

مقاله پژوهشی

مدلی جدید مبتنی بر درخت تصمیم در محیط نوتروسفیک
بازهای برای تشخیص تقلب در بانکداری الکترونیک

Doi: 10.30508/kdip.2023.386966.1066

مهدی نورمحمودی (نویسنده مسئول) | سید احمد عدالت پناه^۲

۱- کارشناسی ارشد کامپیوتر، موسسه آموزش عالی تنکابن، تنکابن، ایران

۲- دکتری ریاضی کاربردی- آنالیز عددی، موسسه آموزش عالی تنکابن، تنکابن، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۱۲/۰۳

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۵/۲۲

صفحه: ۰۰ - ۰۰

چکیده

رشد روز افزون و توسعه خدمات بانکی در فضای بانکداری الکترونیک^۱ همچنین تمایل و استقبال مشتریان بانکها به استفاده از بسترها و درگاههای غیر حضوری، بانکها و موسسات مالی را به فکر واداشته تا به گسترش بسترهای مورد نیاز برای ارائه سرویسهای خدمات بانکداری الکترونیک اقدام نمایند. ارائه و معرفی خدمات متعدد و نوظهور بانکها، در این حوزه و در پی آن عدم شناخت کافی مشتریان جهت استفاده از روشها و بسترهای ایمن موجبات سوء استفاده کلاهبرداران را فراهم و خسارات جبرانناپذیری را برای مشتریان و بانکها به همراه داشته است. بنابراین دغدغه اصلی بانکها ایجاد امنیت و حفظ حریم امن برای مشتریان است. همچنین دقت و سرعت عمل در تشخیص تقلب برای بانکها و موسسات مالی از اهمیت ویژه برخوردار است، ارائه یک مدل کارا و موثر ضمن حفظ منافع بانکها میتواند کاهش هزینههای عملیاتی و افزایش اعتبار و رضایت مشتریان را به همراه داشته باشد. مدلهای تشخیص تقلب از دو نوع روش؛ پیشینه رفتار مشتریان، و چارچوبهای تعریف شده برای تشخیص تقلب پیروی میکنند. در این تحقیق، علاوه بر استفاده از روشهای معمول سعی شده، با معرفی مدلی جدید در قالب استدلال و منطق ریاضی به تشخیص تقلب پرداخته شود. بنابراین جهت مقایسه نتایج تحقیق از یک مجموعه داده، که تحقیقات پیشین جهت تشخیص تقلب بر روی آن انجام شده است استفاده شده، که شامل مجموعه تراکنشهای آنلاین در بانکهای آفریقا^۲ می باشد. در این تحقیق با استفاده از اصول و قواعد منطق نوتروسفیک^۳ بازهای دادهها را مورد پردازش و تحلیل قرار داده شد. سپس مدل پیشنهادی با استفاده از الگوریتم پرکاربرد درخت تصمیم^۴ CART در محیط برنامه نویسی Python جهت تشخیص تقلب^۵ پیاده سازی گردید.

کلمات کلیدی: بانکداری الکترونیک، تشخیص تقلب، درخت تصمیم، نوتروسفیک بازهای

1- Electronic banking

2- Synthetic Financial Datasets For Fraud Detection | Kaggle

3- Neutrosophic

4- Classification And Regression Tree

5- Fraud detection

۱- مقدمه

هدف از انجام این تحقیق، تشخیص تقلب در تراکنش‌های مالی مشتریان در بانکداری الکترونیک است که به کمک رویکرد منطقی و ریاضی اندازه‌گیری می‌شود. داده‌ها و اطلاعات جمع‌آوری شده، منابع خامی هستند که جهت هرچه بهتر شدن نتایج آن‌ها بایستی توسط ابزارهای مناسبی مورد تجزیه و تحلیل قرار گیرند. بنابراین با انتخاب متغیرهای مناسب، ضمن بیان یک مدل جدید و کاراسعی شد تا بالاترین پیش‌بینی و با حداکثر دقت به کشف تقلب در بین تراکنش‌های آنلاین مشتریان دست پیدا کرد. وجود یک بستر مناسب با امنیت بالا در بانکداری الکترونیک از دغدغه‌های اصلی موسسات مالی و همچنین مشتریان است. با پیدایش خدمات بانکداری الکترونیک، بانک‌ها توانستند از بسترهای موجود در این حوزه به خوبی بهره‌مند گردند. این امر سبب شده که بسیاری از خدمات سنتی خود را به سمت بانکداری الکترونیک سوق دهند. که با صرفه‌جویی در هزینه‌های خود توانستند خدمات بانکی را بدون در نظر گرفتن زمان و مکان در هر ساعت از شبانه روز برای مشتریان خود مهیا نمایند. در بیشتر مواقع ارائه خدمات در بانکداری الکترونیک بدون نظارت کاربر بانک و تنها از سمت مشتری صورت می‌گیرد. به همین دلیل متقلبان بانکی، اغلب از غفلت مشتریان سوء استفاده نموده و ضمن رفتارهای متقلبانه و سودجویانه، توانستند زیان‌های مالی برای بانک‌ها و مشتریان به همراه داشته باشند. این امر می‌تواند نارضایتی مشتریان از خدمات نوین بانکی و عدم اطمینان و سلب اعتماد آنها از بانک‌ها را به همراه داشته باشد. به همین دلیل حفظ

امنیت و پیشگیری رفتارهای متقلبانه در این حوزه برای بانک‌ها از اهمیت بسزایی برخوردار است. بانک‌ها تمام تلاش‌شان این است که بتوانند با ارائه روش‌های مختلف پیشگیری محیط امن و سالم در حوزه بانکداری الکترونیک را به مشتریان خود عرضه نمایند. معامله‌ای که توسط شخص غیرمجاز و بدون اجازه مالک یا بدون اطلاع مالک به نفع شخصی وی انجام شود، معامله متقلبانه است (ساهین، بولکان، و دومان^۱، ۲۰۱۳). در بانکداری الکترونیک خدماتی مانند؛ بانکداری اینترنتی، بانکداری تلفن همراه، کارت اعتباری، کارت خودپرداز و غیره می‌توانند به عنوان عوامل تقلب در تراکنش‌های مالی از حساب‌های دیگران مورد استفاده قرار گیرند. در تقلب‌های بانکی عمدتاً کارت‌های بانکی مورد هدف کلاه‌برداران قرار می‌گیرند، زیرا در صورت موفقیت‌آمیز بودن کلاهبرداری، در مدت زمان بسیار کوتاه می‌توانند به اهداف خود دست پیدا کنند. معمولاً متقلبان سعی می‌کنند هر تراکنش متقلبانه را مانند معاملات قانونی انجام دهند تا مدیر یا سیستم احراز هویت نتواند آن را شناسایی کند و بانک‌ها عمدتاً گزینه‌ای برای کنترل و حضور فیزیکی کاربر در زمان انجام تراکنش ندارند. معمولاً تراکنش‌های بانکداری الکترونیکی دو دسته هستند (اسکاری و هوسین^۲، ۲۰۱۷):

۱- تراکنش‌هایی که از راه دور انجام می‌شود که حضور کارت در محل فروش اجباری نیست، به عنوان مثال بانکداری اینترنتی، موبایل بانک.

۲- تراکنش‌های پرداخت چهره به چهره که در آن ابزار پرداخت فیزیکی باید وجود داشته باشد. به عنوان مثال دستگاه خودپرداز.

1- Sahin, Bulkan, & Duman

2- Askari, & Hussain

۲- مبانی نظری

نظریه مجموعه‌های فازی به عنوان تعمیمی از مجموعه‌های معمولی (دقیق) معرفی می‌شود (گوگن^۱، ۱۹۷۳). این مجموعه‌ها برای مدل سازی مفاهیم مبهم که به وفور در مسایل واقعی وجود دارند، بکار برده می‌شوند. این نظریه راه را برای ایجاد نظریه‌های دیگری که کم و بیش همین ادعا را دارند، گشود. هریک از این نظریه‌ها را می‌توان تعمیمی از نظریه مجموعه‌های فازی دانست. بعضی از مهم‌ترین آن‌ها شامل؛ مجموعه‌های بازه‌ای مقدار، مجموعه‌های فازی شهودی، مجموعه‌های فازی نوع ۲، مجموعه‌های فازی چندگانه، مجموعه‌های فازی مردد و مجموعه‌های نوتروسوفیک می‌شود (بوکلی، و اسلامی^۲، ۲۰۰۲).

فروغی و ممتازی^۳ (۲۰۲۱)، در این مقاله، یک مدل مجموعه مبتنی بر مدل سازی متوالی داده‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق و یک مکانیسم رای گیری جدید مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی برای تشخیص اقدامات تقلبی پیشنهاد می‌کند. علاوه بر این، یک الگوریتم جدید برای آموزش روش رای گیری فوق ارائه می‌دهد. نتایج تجربی بر روی دو مجموعه داده دنیای واقعی نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی از مدل‌های پیشرفته در تمام معیارهای ارزیابی بهتر عمل می‌کند. علاوه بر این، تحلیل زمانی مدل پیشنهادی نشان می‌دهد که از نظر عملکرد بالاتر از مقایسه با مدل‌های اخیر در این زمینه کارآمدتر است. حسین، خیری، نجیب، و علی اکبری^۴ (۲۰۲۱) این مقاله ترکیبی از طبقه بندی کننده‌های متعدد را از طریق تکنیک مجموعه‌ای انباشته برای تشخیص تقلب کارت اعتباری ارائه می‌کند. لیو و وانگ^۵ (۲۰۱۸)، این مقاله، یک گردش کار مشارکتی برای کنترل تقلب در ارتباطات راه دور طراحی می‌کند و یک رویکرد مبتنی بر تعبیه شبکه برای تشخیص تقلب در مخابرات پیشنهاد می‌کند. آزمایش‌هایی را روی

داده‌های دنیای واقعی انجام می‌دهد تا اثربخشی روش پیشنهادی را نشان دهد. هاشمی نژاد و سلیمی^۶ (۲۰۱۸)، این مقاله، یک روش جدید مبتنی بر زمان لغزش و امتیازات، برای تشخیص تقلب در باشگاه مشتریان بانک پیشنهاد می‌کند. رامبولا، وارشنی، و ویشواکرما^۷ (۲۰۱۸)، این مقاله به تجزیه و تحلیل تکنیک‌های داده کاوی در مورد چگونگی کشف تقلب‌ها و غلبه بر آن در بخش بانکی می‌پردازد. کشف تقلب در بخش بانکی بر اساس تکنیک‌های داده کاوی و تجزیه و تحلیل جمعی آنها از تجربیات گذشته و احتمال اینکه کلاهبرداران چگونه می‌توانند از مشتریان و بانک‌ها سرقت کنند، صورت می‌گیرد. دیادوشکین، ساندکوهل و میاتین^۸ (۲۰۱۹)، تمرکز کار ارائه شده در این مقاله بر کشف تقلب و مراحل برای خودکارسازی کامل آن است. سارما، علم، د، ساها، علم، ام، علم، جی، حسین^۹ (۲۰۲۰)، این مقاله سیستمی را برای شناسایی کلاهبرداری بانکی با استفاده از یک الگوریتم تشخیص جامع پیشنهاد کرد که الگوهای راکه می‌تواند منجر به وقوع کلاهبرداری شود را شناسایی می‌کند. یک روش چابک برای طراحی اپلیکیشن مبتنی بر وب برای شناسایی تقلب استفاده شد. جیامفی و عبدالهی^{۱۰} (۲۰۱۸)، این مقاله اشکال مختلف کلاهبرداری را که بانک‌ها در معرض آن قرار دارند و ابزارهای مختلف داده کاوی را در معرض آن قرار می‌دهد. براتزاده و هاشمی نژاد^{۱۱} (۲۰۲۲)، این مقاله قصد دارد داده‌های معقولی را برای رسیدگی به مشکل توزیع کلاس نابرابر تولید کند که بسیار مؤثرتر از روش‌های سنتی است. همچنین، از نقاط قوت دو رویکرد با ترکیب شبکه کانولوشن عمیق و شبکه حافظه کوتاه مدت، بلندمدت برای بهبود عملکرد استفاده می‌کند. با توجه به ناکارآمدی معیارهای ارزیابی مانند دقت در این نرم افزار، از معیار فاصله و میزان خطای برابر برای

1- Goguen

2- Buckley, & Eslami

3- Forough, & Momtazi

4- Hussein, Khairy, Najeeb, & Alrikabi

5- Liu, & Wang

6- Hasheminejad, & Salimi

7- Rambola, Varshney, & Vishwakarma

8- Diadiushkin, Sandkuhl, & Maiatin

9- Sarma, Alam, Saha, Alam, Alam, & Hossain

10- Gyamfi, & Abdulai

11- Baratzadeh, & Hasheminejad

كمك مى‌كنند. كاتاريا و نفيس^۷ (۲۰۱۹)، اهميت روش‌هاى تشخيص قلب را مورد بحث قرار مى‌دهند و مدل پنهان ماركوف، يادگيري عميق و شبكه عصبى را كه براى شناسايى قلب در تراكنش‌هاى بانكى آنلاين استفاده مى‌شوند، مقايسه مى‌كنند. لاکشمى و كاويلا^۸ (۲۰۱۸)، عملکرد رگرسيون لجستيك، درخت تصميم و جنگل تصادفى را براى تشخيص قلب كارت اعتبارى بررسى مى‌كنند. عسكرى و حسين^۹ (۲۰۱۷)، الگوريتم تشخيص قلب را براى قلب‌هاى تراكنش آنلاين پيشنهاد مى‌كنند. يك درخت تصميم IFDTC_{۴/۵} را با استفاده از منطق فazy شهودى و درخت تصميم C_{۴/۵} براى شناسايى قلب‌ها ايجاد مى‌كنند. ستى و گرا^۹ (۲۰۱۴) بررسى تكنيك‌هاى مختلفى را نشان مى‌دهد كه در مكانيسم‌هاى تشخيص قلب كارت اعتبارى استفاده مى‌شوند. عسكرى و حسين^{۱۰} (۲۰۲۰)، الگوريتم تشخيص قلب را بر اساس Fuzzy-ID_۳ پيشنهاد مى‌كنند. پاتيل، نماد و سوونى^{۱۱} (۲۰۱۸)، يك چارچوب تحليلى داده‌هاى بزرگ را براى پردازش حجم زيادى از داده‌ها مورد بحث قرار مى‌دهد و الگوريتم‌هاى مختلف يادگيري ماشين را براى تشخيص قلب پياده‌سازى مى‌كنند و عملکرد آن‌ها را روى مجموعه داده‌هاى معيار براى شناسايى قلب‌ها در زمان واقعى با ارائه ريسك كم و رضايت مشتري بالا مشاهده مى‌كنند. سونگ^{۱۱} (۲۰۲۰)، در تحقيق خود يك الگوريتم تركيبى مبتنى بر داده كاوى را براى تشخيص قلب پيشنهاد مى‌كنند. رامبولا و همكاران^{۱۲} (۲۰۱۸) در تحقيق خود به تجزيه و تحليل تكنيك‌هاى داده كاوى در مورد چگونگى كشف قلب‌ها و غلبه بر آن در بخش بانكى مى‌پردازد. كشف قلب در بخش بانكى بر اساس تكنيك‌هاى داده كاوى و تجزيه و تحليل جمعى آنها از تجربيات گذشته و احتمال اينكه متقלב‌ان چگونه مى‌توانند از مشتريان و بانك‌ها سرقت كنند، صورت مى‌گيرد. عدالت پناه^{۱۳} (۲۰۱۹)،

ارزيابى شفاف‌تر و دقيق‌تر مدل‌ها استفاده شده است. شبير؛ ا، شبير؛ ام، جاويد، چاكرابرى، و ريزوان^۱ (۲۰۲۲)، سريع‌ترين، قابل اعتمادترين و كارآمدترين رويكرد كشف قلب را ارائه مى‌كنند. از محاسبات شناختى و تشخيص موجوديت مشكوك مبتنى بر محاسبات كوانتومى براى دوران پس از كوانتوم استفاده مى‌كنند. وروبيف و كرويوتسكايا^۲ (۲۰۲۲)، يك چارچوب توليد قوانين را براى يك سيستم تشخيص قلب معرفى مى‌كنند، يك توليد خودكار قوانين مبتنى بر شاخه‌هاى يادگيري ماشين مانند؛ درخت تصميم، جنگل تصادفى و تقويت گراديان، كه در آن اجزاي قوانين به عنوان ويژگي‌هاى مدل استفاده مى‌شود. ساوا، تويكار، جاين، و مهياوانشى^۳ (۲۰۱۷)، سيستى را پيشنهاد مى‌كنند كه قلب را در پردازش تراكنش كارت اعتبارى با استفاده از درخت تصميم تشخيص مى‌دهد. پارک، جی، کیم؛ اچ، کیم؛ ای. ^۴ (۲۰۱۵)، الگوهاى تراكنش متقלבانه را شناسايى كرده و قوانين شناسايى را از طريق تجزيه و تحليل داده‌هاى رخدادهالى الكترونيكى ايجاد مى‌كنند. با مقايسه الگوهاى تراكنش فردى مشتري با سوابق مشتري، با استفاده از مجموعه قوانين، ناهنجارى‌ها علامت‌گذاري مى‌شوند. يك روش پرچم‌گذاري مؤثر را پيشنهاد مى‌كنند كه از درخت‌هاى تصميم براى عادى‌سازى قوانين تشخيص استفاده مى‌كنند. مودى و ديمان^۵ (۲۰۱۷)، ارائه مطالعه تطبيقى به وسيله تكنيك‌هاى مختلف براى كشف قلب است. قلب را مى‌توان با تجزيه و تحليل رفتار در برداشت‌هاى مشتريان از داده‌هاى تراكنش قبلى متمايز كرد. اگر انحرافى در نحوه برداشت‌ها از الگوهاى موجود مشاهده شود، احتمالاً معامله متقלבانه است. خارى و ويسوانتاهان^۶ (۲۰۲۰) استراتژي‌هاى درخت تصميم را براى كمك به ترس از قلب بانكى ارزيابى مى‌كنند. درختان تصميم به انتخاب ويژگي‌ها

1- Shabbir, Shabir, Javed, Chakraborty, & Rizwan

2- Vorobyev, & Krivitskaya

3- Save, Tiwarekar, Jain, & Mahyavanshi

4- Park, Kim, & Kim

5- Modi, & Dayma

6- Khare, & Viswanathan

7- Kataria, & Nafis

8- Lakshmi, & Kavilla

9- Sethi, & Gera

10- Patil, Nemade, & Soni

11- Song

12- Edalatpanah

داس؛ آر. و گرانادوس^۹ (۲۰۲۱) در این مقاله در فضای توپولوژیک نوتروسوفیک چهارپارتیشن و بررسی چندین ویژگی آن و مجموعه نیمه باز نوتروسوفیک چهارپارتیشن، مجموعه پیش باز نوتروسوفیک چهارپارتیشن، مجموعه b-باز نوتروسوفیک چهارپارتیشن را معرفی می کند. میشر، رانی و پراجاپتی^{۱۰} (۲۰۲۱)، در این مقاله یک مطالعه موردی از انتخاب جایگزین محصول زیست توده پایدار ارائه شده است. نتیجه این کار نشان می دهد که روش توسعه یافته می تواند عملکرد عملی تری را در حین مواجهه با عوامل تأثیرگذار متعدد و عدم قطعیت های ورودی پیشنهاد کند. کاماکی، گارج و پتچیمیتو^{۱۱} (۲۰۲۱)، این مقاله یک ابزار موثر جدید برای پرداختن به مشکلات تصمیم گیری چند معیاره پیچیده پیشنهاد می کند که در آن تمام اطلاعات تصمیم گیری توسط تصمیم گیرندگان در هر دو محیط دوزنقه ای و محیط نوتروسوفیک دوقطبی ارائه می شود. چایی و همکاران^{۱۲} (۲۰۲۱) این مقاله، چندین معیار فاصله و شباهت جدید پیشنهاد می کند. سودن کامپ، تاوان و دی کاپیرو^{۱۳} (۲۰۱۸)، این مطالعه یک روش تصمیم گیری چند ویژگی را برای مسائل تصمیم گیری و ویژگی های فرعی که وزن مشخصه ناشناخته است، بر اساس آنترپوی اطلاعات و ارزیابی بر اساس روش فاصله تحت یک روش تصفیه شده پیشنهاد می کند. باست، گانسکران، محامد، و اسماراندچ^{۱۴} (۲۰۱۹) روش جدیدی را توسعه می دهد که از مجموعه های نوتروسوفیک تک مقدار برای مدیریت معیارهای عدم قطعیت چند منبع مستقل استفاده می کند که بر قابلیت اطمینان ارزیابی های کارشناسان در مسائل تصمیم گیری چند معیاره گروهی تأثیر می گذارد. مکانیسم های امنیتی مختلفی برای تراکنش های مالی

هدف این مقاله ارائه دو الگوریتم جدید برای حل مسئله خطی نوتروسوفیک تک ارزشی است. آزمایش های عددی برای تأیید اثربخشی الگوریتم های جدید گزارش شده اند. یانگ، عدالت پناه، و اسماراندچ^۱ (۲۰۲۰)، در تحقیق خود مدلی از DEA^۲ را در زمینه مجموعه های نوتروسوفیک معرفی می کند و فرآیندی نوآورانه برای حل آن ترسیم می کند. عدالت پناه (۲۰۲۰)، این مقاله مفهوم جدیدی را در مجموعه های نوتروسوفیک (NS^۳) به نام عنصر ساختاری نوتروسوفیک (NSE^۴) ارائه می کند. بر اساس این مفهوم، قوانین عملیاتی، تابع امتیاز و برخی از عملگرهای تجمیع NS را تعریف می کنیم. در نهایت، به عنوان کاربرد این مفهوم، یک روش تصمیم گیری برای یک مسئله تصمیم گیری چند ویژگی (MADM^۵) تحت اطلاعات NSE پیشنهاد می کند، نتایج نشان می دهد که این مفهوم ابزار مفیدی برای مقابله با مسائل تصمیم گیری نوتروسوفیک است. کارامصطفی و کبی^۶ (۲۰۲۱) یک رویکرد ارزیابی ریسک جدید را برای مقابله با عدم قطعیت ها و ناسازگاری ها با گسترش SCEA^۷ با مجموعه های نوتروسوفیک پیشنهاد می کند. در این مطالعه، هر پارامتر، احتمال، شدت، فراوانی و قابلیت تشخیص با استفاده از تابع عضویت درستی، تابع عضویت نادرستی و تابع عضویت نامعین در مجموعه های نوتروسوفیک (NSs) برای مقابله با اطلاعات ناقص، نامعین و متناقض موجود در ترجیحات متخصص و ساختار پیچیده فرآیند مدیریت می شود. عدالت پناه و ساماراندچ^۸ (۲۰۱۹)، یک مدل DEA ورودی گرا با اعداد نوتروسوفیک ساده شده پیشنهاد می کند و یک استراتژی جدید برای حل آن ارائه می کند. روش پیشنهادی مبتنی بر عملگر میانگین حسابی وزنی است و ساختار ساده ای دارد. داس؛ اس،

1- Yang, Cai, Edalatpanah, & Smarandache

2- Data Envelopment Analysis

3- Neutrosophic Set

4- Neutrosophic Structured Element

5- Multi Attribute Decision Methods

6- Karamustafa, & Cebi

7- Safety and Critical Effect Analysis

8- Edalatpanah, & Smarandache

9- Das, Das, & Granados

10- Mishra, Rani, & Prajapati

11- Kamac, Garg, & Petchimuthu

12- Chai et al

13- Sodenkamp, Tavana, & Di Caprio

14- Abdel-Basset, Gunasekaran, Mohamed, & Smarandache

درستی یا نادرستی نسبی از هر فرد به فرد دیگر متفاوت است در حالی که درستی یا نادرستی مطلق مستقل از افراد است. منطق فازی شهودی صرفاً قادر به مواجهه با مطالعات ناقص بوده اما راهکاری برای مواجهه با مطالعات نامشخص و ناسازگار که در دنیای واقعی وجود دارد ارائه نمی‌داد (عدالت پناه، ۲۰۱۹). بکارگیری رویکردهای غیرقطعی نوینی مانند منطق نوتروسوفیک به مثابه سازوکاری برای مواجهه با عدم قطعیت‌های موجود در قضاوت‌های ذهنی خبرگان به جای سایر رویکردها می‌تواند از سوگیری نظرات خبرگان کاسته و با اعمال عدم قطعیت موجود در قضاوت‌های آن‌ها علاوه بر افزایش انعطاف‌پذیری بر دقت قضاوت و ارزیابی بیفزاید. سپس با الهام از مسابقات ورزشی (برنده، بازنده، مساوی)، رأی‌گیری (موافق، مخالف، ممتنع)، جواب دادن (بلی، خیر، نمی‌دانم)، تصمیم‌گیری و کنترل (تصمیم، عدم تصمیم، مشکوک) و پذیرش (قبول، مردود، تعلیق) و با توجه به این که قانون رد شق ثالث را در منطق‌های جدید نمی‌توان بکار برد، او آنالیز غیراستاندارد را با منطق سه ارزشی، نظریه مجموعه‌ها، نظریه احتمال و فلسفه ترکیب نمود. هرچند از دیدن پارادوکس‌ها در علوم و هنر و همین‌طور از فرا سازگاری و عدم تأمین در دانش‌های مختلف هیجان زده می‌شد، ولی این سؤال برایش مطرح بود که چگونه با آن‌ها مواجه شود و آیا راهی برای اتحاد آن‌ها وجود دارد؟

سامارانداچ اصطلاح نوتروسوفیک را پیشنهاد نمود چراکه از ریشه نوتروسوفی ترکیبی از neutre فرانسوی یا لاتین آن neutral به معنی خنثی و sophia یونانی به معنی عقل و مهارت است. در نتیجه نوتروسوفی به معنی 'دانش تفکر خنثی' خواهد بود. با توجه به این معنی و بکارگیری اصطلاح خنثی در کنار مؤلفه‌های درستی (عضویت) و نادرستی (عدم عضویت)، تفاوت آن با فازی و فازی شهودی مشخص می‌گردد (بوکلی و اسلامی، ۲۰۰۲).

آنلاین وجود دارد (بهاتلا، پرابو، و دوآ، ۲۰۰۳). اولین مسئله‌ای که از گزارش‌ها و بررسی‌های مختلف مشاهده می‌شود این است که کاربران بانک‌ها بیش از پیش به تجارت الکترونیک و معاملات الکترونیکی علاقه نشان می‌دهند. با افزایش مشتریان برای تراکنش‌های الکترونیکی، تقلب‌ها نیز افزایش می‌یابد. مسئله دیگر با افزایش کاربران و تراکنش‌های الکترونیکی، تعداد متقلبان و بسیاری از شیوه‌های تقلب تازه متولد شده نیز افزایش می‌یابد. از جمله مهم‌ترین مسائل در تقلب، زیان مالی است که متوجه مشتریان و مؤسسات مالی می‌شود بنابراین تقاضا برای تکنیک‌های کارآمد کشف تقلب در حال افزایش است و تحقیقات مستمر برای توسعه سیستم تشخیص تقلب پیچیده‌تر برای جلوگیری از افزایش تقلب‌ها و کاهش زیان‌های مالی ادامه دارد. بنابه گزارش اداره مالی انگلستان در سال ۲۰۱۸، تقلب روی کارت‌های پرداختی بیشترین خسارت را در بین سایر روش‌های تقلب در بانکداری الکترونیک داشته‌اند. همچنین اداره مالی انگلستان، آماری از تعداد تقلب‌های مالی را منتشر کرده که نشان می‌دهد میزان تقلب‌ها به‌طور کلی و خصوصاً در خریده‌های آنلاین و جعل هویت کارت در سال ۲۰۱۸ افزایش یافته است (گیل، سوخویندر، و لیندا، ۲۰۲۱).

بر اساس آمارها مشخص می‌گردد ضرورت تشخیص تقلب بر روی ابزارهای بانکداری الکترونیک بیشتر از سایر ابزارهای پرداخت می‌باشد.

مجموعه‌های نوتروسوفیک

منطق نوتروسوفیک جامع‌ترین نوع منطق غیرکلاسیک است. اسامارانداچ^۱ (۱۹۹۸) درجه عضویت نامعینی را به عنوان یک مؤلفه مستقل در مقاله سال ۱۹۹۵ که توسط خود او در سال ۱۹۹۸ چاپ شد مطرح نمود. مجموعه نوتروسوفیک بخشی از مفهوم نوتروسوفی است که تعامل با طیف‌های مختلف اندیشه‌ای را مورد مطالعه قرار می‌دهد و در این راستا به مفاهیم «درستی» و «نادرستی» از دو منظر «نسبی» و «مطلق» می‌نگرد به گونه‌ای که

1- Bhatla, Prabhu, & Dua
2- Gill, Sukhvinder, & Linda
3- Smarandache

درجه مشابهت نوتروسوفیک

مجموعه نوتروسوفیک تک مقدار SVNS یک مدل شناخته شده برای مدیریت اطلاعات نامشخص است. معیارهای اطلاعاتی مانند اندازه‌گیری فاصله، اندازه‌گیری شباهت و اندازه‌گیری آنتروپی^۲ ابزارهای بسیار مفیدی هستند که در بسیاری از کاربردها مانند تصمیم‌گیری چند معیاره، تشخیص پزشکی، تشخیص الگو و مشکلات خوشه‌بندی استفاده می‌شوند و بسیاری از این معیارها برای مدل SVNS به کار گرفته شده است. با این حال، بسیاری از این معیارها دارای مشکلات ذاتی هستند که آنها را از تولید نتایج منطقی یا ثابت برای تصمیم‌گیرندگان باز می‌دارد. به همین دلیل درجه مشابهت نوتروسوفیک^۳ برای مدل SVNS پیشنهاد شد. درجات مشابهت نوتروسوفیک مطابق با تعاریف بدیهی اندازه‌گیری فاصله و شباهت را برای مدل SVNS اثبات می‌کنند. بر اساس نتایج مقایسه، اثبات می‌شود که درجات مشابهت پیشنهادی قادر به غلبه بر کاستی‌هایی هستند که ذاتی در معیارهای مشابهت موجود هستند. معیارهای درجه مشابهت نوتروسوفیک منسجم‌ترین نتایج رتبه‌بندی را در مقایسه با سایر معیارها ایجاد می‌کنند و درجه مشابهت را می‌توان از اندازه‌گیری‌های فاصله ایجاد کرد. بنابراین از اندازه‌گیری فاصله بر اساس فاصله هاسدورف^۴ توسعه یافته برای تعریف معیارهای شباهت می‌توان استفاده کرد. بر اساس رابطه اندازه‌های شباهت و اندازه‌گیری فاصله، می‌توان یک اندازه‌گیری شباهت جدید به صورت معادله ۱ تعریف نمود.

$$N(A, B) = 1 - d_H(A, B)d_H(A, B) \quad \text{معادله (۱)}$$

به طوری که $d_H(A, B)d_H(A, B)$ نشان دهنده فاصله هاسدورف گسترده بین مجموعه‌های نوتروسوفیک A و B است. بر اساس برداشت‌های مختلف درجه‌ها مشابهت متفاوتی وجود دارند که هر کدام اندازه‌گیری خاص خود را دارند. همگی آنها شباهت‌ها را در مجموعه‌های نوتروسوفیک ارزیابی می‌کنند و می‌توانند تمام یا بیشتر ویژگی‌های اندازه‌گیری شباهت را برآورده کنند. در این تحقیق درجه مشابهت وزنی مورد استفاده قرار گرفته است که به صورت معادلات ۲ و ۳ و ۴ محاسبه می‌گردد (برامی، واسماراندچ^۵، ۲۰۱۳).

$$S_W^T(A, B)S_W^T(A, B) = \left(\sum_{i=1}^N w_i \left[\frac{\min(T_A(x_i), T_B(x_i))}{\max(T_A(x_i), T_B(x_i))} \right] \sum_{i=1}^N w_i \left[\frac{\min(T_A(x_i), T_B(x_i))}{\max(T_A(x_i), T_B(x_i))} \right] \right) / n \quad \text{معادله (۲)}$$

$$S_W^I(A, B)S_W^I(A, B) = 1 - \left(\sum_{i=1}^N w_i \left[\frac{\min(I_A(x_i), I_B(x_i))}{\max(I_A(x_i), I_B(x_i))} \right] \sum_{i=1}^N w_i \left[\frac{\min(I_A(x_i), I_B(x_i))}{\max(I_A(x_i), I_B(x_i))} \right] \right) / n \quad \text{معادله (۳)}$$

$$S_W^F(A, B)S_W^F(A, B) = 1 - \left(\sum_{i=1}^N w_i \left[\frac{\min(F_A(x_i), F_B(x_i))}{\max(F_A(x_i), F_B(x_i))} \right] \sum_{i=1}^N w_i \left[\frac{\min(F_A(x_i), F_B(x_i))}{\max(F_A(x_i), F_B(x_i))} \right] \right) / n \quad \text{معادله (۴)}$$

در معادلات بالا $w_i w_i$ بیان کننده وزن هر ویژگی است و برای بدست آوردن مقدار آن از طریق وزن دهی به روش شانون استفاده شده است و شرط $\sum w_i = 1$ $\sum w_i = 1$ همواره برقرار است (خسروی، پورقاسمی، چاپی و بحری^۶، ۲۰۱۶).

برنامه‌نویسی موازی و اجرای همروند

در این مدل قبل از انجام مراحل تجزیه و تحلیل، عملیات مربوط به تبدیل داده‌ها در فضای نوتروسوفیک از جمله اعداد نوتروسوفیک تک مقدار مثلثی^۷ TSVNN و درجات مشابهت بر روی هر یک از تراکنش‌های مجموعه داده، اعمال می‌شود. در حالت معمول انجام محاسبات و عملیات منطقی بر روی تراکنش‌ها به صورت ترتیبی می‌باشد یعنی تا زمانی که عملیات بر روی یک تراکنش به اتمام نرسیده باشد عملیات بر روی تراکنش بعدی شروع نمی‌شود. این امر سبب

1- Single Valued Neutrosophic Sets

2- Entropy

3- Neutrosophic Similarity Measures

4- Hasdorf

5- Broumi, & Smarandache

6- Khosravi, Pourghasemi, Chapi, & Bahri

7- Triangular Single Valued Neutrosophic sets

می‌شود مدت زمان اجرا و محاسبه و پردازش بر روی تمامی تراکنش‌ها بسیار زمان‌بر باشد. از طرفی فاکتور سرعت و دقت انجام یک مدل در کشف و تشخیص تقلب برای بانک‌ها از اهمیت به سزائی برخوردار است. بر این اساس در اجرای محاسبات مدل پیشنهادی از برنامه‌نویسی موازی به صورت اجرای همروند استفاده شده است. به این صورت که انجام محاسبات به صورت همروند بر روی کلیه تراکنش‌ها انجام می‌گیرد. به دلیل وجود بعضی از مزیت‌های برنامه‌نویسی چند نخ^۱ نسبت به چند پردازشی^۲ از جمله؛ صرف هزینه کمتر و تبادل آسان‌تر داده‌ها در بین نخ‌ها^۳، ترجیحاً از برنامه‌نویسی چندنخی در این مدل استفاده شده است. به این صورت که تمامی عملیات و محاسبات مربوط به هر تراکنش بر روی یک نخ اجرا می‌گردد و تا قبل از به اتمام رسیدن زمان اجرای نخ جاری، عملیات مربوط به تراکنش بعدی بر روی نخ دیگر نوشته و اجرا می‌شود. این روند تا آخرین تراکنش روی مجموعه داده، ادامه پیدا می‌کند. هر نخ خروجی خود را بر روی مجموعه داده به عنوان یک ویژگی جدید از همان تراکنش بازنویسی می‌کند.

درخت تصمیم

درخت تصمیم از تکنیک‌های داده کاوی به شمار می‌آید که در دو دهه اخیر توسعه زیادی یافته است. از این فن می‌توان برای کشف و استخراج دانش از یک پایگاه داده و هم برای ایجاد مدل‌های پیش‌بینی استفاده نمود. همچنین درخت تصمیم یکی از ابزارهای قوی و متداول برای دسته‌بندی و پیش‌بینی می‌باشد. درخت تصمیم، قادر به تولید توصیفات قابل درک برای انسان، از روابط موجود در یک مجموعه داده بوده و می‌تواند برای وظایف دسته‌بندی و پیش‌بینی به کار رود. این ساختار تصمیم‌گیری می‌تواند به شکل فن‌های ریاضی و محاسباتی که به توصیف دسته‌بندی و عام‌سازی یک مجموعه از داده‌ها کمک می‌کنند، نیز معرفی شوند (خدایی اسماعیل‌کندی، امینی،

محمدی و فاطمی^۴، ۲۰۱۹). در روش مبتنی بر درخت تصمیم، پیدایش هر درخت از دو مرحله تشکیل شده است الف) مرحله ایجاد و رشد درخت ب) مرحله هرس درخت با هدف حداقل کردن خطای پیش‌بینی، تمامی الگوریتم‌های ایجاد درخت، با نگرش بالا به پایین اجرا می‌شوند. روش‌های متفاوتی برای ایجاد درخت وجود دارد. درخت از نظریه بهره اطلاعاتی^۵ و مقدار آنتروپی و شاخص جینی^۶ جهت انتخاب بهترین متغیر و شروع پیمایش استفاده می‌کند. هر برگ درخت به عنوان یک کلاس یا قاعده، نمایش‌گر یک آزمایش یا تصمیم یکتا است. یال‌ها، متناظر با احتمال‌های حاصل از آزمایش‌های روی گره‌های درخت است. پیشامدها، داده‌ها را به چندین زیرمجموعه، افراز می‌کند، که توسط برگ‌های این درخت شناخته می‌شود. درخت برخلاف سایر فنون به تولید قانون می‌پردازد و پیش‌بینی خود را در قالب قوانین توضیح می‌دهد، در حالی که در سایر فنون پیش‌بینی نهایی بدون چگونگی اجرا بیان می‌شود. گاهی مواقع بریدن برخی شاخه‌های ضعیف‌تر درخت، باعث بهبود قدرت پیش‌بینی در شاخه‌های دیگر درخت می‌شود که به این کار، هرس درختان گویند (همان). اکثر الگوریتم‌های درخت تصمیم می‌توان به دو صورت سریال و موازی پیاده‌سازی کرد، که در این تحقیق الگوریتم‌ها به صورت موازی، پیاده‌سازی می‌شوند. اجرای موازی الگوریتم‌های درخت تصمیم برای اطمینان از تولید سریع نتایج به ویژه برای دسته‌بندی و پیش‌بینی مجموعه داده‌های بزرگ بسیار مطلوب است. درختان تصمیم یکی از روش‌های قدرت‌مندی هستند که معمولاً در زمینه‌های مختلف مانند؛ یادگیری ماشینی، پردازش تصویر و شناسایی الگوها استفاده می‌شود.

درخت تصمیم از یک سری گره داخلی و برگ تشکیل شده است. گره‌های تصمیم، معادل یک تابع آزمون $f_m(x)$ هستند که بر اساس نتیجه آنها خروجی‌ها برچسب می‌خورند. به ازای هر ورودی جستجو از ریشه شروع شده و در هر گرهی قواعد تصمیم‌گیری برای انتخاب یکی از

1- Multithreading

2- Multiprocessing

3- Threads

4- Khodaei Esameilkandi, Amini, Mohammadi, & Fatemy

5- Information gain

6- Gini

تشخیص دهد، کدام ویژگی‌ها می‌تواند اطلاعات بیشتری را ارائه دهد، از شاخص جینی استفاده کرده و برای هر ویژگی، هر چقدر شاخص جینی کمتر باشد، یعنی آن ویژگی اطلاعات بیشتری را به ما می‌دهد و می‌تواند در ساخت درخت بالاتر از سایر گره‌ها قرار گیرد. تفاوت شاخص جینی و آنتروپی را می‌توان در این دانست که معمولاً شاخص جینی برای داده‌هایی که دارای قسمت بزرگ‌تر هستند، استفاده می‌شود، این در حالی است که آنتروپی جهت داده‌هایی که قسمت‌های کوچک زیادی دارند، که مقادیر یکتا در آن‌ها بیشتر است، کاربرد دارد (سینگه و گوپتا^۵، ۲۰۱۴).

شاخص جینی: در یک گره، شاخص جینی مقدار ناخالصی را محاسبه می‌کند. گره برگ یا هدف مقدار جینی برابر صفر دارد. ویژگی با شاخص جینی کمتر به عنوان گره ریشه انتخاب می‌شود و از معادله شماره ۵ محاسبه می‌گردد.

$$G_i G_i = 1 - \sum_{k=1}^n p_{i,k}^2 \sum_{k=1}^n p_{i,k}^2 \quad (5)$$

در معادله فوق، p نشان دهنده نسبت نمونه‌های کلاس k در میان نمونه‌های گرهی i ام است. **اهداف تحقیق:** در انجام تحقیق، ابتدا هدف کلی است که شامل: تشخیص تقلب در بانکداری الکترونیک مبتنی بر درخت تصمیم در محیط نوتروسفیک بازه‌ای می‌باشد. هدف‌های ویژه تحقیق، نیز ۵ هدف را شامل می‌شود و به این شرح است:

- ۱- ارائه روشی قابل اطمینان و مناسب، که توانایی لازم جهت تشخیص و نیز پیشگیری در سال‌های بعد را داشته باشد.
- ۲- شناسایی و تشخیص تقلب بر اساس قواعد منطقی و ریاضی در محیط نوتروسفیک بازه‌ای.
- ۳- ارائه راهکارهای لازم جهت کاهش هزینه‌های غیرضروری در جهت تشخیص تقلب.
- ۴- ارزیابی کارایی مدل پیشنهادی در تعیین ورودی و خروجی‌ها.
- ۵- شناسایی عوامل مؤثر در کارایی عملکرد مدل.

انشعاب‌ها وجود دارد، این فرآیند تا رسیدن به برگ ادامه می‌یابد. مقدار هر گره یا برگ خروجی به ازای داده ورودی مشخص می‌شود. درخت تصمیم، به یافتن نمونه‌های مشابه سرعت می‌بخشد. به عنوان مثال در صورت داشتن b ناحیه مختلف و در صورتی که تصمیم‌ها، دودویی باشند، در بهترین حالت $\log_2 b \log_2 b$ گام تا رسیدن به ناحیه محلی نیاز است. از دیگر مزایای درخت تصمیم قابلیت تفسیرپذیری آن است. می‌توان از درخت تشکیل شده یک سری قانون به صورت if-then استخراج کرد (افشانی و همکاران^۱، ۲۰۲۳).

به طور کلی در تمامی الگوریتم‌های درخت تصمیم مجموعه‌ای از قواعد و قوانین به صورت سوال مطرح و در پایان این سوالات مطرح شده، به جواب یا هدف می‌رسید. در الگوریتم‌های درخت تصمیم این سوالات در گره‌های درخت مطرح می‌شوند و پاسخ سوالات در یال‌های درخت، مشخص می‌شوند. نتیجه یا جواب سوال‌های مطرح شده در برگ‌های درخت نمایش داده خواهند شد. در طی سال‌های گذشته الگوریتم‌های متفاوتی برای ایجاد درخت تصمیم بوجود آمده‌اند که از جمله الگوریتم‌های پرکاربرد درخت تصمیم، می‌توان به الگوریتم‌های ID_3 ، $C_4.5$ ، $CART$ ، $C_4.5$ نام برد. که از میان آنها الگوریتم $CART$ برای انجام پیاده‌سازی مدل مورد استفاده قرار داده‌ایم.

الگوریتم CART

از محبوب‌ترین و در عین حال، ساده‌ترین درخت‌های تصمیم، درخت تصمیم $CART$ است که کاربردهای زیادی در طبقه‌بندی و رگرسیون دارد. الگوریتم $CART$ ، نوعی الگوریتم طبقه‌بندی است که بر اساس درخت‌های دودویی بنا نهاده شده و برای ساخت درخت تصمیم شاخص ناخالصی جینی مورد نیاز است. درخت تصمیم $CART$ برای اینکه تصمیم بگیرد چگونه گره‌های درخت را انتخاب کند از معیاری به نام معیار شاخص جینی استفاده می‌کند. همان طور که درخت‌های ID_3 و $C_4.5$ از آنتروپی و گین^۴ استفاده می‌کنند. در واقع برای اینکه درخت $CART$

1- Afshani, etal
2- Iterative Dichotomiser 3
3- Classier 4.5
4- Gain
5- Singh, & Gupta

۳- روش تحقيق

تحقيق حاضر از نوع تحقيق تحليلي و از نظر اهداف تحقيق در دسته تحقيقات کاربردي قرار مي‌گيرد. در انتخاب مجموعه داده از آنجائي که انجام عمليات در محيط نوتروسفيک بيشتر در مجموعه داده‌هاي پيوسته بحث مي‌کند. تحقيق حاضر بر روي ۵۰۰,۵۰۰ تراکنش صورت گرفته

است که تعداد ۳۵۰,۰۰۰ تراکنش در مرحله آموزش و ۱۵۰,۰۰۰ تراکنش در مرحله آزمون مورد استفاده قرار گرفته‌اند. از ميان ويژگي‌هاي موجود در مجموعه داده، ويژگي‌هاي عددي پيوسته مطابق جدول شماره (۱) به عنوان ورودی به مدل داده خواهند شد.

جدول (۱): ويژگي‌هاي موجود در جامعه آماري			
متغيرهاي ورودی	نوع	توضيحات	
amount	float64	مبلغ تراکنش	۱
oldbalanceOrg	float64	موجودی اوليه مشتري مبدا قبل از انجام تراکنش	۲
newbalanceOrig	float64	موجودی جديد مشتري مبدا بعد از انجام تراکنش	۳
oldbalanceDest	float64	موجودی اوليه مشتري مقصد قبل از انجام تراکنش	۴
newbalanceDest	float64	موجودی جديد مشتري مقصد بعد از انجام تراکنش	۵
isFraud	int64	کنترل کننده از جهت اينکه تراکنش تقلب است يا خير	۶

لازم به توضيح است در جدول شماره (۱)، ويژگي‌هاي شماره ۱ تا ۵ به عنوان ويژگي‌هاي اصلي و ويژگي سطر ۶ يعني isFraud به عنوان ويژگي هدف يا کلاس مورد استفاده قرار مي‌گيرد و دارای دو مقدار ۰ يا ۱ بوده، نشان دهنده اين امر هست که تراکنش جاری به عنوان تقلب هست يا خير و تنها در آموزش مدل کاربرد دارد. در زمان تست نهائي در واقع بعد از آموزش مدل ويژگي isFraud از مجموعه داده مرحله آزمون حذف و مورد استفاده قرار نمي‌گيرد و مدل خود قادر به تشخيص تراکنش تقلب خواهد بود.

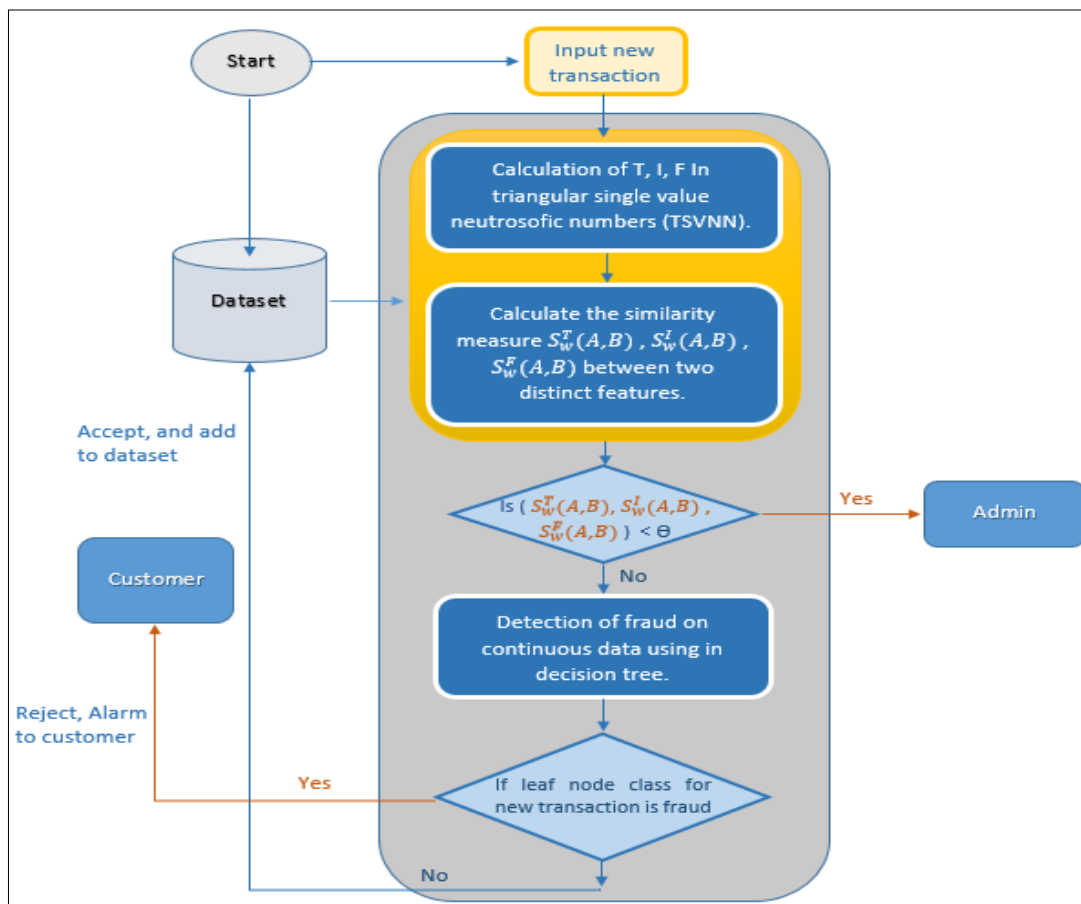
مدل تحقيق پيشنهادي

در مطالعات پيشين برای ارزيابی عملکرد بانک‌ها مدل‌هاي زيادی مورد نقد و بررسي قرار گرفتند. عموماً مدل‌هاي تشخيص تقلب از دو نوع روش ۱- پيشينه رفتار مشتريان ۲- چارچوب‌هاي تعريف شده برای تشخيص تقلب پيروي مي‌کنند. در روش اول نوع رفتار مشتريان در گذشته به عنوان يک هنجار در نظر گرفته مي‌شود و هرگونه رفتار مشتري که خارج از هنجار باشد رابه عنوان

تقلب در نظر مي‌گيرد. در روش ديگر يک سری قواعد و چارچوب از پيش تعريف شده است که مشتري بايد آنها را رعايت نمايد و عدم رعايت آنها احتمال بروز تقلب را به همراه خواهد داشت. در اين تحقيق، علاوه بر استفاده از روش‌هاي متداول سعی شده است با معرفي مدلی جديد در قالب استدلال و منطق رياضي در محيط نوتروسفيک بازه‌اي تقلب را شناسايی و پيش‌گيري نماييم. هدف اصلي تحقيق حاضر، ارائه مدلی جديد جهت تشخيص تقلب در تراکنش‌هاي مالی مشتريان در کليه بسترهاي بانکداری الکترونيک نظير؛ موبایل بانک، اينترنت بانک و ساير درگاه‌ها و ابزارهاي مالی بانک‌ها است. از آنجائي که در مدل جديد تراکنش‌هاي جديد به صورت جداگانه شناسايی و پردازش مي‌شوند و مانند بسياری از تحقيقات پيشين محدود به مکان و زمان خاص نمی‌باشد. هر تراکنش جديد مشتري در بانکداری الکترونيک به عنوان ورودی جديد به مدل داده می‌شود و با استفاده از تکنیک‌ها و الگوريتم‌هاي خاص تقلب‌هاي صورت گرفته در تراکنش‌هاي مالی مشتريان در بانکداری الکترونيک

کشف و شناسایی خواهند شد. ابتدا داده‌های موجود در مجموعه داده که باید به مدل داده شوند پیش پردازش، می‌شوند و مواردی اعم از داده‌های خالی یا داده‌هایی با مقدار Null و داده‌های تکراری شناسایی و رفع مشکل می‌گردند. هر تراکنش همان طور که در جدول شماره (۱) نمایش داده شده، دارای ویژگی‌های مربوط به خود می‌باشد. در نمودار شماره (۱)، یک شمای کلی از مدل نمایش

داده شده، و همان طور که قابل مشاهده است از نقطه شروع تراکنش جدید وارد مدل شده و با توجه به داده‌های قبلی که در مجموعه داده است مدل تراکنش را مورد پردازش و ارزیابی قرار داده و در انتها در برگ‌های درخت وضعیت تراکنش جدید از جهت اینکه تقلب هست یا خیر مشخص می‌شود. تراکنش‌های تقلب به مشتری اطلاع‌رسانی و تراکنش‌های صحیح در مجموعه داده ذخیره می‌شوند.



نمودار (۱): مدل پیشنهادی برای تشخیص تقلب

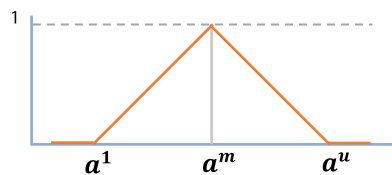
۴- یافته‌های تحقیق

این صورت است که هریک از ویژگی‌های تراکنش را به بازه‌های کوچکتر جدید به صورت $\{very_low, low, medium, high, very_high\}$ تقسیم می‌کنیم، در انجام این تقسیم‌بندی از نظرات افراد خبره در بانک استفاده شده است. از آنجائی که در منطق نوتروسوفیک درجات F, I, T مستقل از یکدیگر عمل می‌کنند و از

محاسبه عدد نوتروسوفیک تک مقداره مثلثی (TSVNN) در این بخش برای هر ویژگی از تراکنش جاری سه مقدار صحیح (T) و مقدار نادرست (F) و مقدار عدم تعین (I) را محاسبه می‌کنیم. شرح چگونگی و سازکار این مرحله به

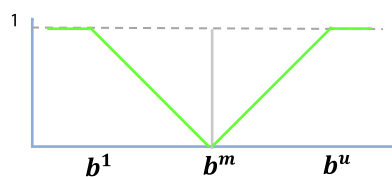
نوتروسفیک (SVNN) چنانچه عدد تک مقدار نوتروسفیک مثلثی (TSVNN) آن به صورت، $\{(a^1, a^m, a^u), (b^1, b^m, b^u), (c^1, c^m, c^u)\}$ باشد از فرمول های زیر استفاده می کنیم. فرمول های به دست آمده برگرفته از محاسبه شیب خط صعودی و نزولی می باشد، که منجر به نتایج زیر شده است (الماری والالی، ۲۰۲۰)

$$T_A(x) = \begin{cases} \frac{(x-a^1)}{(a^m-a^1)} & a^1 \leq x < a^m \\ 1 & x = a^m \\ \frac{(a^u-x)}{(a^u-a^m)} & a^m < x \leq a^u \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$



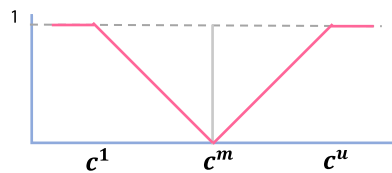
معادله (۶)

$$I_A(x) = \begin{cases} \frac{(b^m-x)}{(b^m-b^1)} & b^1 \leq x < b^m \\ 0 & x = b^m \\ \frac{(x-b^m)}{(b^u-b^m)} & b^m < x \leq b^u \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases}$$



معادله (۷)

$$F_A(x) = \begin{cases} \frac{(c^m-x)}{(c^m-c^1)} & c^1 \leq x < c^m \\ 0 & x = c^m \\ \frac{(x-c^m)}{(c^u-c^m)} & c^m < x \leq c^u \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases}$$



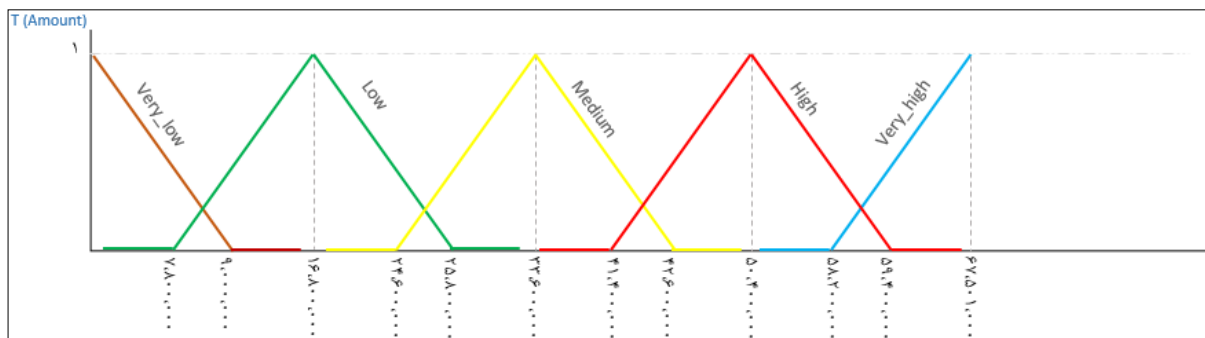
معادله (۸)

تعیین درجه درستی (T) در ویژگی amount بر روی هر تراکنش
برای محاسبه درجه درستی ویژگی amount زیر بازه ها به صورت جدول شماره (۲) تعریف می شوند.

تعیین درجات نوتروسفیک مربوط به ویژگی amount
بازه اعداد برای ویژگی amount در مجموعه داده بین اعداد ۰ تا ۶۷،۵۰۱،۰۰۰ می باشد که بر اساس نظر نفرات خبره در بانک برای محاسبه درجات درستی و عدم تعین و نادروستی به پنج زیر بازه به صورت جداول شماره های (۲)، (۳) و (۴)، تقسیم بندی شده است.

جدول (۲): تعیین بازه جهت محاسبه درجه درستی (T) در ویژگی amount			
زیر مجموعه	بازه	زیر مجموعه	بازه
very_low	0 تا 9.000.000	high	تا 41.400.000 و 59.400.000
low	7.800.000 تا 25.800.000	very_high	تا 58.200.000 و 67.501.000
medium	24.600.000 تا 42.600.000		

نمودار شماره (۲) از جدول شماره (۲)، استخراج شده است، که جهت محاسبه درجه درستى (T) ویژگی amount در معادله شماره (۶)، استفاده شده است.



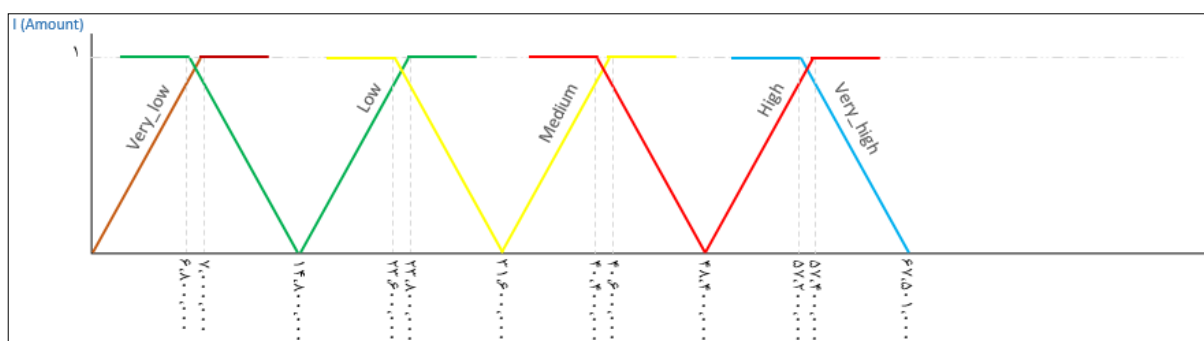
نمودار (۲): تعیین بازه مثلثی جهت نمایش و محاسبه عدد تک مقدار درجه درستى (T) ویژگی amount

۸-۱-۲- تعیین درجه عدم تعیین (I) در ویژگی amount بر روی هر تراکنش

برای محاسبه درجه عدم تعیین ویژگی amount زیر بازه ها به صورت جدول شماره ۳ تعریف می شوند.

جدول (۳): تعیین بازه جهت محاسبه درجه عدم تعیین (I) ویژگی amount			
زیرمجموعه	بازه	زیرمجموعه	بازه
very_low	0 تا 7,000,000	High	40,400,000 تا 57,400,000
low	6,800,000 تا 23,800,000	very_high	57,200,000 تا 67,501,000
medium	23,600,000 تا 40,600,000		

نمودار شماره (۳) از جدول شماره (۳) استخراج شده است، که جهت محاسبه درجه عدم تعیین (I) ویژگی amount در معادله شماره (۷) استفاده شده است.



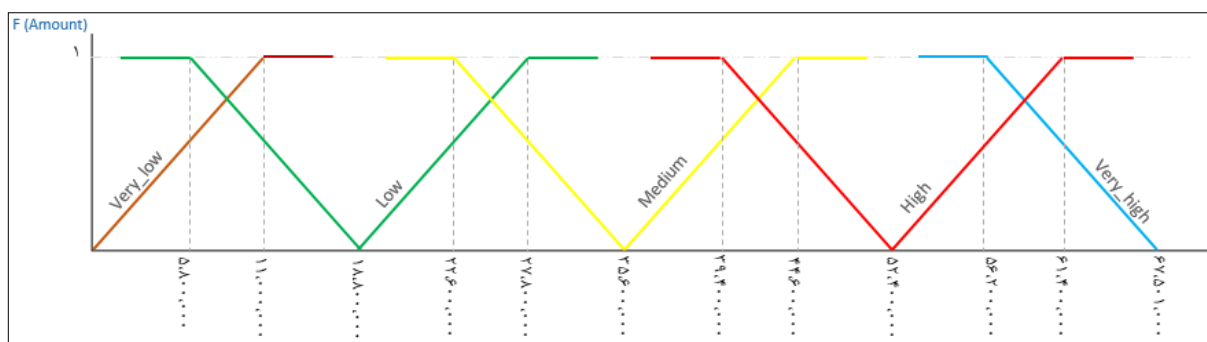
نمودار (۳): نمودار مثلثی جهت نمایش و محاسبه مقدار تک مقدار درجه عدم تعیین (I) ویژگی amount

تعیین درجه نادرستی (F) در ویژگی amount بر روی هر تراکنش

برای محاسبه درجه نادرستی ویژگی amount زیر بازه ها به صورت جدول شماره (۴) تعریف می شوند.

جدول (۴): تعیین بازه جهت محاسبه درجه نادرستی (F) ویژگی amount			
زیرمجموعه	بازه	زیرمجموعه	بازه
very_low	0 تا 11.000.000	high	39.400.000 تا 61.400.000
low	5.800.000 تا 27.800.000	very_high	56.200.000 تا 67.501.000
medium	22.600.000 تا 44.600.000		

نمودار شماره (۴) از جدول شماره (۴) استخراج شده است، که جهت محاسبه درجه نادرستی (F) ویژگی amount در معادله شماره (۸) استفاده شده است.



نمودار (۴): نمودار مثلثی جهت نمایش و محاسبه مقدار تک مقدار درجه نادرستی (F) ویژگی amount.

تعیین درجات نوتروسفیک مربوط به ویژگی oldbalanceOrg

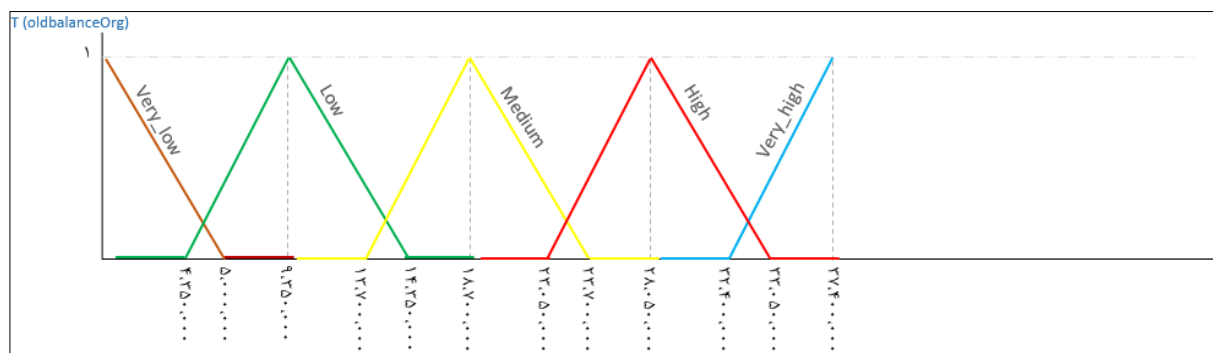
بازه اعداد برای ویژگی oldbalanceOrg در مجموعه داده بین اعداد ۰ تا ۳۷،۴۰۰،۰۰۰ می باشد که بر اساس نظر نفرات خبره در بانک برای محاسبه درجات درستی و عدم تعیین و نادرستی به پنج زیر بازه به صورت جداول شماره (۵)، (۶)، و (۷)، تقسیم بندی شده است.

تعیین درجه درستی (T) در ویژگی oldbalanceOrg بر روی هر تراکنش

برای محاسبه درجه درستی ویژگی oldbalanceOrg زیر بازه ها به صورت جدول شماره (۵) تعریف می شوند.

جدول (۵): تعیین بازه جهت محاسبه درجه درستی (T) ویژگی oldbalanceOrg			
زیر مجموعه	بازه	زیر مجموعه	بازه
very_low	0 تا 5.000.000	high	23.050.000 تا 33.050.000
Low	4.350.000 تا 14.350.000	very_high	32.400.000 تا 37.400.000
Medium	13.700.000 تا 23.700.000		

نمودار شماره (۵) از جدول شماره (۵) استخراج شده است، که جهت محاسبه درجه درستی (T) ویژگی oldbalanceOrg در معادله شماره (۶) استفاده شده است.

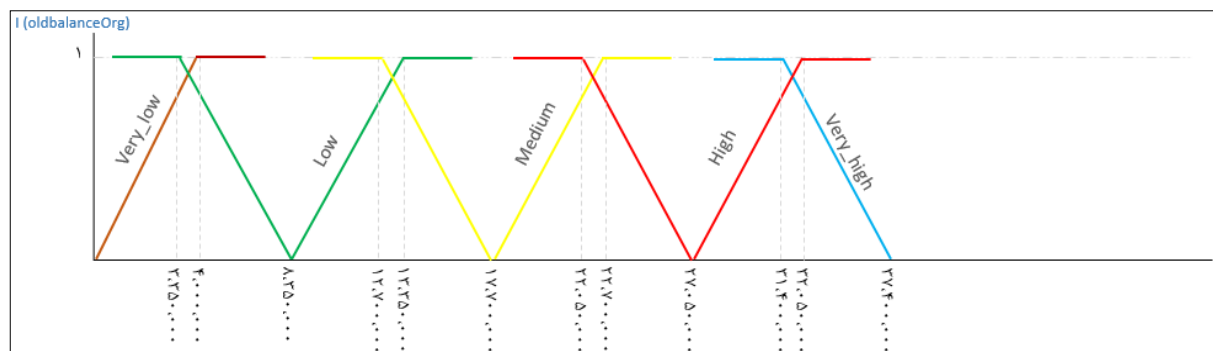


نمودار (۵): نمودار مثلثی جهت نمایش و محاسبه مقدار تک مقدار درجه درستی ویژگی oldbalanceOrg

تعیین درجه عدم تعین (I) در ویژگی oldbalanceOrg بر روی هر تراکنش
برای محاسبه درجه عدم تعین ویژگی oldbalanceOrg زیر بازه ها به صورت جدول شماره (۶) تعریف می شوند.

جدول (۶): تعیین بازه جهت محاسبه درجه عدم تعین (I) ویژگی oldbalanceOrg			
زیر مجموعه	بازه	زیر مجموعه	بازه
very_low	0 تا 4.000.000	high	22.050.000 تا 32.050.000
low	3.350.000 تا 13.350.000	very_high	31.400.000 تا 37.400.000
medium	12.700.000 تا 22.700.000		

نمودار شماره (۶) از جدول شماره (۶) استخراج شده است، که جهت محاسبه درجه عدم تعین (I) ویژگی oldbalanceOrg در معادله شماره (۷) استفاده شده است.

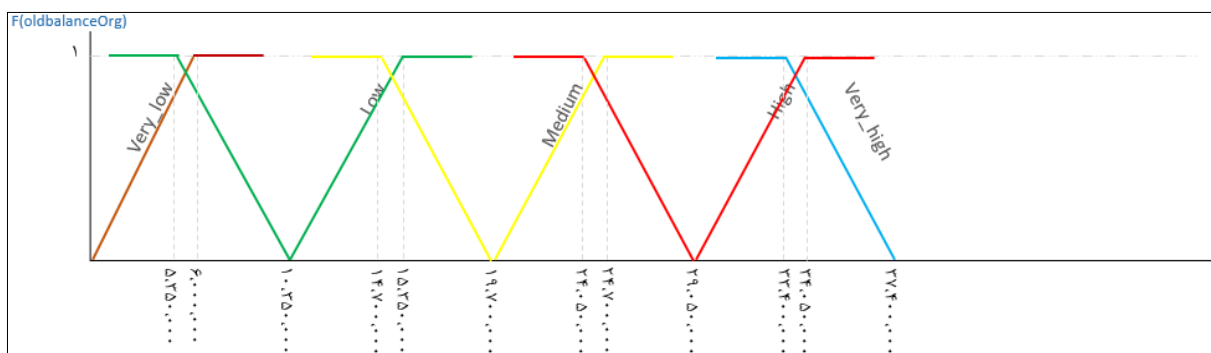


نمودار (۶): نمودار مثلثی جهت نمایش و محاسبه مقدار تک مقدار درجه عدم تعین ویژگی oldbalanceOrg

تعیین درجه نادرستی (F) در ویژگی oldbalanceOrg بر روی هر تراکنش
برای محاسبه درجه نادرستی ویژگی oldbalanceOrg زیر بازه ها به صورت جدول شماره (۷) تعریف می شوند.

جدول (۷): تعیین بازه جهت محاسبه درجه نادرستی (F) ویژگی oldbalanceOrg			
زیرمجموعه	بازه	زیرمجموعه	بازه
very_low	0 تا 6.000.000	high	24.050.000 تا 34.050.000
low	5.350.000 تا 15.350.000	very_high	33.400.000 تا 37.400.000
medium	14.700.000 تا 24.700.000		

نمودار شماره (۷) از جدول شماره (۷) استخراج شده است، که جهت محاسبه درجه نادرستی (F) ویژگی oldbalanceOrg در معادله شماره (۸) استفاده شده است.



نمودار (۷): نمودار مثلثی جهت نمایش و محاسبه مقدار تک مقدار درجه نادرستی ویژگی oldbalanceOrg

تعیین درجات نوتروسفیک مربوط به ویژگی newbalanceOrig

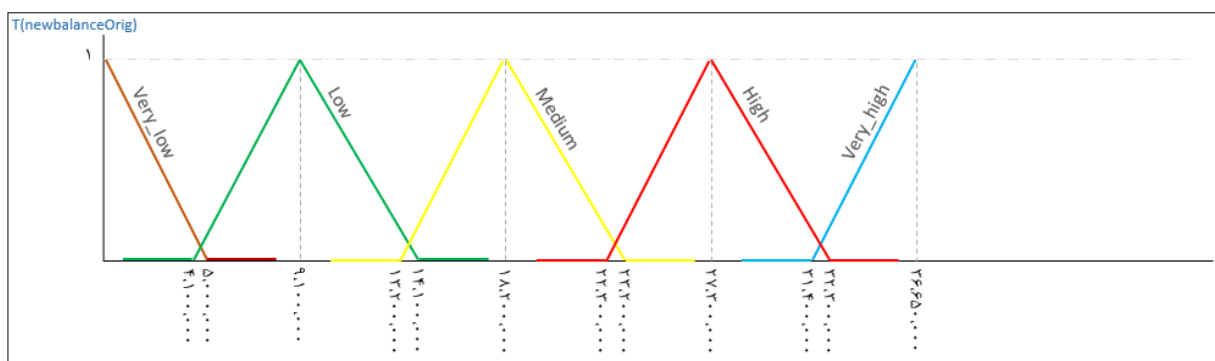
بازه اعداد برای ویژگی newbalanceOrig در مجموعه داده بین اعداد ۰ تا ۳۶,۶۵۰,۰۰۰ می باشد که بر اساس نظر نفرات خبره در بانک برای محاسبه درجات درستی و عدم تعیین و نادرستی به پنج زیر بازه به صورت جداول شماره (۸)، (۹)، و (۱۰) تقسیم بندی شده است.

تعیین درجه درستی (T) در ویژگی newbalanceOrig بر روی هر تراکنش

برای محاسبه درجه درستی ویژگی newbalanceOrig زیر بازه ها به صورت جدول شماره (۸) تعریف می شوند.

جدول (۸): تعیین بازه جهت محاسبه درجه درستی (T) ویژگی newbalanceOrig			
زیرمجموعه	بازه	زیرمجموعه	بازه
very_low	0 تا 5.000.000	high	22.300.000 تا 32.300.000
low	4.100.000 تا 14.100.000	very_high	31.400.000 تا 36.650.000
medium	13.200.000 تا 23.200.000		

نمودار شماره (۸) از جدول شماره (۸) استخراج شده است، که جهت محاسبه درجه درستی (T) ویژگی newbalanceOrig در معادله شماره (۶) استفاده شده است.

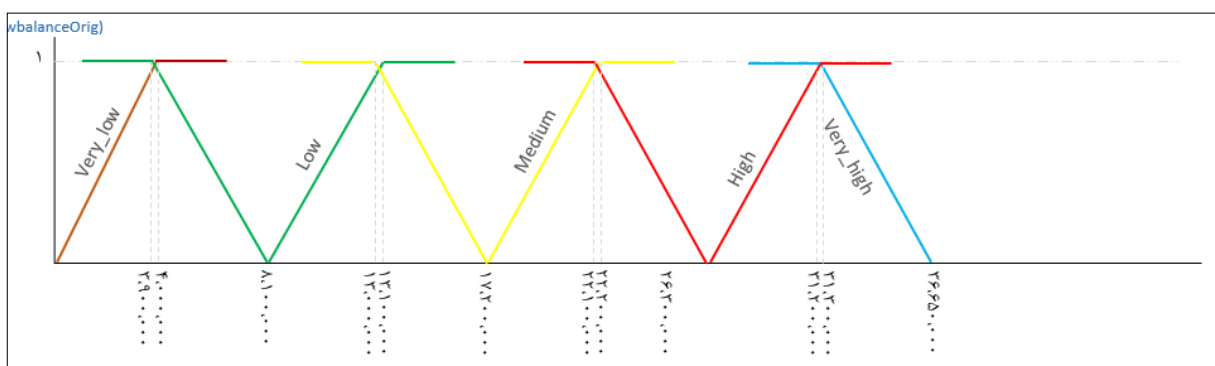


نمودار (۸): نمودار مثلثی جهت نمایش و محاسبه مقدار تک مقدار درجه درستی ویژگی newbalanceOrig

تعیین درجه عدم تعیین (۱) در ویژگی newbalanceOrig بر روی هر تراکنش
برای محاسبه درجه عدم تعیین ویژگی newbalanceOrig زیر بازه ها به صورت جدول شماره (۹) تعریف می شوند.

جدول (۹): تعیین بازه جهت محاسبه درجه عدم تعیین (۱) ویژگی newbalanceOrig			
زیر مجموعه	بازه	زیر مجموعه	بازه
very_low	0 تا 4.000.000	high	تا 22.100.000 و 31.300.000
low	3.900.000 تا 13.100.000	very_high	تا 31.200.000 و 36.650.000
medium	13.000.000 تا 22.200.000		

نمودار شماره (۹) از جدول شماره (۹) استخراج شده است، که جهت محاسبه درجه عدم تعیین (۱) ویژگی newbalanceOrig در معادله شماره (۷) استفاده شده است.

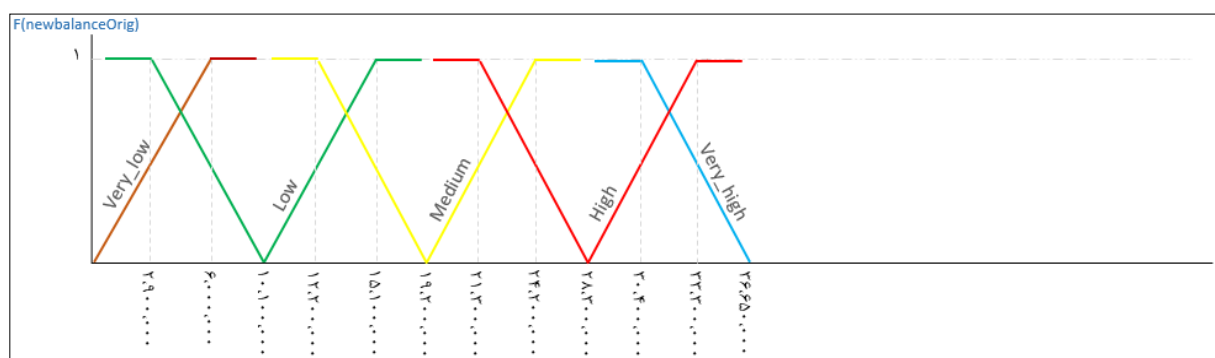


نمودار (۹): نمودار مثلثی جهت نمایش و محاسبه مقدار تک مقدار درجه عدم تعیین ویژگی newbalanceOrig

تعیین درجه نادرستی (F) در ویژگی newbalanceOrig بر روی هر تراکنش
برای محاسبه درجه نادرستی ویژگی newbalanceOrig زیر بازه ها به صورت جدول شماره (۱۰) تعریف می شوند.

جدول (۱۰): تعیین بازه جهت محاسبه درجه نادرستی (F) ویژگی newbalanceOrig			
بازه	زیر مجموعه	بازه	زیر مجموعه
۳۳,۳۰۰,۰۰۰ تا ۲۱,۳۰۰,۰۰۰	high	۰ تا ۶,۰۰۰,۰۰۰	very_low
۳۶,۶۵۰,۰۰۰ تا ۳۰,۴۰۰,۰۰۰	very_high	۱۵,۱۰۰,۰۰۰ تا ۲,۹۰۰,۰۰۰	low
		۲۴,۱۰۰,۰۰۰ تا ۱۲,۲۰۰,۰۰۰	medium

نمودار شماره (۱۰) از جدول شماره (۱۰) استخراج شده است، که جهت محاسبه درجه نادرستی (F) ویژگی newbalanceOrig در معادله شماره (۸) استفاده شده است.



نمودار (۱۰): نمودار مثلثی جهت نمایش و محاسبه مقدار تک مقدار درجه نادرستی ویژگی newbalanceOrig

تعیین درجات نوتروسفیک مربوط به ویژگی oldbalanceDest

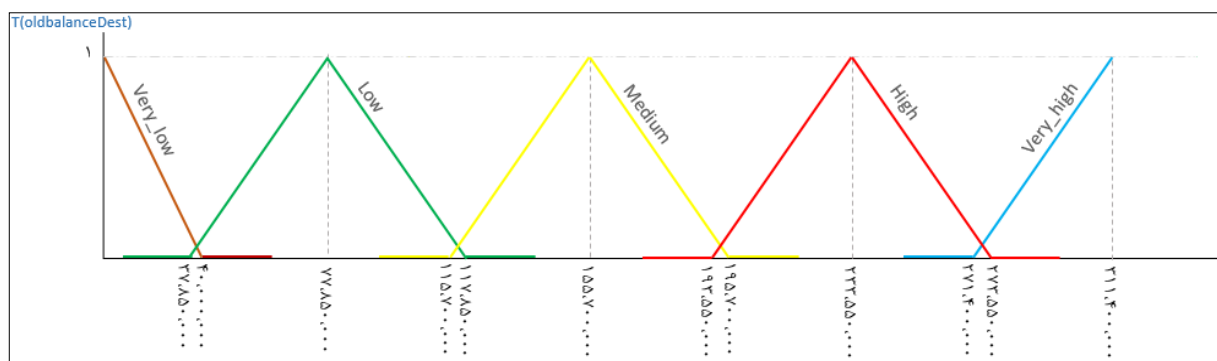
بازه اعداد برای ویژگی oldbalanceDest در مجموعه داده بین اعداد ۰ تا ۳۱۱,۴۰۰,۰۰۰ می باشد که بر اساس نظر نفرات خبره در بانک برای محاسبه درجات درستی و عدم تعین و نادرستی به پنج زیر بازه به صورت جداول شماره (۱۱)، (۱۲)، و (۱۳) تقسیم بندی شده است.

تعیین درجه درستی (T) در ویژگی oldbalanceDest بر روی هر تراکنش

برای محاسبه درجه درستی ویژگی oldbalanceDest زیر بازه ها به صورت جدول شماره (۷) تعریف می شوند.

جدول (۱۱): تعیین بازه جهت محاسبه درجه درستی (T) ویژگی oldbalanceDest			
بازه	زیرمجموعه	بازه	زیرمجموعه
193.550.000 تا 273.550.000	high	0 تا 40.000.000	very_low
271.400.000 تا 311.400.000	very_high	37.850.000 تا 117.850.000	low
		115.700.000 تا 195.700.000	medium

نمودار شماره (۱۱) از جدول شماره (۱۱) استخراج شده است، که جهت محاسبه درجه درستی (T) ویژگی oldbalanceDest در معادله شماره (۱۰) استفاده شده است.



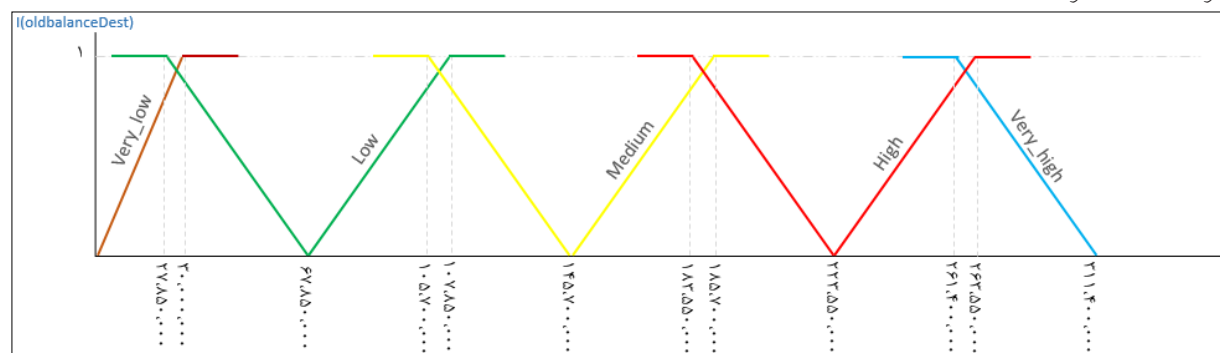
نمودار (۱۱): نمودار مثلثی جهت نمایش و محاسبه مقدار تک مقدار درجه درستی ویژگی $oldbalanceDest$

تعیین درجه عدم تعیین (I) در ویژگی $oldbalanceDest$ بر روی هر تراکنش

برای محاسبه درجه عدم تعیین ویژگی $oldbalanceDest$ زیر بازه ها به صورت جدول شماره (۱۲) تعریف می شوند.

جدول (۱۲): تعیین بازه جهت محاسبه درجه عدم تعیین (I) ویژگی $oldbalanceDest$.			
زیر مجموعه	بازه	زیر مجموعه	بازه
very_low	0 تا 30.000.000	high	183.550.000 تا 263.550.000
low	27.850.000 تا 107.850.000	very_high	261.400.000 تا 311.400.000
medium	105.700.000 تا 185.700.000		

نمودار شماره (۱۲) از جدول شماره (۱۲) استخراج شده است، که جهت محاسبه درجه عدم تعیین (I) ویژگی $oldbalanceDest$ در معادله شماره (۷) استفاده شده است.



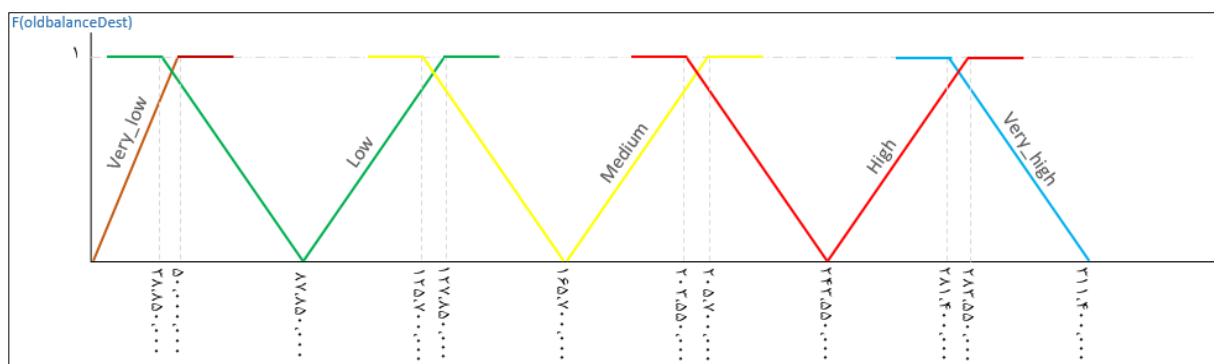
نمودار ۱۲، نمودار مثلثی جهت نمایش و محاسبه مقدار تک مقدار درجه عدم تعیین ویژگی $oldbalanceDest$

تعیین درجه نادرستی (F) در ویژگی $oldbalanceDest$ بر روی هر تراکنش

برای محاسبه درجه نادرستی ویژگی $oldbalanceDest$ زیر بازه ها به صورت جدول شماره (۱۳) تعریف می شوند.

جدول (۱۳): تعیین بازه جهت محاسبه درجه نادرستی (F) ویژگی oldbalanceDest.			
زیر مجموعه	بازه	زیر مجموعه	بازه
very_low	0 تا 50.000.000	high	203.550.000 تا 283.550.000
low	38.850.000 تا 127.850.000	very_high	281.400.000 تا 311.400.000
medium	125.700.000 تا 205.700.000		

نمودار شماره (۱۳) از جدول شماره (۱۳) استخراج شده است، که جهت محاسبه درجه نادرستی (F) ویژگی oldbalanceDest در معادله شماره (۸) استفاده شده است.



نمودار (۱۳): نمودار مثلثی جهت نمایش و محاسبه مقدار تک مقدار درجه نادرستی ویژگی oldbalanceDest

تعیین درجات نوتروسفیک مربوط به ویژگی newbalanceDest

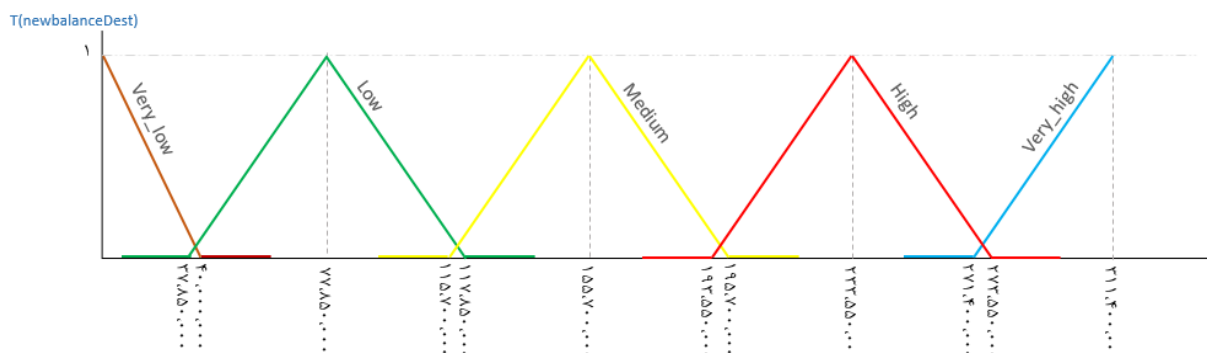
بازه اعداد برای ویژگی newbalanceDest در مجموعه داده بین اعداد ۳۱۱,۴۰۰,۰۰۰ تا می باشد که بر اساس نظر نفرات خبره در بانک برای محاسبه درجات درستی و عدم تعین و نادرستی به پنج زیر بازه به صورت جداول شماره (۱۴)، (۱۵)، و (۱۶) تقسیم بندی شده است.

تعیین درجه درستی (T) در ویژگی newbalanceDest بر روی هر تراکنش

برای محاسبه درجه درستی ویژگی newbalanceDest زیر بازه ها به صورت جدول شماره (۱۴) تعریف می شوند.

جدول (۱۴): تعیین بازه جهت محاسبه درجه درستی (T) ویژگی newbalanceDest.			
زیر مجموعه	بازه	زیر مجموعه	بازه
very_low	0 تا 40.000.000	high	193.550.000 تا 273.550.000
low	37.850.000 تا 117.850.000	very_high	271.400.000 تا 311.400.000
medium	115.700.000 تا 195.700.000		

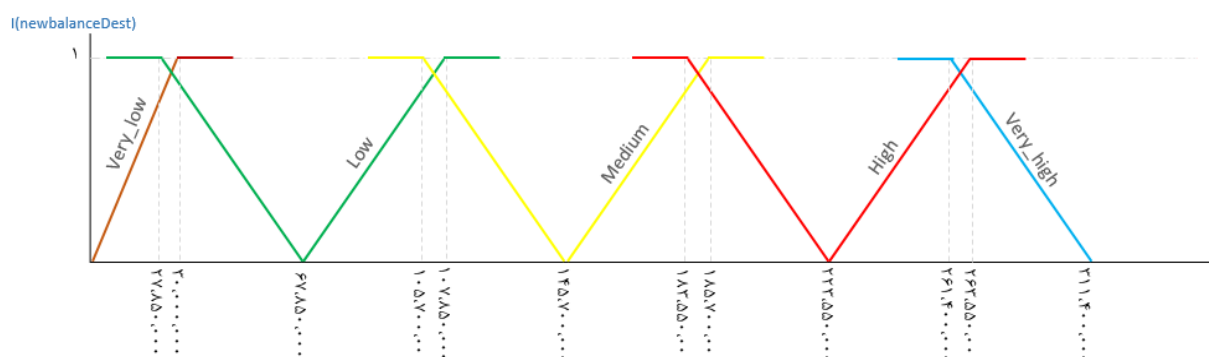
نمودار شماره (۱۴) از جدول شماره (۱۴) استخراج شده است، که جهت محاسبه درجه درستی (T) ویژگی newbalanceDest در معادله شماره (۶) استفاده شده است.

نمودار (۱۴): نمودار مثلثی جهت نمایش و محاسبه مقدار تک مقدار درجه درستی ویژگی $newbalanceDest$

تعیین درجه عدم تعیین (I) در ویژگی $newbalanceDest$ بر روی هر تراکنش برای محاسبه درجه عدم تعیین ویژگی $newbalanceDest$ زیر بازه ها به صورت جدول شماره (۱۵) تعریف می شوند.

جدول (۱۵): تعیین بازه جهت محاسبه درجه عدم تعیین (I) ویژگی $newbalanceDest$.			
بازه	زیرمجموعه	بازه	زیرمجموعه
0 تا 183.550.000	high	27.850.000 تا 30.000.000	very_low
261.400.000 تا 311.400.000	very_high	107.850.000 تا 185.700.000	low
		105.700.000 تا 185.700.000	medium

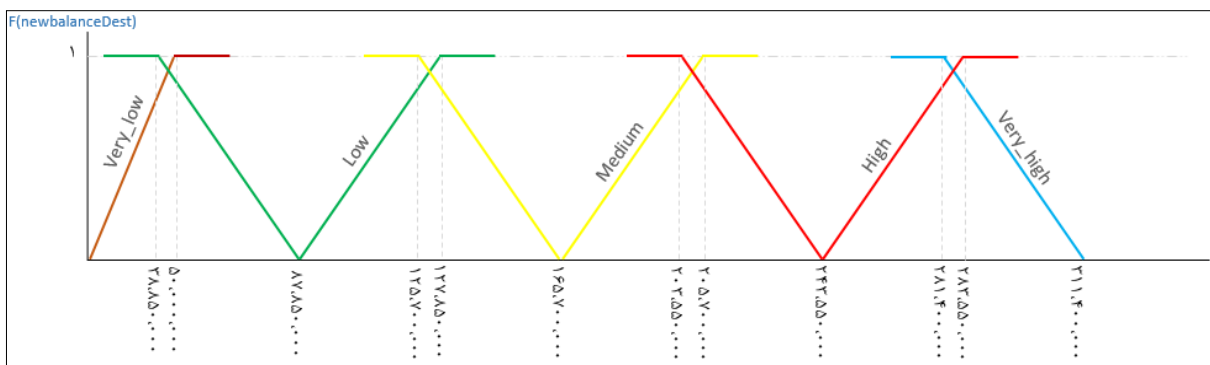
نمودار شماره (۱۵) از جدول شماره (۱۵) استخراج شده است، که جهت محاسبه درجه عدم تعیین (I) ویژگی $newbalanceDest$ در معادله شماره (۷) استفاده شده است.

نمودار (۱۵): نمودار مثلثی جهت نمایش و محاسبه مقدار تک مقدار درجه عدم تعیین ویژگی $newbalanceDest$

تعیین درجه نادرستی (F) در ویژگی $newbalanceDest$ بر روی هر تراکنش برای محاسبه درجه نادرستی ویژگی $newbalanceDest$ زیر بازه ها به صورت جدول شماره (۱۶) تعریف می شوند.

جدول (۱۶): تعیین بازه جهت محاسبه درجه نادرستی (F) ویژگی newbalanceDest.			
بازه	زیر مجموعه	بازه	زیر مجموعه
0 تا 50.000.000	high	203.550.000 تا 283.550.000	very_low
38.850.000 تا 127.850.000	very_high	281.400.000 تا 311.400.000	low
125.700.000 تا 205.700.000			medium

نمودار شماره (۱۶) از جدول شماره (۱۶) استخراج شده است، که جهت محاسبه درجه نادرستی (F) ویژگی newbalanceDest در معادله شماره (۸) استفاده شده است.



نمودار (۱۶): نمودار مثلثی جهت نمایش و محاسبه مقدار تک مقدار درجه نادرستی ویژگی newbalanceDest

بعد از تعیین حدود برای تمامی ویژگی‌ها به ازای هر تراکنش از مجموعه داده درجه درستی براساس معادله شماره (۶) و نمودارهای شماره (۲)، (۵)، (۸)، (۱۱)، و (۱۴)، درجه عدم تعیین براساس معادله شماره (۷) و نمودارهای شماره (۳)، (۶)، (۹)، (۱۲)، و (۱۵) و درجه نادرستی براساس معادله شماره (۸) و نمودارهای شماره (۴)، (۷)، (۱۰)، (۱۳)، و (۱۶) برای

هر تراکنش از مجموعه داده به صورت جداگانه محاسبه می‌کنیم؛ و مجدداً نتایج بدست آمده مربوط به هر تراکنش را در مجموعه داده بر روی همان تراکنش باز نویسی و ویژگی‌های قبلی را حذف می‌کنیم. در پایان مراحل فوق نتیجه خروجی به صورت ویژگی‌های جدید مطابق جدول شماره (۱۷) در مجموعه داده نوشته خواهند شد.

جدول (۱۷): مقادیر خروجی بعد از محاسبه اعداد نوتروسفیک تک مقدار مثلثی					
ردیف	ویژگی‌های درستی (T)	ردیف	ویژگی‌های عدم تعیین (I)	ردیف	ویژگی‌های نادرستی (F)
1	T_amount	6	I_amount	11	F_amount
2	T_oldbalanceOrg	7	I_oldbalanceOrg	12	F_oldbalanceOrg
3	T_newbalanceOrig	8	I_newbalanceOrig	13	F_newbalanceOrig
4	T_oldbalanceDest	9	I_oldbalanceDest	14	F_oldbalanceDest
5	T_newbalanceDest	10	I_newbalanceDest	15	F_newbalanceDest

محاسبه درجه مشابهت نوتروسفیک (Similarity Measures)

برای هر جفت تراکنش A و B با استفاده از تعاریف و قواعد موجود در منطق نوتروسفیک درجه مشابهت S_F, S_I, S_T را محاسبه و هر درجه مشابهت را دوباره بر روی تراکنش A اضافه می‌کنیم. در پایان این مرحله درجات مشابهت را نگه داشته و اعداد تک مقدار نوتروسفیک را که در مرحله قبل بر روی تراکنش‌ها نوشتیم، را حذف می‌کنیم. چنانچه مقادیر بدست آمده جدید از حد آستانه مدل یعنی Θ کمتر باشند، به مدیر سیستم جهت بررسی بیشتر ارسال می‌گردند. مقدار حد آستانه Θ برابر 10^{-5} در نظر گرفته شده است.

برای روشن مطلب با فرض اینکه وزن ویژگی amount به صورت $W_{amount} = 0.21$ باشد و در ادامه مثال قبل مقدار درجات مشابهت بین دو ویژگی A, B به صورت $S_F(A, B) = 0.0796$ و $S_I(A, B) = 0.0798$ و $S_T(A, B) = 0.0846$ خواهد شد. به این ترتیب مقدار درجه مشابهت برای کلیه جفت تراکنش‌ها محاسبه خواهد شد. در انتها خروجی به صورت جدول شماره (۱۸) مجدداً در مجموعه داده باز نویسی و برای تشخیص تقلب به درخت تصمیم داده می‌شوند.

در واقع، ویژگی جدید به تراکنش‌های موجود در مجموعه داده اضافه نکردیم، بلکه هر ویژگی جدول شماره (۱) به جهت اینکه به جزئیات بیشتری از آن دست پیدا کنیم، به صورت اعداد نوتروسفیک در فضای سه بعدی تبدیل شده است. هر عدد نوتروسفیک تک مقدار به صورت (F, I, T)، نمایش داده می‌شود که برای ویژگی amount همان طور که در جدول شماره (۸-۱۸) مشخص است، به صورت (T_amount, I_amount, F_amount) محاسبه و بر روی هر تراکنش باز نویسی شد. به عنوان مثال برای روشن شدن مطلب فرض کنیم مقدار ویژگی Amount در مجموعه داده برای دوترانکشن فرضی A و B برابر $A_{amount} = 10,000,000$ و $B_{amount} = 20,000,000$ باشد، مقادیر F, I, T را به صورت جداگانه برای هر تراکنش محاسبه می‌کنیم که خروجی به صورت $T_A = 0.2444$ و $I_A = 0.06$ و $F_A = 0.9090$ و $T_B = 0.6444$ و $I_B = 0.5777$ و $F_B = 0.1333$ خواهد شد، به این ترتیب برای کلیه تراکنش‌ها محاسبات را انجام داده و نتایج را دوباره بر روی همان تراکنش باز نویسی می‌کنیم.

جدول (۱۸): درجات مشابهت نوتروسفیک محاسبه شده توسط مدل

ردیف	درجه مشابهت درستی (S_T)	ردیف	درجه مشابهت عدم تعین (S_I)	ردیف	درجه مشابهت نادرستی (S_F)
1	S_T(amountoldbalanceOrg)	11	S_I(amountoldbalanceOrg)	21	S_F(amountoldbalanceOrg)
2	S_T(amountnewbalanceOrig)	12	S_I(amountnewbalanceOrig)	22	S_F(amountnewbalanceOrig)
3	S_T(amountoldbalanceDes)	13	S_I(amountoldbalanceDes)	23	S_F(amountoldbalanceDes)
4	S_T(amountnewbalanceDest)	14	S_I(amountnewbalanceDest)	24	S_F(amountnewbalanceDest)
5	S_T(oldbalanceOrgnewbalanceOrig)	15	S_I(oldbalanceOrgnewbalanceOrig)	25	S_F(oldbalanceOrgnewbalanceOrig)
6	S_T(oldbalanceOrggoldbalanceDes)	16	S_I(oldbalanceOrggoldbalanceDes)	26	S_F(oldbalanceOrggoldbalanceDes)
7	S_T(oldbalanceOrgnewbalanceDest)	17	S_I(oldbalanceOrgnewbalanceDest)	27	S_F(oldbalanceOrgnewbalanceDest)
8	S_T(newbalanceOrigoldbalanceDes)	18	S_I(newbalanceOrigoldbalanceDes)	28	S_F(newbalanceOrigoldbalanceDes)
9	S_T(newbalanceOrignewbalanceDest)	19	S_I(newbalanceOrignewbalanceDest)	29	S_F(newbalanceOrignewbalanceDest)
10	S_T(oldbalanceDesnewbalanceDest)	20	S_I(oldbalanceDesnewbalanceDest)	30	S_F(oldbalanceDesnewbalanceDest)

تقلب در درخت تصمیم با استفاده از الگوریتم CART طبقه‌بندی می‌شوند، در انتها تراکنش‌هایی که منجر به تقلب شدند در برگ‌های درخت نمایش و به مشتریان اطلاع‌رسانی می‌گردند.

نتایج ارزیابی عملکرد مدل با استفاده از الگوریتم CART در درخت تصمیم

ارزیابی مدل در مرحله آموزش

نتایج ارزیابی نشان می‌دهد مدل در مرحله آموزش در سطح (۷) درخت تصمیم موفق به تشخیص تمامی ۴۵۱ مورد تقلب شد، که به صورت جدول شماره (۱۹) قابل مشاهده است.

از ۵ ویژگی که به عنوان ورودی به مدل دادیم در انتهای مراحل محاسبات مدل به ۳ ویژگی به عنوان خروجی دست پیدا کردیم که این امر می‌تواند، بیان‌گر این موضوع باشد، درجات مشابهت نوتروسفیک می‌توانند گستردگی بیشتری در نقاط مختلف فضای نوتروسفیک داشته باشند و باعث می‌شود، ویژگی‌ها و جزئیات بیشتر در بین نقاط نوتروسفیک تک مقدار نمایان شود. این جزئیات بیشتر، می‌تواند در تصمیم‌گیری نهائی بسیار کمک‌کننده باشند.

ایجاد درخت و تشخیص تقلب^۱

در این مرحله از اجرا و طراحی درخت تصمیم از توابع موجود در کتابخانه sklearn در زبان برنامه نویسی پایتون استفاده شده است. در ادامه روند اجرای مدل تراکنش‌ها بر اساس ویژگی‌های جدید طبق جدول شماره (۱۸) جهت تشخیص

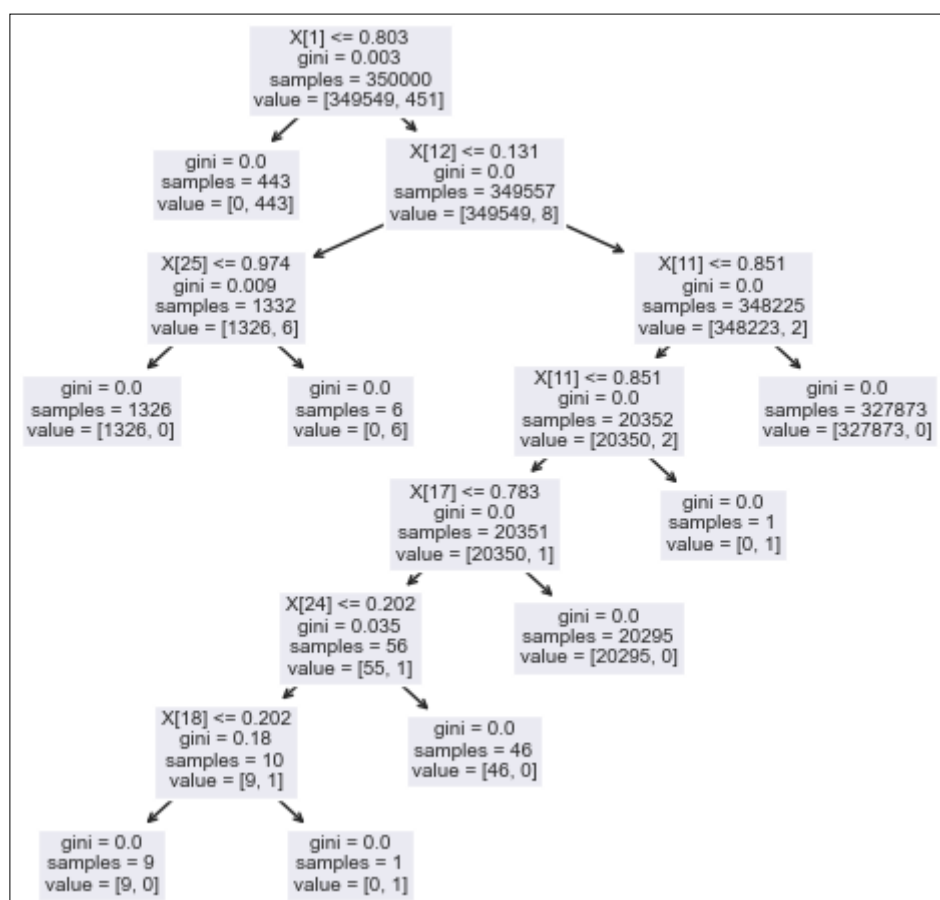
جدول (۱۹): نتایج ارزیابی مدل در مرحله آموزش در سطوح مختلف درخت تصمیم با استفاده از الگوریتم CART									
FN	TN	FP	TP	precision	recall	accuracy	f1-score	Class	tree depth
8	443	0	349549	1.00	1.00	1.00	1.00	0	1
				1.00	0.98	1.00	0.99	1	
8	443	0	349549	1.00	1.00	1.00	1.00	0	2
				1.00	0.98	1.00	0.99	1	
2	449	0	349549	1.00	1.00	1.00	1.00	0	3
				1.00	1.00	1.00	1.00	1	
1	450	0	349549	1.00	1.00	1.00	1.00	0	4
				1.00	1.00	1.00	1.00	1	
1	450	0	349549	1.00	1.00	1.00	1.00	0	5
				1.00	1.00	1.00	1.00	1	
1	450	0	349549	1.00	1.00	1.00	1.00	0	6
				1.00	1.00	1.00	1.00	1	
0	451	0	349549	1.00	1.00	1.00	1.00	0	7
				1.00	1.00	1.00	1.00	1	

ارزیابی مدل در مرحله آزمایش

نتایج ارزیابی مدل در مرحله آزمایش در درخت تصمیم با استفاده از الگوریتم CART به صورت جدول شماره (۲۰) قابل مشاهده است.

جدول (۲۰): نتایج ارزیابی مدل در مرحله آزمایش در درخت تصمیم با استفاده از الگوریتم CART				
precision	recall	accuracy	f1-score	Class
1.00	1.00	1.00	1.00	0
1.00	0.98	1.00	0.99	1

در مرحله آموزش مدل شکل نمودار درخت تصمیم با استفاده از الگوریتم CART به صورت نمودار شماره (۱۷) می باشد.



نمودار (۱۷): نمودار درخت تصمیم در الگوریتم CART در مرحله آموزش مدل

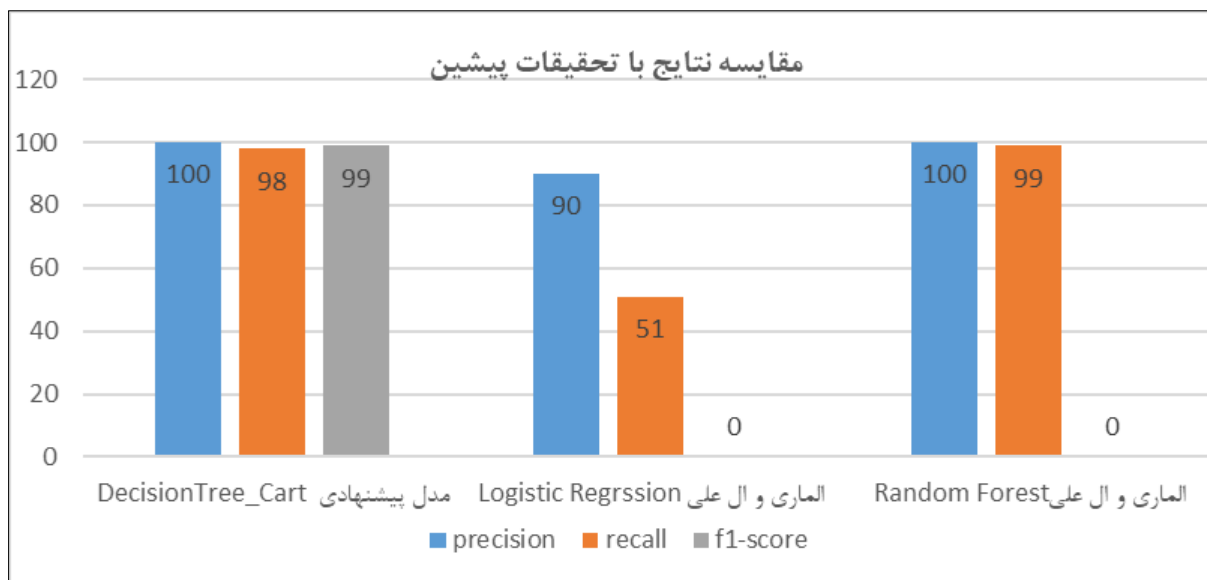
را از خود نشان دهد. مدل از نظر بررسی معیارهای ارزیابی در کلاس تشخیص تقلب توانسته دقتی برابر ۱۰۰٪ را از خود نشان دهد که مشخص می کند، مدل کاملاً درست آموزش دیده است، همچنین بیان گر دقت بسیار بالای مدل در

اعتبار روش های مطرح شده توسط ارائه نتایج آزمایش ها و ارزیابی های انجام شده تایید می نماید، مدل پیشنهادی با استفاده از مجموعه ویژگی های تولید شده مطابق جدول (۱۸) توانست جهت کشف تقلب نرخ دقت و صحت بالایی

داده‌ها در بهترین وضعیت خود قرار دارند، نتایج بدست آمده بسیار مطلوب بوده و توانایی تشخیص بسیار بالا در مدل پیشنهادی را به همراه داشته است. آنچه که از بررسی معیارهای ارزیابی مدل برداشت شد، مشخص می‌کند نتایج بدست آمده در مدل پیشنهادی در مقایسه با تحقیقات پیشین نتایج بسیار مطلوبی می‌باشند. ضمن اینکه روش‌های مورد استفاده در این تحقیق می‌توانند در صرفه‌جویی زمان و کاهش هزینه‌ها در تشخیص تقلب به صورت کاربردی مورد استفاده قرار گیرد.

الماری و الالی (۲۰۲۰) «در تحقیقات خود با موضوع، تشخیص تقلب مالی با استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین» بر روی همین مجموعه داده استفاده شده در تحقیق بر روی دو الگوریتم دیگر داده کاوی Logistic Regression و Random Forest به نتایجی دست پیدا کردند که طبق نمودار شماره (۱۸) با نتایج بدست آمده در این مدل مورد مقایسه قرار گرفتند.

پیش‌بینی خروجی نیز می‌تواند باشد. از سوی دیگر این مدل تا چه اندازه می‌تواند تقلب بانکی در تراکنش‌های مشتریان را پیش‌بینی کند. همچنین در معیار صحت پیش‌بینی نتایج، در کلاس تشخیص تقلب مدل توانسته به مقدار ۱۰۰ درصد دست پیدا کند و بیان‌گر این موضوع است که پیش‌بینی بدست آمده در کشف تقلب بانکی در تراکنش‌های مشتریان در این مدل تا چه اندازه درست است. در معیار فراخوانی یا حساسیت مدل به مقدار ۹۸ درصد دست پیدا کرده است که این معیار مشخص می‌کند مدل تا چه اندازه توانسته در پیش‌بینی تراکنش‌هایی که تقلب نیستند هم موفق ظاهر شود و به خوبی بتواند وجه تمایز بین تراکنش‌هایی که منجر به تقلب شدند را از تراکنش‌های صحیح درک کند. با بررسی معیار میانگین هارمونی مدل به مقدار ۹۹ درصد دست پیدا کرده که این میزان از دستیابی بیان می‌کند تا چه اندازه سطح کیفیت طبقه‌بندی داده‌ها در این مدل بالاست و اینکه طبقه‌بندی



نمودار (۱۸): مقایسه نتایج مدل با نتایج بدست آمده (الماری و الالی، ۲۰۲۰)

تعریف شده برای مشتریان می‌باشند، تا رفتار مشتریان را مورد سنجش قرار دهند، هر کدام از این روش‌ها در اجرا و نحوه پیاده‌سازی دچار مشکلاتی هستند. از جمله این مشکلات در روش چارچوب‌ها و هنجارهای تعریف شده

۵- نتیجه‌گیری

در مطالعات انجام شده پیرامون موضوع تشخیص تقلب اغلب روش‌های متداول گذشته بر اساس ویژگی‌های فردی و رفتاری هر مشتری و یا بر اساس هنجارها و قوانین

معرفی شده استفاده شده است. نتایج مقایسه مدل ارائه شده در این تحقیق و الگوریتم به کار گرفته شده در آن با تحقیقات پیشین آشکار می‌کند، مدل ارائه شده تا چه اندازه توانسته عملکرد مناسب و مطلوبی را از خود نشان دهد. لذا می‌تواند به عنوان یک موضوع مناسب که زمینه کاری فراوان دارد، در نظر گرفته شود همچنین این مدل می‌تواند در بسیاری از زمینه‌های مختلف با کاربردهای علمی در تصمیم‌گیری‌ها مورد استفاده قرار گیرد. موارد مشابه استفاده عملیاتی و اجرایی متناسب با موضوع این تحقیق شامل: تشخیص بیماری‌ها در علوم پزشکی، تشخیص قلب در صورت حساب‌های مالیاتی، تشخیص پول‌شویی در نظام بانکی کشورها، تشخیص قلب در انواع صورت حساب‌های مالی، اعتبارسنجی مشتریان بانک‌ها و موسسات مالی، تشخیص قلب در اسناد حسابداری و انبارداری شرکت‌ها است.

همچنین به منظور دستیابی به بهبود پیش‌بینی نتایج و افزایش توانایی مدل در تشخیص قلب پیشنهاد می‌شود:

در مطالعات آتی می‌توان ویژگی‌های پیوسته بیشتر و با جزئیات دقیق‌تر نظیر میزان فاصله زمانی بین زمان انجام هر تراکنش با زمان انجام تراکنش قبلی، فاصله مکانی بین آدرس محل انجام هر تراکنش با آدرس محل زندگی مشتری، سن مشتریان و غیره ... را مورد بحث قرار داد. همچنین می‌توان حوزه‌های دیگر فازی تعمیم یافته و ترکیب آن با الگوریتم‌های درخت تصمیم را مورد بحث قرار داد. کشف قلب بهتر است بر روی هر تراکنش در حال اجرا و به صورت آنلاین انجام گیرد تا بتوان در لحظه قلب را شناسایی و از وقوع آن جلوگیری نمود. در مطالعات آتی تشخیص قلب به وسیله روش‌ها و مدل‌های استدلالی و منطقی در کنار سایر روش‌های متداول توصیفی و قواعدی مورد استفاده گیرند. تمامی بانک‌ها نظر مثبتی نسبت به این تحقیق‌ها داشته باشند و آن‌ها را مورد نقد و ارزیابی قرار داده و در جهت بهبود وضعیت و یکپارچه‌سازی قوانین نظام بانکی کشورها از آن بهره‌مند گردند. از آنجائی که ارائه خدمات در بانکداری الکترونیک متنوع و همگام با تکنولوژی‌های جدید می‌باشد، بانک‌ها باید برای هر یک

برای مشتریان علی‌رغم انعطاف‌پذیری بالایی که بر روی این روش می‌توان از طریق برنامه‌نویسی دقیق اعمال کرد. این روش برای مشتریان محدودیت‌های زیادی را ایجاد کرده و در بعضی مواقع موجب گمراه شدن مشتریان می‌گردد. از آنجایی که عموماً این قواعد و چارچوب‌ها به صورت تعاملی و قابل مشاهده برای مشتریان هستند، افراد متقلب با آزمون و خطا بر اساس مهارت‌های فردی می‌توانند راهکارهایی سازگار با آنها پیدا کرده و به مقاصد خود دست پیدا کنند. از جمله مشکلات که در روش دیگر یعنی پیشینه رفتار مشتریان وجود دارد معمولاً نیاز است بر اثر رفتارهایی که از مشتریان بعد از یک مدت زمان نسبتاً طولانی رخ می‌دهد و با گردآوری ویژگی‌های رفتاری مشتریان بتوانیم به شناخت کافی از رفتار مشتریان دست پیدا کنیم. اشکالی که در این روش وجود دارد این است، چنانچه حساب مشتری در مرحله شناخت مشتری دچار سوء استفاده افراد متقلب قرار گیرد آن رفتار متقلبانه به عنوان یک رفتار عادی برای مشتری تلقی و در پیشینه رفتار مشتری ثبت می‌گردد. در مجموع روش‌های گذشته در تشخیص قلب هر کدام به تنهایی نمی‌توانند پوشش کلی و کافی برای تشخیص قلب از زمانی که مشتریان جدید اقدام به افتتاح حساب بانکی می‌کنند، داشته باشند. به همین دلیل در بیشتر مواقع به صورت ترکیبی این دو روش مورد استفاده قرار می‌گیرند تا بتوانند ضعف‌های یکدیگر را تا حدودی پوشش دهند. در این تحقیق، با معرفی مدلی جدید ضمن آموزش درست مدل در قالب استدلال و منطق ریاضی در فضای نوتروسفیک بازه‌ای سعی شده است قلب بانکی را در زمان اجرای هر یک از تراکنش‌های مشتریان در کلیه بسترهای بانکداری الکترونیک شناسایی و پیشگیری نماییم. بنابراین این تحقیق یک مدل جدید مبتنی بر درخت تصمیم در محیط نوتروسفیک بازه‌ای برای تشخیص قلب در بانکداری الکترونیک را ارائه و معرفی می‌نماید. جهت افزایش کارایی و سرعت تشخیص قلب در مدل از برنامه‌نویسی موازی بسیار دقیق و پیچیده در پیاده‌سازی و اجرای هم‌روند تراکنش‌های مشتریان در فضای سه بعدی نوتروسفیک بازه‌ای و الگوریتم درخت تصمیم CART برای ارزیابی ویژگی‌های انتخاب شده در مجموعه داده

از خدمات بانکی ارائه شده در بستر بانکداری الکترونیک از سیستم‌های نظارتی و تشخیص تقلب مجزا و متناسب با ویژگی‌های ارائه شده در آن خدمت استفاده نمایند. با توجه به اینکه سرعت و دقت در مسأله تشخیص تقلب از اهمیت ویژه برخوردار است، وجود سخت افزار مناسب و نحوه برنامه نویسی صحیح می‌تواند این امر را محقق سازد.

منابع:

- 1-Sahin, Y., Bulkan, S., & Duman, E. (2013). A cost-sensitive decision tree approach for fraud detection. *Expert Systems with Applications*, 40(15), 5916-5923.
- 2-Askari, S. M. S., & Hussain, M. A. (2017, May). Credit card fraud detection using fuzzy ID3. In *2017 International Conference on Computing, Communication and Automation (ICCCA)* (pp. 446-452). IEEE.
- 3-Bhatla, T. P., Prabhu, V., & Dua, A. (2003). Understanding credit card frauds. *Cards business review*, 1(6), 1-15.
- 4-Gill, W., Sukhvinder, H., & Linda, W. (2021). A matter of life and death: how the Covid-19 pandemic threw the spotlight on digital financial exclusion in the UK. In *Information Security Technologies for Controlling Pandemics* (pp. 65-108). Cham: Springer International Publishing.
- 5-Smarandache, F. (1998). Neutrosophy: neutrosophic probability, set, and logic: analytic synthesis & synthetic analysis.
- 6-Edalatpanah, S. A. (2019). A data envelopment analysis model with triangular intuitionistic fuzzy numbers. *International journal of data envelopment analysis*, 7(4), 47-58.
- 7-Buckley, J. J., & Eslami, E. (2002). *An introduction to fuzzy logic and fuzzy sets* (Vol. 13). Springer Science & Business Media.
- 8-Broumi, S., & Smarandache, F. (2013). Several similarity measures of neutrosophic sets. *Infinite Study*, 410.
- 9-Khosravi, K., Pourghasemi, H. R., Chapi, K., & Bahri, M. (2016). Flash flood susceptibility analysis and its mapping using different bivariate models in Iran: a comparison between Shannon's entropy, statistical index, and weighting factor models. *Environmental monitoring and assessment*, 188, 1-21.
- 10-Khodaei Esameilkandi, P., Amini, P., Mohammadi Melgharni, A., & Fatemy, A. (2019). Application of decision tree algorithms in predicting audit quality. *Journal of Management Accounting and Auditing Knowledge*, 8(32), 209-224.

- 11-Afshani, M., Mahmoudi-Aznaveh, A., Noori, K., Rostampour, M., Zarei, M., Spiegelhalder, K., ... & Tahmasian, M. (2023). Discriminating paradoxical and psychophysiological insomnia based on structural and functional brain images: a preliminary machine learning study. *Brain Sciences*, 13(4), 672.
- 12-Singh, S., & Gupta, P. (2014). Comparative study ID3, cart and C4. 5 decision tree algorithm: a survey. *International Journal of Advanced Information Science and Technology (IIAIST)*, 27(27), 97-103.
- 13-Goguen, J. A. (1973). LA Zadeh. Fuzzy sets. *Information and control*, vol. 8 (1965), pp. 338-353.-LA Zadeh. Similarity relations and fuzzy orderings. *Information sciences*, vol. 3 (1971), pp. 177-200. *The Journal of Symbolic Logic*, 38(4), 656-657.
- 14-Forough, J., & Momtazi, S. (2021). Ensemble of deep sequential models for credit card fraud detection. *Applied Soft Computing*, 99, 106883.
- 15-Hussein, A. S., Khairy, R. S., Najeeb, S. M. M., & Alrikabi, H. T. S. (2021). Credit Card Fraud Detection Using Fuzzy Rough Nearest Neighbor and Sequential Minimal Optimization with Logistic Regression. *International Journal of Interactive Mobile Technologies*, 15(5).
- 16-Liu, X., & Wang, X. (2018). A network embedding based approach for telecommunications fraud detection. In *Cooperative Design, Visualization, and Engineering: 15th International Conference, CDVE 2018, Hangzhou, China, October 21-24, 2018, Proceedings 15* (pp. 229-236). Springer International Publishing.
- 17-Hasheminejad, S. M., & Salimi, Z. (2018). FDiBC: a novel fraud detection method in bank club based on sliding time and scores window. *Journal of AI and Data Mining*, 6(1), 219-231.
- 18-Rambola, R., Varshney, P., & Vishwakarma, P. (2018, December). Data mining techniques for fraud detection in banking sector. In *2018 4th International Conference on Computing Communication and Automation (ICCCA)* (pp. 1-5). IEEE.
- 19-Diadiushkin, A., Sandkuhl, K., & Maiatin, A. (2019). Fraud detection in payments transactions: Overview of existing approaches and usage for instant payments. *Complex Systems Informatics and Modeling Quarterly*, (20), 72-88.
- 20-Sarma, D., Alam, W., Saha, I., Alam, M. N., Alam, M. J., & Hossain, S. (2020, July). Bank fraud detection using community detection algorithm. In *2020 second international conference on inventive research in computing applications (ICIRCA)* (pp. 642-646). IEEE.
- 21-Gyamfi, N. K., & Abdulai, J. D. (2018, November). Bank fraud detection using support vector machine. In *2018 IEEE 9th Annual Information Technology, Electronics and Mobile Communication Conference (IEMCON)* (pp. 37-41). IEEE.
- 22-Baratzadeh, F., & Hasheminejad, S. M. (2022). Customer Behavior Analysis to Improve Detection of Fraudulent Transactions using Deep Learning. *Journal of AI and Data Mining*, 10(1), 87-101.
- 23-Shabbir, A., Shabir, M., Javed, A. R., Chakraborty, C., & Rizwan, M. (2022). Suspicious transaction detection in banking cyber-physical systems. *Computers & Electrical Engineering*, 97, 107596.
- 24-Vorobyev, I., & Krivitskaya, A. (2022). Reducing false positives in bank anti-fraud systems based on rule induction in distributed tree-based models. *Computers & Security*, 120, 102786.
- 25-Save, P., Tiwarekar, P., Jain, K. N., & Mahyavanshi, N. (2017). A novel idea for credit card fraud detection using decision tree. *International Journal of Computer Applications*, 161(13).
- 26-Park, J. H., Kim, H. K., & Kim, E. (2015). Effective normalization method for fraud detection using a decision tree. *Journal of The Korea Institute of Information Security & Cryptology*, 25(1), 133-146.
- 27-Modi, K., & Dayma, R. (2017, June). Review on fraud detection methods in credit card transactions. In *2017 International Conference on Intelligent Computing and Control (I2C2)* (pp. 1-5). IEEE.
- 28-Khare, N., & Viswanathan, P. (2020). Decision tree-based fraud detection mechanism by analyzing uncertain data in banking system. In *Emerging Research in Data Engineering Systems and Computer Communications: Proceedings of CCODE 2019* (pp. 79-90). Singapore: Springer Singapore.
- 29-Kataria, S., & Nafis, M. T. (2019, March). Internet banking fraud detection using deep learning based on decision tree and multilayer perceptron. In *2019 6th International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom)* (pp. 1298-1302). IEEE.

- 30-Lakshmi, S. V. S. S., & Kavilla, S. D. (2018). Machine learning for credit card fraud detection system. *International Journal of Applied Engineering Research*, 13(24), 16819-16824.
- 31-Sethi, N., & Gera, A. (2014). A revived survey of various credit card fraud detection techniques. *International Journal of Computer Science and Mobile Computing*, 3(4), 780-791.
- 32-Askari, S. M. S., & Hussain, M. A. (2020). IFDTC4. 5: Intuitionistic fuzzy logic based decision tree for E-transactional fraud detection. *Journal of Information Security and Applications*, 52, 102469.
- 33-Patil, S., Nemade, V., & Soni, P. K. (2018). Predictive modelling for credit card fraud detection using data analytics. *Procedia computer science*, 132, 385-395.
- 34-Song, Z. (2020, June). A data mining based fraud detection hybrid algorithm in E-bank. In *2020 International Conference on Big Data, Artificial Intelligence and Internet of Things Engineering (ICBAIE)* (pp. 44-47). IEEE.
- 35-Edalatpanah, S. A. (2019). A nonlinear approach for neutrosophic linear programming. *Journal of applied research on industrial engineering*, 6(4), 367-373.
- 36-Yang, W., Cai, L., Edalatpanah, S. A., & Smarandache, F. (2020). Triangular single valued neutrosophic data envelopment analysis: application to hospital performance measurement. *Symmetry*, 12(4), 588.
- 37-Edalatpanah, S. A. (2020). Neutrosophic structured element. *Expert systems*, 37(5), e12542.
- 38-Karamustafa, M., & Cebi, S. (2021). Extension of safety and critical effect analysis to neutrosophic sets for the evaluation of occupational risks. *Applied Soft Computing*, 110, 107719.
- 39-Edalatpanah, S. A., & Smarandache, F. (2019). *Data envelopment analysis for simplified neutrosophic sets*. Infinite Study.
- 40-Das, S., Das, R., & Granados, C. (2021). Topology on quadripartitioned neutrosophic sets. *Neutrosophic Sets and Systems*, 45(1), 5.
- 41-Mishra, A. R., Rani, P., & Prajapati, R. S. (2021). Multi-criteria weighted aggregated sum product assessment method for sustainable biomass crop selection problem using single-valued neutrosophic sets. *Applied Soft Computing*, 113, 108038.
- 42-Kamac, H., Garg, H., & Petchimuthu, S. (2021). Bipolar trapezoidal neutrosophic sets and their Dombi operators with applications in multicriteria decision making. *Soft Computing*, 25(13), 8417-8440.
- 43-Chai, J. S., Selvachandran, G., Smarandache, F., Gerogiannis, V. C., Son, L. H., Bui, Q. T., & Vo, B. (2021). New similarity measures for single-valued neutrosophic sets with applications in pattern recognition and medical diagnosis problems. *Complex & Intelligent Systems*, 7, 703-723.
- 44-Sodenkamp, M. A., Tavana, M., & Di Caprio, D. (2018). An aggregation method for solving group multi-criteria decision-making problems with single-valued neutrosophic sets. *Applied Soft Computing*, 71, 715-727.
- 45-Edalatpanah, S. A. (2020). A direct model for triangular neutrosophic linear programming. *International journal of neutrosophic science*, 1(1), 19-28.
- 46-Abdel-Basset, M., Gunasekaran, M., Mohamed, M., & Smarandache, F. (2019). A novel method for solving the fully neutrosophic linear programming problems. *Neural computing and applications*, 31, 1595-1605.
- 47-Al Marri, M., & AlAli, A. (2020). Financial Fraud Detection using Machine Learning Techniques.

©Authors, Published by Journal of Intelligent Knowledge Exploration and Processing. This is an open-access paper distributed under the CC BY (license <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

