مجله علوم اجتماعی و انسانی دانشگاه شیراز
دوره بیست و دوم، شماره دوم، تابستان ۱۳۸۴ (پیاپی۴۳)
(ویژه‌نامه حسابداری)

طراحی و تبیین مدل ریسک اعتباری در نظام بانکی کشور

دکتر رضا تهرانی * **میر فیض فلاح شمس** **
دانشگاه تهران

چکیده

طراحی و استقرار مدل اندازه‌گیری ریسک اعتباری در نظام بانکی نقش کارآمدی در راستای بالا بردن بهره‌وری بانک‌های کشور در تخصیص بهینه منابع خواهد داشت. در این مقاله تلاش شد تا کارآیی مدل‌های احتمالی خطی، لجستیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی ریسک اعتباری مشتریان نظام بانکی کشور، مورد بررسی قرار گیرد. متغیرهای پیش‌بینی کننده در این مدل‌ها، نسبت‌های مالی وام گیرندگان بوده که معنی‌داری ارتباط آن‌ها با ریسک اعتباری از آزمون‌های آماری مناسب تأیید شد. با استفاده از داده‌های مالی و اعتباری ۳۱۶ نفر از مشتریان حقوقی بانک‌های کشور مدل‌های یاد شده طراحی و مورد آزمون کارآیی قرار گرفت. نتیجه‌های به دست آمده بیانگر این است که ارتباط بین متغیرها در مدل پیش‌بینی ریسک اعتباری به صورت خطی نبوده و تابع‌های نمایی و سیگموئید مناسب‌ترین مدل‌های پیش‌بینی ریسک اعتباری محسوب می‌شوند. بیشترین کارآیی برای پیش‌بینی ریسک اعتباری به ترتیب مربوط به شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل لجستیک می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: ۱. ریسک اعتباری ۲. مدل احتمالی خطی ۳. رگرسیون لجستیک ۵. شبکه‌های عصبی مصنوعی

۱. مقدمه

ارتباط صحیح بین نظام‌های مالی و تولیدی در هر کشوری از مهم‌ترین عوامل رشد و توسعه‌ی اقتصادی محسوب خواهد شد. بانک‌ها به عنوان بخش اصلی نظام مالی (نظام پایه‌ی بانکی)، نقش اصلی را در تأمین مالی بخش‌های تولیدی، تجاری و مصرفی و حتی دولتی بر عهده خواهند داشت. در ایران نیز با توجه به ساختار اقتصادی کشور و به دلایلی هم‌چون عدم توسعه‌ی بازارهای سرمایه و سایر شبکه‌های غیر بانکی و قراردادی، تأمین مالی بخش‌های واقعی اقتصاد بر عهده‌ی شبکه بانکی کشور است. متأسفانه این بخش نیز در رسیدن به رسالت‌های خویش چندان موفق نبوده است. هم اکنون تداوم فعالیت‌ها و بقای بیشتر بانک‌های کشور ناشی از حمایت‌های دولتی است. بالا بودن ذخایر بانک‌ها و تسهیلات اعطایی سوخت شده و یا معوقه‌ی بانک‌ها، گویای نبود مدل‌های مناسب اندازه‌گیری ریسک اعتباری[1] و سیستم‌های مدیریت ریسک در شبکه‌ی بانکی می‌باشد.

در بازاری که حاشیه سود بانک‌ها به دلیل تشدید رقابت همواره در حال کاهش بوده و همواره فشار برای کاهش بیشتر هزینه‌ها احساس می‌شود، مدل‌های ریسک اعتباری با پیش‌بینی زیان‌های عدم بازپرداخت وام‌ها نوعی برتری نسبی برای بانک‌ها و نهادهای اعتباری ایجاد خواهد کرد. مدل‌های ریسک اعتباری با اندازه‌گیری ریسک می‌توانند با

---

* استادیار دانشکده مدیریت
** دانشجوی دکتری دانشکده مدیریت

Archive of SID
www.SID.ir

ایجاد ارتباط بخردانه‌ای بین ریسک و بازده امکان قیمت‌گذاری دارایی‌ها را فراهم سازد. هم‌چنین مدل‌های ریسک اعتباری امکان بهینه‌سازی ترکیب پرتفوی اعتباری و تعیین سرمایه‌ی اقتصادی بانک‌ها برای کاهش هزینه‌های سرمایه‌ای را فراهم خواهد ساخت.

در این مقاله ابتدا پیشینه‌ای از بررسی‌های صورت گرفته در زمینه‌ی اندازه‌ی ریسک اعتباری مطرح شده و سپس مدل مفهومی و چارچوب نظری پژوهش ارائه شده است. در بخش بعدی پژوهش به اختصار به متدولوژی به کار رفته جهت اندازه‌گیری ریسک اعتباری در نظام بانکی کشور پرداخته شده است. موضوع‌های این بخش در برگیرنده، فرضیه‌ها، روش پژوهش، جامعه آماری، شیوه‌های نمونه‌گیری، روش‌های تحلیل آماری و آزمون فرضیات می‌باشد و در نهایت در بخش پایانی مقاله، یافته‌های پژوهش و پیشنهادها برای استقرار سیستم اندازه‌گیری و مدیریت ریسک اعتباری در نظام بانکی کشور ارائه شده است.

۲. پیشینه پژوهش

به احتمال عدم بازپرداخت یا پرداخت با تأخیر اصل و فرع تسهیلات اعطایی بانک‌ها و سایر ابزار بدهی از سوی مشتری، ریسک اعتباری می‌گویند. طراحی مدلی برای اندازه‌گیری و درجه‌بندی ریسک اعتباری برای نخستین بار در سال ۱۹۰۹ توسط جان موری بر روی اوراق قرضه انجام شد. (گلانتز[۲]، ۲۰۰۳)

امروزه هر یک از نهادهای معتبر درجه‌بند هم‌چون مودیز[۳]، استاندارد و پورز[۴] از متدولوژی‌های ویژه‌ای برای درجه‌بندی اوراق قرضه و سایر ابزارهای اعتباری استفاده می‌کنند. مشابهت زیاد تسهیلات اعتباری بانک‌ها به اوراق قرضه باعث شد تا درجه‌بندی ریسک اعتباری تسهیلات بانک‌ها یعنی اندازه‌گیری ریسک عدم بازپرداخت اصل و بهره‌ی وام‌ها از سوی برخی از پژوهشگران مورد توجه قرار گیرد.

نخستین مدل به کار رفته برای تعیین ورشکستگی شرکت‌ها مدل رگرسیون لجستیک[۵] چند متغیره بوده که توسط بی‌ور[۶] در سال ۱۹۶۶ ارائه شد. بعدها از این مدل برای اندازه‌گیری ریسک اعتباری اوراق قرضه‌ی منتشره‌ی شرکت‌ها استفاده شد. یکی دیگر از نخستین مطالعات در زمینه‌ی اندازه‌گیری ریسک اعتباری اوراق قرضه‌ی شرکت‌ها با استفاده از مدل نمره دهی چند متغیره توسط آلتمن[۷] در سال ۱۹۶۸ انجام گرفت و به مدل نمره Z شهرت یافته است. مدل نمره Z آلتمن یک مدل تحلیل ممیزی است که با استفاده از مقادیر نسبت‌های مالی مهم می‌کوشد تا شرکت‌هایی را که دارای درماندگی مالی هستند (یعنی ورشکسته) را از شرکت‌هایی که دارای درماندگی مالی نیستند، از هم تمیز دهد. با توجه به این که عمدتاً عدم بازپرداخت وام مربوط به شرکت‌هایی است که در آینده دچار درماندگی مالی خواهند شد، بنابراین امکان پیش‌بینی ریسک اعتباری با استفاده از این مدل امکان پذیر خواهد بود. از این رو در سال ۲۰۰۱ ساندرز و آلن از این مدل برای پیش‌بینی ریسک اعتباری شرکت‌هایی که از بانک‌ها وام دریافت کرده، استفاده کردند و با بررسی‌های صورت گرفته مشخص شد که این مدل برای پیش‌بینی ریسک اعتباری از قدرت بالایی برخوردار است (ساندرز و آلن، ۲۰۰۲)[۸].

استفاده از چنین مدلی در بانک، باعث می‌شود که اگر نمره‌ی Z شرکت وام گیرنده پایین‌تر از حد بحرانی باشد، درخواست وام رد شود و یا کنترل و تسلط بیشتری برای افزایش ایمنی وام اعطایی اعمال شود و از این راه زیان‌های ناشی از عدم بازپرداخت وام به کمترین حد خواهد رسید در این مدل، نمره‌ی Z به نسبت‌های مالی وام گیرنده (X_j) و وزن‌های هر یک از نسبت‌ها بستگی خواهد داشت. هم‌چنین وزن‌های نسبت‌های مالی بستگی به تجارب (موارد) قصور وام گیرنده در بازپرداخت وام دارد.

آلتمن برای رسیدن به مدل یاد شده از میان ۲۲ متغیر (نسبت‌های مالی)، پس از انجام تحلیل ممیزی، پنج متغیر زیر را انتخاب کرده و ترکیب و ارتباط این پنج متغیر در مدل z آلتمن برای پیش‌بینی نمره‌ی اعتباری وام گیرنده به شکل زیر برآورد شده است:

$$Z = 1/2X1 + 1/4X2 + 3/3X3 + 0/6\ X4 + 0/999X5$$

Archive of SID

www.SID.ir

که در آن :

X1. نسبت سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها.

X2. نسبت سود انباشته به کل دارایی‌ها.

X3. نسبت سود از بهره و مالیات به کل دارایی‌ها.

X4. نسبت ارزش بازار سرمایه به ارزش دفتری کل بدهی‌ها.

X5. نسبت فروش به کل دارایی‌ها.

هرچه میزان Z بالاتر باشد، طبقه‌ی ریسک عدم بازپرداخت وام گیرنده پایین‌تر خواهد بود. بنابراین، مقدار پایین یا منفی شاخص Z بیانگر این است که وام گیرنده از نظر ریسک عدم بازپرداخت در طبقه‌ی بالایی قرار خواهد داشت. آلتمن با بررسی‌های انجام شده دریافت که حد پایین ۱/۸۱ (طبقه ورشکسته) و حد بالای ۲/۹۹ (طبقه غیر ورشکسته) مقادیر بحرانی[۹] بهینه هستند. نمره‌های پایین‌تر از ۱/۸۱ نشان دهنده‌ی شرکت‌هایی است که پیش‌بینی می‌شود که در آینده‌ی معلوم ورشکسته خواهند شد و نمره‌های بالاتر از ۲/۹۹ نشان دهنده شرکت‌هایی است که در آینده مشکلی از لحاظ بازپرداخت وام‌های دریافتی خود نخواهد داشت. آلتمن مدل طراحی شده‌ی خود را در کشورهای گوناگون مورد آزمون قرار داد و مشخص شد که پیش‌بینی‌های این مدل در بیش از ۷۵ درصد موارد درست است. (کؤتی آلتمن و نارایانان[۱۰]، ۱۹۹۸)[۱۳].

از مطالعات مهم دیگری که در زمینه‌ی اندازه‌گیری ریسک اعتباری انجام گرفت، می‌توان به کارهای المر و بروفسکی[۱۱] در سال ۱۹۸۸ اشاره کرد. المر و بروفسکی برای پیش‌بینی توانایی بازپرداخت وام‌ها از مدل شبکه‌های عصبی چند لایه پرسپترون استفاده کردند. متغیرهای ورودی آنان، همان متغیرهای به کار رفته در مدل Z آلتمن بوده است. آن‌ها با مقایسه‌ی نتایج مدل شبکه‌های عصبی پرسپترون و مدل Z آلتمن متوجه شدند که قدرت پیش‌بینی مدل پرسپترون بیشتر از مدل‌های نمره دهی اعتباری است. از جمله مطالعات دیگری که در زمینه‌ی طراحی مدل اندازه‌گیری ریسک اعتباری انجام گرفت، می‌توان به کارهای مورگان[۱۲] در سال ۱۹۹۸ برای طراحی مدل اعتبار سنجی[۱۳] و کارهای تریسی[۱۴] در سال ۱۹۹۸ برای طراحی مدل ارزش در معرض ریسک[۱۵] جهت برآورد تابع چگالی احتمال عدم بازپرداخت اشاره کرد. امروزه در بیشتر بانک‌های معتبر جهان از یک یا چند مدل برای اندازه‌گیری ریسک اعتباری وام‌ها و سایر ابزارهای بدهی استفاده می‌شود. از جمله متداول‌ترین مدل‌های مورد استفاده می‌توان به مدل تحلیل ممیزی، مدل لجستیک، مدل پروبیت، سیستم رتبه‌بندی داخلی و شبکه‌های عصبی مصنوعی[۱۶] را نام برد (گوردی[۱۷]، ۲۰۰۱).

امروزه هم‌گام با مطالعات کمیته‌ی باسل[۱۸] (کمیته نظارت بر مقرارت بانکی، بانک تسویه بین‌المللی[۱۹])، بررسی‌های زیادی از سوی پژوهشگران و نهادهای اعتباری برای طراحی مدل دقیق اندازه‌گیری ریسک اعتباری انجام می‌شود. هم‌چنین مدل‌های زیادی با استفاده از روش‌های اقتصادسنجی و شبکه‌های عصبی و فازی برای اندازه‌گیری ریسک اعتباری در بانک‌ها و نهادهای اعتباری مورد استفاده قرار می‌گیرد.

با وجود این که کمّی‌سازی ریسک اعتباری بانک‌ها در کشورهای پیشرفته از جمله امریکا و اروپا نزدیک به دو دهه است که آغاز شده، در ایران هیچ پژوهشی در رابطه با پیش‌بینی و کمّی‌سازی ریسک اعتباری بانک‌ها صورت نگرفته است. اگرچه در حال حاضر در برخی از بانک‌های کشور دپارتمان مدیریت ریسک تشکیل شده و مطالعاتی آغاز شده است، ولی سابقه‌ی این بررسی‌های انجام شده کمتر از دو سال می‌باشد و هنوز هیچ گزارشی از سوی آنان ارائه نشده است. با این حال، پژوهش‌های مشابهی در زمینه رتبه‌بندی شرکت‌ها و پیش‌بینی ریسک ورشکستگی شرکت‌ها براساس مدل‌های AHP، و Z آلتمن و شبکه‌های عصبی انجام شده است. از آن جمله می‌توان به پایان‌نامه‌ی دکتری قلی‌زاده در زمینه‌ی رتبه‌بندی شرکت‌ها با استفاده از رویکرد AHP اشاره کرد. در این پژوهش ابتدا به روش پیمایشی، دیدگاه کارشناسان و صاحب‌نظران پیرامون اهمیت هر یک از متغیرهای مالی برای رتبه‌بندی شرکت‌ها مشخص شده، سپس با استفاده از رویکرد AHP، شرکت‌هایی غذایی رتبه‌بندی شدند. نتایج این پژوهش حاکی از این است که رویکرد یادشده روش مناسبی برای رتبه‌بندی شرکت‌ها بر حسب ریسک است. از دیگر پژوهش‌های مرتبط می‌توان به پایان‌نامه‌ی

Archive of SID

www.SID.ir

دکتری سلیمانی (۱۳۸۱) در زمینه‌ی پیش‌بینی ریسک ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از مدل Z آلتمن اشاره کرد. در این پژوهش در واقع اعتبار مدل یاد شده در بازار ایران مورد بررسی قرار گرفته است. روش مورد استفاده در این پژوهش اقتصاد سنجی و همبستگی بوده است. یافته‌های این پژوهش حاکی از این است که مدل z آلتمن از توانایی مناسبی برای پیش‌بینی ریسک ورشکستگی شرکت‌ها برخوردار است. از دیگر پژوهش‌های صورت گرفته برای پیش‌بینی ریسک ورشکستگی یا درماندگی مالی شرکت‌ها، می‌توان به پژوهشی که در سال ۱۳۸۳ در مقطع کارشناسی ارشد توسط فلاح‌پور صورت گرفته، اشاره کرد. روش مورد استفاده در این پژوهش، روش تحلیل همبستگی بوده است. در این پژوهش مدل تحلیل ممیزی چندگانه و شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های بورس مورد بررسی قرار گرفته است. یافته‌های این پژوهش حاکی از این است که اگرچه با استفاده از مدل‌های تحلیل ممیزی امکان پیش‌بینی درماندگی مالی وجود دارد، ولی مدل‌های یاد شده در مقایسه با شبکه‌های عصبی مصنوعی از کارآیی کمتری برخوردار هستند.

۳. الگوهای نظری اندازه‌گیری ریسک اعتباری

روش‌های گسترده‌ای در حوزه‌های ریاضی، آمار، اقتصاد سنجی و پژوهش در عملیاتی هم‌چون: برنامه‌ریزی ریاضی، شبیه‌سازی احتمالی و قطعی[۲۰]، شبکه‌های عصبی مصنوعی، تحلیل بقاء[۲۱]، نظریه‌ی بازی‌ها، تحلیل ممیزی، تحلیل لوجیت[۲۲] و تحلیل پروبیت[۲۳] در توسعه‌ی الگویی برای اندازه‌گیری دقیق ریسک اعتباری سهیم بوده‌اند. هم‌چنین پیشرفت نظریه‌های بازارهای مالی مانند نظریه‌ی آربیتراژ[۲۴]، نظریه‌ی قیمت‌گذاری اختیار معامله‌ی[۲۵]و مدل قیمت‌گذاری دارایی‌های سرمایه‌ای همگی در توسعه مدل‌های دقیق اندازه‌گیری ریسک اعتباری نقش مؤثری را ایفا کرده‌اند (آلتمن، کؤتی و نارای نان، ۲۰۰۲).

در این مقاله سعی شده تا با بررسی کارآیی الگوهای احتمالی خطی، لوجستیک و شبکه‌های عصبی چند لایه پرسپترون، مناسب‌ترین مدل برای اندازه‌گیری ریسک اعتباری مشتریان بانک‌های کشور طراحی و تبیین شود.

۱. ۳. مدل احتمالی خطی[۲۶]

نوعی از مدل رگرسیون است که متغیرهای مستقل مقادیر کمی و متغیر وابسته، مقادیر صفر و یک را اختیار می‌کند. زمانی‌که متغیر وابسته (Y_i) برابر با صفر است، پیشامد مورد نظر رخ نداده است و زمانی‌که برابر با یک باشد، پیشامد مورد نظر به گونه‌ای قطعی رخ داده است. مدل رگرسیون احتمال خطی به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$\hat{Y} = E(Y_i|X_i) = \beta_0 + \sum_{i=1}^{n} \beta_i X_i = P_i \qquad (۱)$$

امید ریاضی شرطی Y_i برحسب X_i معین($E(Y_i|X_i)$) را می‌توان به عنوان احتمال شرطی وقوع پیشامد مورد نظر به شرط X_i معین تعبیر کرد. نظر به این‌که P_i بایستی بین صفر و یک باشد، بنابراین محدودیت زیر را خواهیم داشت:

$$0 \leq E(Y_i|X_i) \leq 1 \qquad (۲)$$

به بیان دیگر احتمال شرطی رویداد پیشامد مورد نظر لزوماً (عدم بازپرداخت وام) بایستی بین صفر و یک باشد. چرا که احتمال رویداد یک پیشامد هرگز کوچک‌تر از صفر و بزرگ‌تر از یک نخواهد بود. زمانی که احتمال شرطی رویداد پیشامد برابر با صفر باشد، مفهوم آن این است که به گونه‌ای قطعی رویداد مورد نظر رخ نخواهد داد و زمانی که یک باشد، مفهوم آن این است که پیشامد مورد نظر به گونه‌ای قطعی رخ خواهد داد. اگرچه این امر به گونه‌ای نظری درست است، اما هیچ تضمینی برای قرار گرفتن $\hat{Y}$ (تخمین‌زن $E(Y_i|X_i)$) بین صفر و یک وجود ندارد. به بیان دیگر در مدل برازش شده، ممکن است که مقدار متغیر وابسته یعنی $\hat{Y}$ با قرار دادن مقادیر متغیر مستقل در مدل کوچک‌تر از صفر و یا بزرگ‌تر از یک شود. یک راه حل این است که مقادیر کمتر از صفر را مساوی صفر و مقادیر بزرگ‌تر از یک

Archive of SID

www.SID.ir

را نیز برابر با یک فرض کنیم. در این پژوهش از مدل احتمال خطی برای پیش‌بینی ریسک اعتباری (احتمال عدم بازپرداخت وام) مشتریان استفاده شده است (ابریشمی،۱۳۸۱).

۲. ۳. رگرسیون لجستیک

نوعی از مدل رگرسیون است که متغیرهای پیش بین (مستقل) هم در مقیاس کمی و هم در مقیاس مقوله‌ای می‌تواند باشد و متغیر وابسته، مقوله‌ای دو سطحی است. این دو مقوله به گونه‌ای معمول به عضویت یا عدم عضویت در یک گروه (شرکت‌هایی که قادر به بازپرداخت وام‌های خود نمی‌باشند) اشاره دارد. در رگرسیون لجستیک از مفهوم بخت برای مقدار متغیر وابسته استفاده می‌شود. در اصطلاح آماری بخت به معنی نسبت احتمال رخداد یک پیشامد (P_i) بر احتمال عدم رخداد ($1-P_i$) آن می‌باشد. احتمال بین ۰ و ۱ تغییر می‌کند در حالی که بخت ممکن است بیش از یک باشد. واژه‌ی کلیدی در تحلیل رگرسیون لجستیک سازه‌ای به‌نام لوجیت است که لگاریتم طبیعی بخت می‌باشد. رگرسیون لجستیک به صورت زیر تعریف می‌شود (ساندرز، ۱۹۹۹):

$$Z_i = Ln(\frac{P_i}{1-P_i}) = \beta_0 + \sum_{i=1}^{n} \beta_i X_i \qquad (۳)$$

در معادله‌ی بالا، Ln بیانگر لگاریتم طبیعی است. در مدل رگرسیون لجستیک، احتمال رخداد پیشامد مورد نظر (عدم بازپرداخت تسهیلات وام از سوی مشتری) بر اساس رابطه‌ی زیر محاسبه می‌شود:

$$P_i = \pi_i(x_1, x_2, ... x_k) = \frac{e^{\beta_0 + \sum_{i=1}^{k} \beta_i x_i}}{1 + e^{\beta_0 + \sum_{i=1}^{k} \beta_i x_i}} \qquad (۴)$$

۳. ۳. شبکه های عصبی پرسپترون

شبکه‌های عصبی مصنوعی، سیستم‌هایی بر مبنای هوش مصنوعی است که می‌کوشد، کارکرد مغز انسان را به عنوان شبکه‌ای از نرون‌های متصل به هم در فرآیند تصمیم‌گیری تقلید کند. نرون‌ها، کوچک‌ترین واحدهای محاسب و تصمیم‌گیری در شبکه‌های عصبی هستند. در هر یک از نرون‌ها یک معادله‌ی تبدیل تعریف شده است. معادله‌ی تعریف شده در هر یک از نرون‌ها می‌تواند یک مدل اقتصادسنجی یا هر مدل ریاضی دیگر مثل توابع سیگموئیدی باشند. در هر یک از نرون‌ها با استفاده از این معادله سعی می‌شود که وزن هر یک از متغیرها تعیین شود، به گونه‌ای که ارتباط معنی‌داری بین بردار داده‌ها و بردار ستاده‌ها (نتایج) برقرار کند. به گونه‌ای معمول تعیین ضرایب در هر یک از نرون‌ها به صورت آزمون و خطا می‌باشد. بدین ترتیب که ابتدا وزن‌های کوچک به هر یک از متغیرها ارائه می‌شود و سپس با استفاده از الگوریتم بازخورد خطاها ضرایب تعدیل می‌شوند. این کار تا زمانی ادامه می‌یابد که خطاها به حداقل ممکن تعیین شده از سوی پژوهشگر برسد. در شبکه‌های عصبی مصنوعی از داده‌های یک سانی که در فنون اقتصاد سنجی نیز به کار گرفته می‌شود، جهت اتخاذ تصمیم مناسب استفاده می‌شود، ولی فرآیند تصمیم‌گیری در شبکه‌های عصبی مصنوعی به روش آزمون و خطا می‌باشد (لوپز[۲۷] ، ۱۹۹۹).

یک سیستم عصبی مصنوعی در حقیقت، فرآیند یادگیری انسانی را شبیه‌سازی می‌کند. سیستم شبکه‌ی عصبی مصنوعی با تقلید از سیستم عصبی و مغزی انسان می‌کوشد که ارتباط بین داده‌ها (نسبت‌های مالی، روند اقتصادی، کیفیت مدیریت و...) و ستاده‌ها (وضعیت اعتباری وام گیرنده) را از راه تکرار نمونه‌برداری از مجموعه‌ی داده‌های گذشته داده/ستاده یاد گیرد. شبکه‌ی عصبی دارای یک برتری اساسی نسبت به سیستم خبره بوده و آن این است که هنگامی که داده‌ها کامل نبوده و یا دارای پارازیت باشند، از راه آموخته‌های گذشته حدس منطقی از داده‌ها می‌سازد. یک شبکه‌ی عصبی بر اساس سه ویژگی، داده‌های ورودی، وزن‌ها و لایه‌های پنهان مشخص می‌شود (ساندرز و آلن،۲۰۰۲).

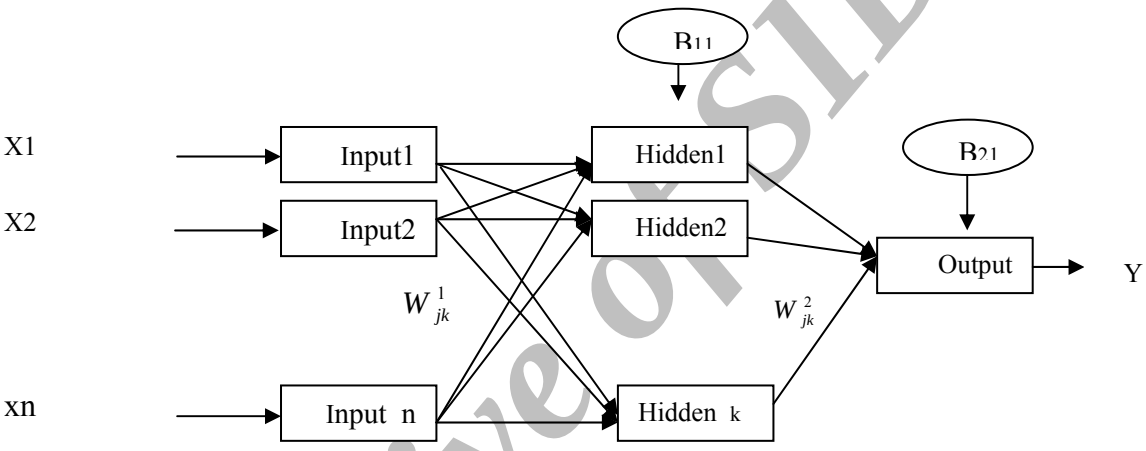
Archive of SID

www.SID.ir

شبکه‌ی عصبی پرسپترون، به ویژه پرسپترون چند لایه، در زمره‌ی کاربردی‌ترین شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشند. این شبکه‌ها می‌توانند با گزینش شمار لایه‌ها و سلول‌های عصبی (نرون‌ها)، که اغلب زیاد نیستند، یک نگاشت غیر خطی را با دقت دلخواه انجام دهند. توانمندی اساسی پرسپترون چند لایه در پیش‌بینی ریسک اعتباری (احتمال عدم بازپرداخت وام) از آن جا ناشی می‌شود که در هر کدام از نرون‌ها، توابع غیر خطی سیگموئید به شکل عمومی به کار رفته‌اند (راعی و چاوشی ۱۳۸۲).

$$F_{(X)} = \frac{1}{1+\exp(-\beta X)} \qquad (۵)$$

در این مقاله شبکه‌های عصبی پیشنهادی، مدل پرسپترون دو لایه می‌باشد که دارای یک لایه‌ی پنهان (میانی) و یک لایه‌ی خروجی است. در این مدل X_i بردارهای ورودی (متغیرهای ورودی) و Y بردار خروجی (متغیر وابسته)، β_{ij} متغیر بایاس j ام در لایه i ام، و W_{jk}^{i} نیز وزن متغیر j ام به نرون k ام در لایه i ام را نشان می‌دهد.



نمودار شبکه‌های عصبی مصنوعی

به جز لایه‌ی ورودی هر یک از نرون‌های لایه‌ی پنهان در مدل بالا تابع تبدیل نرون مربوطه را نشان می‌دهد. بر اساس تابع تبدیل، وزن هر یک از متغیرها در هر نرون برآورد می‌شود. با داشتن وزن‌ها در لایه پنهان، خروجی این لایه برای مثال به صورت زیر خواهد بود:

$$Y^{H} = g(\sum_{k=1}^{k}\sum_{j=1}^{n}(W_{jk}^{1}X_{j} + W_{jb}^{1})) \qquad (۶)$$

در رابطه‌ی بالا، W_{jk}^{1} وزن متغیر j ام به نرون k ام در لایه‌ی اول، W_{jb}^{1} مقدار بایاس متغیر j ام در لایـــه‌ی نخست و (g) تابع تبدیل سیگموئیدی است که روی هم وزن‌ها را به مقدار صفر و یک تبدیل می‌کند. با داشتن مقدار تابع لایه‌ی پنهان مقدار لایه خروجی[۲۸] به صورت زیر تعریف خواهد شد:

$$Y^{o} = g(\sum_{j=1}^{n}W_{kj}^{2}(g\sum_{k=1}^{k}\sum_{j=1}^{n}W_{jk}^{1}.X_{j}) + W_{jb}^{1}) + W_{jb}^{2}) \qquad (۷)$$

Archive of SID

www.SID.ir

در رابطه‌ی بالا، W_{jk}^2 وزن متغیر j ام به نرون k ام در لایه‌ی دوم و W_{jb}^2 مقدار بایاس متغیر j ام را در لایه‌ی دوم نشان می‌دهد. آن چه که در یک مدل شبکه‌های عصبی دارای اهمیت است، آنست که وزن‌های موجود در شبکه‌های عصبی به روش بهینه‌ای برآورد شوند. بدیهی است که پس از تعیین وزن‌ها به روش بهینه با دادن بردار متغیرهای ورودی به سهولت می‌توان بردار خروجی را برآورد کرد (یانگ، پلات[۲۹]، ۲۰۰۱).

به منظور برآورد بهینه‌ی مقادیر بردار وزن‌ها (W_{jk}^i) از الگوریتم پس انتشار خطا[۳۰] استفاده شده است. در این روش هم‌چنان که از عنوان آن بر می‌آید، مقدار خطا بار دیگر به مدل شبکه‌ی عصبی منتقل و مقادیر وزن‌ها تعدیل شده است.

۴. فرضیه‌های پژوهش

در فرضیه‌های زیر شناسایی متغیرهای اثرگذار بر ریسک و الگوی مناسب پیش‌بینی ریسک اعتباری مورد بررسی قرار می‌گیرد:

۱. افزایش نوسان نرخ ارز (ریسک نرخ ارز) منجر به افزایش احتمال عدم بازپرداخت اصل و سود تسهیلات اعطایی بانک‌ها خواهد شد.

۲. بین نرخ سود تسهیلات گوناگون اعطایی بانک‌ها و درجه‌ی ریسک آن‌ها ارتباط معنی داری وجود دارد.

۳. با افزایش مدت زمان سر رسید تسهیلات اعطایی بانک‌ها، درجه‌ی ریسک آن‌ها افزایش خواهد یافت.

۴. بهبود وضعیت مالی وام گیرندگان، درجه‌ی ریسک تسهیلات اعطایی را کاهش خواهد داد.

۵. بین نوع صنعت وام گیرنده و درجه‌ی ریسک اعتباری تسهیلات اعطایی بانک‌ها رابطه‌ی معنی داری وجود دارد.

۶. مدل احتمالی خطی برای پیش‌بینی ریسک اعتباری مشتریان بانک‌ها، مدل کارآیی است.

۷. مدل لجستیک برای پیش بینی ریسک اعتباری مشتریان بانک‌ها، مدل کارآیی است.

۸. مدل شبکه‌ی عصبی پرسپترون چند لایه برای پیش‌بینی ریسک اعتباری مشتریان بانک‌ها، مدل کارآیی است.

۵. جامعه آماری

تمامی مشتریان حقوقی تسهیلات اعتباری در شبکه‌ی بانکی کشور که از بانک‌ها تسهیلات اعتباری دریافت کرده و اصل و سود آن را به بانک‌ها عودت داده یا نداده‌اند، به عنوان جامعه‌ی آماری تعریف می‌شوند. دلیل انتخاب مشتریان حقوقی (شرکت‌هایی که از بانک‌ها تسهیلات اعتباری دریافت کرده‌اند) به عنوان جامعه آماری، در دسترس بودن داده‌های مالی موثق و حسابرسی شده‌ی آن‌ها می‌باشد.

۶. نمونه‌ی آماری و فرآیند نمونه‌گیری

برای نمونه‌گیری از بین تسهیلات اعطایی به مشتریان حقوقی در طی سال‌های یاد شده از روش نمونه‌گیری مرحله‌ای استفاده شده است. در این روش ابتدا هر یک از بانک‌های کشور به عنوان یک سازمان در نظر گرفته شده و در مرحله‌ی بعدی از بین شعبه‌های بانک‌های منتخب بر اساس فهرست، برخی از شعبه‌ها به روش تصادفی ساده برگزیده شد و در مرحله‌ی آخر به روش نمونه‌گیری تصادفی طبقه‌ای برخی از شرکت‌های دریافت کننده‌ی تسهیلات اعتباری از بانک‌های مورد نظر در خلال سال‌های ۱۳۸۲-۱۳۷۷ انتخاب شدند. برای تعیین حجم نمونه‌ی مناسب از فرمول زیر که برای یک جامعه محدود است، استفاده شده است (عادل آذر، ۱۳۸۱).

$$n = \frac{N.Z_{\alpha/2}.\delta^2}{\varepsilon^2(N-1) + Z_{\alpha/2}.\delta^2} \qquad (۸)$$

برای محاسبه‌ی حجم نمونه بر اساس فرمول بالا، سطح اطمینان ۹۵ درصد و دقت برآورد ۳ درصد در نظر گرفته شد. هم‌چنین برای تخمین واریانس عدم بازپرداخت مشتریان بانک‌ها از روش نمونه‌گیری اولیه استفاده شد. حجم

Archive of SID

www.SID.ir

نمونه‌ی انتخاب شده بر اساس فرمول بالا ۳۱۶ نفر (شرکت‌های دریافت کننده‌ی وام) بوده است. داده‌های گردآوری شده در خلال سال‌های ۱۳۸۱-۱۳۷۷ برای طراحی مدل (۲۳۶ مشتری) و داده‌های گردآوری شده سال‌های ۲-۱۳۸۱ در دو گروه ۴۵ نفری (سال ۱۳۸۱) و ۳۵ نفری (سال ۱۳۸۲) برای تعیین میزان کارآیی مدل گزینش شده‌اند.

۷. داده‌های پژوهش

داده‌های این پژوهش برای طراحی مدل در برگیرنده‌ی، نوع وام، مبلغ وام، مدت سر رسید وام، شمار اقساط معوق و هم‌چنین داده‌های مالی و حسابداری شرکت‌های منتخب در نمونه‌ی آماری بوده است. این داده‌ها با هماهنگی مدیران ارشد بانک‌های ملی، ملت، رفاه و کشاورزی و یادداشت‌های همراه صورت‌های مالی استخراج شده است. به دلیل حساسیت بانک‌ها در ارائه‌ی این گونه از داده‌ها، بیشتر بانک‌ها داده‌ها را بدون قید نام مشتریان ارائه داده‌اند.

۸. روش‌های تحلیل آماری داده‌ها و آزمون فرضیه‌ها

برای تحلیل داده‌ها و آزمون فرضیه‌ها از روش‌های زیر استفاده شده است:

۱. ۸. آزمون معنی‌داری ضریب همبستگی

به منظور پی بردن به رابطه‌ی بین متغیرهای مستقل (مانند وضعیت مالی مشتریان، نوسان‌های نرخ ارز و ...) و متغیر وابسته یعنی ریسک اعتباری مشتریان از ضریب همبستگی پیرسون استفاده شده است. آزمون معنی‌داری همبستگی با آماره‌ی آزمون تی- استیودنت[۳۱] انجام گرفته است.

$$t = \frac{r - \rho}{\sqrt{\frac{1-r^2}{n-k}}} \qquad (۹)$$

۲. ۸. آزمون معنی‌داری ضرایب مدل احتمالی خطی

آزمون معنی‌داری ضرایب رگرسیون چند متغیره با استفاده از آماره‌ی تی- استیودنت صورت گرفته است. در این آزمون مقدار t بر اساس نسبت ضریب مورد نظر بر انحراف معیارش محاسبه می‌شود.

$$t = \frac{\hat{\beta}}{SE(\hat{\beta})} \qquad (۱۰)$$

۳. ۸. آزمون تحلیل واریانس

برای آزمون این فرضیه که "بین نوع صنعت و ریسک اعتباری مشتریان ارتباط مستقیمی وجود دارد" از آزمون تحلیل واریانس استفاده شده است. بدین ترتیب که متوسط نرخ عدم باز پرداخت وام برای هر یک از صنایع بر اساس طبقه‌بندی صورت از سوی بورس اوراق بهادار تهران، محاسبه شد و سپس از راه محاسبه‌ی نسبت واریانس صنایع به واریانس کل عدم بازپرداخت‌ها این ادعا مورد آزمون قرار گرفت. تحلیل واریانس با استفاده از آماره‌ی آزمون F صورت گرفته است.

$$F = \frac{MS(Tr)}{MSE} \qquad (۱۱)$$

۴. ۸. آزمون معنی‌داری ضرایب رگرسیون لجستیک

برای آزمون معنی‌داری ضرایب رگرسیون لجستیک از آماره‌ی آزمون والد[۳۲] که دارای توزیع تقریباً نرمال بوده، استفاده شده است. محاسبه‌ی آماره‌ی والد به صورت زیر می‌باشد:

$$W = \frac{\hat{\beta}}{SE(\hat{\beta})} \qquad (۱۲)$$

آماره‌ی w تحت فرض $\beta = 0$ دارای توزیع نرمال استاندارد (z) است.

Archive of SID

www.SID.ir

۵. ۸. بررسی کارآیی مدل‌های برآورد شده

برای تعیین کارآیی مدل‌های برآورد شده از روش‌های کمّی ارزیابی نیز استفاده شده است. بدین ترتیب که پس از برآورد مدل، با مقایسه‌ی نتایج واقعی ریسک اعتباری و نتایج برآورد شده بر اساس داده‌های گروه‌های آزمایش، کارآیی مدل در پیش‌بینی ریسک اعتباری مورد بررسی قرار گرفت. در این آزمون مقادیر واقعی ریسک اعتباری هر مشتری بر اساس سابقه‌های اعتباری مشتری (سابقه‌های مربوط به بازپرداخت یا عدم بازپرداخت اصل و سود وام‌های گرفته شده از بانک‌های کشور) مشخص شده است. هر چقدر نرخ عدم بازپرداخت اصل و سود وام‌های گرفته شده‌ی یک مشتری بیشتر باشد، درجه‌ی ریسک اعتباری او نیز بیشتر خواهد بود.

۹. یافته‌های پژوهش

۱. ۹. نتیجه‌های آزمون فرضیه‌ی اول

با انجام آزمون همبستگی اسپیرمن در سطح اطمینان ۹۵ درصد مشخص شد که بین نوسان‌های نرخ ارز و ریسک اعتباری مشتریان بانک‌ها ارتباط مستقیمی وجود دارد. ضریب همبستگی محاسبه شده بین نرخ ارز و نرخ عدم بازپرداخت، برای وام‌های ارزی و وام‌های ریالی به ترتیب ۰/۵۸ و ۰/۳۳ می‌باشد که نشان دهنده‌ی ارتباط ضعیف تا متوسط بین این دو متغیر است. دلیل اصلی همبستگی ضعیف تا متوسط، کنترل نرخ ارز در دو سال گذشته از سوی دولت بوده است. پیش از کنترل نرخ ارز از سوی دولت شدت همبستگی بین این دو متغیر به ویژه برای وام‌های ارزی بسیار بالا بوده است. بر اساس داده‌های سال‌های ۱۳۷۹ و ۱۳۸۰ که دوره تغییر سیاست‌های ارزی دولت از نرخ ارز دولتی به ارز شناور بوده همبستگی بین نرخ ارز و نرخ عدم بازپرداخت وام‌ها بسیار بالا بوده است. ضریب همبستگی محاسبه شده در این دوره برای تمامی وام‌ها و وام‌های ارزی به ترتیب ۰/۷۴ و ۰/۹۴ بوده است.

۲. ۹. نتیجه‌های آزمون فرضیه‌ی دوم

ضریب همبستگی و ضریب تعیین محاسبه شده بین نرخ سود و نرخ عدم بازپرداخت تسهیلات اعتباری در این آزمون برابر با ۰/۳۶ و ۰/۱۳ است. سطح معنی‌دار محاسبه شده در این آزمون برابر با ۰/۲۳ می‌باشد. با توجه به بالا بودن سطح خطا، با اطمینان ۹۵ درصد می‌توان نتیجه گرفت که ارتباط معنی‌داری بین ریسک و نرخ سود تسهیلات اعتباری بانک‌های کشور وجود ندارد. هم اکنون نرخ سود به صورت تکلیفی و از سوی شورای پول و اعتبار تصویب می‌شود. نبود انطباق بین ریسک و بازده افزون بر غیر بهینه ساختن ترکیب پرتفوی اعتباری بانک‌ها، خطر اخلاقی تسهیلات اعتباری بانک‌ها را نیز افزایش خواهد داد و مشتریان اعتباری با اخذ وام‌های پر ریسک تلاش خواهند کرد که بازده بیشتری را کسب کند.

۳. ۹. نتیجه‌های آزمون فرضیه‌ی سوم

داده‌های لازم برای آزمون این فرضیه در برگیرنده‌ی نرخ عدم بازپرداخت وام‌های اعطا شده و مدت زمان سر رسید وام‌ها بوده است که از راه نمونه‌گیری تصادفی برای دوره‌ی ۵ ساله برگزیده شده‌اند. برای آزمون این فرضیه از روش تحلیل همبستگی و تحلیل واریانس یک دامنه استفاده شده است. ضریب همبستگی محاسبه شده بین زمان سر رسید وام‌ها و نرخ عدم بازپرداخت برابر با ۰/۶۱ و سطح معنی‌داری محاسبه شده کمتر از ۰/۰۱ بوده است. بنابراین با اطمینان ۹۹ درصد می‌توان ادعا کرد که بین زمان سر رسید وام‌ها و نرخ عدم بازپرداخت رابطه‌ی مستقیمی وجود دارد.

برای آزمون فرضیه‌ی یاد شده از روش تحلیل واریانس یک دامنه نیز استفاده شده است. مقدار F و سطح خطای محاسبه شده به ترتیب ۲۹/۷ و ۰/۰۰۷ می‌باشند. نتایج آزمون تحلیل واریانس نیز حاکی از تأیید این فرضیه است که متوسط نرخ عدم بازپرداخت برای سر رسیدهای متفاوت یکسان نخواهد بود. با انجام آزمون توکی[۳۳] مشخص شد که با افزایش زمان سر رسید وام‌ها، نرخ عدم بازپرداخت افزایش خواهد یافت.

Archive of SID

www.SID.ir

۴. ۹. نتیجه‌های آزمون فرضیه‌ی چهارم

داده‌های لازم برای آزمون این فرضیه، نسبت‌های مالی در برگیرنده‌ی نسبت نقدینگی، نسبت فعالیت، نسبت اهرمی و نسبت سودآوری می‌باشند. برای تعیین میزان ارتباط بین وضعیت مالی وام گیرنده و ریسک اعتباری، از روش تحلیل همبستگی استفاده شده است. در سطح اطمینان ۹۵ درصد مشخص شد که بین نسبت‌های مالی و نرخ عدم بازپرداخت وام‌ها ارتباط معنی‌داری وجود دارد. بیشترین همبستگی نسبت‌های مالی با نرخ عدم بازپرداخت مربوط به نسبت‌های سودآوری (بین ۸۹ تا ۹۳ درصد) و سپس مربوط به نسبت‌های نقدینگی (نزدیک به ۷۰ درصد) و اهرمی (۶۹ درصد) می‌باشد. ارتباط بین نسبت‌های سودآوری و نقدینگی با نرخ عدم بازپرداخت معکوس است. در حالی‌که ارتباط بین نسبت اهرمی و نرخ عدم بازپرداخت مستقیم می‌باشد. یعنی شرکت‌هایی که بیشتر از منابع بدهی برای تأمین مالی خود استفاده می‌کنند، بیشتر در معرض ریسک اعتباری قرار خواهند داشت.

۵. ۹. نتایج آزمون فرضیه‌ی پنجم

برای آزمون این فرضیه که بین نوع صنعت و درجه‌ی ریسک اعتباری مشتریان (نرخ عدم بازپرداخت وام‌ها) رابطه‌ی معنی‌داری وجود دارد، از روش تحلیل واریانس استفاده شد. مقدار F و سطح خطای محاسبه شده در این آزمون به ترتیب ۴/۳ و ۰/۰۱۲ است. بنابراین دست‌کم با اطمینان ۹۵ درصد می‌توان ادعا کرد که میانگین ریسک اعتباری در تمامی صنایع یکسان نخواهد بود. بر اساس آزمون توکی نیز مشخص شد که تفاوت میانگین نرخ عدم بازپرداخت در صنایع معنی‌دار می‌باشد و هم اکنون بیشترین نرخ عدم بازپرداخت وام‌ها مربوط به صنعت نساجی و صنعت تجهیزات و فلزات است. صنایعی که در سیکل عمر خود در مرحله‌ی افول قرار دارند، با بیشترین احتمال عدم بازپرداخت رویارو هستند.

۶. ۹. نتیجه‌های آزمون فرضیه‌ی ششم

در مدل احتمالی خطی برازش شده، متغیرهای مستقل نسبت‌های مالی وام گیرندگان و متغیر وابسته‌ی احتمال عدم بازپرداخت تسهیلات اعطا شده به مشتریان می‌باشد. مقادیر متغیر وابسته در این مدل نشان دهنده‌ی احتمال عدم بازپرداخت وام می‌باشد و بین ۰ و ۱ خواهد بود. زمانی‌که مقدار متغیر وابسته یک باشد، بیانگر این است که مشتری به گونه‌ای قطعی تسهیلات دریافتی را بازپرداخت خواهد کرد و زمانی‌که متغیر وابسته صفر باشد، بیانگر این است که مشتری به گونه‌ای قطعی توان بازپرداخت وام‌های دریافتی خود را نخواهد داشت. جدول زیر نتایج تحلیل مدل احتمالی خطی را نشان می‌دهد:

جدول ۱. ضرایب متغیرهای پیش بین مدل و نتایج معنی‌داری آن‌ها

متغیر	ضرایب	انحراف معیار	آماره t	سطح خطا
ثابت	۰/۴۲۵	۰/۰۸۲	۴/۹۸۸	۰/۰۰۰۰
نسبت کل بدهی‌ها به کل دارایی‌ها	-۰/۰۸۹۷	۰/۰۶۰۸	-۱/۴۷۵	۰/۰۸۳
سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها	۰/۰۹۷۵	۰/۰۵۷۴	۱/۶۹۸	۰/۰۳۱
گردش کل دارایی‌ها	۰/۱۸۰	۰/۱۱۴	۱/۵۷۸	۰/۰۶۷
سود عملیاتی به کل دارایی‌ها	۰/۷۴۹	۰/۱۳۶۳	۴/۷۱	۰/۰۰۰۰
سود انباشته به کل دارایی‌ها	۰/۱۴۹	۰/۰۹۱	۱/۶۳۷	۰/۰۵۲

همان‌گونه که ملاحظه می‌شود، در سطح اطمینان ۹۵ درصد، ضرایب متغیرهای گردش کل دارایی‌ها، سود انباشته به کل دارایی‌ها و نسبت بدهی در مدل برازش شده معنی‌دار نخواهد بود. سایر متغیرهای پیش بین در مدل از معنی‌داری بالایی برخوردار هستند. نتایج آزمون تحلیل واریانس نیز حاکی از این است که مدل برازش شده برای پیش‌بینی ریسک، مناسب نخواهد بود. ضریب تعیین (R^2) و نسبت F محاسبه شده برای مدل ۰/۳۸ و ۳,۲۴ است که بیانگر ضعف مدل برازش شده در پیش‌بینی ریسک اعتباری است. برای سنجش کارآیی مدل از داده‌های گروه‌های

Archive of SID

www.SID.ir

آزمایش استفاده شده است. کارآیی کلی مدل بر اساس داده‌های گروه آزمایش اول ۷۱/۱ است. این نرخ بیانگر کارآیی پایین مدل در پیش‌بینی ریسک اعتباری است. نتایج آزمایش گروه دوم نیز مؤید کارآیی پایین مدل برازش شده می‌باشد. کارآیی کلی مدل برای پیش‌بینی ریسک اعتباری بر اساس نتایج آزمایش بر روی گروه دوم ۷۴/۳ درصد است.

۷. ۹. نتیجه‌های آزمون فرضیه‌ی هفتم

در مدل لجستیک، هدف، متمایز ساختن دو گروه شرکت‌هایی که وام‌های خود را بازپرداخت نخواهند کرد و شرکت‌هایی که وام‌های خود را بازپرداخت خواهند کرد، می‌باشد. بنابراین در این پژوهش پیش از برازش مدل لوجیت از راه آزمون تفاضل میانگین امکان جداسازی این دو گروه بر اساس نسبت‌های مالی مورد آزمون قرار گرفته است.

جدول۲. نتایج آزمون تفاضل میانگین‌های دو گروه

متغیر	آماره t	درجه آزادی	سطح معنی‌داری	فاصله اطمینان ۹۵ درصدی	
				حد پایین	حد بالا
نسبت جاری	۱۰/۶۹	۲۳۴	۰,۰۰۰	۰/۵۱	۰/۷۴
گردش دارایی‌ها	۷/۶۶	۲۳۴	۰,۰۰۰	۰/۲۸	۰/۴۷
سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها	۶,۹۵	۲۳۴	۰,۰۰۰	۰/۳۱	۰/۴۹
نسبت بدهی	-۲/۷۷	۲۳۴	۰,۰۲۸	-۰/۲۳	-۰/۱۲
سود پیش از بهره و مالیات به دارایی‌ها	۱۰/۶۶	۲۳۴	۰,۰۰۰	۰/۳۷	۰/۴۳
بازده سرمایه گذاری‌ها	۵/۴۶	۲۳۴	۰,۰۰۰	۰/۱۹	۰/۳۳
سود انباشته به کل دارایی‌ها	۹/۲۴	۲۳۴	۰,۰۰۰	۰/۲۱	۰/۳۳

همان‌گونه که ملاحظه می‌شود، تمامی نسبت‌های مالی در دو گروه، متفاوت بوده و در هیچ نسبتی دو گروه برابر نیستند، ولی از بین تمامی نسبت‌های مالی، نسبت‌های به کار رفته در مدل از بیشترین معنی‌داری برخوردار هستند. نتایج مدل برازش شده به روش پیشرو به شرح زیر می‌باشد:

جدول۳. چکیده نتیجه‌های برازش مدل لوجیت

متغیر	ضرایب (β_i)	انحراف معیار	آماره W	سطح معنی‌داری
مقدار ثابت	-۰/۷۸۳	۰/۴۵۴	-۱/۷۲۴	۰/۰۳۶
نسبت کل بدهی‌ها به کل دارایی‌ها (X_1)	-۱,۷۱۹	۱/۱۰۶	-۱/۵۵۳	۰/۰۵۹
سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها (X_2)	۲/۳۴۰	۰/۶۷۸	۳/۴۴۷	۰/۰۰
گردش کل دارایی‌ها (X_3)	۱/۸۱۳	۲/۰۶۶	۰/۸۴۵	۰/۰۳۲
نسبت سود عملیاتی به کل دارایی‌ها (X_4)	۱۰/۷۶۸	۲/۰۵۴	۵/۲۴۱	۰/۰۰
سود انباشته به کل دارایی‌ها (X_5)	۱/۹۸۷	۰/۹۲۵	۲,۱۴۸	۰/۰۰۹۷

آماره‌ی والد (W) محاسبه شده برای هر یک از نسبت‌های مالی و سطح خطای محاسبه شده بیانگر معنی‌داری ضرایب در مدل است. مقدار درستنمایی[۳۴] برای این مدل برابر با ۲۳۴/۱۶۶ است که نشانگر توانایی بالای مدل در پیش‌بینی ریسک اعتباری است. مدل لجستیک طراحی شده برای پیش‌بینی ریسک اعتباری، بر اساس ضرایب نسبت‌های مالی (متغیرهای مستقل) به صورت زیر تعریف می‌شود:

Archive of SID

www.SID.ir

$$Z_i = Log_e(\frac{p_i}{1-p_i}) = 0/783 - 1/719X_1 + 2/34X_2 + 1/813X_3 + 10/768X_4 + 1/987X_5$$

حدود مقدار Z با استفاده از داده‌های آماری به شرح زیر می‌باشد:

احتمال عدم بازپرداخت	حدود Z
خیلی زیاد	$z \le 1/598$
ضعیف	$1/598 \le Z \ge 4/387$
صفر (وضعیت عادی)	$Z \ge 4/387$

بر اساس مدل برازش شده، احتمال رخداد عدم بازپرداخت وام از سوی مشتری نوعی به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$1-p_i = 1-\pi(x_1,...x_5) = 1-\frac{e^{-0/783-1/719X_1+2/34X_2+1/813X_3+10/768X_4+1/987X_5}}{1+e^{-0/783-1/719X_1+2/34X_2+1/813X_3+10/768X_4+1/987X_5}}$$

هم‌چنین نتایج آزمون کارآیی مدل لجستیک حاکی از کارآیی بالای مدل در پیش‌بینی ریسک اعتباری است. کارآیی کلی مدل برای گروه آزمایش اول برابر ۹۵/۵ درصد و برای گروه دوم ۸۸/۶ درصد بوده است.

۸. ۹. نتیجه‌های آزمون فرضیه‌ی هشتم

از دیگر مدل‌های مورد بررسی در این پژوهش برای پیش‌بینی ریسک اعتباری مدل پرسپترون چند لایه است. برای تعیین شمار نرون‌ها در شبکه‌های عصبی از روش هرس[۳۵] استفاده شده است. بدین ترتیب که ابتدا با شماری نرون کار شروع شده و در هر مرحله نرون‌های اضافی حذف شدند تا این که شاخص خطا ارضا شد. برای افزایش سرعت یادگیری در مدل نیز تنها یک لایه‌ی پنهان استفاده شده است. متغیرهای ورودی در مدل پرسپترون چند لایه، همان نسبت‌های مالی هستند که معنی‌داری آن‌ها در مدل‌های اقتصاد سنجی و آماری مورد تأیید قرار گرفته‌اند. متغیرهای ورودی مورد استفاده در این مدل در برگیرنده‌ی: نسبت کل بدهی‌ها به کل دارایی‌ها (X۱)، گردش کل دارایی‌ها (X۲)، سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها (X۳)، نسبت سود عملیاتی به کل دارایی‌ها (X۴) و نسبت سود انباشته به کل دارایی‌ها (X۵) می‌باشند.

جدول۴. ضرایب برازش شده‌ی شبکه عصبی MLP در لایه اول

نرون‌ها / متغیرهای ورودی	H_1	H_2	H_3	H_4	H_5	H_6	H_7
Bias	-۳/۷۱۱۵	۴/۹۷۲۵	-۶/۶۱۰۳	-۱۲/۸۰۱	-۱/۰۷۲۵	-۵/۹۵۰۷	۴/۲۹۶۴
X_1	-۳/۸۵۶۹	-۵/۰۹۶۶	-۷/۰۴۷	۱/۳۵۲۳	-۳/۹۹۹۸	۸/۳۳۳۹	۹/۱۳۰۶
X_2	۳/۹۱۴۸	-۵/۰۴۹۲	۶/۱۷۹۷	۹/۴۹۵۶	۷/۹۲۲۳	-۱/۵۱۵۲	-۱۳/۰۰۸
X_3	-۳/۵۱۴	۱۲/۶۴۷	۸/۸۵۲۳	-۱۳/۷۷۲	۳/۴۵۹۷	۱۱/۱۵۱	۱۴/۰۳۲
X_4	-۲/۵۸۴	-۷/۲۵۸۶	۱۴/۱۵۳	-۰/۷۸۸۱	۲/۶۳۷۹	۲۸/۵۱۵	-۳۷/۷۸۵
X_5	۰/۱۵۶۳	-۴/۸۱۴	۱۰/۰۶۵	-۱۰/۲۱۳	-۱/۳۹۱۷	-۴/۹۵۹۵	-۱۷/۹۲۳

جدول ۵ . ضرایب برازش شده شبکه‌ی عصبی MLP در لایه‌ی دوم

متغیر خروجی / نرون‌ها	Y
Bias	-۵/۲۷۹۶

Archive of SID

www.SID.ir

H_1	-۴/۰۵۱
H_2	-۱۶/۷۶۹
H_3	۲۲/۱۵۳
H_4	-۲۹/۳۳۱
H_5	۳/۳۸۲۴
H_6	۴۲/۴۸۳
H_7	-۵۹/۹۲۵

کارآیی کلی مدل بر اساس داده‌های گروه آزمایش اول برابر با ۹۷/۷ درصد و برای گروه دوم برابر با ۹۷/۱ درصد بوده است. نتایج به دست آمده از کارآیی مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی و مقایسه آن با سایر مدل‌ها، بیانگر این واقعیت است که در پیش‌بینی ریسک اعتباری، مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به دیگر مدل‌های بررسی شده از بیشترین کارآیی برخوردار است.

۹. نتیجه‌گیری و پیشنهادها

بررسی‌های انجام گرفته از فرآیند اعتبار دهی در نظام بانکی کشور حاکی از قضاوتی بودن نظام اعتباری است. بیشتر بانک‌های کشور به مقوله ریسک به گونه کلی و ریسک اعتباری به گونه‌ی ویژه، بی‌توجه بوده‌اند و هیچ اقدامی برای کنترل ریسک کلی دارایی‌ها و بدهی‌های بانک انجام نداده‌اند. پیامدهای برقراری سیستم قضاوتی اعطای اعتبارات در نظام بانکی کشور، بالا بودن حجم ذخایر و مطالبات مشکوک الوصول و در پی آن کاهش توان بازدهی بانک‌ها می‌باشد. وجود انحصار دولتی در نظام بانکی کشور باعث شده که نوآوری‌های کمی در سیستم سنتی آنان ایجاد شود.

امروزه بخش عمده‌ی بانک‌های کشور در ساختار سازمانی خود فاقد مدیریت ریسک بوده و در صورت وجود واحد مدیریت ریسک، اقدام جدی برای کنترل و اداره کردن ریسک انجام نداده‌اند. هم‌چنین بررسی‌های صورت گرفته بیانگر این واقعیت است که تاکنون پژوهشی برای طراحی مدل اندازه‌گیری ریسک اعتباری مشتریان نظام بانکی کشور صورت نگرفته است.

در حالی‌که نتایج پژوهش حاضر نشان دهنده‌ی این واقعیت است که امکان پیش‌بینی ریسک اعتباری مشتریان در هنگام اعطای تسهیلات اعتباری از راه مختصات مشتریان به عنوان متغیرهای پیش‌بین و استفاده آن‌ها در مدل‌های آماری و شبکه‌های عصبی وجود دارد. نتایج حاکی از این است که در بین سه مدل طراحی شده، به ترتیب مدل شبکه پرسپترون و مدل لجستیک از کارآیی بالایی برای پیش‌بینی ریسک اعتباری مشتریان (یعنی پیش‌بینی احتمال عدم بازپرداخت مشتریان) برخوردار هستند. با مقایسه‌ی مدل لجستیک طراحی شده و مدل Z آلتمن می‌توان نتیجه گرفت که این دو مدل تفاوت چندانی با هم ندارند. در مدل لجستیک طراحی شده نیز هم‌چون مدل Z آلتمن، متغیرهای؛ سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها، نسبت سود انباشته به کل دارایی‌ها، نسبت سود عملیاتی به کل دارایی‌ها و گردش کل دارایی‌ها از توان بالایی برای پیش‌بینی ریسک اعتباری برخوردار می‌باشند. تنها متغیری که در مدل Z آلتمن معنی‌دار بوده، ولی در مدل لجستیک طراحی شده معنی‌دار نمی‌باشد، متغیر نسبت ارزش بازار سرمایه به ارزش کل بدهی‌هاست. در مدل لجستیک طراحی شده به جای متغیر ارزش بازار سرمایه به ارزش کل بدهی‌ها، متغیر نسبت بدهی‌ها به کل دارایی‌ها به کار رفته است که در پیش‌بینی ریسک اعتباری تا حدودی معنی‌دار می‌باشد. دلیل اصلی این اختلاف، ناکارآمدی بازار سرمایه‌ی ایران در تعیین دقیق ارزش بازار سرمایه و بدهی‌های شرکت‌هاست. از سوی دیگر بیشتر شرکت‌هایی که به دریافت وام از نظام بانکی کشور اقدام می‌کنند، شرکت‌های غیر بورسی بوده و در نتیجه امکان محاسبه‌ی ارزش بازار آن‌ها وجود ندارد. هم‌چنین نتایج مدل شبکه پرسپترون طراحی شده نیز هم‌سو با سایر مطالعه‌های صورت گرفته است. در بیشتر مطالعه‌های صورت گرفته تاکنون در زمینه‌ی طراحی شبکه‌های عصبی مصنوعی از مدل پرسپترون دو لایه استفاده شده است. در این مقاله نیز شبکه‌ی پرسپترون دو لایه برای پیش‌بینی

Archive of SID

www.SID.ir

ریسک اعتباری مورد استفاده قرار گرفته و مشخص شد، قدرت پیش‌بینی این مدل نسبت به سایر مدل‌ها بالاتر است. دلیل اصلی این امر مناسب بودن توابع غیر خطی سیگموئیدی برای پیش‌بینی احتمال عدم بازپرداخت است که مقدار آن در بازه صفر تا یک می‌باشد.

روی هم رفته با توجه به نتیجه‌های به دست آمده از این پژوهش پیشنهادهای زیر برای بهبود نظام اعتباری بانک‌های کشور پیشنهاد می‌شود:

۱. استقرار پایگاه داده‌ها و سیستم‌های اطلاعاتی که حاوی داده‌های مالی و مدیریتی مشتریان بانک‌ها می‌باشد. این داده‌ها می‌بایست به متغیرهای پیش‌بینی کننده ریسک اعتباری تبدیل شوند. این پایگاه اطلاعاتی باید همواره بر اساس داده‌های نوین به روز گردد تا در هر لحظه امکان برآورد درجه‌ی ریسک اعتباری مشتریان امکان پذیر باشد.

۲. طراحی و برقراری سیستم نرم افزاری مدل شبکه‌های عصبی و لجستیک در پیش‌بینی ریسک اعتباری و اتصال آن به پایگاه اطلاعاتی برای تعیین درجه ریسک اعتباری هر یک از مشتریان در هر لحظه از زمان.

۳. تلفیق روش‌های کمّی و کیفی پیش‌بینی ریسک اعتباری مشتریان در یک سیستم خبره و برقراری نظام درجه‌بندی اعتباری مشتریان بر اساس این مدل‌ها.

۴. بازنگری و اصلاح دایم در مدل پیش‌بینی ریسک اعتباری بر اساس بازخورد مستمر از نتایج و رویدادها.

هم‌چنین پیشنهادهای زیر در رابطه با مدیریت ریسک بانک‌ها ارائه می‌شود:

۱. اصلاح ساختار نظام بانکی کشور و برپایی بخش مدیریت ریسک به گونه‌ای کلی و مدیریت ریسک اعتباری به گونه‌ی ویژه در ساختار بانک‌ها.

۲. بازبینی و بهبود فرآیند اعتباری بانک‌ها و سیستم ارزیابی مشتریان.

۳. نظارت پی در پی بر وضعیت اعتباری مشتریان و ترکیب پرتفوی اعتباری از سوی مدیریت ریسک اعتباری بانک و اداره‌ی وصول مطالبات.

۴. هماهنگی کامل بین واحدهایی که درگیر فرآیند اعتبارات هستند؛ از قبیل اداره‌ی ارزیابی طرح‌ها، اداره‌ی اعتبارات، اداره‌ی ریسک اعتباری و اداره‌ی وصول مطالبات.

۵. تعیین ظرفیت اعتباری هر یک از مشتریان نوعی بر اساس درجه‌ی ریسک اعتباری تعیین شده بر اساس مدل.

۶. پیش‌بینی پی در پی انتقال و تغییر درجه‌ی ریسک اعتباری مشتریانی که تسهیلات اعتباری به آنان واگذار شده و انجام اقدام‌های بایسته برای جلوگیری از بروز رویداد عدم بازپرداخت.

۷. آموزش پی در پی مدیران و پرسنل شاغل در بخش‌های اعتباری برای استفاده از نرم افزارها در پیش‌بینی ریسک و انجام اقدام‌های بایسته.

یادداشت‌ها

1. Credit Risk
2. Glantz
3. Moodys
4. Standard & Poors (S&P)
5. Legit Regression
6. Beaver
7. Altman
8. Saunders & Allen
9. Critical Value
10. Altman & Caoutte & Naraynan
11. Elmer & Borowski
12. Morgan
13. Creditmetrics
14. Treacy
21. Survival Analysis
22. Legit Analysis
23. Probit Analysis
24. Arbitrage Pricing Theorty
25. Option Pricing Theory
26. Linear Probability Model
27. Lopez
28. Output
29. Yang & Platt
30. Back Propogation Error
31. T - Student
32. Tuky Test
33. Likelihood
34. Pruning Method

Archive of SID

www.SID.ir

15. Value-at-Risk
16. Artificial Neural Networks
17. Gordy
18. Bassel Committee
19. Bank International Settlement (Bis)
20. Probability & Deterministic Simulation

منابع

الف: فارسی

آذر، عادل. (۱۳۸۱). **آمار و کاربرد آن در مدیریت**، تهران: انتشارات سمت.

ابریشمی، حمید. (۱۳۸۱). **اقتصاد سنجی**. تهران: انتشارات دانشگاه تهران.

بازرگان عباس و الهه، سرمدی. (۱۳۸۳). **روش تحقیق در علوم تربیتی**، تهران مؤسسه نشر آگه.

جهانخانی، علی و علی پارسائیان. (۱۳۷۵). **فرهنگ اصطلاحات فارسی**، تهران: مؤسسه مطالعات و پژوهش‌های بازرگانی.

راعی، رضا و کاظم چاوشی. (۱۳۸۲). *پیش‌بینی بازده سهام در بورس اوراق بهادار تهران: مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل چند عاملی*، **مجله تحقیقات مالی**، شماره ۱۵، تابستان، ۹۷ - ۱۲۰.

سلیمانی امیری، غلامرضا. (۱۳۸۱). **بررسی شاخص‌های پیش‌بینی کننده ورشکستگی در شرایط محیطی ایران**. تهران: دانشگاه تهران.

فلاح‌پور، سعید. (۱۳۸۳). **پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی**، تهران: دانشگاه تهران.

منصوری، علی، (بهار ۱۳۸۲)، **طراحی مدل ریاضی تخصیص تسهیلات بانکی رویکرد مدل‌های کلاسیک و شبکه‌های عصبی**، پایان نامه، دانشگاه تربیت مدرس، دانشکده علوم انسانی.

قلیزاده، محمد حسن، (بهار ۱۳۸۳)، **طراحی مدل رتبه‌بندی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از تحلیل پوششی داده‌ها**، پایان نامه، دانشکده مدیریت دانشگاه تهران.

ب: انگلیسی

Altman, Edward I. (1968). *Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy*, **Journal of Finance,** Sep, 589-609.

Beaver, W.H. (1966). *Financial Ratios and Predictors of Failure*, **Journal of Accounting Reserch,** 11-71.

Basel Committee, (2001). **Working Paper On the Internal Rating – Based Approach To Spesialised Lending Exposures,** October.

Caouette, J. Altman E and. Narayanan p. (1998). **Managing Credit Risk: the Next Great Financial Challenge.** N.Y: John Wiley & Sons.

Elmer, Peter J., and David M. Borowski. (1988). *An Expert System and Neural Networks Approach To Financial Analysis*, **Financial Management,** No 12, 66-76.

Glantz, Morton. (2003). **Managing Bank Risk**, Academic Press.

Archive of SID

www.SID.ir

Gordy Michael. (2001). **A Risk - Factor Model Foundation for Rating**. Based Bank Capital Rules.

J.P. Morgan (April, 1998), **Creditmetrics – Technical Document,** New York, J.P. Morgan & Co. Incorporated.

Lopez, Jose A.(1999). **Evaluating Credit Risk Models,** Fedral Reserve Bank.

Saunders, A. and Allen, L. (2002). **Credit Risk Measurement,** Second Edition, New York: John Wiley & Sons.

Treacy, William F (1998) "Credit *Risk Rating Systems At Large U.S. Bank,* " **Gournal of Banking and Finance,** 24 (1-2), 167-201.

Yang, Z.R. Platt M.B. and Platt H.D. (2001). *Probabilistic Neural Networks In Bankruptcy Prediction*, **Journal of Business Research.** Feb, 67-74.

Archive of SID

www.SID.ir