

## بررسی و ارزیابی تکنیک های داده کاوی در رتبه بندی اعتباری مشتریان بانک ها

محمد رضا صفری

دانشجوی کارشناسی علوم اقتصاد دانشگاه کردستان  
safari.mohammadreza2017@gmail.com

زهرة صفری

دانشجوی ارشد فناوری اطلاعات گرایش شبکه های کامپیوتری موسسه آموزش عالی صائب اهر  
safari.z.602@gmail.com

### چکیده

بانک ها به عنوان بخش اصلی نظام مالی ، نقش مهمی را در تامین مالی بخش های مختلف اقتصادی بر عهده دارند. در راستای ایفای این نقش ، بانک ها با ریسک های متفاوتی روبرو هستند که یکی از عمده ترین آنها ریسک اعتباری است. ارزیابی ریسک اعتباری، یکی از مسائل مهم و پرچالش در زمینه تحلیل های مالی به شمار می آید. زیرا از این طریق می توان از وارد آمدن خسارات کلان که پیامد تصمیمات نادرست واگذاری اعتباروام به متقاضیان است، تا اندازه زیادی اجتناب کرد. علیرغم ابداعات و نوآوری های موجود در نظام بانکی هنوز هم ریسک اعتباری به عنوان دلیل عمده عدم موفقیت بانک ها محسوب میشود. یکی از مهمترین روشهای مدیریت ریسک اعتباری استفاده از سیستم های طبقه بندی برای کنترل ریسک انواع وام ها است. یکی از روش های اعتبارسنجی مشتریان استفاده از الگوریتم های داده کاوی است. در این مقاله از الگوریتم های پر کاربرد داده کاوی نظیر ماشین های بردار پشتیبان ، درختان تصمیم، شبکه های عصبی ، شبکه های بیزین، رگرسیون لجستیک و K- نزدیکترین همسایه ، برای اعتبارسنجی مشتریان بانک استفاده شده است. این الگوریتم ها بر روی داده های 4117 مشتری اعمال گردید و نتایج بدست آمده از این تحقیق نشان داد که مدل ایجاد شده توسط الگوریتم SVM نسبت به دیگر مدل های ایجاد شده ضریب اطمینان بالاتری (۷۵،۱۳٪) بوده است. همچنین مدل ایجاد شده توسط الگوریتم C&R Tree نیز بعد از مدل SVM دارای ضریب اطمینان بالاتری (۷۴،۸۲٪) در مقایسه با مدل های ایجاد شده توسط دیگر الگوریتم های استفاده شده در این مقاله است.

**واژگان کلیدی:** ریسک اعتباری، داده کاوی، رتبه بندی مشتریان، ارزیابی مدل



## Review and evaluation of data mining techniques in the credit rating of the bank's customer

Mohammad Reza Safari

Zohre Safari

### Abstract

Bank as the main part of the financial system, an important role in financing various economic sectors are responsible. In order to play this role, banks are faced with different risk Credit risk is one of the major ones. Credit risk assessment, one of the most important and challenging issues in the field of financial analysis is considered. Because of the massive damage that could be the result of poor decisions Credit loan transfer to the applicants, to a large extent be avoided. Despite innovations in the banking system still credit risk as the main reason is the failure of banks. One of the most important credit risk management methods of classification systems for controlling the risk of the loans one way to authenticate customer using data mining algorithms. In this paper, the most commonly used data mining algorithms such as support vector machines, decision trees, neural networks, Bayesian networks, logistic regression and K-nearest neighbor, bank customers used to validate the algorithm is applied on customer data, 4117 . the results of this study showed that the model created by the algorithm SVM than other models created highest confidence level (% 75.13). also the model created by the algorithm C & R Tree after model SVM has a highest confidence level (74.82%) compared to models created by other algorithms used In this article

**Key words:** credit risk, data mining, customer ratings, evaluation model

## مقدمه

فرایند جهانی شدن و به تبع آن تشدید رقابت موسسات مالی و اقتصادی در بازارهای محلی و جهانی، روز به روز ضرورت تقویت و اصلاحات سیستمی را در بنگاه‌های مالی و سرمایه‌ای در سرتاسر دنیا افزایش می‌دهد. بانک‌ها نیز از این امر مستثنا نیستند (فرد حریری، ۱۳۸۷). ارزیابی ریسک اعتباری<sup>۱</sup>، یکی از مسائل مهم و پرچالش در زمینه تحلیل‌های مالی به شمار می‌آید. زیرا از این طریق می‌توان از وارد آمدن خسارات کلان که پیامد تصمیمات نادرست واگذاری اعتبار و اعتباری است، تا اندازه زیادی اجتناب کرد (Yu et al, 2008). علیرغم ابداعات و نوآوری‌های موجود در نظام بانکی هنوز هم ریسک اعتباری به عنوان دلیل عمده عدم موفقیت بانک‌ها محسوب می‌شود که بنا به گفته کارشناسان علت آن این است که معمولاً 80 درصد ترانزاکشن یک بانک تسهیلات اعطایی به مشتریان است (Greuning et al, 2009). با مدیریت این ریسک، بانک قادر خواهد بود تا تعهدات خود را انجام دهد و برای سهامداران ارزش ایجاد کند. یکی از ابزارهای مدیریت ریسک اعتباری، سیستم رتبه‌بندی و امتیازدهی اعتباری می‌باشد که یک سیستم تحلیلی مبتنی بر آمار است و به منظور تعیین درجه ریسک متقاضیان تسهیلات اعتباری به کار می‌رود و به وام‌دهندگان در شناسایی مشتریان خوش حساب و بد حساب کمک می‌کند و از این طریق می‌توان ریسک اعتباری را مدیریت کرد.

نظام امتیازدهی اعتباری، برای اولین بار در دهه 1950 تدوین شد. در واقع، ایده ایجاد تمایز بین گروه‌های موجود در یک جامعه بر اساس مشخصه‌های ذکر شده برای اعضای آن، از مقاله فیشر<sup>۲</sup> ۱۹۳۶ نشأت می‌گیرد. دانهام<sup>۳</sup> در سال 1938 اولین کسی بود که سیستمی را برای ارزیابی متقاضیان تسهیلات ارائه کرد. دوراند<sup>۴</sup> در سال 1941 به شناسایی عوامل مهم از دید وام‌دهندگان پرداخت. او اولین کسی بود که دیدگاه آماری را مد نظر قرار داد و از مدل تحلیل تمایزی که بر نتایج فیشر متمرکز بود استفاده کرد. بدین وسیله عملاً وی انگیزه توسعه چارچوب تئوریک که بدان وسیله بتوان اهمیت هر معیار مشخص را تعیین کرد به وجود آورد. بنابراین میتوان دوراند را پایه‌گذار سیستم اعتباردهی امروزی دانست. حجم زیاد تقاضای اعتباری، منجر به استفاده از مدل‌های اعتبارسنجی در مؤسسات مالی شد (Eskandari, 2006). مدل‌های مختلفی برای رتبه‌بندی و امتیازدهی اعتباری ارائه شده است که مدل‌هایی همچون مدل‌های رگرسیون لجستیک، تحلیل ممیزی، شبکه‌های عصبی و غیره نمونه‌هایی از این روشها هستند (Singh et al, 2013). به دلیل اهمیت اعتبارسنجی مشتریان بانک‌ها و مؤسسات اعتباری پژوهش‌های گسترده‌ای در این زمینه صورت گرفته است که برخی از این تحقیقات انجام شده در جداول (۱ و ۲) قابل مشاهده است.

جدول (۱) روش‌های امتیازدهی اعتباری مورد استفاده در پژوهش‌های انجام یافته در خارج از کشور

ردیف	مدل امتیازدهی اعتباری	پژوهشگر، تاریخ
۱	رگرسیون لجستیک	(Abdou et al, 2008)
۲	طبقه‌بندی ورگرسیون	(Zekic et al 2004)
۳	K- نزدیکترین همسایه	(Bellotti and Crook, 2009)
۴	شبکه عصبی مصنوعی	(Chuang and Lin 2009)
۵	ترکیب تحلیل ممیزی و شبکه‌های عصبی	(Lee et al., 2002)
۶	ترکیب رگرسیون لجستیک و شبکه‌های عصبی	(Mileris, 2011); (Lin, 2009)
۷	درخت تصمیم	(Yanping et al., 2012); (Lee et al., 2006)
۸	ترکیب درخت تصمیم و شبکه عصبی	(Kabari and Nwachukwu, 2013)
۹	الگوریتم ژنتیک	(Dehuri et al 2008)
۱۰	ماشین بردار پشتیبان	(Huang et al 2007)
۱۱	روش‌های ترکیبی ماشین بردار پشتیبان	(Yu et al., 2008)

<sup>1</sup> Credit Risk

<sup>2</sup> Fisher

<sup>3</sup> Dunham

<sup>4</sup> Durand



(Min and Lee, 2008); (Emel et al, 2003)	تحلیل پوششی داده‌ها	۱۲
---	---------------------	----

جدول (۲) روشهای امتیازدهی اعتباری مورد استفاده در پژوهشهای انجام یافته در داخل کشور

ردیف	مدل امتیاز دهی اعتباری	پژوهشگر، تاریخ
۱	رگرسیون لجستیک	( میرزایی و همکاران، ۱۳۹۰)؛ (تهرانی و فلاح شمس، ۱۳۸۴)
۲	شبکه‌های عصبی	( قدسی پور و همکاران، ۱۳۹۱)
۳	تحلیل پوششی داده‌ها	( صفری و همکاران، ۱۳۸۹)
۴	تحلیل ممیزی	(کرمی، ۱۳۸۹)؛ (شریعت پناهی و هاشمی، ۱۳۸۸)
۵	ماشین بردار	(راعی و فلاح پور، ۱۳۸۷)

تکنیک‌های داده‌کاوی<sup>۵</sup> همچون طبقه‌بندی می‌توانند با ارائه یک الگو یا مدل به کشف دانش پنهان در حجم زیادی از داده‌های تراکنش‌های اعتباری مشتریان بانک‌ها کمک کنند. در این پژوهش با توجه به ضرورت رتبه‌بندی مشتریان بانک‌ها و موسسات مالی و اعتباری سعی بر آن است که با استفاده از الگوریتم‌های پر کاربرد داده‌کاوی<sup>۶</sup> مشتریان مورد مطالعه را اعتبارسنجی نموده و مهم‌ترین و موثرترین ویژگی‌ها را در تعیین خوش حساب و بد حساب بودن مشتریان شناسایی نماییم. سپس مدل‌های ایجاد شده توسط الگوریتم‌های مختلف داده‌کاوی مورد ارزیابی قرار گرفته و مدل یا مدلی‌هایی که دارای بالاترین ضریب اطمینان می‌باشند به عنوان بهترین مدل‌ها برای رتبه‌بندی مشتریان بانک‌ها و موسسات مالی و اعتباری انتخاب و ارائه شود.

### ریسک‌های مقابل صنعت بانکداری

در واقع، بانک‌ها با ریسک‌های متعددی روبرو می‌باشند که بر سودآوری آنها در طول فعالیت تجاری شان اثر می‌گذارد. مدیریت این ریسک‌ها همیشه یکی از بخش‌های عمده و اصلی مدیریت بانکی را تشکیل می‌دهد. بنابراین بانک‌ها را اینگونه نیز می‌توان تعریف نمود: مؤسسه‌ای با ویژگی متعادل نمودن سود و زیان فرصت‌های مختلف با هدف به حداکثر رساندن سود دهی. بانک‌ها با آرایه قراردادهای مالی با ویژگی‌های مناسب و مطلوب سود و بازپرداخت به سپرده‌گذاران، در واقع مشوق پس‌انداز کردن پول در بانک‌ها می‌گردند، بانک‌ها از طریق معین نمودن میزان تقاضای اعتبار، سرمایه را به سمت کاربردهای سود بخش و تولیدی اجتماعی سوق می‌دهند. محققان منابع اصلی ریسک‌های بانکی را به انواع مختلف تقسیم‌بندی کرده‌اند. پایل<sup>۷</sup> این منابع را به ۴ دسته تقسیم نمود:

۱- ریسک اعتباری      ۲- ریسک بازاری      ۳- ریسک اعتباری      ۴- ریسک اجرایی یا عملکردی

ریسک اعتباری، تغییر در ارزش سرمایه به دلیل تغییرات در توانایی شرکاء برای انجام تعهدات قرار داد هایشان است. این تعریف بر تئوری مدل ارزش سرمایه که توسط مرتون<sup>۸</sup> ارائه شده، اثر می‌گذارد. ریسک بازاری، تغییر در ارزش سرمایه به دلیل تغییر در فاکتورهای زیربنایی و اصلی اقتصاد نظیر نرخ سود، نرخ ارز، قیمت محصولات و سهام است. ریسک کاربردی ناشی از هزینه‌هایی است که بانک به خاطر اشتباه در انجام معاملاتی مثل شکست در پرداخت و تسویه، متحمل می‌شود. ریسک اجرایی، زیان‌های ناشی از عدم نظارت صحیح بر کارمندان و یا زیان‌های حاصل از عدم استفاده از روش‌های مناسب را در بر می‌گیرد. (عریانی و عیسی زاده، ۱۳۸۴)

<sup>6</sup> Data Mining

<sup>7</sup> Pyle

<sup>8</sup> Merton

## ریسک اعتباری

ریسک اعتباری از آن جهت در نهاد های پولی و اعتباری حائز اهمیت است که منابع بکار گرفته شده برای تسهیلات در رخصت بدهی نهاد پولی (بانک) به سهامداران آن نهاد می باشد. که در صورت عدم جریان هم توان اعتبار دهی قدرت برگشت سرمایه، سهامداران را تضعیف می کند. از مهمترین رویکرد جهت کاهش خسارت های ریسک اعتباری، شناسایی سنجش درجه و طبقه بندی اعتباری مشتریان می باشد که اصطلاحاً به آن اعتبارسنجی گویند. بر آن اساس هر کدام از متقاضیان تسهیلات دارای یک درجه اعتبار می باشد که آن نوعی برآورد از عملکرد و باز پرداخت تسهیلات درخواستی متقاضی می باشد (دهمرد و همکاران، ۱۳۹۱). به طور کلی فنون اندازه گیری ریسک اعتباری را می توان به دو گروه عمده تقسیم بندی نمود: (عرب مازار و روپین تن، ۱۳۸۵)

## ۱ - الگوهای امتیاز دهی اعتباری غیر پارامتری

- برنامه ریزی ریاضی
- درخت طبقه بندی
- الگوی نزدیکترین همسایه
- فرآیند تحلیل سلسله مراتبی
- سیستم خبره
- شبکه های عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک

## ۲ - الگوهای امتیاز دهی اعتباری پارامتری

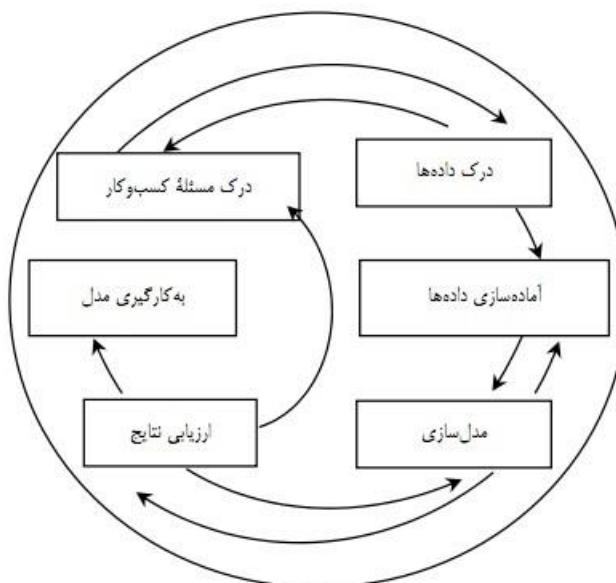
- مدل احتمال خطی
- مدل تحلیل ممیزی
- مدل لوجیت
- مدل پروبیت

موسسات اعتباری و بانکها می بایست با توجه به پیچیدگی فعالیت ها و محیط اقتصادی پیرامونشان مدل های مناسب جهت ارزیابی امتیاز دهی مشتریان را انتخاب نمایند.

## داده کاوی

داده کاوی فرآیند به خدمت گرفتن یک روش شناسی رایانه ای است که با استفاده از تکنیک ها و الگوریتم های مختلف در جستجوی دانش نهفته در داده هاست. این فرآیند مشارکتی میان انسان و رایانه در نهایت به دنبال کشف الگوها و قواعد معنادار در میان داده می باشد. داده کاوی، پایگاه های داده ای بزرگ را به عنوان منبع دانش در نظر می گیرد. با توجه به این امر که داده کاوی فرآیند اکتشاف مدل های گوناگون، خلاصه ها و ارزش های نشات گرفته از مجموعه خاصی از داده هاست، برای پیاده سازی چنین فرآیندی باید از روش نظام یافته استفاده کرد. در این راستا متدولوژی « فرآیند استاندارد میان صنعتی داده کاوی»<sup>۹</sup> با تجزیه و تحلیل نمایندگی های دایملر کرایسلر ایجاد شد. (رادفرد و همکاران، ۱۳۹۳) این روش، یک مدل فرآیندی برای داده کاوی ارائه می دهد که مروری بر چرخه ی عمر هر پروژه داده کاوی است، با توجه به روش داده کاوی CRISP یک پروژه چرخه عمری متشکل از ۶ گام دارد. این گام ها به صورت مستمر و تکراری در تمام فرآیند داده کاوی به کار گرفته می شوند) (Chapman et al, 2000) شکل (۱)

<sup>۹</sup> Cross Industry Standard Process for Data Mining



شکل (۱) متدولوژی CRISP

دنبال کردن چنین متدولوژی است که به داده کاوی توان عمیق تر نگاه کردن به مساله را می دهد. در ادامه مقاله سعی بر آن است که این متدولوژی به کار گرفته شود.

#### کاربردهای داده کاوی

- داده کاوی در بسیاری از شاخه ها همچون بازاریابی، امور مالی، بانکداری، تولید، پزشکی، مدیریت ارتباط با مشتری، ردیابی، پنی خرابی ها و آموزش های سازمانی کاربرد دارد. برخی از کاربردهای داده کاوی به طور خلاصه به شرح زیر است:
  - کاربرد های معمول تجاری: از قبیل تحلیل و مدیریت بازار، تحلیل سبد بازار، بازاریابی هدف، فهم رفتار مشتری، تحلیل و مدیریت ریسک
  - مدیریت و کشف فریب: کشف فریب تلفنی، کشف فریب های بیمه ای و اتومبیل، کشف حقه های کارت اعتباری، کشف تراکنش های مشکوک مالی (پول شویی)
  - متن کاوی: پالایش متن (نامه های الکترونیکی، گروه های خبری، جستجوی مقالات و موضوعات خاص وغیره)
  - پزشکی: کشف ارتباط علامت و بیماری، تحلیل آرایه های DNA، و تصاویر پزشکی
  - ورزش: آمارهای ورزشی
  - وب کاوی: پیشنهاد صفحات مرتبط، بهبود ماشین های جستجوگر یا شخصی سازی حرکت در وب سایت
- جدول (۳) بیانگر میزان نفوذ کاربرد داده کاوی در صنایع مختلف است که آمار موجود نشانگر استفاده از داده کاوی به عنوان یکی از ابزار در مدیریت ارتباط با مشتری و بانکداری می باشد. (جماعت و عسگری، ۱۳۸۹)



جدول (۳) میزان نفوذ کاربرد داده کاوی در صنایع مختلف

مدیریت ارتباط با مشتری	٪۲۶،۱
بانک داری	٪۲۳،۹
بازاریابی مستقیم	٪۲۰،۳
شناسایی جرم	٪۱۸،۸
وب کاوی	٪۱۰،۱
خرده فروشی	٪۱۰،۱
بیمه	٪۸،۷
مالی ولیزینگ	٪۷،۲
تجارت الکترونیک	٪۵،۸
امنیت و ضد تروریسم	٪۶،۳
سرمایه گذاری و بورس	٪۲،۹

### روند پیش برد تحقیق

#### تعریف مسئله

با توجه به اهمیت موضوع ریسک اعتباری در بانک‌ها در این پژوهش سعی بر آن است تا با استفاده از علم داده کاوی، اطلاعات مشتریان بانک مورد مطالعه را به دو گروه مشتریان خوش حساب و بد حساب دسته بندی کنیم. در این پژوهش الگوریتم‌های پر کاربرد داده کاوی نظیر درختان تصمیم، شبکه‌های عصبی، ماشین بردار، شبکه‌های بی‌زین، لجستیک و... هر کدام به طور مجزا بر روی داده‌های مورد مطالعه اعمال می‌گردد و مدلی‌هایی ایجاد خواهد شد و سپس برای اعتبارسنجی مدل ایجاد شده از داده‌های آزمون استفاده می‌گردد. در پایان مدل‌های ایجاد شده با الگوریتم‌های گفته شده با هم مقایسه و مدل‌هایی که دارای ضریب اطمینان بالا تر هستند انتخاب و مورد بررسی ارزیابی قرار می‌گیرند.

#### شناخت داده‌ها

کارایی داده کاوی مستقیماً ارتباط با داده‌های مورد استفاده دارد. هر اندازه داده‌ها دقیق تر و جامع تر و باکیفیت بهتری باشند خروجی داده کاوی کارتر خواهد بود. بنابراین انتخاب و جمع آوری داده‌های درست، توصیف آنها، یکپارچه سازی قالب آنها به منظور استفاده در داده کاوی اهمیت بسیار بالایی برخوردار می‌باشد. در این مقاله از مجموعه داده‌های اعتباری (UCI) <http://paginas.fe.up.pt/~ec> استفاده شده است.

#### آماده سازی داده‌ها

آماده سازی داده‌ها، حدود ۶۰ تا ۹۰ درصد زمان مورد نیاز کاوش را صرف کرده و ۷۵ تا ۹۰ درصد موفقیت پروژه‌های داده کاوی به آن مربوط می‌شود (قنبری و همکاران، ۱۳۹۳). عدم آماده سازی داده یا آماده سازی ضعیف پروژه سبب شکست کامل پروژه می‌شود. دو وظیفه اساسی برای آماده سازی داده‌ها وجود دارد:

۱. سازمان دهی داده‌ها به شکل استاندارد به طوری که برای پردازش با داده کاوی و دیگر ابزارهای با مبنای رایانه ای آماده باشند.

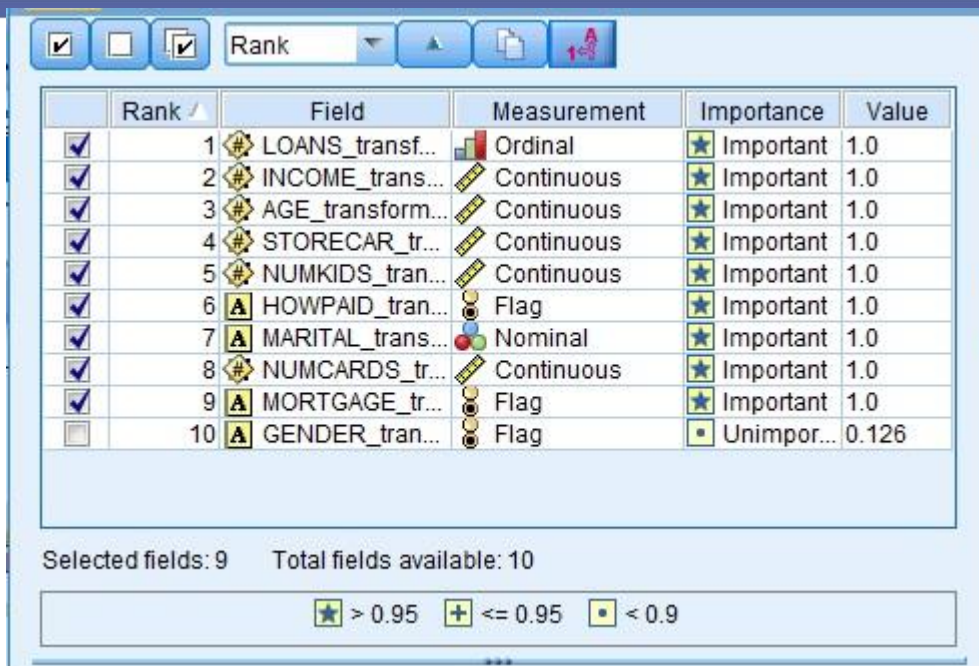
۲. مجموعه داده‌ها طوری آماده شوند که به بهترین عملکرد روش‌های داده کاوی منتهی شوند (مشکانی و ناظمی، ۱۳۸۸). داده‌های انتخاب شده در این تحقیق اطلاعات مربوط ۴۱۱۷ نفر از مشتریان مورد مطالعه می‌باشد. داده‌های مورد مطالعه که به صورت یک فایل اکسل بوده است، به نرم افزار داده کاوی به کار رفته در این پروژه یعنی IBM SPSS Modeler 18 منتقل گردید. این فایل دارای ۱۲ ویژگی از ویژگی‌های مشتریان بانک مورد نظر بوده که این ویژگی‌ها در جدول (۴) دیده می‌شوند.

جدول (۴) ویژگی های مورد انتخاب

نام ویژگی	نام ویژگی به لاتین
شماره	ID
سن	AGE
جنسیت	GENDER
متاهل/مجرد بودن	MARITAL
میزان در آمد	INCOME
تعداد فرزندان	NUMKIDS
تعداد کارت های اعتباری	NUMCARDS
نوع پرداخت اقساط	HOWPAID
وام مسکن	MORTGAGE
تعداد ماشین	STORECAR
تعداد وام های دیگر	LOANS
ریسک پرداخت اقساط	RISK

با توجه به ماهیت تحقیق که رتبه بندی می باشد تصمیم گرفته شد تا بر روی ویژگی ریسک (خوش حساب یا بد حساب بودن مشتری) تمرکز کنیم. در ادامه تحقیق با استفاده از ابزار های پیش پردازش داده این نرم افزار ، کارهای فیلتر کردن ، حذف ویژگی های اضافی و در صورت نیاز تبدیل و ویژگی اسمی به عددی، تعداد ۹ ویژگی مهم و موثر بر روی فیلد هدف (ریسک) توسط گره Feature Selection شناسایی و برای ادامه کاوش انتخاب شدند. در شکل (۲) فیلدهای موثر و غیر موثر نمایش داده شده است. که فیلد GENDER, ID به دلیل موثر نبودن در فیلد هدف حذف شدند.





Rank	Field	Measurement	Importance	Value
1	LOANS_transf...	Ordinal	Important	1.0
2	INCOME_trans...	Continuous	Important	1.0
3	AGE_transform...	Continuous	Important	1.0
4	STORECAR_tr...	Continuous	Important	1.0
5	NUMKIDS_tran...	Continuous	Important	1.0
6	HOWPAID_tran...	Flag	Important	1.0
7	MARITAL_trans...	Nominal	Important	1.0
8	NUMCARDS_tr...	Continuous	Important	1.0
9	MORTGAGE_tr...	Flag	Important	1.0
10	GENDER_tran...	Flag	Unimpor...	0.126

Selected fields: 9 Total fields available: 10

> 0.95    <= 0.95    < 0.9

شکل (۲) انتخاب مهمترین ویژگی‌ها

در این مرحله قبل از انجام مدل سازی، داده‌ها را با استفاده از گره Partition به دو دسته آزمایش و آزمون تقسیم نمودیم. در این تحقیق (۳۱۴۸) ۷۷٪ برای آزمایش مدل استفاده شده است و (۹۶۹) ۲۳٪ برای تست و آزمون مدل در نظر گرفته شد.

#### مدل سازی

پس از انجام مراحل قبلی، حال می‌توان به مدل سازی پرداخت. در این مرحله باید یکی از تکنیک‌های داده‌کاوی را با متناسب با صورت مسئله اعمال کرد. به طور خلاصه می‌توان گفت که ماموریت اصلی کاوش داده‌ها به عهده این گام است. انتخاب تکنیک و الگوریتم مناسب بسیار تعیین‌کننده است. پس از انتخاب مدل و تعیین پارامترها، بخش‌های کوچکی از پروژه تعریف شده و پس از اجرا شدن، در هر مرحله تست می‌شوند تا کیفیت مدل ایجاد شده تضمین شود. در این مرحله اگر مدل مورد نظر دقت لازم را نداشت کیفیت مطلوب را حاصل نکرد، باید به مرحله قبل برگشت و به تغییر پارامترهای مدل بپردازیم و مجدداً مدل را تست کنیم. در این مقاله الگوریتم‌های مختلف داده‌کاوی بر روی داده‌های مشتریان اعمال گردید که این الگوریتم عبارتند از: درخت تصمیم<sup>۱۰</sup>، ماشین بردار پشتیبان<sup>۱۱</sup>، روش دسته‌بندی بیزی<sup>۱۲</sup>، شبکه‌های عصبی<sup>۱۳</sup>، لجستیک<sup>۱۴</sup>، K-Nearest Neighbor Algorithm<sup>۱۵</sup> - نزدیکترین همسایه<sup>۱۵</sup>

#### الگوریتم درخت تصمیم

درخت تصمیم یکی از روش‌های ناپارامتری رده‌بندی کردن است که با توجه به نوع متغیر وابسته به دو دسته رده‌بندی درختی<sup>۱۶</sup> برای متغیر رسته‌ای و رگرسیون درختی<sup>۱۷</sup> برای متغیر پیوسته تقسیم می‌شود. رده‌بندی درختی در راستای روش

<sup>10</sup> Decision tree algorithm

<sup>11</sup> Support vector machine

<sup>12</sup> Bayesian classifier

<sup>13</sup> Neural network algorithm

<sup>14</sup> Logistic regression algorithm

<sup>15</sup> K-Nearest Neighbor Algorithm

<sup>16</sup> Classification Tree

<sup>17</sup> Regression Tree

هایی نظیر تحلیل ممیزی و رگرسیون لجستیک است. در این روش مجموعه‌ای از شرط‌های منطقی به صورت یک الگوریتم با ساختار درختی برای رده‌بندی یا پیش‌بینی یک پیامد به کار می‌رود. (Lee, 2006) با توجه به این که شاخص‌های متنوع و روش‌های گوناگونی برای تعیین درخت تصمیم معرفی شده است، الگوریتم‌های متنوع و گوناگونی نیز ارائه شده است که مهم‌ترین و شناخته شده‌ترین الگوریتم‌ها به ترتیب عبارتند از: CHAID, CART, ID3, C4.5, QUEST, CRUISE: در این تحقیق از انواع الگوریتم‌های درخت تصمیم برای اعتبارسنجی مشتریان بانک استفاده شده است که هر کدام از این الگوریتم نتایج‌ای متفاوت را ارائه داده‌اند. این نتایج و الگوریتم‌ها در جداول (۱۱-۵) نشان داده شده است.

جدول (۵) الگوریتم C5.0

'Partition'	1_Training		2_Testing	
Correct	۲۳۶۹	۷۵,۲۵%	۷۲۲	۷۴,۵۱%
Wrong	۷۷۹	۲۴,۷۵%	۲۴۷	۲۵,۴۹%
Total	۳۱۴۸		۹۶۹	

جدول (۶) الگوریتم Descrimiant

'Partition'	1_Training		2_Testing	
Correct	2235	۷۱%	۶۸۴	۷۰,۵۹%
Wrong	913	۲۹%	۲۸۵	۲۹,۴۱%
Total	۳۱۴۸		۹۶۹	

جدول (۷) الگوریتم CHAID

'Partition'	1_Training		2_Testing	
Correct	2382	۷۵,۶۷%	۷۱۵	۷۳,۷۹%
Wrong	766	۲۴,۳۳%	۲۵۴	۲۶,۲۱%
Total	۳۱۴۸		۹۶۹	

جدول (۸) الگوریتم Random -tree

'Partition'	1_Training		2_Testing	
Correct	2116	۶۷,۲۲%	۶۴۶	۶۶,۶۷%
Wrong	1032	۳۲,۷۸%	۳۲۳	۳۳,۳۳%
Total	۳۱۴۸		۹۶۹	

جدول (۹) الگوریتم C&amp;R Tree

'Partition'	1_Training		2_Testing	
Correct	2383	۷۵,۷%	۷۲۵	۷۴,۸۲%
Wrong	765	۲۴,۳%	۲۴۴	۲۵,۱۸%
Total	۳۱۴۸		۹۶۹	

جدول (۱۰) الگوریتم Tree-AS

'Partition'	1_Training		2_Testing	
Correct	2372	۷۵/۳۵%	۷۲۲	۷۴/۵۱%
Wrong	776	۲۴/۶۵%	۲۴۷	۲۵/۴۹%
Total	۳۱۴۸		۹۶۹	

جدول (۱۱) الگوریتم QUEST

'Partition'	1_Training		2_Testing	
Correct	2313	۷۳/۴۸%	703	۷۲/۵۵%
Wrong	835	۲۶/۵۲%	266	۲۷/۴۵%
Total	۳۱۴۸		۹۶۹	

## ماشین بردار پشتیبان

در کاربردهای امروزی یادگیری ماشین، ماشین بردار پشتیبان به عنوان یکی از قدیمی ترین و دقیق ترین متدها در میان الگوریتم های معروف شناخته می شود. همچنین ماشین بردار پشتیبان یکی از روش های یادگیری با ناظر ست که از آن برای طبقه بندی و رگرسیون استفاده می کنند. مبنای کاری دسته بندی کننده این مدل، دسته بندی خطی داده بوده و در تقسیم خطی داده ها سعی بر آن است خطی انتخاب شود که حاشیه اطمینان بیشتری را داشته باشد. البته ماشین بردار پشتیبان در دسته بندی غیرخطی هم کاربرد دارد. به طور کلی این الگوریتم از یک نگاشت غیرخطی برای تبدیل داده های اصلی به ابعاد بالاتر استفاده می کند. (Fazli and momeni, 2013)

جدول (۱۲) الگوریتم LSVM

'Partition'	1_Training		2_Testing	
Correct	۲۳۲۶	۷۳/۸۹%	۷۱۲	۷۳/۴۸%
Wrong	۸۲۲	۲۶/۱۱%	۲۸۷	۲۶/۵۲%
Total	۳۱۴۸		۹۶۹	

جدول (۱۳) الگوریتم SVM

'Partition'	1_Training		2_Testing	
Correct	2383	۷۵/۷%	۷۲۸	۷۵/۱۳%
Wrong	765	۲۴/۳%	۲۴۱	۲۴/۸۷%
Total	۳۱۴۸		۹۶۹	

## الگوریتم شبکه عصبی

اساس روش شبکه عصبی بر پایه ساختار مغز انسان است. پس از آنکه ایده شبکه عصبی به ذهن خطور کرد مبانی ریاضی آن پایه ریزی می شود. بر مبنای کارکرد آماری، شبکه های عصبی در رگرسیون و سریهای زمانی برای مدل سازی و پیش بینی به کار می رود، و از آنجا که شبکه ای از اجزای به هم مرتبط است آن را شبکه عصبی نامیده اند. این اجزاء از مطالعات سیستم های عصبی زیستی الهام می گیرد. به عبارت دیگر، شبکه عصبی کوششی است تا با استفاده از اجزایی که شبیه سلول های عصبی زیستی رفتار می کنند ماشین هایی ایجاد گردد که مانند مغز انسان کار کند. شبکه عصبی دارای قابلیت های طبقه بندی الگوها، قابلیت



یادگیری و تعمیم بوده و بنابراین، از این ساختارها می توان برای پیش بینی شرایط آینده براساس تجارب گذشته استفاده کرد. شبکه عصبی یک پردازنده توزیع شده موازی بزرگی است که از واحدهای پردازشی ساخته شده و دارای یک تمایل طبیعی برای ذخیره دانش تجربی و ارائه پیشنهادات مناسب است. شبکه ها باید طوری طراحی شوند که بتوانند براساس مجموعه های ورودی؛ خروجی های مناسب و مدنظر را ایجاد کنند. برای آموزش شبکه های عصبی می توان از الگوریتم هایی چون یادگیری رو به جلو یا مدل پرسپترون چند لایه<sup>۱۸</sup> بهره جست. (Mahdavi et (Breuel and Shafait,2016)(Kayvanjoo et al 2014) (al,2013)

جدول (۱۴) الگوریتم Neural Net (MLP)

'Partition'	1_Training		2_Testing	
Correct	2372	۷۵,۳۵%	۷۲۲	۷۰,۱۸%
Wrong	776	۲۴,۶۵%	۲۴۷	۲۹,۸۲%
Total	۳۱۴۸		۹۶۹	

جدول (۱۵) الگوریتم Neural Net (RBF)

'Partition'	1_Training		2_Testing	
Correct	2322	۷۳,۷۶%	۷۰۴	۷۲,۶۵%
Wrong	826	۲۶,۲۴%	۲۶۵	۲۷,۳۵%
Total	۳۱۴۸		۹۶۹	

### رگرسیون لجستیک

رگرسیون لجستیک یکی از ابزارهای مهم داده کاوی است و اغلب در مواردی کاربرد می یابد که متغیر پاسخ دو بخشی (باینری) باشد (Oded and Rokach,2010) در این روش ضرورت دارد متغیر پاسخ عدد صحیح یا نسبی باشد.

جدول (۱۶) الگوریتم Logistic

'Partition'	1_Training		2_Testing	
Correct	2320	۷۳,۷%	۷۱۱	۷۳,۳۷%
Wrong	828	۲۶,۳%	۲۸۵	۲۶,۶۳%
Total	۳۱۴۸		۹۶۹	

جدول (۱۷) الگوریتم GLM

'Partition'	1_Training		2_Testing	
Correct	۲۳۲۷	۷۳,۹۲%	۷۱۱	۷۳,۳۷%
Wrong	۸۲۱	۲۶,۰۸%	۲۵۸	۲۶,۶۳%
Total	۳۱۴۸		۹۶۹	

<sup>18</sup> Multi-Perceptron-Layer(MPL)

جدول (۱۸) الگوریتم GLMM

'Partition'	1_Training		2_Testing	
Correct	1084	۵۸,۴۵%	۵۶۷	۵۸,۵۱%
Wrong	1303	۴۱,۵۵%	۴۰۲	۴۱,۴۹%
Total	۳۱۴۸		۹۶۹	

### شبکه های بیزین

یک روش بسیار مهم، روش بیز ساده است که بیز سطحی و بیز مستقل نیز نامیده می شود. ساخت این روش بسیار ساده است و نیازی به برنامه های تخمین پارامتر تکرار شونده پیچیده ندارد؛ یعنی می توان از آن برای مجموعه داده های بسیار وسیع استفاده کرد که در نهایت، این روش معمولاً فوق العاده عمل می کند. بیز ساده یکی از قدیمی ترین الگوریتم های دسته بندی رسمی است و هنوز حتی در ساده ترین شکل بسیار مؤثر است. از این مدل در دسته بندی متون و جداسازی اسپم ها به طور گسترده استفاده می شود. (salari and adib,2010)

جدول (۱۹) الگوریتم Bayes Net

'Partition'	1_Training		2_Testing	
Correct	2352	۷۴,۷۱%	۷۲۳	۷۴,۶۱%
Wrong	796	۲۵,۲۹%	۲۴۶	۲۵,۳۹%
Total	۳۱۴۸		۹۶۹	

### k نزدیکترین همسایگی

به طور کلی K-NN روشی برای طبقه بندی یک عنصر در یک مجموعه است که این کار را براساس نزدیکترین خصوصیات سایر اعضای موجود در مجموعه (نمونه های آموزش دیده) انجام میدهد. K-NN دارای یکی از ساده ترین الگوریتم های آموزش برای پیش بینی داده ها است. الگوریتم K-NN به گروه موسوم به الگوریتم های یادگیرنده تنبل<sup>۱۹</sup> تعلق دارد و داده ها را به گونه ای ذخیره می نماید که تا زمانی که دستوری برای برآورد جدید نباشد، فرایند آموزش روی این داده ها انجام نخواهد شد (Nemes et al,2008)

جدول (۲۰) الگوریتم K-NN

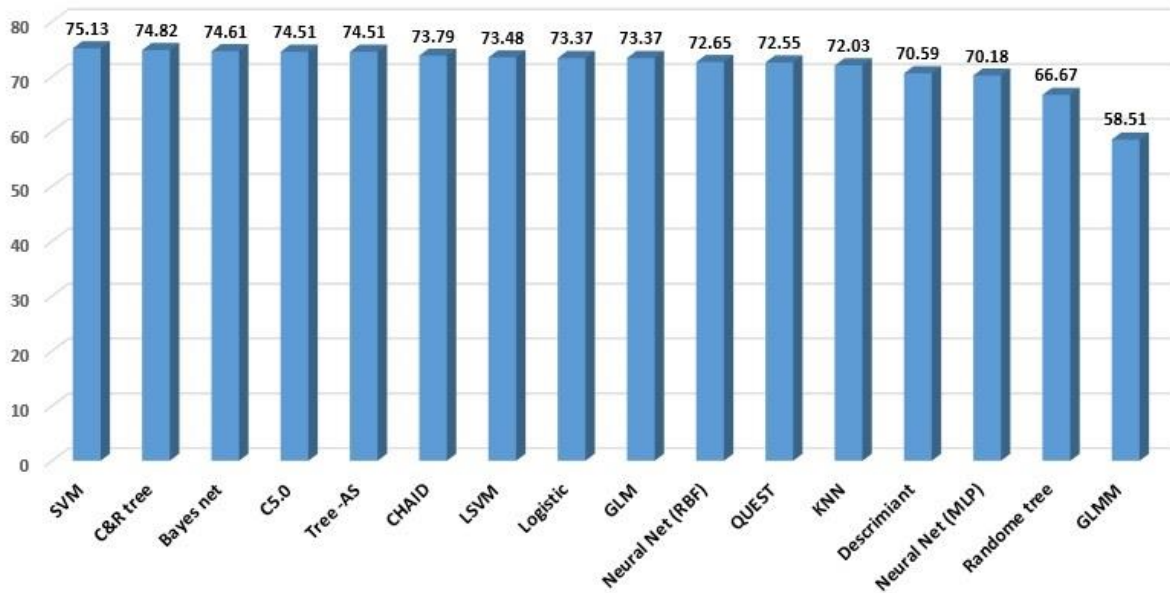
'Partition'	1_Training		2_Testing	
Correct	۲۴۸۰	۷۸,۷۸%	۶۹۸	۷۲,۰۳%
Wrong	۶۶۸	۲۱,۲۲%	۲۷۱	۲۷,۹۷%
Total	۳۱۴۸		۹۶۹	

### ارزیابی مدل

در این مرحله مدل ها ی ایجاد شده در مرحله قبل مقایسه و ارزیابی میشوند. معیارهای ارزیابی شامل دقت پیش بینی، سرعت و... می باشد. روشهای ارزیابی شامل ماتریس اغتشاش، منحنی ROC، تابع هزینه و غیره است که در این تحقیق از ماتریس اغتشاش استفاده شده است و نتایج به دست آمده از ارزیابی مدل ها در شکل (۳) به صورت نمودار

<sup>19</sup> lazy learning algorithms

قابل مشاهده است. هدف ارزیابی، انتخاب مدل مناسب و یا در صورت امکان، مدل بهینه در بین تعدادی از مدل هاست. پس از مدل سازی حال می بایست به ارزیابی نتایج حاصل از مدل پرداخت. ارزیابی نتایج باعث بهبود مدل شده و مدل را قابل استفاده می کند.



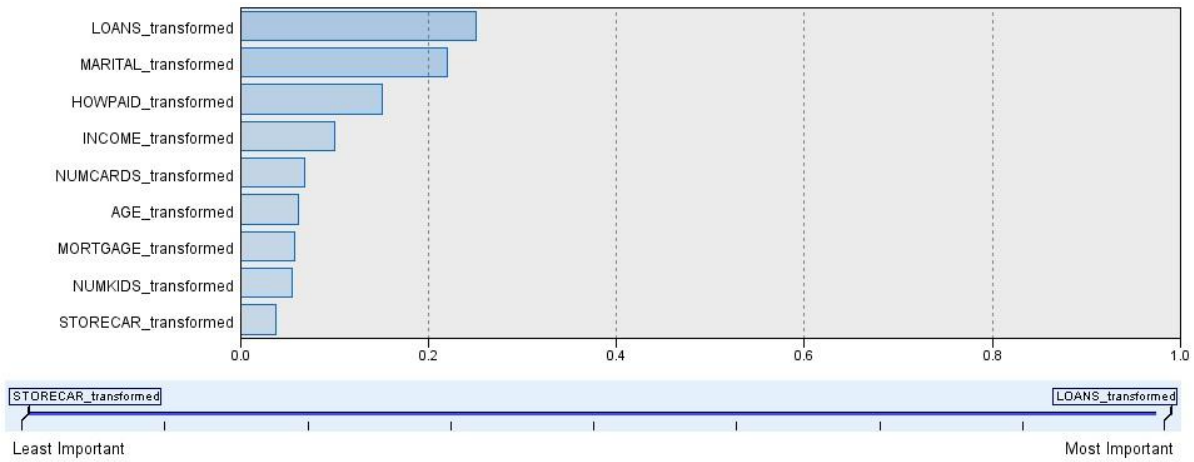
شکل (۳) نتیجه مقایسه بین الگوریتم های داده کاوی استفاده شده در رتبه بندی مشتریان بانک

همان طور که در شکل (۳) مشاهده می شود الگوریتم SVM از الگوریتم های ماشین بردار بالاترین ضریب اطمینان یعنی مقدار ۷۵٫۱۳٪ را دارا می باشد. و به عنوان بهترین مدل از نظر ضریب اطمینان، از میان الگوریتم های استفاده شده در این مقاله انتخاب می گردد. الگوریتم C&R Tree نیز از الگوریتم های درخت تصمیم بعد از الگوریتم SVM دارای بالاترین ضریب اطمینان ۷۴٫۸۲٪ می باشد. در شکل های (۷-۴) مهم ترین ویژگی های موثر در تولید هدف و هم چنین نمودار ارزیابی مدل های ایجاد شده توسط دو الگوریتم SVM, C&R Tree نمایش داده شده است. نتایج این دو مدل حاکی از آن است که ویژگی های، تعداد وام های دیگر مشتری، متاهل / مجرد بودن، نوع پرداخت اقساط وام و میزان درآمد مشتری به ترتیب تاثیر به سزایی بروی خوش حساب / بد حساب بودن مشتری در مقایسه با ویژگی های دیگر دارند.

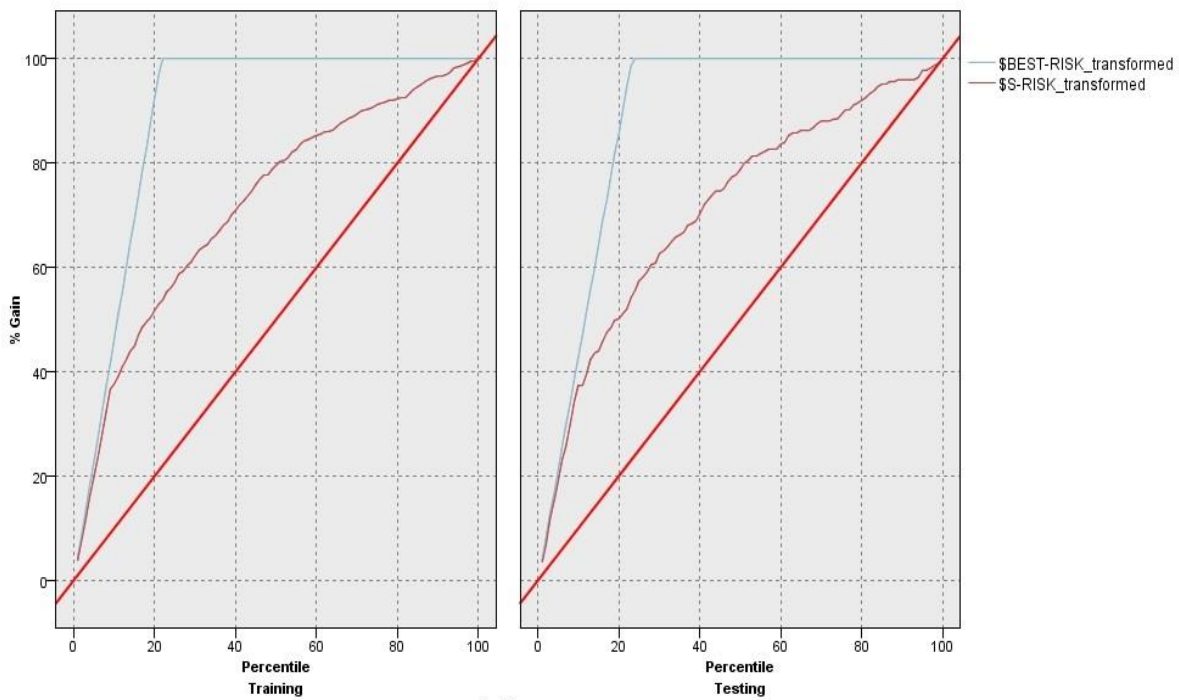


Predictor Importance

Target: RISK\_transformed



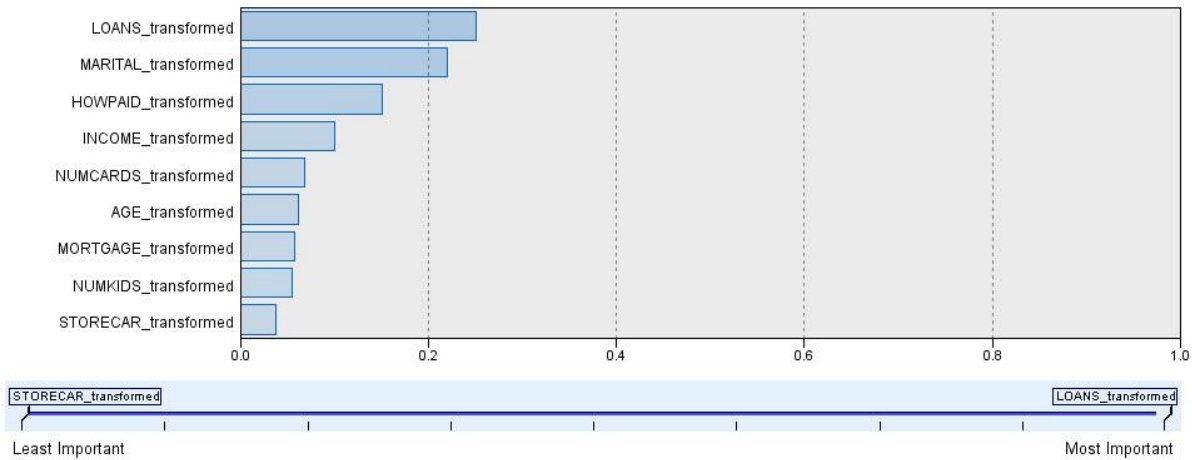
شکل (۴) مهم ترین ویژگی ها در ایجاد مدل C&R Tree



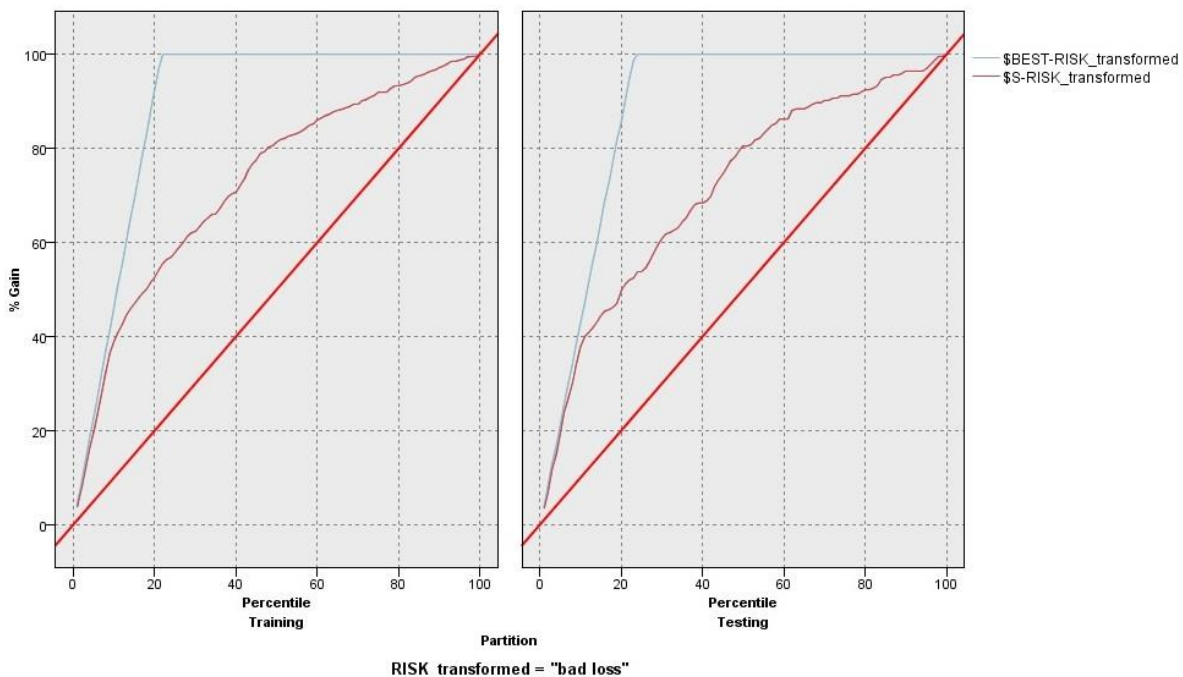
شکل (۵) نمودار ارزیابی مدل C&R Tree

Predictor Importance

Target: RISK\_transformed



شکل (۶) مهم ترین ویژگی ها در ایجاد مدل SVM



شکل (۷) نمودار ارزیابی مدل SVM

بحث و نتیجه گیری

در این تحقیق که هدف اصلی آن بررسی ارزیابی استفاده الگوریتم های داده کاوی در طبقه بندی مشتریان بانک بوده است، نتایج مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM) در مقایسه با مدل های درخت تصمیم، شبکه های عصبی، شبکه های بیزین و رگرسیون لجستیک و... بررسی شد. یافته های تحقیق حاکی از آنست که در طبقه بندی متقاضیان، مدل ماشین بردار پشتیبان نسبت به مدل های دیگر بطور معناداری از دقت کلی بیشتری برخوردار است. در مقاله حاضر ابتدا سعی شد با استفاده از ابزار های پیش پردازش داده و گره Feature Selection فیلد هایی که تاثیری در فیلد هدف نداشته اند حذف

شوند. سپس داده‌های مورد مطالعه به دو قسمت آزمایش و آزمون تقسیم گردید. در ادامه این تحقیق مدل‌هایی که توسط داده‌های آزمایش ایجاد شده بود توسط داده‌های آزمون مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج بدست آمده از این تحقیق نشان داد که مدل ایجاد شده توسط الگوریتم SVM نسبت به دیگر مدل‌های ایجاد شده ضریب اطمینان بالاتری بوده است. همچنین مدل ایجاد شده توسط الگوریتم C&R Tree نیز بعد از مدل SVM دارای ضریب اطمینان بالاتری در مقایسه با مدل‌های ایجاد شده توسط دیگر الگوریتم‌های استفاده شده در این مقاله است.

بنابراین می‌توان گفت که استفاده از الگوریتم‌های مختلف داده‌کاوی نظیر ماشین بردار پشتیبان و درختان تصمیم برای ایجاد مدل‌های اعتبارسنجی با ضریب اطمینان بالا باعث می‌شود تا کارشناسان اعتبارسنجی بتوانند با صرف زمان و هزینه کم و افزایش رضایت مشتری اعتبارسنجی به طبقه‌بندی مشتریان خود بپردازند. هم‌چنین می‌توان برای تحقیقات آینده از ترکیب این الگوریتم‌های استفاده‌شده و مدل‌هایی با سرعت و ضریب اطمینان بالاتر ایجاد نمود.

### منابع

- فردحریری، علیرضا، عبدلی، قهرمان، (۱۳۹۴). الگوسازی سنجش ریسک اعتباری مشتریان حقوقی بانک رفاه. فصلنامه نظریه‌های کاربردی/اقتصاد، سال دوم، شماره ۱، صفحات ۲۴-۱.
- عریانی، بهاره، عیسی، زاده، سعید، (۱۳۸۴). رتبه‌بندی ریسک اعتباری مشتریان حقوقی بانک‌ها به روش تحلیل فراگیرداده‌ها (مطالعه موردی بانک کشاورزی استان تهران)
- دهمرد، نظر، سیف‌الدین پور، سمیرا، اسفندیاری، مرضیه. (زمستان ۱۳۹۱). اعتبارسنجی مشتریان بانک با استفاده از رویکرد امتیازدهی اعتباری، مطالعه موردی شعب بانک سپه در زاهدان. پژوهش‌های مدیریت عمومی، ۱۳۵-۱۵۲.
- عرب‌مازار، عباس، و رویین‌تن، پونه (۱۳۸۵). عوامل مؤثر بر ریسک اعتباری؛ مطالعه موردی بانک کشاورزی. جستارهای اقتصادی، سال سوم، ۶، ص ۴۵-۸۰.
- رادفرد، رضا؛ نطافتی، نوید؛ یوسفی اصلی، سعید (۱۳۹۳). طبقه‌بندی مشتریان اینترنت بانک با کمک الگوریتم‌های داده‌کاوی؛ نشریه مدیریت فناوری اطلاعات، دانشگاه تهران، دوری ۶، شماره ۱، بهار ۱۳۹۳، ص ۹۰-۷۱
- جماعت‌علی، عسگری، فرید (۱۳۸۹). مدیریت ریسک اعتباری در سیستم بانکی با رویکرد داده‌کاوی، فصلنامه مطالعه کمی در مدیریت، ص ۱۱۵-۱۲۹.
- قنبری، صدیقه، پاشازاده، سعید، بیورانی، حسین (۱۳۹۳). ارزیابی عملکرد تکنیک‌های مختلف داده‌کاوی به منظور اعتبارسنجی مشتریان بانکی، نهمین سپوزیوم پیشرفت‌های علوم و تکنولوژی، مشهد.
- مشکانی، علی؛ ناظمی، عبدالرضا (۱۳۸۸). مقدمه‌ای بر داده‌کاوی، دانشگاه فردوسی مشهد، چاپ اول.
- میرزایی، حسین، نظریان، رافیک، باقری، رعنا (۱۳۹۰). بررسی عوامل مؤثر بر ریسک اعتباری اشخاص حقوقی بانکها. فصلنامه روند پژوهش‌های اقتصادی، شماره ۹.
- تهرانی، رضا. فلاح شمس، میرفیض. (۱۳۸۴). طراحی و تبیین مدل ریسک اعتباری در نظام بانکی کشور. مجله علوم اجتماعی و انسانی دانشگاه شیراز، ۶۰-۴۵-۴۳.
- قدسی پور، حسن. سالاری، میثم. دلاوری، وحید (۱۳۹۱). ارزیابی ریسک اعتباری شرکت‌های وام‌گیرنده از بانک با استفاده از تحلیل سلسله‌مراتبی فازی و شبکه عصبی ترکیبی درجه‌بلا، نشریه بین‌المللی مهندسی صنایع و مدیریت تولید، شماره ۱، جلد ۲۳.
- صفری، سعید. ابراهیمی شقاقی، مرضیه. شیخ، محمدجواد. (۱۳۸۹). مدیریت ریسک اعتباری مشتریان حقوقی در بانک‌های تجاری با رویکرد تحلیل پوششی داده‌ها (رتبه‌بندی اعتباری، پژوهش‌های مدیریت در ایران) (مدرس علوم انسانی)، ۱۴۴-۱۳۷-۱۴.
- کریمی، مصطفی. (۱۳۸۹). ارائه مدلی برای ارزیابی وضعیت ریسک اعتباری مشتریان بل از اعطای تسهیلات بانکی. بانک، ۱۴۶-۱۴۲.
- شریعت‌پناهی، سیدمجید، هاشمی برکادهی، سیما. (۱۳۸۷). ارائه مدلی برای اعتبارسنجی مشتریان در بانک صنعت و معدن. فصلنامه مطالعات حسابداری، ۸۲-۶۱-۲۱.



– راعی، رضا. فلاح پور، سعید(۱۳۸۷) کاربرد ماشین بردار پشتیبان در پیش بینی درماندگی مالی شرکتها با استفاده از نسبتهای مالی. بررسی های حسابداری و حسابرسی، ۱۷-، ۵۳، ۳۴.

- Salari M, Adib F. Ten best data mining algorithms. 13th Student conference on electrical engineering. Tehran: Tarbiat Modares University; 2010. [Text in Persian]
- Oded, M and Rokach, L. (2010). *Data Mining and Knowledge Discovery Handbook*. Prof, Springer New York Dordrecht Heidelberg London, DOI 10.1007/978-0-387-09823-4
- Abdou, H., Pointon, J. and El-Marsy, A. (2008). “Neural nets versus conventional techniques in credit scoring in Egyptian banking.” *Expert Systems with Applications*, 35, 1277-1279
- Bellotti, T. and Crook, J. (2009). “Support vector machines for credit scoring and discovery of significant features.” *Expert Systems with Applications*, 36, 3302
- Breuel TM, Shafait F. Automlpl: Simple, effective, fully automated learning rate and size adjustment. University of Kaiserslautern, 67663, Germany: Kaiserslautern; 2010. Available From: <http://snowbird.djvuzone.org/2010/abstracts/163.pdf>. Accessed Apr 14, 2016
- Chapman, P. & Clinton, J. & Kerber, R. & Khabaza, T. & einartz, T. & Shearer, C. & Wirth, R. (2000). CRISP-DM Step-Data Mining Guide. SPSS Inc CRISPMWP .
- Chuang, C. and Lin, R. (2009). “Constructing a reassigning credit scoring model.” *Expert Systems with Applications*, 36, 1685-1687.
- Dehuri, S., Patnaik, S., Ghosh, A., & Mall, R., (2008), "Application of elitist multi-objective genetic algorithm for classification rule generation". *Applied Soft Computing*, Vol.8, pp.1,2,3,5
- Emel, AhmetBurak. Oral, Muhittin. Reisman, Arnold. Yolalan, Reha. (2003). A credit scoring approach for the commercial banking sector. *Socio-Economic Planning Sciences*, 37, 103–123
- Eskandari, S. (2006). “A Model for Customer Credit Scoring in Financial Market for Avoiding Ill-Credit Decision.” MSc, School of Social & Economic Science, Alzahra University, Tehran.
- Fazli H, Momeni H. Comparison and evaluation of data mining algorithms, decision tree and SVM application for intrusion detection. In: Proceedings of 8th Symposium progress in science and technology 2013, Mashhad. Iran; 2013. [Text in Persian]
- Greuning, Hennie van. Bratanovic, Sonja Brajovic. (2009). Analyzing Banking Risk: A Framework for Assessing Corporate Governance and Risk Management. World Bank Publications
- Huang, C. L., Chen, M. C. and Wang, C. J. (2007). “Credit scoring with a data mining approach based on support vector machine.” *Expert Systems with Applications*, 33(2007)
- Kabari, L. G. Nwachukwu, E. O. (2013). Credit Risk Evaluating System Using Decision Tree – Neuro Based Model. *International Journal of Engineering Research & Technology*, 2, 2738-2745.
- KayvanJoo AH, Ebrahimi M, Haqshenas G. Prediction of hepatitis C virus interferon/ribavirin therapy outcome based on viral nucleotide attributes using machine learning algorithms. *BMC Res Notes* 2014;7:565.
- Lee SK. On Classification and Regression Trees for Multiple Responses and Its Application. *J Classif*. 2006 Jun 1; 23(1):123–41.
- Lee, T. S., Chiu, C. C., Chou, Y. C., Lu, C. J. (2006). Mining the customer credit using classification and regression tree and multivariate adaptive regression splines. *Computational Statistics & Data Analysis*, 50, 1113-1130.
- Lee, Tian-Shyug. Chiu, Chih-Chou. Lu, Chi-Jie. Chen, I-Fei. (2002). Credit scoring using the hybrid neural discriminant technique. *Expert Systems with Applications*, 23, 245-254.
- Lin, S. (2009). A new two-stage hybrid approach of credit risk in banking industry. *Expert Systems with Applications*, 36, 8333–8341
- Mahdavi M, Taheri M, Lotfi F. Application of data mining in neural networks. In: Proceedings of 8th Symposium on progress in science and technology 2013. Mashhad. Iran; 2013. [Text in Persian]
- Mileris, Ricardas. Boguslauskas, Vytutas. (2011). Credit Risk Estimation Model Development Process: Main Steps and Model Improvement. *InzinerineEkonomika-Engineering Economics*, 22, 126-133.
- Min, Jae H. Lee, Young-Chan .(2008). A practical approach to credit scoring. *Expert Systems with Applications*, 35, 1762–1770



- Nemes, A., Roberts, R.T., Rawls, W.J., Pachepsky, Ya.A., and Van Genuchten, M.Th. 2008. Software to estimate -33 and -1500 kPa soil water retention using the non-parametric k-Nearest Neighbor technique. *Environm Modell. Softw.* 23: 254-255
- Singh, S., Murthi, B. P. S., & Steffes, E. (2013). Developing a measure of risk adjusted revenue (RAR) in credit cards market: Implications for customer relationship management. *European Journal of Operational Research*, 224(2), 425
- Yanping, Y., Zhengming, Q., Min, Y., Rui, G., Liting, F., Penghui, G. (2012) Research on the Application of Decision Tree to the Analysis of Individual Credit Risk. *Information Technology*, 25, 209-214
- Yu, L., Wang, S., Lai, K. (2008). Credit risk assessment with a multistage neural network ensemble learning approach. *Expert Systems with Applications*. 34, 1434- 1444.
- Yu, L., Wang, S., Lai, K. K. and Zhou, L. (2008). Bio-Inspired Credit Risk Analysis: Computational Intelligence with Support Vector Machines, Springer
- Zekic-Susac, M., Sarlija, N. and Bencic, M. (2004). "Small Business Credit Scoring: A Comparison of Logistic Regression, Neural Networks, and Decision Tree Models." *26th International Conference on Information Technology Interfaces*. Croatia.

