فصلنامه پژوهش‌های اقتصادی ایران/ سال بیست‌ودوم/ شماره ۷۰/ بهار ۱۳۹۶/ صفحات ۳۲-۱

رویکرد رتبه‌بندی داخلی بال ۲ و سرمایه مورد نیاز برای مواجهه با ریسک اعتباری

محمد امیدی‌نژاد[۱]

تیمور محمدی[۲]

محمود ختایی[۳]

تاریخ ارسال: ۱۳۹۵/۰۱/۳۰ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۵/۱۲/۱۶

چکیده

براساس توافقنامه بال ۲، تسهیلات پرداختی به اشخاص حقیقی و بنگاه‌های اقتصادی کوچک و متوسط تحت عنوان پرتفوی اعتباری خرد تعریف شده است و بانک‌ها مجازند یکی از رویکردهای استاندارد یا رتبه‌بندی داخلی را برای تعیین سرمایه مورد نیاز به‌منظور مواجهه با ریسک اعتباری انتخاب کنند. پیاده‌سازی رویکرد رتبه‌بندی داخلی، مستلزم طبقه‌بندی تسهیلات خرد به طبقات همگن ریسکی و تخمین پارامترهای ریسک اعتباری در سطح هر یک از طبقات است. به‌طور خاص، تابع سرمایه مورد نیاز براساس این رویکرد، برای هر یک از تسهیلات تابعی از احتمال نکول (PD) و ارزش مشروط به نکول (LGD) هر قرض‌گیرنده است. به‌ازای سطح معین LGD، شکل ریاضی تابع سرمایه مورد نیاز نسبت به احتمال نکول در بازه‌ای گسترده، مقعر است. به دلیل تقعر تابع سرمایه مورد نیاز، افزایش دقت در طبقه‌بندی تسهیلات به طبقات همگن ریسکی برای بانک‌ها صرفه‌جویی سرمایه‌ای به همراه خواهد داشت. در این مطالعه، با استفاده از روش درخت طبقه‌بندی و رگرسیون تسهیلات دریافتی ۱۳۴۳ نفر از مشتریان حقیقی خرد یکی از بانک‌های خصوصی کشور طی سال‌های ۱۳۹۱ تا ۱۳۹۲ به چند طبقه ریسکی همگن طبقه‌بندی شدند. نتایج تحقیق حاکی از آن است که با طبقه‌بندی دقیق‌تر مشتریان در سطح پنجم، سرمایه مورد نیاز برای مواجهه با ریسک اعتباری در مقایسه با سطح صفر می‌تواند حدود ۰/۴۴ درصد کاهش یابد.

واژگان کلیدی: پرتفوی خرد، طبقات همگن ریسکی، احتمال نکول.

طبقه‌بندی JEL: *G28، G21، C13.*

۱- عضو هیأت علمی مؤسسه عالی آموزش بانکداری ایران (بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران) (نویسنده مسؤول)، پست الکترونیکی: omidynejad@yahoo.com

۲- دانشیار گروه اقتصاد، دانشکده علوم اقتصادی دانشگاه علامه طباطبائی، پست الکترونیکی: mohammadi@atu.ac.ir

۳- دانشیار گروه اقتصاد، دانشکده علوم اقتصادی دانشگاه علامه طباطبائی، پست الکترونیکی: mahmoodkhataie24@gmail.com

Archive of SID

www.SID.ir

۱- مقدمه

نقش محصولات اعتباری در بحران مالی ۲۰۰۷ تا ۲۰۰۹ اهمیت مدل‌سازی ریسک اعتباری و اندازه‌گیری دقیق این ریسک را در بانک‌ها بیش از پیش آشکار کرد. همچنین پس از توافقنامه بال[1] ۲ (کمیته نظارت بانکی بال (BCBS[2]) (۲۰۰۶)) بانک‌ها اجازه یافتند از مدل‌های ریسک اعتباری داخلی در چهارچوب رویکرد پیشرفته رتبه‌بندی داخلی[3] برای تعیین سرمایه مورد نیاز[4] به‌منظور مواجهه با زیان‌های غیرمنتظره ناشی از ریسک اعتباری استفاده کنند. برای پیاده‌سازی رویکرد رتبه‌بندی داخلی بانک‌ها باید سه پارامتر اصلی ریسک اعتباری، یعنی: ۱- احتمال نکول[5] قرض‌گیرنده (PD[6]) در یک سال آینده، ۲- ارزش مشروط به نکول (LGD[7])، به معنای درصدی از اعتباری که در صورت نکول قرض‌گیرنده قابل بازیافت نیست و به کیفیت وثایق ارتباط دارد و ۳- ارزش در معرض نکول (EAD[8]) معادل ریالی مبلغ اعتبار را که در صورت نکول قرض‌گیرنده در معرض زیان قرار می‌گیرد، برآورد کنند. مهم‌ترین جزء ریسک اعتباری، PD است که براساس ویژگی‌ها و سوابق اعتباری قرض‌گیرندگان تعیین می‌شود. همچنین در صورت به‌کارگیری رویکرد پایه[9] رتبه‌بندی داخلی، بانک‌ها مجازند از طریق مدل‌های ریسک اعتباری PD را برآورد و دو جزء دیگر ریسک اعتباری را با توجه به ویژگی‌های تسهیلات براساس مفاد توافقنامه بال ۲ و بدون مدل‌سازی تعیین کنند.

براساس این رویکرد، بانک‌ها باید تسهیلات اعطایی به اشخاص حقیقی را تحت عنوان پرتفوی خرد[10] و در گروه‌های همگن[11] طبقه‌بندی و به صورت یک‌جا PD و سرمایه مورد

1- Basel Accord
2- Basel Committee on Banking Supervision
3- Internal Rating Based Approach
4- Capital Requirement
۵- در این مطالعه، نکول به معنای وارد شدن تسهیلات به طبقه سررسید گذشته است، بدین معنا که از تاریخ اصل و سود تسهیلات یا تاریخ قطع پرداخت اقساط بیش از دو ماه گذشته، اما تأخیر در بازپرداخت، هنوز از شش ماه تجاوز نکرده است.
6- Probability of Default
7- Loss Given Default
8- Exposure At Default
9- Foundation Approach
10- Retail Portfolio
11- Pool

Archive of SID

www.SID.ir

نیاز را برای مواجهه با ریسک اعتباری مجموع اعتبارات داخل هر یک از طبقات ریسکی محاسبه کنند (به‌جای آنکه به صورت انفرادی سرمایه مورد نیاز هر یک از اعتبارات محاسبه شود). هر یک از تسهیلات اعطایی طوری باید در طبقات ریسکی[1] جای گیرند که از لحاظ ویژگی‌های ریسکی همگن باشند، اما در متن توافقنامه محدودیت خاصی در خصوص روش طبقه‌بندی یا حتی تعداد طبقات ریسکی تعیین نشده است. اگرچه اشاره شده که شیوه طبقه‌بندی تسهیلات اعطایی در گروه‌های همگن باید به‌دقت مستندسازی شود تا ناظران بتوانند اعتبار شیوه‌های طبقه‌بندی را بررسی کنند.

لانگ و سانتومرو[2] (۲۰۰۳)، استدلال کردند رویکرد جدید رتبه‌بندی داخلی بال ۲ به نحوی است که بانک‌ها را به اندازه‌گیری دقیق‌تر ریسک اعتباری و تفکیک مشتریان خرد به طبقات همگن‌تر ریسکی تشویق می‌کند. به اعتقاد ایشان این موضوع باعث می‌شود سرمایه مورد نیاز برای مواجهه با ریسک اعتباری کاهش یابد و از این نظر بانک‌ها از یک صرفه‌جویی سرمایه‌ای بهره‌مند می‌شوند. البته در مطالعه ایشان از لحاظ تجربی این ادعا براساس داده‌های واقعی مورد بررسی قرار نگرفت.

در یک مطالعه تجربی، آلتمن و ساباتو[3] (۲۰۰۷)، با استفاده از داده‌های ۲۰۰۰ بنگاه اقتصادی طی دوره زمانی ۱۹۹۴ تا ۲۰۰۲ در ایالات متحده آمریکا با استفاده از روش رگرسیون لاجیت و روش تحلیل ممیزی دو نوع مدل رتبه‌بندی برآورد و مشتریان را به هفت گروه طبقه‌بندی کردند. آنان نشان دادند قدرت پیش‌بینی و تمیز مدل لاجیت بیش از مدل تحلیل ممیزی است، اما نکته جالب توجه این بود که هم‌زمان سرمایه مورد نیاز برای مواجهه با ریسک اعتباری مشتریان براساس مدل رتبه‌بندی اعتباری لاجیت در مقایسه با مدل رتبه‌بندی اعتباری تحلیل ممیزی حدود ۰/۵ درصد کمتر شد، یعنی دقت در پیش‌بینی مدل ریسک اعتباری برای بانک‌ها صرفه‌جویی سرمایه ای به همراه دارد.

1- Risk Buckets
2- Lang and Santomero
3- Altman and Sabato

Archive of SID

www.SID.ir

در حالی که مطالعات زیادی در خصوص ریسک اعتباری بنگاه‌های اقتصادی انجام شده، اما در حوزه ریسک اعتباری پرتفوی خرد اعتباری مطالعات کمتری انجام گرفته است (آلن و همکاران[1] (۲۰۰۴) و کلاسنس و همکاران[2] (۲۰۰۵)).در این مقاله، دو هدف اصلی دنبال می‌شود؛ ۱- کاربرد درخت طبقه‌بندی و رگرسیونی (CART[3]) برای طبقه‌بندی پرتفوی خرد اعتباری یکی از بانک‌های خصوصی کشور به طبقات همگن ریسکی و برآورد احتمال نکول در سطح هر یک از طبقات تشریح می‌شود. ۲- تأثیر افزایش دقت پیش‌بینی مدل طبقه‌بندی مشتریان بر میزان سرمایه مورد نیاز ریسک اعتباری آنها مورد بررسی قرار می‌گیرد. اگرچه در حوزه رتبه‌بندی اعتباری اشخاص حقیقی در کشور مطالعات زیادی انجام شده است (بافنده زنده، علیرضا و رحیم رحیمی (۱۳۹۳)، یداله‌زاده طبری، ناصرعلی و همکاران (۱۳۹۳)، داداحمدی، دانیال و عباس احمدی (۱۳۹۳)، سپهردوست، حمید و عادل برجیسیان (۱۳۹۲)، کاظمی، ابوالفضل و همکاران (۱۳۹۰)، سبزواری، حسن و همکاران (۱۳۸۷) و نیلساز، حمید و همکاران (۱۳۸۶))، اما کاربرد مدل‌های رتبه‌بندی اعتباری در طبقه‌بندی مشتریان و تخمین سرمایه مورد نیاز برای مواجهه با ریسک اعتباری آنها کمتر مورد توجه قرار گرفته است.

در بخش نخست این تحقیق، روش‌های محاسبه سرمایه مورد نیاز برای مواجهه با ریسک اعتباری تسهیلات خرد و مبنای نظری ادعای لانگ و سانتومرو (۲۰۰۳)، مبنی‌بر صرفه‌جویی سرمایه‌ای ناشی از بهبود پیش‌بینی مدل و طبقه‌بندی مشتریان به طبقات ریسکی همگن مورد بررسی قرار می‌گیرد. در بخش دوم، انواع روش‌های طبقه‌بندی مشتریان اعتباری به طبقات ریسکی همگن تبیین و در بخش سوم، به‌طور خاص، روش درختان طبقه‌بندی و رگرسیون معرفی می‌شود. در بخش چهارم، روش جمع‌آوری و ویژگی‌های داده‌های مشتریان اعتباری حقیقی خرد یکی از بانک‌های خصوصی کشور برای برآورد

1- Allen et al.
2- Classens et al.
3- Classification and Regression Trees

Archive of SID

www.SID.ir

مدل طبقه‌بندی با روش CART توضیح داده می‌شود. در بخش پنجم، نتایج برآورد روش CART و در بخش ششم، تأثیر بهبود طبقه‌بندی مشتریان بر سرمایه مورد نیاز برای مواجهه با ریسک اعتباری مورد تجزیه‌وتحلیل قرار می‌گیرد. در نهایت، در بخش هفتم، نتیجه‌گیری و توصیه‌های سیاستی برگرفته از تحقیق، تشریح می‌شود.

۲- سرمایه مورد نیاز برای مواجهه با ریسک اعتباری مبتنی‌بر توافقنامه‌های بال

براساس توافقنامه بال ۱ سرمایه مورد نیاز ریسک اعتباری تسهیلات خرد برابر است با:

$$K=0.08\times RW\times L \qquad (1)$$

به‌طوری که:

RW= ضریب ریسکی، برابر ۵۰ درصد در صورتی‌که وثیقه ملکی مسکونی باشد و در غیر این صورت، برابر ۱۰۰ درصد.

L= مبلغ اصل تسهیلات

برای تبیین رابطه (۱) فرض کنید یک وام یک میلیون تومانی ضریب ریسک ۵۰ درصدی داشته باشد. در آن صورت، بانک باید به‌اندازه ۸ درصد دارایی موزون شده به ریسک (۵۰۰۰۰۰=٪۵۰×۱۰۰۰۰۰۰) که برابر می‌شود با ۴۰۰۰۰ تومان سرمایه تأمین و بقیه را از طریق منابع سپرده‌گذاران تأمین کند. بدین ترتیب سرمایه مورد نیاز برای این وام ۱۰۰۰۰۰۰ تومانی برابر ۴۰۰۰۰ تومان خواهد بود، اما اگر ضریب ریسک همین وام ۱۰۰ درصد بود، بانک باید به‌اندازه ۸۰۰۰۰ تومان از این مبلغ را از طریق سرمایه تأمین می‌کرد.

با اجرای توافقنامه بال ۱ در کشورهای مختلف، به‌تدریج موارد ضعف آن آشکار شد؛ برای مثال، براساس توافقنامه بال ۱ انواع تسهیلات اعطایی دارای ضریب ریسکی ۱۰۰ درصد هستند، صرف‌نظر از اینکه میزان ریسک اعتباری هر یک از آنها ممکن است متفاوت باشد (رستی و سیرونی[1] (۲۰۰۷) سایر ایرادهای توافقنامه بال ۱ را به تفصیل مورد اشاره قرار داده‌اند).

1- Resti & Sironi

Archive of SID

www.SID.ir

در اواخر دهه ۱۹۹۰ میلادی با آشکار شدن موارد ضعف بیانیه اولیه، راه برای بازنگری و تجدیدنظر در آن هموار و در ژوئن ۱۹۹۹، نخستین پیش‌نویس بیانیه دوم سرمایه‌ای موسوم به بال ۲ ارایه شد. البته در نوامبر ۲۰۰۵ نسخه نهایی و بازنگری شده این توافقنامه ارایه شد. توافقنامه بال ۲ برخلاف بال ۱ دارای ساختار کاملاً پیچیده‌ای است. هدف از ارایه توافقنامه بال ۲، رفع اشکال‌های توافقنامه بال ۱ که بدان اشاره شد، بود. براساس توافقنامه بال ۲، دو نوع رویکرد برای تخمین سرمایه مورد نیاز ریسک اعتباری تسهیلات خرد پیشنهاد شده است (کمیته نظارت بانکی بال، ۲۰۰۶):

۱- رویکرد استاندارد[1]

براساس رویکرد استاندارد سرمایه مورد نیاز برای مواجهه با ریسک اعتباری تسهیلات خرد برابر است با:

$$K=۸٪\times ۷۵٪\times EAD \qquad (۲)$$

به‌طوری که در این رویکرد، مبلغ EAD متناظر با کیفیت وثایق و تضمینات اخذ شده می‌تواند از مبلغ اصل تسهیلات کمتر باشد. به عبارت دیگر، در این رویکرد، در مقایسه با توافقنامه بال ۱، بانک‌ها آزادی عمل بیشتری برای اخذ انواع وثایق به‌منظور تقلیل سرمایه مورد نیاز ریسک اعتباری دارند.

۲- رویکرد رتبه‌بندی داخلی

براساس رویکرد رتبه‌بندی داخلی سرمایه مورد نیاز برای مواجهه با ریسک اعتباری تسهیلات خرد با این فرض که تابع توزیع زیان اعتباری پرتفوی اعتباری خرد دارای توزیع نرمال لگاریتمی است، به شرح زیر استخراج شد (توافقنامه بال ۲ (کمیته نظارت بانکی بال (BCBS)، ۲۰۰۶)):

$$K=[LGD\times N[(1-R)^{-۰/۵}\times G(PD)+(R/(1-R))^{۰/۵}\times G(۰/۹۹۹)]- PD\times LGD]\times EAD \qquad (۳)$$

1- Standardized Approach

Archive of SID

www.SID.ir

به‌طوری که:

R= ضریب همبستگی نکول بین مشتریان اعتباری که براساس رابطه زیر به‌دست می‌آید:

$$R=۰/۰۳\times(1-EXP(-۳۵\times PD))/(1-EXP(-۳۵))+۰/۱۶\times[1-(1-EXP(-۳۵\times PD))/(1-EXP(-۳۵))] \quad (۴)$$

PD[1]= احتمال نکول مشتری طی یک سال آینده که براساس سیستم رتبه‌بندی داخلی تعیین می‌شود. برای تسهیلات خرد پس از طبقه‌بندی پرتفوی اعتباری به طبقات همگن ریسکی احتمال نکول به صورت یک‌جا برای کل طبقه محاسبه می‌شود.

LGD = زیان مشروط به نکول است، یعنی در صورت نکول مشتری چه بخش از اعتبار اعطایی به وی قابل بازیافت است. طبیعی است که کیفیت وثیقه اخذ شده تأثیر بسزایی در این جزء ریسک اعتباری دارد.

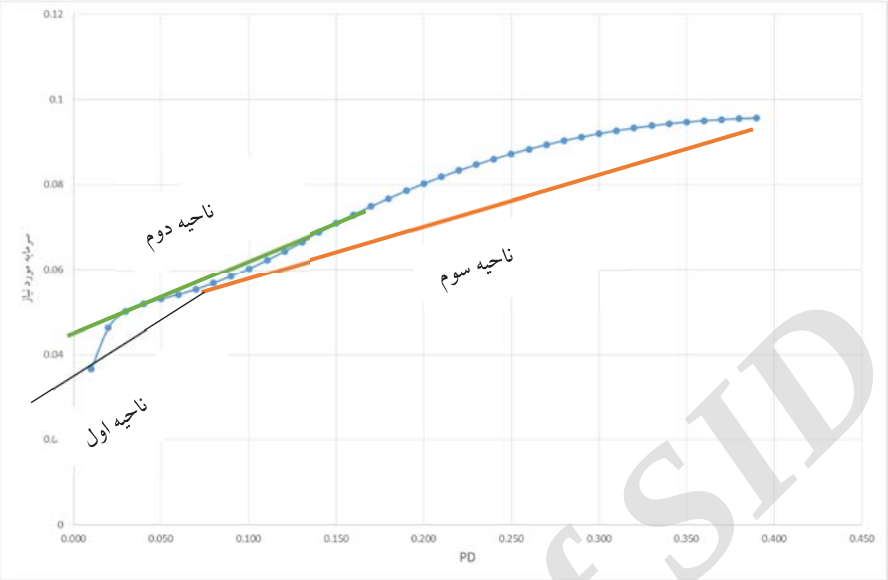
EAD= ارزش در معرض نکول

در این قسمت، مبنای نظری ادعای لانگ و سانتومرو (۲۰۰۳)، مبنی‌بر صرفه‌جویی سرمایه‌ای ناشی از بهبود پیش‌بینی مدل و طبقه‌بندی مشتریان به طبقات ریسکی همگن مورد بررسی قرار می‌گیرد. برای این منظور در نمودار شماره ۱، معادله رابطه سرمایه مورد نیاز برای مواجهه با ریسک اعتباری تسهیلات خرد (رابطه ۳) با فرض مقدار معین LGD= ٪۴۵ و EAD=۱ به‌عنوان تابعی از PD ترسیم شده است. همان‌گونه که مشاهده می‌شود، بخش قابل توجهی از نمودار به شکل تابع مقعر بوده و در محدوده کوچکی (ناحیه ۲) شکل تابع سرمایه مورد نیاز محدب است.

1- Probability of Default

Archive of SID

www.SID.ir



نمودار ۱- سرمایه مورد نیاز برای مواجهه با ریسک اعتباری به‌عنوان تابعی از PD

ویژگی تقعر تابع سرمایه مورد نیاز نسبت به PD از لحاظ جبری به شرح زیر نمایش داده می‌شود:

$$K(x\times PD1+(1-x)\times PD2) \geq x\times K(PD1)+(1-x)\times K(PD2) \qquad (۵)$$

به‌طوری که $۰ \leq x \leq ۱$

تقعر تابع سرمایه مورد نیاز یک دلالت مهم در محاسبه سرمایه مورد نیاز پرتفوی تسهیلات خرد دارد. بدین صورت که با تفکیک یک پرتفوی اعتباری به دو خرده‌پرتفوی می‌توان سرمایه مورد نیاز را برای مواجهه با ریسک اعتباری تقلیل داد، اما میزان تقلیل به دو عامل بستگی دارد: ۱- میزان تقعر تابع سرمایه مورد نیاز، همان‌گونه که در نمودار شماره ۱، مشاهده می‌شود در سطح احتمال نکول پایین میزان تقعر تابع بیشتر است. ۲- تفکیک حدی پرتفوی اعتباری، یعنی تفکیک به نحوی انجام گیرد که تفاوت بین احتمال نکول دو پرتفوی (PD۱ و PD۲) حداکثر شود؛ برای مثال، اگر فرض کنیم، یک پرتفوی اعتباری متشکل از ۱۰۰۰ عدد تسهیلات داشته باشیم که ۵۰ عدد از آنها نکول کرده‌اند می‌توان

Archive of SID

www.SID.ir

گفت، PD در این پرتفوی برابر ۵ درصد است. حال اگر این پرتفوی به دو زیرپرتفوی طبقه‌بندی شود، طوری که برای مثال، PD۱ برابر ۸ درصد و PD۲ برابر ۲ درصد شود، در صورت برقراری رابطه (۵) می‌توان سرمایه مورد نیاز برای مواجهه با ریسک اعتباری این پرتفوی اعتباری را تقلیل داد. بنابراین، ملاحظه می‌شود، بانک‌ها برای صرفه‌جویی سرمایه‌ای از انگیزه بالایی برای طبقه‌بندی پرتفوی اعتباری به طبقات همگن ریسکی برخوردار خواهند بود. در بخش بعدی، روش‌های طبقه‌بندی مورد بررسی قرار می‌گیرد.

۳- روش‌های طبقه‌بندی

برخی از رایج‌ترین روش‌های طبقه‌بندی مشتریان به گروه‌های ریسکی همگن به دو گروه پارامتریک و ناپارامتریک به شرح زیر طبقه‌بندی می‌شود:

۱- پارامتریک

تحلیل ممیزی[1]

رگرسیون لاجیت و پروبیت

هوش مصنوعی[2]

۲- ناپارامتریک

درختان رگرسیونی و طبقه‌بندی

سایر روش‌ها (الگوریتم ژنتیک[3]، برنامه‌ریزی ریاضی، نزدیک‌ترین همسایگی[4] و چگالی کرنل[5])

در حالی که در روش‌های پارامتریک توزیع احتمال خاصی برای متغیرهای پیش‌بین[6] فرض می‌شود، در روش‌های غیرپارامتریک چنین فرضی مورد نیاز نیست. از آنجا که در

1- Discriminant Analysis
2- Artificial Intelligence Methods
3- Genetic Algorithm
4- Nearest Neighborhood
5- Kernel Density
6- Predictors

Archive of SID

www.SID.ir

واقعیت فروض مربوط به شکل توزیع برقرار نیست، روش‌های ناپارامتریک روش‌های قابل اتکاتری هستند (گالیندو و تامایو[1]، ۲۰۰۰).

تحلیل ممیزی نخستین بار توسط فیشر[2] (۱۹۳۶) به‌عنوان یک تکنیک تمیز و طبقه‌بندی پیشنهاد شد. در این روش، مشتریان اعتباری براساس یک تابع خطی از ویژگی‌های آنها امتیازدهی و به دو گروه طبقه‌بندی می‌شوند. در صورتی که امتیاز اعتباری یک مشتری کمتر از امتیاز برش[3] (توسط تحلیلگر تعیین می‌شود) شود، وی در طبقه پرریسک و در غیر این صورت، در طبقه کم‌ریسک طبقه‌بندی می‌شود.

به دلیل برخی محدودیت‌های روش تحلیل ممیزی مانند لزوم فرض نرمال بودن متغیرهای مستقل مدل، گرایش به سمت به‌کارگیری مدل لاجیت در طبقه‌بندی مشتریان اعتباری تغییر یافت. در این روش، از طریق حداکثرسازی تابع حداکثر راست‌نمایی با این فرض که تابع چگالی احتمال دارای توزیع لاجیت است، احتمال قرار گرفتن هر یک از مشتریان اعتباری در طبقات نکول و غیرنکول برآورد می‌شود. این روش یکی از رایج‌ترین تکنیک‌های اقتصادسنجی برای طبقه‌بندی مشتریان اعتباری است (کروک و همکاران[4] (۲۰۰۷) و لی و ژانگ[5] (۲۰۰۰)). تنها وجه تمایز روش رگرسیون پروبیت با لاجیت شکل تابع چگالی احتمال بوده که به شکل نرمال است. به دلیل سادگی، مدل لاجیت به مدل پروبیت ترجیح داده می‌شود (بارنیو و مک دونالد[6]، ۱۹۹۹).

به‌تازگی با عنایت به ارتقای قابلیت‌های یادگیری رایانه‌ای از انواع روش‌های هوش عصبی برای مسایل طبقه‌بندی و امتیازدهی اعتباری استفاده می‌شود. رایج‌ترین مدل‌های ارزیابی ریسک اعتباری، شبکه‌های عصبی (ANN) و ماشین بردار پشتیبان (SVM)[7] هستند.

1- Galindo & Tamayo
2- Fisher
3- Cutoff
4- Crook et al.
5- Lee & Jung
6- BarNiv & McDonald
7- Support Vector Machine

Archive of SID

www.SID.ir

انواع روش‌های شبکه عصبی مورد استفاده در امتیازدهی اعتباری که از دهه ۱۹۹۰ به بعد به صورت رایج از آنها استفاده شده است، عبارت‌اند از: پرسپترون چندلایه‌ای (MLP[1]) (تام و کیانگ[2]، ۱۹۹۲)، الگوریتم پس انتشار (BP[3]) (سنگ و هو[4] (۲۰۱۰)، ویلسون و شاردا[5] (۱۹۹۴) و کوپر[6] (۱۹۹۹))، شبکه‌های عصبی فازی (Fuzzy ANN) (باساک و همکاران[7] (۱۹۹۸) و شبکه تابع پایه شعاعی (RBFN[8]) (سنگ و هو (۲۰۱۰)، ژانگ و اسمیت[9] (۱۹۹۷) و رانگانات و آرون[10] (۱۹۹۷)).

ماشین بردار پشتیبان (SVM)، روش دیگری از شبکه‌های عصبی است که براساس حداقل‌سازی ریسک ساختاری توسط واپلینک[11] (۲۰۰۰) توسعه یافت و به‌تازگی به‌عنوان یک تکنیک مؤثر در امتیازدهی اعتباری استفاده می‌شود (بلوتی و کروک[12]، ۲۰۰۹).

روش‌های پارامتریک دچار این نقیصه هستند که قدرت پیش‌بینی آنها به‌شدت تحت تأثیر داده‌های پرت[13]، مقادیر فرین[14] و مقادیر گم شده[15] متغیرهای مستقل قرار می‌گیرد (اسپاهبودی و اسپاهبودی[16]، ۲۰۰۳). به همین ترتیب نقض فروض آماری مورد نیاز این روش‌ها مانند نرمال بودن متغیرها یا استقلال متغیرهای مستقل به‌کارگیری این مدل‌ها را دشوار می‌سازد (فریدمن و همکاران[17]، ۱۹۸۵)

1- Multi-layer Perceptron
2- Tom & Kiang
3- Back-propagation
4- Tseng & Hu
5- Wilson & Sharda
6- Cooper
7- Basak et al.
8- Radial Basis Function Networks
9- Zhang & Smyth
10- Ranganath & Arun
11- Vaplink
12- Bellotti & Crook
13- Outliers
14- Extreme Value
15- Missing Data
16- Espahbodi & Espahbodi
17- Frydman et al.

Archive of SID

www.SID.ir

در مقابل، روش درختان طبقه‌بندی (افراز بازگشتی) در معرض فروض محدودکننده مدل‌های پارامتریک قرار ندارد (ریپلی[1] (۲۰۰۲) و بریمن و همکاران[2] (۱۹۸۴)). همچنین در این روش، اثر متقابل متغیرهای مستقل در فرآیند مدل‌سازی و طبقه‌بندی مشتریان در نظر گرفته می‌شود. یکی از محدودیت‌های روش درختان طبقه‌بندی، لزوم دسترسی به حجم بالای داده است؛ برای مثال، حداقل تعداد مشاهدات مورد نیاز برای تخمین مدل درختان طبقه‌بندی ۲۰۰ عدد است (استینبرگ و کلا[3]، ۱۹۹۷). در این مطالعه، داده‌های ۱۳۴۳ مشتری اعتباری مورد استفاده قرار می‌گیرد و از این نظر محدودیتی وجود ندارد.

علت انتخاب روش درخت رگرسیونی و طبقه‌بندی در بین سایر روش‌های ناپارامتریک درک شهودی راحت مدل، حجم مناسب نمونه آماری تحقیق و استخراج مستقیم احتمال نکول مشتریان از مدل به صورت طبقه‌ای متناظر با آنچه در رویکرد IRB بال ۲ برای مشتریان خرد اشاره شد، است.

۴- مدل تحقیق: درخت رگرسیونی و طبقه‌بندی

الگوریتم افراز بازگشتی[4] نخستین بار توسط بریمن و فریدمن در سال ۱۹۷۳ برای تخمین مدل درخت رگرسیونی و طبقه‌بندی استفاده شد و بعد از چاپ کتاب درخت رگرسیونی و طبقه‌بندی (بریمن و همکاران، ۱۹۸۴) به صورت گسترده در محافل آکادمیک مورد استفاده قرار گرفت.

در این روش، نمونه انتخابی براساس میزان ارتباط متغیرهای مستقل با متغیر وابسته به دو بخش تفکیک می‌گردد. بعد از این تفکیک، این فرآیند برای نمونه‌های جدید ایجاد شده (به‌اصطلاح بچه[5]) تکرار می‌شود. در هر مرتبه که تفکیک نمونه انجام می‌گیرد، نمونه‌های جدید ایجاد شده تفاوت بیشتری نسبت به نمونه اولیه (نمونه مادر) پیدا می‌کنند. بدین معنا که

1- Ripley
2- Breiman et al.
3- Steinberg & Colla
4- Recursive Partitioning Algorithm
5- Child

Archive of SID

www.SID.ir

اگر نسبت تعداد خوب به بد در نمونه مادر برابر X به ۱ باشد، این نسبت برای یکی از نمونه‌های جدید ایجاد شده بیشتر و برای یکی دیگر کمتر از X به ۱ خواهد بود. هدف از فرآیند تقسیم‌بندی پیدا کردن تفکیکی است که اختلاف این نسبت بین گروه‌ها را حداکثر کند.

برای تفکیک نمونه باید یک سنجه آماری استفاده شود که حداکثر تمیز را بین نمونه‌های ایجاد شده برقرار کند. به‌طور معمول از تابع ناپاکی[1] ند[2] برای این کار استفاده می‌شود.

همچنین در این روش نیاز به قاعده‌ای است که میزان تفکیک نمونه‌ها متوقف شود. برای این کار به‌طور معمول قیدی تحمیل می‌شود که برای مثال، تعداد مشاهدات در هر نمونه نباید کمتر از ۵۰ مشاهده باشد.

مدل CART مانند مدل‌های لاجیت و تحلیل ممیزی برای هر مشاهده احتمال نکول نمی‌دهد، بلکه براساس اینکه هر یک از مشاهدات در کدام ند قرار بگیرد، می‌توان نسبت تعداد خوب به بد را در آن ند به‌عنوان احتمال نکول همه مشاهدات آن ند لحاظ کرد.

۴-۱- تابع ناپاکی ند

برای انتخاب بهترین افراز روی همه متغیرها، ابتدا باید بهترین افراز برای یک متغیر معین انتخاب شود. براساس آن، باید سنجه‌ای از خوبی برازش تعریف شود.

فرض کنید، $\pi_1, \dots, \pi_K$ به تعداد $k \geq 2$ کلاس باشند. برای ند τ، تابع ناپاکی $i(\tau)$ به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$i(\tau) = \emptyset(p(1|\tau), \dots, p(K|\tau)) \qquad (۶)$$

به‌طوری که $p(k|\tau)$ تخمینی از $p(X \in \pi_k|\tau)$ باشد، یعنی احتمال شرطی اینکه یک مشاهده $\mathbf{X}$ در π_k مشروط بر آنکه در ند τ قرار گیرد.

در معادله (۶) این الزام تحمیل می‌شود که $\emptyset$ یک تابع متقارن بوده و روی مجموعه احتمال‌های Kگانه $(p_1, \dots, p_K)$ که مجموع آن یک است در نقاط $(1,0,\dots,0),(0,1,0,\dots,0),\dots,(0,0,\dots,0,1)$ حداقل و در نقاط $(\frac{1}{K}, \dots, \frac{1}{K})$ حداکثر

1- Impurity Function
2- Node

Archive of SID

www.SID.ir

می‌شود. در مورد دو کلاسی (K=2)، این شرایط به یک $\emptyset(p)$ متقارن که در نقطه $p=1/2$ حداکثر است و به $\emptyset(1) = \emptyset(0) = 0$ تقلیل می‌یابد. چنین تابعی $\emptyset$ تابع آنتروپی است، به‌طوری که:

$$i(\tau) = -\sum_{k=1}^{K} p(k|\tau) \log p(k|\tau) \qquad (۷)$$

وقتی تنها دو کلاس وجود داشته باشد، تابع آنتروپی به شکل زیر تقلیل می‌یابد:

$$i(\tau) = -p\log p - (1-p)\log(1-p) \qquad (۸)$$

به‌طوری که: $p = p(1|\tau)$

شکل دیگر تابع $\emptyset$، شاخص جینی[1] و به شرح زیر پیشنهاد شده است:

$$i(\tau) = \sum_{k\neq k'} p(k|\tau)p(k'|\tau) = 1 - \sum_{k}\{p(k|\tau)\}^2 \qquad (۹)$$

در حالت دو کلاسی شاخص جینی به شکل زیر تقلیل می‌یابد:

$$i(\tau) = 2p(1-p) \qquad (۱۰)$$

۴-۲- انتخاب بهترین افراز برای یک متغیر

فرض کنید، در ند τ، افراز s طوری انجام می‌گیرد که نسبت p_L از مشاهدات در ند بچه سمت چپ τ_L و نسبت باقی‌مانده p_R در ند بچه سمت راست τ_R قرار گیرند؛ برای مثال، فرض کنید، مجموعه داده‌ای داریم که متغیر وابسته دو مقدار ۰ و ۱ را اختیار می‌کند. فرض کنید، یکی از افرازهای ممکن متغیر ورودی X_j این است که $X_j \leq c$ در مقابل $X_j > c$، به‌طوری که c مقدار داده شده‌ای از X_j است.

ابتدا ند τ را در نظر بگیرید. ما از تابع آنتروپی به‌عنوان سنجه ناپاکی استفاده می‌کنیم. تابع ناپاکی تخمینی به شرح زیرخواهد بود:

$$i(\tau) = -\left(\frac{n_{+1}}{n_{++}}\right)\log_e\left(\frac{n_{+1}}{n_{++}}\right) - \left(\frac{n_{+2}}{n_{++}}\right)\log_e\left(\frac{n_{+2}}{n_{++}}\right) \qquad (۱۱)$$

1- Gini Index

Archive of SID

www.SID.ir

توجه کنید $i(\tau)$ کاملاً مستقل از نوع افراز پیشنهادی است. حال برای ندهای بچه τ_L و τ_R به‌ازای $X_j \le c$ ، p_L از طریق $\frac{n_{11}}{n_{1+}}$ و p_R از طریق $\frac{n_{12}}{n_{1+}}$ تخمین زده می‌شود و برای $X_j > c$ ، p_L از طریق $\frac{n_{21}}{n_{2+}}$ و p_R از طریق $\frac{n_{22}}{n_{2+}}$ محاسبه می‌شود:

$$i(\tau_L) = -\left(\frac{n_{11}}{n_{1+}}\right)\log_e\left(\frac{n_{11}}{n_{1+}}\right) - \left(\frac{n_{12}}{n_{1+}}\right)\log_e\left(\frac{n_{12}}{n_{1+}}\right) \quad (۱۲)$$

$$i(\tau_R) = -\left(\frac{n_{21}}{n_{2+}}\right)\log_e\left(\frac{n_{11}}{n_{1+}}\right) - \left(\frac{n_{22}}{n_{2+}}\right)\log_e\left(\frac{n_{22}}{n_{2+}}\right) \quad (۱۳)$$

خوبی برازش افراز s در ند τ براساس کاهش ناپاکی ناشی از افراز ند مادر τ به ندهای بچه τ_R و τ_L به شرح زیر به‌دست می‌آید:

$$\Delta i(s,\tau) = i(\tau) - p_L i(\tau_L) - p_R i(\tau_R) \quad (۱۴)$$

بهترین افراز برای متغیر منفرد X_j افرازی است که بالاترین مقدار $\Delta i(s,\tau)$ روی $s \in S_j$، مجموعه همه افرازهای ممکن برای X_j ایجاد کند.

۴-۳- آزمون اعتبار مدل طبقه‌بندی

پیرو مطالعه تاچ[1] (۲۰۰۳)، انواع روش‌های آماری برای ارزیابی قدرت پیش‌بینی مدل‌های طبقه‌بندی وجود دارد. برخی از روش‌های مرسوم در این حوزه عبارت‌اند از:

- پروفایل صحت تجمعی (CAP[2]) و شاخص تلخیصی آن نسبت صحت (AR[3])،
- مشخصه عملکرد دریافت‌کننده (ROC[4]) و شاخص‌های تلخیصی آن، سنجه ROC و ضریب پیترا[5].
- نرخ خطای بیزین[6]
- آنتروپی شرطی[7]، فاصله کولباک-لیبر[8] و نسبت آنتروپی اطلاعات شرطی (CIER[9])

1- Tasche
2- Cumulative Accuracy Profile
3- Accuracy Ratio
4- Receiver Operating Characteristic
5- Pietra Coefficient
6- Bayesian Error Rate
7- Conditional Entropy
8- Kullback-Leibler Distance
9- Conditional Information Entropy Ratio

Archive of SID

www.SID.ir

- ارزش اطلاعاتی[1] (شاخص واگرایی و پایداری)
- τ کندال[2] و D سامرز[3]

به دلیل خواص آماری مطلوب رایج‌ترین روش آزمون اعتبار مدل روش رسم منحنی CAP و منحنی ROC و استخراج سنجه‌های تلخیصی این دو منحنی است. در این تحقیق، از سنجه ROCها برای تعیین اعتبار مدل طبقه‌بندی مشتریان استفاده می‌شود.

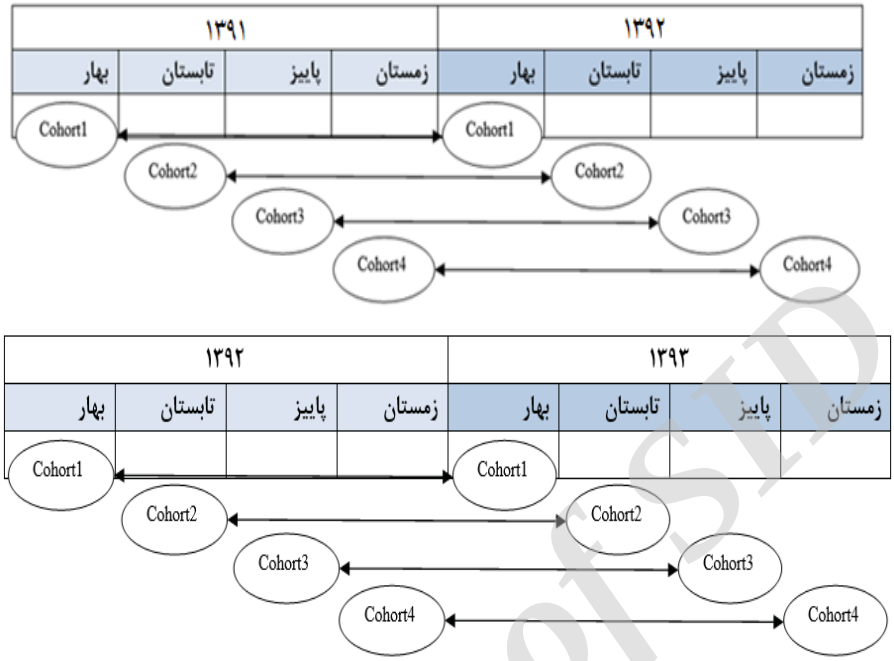
۵- داده‌ها

داده‌های مورد استفاده در این تحقیق شامل اطلاعات تمام اشخاص حقیقی با درآمد ماهیانه کمتر از ۵۰ میلیون ریال است که در سال‌های ۱۳۹۱ و ۱۳۹۲ برای نخستین بار از بانک تسهیلات مصرفی کمتر از ۵۰۰ میلیون ریال دریافت کرده‌اند و وضعیت حساب آنها (نکول یا غیرنکول) در یک پنجره یک‌ساله قابل ردیابی است (به شکل شماره ۱، توجه کنید). برای اینکه عملکرد مشتریان در یک پنجره یک‌ساله ردیابی شود، تمام مشتریان در سال‌های ۱۳۹۱ و ۱۳۹۲ به هشت گروه[4] براساس فصول سال تقسیم شده‌اند و عملکرد هر گروه یک سال بعد، از این نظر که آیا مشتری نکول کرده یا نکول نکرده است کدگذاری می‌شود. اگر مشتری نکول کرده بود، کد ۱ و اگر نکول نکرده بود، کد ۰ به وی تخصیص می‌یابد. در نهایت، داده‌های مربوط به ۱۳۴۳ مشتری، پایگاه داده این تحقیق را تشکیل دادند.

1- Information Value
2- Kendall's τ
3- Somers' D
4- Cohort

Archive of SID

www.SID.ir



شکل ۱- الگوی نمونه‌گیری طبقه‌بندی برای تخمین مدل

برای تخمین مدل طبقه‌بندی، مهم‌ترین متغیرهای پیش‌بینی‌کننده نکول (متغیرهای مستقل) قابل استخراج از پرونده‌های اعتباری در سه طبقه ویژگی‌های شخصیتی، ویژگی‌های شغلی و سوابق مشتری طبقه‌بندی شدند. در جدول شماره ۵، در بخش پیوست، ویژگی‌های شخصیتی، شغلی و سوابق این مشتریان و مطالعات پیشین که این ویژگی‌ها را در تخمین مدل طبقه‌بندی به کار برده‌اند، معرفی شده است. به تمام مشتریانی که طی دوره زمانی ۱۳۹۱ تا ۱۳۹۲ تسهیلات دریافت کردند کدی تخصیص داده می‌شود تا دو بار در داده‌ها در نظر گرفته نشوند، یعنی اگر یک مشتری دو بار تسهیلات گرفته باشد، تنها دفعه اول در داده‌ها وارد می‌شود. انتخاب دوره زمانی دوساله ۱۳۹۱ تا ۱۳۹۲ برای تخمین مدل امتیازدهی اعتباری به دو دلیل انجام گرفته است: ۱- متغیرهای کلان اقتصادی تغییر ساختاری طی این دوره کوتاه نداشته‌اند و مدل طبقه‌بندی برآورد شده با این داده‌ها از قدرت پیش‌بینی مناسبی برای این شرایط اقتصادی برخوردار خواهد بود. ۲- به‌طور معمول

Archive of SID

www.SID.ir

بخشی از ریسک اعتباری مشتریان ناشی از اشتباهات سیاست اعتباری بانک است. انتظار این است که طی دوره دوساله سیاست‌ها و استانداردهای اعتباری بانک تغییر فاحشی نداشته باشند. بنابراین، پیش‌بینی مدل طبقه‌بندی اعتباری با فرض ثبات سیاست‌های اعتباری کنونی بانک معتبر خواهد بود. در نهایت، داده‌های مربوط به ۱۳۴۳ مشتری پایگاه داده این تحقیق را تشکیل دادند.

۶- نتایج تخمین مدل

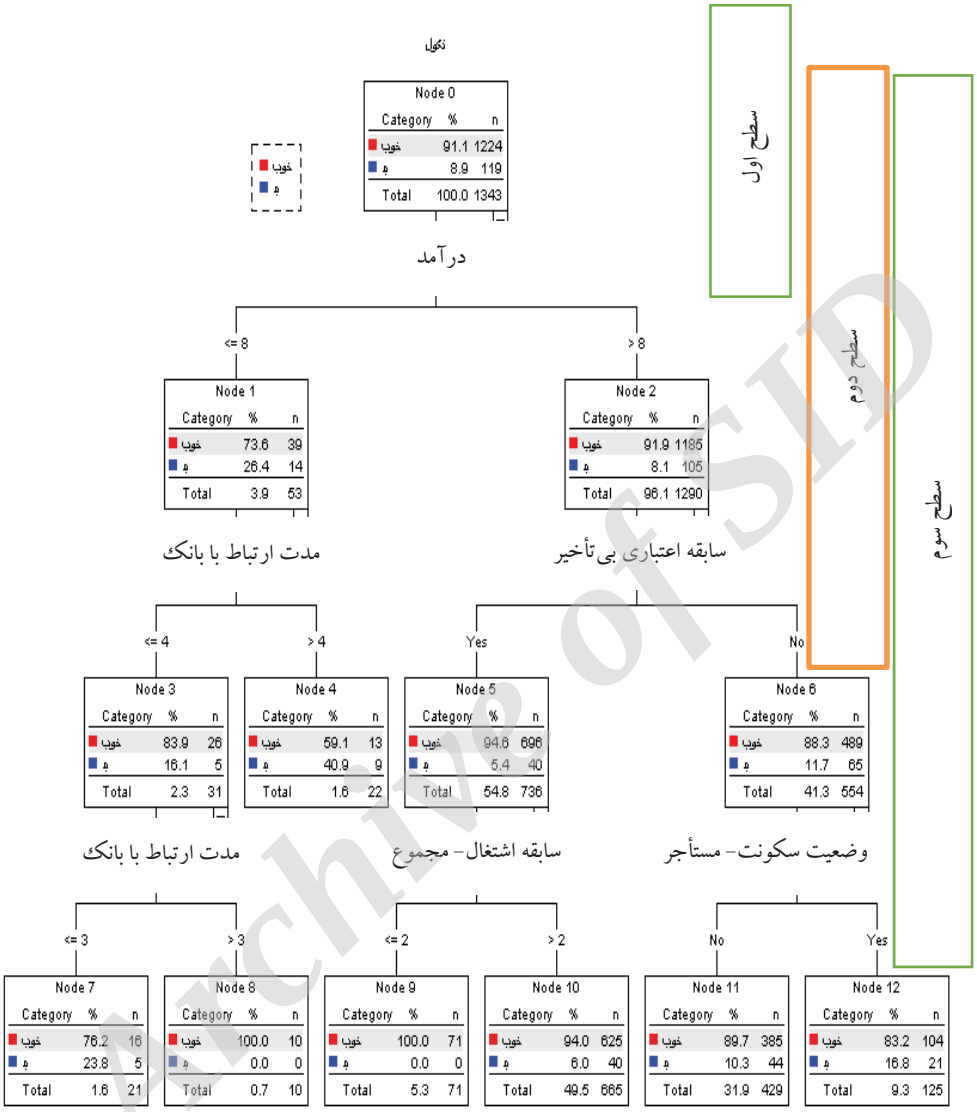
با استفاده از روش CART داده‌های مشتریان اعتباری به ۲۲ ند (Node) طبقه‌بندی شدند که ۱۲ ند، ند نهایی هستند (به شکل شماره ۲، توجه کنید). معیار قرار گرفتن مشاهدات در ندهای نهایی در جدول شماره ۱، ارایه شده است، در حالی که درصد نکول‌شدگان در داده‌های موجود ۸/۹ درصد است، با طبقه‌بندی مشتریان به ندهای همگن نرخ نکول بین ۰ (ندهای ۸ و ۹) تا ۴۲/۹ درصد متغیر[1] است. همان‌گونه که در جدول شماره ۱، مشاهده می‌شود، بیشترین احتمال نکول، مربوط به ند شماره ۲۰ و کمترین احتمال نکول، مربوط به ند ۱۳ است.

درصدی از کل نکول‌شدگان را که در هر ند قرار می‌گیرند، ارزش (Gain) آن ند می‌نامند؛ برای مثال، میزان Gain ۷/۶ درصد در جدول برای ند ۲۰ بدان معناست که ۷/۶ درصد از کل نکول‌شدگان در ند ۲۰ قرار گرفته‌اند، اما شاخص مناسب‌تر برای ارزیابی عملکرد ندها، سنجه Index است. این سنجه نسبت نرخ نکول را در هر ند به نرخ نکول ند مادر (ند۰) نشان می‌دهد؛ برای مثال، سنجه Inedx به میزان ۴۸۳/۷ درصد ند ۲۰ بدان معناست که نرخ نکول‌شدگان در این ند، حدود ۵ برابر نرخ نکول داده‌های اولیه تحقیق است، یعنی مشاهداتی که در این ند قرار می‌گیرند از احتمال نکول بالایی برخوردارند.

۱- بر اساس توافقنامه بال ۲، احتمال نکول نباید کمتر از ۰/۳ درصد برآورد شود. بنابراین، در صورتی که احتمال نکول برآورد شده برابر ۰ شود، عدد ۰/۳ درصد جایگزین آن خواهد شد.

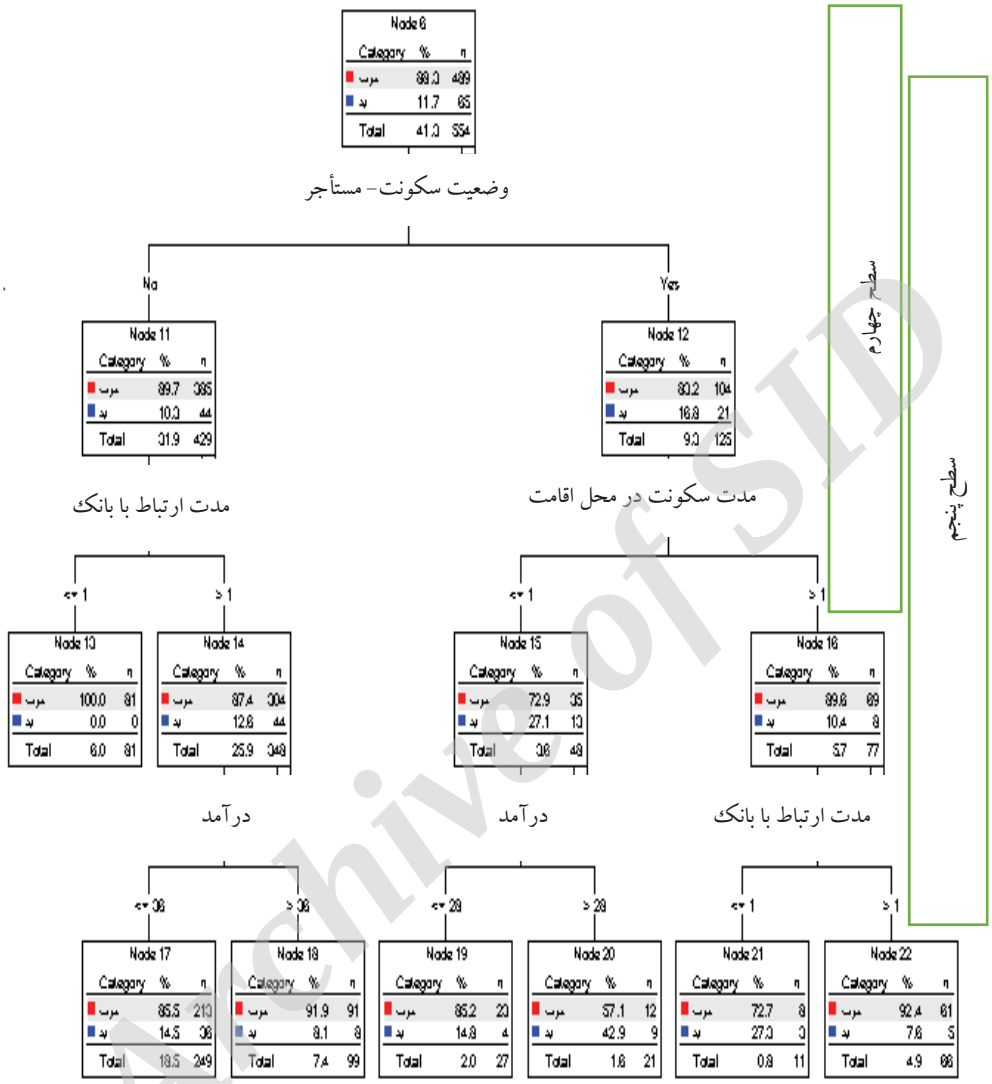
Archive of SID

www.SID.ir



Archive of SID

www.SID.ir



شکل ۲- نتایج تخمین مدل طبقه‌بندی مشتریان اعتباری طی دوره زمانی ۱۳۹۱ تا ۱۳۹۲ با استفاده از روش CART

Archive of SID

www.SID.ir

جدول ۱- ویژگی هر یک از ندهای نهایی براساس نتایج تخمین مدل

شماره ند (Node)	احتمال نکول (٪)	درآمد (میلیون ریال)	سابقه اعتباری- بی‌تأخیر	مدت ارتباط با بانک	وضعیت سکونت- مستأجر	سابقه اشتغال- مجموع	مدت سکونت در محل اقامت کنونی
۲۰	۴۲/۹	بیش از ۲۸	خیر	–	بلی	–	کمتر از ۳ سال
۴	۴۰/۹	کمتر از ۸	–	بیشتر از ۴ سال	–	–	–
۲۱	۲۷/۳	بیشتر از ۸	خیر	کمتر از ۶ ماه	بلی	–	بیشتر از ۳ سال
۷	۲۳/۸	کمتر از ۸	–	کمتر از ۲ سال	–	–	–
۱۹	۱۴/۸	بین ۸ تا ۲۸	خیر	–	بلی	–	کمتر از ۳ سال
۱۷	۱۴/۵	بین ۸ تا ۳۶	خیر	بیشتر از ۶ ماه	خیر	–	–
۱۸	۸/۱	بیشتر از ۳۶	خیر	بیش از ۶ ماه	خیر	–	–
۲۲	۶/۷	بیشتر از ۸	خیر	بیشتر از ۶ ماه	بلی	–	بیشتر از ۳ سال
۱۰	۶	بیشتر از ۸	بلی	–	–	بیشتر از ۵ سال	–
۱۳	۰	بیشتر از ۸	خیر	کمتر از ۶ ماه	خیر	–	–
۹	۰	بیشتر از ۸	بلی	–	–	کمتر از ۵ سال	–
۸	۰	کمتر از ۸	–	بین ۱ تا ۴ سال	–	–	–

جدول ۲- تعداد مشاهدات، شاخص Gain و Index مربوط به هر یک از ندها

شماره ند (Node)	تعداد مشاهدات		Gain		Index
	تعداد	درصد	تعداد	درصد	
۲۰	۲۱	٪۱/۶	۹	۷/۶	٪۴۸۳/۷
۴	۲۲	٪۱/۶	۹	۷/۶	٪۴۶۱/۷
۲۱	۱۱	٪۰/۸	۳	۲/۵	٪۳۰۷/۸
۷	۲۱	٪۱/۶	۵	۴/۲	٪۲۶۸/۷
۱۹	۲۷	٪۲/۰	۴	۳/۴	٪۱۶۷/۲
۱۷	۲۴۹	٪۱۸/۵	۳۶	۳۰/۳	٪۱۶۳/۲
۱۸	۹۹	٪۷/۴	۸	۶/۷	٪۹۱/۲
۲۲	۶۶	٪۴/۹	۵	۴/۲	٪۸۵/۵
۱۰	۶۶۵	٪۴۹/۵	۴۰	۳۳/۶	٪۶۷/۹
۱۳	۸۱	٪۶/۰	۰	٪۰/۰	٪۰/۰
۹	۷۱	٪۵/۳	۰	٪۰/۰	٪۰/۰
۸	۱۰	٪۰/۷	۰	٪۰/۰	٪۰/۰

Archive of SID

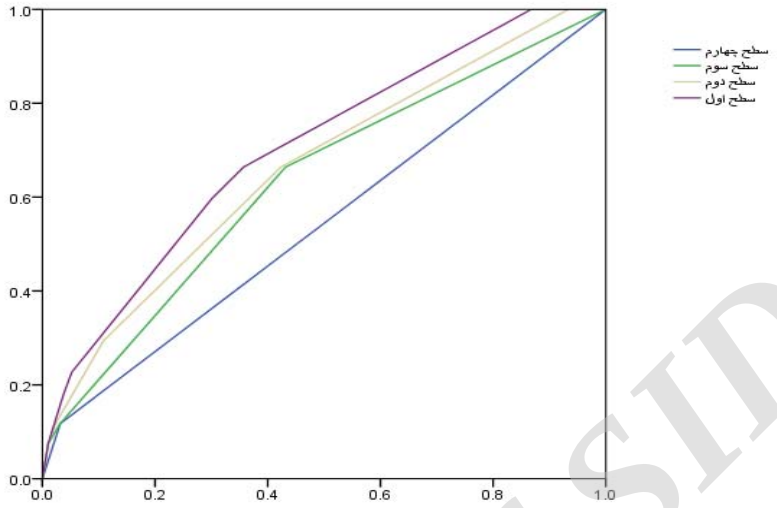
www.SID.ir

برای تحلیل تأثیر کیفیت طبقه‌بندی مشتریان بر سرمایه مورد نیاز به‌منظور مواجهه با ریسک اعتباری، درخت طبقه‌بندی تا پنج سطح ادامه یافته است. انتظار این است که افزایش سطوح طبقه‌بندی باعث ایجاد همگنی بیشتر در مشاهدات داخل هر یک از ندها از لحاظ ویژگی‌های ریسک اعتباری شود. چنانکه در نمودار شماره ۲ و جدول شماره ۳، مشاهده می‌شود، سنجه ROC در سطح اول طبقه‌بندی ۰/۵۴۳ بوده و در سطح طبقه‌بندی پنجم به ۰/۷۰۲ افزایش یافته است. این، بدان معناست که قدرت پیش‌بینی مدل افزایش یافته است و ندها از لحاظ ریسک اعتباری همگن‌تر شده‌اند.

در نهایت، در جدول شماره ۴، تأثیر افزایش دقت پیش‌بینی مدل بر سرمایه مورد نیاز برای مواجهه با ریسک اعتباری نشان داده شده است. در سطح صفر، یعنی نبود طبقه‌بندی مشتریان نرخ نکول (PD) برابر ۸/۹ درصد شده است. با فرض آنکه هیچ‌یک از تسهیلات وثیقه ندارند، براساس توافقنامه بال ۲ مقدار LGD برای آنها برابر ۴۵ درصد خواهد بود. به‌ازای EAD برابر یک واحد پولی و قرار دادن این پارامترها در معادله (۳) سرمایه مورد نیاز برای مواجهه با ریسک اعتباری برابر ۵/۸۴ درصد شده است. در سطح دوم، مشتریان به دو طبقه ند ۱ با ۱۲۹۰ مشاهده و ند ۲ با ۵۳ مشاهده طبقه‌بندی شدند. PD1 برابر۲۶/۴ درصد و PD2 برابر ۸/۱ درصد شده است. با قرار دادن PD1 و PD2 در معادله مقادیر K1 و K2 برابر خواهند شد با ۵/۷۰ و ۸/۸۷ درصد. در این صورت، سرمایه مورد نیاز در سطح اول طبقه‌بندی برابر خواهد شد با ٪۵/۸۳ =K۲×(۱/۵۳)+K۱×(۱/۱۲۹۰). به همین ترتیب تا سطح پنجم طبقه‌بندی محاسبات ادامه می‌یابد. همان‌گونه که در جدول شماره ۴، مشاهده می‌شود، با افزایش دقت مدل طبقه‌بندی (براساس سنجه ROC) سرمایه مورد نیاز رو به کاهش است. به غیر از سطح دوم طبقه‌بندی که در مقایسه با سطح اول افزایش یافته است. این همان نکته‌ای است که به دلیل عدم تقعر کامل تابع سرمایه مورد نیاز به‌لزوم سطح سرمایه مورد نیاز با افزایش دقت مدل کاهش نمی‌یابد، اما اگر نوع تفکیک طبقات طوری انجام گیرد که مقادیر PD در ناحیه اول و سوم قرار گیرند، امکان صرفه‌جویی سرمایه‌ای برای بانک‌ها وجود خواهد داشت.

Archive of SID

www.SID.ir



نمودار ۲- منحنی ROC مدل CART برآورد شده در سطوح مختلف

جدول ۳- فاصله اطمینان منحنی ROC برای مدل CART

سطح	سطح زیر منحنی	خطای استاندارد	سطح معناداری	فاصله اطمینان ۹۵ درصد	
				کران پایین	کران بالا
اول	۰/۵۴۳	۹۰/۰۲	۰/۱۲۲	۰/۴۶۸	۰/۶۰۰
دوم	۰/۶۳۲	۰/۰۲۷	۰/۰۰	۰/۵۷۸	۰/۶۸۵
سوم	۰/۶۶۱	۰/۰۲۷	۰/۰۰	۰/۶۰۹	۰/۷۱۳
چهارم	۰/۷۰۲	۰/۰۲۵	۰/۰۰	۰/۶۵۴	۰/۷۵۰

جدول ۴- رابطه دقت مدل طبقه‌بندی و سرمایه مورد نیاز برای مواجهه با ریسک اعتباری

شرح	سطوح طبقه‌بندی				
	سطح صفر	سطح اول	سطح دوم	سطح سوم	سطح چهارم
آماره ROC	-	٪۵۴/۳	٪۶۳/۲	٪۶۶/۱	٪۷۰/۲
سرمایه مورد نیاز	٪۵/۸۴	٪۵/۸۳	٪۵/۹۰	٪۵/۶۴	٪۵/۴۰

Archive of SID

www.SID.ir

۷- نتیجه‌گیری

سرمایه یکی از اصلی‌ترین عواملی است که توسط نهادهای نظارتی و آژانس‌های رتبه‌بندی برای بررسی ثبات و سلامت یک بانک بررسی می‌شود. سرمایه کافی مانند سپر در مقابل انواع ریسک‌های کسب‌وکار بانک را بیمه می‌کند. به عبارت دیگر، انواع زیان‌های غیرمنتظره از طریق سرمایه جذب و از این طریق اعتماد سپرده‌گذاران به بانک حفظ می‌شود.

میزان سرمایه بانک بر جایگاه رقابتی آن در بین بانک‌ها تأثیر دارد. به‌طور معمول سهام‌داران نسبت به منابع مالکانه خود در بانک یک حداقل بازدهی انتظار دارند و برای حصول این بازدهی بانک باید محصولات خود را براساس میزان ریسک (یا سرمایه تخصیص داده شده) قیمت‌گذاری کند. از سوی دیگر، برای تأمین مالی اعتبارات بانک نیاز دارد از عموم مردم سپرده جذب کند. برای این کار جذب اعتماد سپرده‌گذاران موضوعی ضروری است. سرمایه کافی در جذب این اعتماد بسیار مؤثر است. اگر بانکی با کمبود سرمایه مواجه شود، این اعتماد کاهش می‌یابد و اگر سرمایه بیش از نیاز نگهداری کند، هزینه سرمایه افزایش می‌یابد و در هر دو حالت جایگاه رقابتی آن در بازار تنزل می‌یابد.

بخشنامه شماره ۹۴/۲۹۶۳۴۸ به تاریخ ۱۳۹۴/۱۰/۱۵، بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران که درآن ترجمه بخشی از توافقنامه بال ۲ برای بانک‌های کشور به‌عنوان یک رهنمود و بدون الزام ابلاغ شده، حاکی از آن است که اجرای توافقنامه بال ۲ در نظام بانکی کشور موضوعی اجتناب‌ناپذیر خواهد بود. اجرای توافقنامه بال ۲ در نظام بانکی کشور با فرصت‌ها و چالش‌هایی روبه‌رو خواهد بود. همان‌گونه که در این تحقیق نشان داده شد، تقعر تابع سرمایه مورد نیاز فرصت‌های آربیتراژ جدیدی برای بانک‌ها به همراه خواهد داشت. آنها می‌توانند با به‌کارگیری مدل‌های طبقه‌بندی طوری مشتریان خود را طبقه‌بندی کنند که از یک صرفه‌جویی سرمایه‌ای برخوردار شوند. همان‌گونه که در بخش ۶، نشان داده شد، افزایش دقت مدل رتبه‌بندی داخلی حدود ۰/۴۴ درصد صرفه‌جویی سرمایه‌ای به همراه داشته است. اگرچه این صرفه‌جویی سرمایه‌ای عاملی است که به تشویق بانک‌ها به اندازه‌گیری دقیق ریسک اعتباری مشتریان منجر می‌شود، اما از جانب بانک مرکزی این

Archive of SID

www.SID.ir

مدل‌های طبقه‌بندی باید به‌دقت مورد حسابرسی و نظارت قرار گیرند، به‌طوری که اطمینان حاصل شود میزان سرمایه بانک به‌طور واقعی با میزان ریسک اعتباری تناسب دارد.

از نقطه نظر بانک‌ها باید توجه داشت، بخش عمده‌ای از مشتریان بانک‌ها را اشخاص حقیقی که تسهیلات خرد دریافت می‌کنند، تشکیل می‌دهند، ویژگی این بخش از مشتریان بانک‌ها تعداد زیاد آنهاست که امکان به‌کارگیری مدل‌های پیشرفته ریسک اعتباری و طبقه‌بندی آنها را به گروه‌های همگن ریسکی راحت‌تر می‌کند. نتایج این تحقیق نشان داد چگونه سرمایه‌گذاری در زمینه مدل‌سازی ریسک اعتباری می‌تواند برای بانک‌ها خلق ارزش کند.

این تحقیق از جوانب مختلف قابل توسعه است؛ نخست، در این تحقیق پارامتر LGD با فرض آنکه تمام تسهیلات بدون وثیقه هستند، برابر ۴۵ درصد در نظر گرفته شد، در حالی که با دسترسی به اطلاعات مربوط به ویژگی‌های تسهیلات، تضمینات و وثایق می‌توان از روش‌های مرسوم مدل‌سازی LGD این پارامتر را برآورد کرد و به‌طور طبیعی نتایج تخمین سرمایه مورد نیاز دقیق‌تر خواهد شد. دوم، می‌توان با استفاده از سایر روش‌های طبقه‌بندی که در بخش سوم مورد اشاره قرار گرفت، میزان صرفه‌جویی سرمایه‌ای را محاسبه و با یکدیگر مقایسه کرد.

Archive of SID

www.SID.ir

منابع

بافنده زنده، علیرضا و رحیم رحیمی (۱۳۹۳)، «ارایه یک سیستم خبره فازی جهت اعتبارسنجی مشتریان حقیقی بانک» *فصلنامه پژوهشنامه بازرگانی*، ۱۳۹۳، شماره ۷۳، زمستان، صص ۲۷-۱.

داداحمدی، دانیال و عباس احمدی (۱۳۹۳)، «رتبه‌بندی اعتباری مشتریان بانک با استفاده از شبکه عصبی با اتصالات جانبی»، *فصلنامه توسعه مدیریت پولی و بانکی*، سال دوم، شماره ۳، تابستان، صص ۲۸-۱.

سبزواری، حسن، ایمان نوربخش و محمد امیدی‌نژاد (۱۳۸۹)، «کاربردهای مدل اعتبارسنجی، مدیریت پرتفوی اعتباری و قیمت‌گذاری وام»، نوزدهمین همایش بانکداری اسلامی، مؤسسه عالی آموزش بانکداری ایران.

سپهردوست، حمید و عادل برجیسیان (۱۳۹۲)، «برآورد احتمال نکول تسهیلات پرداختی بانک با استفاده از رگرسیون لاجیت»، *فصلنامه علمی- پژوهشی سازمان برنامه و بودجه*، سال نوزدهم، شماره ۱، بهار، صص ۵۲-۳۱.

کاظمی، ابوالفضل، جواد قاسمی و وحید زندیه (۱۳۹۰)، «رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقیقی بانک‌ها با استفاده از مدل‌های مختلف شبکه‌های عصبی: مطالعه موردی یکی از بانک‌های خصوصی ایران»، *فصلنامه علمی- پژوهشی مطالعات مدیریت صنعتی*، سال نهم، شماره ۲۳، زمستان، صص ۱۶۱-۱۳۱.

نیلساز، حمید، عبدالرحمن راسخ، علیرضا عصاره و حسنعلی سنایی (۱۳۸۶)، «کاربرد شبکه‌های عصبی در رتبه‌بندی اعتباری متقاضیان وام فروش اقساطی»، *فصلنامه پژوهش‌های اقتصادی ایران*، سال نهم، شماره ۳۲، صص ۱۱۰-۸۵.

یداله‌زاده طبری، علی، عرفان معماریان و عاطفه نصیری (۱۳۹۳)، «شناسایی عوامل مؤثر بر احتمال عدم بازپرداخت تسهیلات اعتباری بانک‌ها (مورد مطالعه: مشتریان حقیقی صندوق مهر امام رضا (ع) شهرستان بابلسر)»، *پژوهشنامه اقتصاد و کسب‌وکار*، سال پنجم، شماره ۱، تابستان، صص ۲۸-۱۵.

Archive of SID

www.SID.ir

Allen, L., G. DeLong and A. Saunders (2004), "Issues in the Credit Risk Modeling of Retail Markets", *Journal of Banking & Finance*, Vol. 28, pp. 727-752.

Altman, E.I., and G. Sabato, (2007), "Modeling Credit Risk for SMEs: Evidence from the U.S. Market", *Abacus*, Vol. 43, No. 3, pp. 332-357.

BarNiv, R. and J. McDonald, (1999), "Review of Categorical Models for Classification Issues in Accounting and Finance", *Review of Quantitative Finance and Accounting*, Vol. 13, No. 1, pp. 39-62.

Bellotti T, and J. Crook (2009), "Support Vector Machines For Credit Scoring and Discovery of Significant Features", *Exp Syst Appl*, 36(2), 3302–3308. Vol. 36, No. 2, pp. 3302-3308.

Breiman, L., J.H. Friedman, R.A. Olshen and C.J. Stone (1984), Classification and Regression Trees, Chapman and Hall/CRC.

Capon, N. (1982), "Credit Scoring Systems: A Critical Analysis", *Journal of Marketing*, Vol. 46, No. 2, pp. 82-91.

Claessens, S., J. Krahnen & W.W. Lang (2005), "The Basel II Reform and Retail Credit Markets", *Journal of Financial Services Research,* Vol. 28, No. 1, pp. 5-13.

Crook, J. N., Hamilton, R., and L. C. Thomas (1992), "The Degradation of the Scorecard Over the Business Cycle". *IMA Journal of Mathematics Applied in Business and Industry*. Vol. 4, pp. 111–123.

Crook, J., Edelman D., and L. Thomas, (2007), "Recent Developments in Consumer Credit Risk Assessment", *European Journal of Operational Research*, Vol. 183, No. 3, pp. 1447-1465.

Dinh, T. H. T. and S. Kleimeier, (2007), "A Credit Scoring Model for Vietnam's Retail Banking Market", *International Review of Financial Analysis*, Vol. 6, No. 5, pp. 571-495.

Espahbodi, H. and P. Espahbodi (2003), "Binary Choice Models and Corporate Takeover", *Journal of Banking and Finance*, Vol. 27, pp. 549-574.

Fisher, R. A. (1936), "The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems", *Annals of Eugenics*, Vol. 7, No. 1, pp. 179-188.

Archive of SID

www.SID.ir

Frydman, H., E.I. Altman and K. Duen-Li (1985), "Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: The Case of Financial Distress", *Journal of Finance*, Vol. 11, pp. 269-291.

Galindo, J. and P. Tamayo (2000), "Credit Risk Assessment Using Statistical and Machine Learning: Basic Methodology and Risk Modeling Applications", *Computational Economics*, Vol. 15, No. 1, pp. 107-143.

Jacobson, T. and K. Roszbach (2003), "Bank Lending Policy, Credit Scoring and Value-at-Risk", *Journal of Banking & Finance*, Vol.27, No.4, pp. 615-633.

Lang, W.W., and A.M. Santomero (2004), "Risk Quantification of Retail Credit: Current Practices and Future Challenges", *Research Paper Series*, Vol. 5, No. 13, Federal Reserve Bank of Philadelphia.

Lee, T. H., and S. Jung, (2000), "Forecasting Creditworthiness: Logistic vs. Artificial Neural Net", *The Journal of Business Forecasting Methods and Systems*, Vol. 18, No. 4, pp. 28-30.

Ranganath S., and K. Arun (1997), "Face Recognition Using Transform Features and Neural Networks" *Pattern Recogn*, Vol. 30, No. 10, pp. 1615-1622.

Ripley, B.D. (2002), Pattern Recognition and Neural Networks, New York: Cambridge.

Schreiner, M. (2004), "Scoring Arrears at a Microlender in Bolivia", *Journal of Microfinance* ,Vol. 6, No. 2, pp. 65-88.

Steinberg, D. and P. Colla (1997), CART*:* Tree-Structured Non-Parametric Data Analysis, San Diego, CA: Salford Systems.

Tam K.Y., and M.Y. Kiang (1992), "Managerial Applications of Neural Networks: The Case of Bank Failure Predictions", *Management Science*, Vol. 38, No. 7, pp. 926-947.

Tasche, Dirk (2003), A Traffic Lights Approach to PD Validation, Working Paper.http://cds.cern.ch/record/615087/linkbacks/ sendtrackback

Tseng F.M., and Y.C. Hu (2010), "Comparing Four Bankruptcy Prediction Models: Logit, Quadratic Interval Logit, Neural and Fuzzy Neural Networks", *Exp Syst Appl*, Vol. 37, No. 3, pp. 1846-1853.

Vapnik, V. (2000), The Nature of Statistical Learning Theory. Berlin: Springer Science & Business Media.

Archive of SID

www.SID.ir

Viganó, L. (1993), "A Credit Scoring Model for Development Banks" *An African Case Study. Savings and Development*. Vol. 17, No. 4, pp. 441-482.

Zhang G., and R. Smyth (2009), "An Emerging Credit-Reporting System in China" *Chin Econ*, Vol. 42, No. 5, pp. 40-57.

Archive of SID

www.SID.ir

پیوست

ویژگی‌های شخصیتی، شغلی و سوابق مشتریان

ابعاد	تعریف متغیر	اقتباس از مطالعات
ویژگی‌های شخصیتی	**سن** (سال)	ویگانو (۱۹۹۳)
	کمتر از ۲۵	
	۲۵ تا ۳۵	
	۳۵ تا ۴۵	
	۴۵ تا ۵۵	
	بیشتر از ۵۵	
	وضعیت تأهل	ویگانو (۱۹۹۳)، دین و کلیمیر (۲۰۰۷)
	مجرد	
	متأهل	
	تعداد افراد تحت تکفل	کروک و همکاران (۱۹۹۲)، دین و کلیمیر (۲۰۰۷)
	صفر نفر	
	یک نفر	
	دو نفر	
	سه نفر	
	چهار نفر	
	وضعیت سکونت	کروک و همکاران (۱۹۹۲)، دین و کلیمیر (۲۰۰۷)
	مالک	
	مستأجر	
	مدت سکونت	دین و کلیمیر (۲۰۰۷)
	یک تا سه سال	
	سه تا پنج سال	
	پنج تا ده سال	
	ده تا پانزده سال	
	بیشتر از پانزده سال	

Archive of SID

www.SID.ir

ویژگی‌های شغلی	**سابقه اشتغال در شغل کنونی**	کروک و همکاران (۱۹۹۲)، کیپن (۱۹۸۲)
	کمتر از یک سال	
	بین یک تا دو سال	
	دو تا پنج سال	
	پنج تا هفت سال	
	بیشتر از هفت سال	
	مجموع سابقه اشتغال	کروک و همکاران (۱۹۹۲)، کیپن (۱۹۸۲)
	کمتر از یک سال	
	بین یک تا پنج سال	
	بین پنج تا ده سال	
	بین ده تا پانزده سال	
	بیشتر از پانزده سال	
	وضعیت اشتغال	دین و کلیمیر (۲۰۰۷)
	غیردولتی	
	دولتی	
	وضعیت درآمدی	دین و کلیمیر (۲۰۰۷)، جاکوبسون و رزباچ (۲۰۰۳)، کروک و همکاران (۱۹۹۲)
	کمتر از ۱۰ میلیون ریال	
	بین ۱۰ تا ۲۰ میلیون ریال	
	بین ۲۰ تا ۳۰ میلیون ریال	
	بین ۳۰ تا ۴۰ میلیون ریال	
	بین ۴۰ تا ۵۰ میلیون ریال	

Archive of SID

www.SID.ir

سوابق مشتری	**سابقه اعتباری**	چرینر (۲۰۰۴)
	بی‌تأخیر	
	با تأخیر	
	بی‌سابقه	
	سررسید گذشته	
	معوق	
	مشکوک‌الوصول	
	مدت ارتباط با بانک	کروک و همکاران (۱۹۹۲)، دین و کلیمیر (۲۰۰۷)، ویگانو(۱۹۹۳)
	کمتر از شش ماه	
	بین شش ماه تا یک سال	
	بین یک تا دو سال	
	بین دو تا چهار سال	
	بیشتر از چهار سال	

Archive of SID

www.SID.ir