلی	مناطق	اهداف
امنیت و شناسایی تقلب	(خاروته، کشیرساگر، ۲۰۱۴، وانگ‌چینسری، کوراتاج، ۲۰۱۶، باسین، ۲۰۱۵، وی و همکاران، ۲۰۱۳، آخیلومن، ۲۰۱۳، کارمیناتی و همکاران، ۲۰۱۴، ملک‌پور و همکاران، ۲۰۱۴، سیجا و همکاران، ۲۰۱۴، زارع‌پور، شمس‌المعلی، ۲۰۱۵، حجازی و همکاران، ۲۰۱۶، بهرا، پانیگراهی، ۲۰۱۵، بهرا، پانیگراهی، ۲۰۱۷، ون ولاسلر و همکاران، ۲۰۱۷، سیو و همکاران، ۲۰۱۷، جان و همکاران، ۲۰۱۶، عظیمی، نورحسینی، ۲۰۱۷، دوادیگا و همکاران، ۲۰۱۷، اوسینسکی و همکاران، ۲۰۰۴، پانیگراهی و همکاران، ۲۰۰۹، عبدالحمید و همکاران، ۲۰۱۴، سوندار کومار و راوی، ۲۰۱۵، هی و همکاران، ۲۰۱۵، هاشمی‌نژاد، سلیمی، ۲۰۱۸)	طبقه‌بندی (*DT*، *NN*، *SVM*، *NB*)، خوشه‌بندی کی- میانگین *ARM*	استرالیا (وی و همکاران، ۲۰۱۳)، آمریکای لاتین(سوندارکوکار، راوی، ۲۰۱۵) یونان (عظیمی، نورحسینی، ۲۰۱۷)، آلمان (جایاسری، بالان، ۲۰۱۷) بلژیک (ون ولاسلر و همکاران، ۲۰۱۷)، مخزن دانشگاه اروین کالیفرنیا (ملک‌پور و همکاران، ۲۰۱۴، سیجا و همکاران، ۲۰۱۴، زارع‌پور، شمس‌المعلی، ۲۰۱۵، حجازی و همکاران، ۲۰۱۶)	شناسایی فیشینگ، کلاهبرداری، پولشویی، کلاهبرداری از کارت اعتباری، روند امنیتی بانکداری گوشی همراه، بانکداری آنلاین، بانکداری سنتی
مدیریت ریسک و بانکداری سرمایه گذاری	(سیامی، حاجی‌محمدی، ۲۰۱۳، مادیاتمجا، آریونی، ۲۰۱۴، چن و همکاران، ۲۰۱۴، کوه و همکاران، ۲۰۰۶، کوتانایی و همکاران، ۲۰۱۵، هریس، ۲۰۱۵، ژائو و همکاران، ۲۰۱۵، داننس، گارسوا، ۲۰۱۵، آلاراج، ابد، ۲۰۱۶، آلاراج، ابد، ۲۰۱۶، لسمن و همکاران، ۲۰۱۵، لوزاده و همکاران، ۲۰۱۶، آبلان، کاستلانو، ۲۰۱۷ ژیانگ و	طبقه‌بندی (*DT*، *NN*، *SVM*، *NB*، *LR*)، خوشه‌بندی کی- میانگین	مجموعه داده‌های بین المللی مخزن دانشگاه اروین کالیفرنیا (آلاراج، ابد، ۲۰۱۶، آلاراج، ابد، ۲۰۱۶، آبلان، کاستلانو، ۲۰۱۷)، استرالیا (ژیا و همکاران، ۲۰۱۷)، ایران (کوتانایی و همکاران، ۲۰۱۵)، اندونزی (مادیاتمجا، آریونی، ۲۰۱۴)، چین (چن و همکاران، ۲۰۱۴)، آلمان (کوه و همکاران، ۲۰۰۶، هریس، ۲۰۱۵، ژائو و همکاران،	امتیازدهی اعتبار، اعطای اعتبار، مدیریت ریسک برای وام دهی همتا به همتا.

	همکاران، ۲۰۱۳، سوزا، فیگویرو، ۲۰۱۴، وو و همکاران، ۲۰۱۴، سرانو-سینکا، گوتیرز-نیتو، ۲۰۱۶، لی و همکاران، ۲۰۱۶ (ژیا و همکاران، ۲۰۱۷)		۲۰۱۵، ژیا و همکاران، ۲۰۱۷)، تایوان (ژیا و همکاران، ۲۰۱۷)، ایالات متحده (سرانو-سینکا، گوتیرز-نیتو، ۲۰۱۶)،کانادا (ژیانگ و همکاران، ۲۰۱۳)	
نمایه و دانش مشتری	(منسینگ و همکاران، ۲۰۱۵، (نیشانت، راوی، ۲۰۱۳)	طبقه‌بندی (*DT*، *NN*)، خوشه‌بندی کی- میانگین	جامائیکا (مانسینگ و همکاران، ۲۰۱۵)	ساخت کارآمد نمایه‌های دقیق مشتری
تقسیم بندی مشتریان	(نوری، ۲۰۱۵، (پاتل و همکاران، ۲۰۱۶)	خوشه‌بندی کی- میانگین	ایران (نوری، ۲۰۱۵)	فراهم ساختن امکان تقسیم بندی مطلوب مشتری، هدایت استراتژی‌های کسب و کار مشتری محور
مدیریت ارتباط با مشتری: رضایت مشتری	(لیبانا-کابانیلاس، ۲۰۱۳)	خوشه‌بندی کی- میانگی، طبقه‌بندی (*NN*)	اسپانیا (لیبانا-کابانیلاس، ۲۰۱۳)	امکان ایجاد استراتژیک ترین سرمایه‌گذاری در جهت برای حفظ و افزایش رضایت مشتری
افزایش و سفارشی سازی مشتری	(السالمونی، ۲۰۱۴، مورو و همکاران، ۲۰۱۴، بهاری، الیوم، ۲۰۱۵،(وجیرامدین، سوبسینگ، ۲۰۱۴، امینی و همکاران، ۲۰۱۵، زکریازاد، دومان، ۲۰۱۶، بارمن و همکاران، ۲۰۱۶، لهمیری، ۲۰۱۷، شی و همکاران، ۲۰۱۴، میتیک و همکاران، ۲۰۱۶، میتیک و همکاران، ۲۰۱۷، وانگ و همکاران، ۲۰۱۷)	طبقه‌بندی (*DT*، *NN*، *NB*، *LR*، *SVM*)، خوشه‌بندی کی- میانگین	پرتغال(السالمونی، ۲۰۱۴، مورو و همکاران، ۲۰۱۴، بهاری، الیوم، ۲۰۱۵، وجیرامدین، سوبسینگ، ۲۰۱۴، امینی و همکاران، ۲۰۱۵،زکریازاد، دومان، ۲۰۱۶)، ترکیه (میتیک و همکاران، ۲۰۱۶، میتیک و همکاران، ۲۰۱۷)، چین (وانگ و همکاران، ۲۰۱۷) تایوان (شی و همکاران، ۲۰۱۴)، مخزن دانشگاه اروین کالیفرنیا (لهمیری، ۲۰۱۷)	بانکداری استراتژیک از طریق بازاریابی مستقیم، بازاریابی هدفمند، بیش‌فروش یا فروش مکمل.
جذب و حفظ مشتری	(علی، اریتورک، ۲۰۱۷، هی و همکاران، ۲۰۱۴، اوینی و همکاران، ۲۰۱۵، اوگوئلکا، میسرا، ۲۰۱۵، بیلال زوریچ، ۲۰۱۶، کرامتی و همکاران، ۲۰۱۶، آزاد، ۲۰۱۶)	طبقه‌بندی (*DT*، *NN*، *LR*، *SVM*، *ARM*)، خوشه‌بندی کی-میانگین	اتحادیه اروپا (علی، اریتورک، ۲۰۱۴)، چین (هی و همکاران، ۲۰۱۴) ، کرواسی نیجریه (۷۱) (بیلال زوریچ، ۲۰۱۶)، بنگلادش (آزاد، ۲۰۱۶)	پیش‌بینی و پیشگیری از ریزش مشتری، جذب مشتریان بالقوه و طراحی خدمات استراتژیک آینده.
سایر پشتیبانی‌های پیشرفته	(سووارنا، بانرجی، ۲۰۱۴، آفولابی و همکاران، ۲۰۱۷،	طبقه‌بندی (*DT*، *NN*، *SVM*)، خوشه‌بندی کی-	نیجریه (آفولابی و همکاران، ۲۰۱۷)، ترکیه	استراتژی شعبه، ارزیابی کارایی بانک، نرخ‌گذاری

	باتماز و همکاران، ۲۰۱۷، نگنویتسکی، ۲۰۱۷، هررا–رسترپو و همکاران، ۲۰۱۶ ، مت و همکارن، ۲۰۱۷، وانکه و همکاران، ۲۰۱۶، وانکه و همکاران، ۲۰۱۶، وانکه و همکاران، ۲۰۱۷)	میانگین	(باتماز و همکاران، ۲۰۱۷، نگنویتسکی، ۲۰۱۷، هررا–رسترپو و همکاران، ۲۰۱۶ ، مت و همکارن، ۲۰۱۷)، کانادا (هررا–رسترپو و همکاران، ۲۰۱۶)، آسه آن (وانکه و همکاران، ۲۰۱۶)، بانکهای اسلامی (وانکه و همکاران، ۲۰۱۶)، بریکس (وانکه و همکاران، ۲۰۱۷)، ایالات متحده (نگنویتسکی، ۲۰۱۷)	سپرده، هشدار زودهنگام ورشکستگی بانک.

علاقه‌مندان به کاربردهای داده‌کاوی در امتیازدهی اعتباری تا سال ۲۰۱۲ می‌توانند برای مطالعه بیشتر به (سیامی، حاجی‌محمدی، ۲۰۱۳) مراجعه کنند. بخش بزرگی از به کارگیری اخیر تکنیک‌های داده‌کاوی در سطح جهان، به منظور امتیازدهی اعتبار در بخش‌های بانکی صورت گرفته است (مادیاتمجا[۱]، آریونی[۲]، ۲۰۱۴، چن[۳] و همکاران، ۲۰۱۴، کوه[۴] و همکاران، ۲۰۰۶، کوتانایی[۵] و همکاران، ۲۰۱۵، هریس[۶]، ۲۰۱۵، ژائو[۷] و همکاران، ۲۰۱۵، دانناس[۸]، گارسوا[۹]، گارسوا[۹]، ۲۰۱۵، آلاراج[۱۰]، ابد[۱۱]، ۲۰۱۶، آلاراج، ابد، ۲۰۱۶). یک بانک در اندونزی در (مادیاتمجا، آریونی، ۲۰۱۴) مورد بررسی قرار گرفت. چن و همکاران (چن و همکاران، ۲۰۱۴) داده‌های ۱۶ بانک تجاری چینی فهرست شده را تجزیه و تحلیل کرد. مجموعه داده‌های بانک توسعه صادرات ایران در (کوتانایی و همکاران، ۲۰۱۵) ارزیابی شد. کوه و همکاران (کوه و همکاران، ۲۰۰۶) یک روش دو مرحله‌ای را برای امتیازدهی اعتبار از طریق پایگاه داده در یک بانک آلمانی توسعه دادند. به طور مشابه، با مجموعه داده‌های امتیازدهی اعتباری آلمانی، هریس (هریس، ۲۰۱۵) طبقه‌بند SVM خوشه‌ای را برای امتیازدهی اعتباری پیشنهاد داد. ژائو و همکاران (ژائو و همکاران، ۲۰۱۵) مدل چندلایه پرسپترون NN بهبود یافته را با استفاده از الگوریتم پس‌انتشار ارائه کردند. نویسندگان در (دانناس، گارسوا، ۲۰۱۵) رویکرد ارزیابی ریسک اعتباری را با کمک ارزیابی خارجی و آزمایش‌های مبتنی بر پنجره لغزان پیشنهاد کردند. این رویکرد با آزمایش روی داده‌های واقعی حاصل از EDGAR تایید شد. بعدها، آلارج و آبد (آلاراج، ابد، ۲۰۱۶، آلاراج، ابد، ۲۰۱۶) با استفاده از سیستم اجماع طبقه‌بندها، مدلی ترکیبی برای امتیازدهی اعتباری پیشنهاد کردند. نویسندگان قانون ترکیب طبقه‌بند را بر اساس رویکرد اجماع در یک سری آزمایش‌هایی با هفت مجموعه داده اعتباری از دنیای واقعی به کار گرفتند.

شایان ذکر است که چند مطالعه تحقیقاتی وجود دارد که به طور خاص تکنیک‌های طبقه‌بندی و کاربردهای آن‌ها در امتیازدهی اعتباری را هدف قرار داده‌اند. این مطالعات باعث پیشرفت‌های تحقیقاتی قابل توجهی شده‌اند. به عنوان مثال، لسمن[۱۲] و همکاران (لسمن و همکاران، ۲۰۱۵) در مورد

[1] Madyatmadja
[2] Aryuni
[3] Chen,
[4] Koh
[5] Koutanaei
[6] Harris
[7] Zhao
[8] Danenas,
[9] Garsva
[10] Alaraj
[11] Abbod,
[12] Lessmann,

تحقیقات مرتبط با این حوزه تا سال ۲۰۱۴ گزارشی ارائه داد و آزمایش‌های جامعی را با مجموعه داده‌های اعتباری استرالیا و آلمان برای جستجوی طبقه‌بندهای بهینه انجام داد. لوزاده و همکاران (لوزاده و همکاران، ۲۰۱۶) اخیرا یک بررسی سیستماتیک ارائه کردند که روی استفاده از تکنیک‌های طبقه‌بندی برای امتیازدهی اعتبار متمرکز است. در مقاله ذکر شده روش‌های اصلی طبقه‌بندی برای امتیازدهی اعتبار به همراه تحلیل دقیق روندهای نظری و پارادایم به صورت خلاصه معرفی شد. یک مطالعه تطبیقی اخیر (آبلان[1]، کاستلانو[2]، ۲۰۱۷) آزمایش‌هایی را روی مجموعه‌ای از داده‌های اعتباری که از شش منطقه مختلف (از جمله استرالیا، آلمان، ایران، ژاپن، لهستان و ایالات متحده) جمع‌آوری شده بود، انجام داد. هدف از این تحقیق طبقه‌بندی و شناسایی بهترین امتیازدهی اعتبار از بین ۲۵ طبقه‌بندی مختلف مورد نظر این مقاله بود.

محققانی نیز بودند که بر فرآیند تصمیم‌گیری اعطای اعتبار تمرکز کردند (ژیانگ[3] و همکاران، ۲۰۱۳، سوزا[4]، فیگویرو[5]، ۲۰۱۴، وو[6] و همکاران، ۲۰۱۴). یک سیستم ورشکستگی شخصی در (ژیانگ و همکاران، ۲۰۱۳) برای پیش‌بینی حساب بد پیشنهاد شد و روی مجموعه داده‌های کارت اعتباری یک بانک کانادایی پیاده‌سازی شد. نویسندگان در (سوزا، فیگویرو، ۲۰۱۴) ظرفیت اعضای اتحادیه اعتبار را در تسویه تعهدات خود تحلیل کردند. یک سیستم پشتیبانی تصمیم برای بانک‌ها در (وو و همکاران، ۲۰۱۴) برای استفاده در مؤسسات مهم جهت نظارت بر مطالبات حساب‌ها و حفظ سودآوری مطرح شد. با توجه به کاربردهای داده‌کاوی در مدیریت ریسک وام‌دهی همتا به همتا (P2P)، نویسندگان در (سرانو–سینکا[7]، گوتیرز–نیتو[8]، ۲۰۱۶) بر امتیازدهی سود با پیش‌بینی نرخ بازده داخلی برای یک سیستم پشتیبان تصمیم وام‌دهی P2P تمرکز کردند.

با آزمایش روی داده‌های گرفته شده از باشگاه وام‌دهی آمریکا[9]، این پیشنهاد تایید شد. به طور مشابه، در مطالعه (لی[10] و همکاران، ۲۰۱۶) از تکنیک‌های خوشه‌بندی LR و کی– میانگین برای شناسایی امتیازات اعتباری بد در داده‌های وام دهی P2P استفاده شد. اخیرا، ژیا و همکاران (ژیا[11] و همکاران، ۲۰۱۷) از سه مجموعه داده اعتباری واقعی و دو مجموعه داده وام دهی P2P برای ارزیابی عملکرد یک رویکرد پیشنهادی جدید که از افزایش گرادیان شدید و بهینه‌سازی ابر پارامتر بیزین بهره می‌برد، استفاده کردند.

مدیریت ارتباط با مشتری (CRM)

مدیریت ارتباط با مشتری "یک استراتژی و فرآیند جامع برای به دست آوردن، حفظ و شراکت با مشتریان انتخابی به منظور خلق ارزش بیشتر برای شرکت و مشتری است" (پرواتییار[12]، شث[13]، ۲۰۰۱). این فرایند به طور عمده تحت تأثیر تکنیک‌های داده‌کاوی (بری[14]، لینوف[15]، ۱۹۹۹) قرار دارد. یک مطالعه مروری از استفاده‌هایی که از داده‌کاوی در مدیریت ارتباط با مشتری در سال‌های گذشته صورت گرفته است تحت مقیاس تحقیقاتی عمومی در (نگای[16] و همکاران، ۲۰۰۹) منتشر شد. این تحقیق، ادبیات مرتبط با موضوع را به طور کامل تا سال ۲۰۰۸ بررسی کرد. همچنین یک بررسی کلی که اخیرا صورت گرفته است در (سلطانی، نویمی پور، ۲۰۱۶) در دسترس است. با این حال اگر بخواهیم به

[1] Abellán
[2] Castellano
[3] Xiong
[4] Sousa
[5] Figueiredo
[6] Wu

[7] Serrano-Cinca
[8] Gutiérrez-Nieto
[9] US Lending Club
[10] Li
[11] Xia
[12] Parvatiyar
[13] Sheth,
[14] Berry,
[15] Linoff,
[16] Ngai

مطالعاتی که صرفا اهداف خاص بخش بانکی را دنبال کرده باشند، اشاره کنیم باید بگویم که تنها یک بررسی کوتاه از این حیث در (دسایی[۱]، کولکارنی[۲]، ۲۰۱۳) وجود دارد که ادبیات مرتبط با موضوع را تا سال ۲۰۱۳ پوشش می‌دهد.

چهارچوب کلی تجزیه و تحلیل مشتری در بانکداری، iCARE است که توسط شرکت بین‌المللی ماشین‌های کسب و کار[۳] (IBM) پشتیبانی می‌شود. جزئیات بیشتر درباره راه‌حل‌های این چهارچوب و یک مطالعه موردی واقعی که روی یک بانک تجاری در جنوب شرقی چین اجرا شده است را می‌توان در (سان[۴] و همکاران، ۲۰۱۴) مطالعه کرد.

نمایه‌سازی مشتری و دانش

به منظور ساخت نمایه دقیق مشتری، استخراج اطلاعات ارزشمند از رفتار مشتری به کمک تکنیک‌های داده‌کاوی برای بانک‌ها اهمیت فراوانی دارد (گوتام[۵] و همکاران، ۲۰۱۷). ۲۰۱۷). منسینگ[۶] و همکاران (منسینگ و همکاران، ۲۰۱۵) استفاده از تکنیک‌های داده‌کاوی روی داده‌های نظرسنجی کاربران بانکداری اینترنتی در جامائیکا را شرح دادند. این عمل به فرآیند تصمیم‌گیری تجزیه و تحلیل متغیرهای نگرشی، رفتاری و جمعیت‌شناختی مشتریان به منظور پیش‌بینی و نمایه‌سازی کمک کرد. با تمرکز بر فرآیند استحصال داده ها، چارچوب جانهی داده‌های آنلاین که شامل تکنیک‌های داده‌کاوی است در (نیشانت[۷]، راوی، ۲۰۱۳) معرفی شد و با به کارگیری مجموعه داده‌های بانکی واقعی تأیید شد.

تقسیم بندی مشتریان

نوری (نوری، ۲۰۱۵) با هدف دستیابی به درک بهتر از مشتریان موبایل بانک و پیاده‌سازی استراتژی‌های مشتری محور، مدل تقسیم‌بندی مشتری را برای یک بانک ایرانی پیشنهاد داد. بعدها، در (پاتل[۸] و همکاران، ۲۰۱۶)، نویسندگان نویسندگان چهارچوبی را بر اساس پارامترهای تراکنش‌محور برای تقسیم‌بندی مناسب مشتریان بانک معرفی کردند.

رضایت مشتری

تکنیک‌های داده‌کاوی برای حفظ و افزایش رضایت مشتریان بانکی نیز استفاده شده است. به عنوان مثال، در اسپانیا عوامل اصلی تعیین کننده سطح اعتماد برای مشتریان بانکی با استفاده از تکنیک‌های داده‌کاوی در (لیبانا–کابانیلاس[۹]، ۲۰۱۳) تجزیه و تحلیل شده است.

سفارشی‌سازی و افزایش مشتری

در تعدادی از مواردی که از داده‌کاوی برای افزایش و سفارشی‌سازی مشتری استفاده شده است، هدف، تمرکز بر وظایف مرتبط با بازاریابی بوده است. مجموعه داده‌های بازاریابی مستقیم بانکی که در موسسات بانکی پرتغالی ثبت شده، پرطرفدار بوده است. این داده‌ها در (السالمونی[۱۰]، ۲۰۱۴، مورو[۱۱] و همکاران، ۲۰۱۴، بهاری، الیوم[۱۲]، ۲۰۱۵) مورد بررسی قرار گرفت که در آن عملکرد چهار تکنیک مختلف طبقه‌بندی داده‌کاوی با هم مقایسه شد. از همان مجموعه داده، در جهت تأیید رویکرد پیشنهادی در (وجیرامدین[۱۳]، سوبسینگ[۱۴]، ۲۰۱۴) استفاده شد که از الگوریتم انتخاب زیربخش ویژگی مبتنی بر همبستگی، همراه با تکنیک متعادل‌سازی مجموعه داده‌ها استفاده می‌کرد. بعدها، این مدل توسط (امینی و همکاران، ۲۰۱۵) با کمک یک چهارچوب تجمعی توسعه یافت. علاوه بر این، یک رویکرد NN

[1] Desai,
[2] Kulkarni
[3] International Business Machines Corporation
[4] Sun
[5] Gautam
[6] Mansingh
[7] Nishanth

[8] Patel
[9] Liebana-Cabanillas
[10] Elsalamony,
[11] Moro,
[12] Elayidom,
[13] Vajiramedhin,
[14] Suebsing,

مصنوعی مبتنی بر سود در (زکریازاد[1]، دومان[2]، ۲۰۱۶) پیشنهاد شد. یک مطالعه مشابه از مدل دو مرحله‌ای خوشه‌بندی و طبقه‌بندی کی- میانگین (بارمن[3] و همکاران، ۲۰۱۶) استفاده کرد. اخیرا، لهمیری[4] (لهمیری، ۲۰۱۷) یک سیستم دو مرحله‌ای را پیشنهاد کرد که یک مدل تجمعی NN و بهینه‌سازی ازدحام ذرات[5] را برای بهینه‌سازی اوزان اولیه هر NN در چهارچوب تجمعی، ترکیب می‌کرد. این نیز توسط داده‌های بازاریابی مستقیم بانکی که عملکرد برجسته‌ای در رابطه با رویکردهای مکان‌یابی از خود نشان داده بودند، تأیید شد.

جدا از کاوش مستمر مجموعه داده‌های بازاریابی مستقیم بانک‌های پرتغالی که در بالا اشاره شد، شی و همکاران (شی[6] (شی[6] و همکاران، ۲۰۱۴)، یک مدل بازاریابی هدف را برای بانک‌های تجاری برای خدمات وام شخصی ارائه کردند. برای مشاهده دقیق نتایج، این مدل از طریق داده‌های بانکی در تایوان مورد آزمایش قرار گرفت. با مجموعه داده‌های بازاریابی مستقیم یک بانک ترکیه‌ای، میتیک[7] و همکاران (میتیک و همکاران، ۲۰۱۶، میتیک و همکاران، ۲۰۱۷) یک سیستم ترکیبی دو مرحله‌ای را پیشنهاد کردند و به دقت امیدوارکننده و افزایش زیادی در نسبت کلی سود به هزینه دست یافت. این برنامه در هدایت توسعه استراتژی‌های بازاریابی بانک‌های داخلی چین کمک می‌کند.

جذب و حفظ مشتری

تکنیک‌های داده‌کاوی به طور گسترده برای شناسایی هشدارهای اولیه در رفتار مشتری، مانند کاهش تراکنش‌ها و راکد شدن حساب به کار گرفته شده‌اند. این رویکرد به بانک‌ها کمک می‌کند تا گام‌های فعال و راهبردی‌تری برای جلوگیری از ریزش مشتری و تغییر بانک تدارک ببینند.

داده‌های مربوط به مشتریان بانکداری خصوصی در یک بانک اروپایی در (علی، اریتورک[8]، ۲۰۱۴) تجزیه و تحلیل شد. هی و همکاران (هی و همکاران، ۲۰۱۴) از تکنیک SVM برای پیش‌بینی ریزش و کاهش مشتری به کمک مجموعه داده‌های واقعی که از یک بانک تجاری چینی به دست آمده بود، استفاده کرد. سوابق مشتریان یک بانک بزرگ در نیجریه در (اوینی[9] و همکاران، ۲۰۱۵) مورد بررسی قرار گرفت. بعدا، در (اوگوئلکا[10]، میسرا[11]، ۲۰۱۵) یک تکنیک طبقه‌بندی NN در پایگاه داده مشتریان یک بانک بین‌المللی برای پیش‌بینی ریزش مشتری به کار گرفته شد. تحقیقات مشابهی نیز در یک بانک کوچک کرواسی در (بیلال زوریچ[12]، ۲۰۱۶) و داده‌های خدمات بانکداری الکترونیکی در (کرامتی و همکاران، ۲۰۱۶) صورت پذیرفت.

تحقیقی که اخیرا به وسیله آزاد (آزاد، ۲۰۱۶) انجام شد، مقبولیت بانکداری تلفن همراه در بنگلادش را با استفاده از تکنیک NN روی مجموعه‌ای از داده‌هایی که از طریق پرسشنامه ساختاریافته به دست آمده بود، بررسی کرد. این تحقیق تأثیرگذارترین عاملی که در پذیرش بانکداری تلفن همراه دخیل است را شناسایی کرد که در ادامه به جذب مشتریان بالقوه و طراحی خدمات آتی کمک کرد.

سایر پشتیبانی‌های پیشرفته

یکی دیگر از روندهای برتر حوزه بانکداری، رسانه‌های اجتماعی است (سووارنا[13]، بانرجی[14]، ۲۰۱۴). به عنوان مثال،

[1] Zakaryazad,
[2] Duman,
[3] Barman,
[4] Lahmiri,
[5] Particle Swarm Optimization
[6] Shih
[7] Mitik

[8] Ariturk
[9] Oyeniyi,
[10] Ogwueleka,
[11] Misra
[12] Bilal Zoric
[13] Suvarna
[14] Banerjee

متن‌کاوی در (افولابی[1] و همکاران، ۲۰۱۷) برای استخراج اطلاعات پنهان از داده‌های رسانه‌های اجتماعی در نیجریه (تویتر و فیس بوک) برای کمک به تصمیم‌گیری و بازاریابی اینترنتی بخش بانکی استفاده شد. به طور مشخص، داده‌های بدون ساختار استخراج‌شده از فیس‌بوک و توییتر برای پنج بانک بزرگ نیجریه، از طریق متن کاوی و خوشه‌بندی کی-میانگین به طور عملی بررسی و نتایج تجزیه و تحلیل شدند.

یک استفاده کمتر رایج از داده‌کاوی که توسط باتماز و همکاران (باتماز[2] و همکاران، ۲۰۱۷) صورت گرفت، از داده‌کاوی برای تعیین نرخ سپرده و شناسایی عوامل اصلی تاثیرگذار بر این موضوع استفاده کرد. این تحقیق بر روی مجموعه‌ای از داده‌های مرتبط با مشتریان یک بانک تجاری در ترکیه انجام شد و برخلاف شواهد موجود به دست آمده از داده‌های بانکی در سطح کلان، نتایج سودمندی برای نرخ‌گذاری سپرده استراتژیک به دست آمد.

با توجه به ارزیابی عملکرد شعب بانک و ارائه هشدار اولیه برای بانک‌های ورشکسته، تکنیک‌های داده‌کاوی نظیر خوشه‌بندی و طبقه‌بندی در (نگنویتسکی[3]، ۲۰۱۷، هررا-رسترپو[4] و همکاران، ۲۰۱۶ ، مت[5] و همکارن، ۲۰۱۷) به کار کار گرفته شد. در تحقیق (مت و همکارن، ۲۰۱۷) مجموعه داده‌های واقعی یک بانک کانادایی به طور تجربی بررسی شد. این مطالعه (مت و همکاران، ۲۰۱۷) در بانک زیارت ترکیه به نهادهای نظارتی کمک کرد تا علائم اولیه‌ای را که حاکی از نیاز به توجه فوری بود، از شعب و بانک‌ها دریافت کنند. این تحقیقات همچنین در نیل به طراحی توسعه استراتژیک کمک کردند. به طور مشابه، وانکه[6] و همکاران در در (وانکه و همکاران، ۲۰۱۶، وانکه و همکاران، ۲۰۱۶، وانکه و همکاران، ۲۰۱۷) یک سری مطالعات تحقیقاتی را در زمینه ارزیابی کارایی بانکی انجام دادند که در فرایند این کار از تکنیک‌های NN استفاده شد. از نتایج این مطالعات در بخش‌های بانکی کشورهای آسه‌آن، اسلامی و بریکس استفاده شده است.

تکنیک‌های اصلی داده‌کاوی، نرم افزارهای بانکداری و روندها

پس از بررسی دقیق بیش از ۱۰۰ نشریه بر اساس اهداف و موضوعات مورد نظر، تکنیک‌های اصلی داده‌کاوی به کار رفته در بانکداری شناسایی می‌شوند. این تکنیک‌ها شامل تجزیه و تحلیل خوشه‌ای (ژو[7]، تیان[8]، ۲۰۱۵)، استخراج قواعد قواعد انجمنی (ARM) (آگراوال[9] و همکاران، ۱۹۹۳) و تکنیک‌های طبقه‌بندی (پانگ- نینگ[10]، ۲۰۰۶) است. این تکنیک‌ها همچنین شامل درختان تصمیم (DT) (بریمن[11] و همکاران، ۱۹۸۶، کوینلان[12]، ۱۹۹۲، ویدرو[13] و همکاران، ۱۹۹۴)، شبکه‌های عصبی (NN) (ویدرو و همکاران، ۱۹۹۴)، ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM) (سویکنز[14]، واندوال[15]، ۱۹۹۹)، بیز ساده[16] (NB) (لانگلی[17] و همکاران، ۱۹۹۲) و رگرسیون لجستیک (LR) (درایزل[18]، اوهنو-ماچادو[19]، ۲۰۰۲) نیز می‌شوند، هر چند که لزوما به این‌ها محدود نیستند. لازم به ذکر است که یک خلاصه کوتاه و مقدماتی در مورد این تکنیک‌های داده‌کاوی در (حسنی و همکاران، ۲۰۱۶، حسنی و همکاران، ۲۰۱۸) وجود دارد. این تحقیق همچنین روند به کارگیری و تکنیک‌های داده‌کاوی در حوزه بانکداری را بر

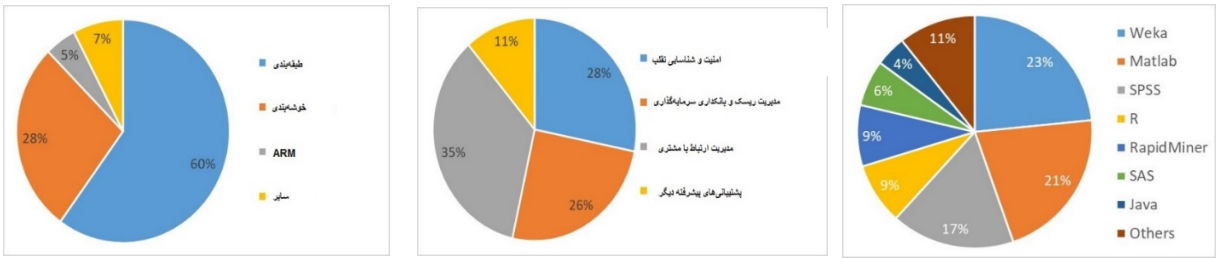
[1] Afolabi
[2] Batmaz,
[3] Negnevitsky
[4] Herrera-Restrepo
[5] Met
[6] Wanke

[7] Xu
[8] Tian
[9] Agrawal
[10] Pang-Ning
[11] Breiman
[12] Quinlan
[13] Widrow
[14] Suykens
[15] Vandewalle,
[16] Naive Bayes
[17] Langley
[18] Dreiseitl
[19] Ohno-Machado

اساس اطلاعات مهمی که به صورت دستی از پیاده‌سازی‌های اخیر شناسایی شده گزارش می‌کند. توجه داشته باشید که آمار و نمودارهای زیر فقط بر اساس اطلاعات فیلتر شده دستی از نشریات بررسی شده به دست آمده است و در برخی از مواردی که از داده‌کاوی استفاده شده است به دلیل محرمانه بودن نتایج، اطلاعات حاصل افشاء نشده‌اند.

طبق شکل ۲، استفاده از CRM حدود ۳۵ درصد از متون بررسی شده را تشکیل می‌دهند، که این واقعیت مطرح شده توسط (ماروس[1]، ۲۰۱۷) را تایید می‌کند که بیش از ۸۰ درصد درصد از سازمان‌های خدمات مالی در سطح جهانی، تجربه مشتری را به عنوان اولویت اصلی خود در نظر می‌گیرند. در برنامه‌های CRM، حدود نیمی از پیاده‌سازی‌ها، بازاریابی سفارشی و بیش‌فروش یا فروش مکمل را هدف قرار می‌دهند و به دنبال آن حفظ و جذب مشتری حدود ۳/۱ از پیاده‌سازی‌های CRM را به خود اختصاص می‌دهد. تحقیقات اخیر همچنین به اهمیت کشف تقلب و مدیریت ریسک پرداخته است. چرا که این موارد، ۲۸٪ و ۲۶٪ از کل استفاده‌هایی صورت گرفته از داده‌کاوی را تشکیل می‌دهند. این به دلیل نیاز در حال ظهور برای مبارزه با جرایم سایبری و توسعه فنآوری‌های پیشرفته‌تر است (لاگاژیو[2] و همکاران، ۲۰۱۴) (بررسی‌های ویژه‌ای از به کارگیری داده‌کاوی در کشف تقلب را در (کیرکوس[3]، اسپاتیس[4]، ۲۰۰۷، نگای و همکاران، ۲۰۱۱، باتاچاریا[5] و همکاران، ۲۰۱۱) می‌توان مطالعه کرد.

[1] Marous,
[2] Lagazio,
[3] Kirkos
[4] Spathis
[5] Bhattacharyya



شکل ۲. حقایق اصلی در استفاده از داده‌کاوی در بانکداری پس از سال ۲۰۱۳

الف) براساس موضوع ب) براساس تکنیک‌های داده‌کاوی ج) براساس نرم‌افزار

Weka، Matlab و SPSS محبوب‌ترین نرم افزارهای مورد استفاده هستند و پس از آن R و apidMiner قرار دارند. با این حال حدود ۳۰ درصد از متون منتشر شده، اطلاعات نرم‌افزارهای استفاده شده را اعلام نکرده‌اند. انتظار می‌رود، این حقایق در صورت ارائه به محققین فعال یا افرادی که تخصص نسبی در این حوزه دارند در یافتن راه حل‌های تحلیلی مناسب کمک کنند. رایج‌ترین تکنیک‌های داده‌کاوی به ترتیب، طبقه‌بندی و خوشه‌بندی است که اولی به میزان ۶۰٪ درصد و دومی ۲۸٪ استفاده شده‌اند. با این حال، باید به این نکته هم اشاره کرد که در اکثر موارد استفاده از داده‌کاوی، از بیش از یک تکنیک بهره گرفته شده است. همچنین، به طور معمول مقالاتی که تکنیک‌های طبقه‌بندی را به کار می‌گیرند از بیش از یک تکنیک طبقه‌بندی خاص بهره می‌گیرند که این امر امکان مقایسه بهتر را به آن‌ها می‌دهد. به طور خاص، خوشه‌بندی کی- میانگین رایج‌ترین روش خوشه‌بندی است و سه تکنیک طبقه‌بندی برتر عبارتند از NN، DT و SVM. به نظر می‌رسد ARM با توجه به نسبت ۵ درصدی آن به ندرت استفاده می‌شود. همچنین متن‌کاوی یا تجزیه و تحلیل شبکه‌های اجتماعی نیز به ندرت به کار گرفته می‌شوند. با توجه به در دسترس بودن کلان‌داده‌های بانکداری بدون ساختار از نمایه‌های مشتریان و بازخوردها و سوابق مرکز تماس (کوماروس[1] و همکاران، ۲۰۱۴)، پتانسیل‌های زیادی برای بسیاری از تکنیک‌های داده‌کاوی وجود دارد که در گذشته بررسی نشده‌اند.

۳- نتیجه‌گیری

این مقاله با موفقیت، نزدیک به ۱۰۰ استفاده از داده‌کاوی را در سال‌های پس از ۲۰۱۳ در بخش بانکداری بررسی کرد، که این شکاف موجود در ادبیات موضوعی را برطرف و به عنوان یک مرجع سریع برای پیاده‌سازی‌های اخیر داده‌کاوی در بانکداری عمل می‌کند. با بررسی این متون منتشر شده اخیر، می‌توان به این نتیجه رسید که بخش بانکی، داده‌کاوی را عمدتا برای کشف تقلب، مدیریت ریسک و مدیریت ارتباط با مشتری به کار برده است. علاوه بر این، در بیشتر استفاده‌هایی که از داده‌کاوی صورت گرفته است بیش از یک تکنیک به کار رفته است، که از این میان شواهد کافی نشان می‌دهد که خوشه‌بندی و طبقه‌بندی از بقیه محبوب‌تر بوده‌اند. اگرچه علاقه رو به رشد به استفاده از داده‌کاوی و عملکردهای امیدوارکننده آن، ارزش و پتانسیل‌های موجود در داده‌کاوی را در حوزه بانکداری بخوبی نشان داده است، موانع به کارگیری این تکنیک ها بر روی داده‌های بزرگ بانکی همچنان قابل توجه است. به عنوان مثال، فرآیند پرهزینه و زمان‌بر آموزش پرسنل در جهت شناسایی الگو و داده‌ها، پیش‌پردازش، انتخاب متغیر (ویژگی)، پیچیدگی و دشواری تضمین کیفیت داده‌ها، ذخیره‌سازی و نگهداری مجموعه داده‌های بزرگ و غیره را می‌توان به عنوان برخی موانع قابل توجه در این مسیر دانست. علاوه بر تدوین خلاصه‌ای جامع از پیشرفت‌های اخیر در کاربرد داده‌کاوی

[1] Coumaros

در بانکداری، هدف دیگر مطالعه حاضر، ارائه دیدگاه‌هایی در مورد چالش‌ها و جهت‌گیری‌های پیش روی مطالعات آتی بوده است. اشاره شد که علیرغم این که بخش اعظم کلان‌داده‌های بانکی را داده‌های بدون ساختار تشکیل می‌دهند، اما بسیاری از تکنیک‌های داده‌کاوی به ندرت مورد استفاده قرار می‌گیرند، که از این میان می‌توان به متن کاوی، استخراج موجودیت[۱]، و تحلیل شبکه‌های اجتماعی اشاره کرد. این وضعیت اکتشاف نامتعادل می‌تواند ناشی از دسترسی محدود به داده‌های بزرگ بانکی، کمبود محققان دارای مهارت‌های مرتبط، محدودیت‌های سیستم، و فقدان ابزارهای پیشرفته تحلیل داده‌ها باشد (ماروس، ۲۰۱۷). به طور خاص، محدودیت‌های مربوط به محرمانه بودن داده‌های بانکی، پیشرفت تحقیق را محدود کرده است. بنابراین، جستجوی راه حل مناسب برای دسترسی به داده‌ها، تفاوت قابل توجهی برای تحقیقات آینده ایجاد خواهد کرد. از نقطه نظر خلق ارزش با کمک داده‌کاوی در بانکداری، بخش بانکی اطلاعات کافی از مشتری به دست آورده است و پیاده سازی‌های فعلی صرفا بر جنبه بازاریابی تمرکز دارند. اطلاعات بالقوه و ارزشمندی وجود دارند که هنوز کشف نشده‌اند. علاوه بر این، بخش بزرگی از کانال‌های موجود داده، مثل مرکز تماس، نظرسنجی مشتریان و رسانه‌های اجتماعی هنوز در انتظار بهره‌برداری کامل هستند. به عنوان یک رویکرد پرطرفدار، روش یادگیری ماشین، به ویژه یادگیری عمیق، کانون توجه بسیاری از تحقیقات علمی بوده است. بر این اساس، می‌توان آن را به عنوان یکی دیگر از جهت‌گیری‌های اصلی بخش بانکی دانست که به منظور استقبال بهتر از عصر کلان‌داده‌ها باید به آن توجه کرد. سرآخر، مطالعه روندهای تحلیلی جدید برای بخش بانکداری حیاتی است که می‌توان در آینده به مطالعه آن پرداخت. هدف این مطالعه ارائه راه‌حل‌هایی برای سه نوع استفاده (یعنی تحلیل‌های جاسازی شده، علوم داده شهروندی و تجزیه و تحلیل برای دانشمندان داده) است. در همین حال، روندهای فناوری جدید در عصر کلان‌داده نیز می‌تواند به طور مداوم جهت تحقیقات در زمینه استفاده از داده‌کاوی در بانکداری را تغییر دهد. برای مثال، توسعه محاسبات ابری می‌تواند عملکرد محاسباتی اکثر چهارچوب‌های موجود را به طور قابل توجهی بهبود بخشد، در حالی که رواج اینترنت اشیا منابع کلان داده را غنی‌تر می‌کند. این ممکن است تأثیر مثبتی بر تجزیه و تحلیل‌های جاسازی شده و توسعه شبکه‌های تحلیلی کلان‌داده‌های پویا داشته باشد.

[۱] entity extraction

ملاحظات اخلاقی: موارد مربوط به اخلاق در پژوهش و نیز امانت‌داری در استناد به متون و ارجاعات مقاله تماماً رعایت گردید.

تعارض منافع: تدوین این مقاله، فاقد هرگونه تعارض منافعی بوده است.

سهم نویسندگان: نگارش مقاله تماماً توسط نویسندگان بصورت مشترک و برابر انجام گرفته است.

تشکر و قدردانی: از تمام کسانی که ما را در تهیه این مقاله یاری رسانده‌اند، سپاسگزاریم.

تأمین اعتبار پژوهش: این پژوهش بدون تأمین اعتبار مالی سامان یافته است.

منابع و مآخذ

Abdelhamid, N.; Ayesh, A.; Thabtah, F. (2014). Phishing detection based associative classification data mining. Expert Syst. Appl, 41, 5948–5959.

Abellán, J.; Castellano, J.G. (2017). A comparative study on base classifiers in ensemble methods for credit scoring. Expert Syst. Appl, 73, 1–10.

Afolabi, I.T.; Ezenwoke, A.A.; Ayo, C.K. (2017). Competitive analysis of social media data in the banking industry. Int. J. Internet Market. Advert, 11, 183–201.

Agrawal, R.; Imieli ´ nski, T.; Swami, A. (1993). Mining Association Rules between sets of items in large databases. In Proceedings of the ACM SIGMOD International Conference on Management of Data and ACM SIGMOD, Washington, DC, USA, 25–28 May 1; pp. 207–216.

Akhilomen, J. (2013). Data mining application for cyber credit-card fraud detection system. In Proceedings of the Industrial Conference on Data Mining, New York, NY, USA, 16–21 July 2013; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2013; pp. 218–228.

Alaraj, M.; Abbod, M.F. (2016). A new hybrid ensemble credit scoring model based on classifiers consensus system approach. Expert Syst. Appl, 64, 36–55.

Alaraj, M.; Abbod, M.F. (20164). Classifiers consensus system approach for credit scoring. Knowl.-Based Syst. 2016, 104, 89–105.

Ali, O.G.; Ariturk, U. (2014). Dynamic churn prediction framework with more effective use of rare event data: The case of private banking. Expert Syst. Appl, 41, 7889–7903.

Amani, F.A.; Fadlalla, A.M. (2017). Data mining applications in accounting: A review of the literature and organizing framework. Int. J. Account. Inf. Syst, 24, 32–58.

Amini, M.; Rezaeenour, J.; Hadavandi, E. (2015). A cluster-based data balancing ensemble classifier for response modeling in Bank Direct Marketing. Int. J. Comput. Intell. Appl, 14, 1550022.

Azad, M.A.K. (2016). Predicting mobile banking adoption in Bangladesh: A neural network approach. Transnatl. Corp. Rev, 8, 207–214.

Azimi, A.; Noor Hosseini, M. (2017). The hybrid approach based on genetic algorithm and neural network to predict financial fraud in banks. Int. J. Inf. Secur. Syst. Manag, 6, 657–667.

Bahari, T.F.; Elayidom, M.S. (2015). An efficient CRM-data mining framework for the prediction of customer behaviour. Procedia Comput. Sci, 46, 725–731.

Barman, D.; Shaw, K.K.; Tudu, A.; Chowdhury, N. (2016). Classification of Bank Direct Marketing Data Using Subsets of Training Data. In Information Systems Design and Intelligent Applications; Springer: New Delhi, India; pp. 143–151.

Batmaz, I.; Danisoglu, S.; Yazici, C.; Kartal-Koc, E. (2017). A data mining application to deposit pricing: Main determinants and prediction models. Appl. Soft Comput, 60, 808–819.

Behera, T.K.; Panigrahi, S. (2017). Credit Card Fraud Detection Using a Neuro-Fuzzy Expert System. In Computational Intelligence in Data Mining; Springer: Singapore, 2017; pp. 835–843.

Behera, T.K.; Panigrahi, S. (2015). Credit Card Fraud Detection: A Hybrid Approach Using Fuzzy Clustering & Neural Network. In Proceedings of the 2015 Second International Conference on Advances in Computing and Communication Engineering (ICACCE), Dehradun, India, 1–2; pp. 494–499.

Berry, M.; Linoff, G. (1999). Mastering Data Mining: The Art and Science of Customer Relationship Management; John Wiley & Sons: New York, NY, USA.

Bhasin, M.L. (2015). Menace of frauds in the Indian banking industry: An empirical study. Aust. J. Bus. Manag. Res, 4, 1–13.

Bhattacharyya, S.; Jha, S.; Tharakunnel, K.; Westland, J.C. (2011). Data mining for credit card fraud: A comparative study. Decis. Support Syst, 50, 602–613.

Bilal Zoric, A. (2016). Predicting customer churn in banking industry using neural networks. Interdiscip. Descr. Complex Syst, 14, 116–124.

Breiman, L.; Friedman, J.; Olshen, R.; Stone, C. (1984). Classification and Regression Trees; Belmont: Wadsworth, OH, USA, 1984.

Carminati, M.; Caron, R.; Maggi, F.; Epifani, I.; Zanero, S. (2014). BankSealer: An online banking fraud analysis and decision support system. In Proceedings of the IFIP International Information Security Conference, Marrakech, Morocco, 2–4 June 2014; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2014; pp. 380–394.

Chen, Y.; Shi, Y.; Lee, C.F.; Li, M.; Liu, Y. (2014). Measuring and Predicting Systemic Risk in the Chinese Banking System. In Proceedings of the 2014

on Sliding Time and Scores Window. J. AI Data Min. 2018, 6, 219–231

Hassani, H.; Huang, X.; Ghodsi, M. (2018). Big Data and Causality. Ann. Data Sci., 5, 133–156.

Hassani, H.; Huang, X.; Silva, E.S.; Ghodsi, M. (2016). A review of data mining applications in crime. Stat. Anal. Data Min. ASA Data Sci. J., 9, 139–154.

Hassani, H.; Saporta, G.; Silva, E.S. (2014). Data Mining and Official Statistics: The past, the present and the future. Big Data, 2, 34.

Hassani, H.; Silva, E.S. Big Data: (2018). a big opportunity for the petroleum and petrochemical industry. OPEC Energy Rev., 42, 74–89.

He, B.; Shi, Y.; Wan, Q.; Zhao, X. (2014). Prediction of customer attrition of commercial banks based on SVM model. Procedia Comput. Sci., 31, 423–430.

He, W.; Tian, X.; Shen, J. (2015). Examining Security Risks of Mobile Banking Applications through Blog Mining. In Proceedings of the 26th Modern Artificial Intelligence and Cognitive Science Conference (MAICS), Greensboro, CA, USA, 25–26 April; pp. 103–108.

Hegazy, M.; Madian, A.; Ragaie, M. (2016). Enhanced Fraud Miner: Credit Card Fraud Detection using Clustering Data Mining Techniques. Egypt. Comput. Sci. J., 40, 72–81.

Herrera-Restrepo, O.; Triantis, K.; Seaver, W.L.; Paradi, J.C.; Zhu, H. (2016). Bank branch operational performance: A robust multivariate and clustering approach. Expert Syst. Appl., 50, 107–119.

Jayasree, V.; Balan, R.S. (2017). Money laundering regulatory risk evaluation using Bitmap Index-based Decision Tree. J. Assoc. Arab Univ. Basic Appl. Sci., 23, 96–102.

Jayasree, V.; Balan, R.V.S. (2013). A review on data mining in banking sector. Am. J. Appl. Sci., 10, 1160.

John, S.N.; Anele, C.; Kennedy, O.O.; Olajide, F.; Kennedy, C.G. Realtime fraud detection in the banking sector using data mining techniques/algorithm. In Proceedings of the 2016 International Conference on Computational Science IEEE International Conference on Data Mining Workshop (ICDMW), Shenzhen, China, 14 December 2014; pp. 55–59.

Coumaros, J.; Buvat, J.; Auliard, O.; Roys, S.; Kvj, S.; Chretien, L.; Clerk, V. (2014). Big Data Alchemy: How can banks maximize the value of their customer data. In Banks Have Not Fully Exploited the Potential of Customer Data; Digital Transformation Research Institute and Capgemini Consulting: Paris, France, 2014. 107. Marous, J. Banking Industry Still Taking Small Steps with Big Data. The Financial Brand. 2017. Available online: https://thefinancialbrand.com/64166/banking-big-data-advanced-analytics-ai/ (accessed on 3 September 2017).

Danenas, P.; Garsva, G. (2015). Selection of support vector machines-based classifiers for credit risk domain. Expert Syst. Appl. 2015, 42, 3194–3204.

Desai, D.B.; Kulkarni, R.V. (2013). A Review: Application of data mining tools in CRM for selected banks. Int. J. Comput. Sci. Inf. Technol, 4, 199–201.

Devadiga, N.; Kothari, H.; Jain, H.; Sankhe, S. (2017). E-Banking Security using Cryptography, Steganography and Data Mining. Int. J. Comput. Appl, 164, 26–30.

Dreiseitl, S.; Ohno-Machado, L. (2002). Logistic regression and artificial neural network classification models: A methodology review. J. Biomed. Inform, 35, 352–359.

Elsalamony, H.A. (2017). Bank direct marketing analysis of data mining techniques. Int. J. Comput. Appl. 2014, 85, 12–22. fuzzy approach. Glob. Financ. J, 35, 58–71.

Gautam, P.; Singh, Y.P.; Shaikh, P. (2017). Significance and Importance of Data Mining for Marketing Analysis in Finance, Banking Sectors. Int. J. Appl. Res. Sci. Eng, 26–29. Available online: http://ijarse.org/images/ scripts/201706.pdf (accessed on 9 September 2017).

Harris, T. (2015). Credit scoring using the clustered support vector machine. Expert Syst. Appl., 42, 741–750.

Hasheminejad, S.M.; Salimi, Z. FDiBC: (2018). A Novel Fraud Detection Method in Bank Club based

Li, H.; Zhang, Y.; Zhang, N.; Jia, H. (2016). Detecting the Abnormal Lenders from P2P Lending Data. Procedia Comput. Sci, 91, 357–361.

Liebana-Cabanillas, F.; Nogueras, R.; Herrera, L.J.; Guillén, A. (2013). Analysing user trust in electronic banking using data mining methods. Expert Syst. Appl, 40, 5439–5447.

Louzada, F.; Ara, A.; Fernandes, G.B. (2016). Classification methods applied to credit scoring: Systematic review and overall comparison. Surv. Oper. Res. Manag. Sci, 21, 117–134.

Madyatmadja, E.D.; Aryuni, M. (2014). Comparative study of data mining model for credit card application scoring in bank. J. Theor. Appl. Inf. Technol, 59, 269–274.

Malekpour, M.; Khademi, M.; Minae-Bidgoli, B. (2014). A Hybrid Data Mining Method for Intrusion and Fraud Detection in E-Banking Systems. J. Comput. Intell. Electron. Syst, 3, 1–6.

Mansingh, G.; Rao, L.; Osei-Bryson, K.M.; Mills, A. (2015). Profiling internet banking users: A knowledge discovery in data mining process model-based approach. Inf. Syst. Front, 17, 193–215.

Marous, J. (2017). Improving the Customer Experience in Banking. Digital Banking Report. Available online: https://www.digitalbankingreport.com/dbr/dbr246/ (accessed on 8 September 2017).

Mayer-Schonberger, V.; Cukier, K. Big Data: (2013). A Revolution that Will Transform How We Live, Work, and Think; Houghton Mifflin Harcourt: New York, NY, USA.

Met, I.; Tunali, G.; Erkoc, A.; Tanrikulu, S.; Dolgun, M.O. (2017). Branch Efficiency and Location Forecasting: Application of Ziraat Bank. J. Appl. Financ. Bank., 7, 1–13.

Mitik, M.; Korkmaz, O.; Karagoz, P.; Toroslu, I.H.; Yucel, F. (2016). Data Mining Based Product Marketing Technique for Banking Products. In Proceedings of the 2016 IEEE 16th International Conference on Data Mining Workshops (ICDMW), Barcelona, Spain, 12–15 December; pp. 552–559.

Mitik, M.; Korkmaz, O.; Karagoz, P.; Toroslu, I.H.; Yucel, F. (2017). Data Mining Approach for Direct and Computational Intelligence (CSCI), Las Vegas, NV, USA, 15–17 December 2016; pp. 1186–1191.

Keramati, A.; Ghaneei, H.; Mirmohammadi, S.M. (2016). Developing a prediction model for customer churn from electronic banking services using data mining. Financ. Innov, 2, 10.

Kharote, M.; Kshirsagar, V.P. (2014). Data mining model for money laundering detection in financial domain. Int. J. Comput. Appl., 85, 61–64.

Kirkos, E.; Spathis, C.; Manolopoulos, Y. (2007). Data mining techniques for the detection of fraudulent financial statements. Expert Syst. Appl, 32, 995–1003.

Koh, H.C.; Tan, W.C.; Goh, C.P. (2006). A two-step method to construct credit scoring models with data mining techniques. Int. J. Bus. Inf, 1, 96–118.

Koutanaei, F.N.; Sajedi, H.; Khanbabaei, M. (2015). A hybrid data mining model of feature selection algorithms and ensemble learning classifiers for credit scoring. J. Retail. Consum. Serv., 27, 11–23.

Lagazio, M.; Sherif, N.; Cushman, M. (2017). A multi-level approach to understanding the impact of cyber-crime on the financial sector. Comput. Secur, 45, 58–74.

Lahmiri, S. (2017). A two-step system for direct bank telemarketing outcome classification. Intell. Syst. Account. Financ. Manag. 2017, 24, 49–55. Big Data Cogn. Comput. 2018, 2, 18 12 of 13 65. Shih, J.Y.; Chen, W.H.; Chang, Y.J. Developing target marketing models for personal loans. In Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM), Bandar Sunway, Malaysia, 9–14 December 2014; pp. 1347–1351.

Langley, P.; Iba,W.; Thompson, K. (1992). An analysis of Bayesian classifiers. In Proceedings of the Tenth National Conference on Artificial Intelligence, San Jose, CA, USA, 12–16; Volume 90, pp. 223–228.

Lessmann, S.; Baesens, B.; Seow, H.V.; Thomas, L.C. (2015). Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring: An update of research. Eur. J. Oper. Res, 247, 124–136.

Panigrahi, S.; Kundu, A.; Sural, S.; Majumdar, A.K. (2009). Credit card fraud detection: A fusion approach using Dempster–Shafer theory and Bayesian learning. Inf. Fusion, 10, 354–363.

Parvatiyar, A.; Sheth, J.N. (2001). Customer relationship management: Emerging practice, process, and discipline. J. Econ. Soc. Res, 3, 1–34.

Patel, Y.S.; Agrawal, D.; Josyula, L.S. (2016). The RFM-based ubiquitous framework for secure and efficient banking. In Proceedings of the 2016 International Conference on Innovation and Challenges in Cyber Security (ICICCS-INBUSH), Noida, India, 3–5 February; pp. 283–288.

Pulakkazhy, S.; Balan, R.V.S. (2013). Data mining in banking and its applications—A review. J. Comput. Sci, 9, 1252–1259.

Quinlan, J.R. (1992). C4.5: Program for Machine Learning; Morgan Kaufmann: Burlington, MA, USA.

Save, P.; Tiwarekar, P.; Jain, K.N.; Mahyavanshi, N. (2017). A Novel Idea for Credit Card Fraud Detection using Decision Tree. Int. J. Comput. Appl, 161, 6–9.

Seeja, K.R.; Zareapoor, M. FraudMiner: (2018). A novel credit card fraud detection model based on frequent itemset mining. Sci. World J. 2014, 2014. Big Data Cogn. Comput, 2, 18 10 of 13

Serrano-Cinca, C.; Gutiérrez-Nieto, B. (2016). The use of profit scoring as an alternative to credit scoring systems in peer-to-peer (P2P) lending. Decis. Support Syst, 89, 113–122.

Siami, M.; Hajimohammadi, Z. (2013). Credit scoring in banks and financial institutions via data mining techniques: A literature review. J. AI Data Min, 1, 119–129.

Soltani, Z.; Navimipour, N.J. (2016). Customer relationship management mechanisms: A systematic review of the state-of-the-art literature and recommendations for future research. Comput. Hum. Behav, 61, 667–688.

Sousa, M.D.M.; Figueiredo, R.S. (2014). Credit analysis using data mining: Application in the case of a credit union. J. Inf. Syst. Technol. Manag, 11, 379–396.

Marketing of Banking Products with Profit/Cost Analysis. Rev. Soc. Strateg, 11, 17–31.

Moro, S.; Cortez, P.; Rita, P. A data-driven approach to predict the success of bank telemarketing. Decis. Support Syst. 2014, 62, 22–31.

Negnevitsky, M. (2017). Identification of failing banks using Clustering with self-organising neural networks. Procedia Comput. Sci, 108, 1327–1333.

Ngai, E.W.; Xiu, L.; Chau, D.C. (2009). Application of data mining techniques in customer relationship management: A literature review and classification. Expert Syst. Appl, 36, 2592–2602. Big Data Cogn. Comput. 2018, 2, 18 13 of 13

Ngai, E.W.T.; Hu, Y.;Wong, Y.H.; Chen, Y.; Sun, X. (2011). The application of data mining techniques in financial fraud detection: A classification framework and an academic review of literature. Decis. Support Syst. 2011, 50, 559–569.

Nishanth, K.J.; Ravi, V. (2013). A computational intelligence based online data imputation method: An application for banking. J. Inf. Process. Syst, 9, 633–650.

Noori, B. (2015). An Analysis of Mobile Banking User Behavior Using Customer Segmentation. Int. J. Glob. Bus, 8, 55.

Ogwueleka, F.N.; Misra, S.; Colomo-Palacios, R.; Fernandez, L. (2015). Neural network and classification approach in identifying customer behavior in the banking sector: A case study of an international bank. Hum. Factors Ergonom. Manuf. Serv. Ind, 25, 28–42.

Osinski, S.; Stefanowski, J.; Weiss, D. (2004). Lingo: Search results clustering algorithm based on singular value decomposition. In Intelligent Information Processing and Web Mining; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany; pp. 359–368.

Oyeniyi, A.O.; Adeyemo, A.B.; Oyeniyi, A.O.; Adeyemo, A.B. (2015). Customer churn analysis in banking sector using data mining techniques. Afr. J. Comput. ICTs, 8, 165–174.

Pang-Ning, T.; Steinbach, M.; Kumar, V. (2017). Introduction to Data Mining (2ed edition); Pearson: Boston, MA, USA.

fraud on extremely imbalanced data. World Wide Web, 16, 449–475.

Widrow, B.; Rumelhart, D.E.; Lehr, M.A. (1994). Neural networks: Applications in industry, business and science. Commun. ACM, 37, 93–105.

Wongchinsri, P.; Kuratach,W. (2016). A survey-data mining frameworks in credit card processing. In Proceedings of the 2016 13th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON), ChiangMai, Thailand, 28 June–1 July; pp. 1–6.

Wu, D.D.; Olson, D.L.; Luo, C. (2014). A decision support approach for accounts receivable risk management. IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Syst, 44, 1624–1632.

Xia, Y.; Liu, C.; Li, Y.; Liu, N. (2017). A boosted decision tree approach using Bayesian hyper-parameter optimization for credit scoring. Expert Syst. Appl, 78, 225–241.

Xiong, T.; Wang, S.; Mayers, A.; Monga, E. (2013). Personal bankruptcy prediction by mining credit card data. Expert Syst. Appl, 40, 665–676.

Xu, D.; Tian, Y. (2015). A comprehensive survey of clustering algorithms. Ann. Data Sci, 2, 165–193.

Zakaryazad, A.; Duman, E. (2016). A profit-driven Artificial Neural Network (ANN) with applications to fraud detection and direct marketing. Neurocomputing, 175, 121–131.

Zareapoor, M.; Shamsolmoali, P. (2015). Application of credit card fraud detection: Based on bagging ensemble classifier. Procedia Comput. Sci, 48, 679–685.

Zhao, Z.; Xu, S.; Kang, B.H.; Kabir, M.M.J.; Liu, Y.; Wasinger, R. (2008). Investigation and improvement of multi-layer perceptron neural networks for credit scoring. Expert Syst. Appl, 42, 3508–3516.

Sun, N.; Morris, J.G.; Xu, J.; Zhu, X.; Xie, M. (2014). iCARE: A framework for big data-based banking customer analytics. IBM J. Res. Dev, 58, 4:1–4:9.

Sundarkumar, G.G.; Ravi, V. (2015). A novel hybrid undersampling method for mining unbalanced datasets in banking and insurance. Eng. Appl. Artif. Intell, 37, 368–377.

Suvarna, V.K.; Banerjee, B. (2014). Social Banking: Leveraging social media to Enhance Customer Engagement; Capgemini White Paper; Capgemini: Paris, France.

Suykens, J.A.; Vandewalle, J. (1999). Least squares support vector machine classifiers. Neural Process. Lett, 9, 293–300.

Vajiramedhin, C.; Suebsing, A. (2014). Feature selection with data balancing for prediction of bank telemarketing. Appl. Math. Sci, 8, 5667–5672.

Van Vlasselaer, V.; Bravo, C.; Caelen, O.; Eliassi-Rad, T.; Akoglu, L.; Snoeck, M.; Baesens, B. (2015). APATE: A novel approach for automated credit card transaction fraud detection using network-based extensions. Decis. Support Syst, 75, 38–48.

Wang, S.; Petrounias, I. (2017). Big Data Analysis on Demographic Characteristics of Chinese Mobile Banking Users. In Proceedings of the 2017 IEEE 19th Conference on Business Informatics (CBI), Thessaloniki, Greece, 24–27 July; Volume 2, pp. 47–54.

Wanke, P.; Azad, A.K.; Emrouznejad, A. (2016). Efficiency in BRICS banking under data vagueness: A two-stage fuzzy approach. Glob. Financ. J, 35, 58–71.

Wanke, P.; Azad, M.A.K.; Barros, C.P.; Hassan, M.K. (2016). Predicting efficiency in Islamic banks: An integrated multicriteria decision making (MCDM) approach. J. Int. Financ. Market. Inst. Money, 45, 126–141.

Wanke, P.; Kalam Azad, M.; Barros, C.P.; Hadi-Vencheh, A. (2016). Predicting performance in ASEAN banks: An integrated fuzzy MCDM–neural network approach. Expert Syst, 33, 213–229.

Wei, W.; Li, J.; Cao, L.; Ou, Y.; Chen, J. (2013). Effective detection of sophisticated online banking