

دسته بندی ریسک اعتباری مشتریان حقیقی با استفاده از یادگیری جمعی (مطالعه موردی بانک سپه)

حسین غیاثی⁺

مهدی نظرآقایی*

محمد اصغر خواه چافی[‡]

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۰۷/۲۳

تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۰۴/۰۱

چکیده

فعالیت‌های بانکی و اعطای تسهیلات در بانک‌ها همواره با ریسک اعتباری مواجه بوده و توجه به محدودیت منابع مالی بانک‌ها جهت ارائه تسهیلات، ارزیابی توان بازپرداخت مشتریان بانک پیش از اعطای تسهیلات، یکی از مهمترین چالش‌های پیش روی سیستم بانکی کشور است. بر این اساس در این تحقیق سعی بر آن شد که مدلی در جهت تعیین عوامل مهم موثر بر رفتار اعتباری مشتریان بانکی ارائه شود. تحقیق حاضر با استفاده از اطلاعات مشتریان حقیقی بانک سپه در سال‌های ۱۳۹۵ و ۱۳۹۶ صورت گرفته است و مدل-سازی تحقیق با استفاده از شبکه عصبی، درخت تصمیم فازی انجام شده است. آنچه نوآوری تحقیق می‌تواند محسوب شود استفاده از روش‌های یادگیری جمعی است که به منظور افزایش دقت در نتایج درخت تصمیم فازی در این تحقیق مدنظر قرار گرفته است. نتایج حاصل از تحقیق نشان می‌دهد که درآمد و تراکنش‌های مالی مشتریان از بیشترین اهمیت در تعیین ریسک اعتباری مشتریان برخوردار بوده است. هم‌چنین نتایج نشان می‌دهد که درخت تصمیم فازی با استفاده از روش بگینگ دقت بالاتری نسبت به روش شبکه عصبی و درخت تصمیم فازی معمولی دارد.

واژه‌های کلیدی: ریسک اعتباری، شبکه عصبی، درخت تصمیم فازی، یادگیری جمعی.

طبقه‌بندی JEL: G32, C45, H81

* کارشناسی ارشد اقتصاد دانشگاه خوارزمی؛ mehdi.nazaraghaei@gmail.com

⁺ کارشناسی ارشد مدیریت مالی دانشگاه خوارزمی (نویسنده مسئول)؛ Hossein.gh1413@gmail.com

[‡] کارشناسی ارشد مدیریت مالی دانشگاه خوارزمی؛ mohammad.reinfall@yahoo.com

۱ مقدمه

بررسی عملکرد بیشتر کشورهای جهان نشان می‌دهد که سرمایه‌گذاری و پیشرفت اقتصادی رابطه نزدیکی با یکدیگر دارند. یعنی کشورهایی که الگوی کارآمدی در تخصیص سرمایه به بخش‌های مختلف اقتصادی دارند، اغلب از پیشرفت اقتصادی و در نتیجه رفاه اجتماعی بالاتری برخوردار هستند. تجهیز و تخصیص منابع جهت سرمایه‌گذاری در فعالیت‌های اقتصادی از طریق بازار مالی انجام می‌پذیرد که بازار اعتبارات بانکی، قسمتی از این بازار است. انجام این امر به عنوان اصلی‌ترین نقش بانک در بازار مالی از طریق اعطای اعتبار به مشتریان صورت می‌گیرد. بنابراین یکی از موضوعات دارای اهمیت در رابطه با این موضوع بررسی و ارزیابی ریسک اعتباری مرتبط با تسهیلات گیرندگان بانک‌ها است. اندازه‌گیری این ریسک در میان ریسک‌هایی که بانک در حیطه وسیع عملکرد خود با آن روبه‌روست، از جایگاه ویژه‌ای برخوردار است. کاهش و کنترل ریسک به عنوان یکی از عوامل مهم مؤثر بر بهبود فرایند اعطای اعتبار و در نتیجه بر عملکرد بانک‌ها مطرح است و نقش اساسی در تداوم ارائه تسهیلات و بقای بانک‌ها و مؤسسات مالی دارد. آنچه برای بانک اهمیت دارد این است که قبل از اعطای تسهیلات به متقاضیان، احتمال عدم بازپرداخت از سوی آنان را ارزیابی و گروهی را که از ادعای دین آن‌ها در موعد مقرر اطمینان بیشتری دارد، انتخاب نماید. انجام این امر به وسیله یک سیستم جامع، تعریف ساختار و معیارهای مناسب امکان‌پذیر است. امروزه بانک‌ها به شکل وسیعی از مدل‌های سنجش ریسک اعتباری برای تصویب و پرداخت وام‌های اعطایی خود استفاده می‌کنند و با استفاده از معیارهای عینی و اطلاعات حال و گذشته مشتری، در قالب تهیه انواع گزارشات اطلاعاتی و کارشناسی و اتخاذ تصمیم در ارکان اعتباری ذی‌صلاح، به اعتبار سنجی مشتریان می‌پردازند. در مورد وام‌های بزرگ و با توجه به تعداد اندک آن‌ها، ارزیابی دقیق متقاضی امکان‌پذیر است؛ بنابر این در مورد وام‌های متوسط و کوچک، چون تعداد متقاضیان زیاد است، ارزیابی دقیق تک تک آن‌ها پرهزینه است و از این رو نیازمند ارزیابی سیستماتیک و ایجاد مدلی است که بر اساس آن بتوان ریسک اعتباری را تعیین و کاهش داد (مهرآرا و مهرانفر، ۱۳۹۲).

علی‌رغم اهمیت این موضوع، در کشور ما در زمینه اعطای تسهیلات اعتباری به مشتریان، روند منسجم و منظمی به منظور تعیین ریسک اعتباری، امتیازدهی، درجه‌بندی و همچنین تعیین سقف‌های اعتباری بر اساس شاخص‌های ریسک ملاحظه نمی‌شود و شاخص‌ها بر اساس تشخیص کارشناسی و کمیته اعتباری صورت می‌پذیرد. برخورداری از یک مدل ریسک کارآمد نه تنها تصمیم‌گیری در زمینه اعتبار و گرفتن وثیقه را تسهیل می‌نماید،

بلکه افزون بر کاهش هزینه مبادله موجب خواهد شد که سیستم بانکی از الگوی کارآمدی در تخصیص سرمایه به بخش های مختلف اقتصادی برخوردار شود. هدف علمی تحقیق مشارکت در پیشبرد ادبیات تجربی موجود در زمینه ریسک اعتباری و اهداف کاربردی تحقیق: شناسایی ویژگی های اثرگذار در سیستم بانکداری مشتریان با ریسک اعتباری آنان. و ارائه چارچوبی برای دسته بندی مشتریان با استفاده از ریسک اعتباری است. فرضیه تحقیق نیز شامل این فرض است که روش بگینگ نسبت به سایر الگوها دقت بالاتری را دارا است و تراکنش های مالی مشتریان بانکی بیشترین توضیح دهنده را در رتبه بندی ریسک اعتباری مشتریان دارد.

روش گردآوری اطلاعات در این مقاله به دو بخش بخش اصلی (بررسی ادبیات موضوعی و پیشینه تحقیق)، روش گردآوری اطلاعات به صورت کتابخانه ای است و بخش انتهایی (مورد مطالعه) از روش های میدانی نیز بهره گرفته می شود. همچنین تجزیه و تحلیل اطلاعات در مقاله به دو صورت کمی و کیفی می باشد. در ادامه به معرفی مبانی و تجزیه و تحلیل ریسک های موجود در نظام بانکی و معرفی به روش بگینگ و داده های مدل و در نهایت به آزمون فرضیه ها و نتایج حاصل از آن پرداخته شده است.

۲ مبانی نظری

ریسک در هر حیطه ای قابلیت مطرح شدن دارد که یکی از مهمترین حیطه ها، بانک ها هستند که به علت اهمیت به سزایی که در نظام اقتصادی دارند؛ به طور خاص مورد توجه قرار می گیرند. زیرا بانک ها هر روزه در عملیات گوناگون خود با انواع مختلف ریسک روبه رو می شوند. لذا دلایل وجود ریسک در بانک ها را با نوع کارکرد آن ها به راحتی می توان توجیه کرد؛ چرا که بانک ها از یک سو سرمایه های مردم را که در قبال آن مسئولیت دارند؛ جمع آوری کرده و از سوی دیگر با استفاده از این سرمایه ها اقدام به انجام عملیات بانکی و فعالیت های اقتصادی می نمایند.

جدول ۱

انواع ریسک در بانک‌ها

نام	توصیف
ریسک اعتباری ^۱	ریسک عدم بازگشت وام‌ها و قراردادهای مؤسسه
ریسک نقدینگی ^۲	ریسک نقد کردن مطالبات توسط مشتریان به صورت آنی و نیاز بانک به تبدیل فوری دارایی به پول نقد
ریسک نرخ بهره ^۳	ریسک کاهش ارزش دارایی‌ها به علت نوسانات نرخ بهره
ریسک بازار ^۴	ریسک کاهش ارزش دارایی‌ها و پرداخت‌ها به علت تغییر شرایطی مانند نرخ‌های برابری
ریسک خارج ترازنامه ^۵	ریسک مؤسسه ناشی از نتایج فعالیت‌های مربوط به دارایی‌ها یا پرداخت‌های اقتضایی (پرداخت‌هایی که بسته به موقعیت زمانی و تغییر شرایط زمانی باید انجام شوند)
ریسک نرخ‌های برابری ^۶	ریسک ناشی از تغییر ارزش دارایی‌ها یا بدهی‌های مؤسسه در خارج از کشور به علت تغییر نرخ ارز
ریسک دولت ^۷	ریسک عدم بازپرداخت مشتریان خارجی به علت دخالت دولت‌های خارجی
ریسک عدم کفایت سرمایه ^۸	ریسک ناشی از عدم وجود سرمایه مکفی برای جبران کاهش ارزش دارایی‌ها

منبع: (رادپور و همکاران، ۱۳۸۸)

از میان ریسک‌های مالی ارایه شده در جدول ۱ چهار ریسک بازار، ریسک اعتباری، ریسک نقدینگی و ریسک نرخ بهره از مهم‌ترین عوامل توجیه‌کننده نوسانات مالی هستند که برای آن‌ها سیستم‌های مدیریت و کنترل ریسک، توسعه بیش‌تری یافته‌اند (رادپور و همکاران، ۱۳۸۸).

¹ Credit Risk² Liquidity Risk³ Interest Rate Risk⁴ Market Risk⁵ Off-Balance-Sheet Risk⁶ Foreign Exchange Risk⁷ Sovereign Risk⁸ Insolvency Risk

۱.۲ ریسک اعتباری

ریسک اعتباری عبارت است از ریسک مربوط به تأخیر در پرداخت و یا عدم پرداخت اقساط وام. در هریک از این دو حالت، ارزش فعلی دارایی کاهش می‌یابد که در نتیجه توان پرداخت تسهیلات دهی بانک کم می‌شود (هفرنان^۱، ۲۰۰۳).

با توجه به محدودیت منابع مالی و تسهیلات در اختیار بانکها، ارزیابی توان بازپرداخت مشتریان پیش از اعطای تسهیلات به آنها یکی از مهمترین چالش‌های پیشروی سیستم بانکی کشور است. به عبارت دیگر، بانک‌ها درصدد اعطای تسهیلات خود به مشتریانی هستند که ضمن برخورداری از ریسک پایین دارای بازده متناسب با سود تسهیلات اعطایی باشند، لذا تعیین ریسک اعتباری هریک از متقاضیان و اتخاذ تصمیم مناسب پیش از اعطای تسهیلات ضرورتی اجتناب ناپذیر است. این مهم زمانی امکانپذیر است که بانک‌ها قادر به شناسایی مشتریان اعتباری خود (اعم از حقیقی و حقوقی) براساس توانایی و تمایل آنها نسبت به بازپرداخت کامل و به موقع تعهدات خود بوده و قادر به طبقه بندی آنها باشند زیرا تحت چنین سیستمی تسهیلات به متقاضیانی اعطا می‌شود که رتبه کمتری داشته و احتمال بازپرداخت بدهی آنها در موعد مقرر بیشتر است. در ادامه با تعریف سیستم عصبی مصنوعی و سیستم خبره فازی و بررسی پیشینه پژوهش به بررسی شبکه عصبی مصنوعی و سیستم‌های فازی مرتبط با آن در جهت کنترل ریسک اعتباری می‌پردازیم.

یکی از مهم‌ترین روش‌های مدیریت ریسک اعتباری استفاده از سیستم‌های امتیازدهی اعتباری برای کنترل ریسک انواع وام‌هاست. در مطالعات گذشته اغلب از روش‌های آماری مانند مدل‌های رگرسیونی لاجیت و پروبیت و روش تحلیل ممیزی برای امتیازدهی و رتبه‌بندی مشتریان استفاده می‌گردید، ولی در سال‌های اخیر با توسعه مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی و روش‌های ابتکاری، مطالعات بسیاری در کاربرد این روش‌ها در مدل‌های امتیازدهی و رتبه‌بندی اعتباری مشاهده می‌شوند (نادعلی جلوخانی و همکاران، ۱۳۹۷).

۱.۱.۲ شبکه عصبی مصنوعی (De Wilde, 1997)

شبکه عصبی مصنوعی، یک سیستم پردازش اطلاعات است که خصوصیات عملکردی آن مشابه شبکه‌های عصبی بیولوژیکی می‌باشد (فایاست^۲، ۱۹۹۴). به عبارت دیگر هدف شبکه‌های عصبی، کوشش برای ساخت ماشین‌هایی است که همانند مغز انسان عمل

¹ Heffernan

² Fausett

می‌کنند. این ماشین‌ها متشکل از اجزایی هستند که مشابه عصب‌های بیولوژیکی رفتار می‌کنند (پیکتون^۱، ۲۰۰۰).

۲.۱.۲ سیستم خبره فازی

سیستم‌های خبره فازی نتیجه به کارگیری تئوری فازی در ساختن سیستم‌های خبره است. یک سیستم خبره فازی یک سیستم خبره‌ای است که از یک مجموعه از توابع عضویت فازی و قوانین فازی به جای منطق بولین استفاده می‌کند. به عبارت دیگر، در سیستم‌های خبره فازی، علاوه بر استانداردهای سیستم خبره معمولی از داده فازی، قوانین فازی و استنتاج فازی استفاده می‌شود.

هدف از این تحقیق ارزیابی یک مدل مناسب اعتبارسنجی مشتریان بانک‌ها به طور مخصوص بانک سپه برای اعطای تسهیلات اعتباری متناسب با دسته مشتریان می‌باشد. برای پاسخ به مسأله و رسیدن به هدف پژوهش این سؤال اساسی مطرح گردید که چگونه می‌توان با استفاده از تکنیک درخت فازی به اعتبارسنجی مشتریان بانک سپه پرداخت؟ این تحقیق از نظر هدف، از نوع کاربردی^۲ می‌باشد؛ چرا که تحقیق کاربردی، تحقیقی است که هدف آن، توسعه دانش کاربردی در یک زمینه خاص بوده و به سمت کاربرد علمی حرکت می‌کند.

۳ پیشینه تحقیق

اسلامی^۳ و همکاران (۲۰۱۴) در مطالعه خود با عنوان «ارزیابی وضعیت اعتباری مشتریان بانکی با استفاده از DEMATEL و سیستم فازی» به بررسی عوامل مؤثر در تعیین رفتار اعتباری مشتریان پرداختند. آن‌ها با مدل‌سازی باتوجه به رویکرد حاضر و مدل‌های سنتی لاجیت و برنامه‌ریزی خطی به این نتیجه رسیدند که تقسیم‌بندی با استفاده از سیستم استنتاج فازی توانایی بیش‌تری در توضیح‌دهندگی رفتار اعتباری مشتریان بانکی دارد.

عبدالرحمن و همکاران^۴ (۲۰۱۴) در مطالعه‌ای با عنوان «رویکرد منطق فازی در تأمین مالی خرد در غنا» به بررسی رفتار اعتباری متقاضیان بانکی در این کشور پرداختند. آن‌ها با استفاده از داده‌های مربوط به وام‌دهی KWIQPLUS بهره بردند. آن‌ها در تحقیق خود نتیجه گرفتند که انتخاب متغیرها و هم‌چنین تعیین حد آستانه برای متغیرها می‌تواند بر نتایج و

^۱ Picton

^۲ Applied research

^۳ Eslami

^۴ Abdulrahman et. al

مفید بودن آن اثرگذار باشد. هم‌چنین این محققان بیان نمودند که پس‌انداز و به‌طور خاص توانایی سپرده‌گذاری روزانه اهمیت فراوانی بر تعیین رفتار اعتباری مشتریان دارد. هوانگ و همکارانش (۲۰۱۶) در مطالعه‌ای با عنوان «مقایسه تطبیقی الگوریتم ژنتیک در پیش‌بینی» طی یک برنامه‌نویسی ژنتیک دو مرحله‌ای هم از الگوریتم‌های استنتاجی به‌منظور ایجاد قوانین هوشمند برای تصمیم‌گیرندگان و از روش‌های مبتنی بر تابع به دلیل توانایی پیش‌بینی‌شان استفاده کردند که بتواند نقص الگوریتم‌های استنتاجی را در این زمینه جبران کنند. نتایج نشان داد که الگوریتم‌های دو مرحله‌ای توانایی بیشتری را در پیش‌رفتار مشتریان بانک‌ها دارد.

تقوی فرد (۱۳۹۶) «دسته بندی مشتریان حقوقی و پیش‌بینی سوددهی آنان با استفاده از ارزش طول عمر مشتری و رویکرد زنجیره مارکوف»، ابتدا مبحث ارزش طول عمر مشتری و ضرورت و انواع دسته بندی مشتریان ارائه گردیده و سپس با استفاده از مدل RFM و تکنیک AHP و نظرات خبرگان بانکی نسبت به وزن دهی متغیرهای مورد بررسی اقدام و با توجه به میانگین سه متغیر فوق، مشتریان گروه بندی گردیدند. یافته اصلی این تحقیق را می‌توان استخراج ماتریس احتمال که قابلیت پیش‌بینی جابجایی مشتریان در گروه‌های مختلف را دارد ذکر نمود. با استفاده از این ماتریس به عدم تمایل تعداد زیادی از مشتریان به جابجایی در بین گروه‌های تعیین شده دست می‌یابیم. از دیگر نتایج این تحقیق، تعیین ضریب C است که جهت رتبه بندی گروه‌های مختلف استفاده شده است.

فرانسیسکو^۱ (۲۰۱۶) در مطالعه خود با عنوان «ارزیابی سیستم اعتباری برای بانک‌های اعتباری شاخص» به بررسی وضعیت اعتباری بانک‌های فعال در کشور فرانسه پرداخت. این محقق در تحقیق خود سعی در برآورد هزینه و عایدی ناشی از پرداخت وام با توجه به سیستم اعتباری موجود پرداخت. نتایج تحقیق نشان داد که در صورتی که سیستم اعتباری تنها بر ویژگی خاص درآمدی افراد تکیه کند، هزینه پرداخت وام به شدت افزایش می‌یابد که این عامل می‌تواند ناشی از ارباب نتایج حاصل از ارزیابی سیستم اعتباری باشد.

لیو^۲ (۲۰۱۶) در مطالعه خود با عنوان «اثر سیستم اعتباری پویا بر رفتار اعتباری مشتریان با استفاده از مدل‌های فازی مارکو» به بررسی اثرات پویای سیستم اعتباری بر عملکرد مشتریان از لحاظ خوش‌حسابی و بدحسابی پرداخت. نتایج تحقیق نشان می‌دهد که اثرات

^۱ Fransisco

^۲ Liu

ناهمسانی در بین مشتریان در گذر زمان وجود دارد که این عامل نشان می‌دهد باید سیستم فازی و به تبع آن قواعد آن باتوجه به این تغییرات در نظر گرفته شود.

تی سای و وو^۱، (۲۰۱۷) در مطالعه‌ای با عنوان «مقایسه عملکرد الگوریتم پس انتشار با مدل‌های جایگزین» استفاده از مدل‌های ترکیبی شبکه عصبی برای پیش‌گویی ورشکستگی و اعتبارسنجی پرداخت. در این تحقیق از پرسپترون چند لایه که توسط الگوریتم پس انتشار خطا آموزش می‌بیند برای اعتبارسنجی استفاده شد و نتایج آن با طبقه‌کننده‌های ترکیبی^۲ مورد مقایسه قرار گرفت. از سه زیرمجموعه داده که شامل داده‌های اعتباری کشورهای استرالیا، آلمان و ژاپن بود، استفاده شد که مدل ترکیبی تنها در یکی از این سه مجموعه نتایج بهتری را کسب نمود. از خطای نوع اول و دوم برای مقایسه مدل‌ها استفاده شد.

محمدی (۱۳۹۱) در مطالعه‌ای با عنوان «اعتبار سنجی مشتریان بانک سامان» به تدوین یک مدل رتبه‌بندی اعتباری برای مشتریان حقیقی بانک سامان پرداخت. در این تحقیق از مدل پروبیت ترتیبی برای رتبه‌بندی استفاده شد. از ۹۲ مشتری و ۷ ویژگی برای تخمین نکول وام‌های پرداختی به کمک مدل پروبیت در نهایت مشتریان به سه طبقه خوش حساب، رسید گذشته و معوق تفکیک شدند.

عینی (۱۳۹۷) در مطالعه‌ای با عنوان «مدیریت بهینه ریسک اعتباری» به تبیین رویکرد مدیریت بهینه ریسک و همچنین ارائه تحلیل نظری در مقایسه با ریسک اعتباری در بانکداری اسلامی و بانکداری متداول پرداخت.

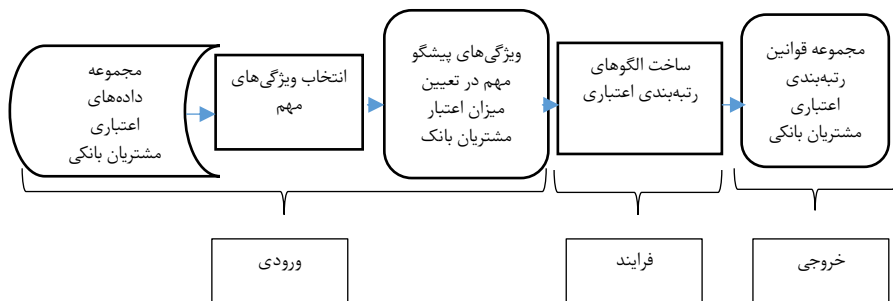
۴ روش‌شناسی پژوهش

۱.۴ مدل مفهومی تحقیق

مدل مفهومی این تحقیق به شرح زیر می‌باشد:

¹ TSAI and Wu

² Classifier Ensembles



شکل ۱. مراحل تحقیق

۱.۱.۴ مدل مفهومی رتبه بندی اعتباری مشتریان بانک سپه

همان طور که در شکل ۱ شرح داده شده است، در اولین مرحله تحقیق از طریق مطالعات کتابخانه‌ای و بررسی مقالات پایان‌نامه‌های مختلف به شناسایی ویژگی‌های تأثیرگذار بر رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقیقی بانک‌ها پرداخته شده است. سپس با توجه اطلاعات در دسترس در فایل اطلاعات مشتریان بانک سپه ویژگی‌های مهم آن‌ها انتخاب و در مرحله بعد الگوهای مورد نظر در این تحقیق به منظور پیش بینی ریسک اعتباری مشتریان بانک سپه طراحی می‌شود و در انتها نتایج آنها بدست می‌آید.

۲.۴ مدل تحقیق

در این تحقیق از مدل‌های درخت تصمیم فازی با استفاده از روش بگینگ، سیستم فازی و شبکه عصبی استفاده شده است.

جامعه آماری در این تحقیق به جهت تعیین ویژگی‌های اعتباری، کلیه اشخاص حقیقی می‌باشند که در سال‌های ۱۳۹۵ تا ۱۳۹۶ از تسهیلات بانک سپه استفاده کرده‌اند.

هم‌چنین جامعه آماری به جهت تعیین توابع عضویت ویژگی‌ها و قواعد سیستم خبره فازی، ۵ نفر از کارکنان بانک سپه به عنوان خبرگان تحقیق می‌باشند، که همگی دارای تخصص‌های لازم در رابطه با بحث تحقیق می‌باشد. جهت گردآوری اطلاعات تحقیق، علاوه بر استفاده از پایگاه داده بانک سپه، در قسمت دوم مدل این تحقیق، برای طراحی سیستم خبره فازی، مصاحبه‌ای به صورت باز یا سازمان نیافته با کارشناسان اعتباری بانک سپه به عنوان خبره، به جهت تبیین متغیرهای مدل اعتبار سنجی انجام شد.

۳.۴ تجزیه و تحلیل اطلاعات

برای انجام تحقیق ابتدا به بررسی اسناد موجود به منظور تهیه ادبیات و پیشینه تحقیق پرداخته شده است. سپس باتوجه به هدف تحقیق، مطالعه و جمع آوری ادبیات در مورد مدل‌های هوش مصنوعی و به طور خاص یادگیری تلفیقی انجام شده است و داده‌های متغیرهای مورد استفاده در تحقیق جمع آوری می‌شود. در مرحله بعد با استفاده نرم افزارهای اکسل^۱ داده ها پردازش و مدل مدنظر با بکارگیری نرم افزار متلب^۲ برآورد می‌گردد و نتایج بدست آمده تفسیر خواهد شد.

در تحقیق حاضر در ابتدا با استفاده از آزمون انحنای معناداری و اثر هر یک از متغیرها در توضیح ریسک اعتباری مورد آزمون قرار می‌گیرد. بنابراین می‌توان متوجه شد که کدام یک از متغیرها بیشترین اثر را بر ریسک اعتباری دارد. سپس به طراحی شبکه عصبی پرداخته خواهد شد. در این بخش سعی خواهد شد که ۹۰ درصد از داده‌ها به منظور آموزش سیستم و ۱۰ درصد باقی مانده به منظور آزمون مورد استفاده قرار می‌گیرد. در مرحله بعد با استفاده منطق فازی به طراحی سیستم فازی و آموزش و آزمون بر اساس این سیستم استنتاج پرداخته خواهد شد. سپس با استفاده از الگوریتم C4.5 درخت تصمیم فازی تشکیل خواهد شد و این امر با استفاده از روش بوت کردن بگینگ انجام خواهد شد.

۵. داده‌ها

۱.۵ ویژگی‌های داده‌ها

- نمونه آماری
- متشکل از داده‌های مربوط به ۸۲۶ مورد از مشتریان حقیقی بانک مورد مطالعه می‌باشد.
- نمونه‌های مورد بررسی پایگاه داده
- باتوجه به این که داده‌های موجود در جامعه آماری از لحاظ کیفیت مورد بررسی قرار گرفته و تا حد امکان پالایش شده‌اند، بنابراین مدل‌های تحقیق فقط بر روی ۸۲۶ مورد از داده‌ها به عنوان نمونه نهایی اجرا گردیده است. این داده‌ها در یک پایگاه داده در نرم‌افزار Excel ذخیره شده‌اند. که در ادامه فیلدها و رکوردهای این پایگاه داده تشریح می‌گردند.
- در ضمن چارچوب کلی پایگاه داده نیز به صورت جدول ۲ می‌باشد.

^۱ Excel

^۲ Matlab

جدول ۲

چارچوب کلی پایگاه داده مورد بررسی

طبقه‌ها	A19	...	A2	A1	خصیصه‌ها
Class1					مشتریان
Class3			مقادیر		C1
...					C2
Class2					...
Class2					C120

- رکوردهای پایگاه داده مشتریان بانک که همان نمونه مورد بررسی تحقیق می‌باشند، رکوردهای پایگاه داده نهایی را تشکیل می‌دهند.
- فیلدهای پایگاه داده خصیصه‌های مشتریان که همان متغیرهای مستقل تحقیق و طبقه مشتری که همان متغیر وابسته تحقیق می‌باشند، فیلدهای این پایگاه داده را تشکیل می‌دهند. عناوین این فیلدها شامل شش خصیصه مشتریان و ۱ طبقه کلاس می‌باشند که در جدول ۳ نشان داده شده است.

جدول ۳

عناوین فیلدها

نام فیلد	نام لاتین
درآمد	Wage
سن	Age
سابقه اعتباری	Past-behavior
تحصیلات	Schooling
تراکنش	Transaction
واریانس تراکنش	Variance

- نوع و مقیاس داده‌ها
نوع داده‌های تحقیق (که همان نوع متغیرها می‌باشد) به صورت داده‌های عددی (ترتیبی) می‌باشند که در این تحقیق به داده‌های فازی تبدیل می‌شوند. مقیاس‌های داده‌های عددی در جدول ۴ قابل مشاهده می‌باشند.

جدول ۴

مقیاس‌های داده‌های عددی

مقیاس‌ها	متغیرهای عددی (قابل فازی نمودن)
سال	سن مشتری
هزار ریال	تراکنش
درصد	واریانس تراکنش
نسبت	سابقه اعتباری مشتری
هزار ریال	درآمد
مرتبه	تحصیلات

- ویژگی‌های خبرگان (کارشناسان بانک مورد مطالعه)
ویژگی‌های خبرگان در جدول ۵ آورده شده است. این ویژگی‌ها گواهی بر خبرگی و اطمینان به دقت و صحت گفته‌های آنان می‌باشد.

جدول ۵

ویژگی‌های خبرگان

ردیف	سمت	سن	میزان تحصیلات	تجربه سیستم بانکی (سال)	تجربه در بانک مورد مطالعه (سال)	تجربه در بخش اعتبارات (سال)
کارشناس ۱	مدیر بخش رتبه‌بندی اعتباری	۵۴	کارشناسی ارشد	۳۰	۳	۱۷
کارشناس ۲	ریاست کمیسیون اعتبارات	۵۱	کارشناسی	۳۳	۶	۲۷
کارشناس ۳	سرپرست کارشناسان بخش اعتبارات	۴۴	کارشناسی ارشد	۱۵	۵	۱

- آماده‌سازی داده‌ها برای مدل
تغییرات و آماده‌سازی داده‌ها در سه بخش اصلی اصلاح اشتباهات کاربر، یک شکل نمودن داده‌ها، و فازی نمودن متغیرها صورت گرفته است که در ادامه هر کدام بیان شده‌اند.
- یک شکل نمودن داده‌ها

از جمله فیلدهایی که در این مرحله تغییرات بر روی آن‌ها صورت گرفته در جدول ۶ قابل مشاهده می‌باشند.

جدول ۶

یک شکل نمودن داده‌ها

شکل جدید	شکل قدیم	فیلد
ماه	روز	تراکنش
سن	سال تولد	سن

– فازی نمودن متغیرها

فازی نمودن متغیرها در سه مرحله اصلی جدا نمودن متغیرها، تعیین اصطلاحات کلامی و طیف متغیرها در مقادیر کلامی، و تعیین تابع عضویت صورت گرفته است.

۲.۵ توصیف آماری داده‌ها

ویژگی آماری متغیرهای تحقیق در جدول ۷ گزارش شده است.

جدول ۷

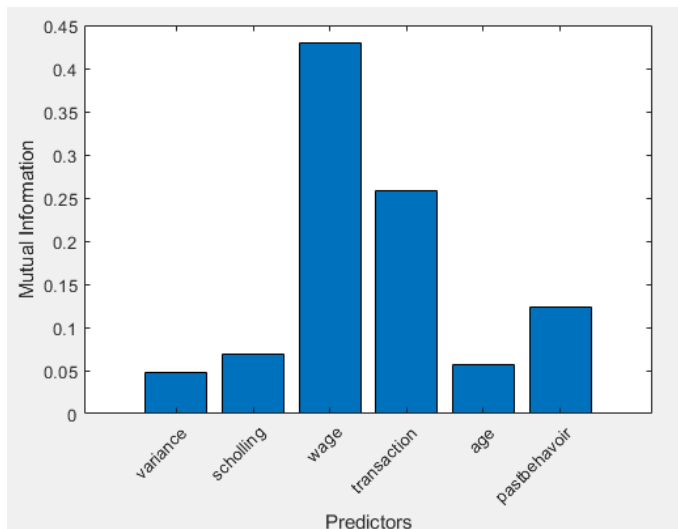
توصیف آماری داده‌ها

نام متغیر	میانگین	میانه	مد	حداقل	حداکثر	انحراف معیار
Variance	۰/۲۳	۰/۲۴	۰/۰۱۳	۰/۰۱۳	۰/۵۴	۰/۰۸۲
Schooling	۱۰/۶۹	۱۱	۱۰	۱	۲۲	۳/۲۷
Wage	۴۰۰۰	۴۰۱۳	۳۳۱۲	۱۳۱۶	۷۰۰۷	۸۷۱/۵
Transaction	۲۴۶۰۰	۲۴۶۵۵	۲۲۵۲۳	۲۷۴۱	۴۹۶۱۴	۶۵۲۰
Age	۴۵/۳	۴۵	۴۳	۱۶	۸۷	۱۰/۵
Past-behavior	۱/۲۹۲	۱/۲۹۷	۰/۸۶	۰/۸۶	۱/۷۷	۰/۱۳
Fraud	۰/۵۱	۱	۱	۰	۱	۰/۵۰

۶ نتایج مدل

ابتدا جهت پاسخ به پرسش اول تحقیق درخت تصمیم معمولی اجرا شده و به کمک آنتروپی^۱ در درخت تصمیم که در آن فرضیه صفر، غیرمرتبط^۲ بودن متغیرهای توضیحی است، اهمیت هر یک از متغیرهای توضیحی مورد بررسی و تقریب قرار گرفت که نتایج آن به شرح ذیل است:

۱.۶ تعیین اهمیت متغیرها



شکل ۲. درجه اهمیت متغیرهای مدل

در این بخش با استفاده از آزمون انحنای مشخص می‌شود که در بین متغیرهای مورد بررسی در تحقیق درآمد شخص از درجه اهمیت بالاتری نسبت به سایر متغیرها برخوردار است.

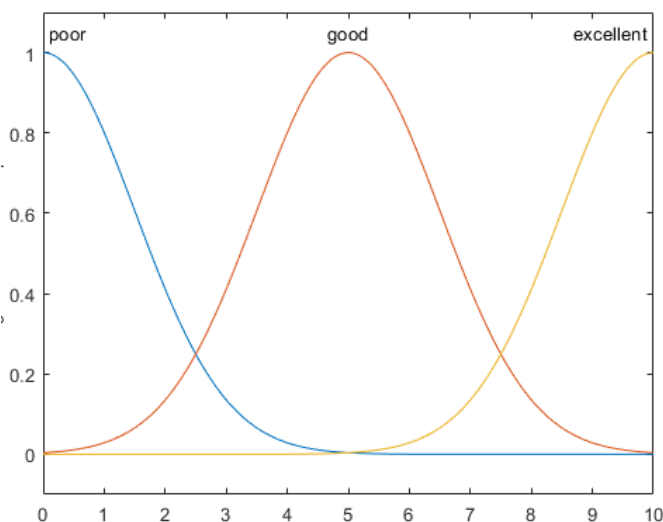
۲.۶ تعیین تابع عضویت

تابع عضویتی که در این تحقیق برای تعیین درجات عضویت بکار گرفته شده است، «گوسی» می‌باشد. بر همین اساس با کمک خبرگان بانک، مقادیر متغیر که متناسب با درجات عضویت

^۱ Antropy

^۲ Unassociated

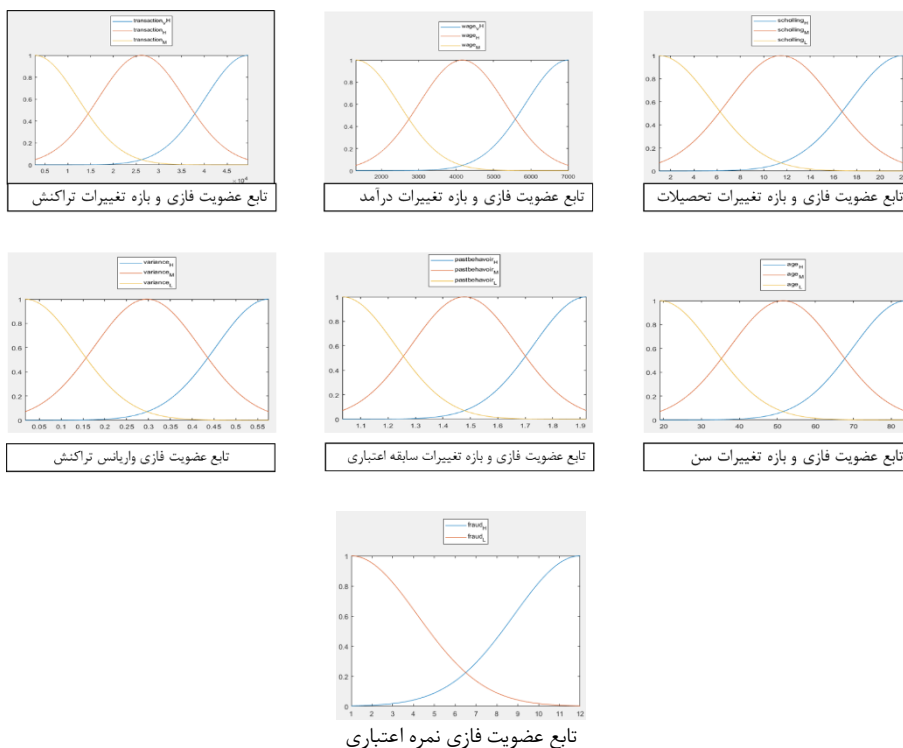
صفر و یک هستند را برای نقاط به ترتیب پایین ترین و بالاترین درجات عضویت تعیین نموده و بقیه مقادیر دیگر، بین صفر و یک در نظر گرفته می شوند.



شکل ۳. تابع عضویت گوسی

۳.۶ فازسازی طبقات

باتوجه به میزان «نمره اعتباری تعیین شده برای مشتریان متقلب» (به عنوان مبنا) در هر رکورد (برای هریک از مشتریان)، یک درجه تعلق به کلاس های هر یک (متقلب، نامتقلب) در نظر گرفته می شود. بدین ترتیب طبقات نیز حالت قطعی نداشته و فازی تعیین می گردند. اکنون باتوجه به فازی نمودن متغیرها و طبقات، همه داده ها به فرمت های مشخصی برای ورودی به نرم افزار تبدیل می شوند که در نرم افزار مورد استفاده (متلب) موجود می باشد. فازی شده هر یک از متغیرها در اشکال ذیل نشان داده شده اند. در ابتدا متغیرهای مدل به متغیرهای فازی با سه تابع عضویت کم، متوسط و زیاد تبدیل می شوند:

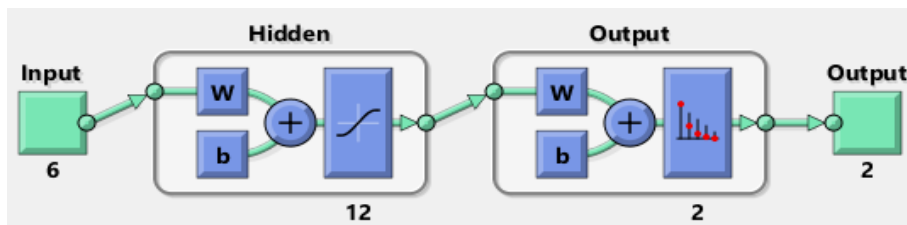


شکل ۴. نمایش فازی شده هر یک از توابع متغیرهای مدل

باتوجه به هدف تحقیق، در ابتدا متغیر وابسته تحقیق (نمره اعتباری) با استفاده از تابع گوسی فازی سازی شده، سپس در ادامه تحقیق از داده‌های فازی در فرایند مدلسازی استفاده شده است به نحوی که شش متغیر توضیحی هر یک دارای ۳ تابع عضویت و یک متغیر هدف دارای دو تابع عضویت گوسی می‌باشد.

۴.۶ برآورد مدل شبکه عصبی فازی

به منظور مقایسه کارایی الگوی درخت تصمیم فازی با الگوی رقیب به برآورد شبکه عصبی فازی با داده‌های مورد استفاده در درخت تصمیم پرداخته می‌شود. بدین منظور یک شبکه عصبی پیش‌خور با داده‌های فازی ایجاد و به کمک الگوریتم آموزش لونیگ مارکوارت به آموزش آن پرداخته شد، تعداد نرون‌های لایه پنهان براساس آزمون و خطا ۱۲ نرون انتخاب شد. شکل زیر ساختار شبکه را نشان می‌دهد:



شکل ۵. ساختار شبکه عصبی دسته بندی کننده مشتریان

همچنین ماتریس ارزیابی کارایی شبکه عصبی پس از آموزش و ارزیابی بصورت زیر حاصل شد:

Training ANN Confusion Matrix		
Output Class	1	2
	329 44.3% 25 3.4% 92.9% 7.1%	36 4.8% 353 47.5% 90.7% 9.3%
	90.1% 9.9% 93.4% 6.6% 91.8% 8.2%	
Target Class		

شکل ۶. ماتریس درهم ریختگی شبکه عصبی برای داده های آموزش

شکل (۶) با توجه به ماتریس درهم ریختگی را برای شبکه عصبی می توان متوجه شد که دقت در مرحله آموزش برابر با ۹۱/۸ درصد است و الگو توانسته است گروه ۱ و ۲ به ترتیب با دقت ۹۲/۹ و ۹۰/۷ درصد شناسایی نماید. همچنین نتایج نشان می دهد که الگو ۳۲۹ مورد از ۳۵۴ مورد گروه ۱ را به درستی شناسایی کرده است و در ۲۵ مورد خطا داشته است. ماتریس درهم ریختگی نشان می دهد که با توجه به الگوی طراحی شده ۳۵۳ مورد از گروه ۲ به درستی و ۳۶ مورد با خطا شناسایی شده است.

Test ANN Confusion Matrix

Output Class	1	40 48.2%	6 7.2%	87.0% 13.0%
	2	3 3.6%	34 41.0%	91.9% 8.1%
		93.0% 7.0%	85.0% 15.0%	89.2% 10.8%
		Target Class		

شکل ۷. ماتریس درهم‌ریختگی شبکه عصبی برای داده‌های آموزش

شکل (۷) ماتریس درهم‌ریختگی برای مجموعه آموزش بیانگر این امر است که دقت تست برابر با ۸۹/۲ درصد است و دقت پیش‌بینی گروه ۱ و ۲ به ترتیب برابر با ۸۷ و ۹۱/۹ درصد است. نتایج نشان می‌دهد که الگو ۴۰ مورد از بین ۴۶ مورد گروه اول را به درستی پیش‌بینی نموده است و در گروه دوم ۳۴ مورد از ۳۷ مورد تشخیصی درست گزارش داده است.

۵.۶ سیستم فازی

در این بخش به طراحی سیستم فازی پرداخته شده است.

Training FDT Confusion Matrix		
Output Class	1	2
	330 44.4% 14 1.9% 95.9% 4.1%	32 4.3% 367 49.4% 92.0% 8.0%
	91.2% 8.8% 96.3% 3.7% 93.8% 6.2%	
Target Class		

شکل ۸. ماتریس درهم‌ریختگی دقت درخت تصمیم فازی در داده‌های آموزش

شکل (۸) نتایج ماتریس آموزش را برای ۹۰ درصد از داده‌ها در یک سیستم فازی نشان می‌دهد نشان می‌دهد که این الگو توانسته است ۹۳/۸ درصد را به درستی شناسایی نماید و باتوجه به نتایج می‌توان مشاهده نمود که دقت در شناسایی گروه ۱ و ۲ به ترتیب برابر با ۹۵/۹ و ۹۲ درصد بوده است.

Test FDT Confusion Matrix		
Output Class	1	2
	43 51.8% 4 4.8% 91.5% 8.5%	3 3.6% 33 39.8% 91.7% 8.3%
	93.5% 6.5% 89.2% 10.8% 91.6% 8.4%	
Target Class		

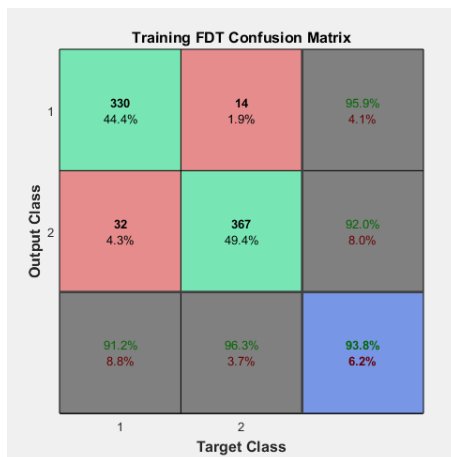
شکل ۹. ماتریس درهم‌ریختگی دقت درخت تصمیم فازی در داده‌های آزمایش

با توجه ماتریس درهم‌ریختگی برای داده‌های تست در شکل (۹) می‌توان مشاهده نمود که الگو توانسته است ۴۳ مورد از گروه ۱ را به درستی گزارش نماید و ۴ مورد را خطا نماید. همچنین نتایج نشان می‌دهد که الگو در شناسایی گروه ۲ در ۳۳ مورد موفق بوده است و ۳ مورد را خطا کرده است. ماتریس مذکور نشان می‌دهد که دقت در شناسایی گروه ۱ و ۲ به ترتیب برابر با ۹۱/۵ و ۹۱/۷ درصد بوده است و دقت الگو در داده‌های آموزش برابر با ۹۱/۶ درصد گزارش شده است.

۶.۶ روش بگینگ

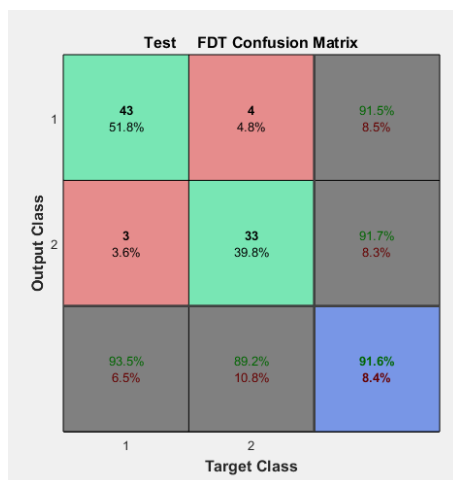
از این روش در ایجاد تخمینهای مختلف استفاده می‌شود. اصولاً میتوان از این تکنیک به منظور ارزیابی دقت تخمینهای بکار گرفته شده در روشهای داده کاوی از طریق نمونه برداری با جایگزینی از داده‌های آموزشی استفاده نمود. در این تکنیک فرض بر آنست که مجموعه داده های آموزشی نماینده جامعه تحت بررسی بوده و انواع حالات تحقق یافته جامعه را میتوان از این مجموعه داده شبیه سازی نمود. این مفهوم برای ترکیب رده بندی های پیش بینی شده از چند مدل به کار می رود. در این روش به طور کلی برای نمونه های مختلف به درخت های متفاوتی خواهید رسید. سپس برای پیش بینی با کمک درخت های متفاوت به دست آمده از نمونه ها، یک رای گیری ساده انجام دهید. رده بندی نهایی، رده بندی ای خواهد بود که درخت های مختلف آنرا پیش بینی کرده اند.

در این بخش به بررسی نتایج بدست آمده از طراحی درخت تصمیم فازی با استفاده از تکنیک بگینگ پرداخته شده است. در این بخش داده‌های تحقیق به ۱۰ بخش تقسیم‌بندی شده‌اند و با استفاده از الگوی بگینگ ده بار درخت تصمیم مورد آموزش و تست قرار گرفته است و نتایج آن به صورت ماتریس‌های درهم‌ریختگی تفسیر شده است در مرحله بعدی با استفاده از تکنیک رای گیری از بین نتایج بدست آمده یک نتیجه گزارش شده است.



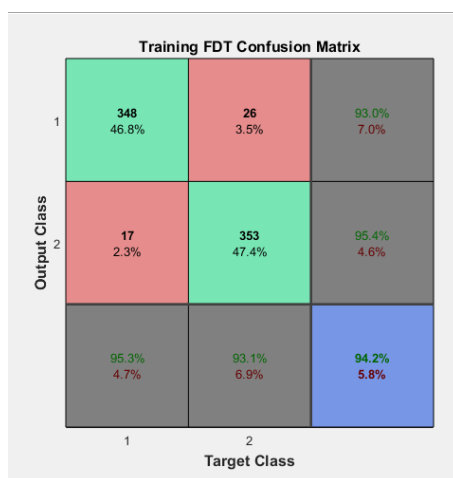
شکل ۱۰. ماتریس درهم‌ریختگی دقت درخت تصمیم فازی در داده‌های آموزش در فولد اول

ماتریس فوق نتایج حاصل از آموزش درخت تصمیم فازی را در فولد اول نشان می‌دهد. در مرحله فولد اول که ۲۰ درصد اول مشاهدات است به عنوان مجموعه تست کنار گذاشته می‌شود و با سایر مشاهدات درخت تصمیم فازی در مرحله آموزش قرار می‌گیرد. نتایج نشان می‌دهد که الگوی طراحی شده در فولد اول ۹۵/۹ درصد در شناسایی افراد خوش حساب دقت داشته است و تنها در ۴/۱ درصد خطا داشته است در حالی که این درصد برای گروه ۲ به ترتیب ۹۲ درصد و ۸ درصد بوده است. با توجه به نتایج می‌توان متوجه شد که دقت درخت تصمیم در فولد اول برابر با ۹۳/۸ درصد بوده است.



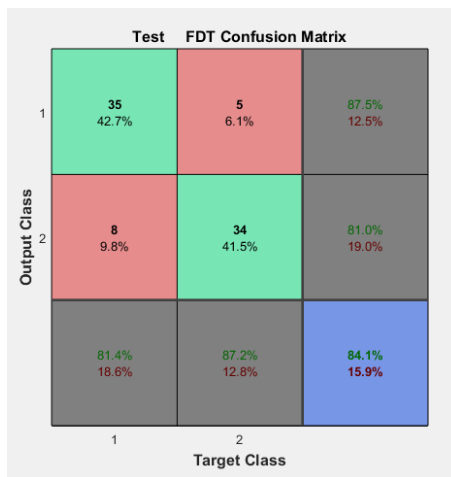
شکل ۱۱. ماتریس درهم ریختگی دقت درخت تصمیم فازی در داده های تست در فولد اول

شکل (۱۱) ماتریس درهم ریختگی را برای فولد اول نشان می دهد. نتایج نشان می دهد که الگو توانسته است دقتی برابر با ۹۱/۶ درصد را در این فولد داشته باشد.



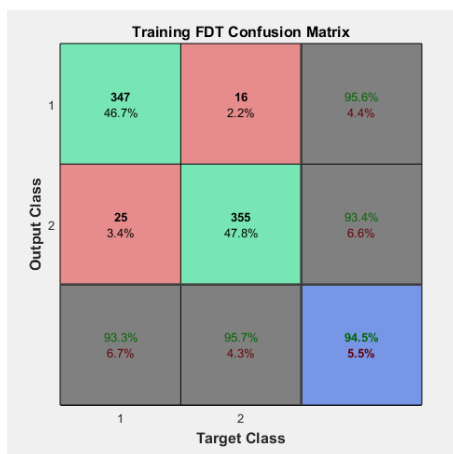
شکل ۱۲. ماتریس درهم ریختگی دقت درخت تصمیم فازی در داده های آموزش در فولد دوم

شکل (۱۲) نیز نتایج حاصل از آموزش الگو را در فولد ۲ نشان می‌دهد که دقت شناسایی گروه یک برابر با ۹۳ درصد و برای گروه ۲ برابر با ۹۵/۴ درصد بوده است. هم‌چنین نتایج نشان می‌دهد که دقت درخت در ایان مرحله با با ۹۴/۲ درصد است.



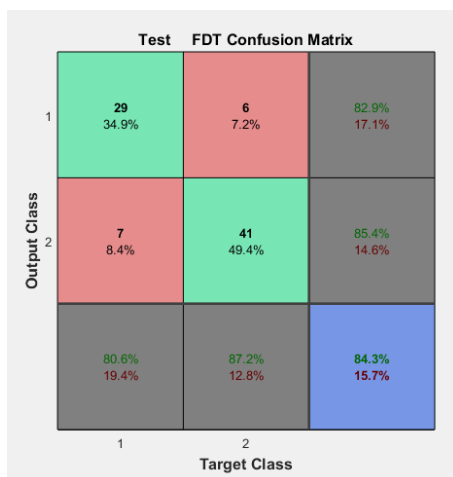
شکل ۱۳. ماتریس درهم ریختگی دقت درخت تصمیم فازی در داده های تست در فولد دوم

شکل (۱۳) نیز نتایج حاصل از تست در فولد دوم را نشان می‌دهد که دقت تست در این فول برابر با ۸۴/۱ درصد بوده است که در مقایسه با فولد قبلی کاهش یافته است.



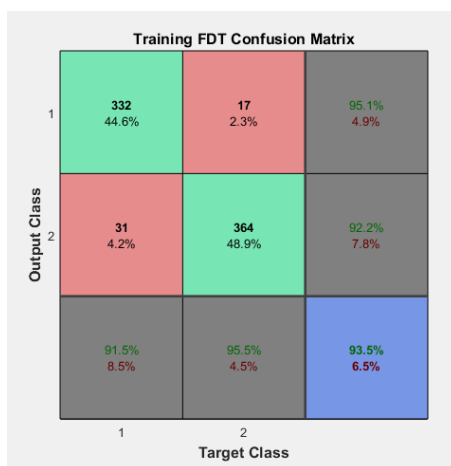
شکل ۱۴. ماتریس درهم ریختگی دقت درخت تصمیم فازی در داده های آموزش در فولد سوم

شکل (۱۴) ماتریس درهم ریختگی را برای فولد سوم نشان می دهد الگو در شناسایی گروه اول ۹۶/۶ درصد دقت داشته است در حالی که این دقت برای گروه دوم برابر با ۹۳/۴ درصد بوده است. هم چنین نتایج حاصل از الگو در فولد نشان می دهد که دقت آموزش برابر با ۹۴/۵ درصد بوده است.



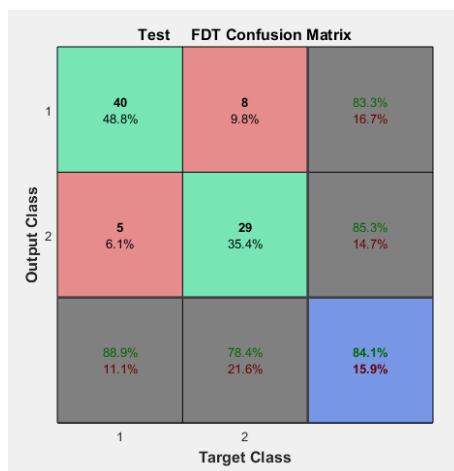
شکل ۱۵. ماتریس درهم ریختگی دقت درخت تصمیم فازی در داده های تست در فولد سوم

شکل (۱۵) ماتریس درهم ریختگی را برای فولد سوم در مرحله تست نشان می دهد. نتایج نشان می دهد که الگوی طراحی شده توانسته است در پیش بینی گروه یک ۸۲/۹ درصد موفق باشد. همچنین الگوی در فولد دوم توانسته است که ۴۱ نفر از ۴۸ نفر را که به گره دوم متعلق بوده اند را به خوبی پیش بینی نماید. نتایج نشان می دهد که دقت پیش بینی در این مرحله برابر با ۸۴/۳ درصد بوده است.



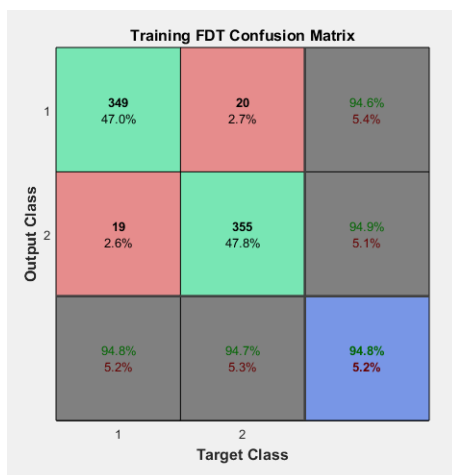
شکل ۱۶. ماتریس درهم ریختگی دقت درخت تصمیم فازی در داده های آموزش در فولد چهارم

شکل (۱۶) نتایج حاصل از آموزش درخت تصمیم فازی را در فولد چهارم نشان می دهد. با توجه به ماتریس درهم ریختگی می توان متوجه شد که دقت شناسایی گروه یک برابر با ۹۵/۱ درصد بوده است در حالی که برای گروه ۲ دقت برابر با ۹۲/۲ درصد بوده است. ماتریس درهم ریختگی نشان می دهد که دقت در این مرحله برابر با ۹۳/۵ درصد بوده است.



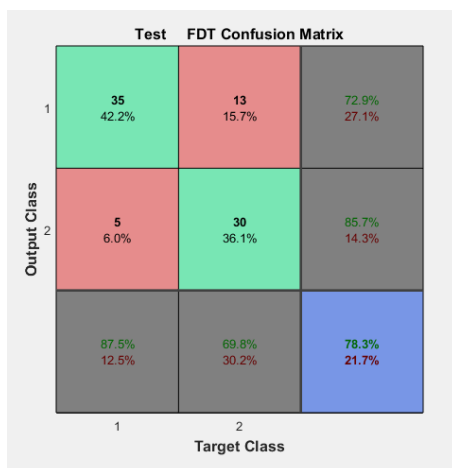
شکل ۱۷. ماتریس درهم ریختگی دقت درخت تصمیم فازی در داده های تست در فولد چهارم

شکل (۱۷) نیز ماتریس درهم ریختگی تست را برای فولد چهارم نشان می دهد. نتایج نشان می دهد الگو در این مرحله توانسته است که ۸۳ درصد از افراد را به خوبی پیش بینی نماید و تنها در ۱۶/۷ درصد خطا داشته است. با توجه نتایج تست در فولد سوم می توان متوجه شد که دقت پیش بینی الگو برای گروه دوم نسبت به گروه اول بیشتر بوده است و الگو توانسته است که ۸۵/۳ درصد از افراد در گروه دوم را به خوبی پیش بینی نماید. در نهایت می توان مشاهده نمود که دقت تست در این مرحله برابر با ۸۴/۱ درصد بوده است.



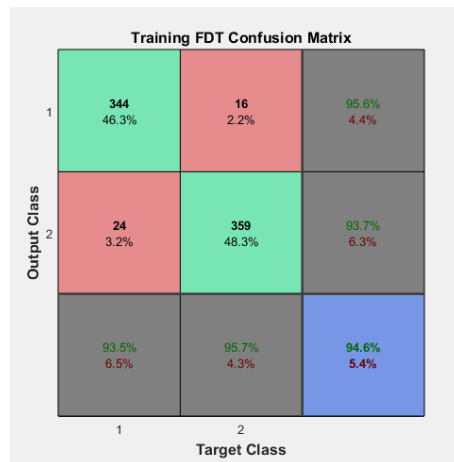
شکل ۱۸. ماتریس درهم ریختگی دقت درخت تصمیم فازی در داده های آموزش در فولد پنجم

شکل (۱۸) نیز ماتریس درهم ریختگی را برای مجموعه آموزش در فولد پنجم نشان می دهد. باتوجه به ماتریس می توان متوجه شد که دقت شناسایی گروه ۱ و ۲ به ترتیب برابر با ۹۴/۶ و ۹۴/۲ است. همچنین نتایج نشان می دهد که دقت در این مرحله برابر با ۹۴/۸ درصد بوده است.



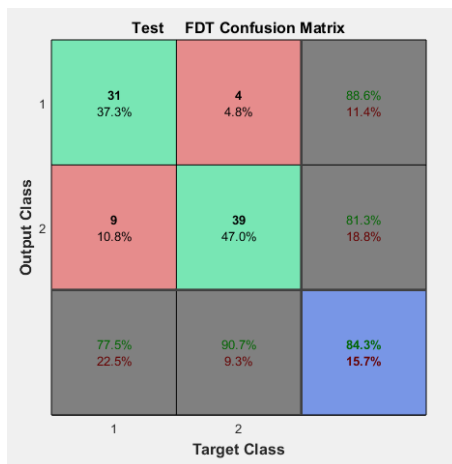
شکل ۱۹. ماتریس درهم ریختگی دقت درخت تصمیم فازی در داده های تست در فولد پنجم

شکل (۱۹) نتایج تست برای فولد پنجم نشان می‌دهد. باتوجه ماتریس درهم‌ریختگی می‌توان متوجه شد که الگو طراحی شده در این فولد توانسته است که ۳۵ مورد از ۴۸ مورد را برای گروه ۱ به خوبی پیش‌بینی نماید و در ۱۳ مورد خطا داشته است. با توجه به نتایج می‌توان متوجه شد که دقت پیش‌بینی برای گروه ۱ برابر با ۷۲/۹ درصد بوده است در حالی که این دقت برای گروه ۲ برابر با ۸۵/۷ درصد بوده است. باتوجه ماتریس درهم‌ریختگی می‌توان مشاهده نمود که دقت پیش‌بینی در این مرحله برابر با ۷۸/۳ درصد بوده است.



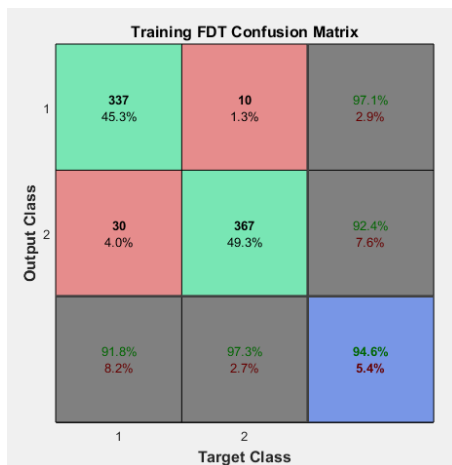
شکل ۲۰. ماتریس درهم‌ریختگی دقت درخت تصمیم فازی در داده‌های آموزش در فولد ششم

شکل (۲۰) نتایج آموزش درخت تصمیم را در فولد ششم نشان می‌دهد که دقت آموزش در این فولد برابر با ۹۴/۶ درصد بوده است. باتوجه به ماتریس می‌توان مشاهده نمود که الگو در شناسایی گروه ۱ و ۲ به ترتیب ۱۶ و ۲۴ مورد خطا داشته است.



شکل ۲۱. ماتریس درهم ریختگی دقت درخت تصمیم فازی در داده های تست در فولد ششم

ماتریس درهم ریختگی برای مجموعه تست در فولد ششم را می توان در شکل (۲۱) مشاهده نمود. نتایج نشان می دهد که دقت پیش بینی گروه ۱ برابر با $88/6$ درصد است. هم چنین با توجه به نتایج می توان متوجه شد که دقت پیش بینی گروه اول برابر با $81/3$ درصد است و الگو توانسته است که ۳۹ مورد از ۴۸ مورد در گروه ۲ را به خوبی پیش بینی نماید. نتایج نشان می دهد که دقت پیش بینی در این مرحله برابر با $84/3$ درصد است.



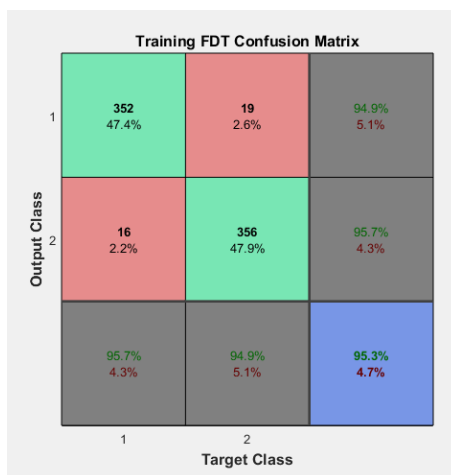
شکل ۲۲. ماتریس درهم ریختگی دقت درخت تصمیم فازی در داده های آموزش در فولد هفتم

ماتریس درهم‌ریختگی آموزش را برای فولد هفتم می‌توان در شکل (۲۲) نتایج این ماتریس نشان می‌دهد که الگو در این مرحله ۳۳۷ مورد را در گروه ۱ را به درستی شناسایی نموده است و در ۱۰ مورد خطا مرتکب شده است. همچنین از نتایج بدست آمده می‌توان متوجه شد که دقت شناسایی گروه ۱ و ۲ به ترتیب برابر با ۹۷/۱ و ۹۲/۲ درصد بوده است. در نهایت می‌توان بیان نمود که دقت آموزش در این مرحله برابر با ۹۴/۶ درصد بوده است.

		Test FDT Confusion Matrix		
Output Class	1	31 37.8%	2 2.4%	93.9% 6.1%
	2	10 12.2%	39 47.6%	79.6% 20.4%
		75.6% 24.4%	95.1% 4.9%	85.4% 14.6%
		1	2	
		Target Class		

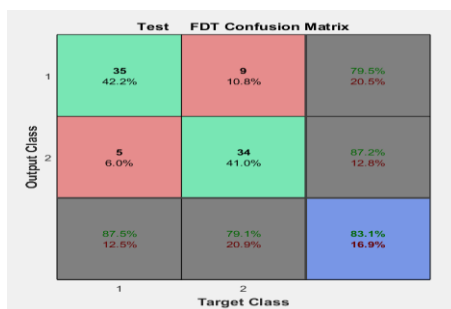
شکل ۲۳. ماتریس درهم‌ریختگی دقت درخت تصمیم فازی در داده‌های تست در فولد هفتم

شکل (۲۳) ماتریس درهم‌ریختگی تست را برای فولد هفتم می‌توان بیان نمود که الگو توانسته است ۳۱ نفر از ۳۳ نفر را در گروه ۱ به خوبی پیش‌بینی نماید و در ۲ مورد خطا داشته است و بر همین اساس دقت پیش‌بینی گروه ۱ برابر با ۹۳/۹ درصد شده است. همچنین نتایج نشان می‌دهد که الگو در شناسایی گروه ۲ دقتی برابر با ۷۹/۶ درصد را داشته است و توانسته است ۳۹ مورد از ۴۹ مورد را به درستی پیش‌بینی نماید و در ۱۰ مورد خطا داشته است. در نهایت ماتریس نشان می‌دهد که دقت تست در فولد ششم برابر با ۸۵/۴ درصد است.



شکل ۲۴. ماتریس درهم ریختگی دقت درخت تصمیم فازی در داده های آموزش در فولد هشتم

شکل (۲۴) نتایج بدست آمده از آموزش در فولد هشتم نشان می دهد که الگو در این مرحله توانسته است که ۳۵۲ مورد از گروه اول را به درستی شناسایی نماید و در ۱۹ مورد خطا مرتکب شده است. با توجه به ماتریس مذکور می توان مشاهده نمود که دقت شناسایی در گروه ۱ برابر با ۹۴/۹ درصد است. همچنین نتایج نشان می دهد که الگو در شناسایی گروه ۲ دقتی برابر با ۹۵/۷ درصدی را دارا است همچنین دقت آموزش در این فولد برابر با ۹۵/۳ درصد است.



شکل ۲۵. ماتریس درهم ریختگی دقت درخت تصمیم فازی در داده های تست در فولد هشتم

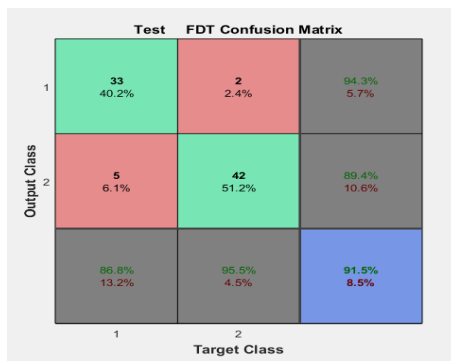
شکل (۲۵) نتایج بدست آمده از تست در فولد هشتم نشان می‌دهد که الگو توانسته است که با دقت ۷۹/۵ درصدی شناسایی گروه اول ۳۵ مورد را به درستی گزارش کند و در ۹ مورد خطا مرتکب شده است. همچنین نتایج نشان می‌دهد که الگو توانسته است که ۳۴ مورد گروه ۲ را به درستی پیش‌بینی نماید و در ۵ مورد خطا داشته است و بر همین اساس دقت پیش‌بینی گروه ۲ برابر با ۸۷/۲ درصد بوده است. همچنین نتایج نشان می‌دهد که دقت تست در فولد هفتم برابر با ۸۳/۱ درصد است.

Training FDT Confusion Matrix

Output Class	1	2	
	1	2	Target Class
1	341 45.8%	20 2.7%	94.5% 5.5%
2	29 3.9%	354 47.6%	92.4% 7.6%
	92.2% 7.8%	94.7% 5.3%	93.4% 6.6%

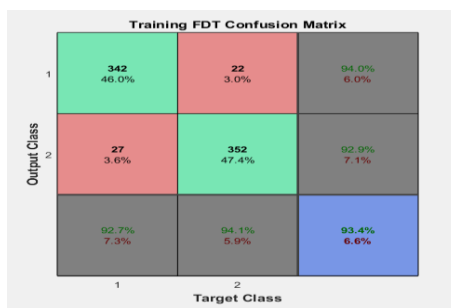
شکل ۲۶. ماتریس درهم ریختگی دقت درخت تصمیم فازی در داده‌های آموزش در فولد نهم

شکل (۲۶) نتایج بدست آمده از آموزش الگو می‌توان مشاهده نمود که دقت آموزش در این مرحله برابر با ۹۳/۴ درصد بوده است. همچنین الگو در فولد نهم توانسته است ۳۴۱ مورد از گروه ۱ را به درستی گزارش نماید و در ۲۰ مورد خطا داشته است و در شناسایی گروه ۱ دقت ۹۴/۵ درصدی را گزارش نموده است. نتایج برای گروه ۲ نشان می‌دهد که الگو توانسته است ۳۵۴ مورد از ۳۸۳ مورد را به درستی گزارش نماید و دقتی ۹۲/۴ درصدی را در شناسایی گروه ۲ نشان دهد.



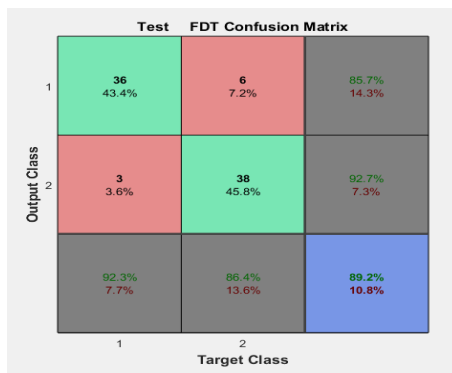
شکل ۲۷. ماتریس درهم ریختگی دقت درخت تصمیم فازی در داده های تست در فولد نهم

شکل (۲۷) ماتریس درهم ریختگی را برای مجموعه آموزش در فولد نهم نشان می دهد که الگو توانسته است که ۳۳ مورد در پیش بینی گروه ۱ به درستی عمل نماید و در ۲ مورد خطا مرتکب شده است و بر همین اساس دقتی برابر $94/3$ درصد را برای شناسایی گروه ۱ گزارش داده است. هم چنین با توجه به ماتریس می توان متوجه شد که الگو توانسته است در پیش بینی گروه ۲ دقت $89/4$ درصدی را نشان دهد و ۴۲ مورد از ۴۷ مورد را به درستی پیش بینی نموده است. با توجه نتایج می توان مشاهده نمود که دقت تست در این مرحله برابر با $91/5$ درصد بوده است.



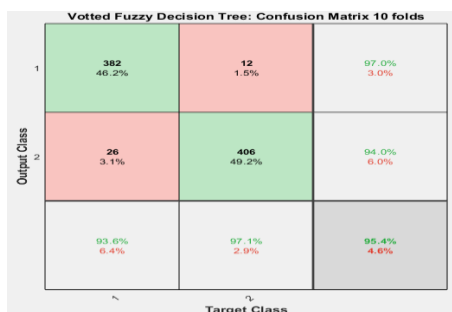
شکل ۲۸. ماتریس درهم ریختگی دقت درخت تصمیم فازی در داده های آموزش در فولد دهم

با توجه به شکل (۲۸) برای فولد دهم می توان متوجه شد که الگو در فولد نهم گروه ۱ را با دقت ۹۴ درصد شناسایی نموده است نتایج بدست آمده نشان می دهد که دقت آموزش در این مرحله برابر با $93/4$ درصد است.



شکل ۲۹. ماتریس درهم ریختگی دقت درخت تصمیم فازی در داده های تست در فولد دهم

شکل (۲۹) ماتریس درهم ریختگی تست را برای فولد دهم گزارش می دهد که می توان متوجه شد که دقت تست در این فولد برابر با $89/2$ درصد بوده است که $85/7$ درصد در پیش بینی گروه ۱ و $92/7$ درصد در پیش بینی گروه ۲ دقت داشته است. الگو در این مرحله توانسته است ۳۶ مورد را در گروه ۱ به درستی پیش بینی نماید و ۶ مورد را مرتکب خطا شود. در حالی که این نتایج برای گروه ۲ نشان می دهد که الگو از ۴۱ مورد ۳۸ مورد را برای گروه ۲ به درستی پیش بینی نموده است.



شکل ۳۰. ماتریس درهم ریختگی دقت درخت تصمیم فازی حاصل از رای گیری

شکل (۳۰) نتیجه بدست آمده از رای گیری بین نتایج بدست آمده از فولدهای ۱۰ گانه را نشان می دهد. همان طور که از ماتریس فوق قابل مشاهده است درخت تصمیم فازی در این مرحله از دقت تمام فولدها بیشتر است. نتایج نشان می دهد که در این حالت درخت

تصمیم توانسته است دقتی برابر با ۹۵/۴ درصد در تعیین ریسک اعتباری مشتریان نشان دهد. نتاج ماتریس نشان می‌دهد که الگو توانسته است در شناسایی گروه ۱ دقتی برابر با ۹۷ درصد نشان دهد و از ۳۹۴ مورد ۳۸۲ نفر به درستی شناسایی نماید. همچنین نتایج نشان می‌دهد دقت شناسایی گروه ۲ برابر ۹۴ درصد است و ۴۰۶ مورد را به درستی و ۲۶ مورد را همراه با خطا گزارش نموده است.

۷.۶ ارزیابی اعتبار و کارایی مدل

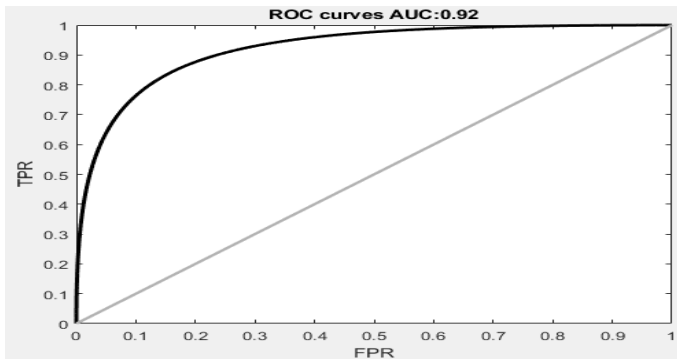
در این بخش شیوه ارزیابی مدل و همچنین سنجش کارایی مدل به لحاظ قدرت تفکیک مشتریان در مقایسه با الگوریتم‌های مختلف مورد مطالعه تشریح شده است.

جدول ۸

مقایسه دقت درخت تصمیم فازی با الگوریتم شبکه عصبی

الگو	شبکه عصبی	درخت تصمیم فازی	درخت تصمیم فازی به روش بگینگ
نتایج آموزش %	۶۶/۴	۹۳/۸	۹۵/۴
نتایج تست %	۵۰/۶	۹۱/۶	۹۵/۴

همانگونه که نتایج جدول ۸ نشان می‌دهد بطور کلی در میان کلیه روش‌ها تکنیک درخت تصمیم فازی نتایج بسیار بهتری از سایر روش‌ها داشته است. در جدول ۸ نحوه محاسبه دقت پیش بینی به این صورت است که تعداد کل مشاهدات محاسبه می‌شود و سپس نسبت تعداد مشاهداتی که الگو توانسته است به درستی پیش بینی کند به کل مشاهدات بدست آمده است و این نسبت را درصد پیش بینی نامیده می‌شود.



شکل ۳۱. منحنی ROC

روش دیگر مقایسه دقت پیش‌بینی مدل‌های مورد بررسی در این مطالعه استفاده از منحنی دقت فراخوانی (Recall-Precision) می‌باشد. این منحنی که با نام منحنی ROC^۱ شناخته می‌شود، امکان مقایسه تصویری مجموعه‌ای روش‌های دسته‌بندی را فراهم می‌سازد. هرچه این منحنی به سمت بالا و چپ کشیده باشد، دقت مدل بالاتر و هرچه به خط قطری نزدیکتر باشد دقت مدل اندک خواهد بود. همانگونه که تصویر ROC نشان می‌دهد^۲ نتایج درخت تصمیم فازی با تکنیک بگینگ با بهتر از سایر روش‌ها بوده است. نمودار فوق نشان می‌دهد که درخت تصمیم فازی توانسته صحت ۹۲ درصدی را در گزارشات به خود اختصاص دهد.

۷ نتیجه‌گیری و پیشنهادات

به‌منظور بررسی فرضیه اصلی تحقیق مبنی بر این که روش بگینگ نسبت به سایر الگوها دقت بالاتری را دارا است یا خیر باید خاطر نشان نمود که الگوی استفاده شده در این تحقیق به‌منظور پیش‌بینی رفتار مشتریان استفاده می‌شود؛ اما با توجه نتایج گزارش شده تحقیق می‌توان ادعا کرد که درخت تصمیم فازی از توانایی بالاتری نسبت به الگوریتم شبکه عصبی در پیش‌بینی رفتار مشتریان برخوردار است و این فرضیه رد نمی‌شود.

همچنین فرضیه دوم تحقیق مبنی بر این که تراکنش‌های مالی مشتریان بانکی بیشترین توضیح دهنده را در رتبه‌بندی ریسک اعتباری مشتریان دارد نیز با توجه به نتایج حاصل از

^۱ Receiver Operating Characteristic

^۲ TPR = true positive rate and FPR = false positive rate

تحقیق در دوره زمانی و مکانی تحقیق قابل تایید نمی‌باشد و نتایج نشان داد که درآمد مشتریان از اهمیت بالاتری برخوردار است.

به‌طور کلی نتایج مستقیم حاصل از اجرای تحقیق را می‌توان به‌صورت زیر خلاصه نمود: درخت تصمیم فازی میزان سهم نمونه‌ها در هر طبقه را، در هر برگ مشخص می‌نماید و در نهایت با این دانش هر مشتری می‌تواند به هر دو طبقه متقلب و نامتقلب (با درجات متفاوت) تعلق داشته باشد. که مشتری های متقلب جهت پرداخت وام مناسب نیستند و مشتری های نا متقلب جهت پرداخت وام از نظر ریسک اعتباری مطمئن تر هستند.

استفاده از داده کاوی و منطق فازی در قالب مدل درخت تصمیم فازی، نتایجی به مراتب بهتر از عملکرد کارشناسان اعتبارسنجی بانک مورد مطالعه را حاصل نمود که این نشان‌دهنده کارایی بالای مدل مورد استفاده تحقیق در مقایسه با کارشناسان اعتبارسنج بانک می‌باشد که براساس تجربه و به روش قضای به پیش‌بینی در خصوص نوع مشتریان می‌پردازند.

به‌طور خلاصه نتایج حاصل از تحقیق نشان داد که درآمد و تراکنش مالی مشتریان به ترتیب دارای بیشترین اهمیت را در تعیین ریسک اعتباری مشتریان دارد. همچنین نشان داد که درخت تصمیم فازی با استفاده از تکنیک بگینگ دقت بالاتری به نسبت به الگوهای شبکه عصبی و درخت تصمیم فازی به روش معمول دارد.

فهرست منابع

- تقوی فرد م. ت. (۱۳۹۶) دسته بندی مشتریان حقوقی و پیش بینی توانایی سوددهی آنان با استفاده از ارزش طول عمر مشتری و رویکرد زنجیره مارکوف (مورد مطالعه: مشتریان یک بانک خصوصی)، دوره ۱۵، شماره ۴۵، صفحه ۴۵-۷۴.
- رادپور م. ، رفیعی ا. ، رسولی‌زاده ع. ، لهراسبی ع. (۱۳۸۸) مدیریت ریسک بازار رویکرد ارزش در معرض خطر، تهران ناشر آتی نگر.
- عینی، آ. (۱۳۹۷) مدیریت بهینه ریسک اعتباری، اقتصاد و بانکداری اسلامی، شماره ۲۵، صفحه ۹۶-۶۷.
- مهرآرا، م.، مهران‌فر، م. (۱۳۹۲)، عملکرد بانکی و عوامل کلان اقتصادی در مدیریت ریسک، فصلنامه مدل‌سازی اقتصادی، دوره ۷، شماره ۲۱، صفحه ۳۷-۲۱.
- نادعلی جلوخانی، ا.، آقادی‌اورد، س. ر.، کرباسیان، م. (۱۳۹۷)، الگوی سنجش تأثیر ساختار شکست ریسک بر اهداف پروژه‌های عمرانی شهرداری اصفهان با رویکرد معادلات ساختاری، فصلنامه اقتصاد شهری، دوره ۳، شماره ۱، صفحه ۹۷-۱۱۶.

Abdulrahman, U. F. I., Panford, J. K., & Hayfron-acquah, J. B. (2014). Fuzzy logic approach to credit scoring for micro finance in ghana: a case study

- of KWIQPLUS money lending. *International Journal of Computer Applications*, 94(8).
- De Wilde, P. (1997). The magnitude of the diagonal elements in neural networks. *Neural Networks*, 10(3), 499-504.
- Eslami, A. S., Rijks, D., Fernandes, J., & Aarninkhof, S. (2014). Design and Construction Projects, Challenges and Opportunities in Management of Mega-Scale Dredging Projects, 11th International Conference on Coasts, Ports and Marine Structures (Icopmas) Ports & Maritime Organization.
- Fausett, L. (1994). *Fundamentals of neural networks: architectures, algorithms, and applications*. Prentice-Hall, Inc..
- Heffernan, S. (2003). 14. The causes of bank failures. *Handbook of International Banking*, 366.
- Picton P. (2000). *Neural Networks*. 2nd ed. Palgrave, New York, NY.