تحقیقات مالی
دانشکدهٔ مدیریت دانشگاه تهران
دورهٔ ۱۹، شمارهٔ ۱
بهار ۱۳۹۶
صص. ۶۰- ۴۱

Journal of Financial Research
DOI: 10.22059/jfr.2017.211211.1006245

برآورد وجه نقد ورودی و خروجی شعب بانک تجارت برای محاسبهٔ وجه نقد مورد نیاز شعبه‌ها با استفاده از تحلیل چندمتغیرهٔ خوشه‌بندی بیزی و پیاده‌سازی آن در شبکه‌های عصبی

غزاله باغبانی[۱]، فرزاد اسکندری[۲]

چکیده: موضوع کفایت وجه نقد در بانک‌ها، یکی از مسائل مهم برای مدیران و به‌خصوص رؤسای هر شعبه به‌شمار می‌رود؛ چراکه کمبود وجه نقد روزانه در صندوق شعبه به عدم پاسخگویی به نیاز مشتری می‌انجامد و از سوی دیگر، مازاد وجه نقد در شعبه موجب افزایش هزینه بابت انتقال آن به خزانهٔ بانک می‌شود. از این رو بانک‌ها همواره درصدد تعیین مقدار وجه نقد مورد نیاز خود با توجه به عملیات روزانه هستند. به‌همین منظور در این مقاله، شعب بانک تجارت، با توجه به تنوع بین شعب، با دو روش خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی و خوشه‌بندی برمبنای رویکرد بیزی در خوشه‌های متشابه دسته‌بندی شدند؛ سپس با در نظر گرفتن نتایج خوشه‌بندی، مقدار وجه نقد ورودی و نیز وجه نقد مصرفی از طریق شبکه‌های عصبی برآورد شد تا از این طریق امکان محاسبهٔ وجه نقد لازم برای شعب فراهم شود. نتایج تحقیق نشان می‌دهد، برآورد وجه نقد مصرفی و ورودی شعب بانک با استفاده از شبکهٔ عصبی و لحاظ‌کردن نتایج خوشه‌بندی شعب با رویکرد بیزی، دارای دقت بیشتری نسبت به نتایج خوشه‌بندی شعب با روش معمول است.

واژه‌های کلیدی: بانکداری، برآورد، خوشه‌بندی، رویکرد بیزی، شبکهٔ عصبی.

۱. دانشجوی دکتری آمار، پردیس دانشگاه علامه طباطبائی، تهران، ایران
۲. دانشیار گروه آمار، دانشکدهٔ علوم ریاضی دانشگاه علامه طباطبائی، تهران، ایران

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۵/۰۴/۱۳
تاریخ پذیرش نهایی مقاله: ۱۳۹۵/۱۰/۲۲
نویسندهٔ مسئول مقاله: فرزاد اسکندری
E-mail: askandari@atu.ac.ir

مقدمه

هدف اصلی در خوشه‌بندی، جای‌دادن مشاهدات در گروه‌ها و دسته‌های متشابه و همگن است؛ به‌طوری‌که مشاهدات هر خوشه بیشترین تشابه را با سایر مشاهدات همان خوشه و بیشترین عدم تشابه را با مشاهدات سایر خوشه‌ها خواهند داشت. در این خصوص و به‌ویژه در حوزهٔ بانکداری، شعبه‌ها از لحاظ برخی ویژگی‌ها متفاوت‌اند که می‌توانند بر اساس روش‌های خوشه‌بندی در گروه‌های مشابهی دسته‌بندی شوند و برای برآورد وجه نقد موردنیاز هر شعبه که در خوشهٔ مشابه خود دسته‌بندی شده‌اند، مفید باشند.

این موضوع بدان جهت اهمیت دارد که یکی از دغدغه‌های مهم در تصمیم‌گیری مدیران و به‌خصوص رؤسای شعب، موضوع کفایت وجه نقد است؛ چراکه کمبود وجه نقد روزانه در صندوق شعبه عدم پاسخگویی به نیاز مشتری است و به‌طور مسلم موجب نارضایتی مشتری می‌شود و از سوی دیگر نیز مازاد وجه نقد در شعبه، موجب افزایش هزینهٔ بیمهٔ وجوه و انتقال آن به خزانهٔ بانک، افزایش هزینهٔ خواب پول و از دست دادن فرصت سرمایه‌گذاری برای بانک و به تبع آن عدم کسب درآمد و سود برای بانک است. از این رو بانک‌ها همواره درصدد تعیین وجه نقد موردنیاز خود با توجه به عملیات روزانه هستند.

در حال حاضر، تأمین وجه نقد موردنیاز شعبه در ابتدای همان روز کاری و تنها بر مبنای تجربهٔ رئیس شعبه صورت می‌گیرد که گاهی با عملکرد واقعی آن روز فاصله داشته و می‌تواند به افزایش نقل و انتقال پول از طریق ماشین‌های پول‌رسان مناطق منجر شود که در این صورت هزینهٔ بانک را افزایش می‌دهد، یا در صورت عدم تأمین به‌موقع وجه نقد موردنیاز، موجب نارضایتی مشتریان می‌شود. به همین منظور، لازم است با روش مناسب و کارایی وجه نقد مورد نیاز شعبه‌ها را برای دورهٔ زمانی مدنظر در آینده (برای مثال برای روز کاری بعد)، برآورد کرد تا از مشکلات بیان شده پیشگیری به‌عمل آید.

پیشینهٔ پژوهش

تاکنون از روش‌های مختلفی مانند سری‌های زمانی و شبکه‌های عصبی کلاسیک برای پیش‌بینی وجه نقد مورد نیاز شعبه‌های بانک استفاده شده است؛ به‌طوری که کاردونا و آمایا (۲۰۱۲) طی پژوهشی در بانک کلمبیا، ابتدا با دو روش سری زمانی و شبکهٔ عصبی کلاسیک، وجه نقد شعب بانک را پیش‌بینی کردند؛ سپس به‌کمک روش برنامه‌ریزی خطی مدل بهتری را انتخاب کرده و به مینیمم نمودن تابع هزینه پرداختند. همچنین در تحقیق دیگری که سندی‌پان (۲۰۱۰) برای شعب بانک ICICI در هند انجام داد، با استفاده از روش سری زمانی به پیش‌بینی

وجه نقد شعبه‌ها پرداخت؛ سپس به‌کمک روش برنامه‌ریزی خطی بـه بهینـه‌سـازی اقـدام کـرد. پرمچند و والیا (۲۰۰۶) نیز در پیش‌بینی وجه نقد شعبهٔ بانک دولتی هند با دو روش سری زمانی و شبکهٔ عصبی، به برآورد وجه نقد شعبه پرداختند. آنها در تحقیق خود تنهـا از متغیرهـای تقـویمی برای پیش‌بینی وجه نقد استفاده کردند.

در بررسی وضعیت تقاضای وجه نقد بـرای دو شـعبهٔ نمونـه در بانـک کـارآفرین، از دو روش سری زمانی و مدل انتشار استفاده شده است که به‌کمک مدل انتشار و انجام شـبیه‌سـازی بـرای توابع توزیع مقدار واریزها و برداشت‌ها، سقف بهینهٔ پول در صندوق شـعبهٔ نمونـه بـا کـاهش ۲۵ درصدی مواجه شد (نوربخش، حیدری و زواریان، ۱۳۸۹).

بهشتی (۱۳۸۹) در تحقیقی به بررسی پیش‌بینی وجه نقد بانـک‌هـا بـا روش شـبکهٔ عصـبی پرداخت. وی متغیرهایی برای پیش‌بینی، به‌عنوان ورودی مدل تعیین کرد و فرایند پیش‌بینی را با استفاده از روش‌های اقتصادسنجی، تعریف تابع پیش‌بینی و به‌کارگیری مدلی با استفاده از شـبکهٔ عصبی پرسپترون چند لایه انجام داد. او در تحقیق خود نشان داد که روش شبکهٔ عصبی نسـبت به روش‌های دیگر برتری دارد و دارای دقت بیشتری بـرای پـیش‌بینـی اسـت. در ایـن تحقیـق، متغیرهای تقویمی که بر برداشت وجه نقد مشتریان مؤثرند، درنظر گرفته نشده است.

در این رابطه و به‌منظور بررسی نتایج به‌دست آمده از روش‌های متفاوت خوشه‌بنـدی (شـامل خوشه‌بندی برمبنای مدل و خوشه‌بندی برمبنای فاصله) برای برآورد وجه نقد موردنیاز شـعب، در این مقاله با استفاده از رویکرد بیزی در خوشه‌بندی برمبنای مدل، به بـرآورد وجـه نقـد ورودی و مصرفی شعب بانک تجارت می‌پردازیم تا از این طریق، وجه نقد مورد نیاز شعب تعیـین شـود. از جمله مطالعاتی که در خصوص تحلیل خوشه‌بندی بیزی صورت گرفته اسـت، مـی‌تـوان بـه کـار فرانزن (۲۰۰۸)، اشاره کرد. او با درنظر گرفتن مدل آمیختهٔ[1] متناهی برای داده‌هـا، بـا اسـتفاده از روش بیزی به محاسبهٔ توزیع پسین بـرای پارامترهـای هـر خوشـه از طریـق زنجیـرهٔ مـارکوف مونت‌کارلو (MCMC)[2] پرداخت. پرتوی‌نیا (۲۰۰۹) نیز در تحقیقی، رویکرد بیـزی در مـدل‌هـای آمیخته را برای داده‌های پیوسته به‌منظور خوشه‌بندی[3] و دسته‌بندی[4] داده‌ها ارائه کرد. در تحقیـق او، خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی تراکمی[5] بـرای ایجـاد درخـت دنـدوگرام، براسـاس احتمـال پسـین خوشه‌ها استفاده شده است. همچنـین، بلومزتـد، تانـگ، ژیانـگ و گرانلنـد (۲۰۱۵) در تحقیقـی،

1. Mixture Model
2. Markov Chain Monte Carlo
3. Clustering
4. Classification
5. Agglomerative Hierarchical Clustering

استفاده از رویکرد بیزی برای خوشه‌بندی داده‌های آمیختهٔ گسسته و پیوسته را بررسی کردند. آنها با معرفی خوشه‌بندی برمبنای مدل و درنظرگرفتن بردار داده‌های آمیخته از نوع گسسته و پیوسته، از طریق رویکرد بیزی به محاسبهٔ احتمال پسین هر خوشه پرداختند و بهترین خوشه برای داده‌ها را تعیین کردند. از مطالعات دیگر انجام شده در این زمینه، می‌توان به پژوهش برناردو و جیرون (۱۹۸۸) اشاره کرد که آنها نیز با استفاده از رویکرد بیزی در توزیع‌های آمیختهٔ متناهی با در نظرگرفتن تابع توزیع پیشین ناآگاهی‌بخش[1] برای پارامترهای مدل، به تحلیل خوشه‌بندی پرداختند.

شایان ذکر است که تاکنون در تمام مطالعات انجام شده در حوزهٔ یاد شده با روش‌هایی مانند سری‌های زمانی، محاسبهٔ وجه نقد مورد نیاز تنها برای یک شعبه انجام شده و تعداد و تنوع زیاد شعب مدنظر قرار نگرفته است. از این رو استفاده از رویکرد چند متغیرهٔ بیزی در خوشه‌بندی، به‌منظور محاسبهٔ وجه نقد مورد نیاز بانک‌ها که در این مقاله برای چندین شعبه بررسی و مطالعه شده، روشی نوین است که تاکنون در مطالعات داخلی و خارجی، انجام نشده است.

روش‌شناسی پژوهش

از آنجا که بانک تجارت شعبه‌های بسیار زیادی دارد، جامعهٔ آماری این پژوهش، شعبه‌های واقع در تهران مد نظر قرار گرفت. همچنین، با توجه به تنوع شعبه‌ها در هر یک از مناطق تهران و مدیریت‌های شعب مربوطه در بانک، از نمونه‌گیری خوشه‌ای تصادفی برای انتخاب شعبه‌ها استفاده شد که ۱۸ شعبه از طریق نمونه‌گیری برای اجرای پژوهش انتخاب گردید.

متغیرهای استفاده‌شده در خوشه‌بندی براساس نوع تحقیق، متفاوت‌اند. در پژوهش حاضر با توجه به گستردگی و تنوع شعب بانک، بر اساس تعریف متغیرهایی از قبیل درجهٔ شعبه، نوع شعبه از لحاظ سپرده‌ای یا تسهیلاتی، تعداد دستگاه خودپرداز در شعبه، شعبهٔ کشیک/ غیرکشیک، به خوشه‌بندی شعب پرداخته شد. شایان ذکر است که متغیرهای یاد شده، براساس مصاحبه با خبرگان بانک استخراج شده‌اند.

گفتنی است که شعبه‌های بانک تجارت بر اساس برخی شاخص‌ها، به درجه‌های ممتاز الف، ممتاز ب، یک، دو، سه، چهار و پنج دسته‌بندی می‌شوند. همچنین، شعبه‌های کشیک تا ساعت ۱۶:۳۰ فعالیت دارند و به تبع آن ممکن است به وجه نقد بیشتری نیاز داشته باشند. نوع شعبه از لحاظ سپرده یا تسهیلاتی نیز براساس میانگین سالانهٔ بدهکاری یا بستانکاری شعب به حساب

1. Non-informative

مرکز تعیین شده است. در ضمن، هرچه تعداد دستگاه‌های خودپرداز در شعبه بیشتر باشد، وجه نقد مصرفی شعبه بیشتری نیاز خواهد بود.

در گام بعد، با مدنظر قراردادن نتایج حاصل از خوشه‌بندی با رویکرد بیزی و شمارهٔ خوشهٔ شعب، متغیرهای روزهای هفته (شامل ترتیب روز کاری و چندمین روز هفته)، روزهای پرداخت حقوق/ واریز یارانه/ واریز سود و نیز روزهای تعطیل و مناسبت‌های رسمی، وجه نقد مصرفی شعبه و نیز وجه نقدی که توسط مشتری وارد شعبه می‌شود، برآورد می‌گردد که از طریق آنها، وجه نقد مورد نیاز شعب پیش‌بینی خواهد شد. شایان ذکر است که دو متغیر وجه نقد مصرفی و ورودی شعبه، به‌عنوان دو متغیر مستقل از هم در نظر گرفته شده‌اند.

داده‌های مربوط به متغیرهای یاد شده در بازهٔ زمانی ۹۳/۲/۱ تا ۹۳/۶/۳۱ برای ۱۸ شعبهٔ بانک که از طریق نمونه‌گیری خوشه‌ای تصادفی تعیین شده‌اند، به‌دست آمده است. خوشه‌بندی داده‌ها برمبنای رویکرد بیزی، به محاسبات پیشرفتهٔ شبیه‌سازی از طریق روش‌های معتبر زنجیر مارکوف مونت‌کارلو، نیاز دارد که این موضوع و نیز برآورد وجوه نقد مصرفی و آوردهٔ مشتری به روش شبکهٔ عصبی، با استفاده از برنامه‌نویسی در نرم‌افزار R انجام شده است.

خوشه‌بندی

خوشه‌بندی یکی از تکنیک‌های پرکاربرد در داده‌کاوی است و برای گروه‌بندی مجموعه‌ای از مشاهدات به کلاس‌های مشابه استفاده می‌شود (هان و کامبر، ۲۰۰۶: ۴۴۳؛ برامبر، ۲۰۰۷: ۲۲۱ و ونگ، ۲۰۰۸). روش‌های خوشه‌بندی به دو دسته روش‌های برمبنای فاصله و روش‌های بر مبنای مدل دسته‌بندی می‌شوند (پرتوی‌نیا و دیویسن، ۲۰۱۲). از جمله روش‌های پرکاربرد در خوشه‌بندی برمبنای فاصله که از نوع خوشه‌بندی کلاسیک محسوب می‌شود، می‌توان به روش سلسله‌مراتبی اشاره کرد. در پژوهش حاضر، با توجه به نوع داده‌های مربوط به متغیرهای مرتبط با خوشه‌بندی، برای خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی شعب به روش کلاسیک، از ضریب شباهت گوور (۱۹۷۱) به‌عنوان معیار شباهت و تعیین معیار فاصله استفاده شده است. به‌علاوه، در خوشه‌بندی به روش کلاسیک، از معیار فاصلهٔ اقلیدسی برای تعیین مشاهدات متشابه و نزدیک به هم استفاده می‌شود و داده‌ها با احتمال قطعی ۰ یا ۱ به یک خوشهٔ خاص منتسب می‌شوند که این موضوع می‌تواند مشاهداتی که نزدیک مرز خوشه‌ها قرار می‌گیرند، را نادیده بگیرد. از این رو استفاده از خوشه‌بندی بر مبنای مدل که بر پایهٔ مدل‌ها و توزیع‌های احتمال است و می‌تواند داده‌های نزدیک مرز خوشه‌ها را با لحاظ مقدار احتمال آنها جهت انتساب به خوشه، مدنظر قرار دهد، مناسب است. از مزیت دیگر روش یاد شده این است که خوشه‌های استخراج شده از دیدگاه

آماری تفسیر می‌شوند (بوویرن و برونت، ۲۰۱۲؛ پرتوی‌نیا، ۲۰۰۹). علاوه‌بر این، خوشه‌بندی برمبنای مدل، امکان تعیین تعداد خوشهٔ بهینه را به‌صورت همزمان فراهم می‌آورد (بلومزتد و همکاران، ۲۰۱۵). با توجه به این که در پژوهش حاضر علاوه‌بر خوشه‌بندی کلاسیک، از خوشه‌بندی بر مبنای مدل با لحاظ رویکرد بیزی استفاده می‌شود، در ادامه، به توضیح بیشتر آنها پرداخته شده است.

خوشه‌بندی برمبنای مدل

در خوشه‌بندی برمبنای مدل، یک خانواده از مدل‌های آماری برای داده‌ها در نظر گرفته شده و خوشه‌بندی از طریق برازش مدل آمیخته[1] انجام می‌شود. در این نوع خوشه‌بندی، فرض بر آن است که داده‌ها از مجموعهٔ جامعه‌های متناهی جمع‌آوری شده‌اند.

در این خصوص، فرض کنید داده‌ها در خوشهٔ c از مدل پارامتری $f(y_c|\theta_c)$ پیروی کنند. در این صورت، توزیع کلی $\sum_{c=1}^{c} p_c f(y_c|\theta_c)$ یک مدل آمیخته است و p_c نسبت داده‌های متعلق به خوشهٔ c خواهد بود. این مدل، به‌طور معمول از خانوادهٔ توزیع نرمال یا لاپلاس انتخاب می‌شود. همچنین، اگر T_c مشاهده در خوشهٔ c وجود داشته باشد، توزیع داده‌ها مشابه توزیع مشاهدات در خوشهٔ c است. اگر مشاهدات خوشهٔ c به‌صورت دلخواه مرتب شده باشد؛ یعنی $f(y_{1c}, \dots, y_{t_c c})$ توزیع تعویض‌پذیر[2] است و بر اساس نظریهٔ کلی جایگزینی[3]، توزیع شرطی $f(y_c|\theta_c)$ و تابع توزیع چگالی پیشین $f(\theta_c)$ وجود دارند، به‌صورتی که:

$$f(y_{1c},\dots,y_{T_c c}) = \int \prod_{t=1}^{T_c} f(y_{tc}|\theta_c)\, f(\theta_c) d\theta_c \qquad \text{رابطهٔ ۱)}$$

تعریف ۱: یک دنبالهٔ متناهی از متغیرهای تصادفی $X_1, \dots, X_n$ را با تابع توزیع احتمال توأم p تعویض‌پذیر گویند، اگر برای هرجایگشت اندیس π داشته باشیم:

$$P(X_1, X_2, \dots, X_n) = P(X_{\pi(1)}, X_{\pi(2)}, \dots, X_{\pi(n)}) \qquad \text{رابطهٔ ۲)}$$

همچنین، هر دنبالهٔ نامتناهی‌ای تعویض‌پذیر است که هر دنبالهٔ متناهی از آن تعویض‌پذیر باشد.

---

1. Mixture Model
2. Exchangeable Distribution
3. General Representation Theorem

تعریف ۲ (نظریهٔ کلی جایگزینی): اگر $X_1, X_2, \ldots$ دنبالهٔ تعویض‌پذیر از متغیرهای با تابع احتمال P باشند، تابع توزیع Q بر F (مجموعهٔ تمام توابع توزیع بر $\mathcal{R}$) وجود خواهد داشت، به‌طوری که توزیع توأم $(X_1, \ldots, X_n)$ به‌صورت زیر است.

$$p(X_1,\ldots,X_n)=\int_F \prod_{i=1}^{n} P(X_i \mid F)\, d\,Q(F) \qquad \text{رابطهٔ ۳)}$$

که F تابع توزیع نامعین است؛ $Q(F)=\lim_{n\to\infty} P_n(\hat{F}_n)$ برفضای توابع F تعریف می‌شود و $\hat{F}_n$ تابع توزیع تجربی است. براساس نظریهٔ مذکور، می‌توان تابع توزیع توأم X_i را از طریق شرطی نمودن بر توزیع F و سپس انتگرال‌گیری تجزیه کرد. شایان ذکر است که Q تابع توزیع پیشین درنظرگرفته می‌شود.

تعریف ۳ (نظریهٔ بیزی): طبق تعریف احتمال شرطی داریم: $p(B_i|A)=\frac{p(B_iA)}{p(A)}$.

همچنین، می‌توان احتمال A را به‌صورت زیر تعریف کرد:

$$p(A)=\sum_i p(AB_i)=\sum_i p(A \mid B_i)\, p(B_i) \qquad \text{رابطهٔ ۴)}$$

بنابراین، با توجه به موارد فوق، می‌توان نوشت:

$$p(B_i \mid A)=\frac{p(B_i)\, p(A \mid B_i)}{\sum_j p(B_j)\, p(a \mid B_j)} \qquad \text{رابطهٔ ۵)}$$

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی

خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی بیزی

تحلیل چندمتغیری بیزی، یکی از فنون مهم در آمار به‌شمار می‌آید که می‌تواند با لحاظ توزیع پیشین برای داده‌ها بر دقت مدل و محاسبات تأثیرگذار باشد (لین، ۲۰۱۳). رویکرد بیزی در خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی، با در نظرگرفتن مقدار احتمال تابع توزیع پسین، برای داده‌های نزدیک به مرز خوشه‌ها، حائز اهمیت است. علاوه‌بر این، رویکرد بیزی در خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی به جای استفاده از فواصل اقلیدسی ـ که گاهی به‌دلیل نوع داده‌ها (داده‌های کیفی یا آمیخته) محدودیت دارد ـ معیاری بر اساس مقدار احتمال، برای تصمیم‌گیری درخصوص ادغام خوشه‌ها ارائه می‌دهد که از جمله مزایای آن محسوب می‌شود (هلر و قهرمانی، ۲۰۰۵).

همان‌طور که رابطهٔ ۱ رویکرد بیزی در خوشه‌بندی برمبنای مدل را به روشنی نشان می‌دهد، در این تحقیق، از رویکرد بیزی برای خوشه‌بندی استفاده شده و نتیجهٔ محاسبات با خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی کلاسیک مقایسه شده است.

با توجه به پیچیدگی توزیع پسین در خوشه‌بندی بیزی، می‌توان از تابع چگالی پسین حاشیه‌ای در خوشه‌بندی تراکمی، به‌عنوان معیاری برای تشابه/فاصله استفاده کرد و درخت سلسله‌مراتبی دندوگرام[1] را ایجاد نمود. توزیع پسین حاشیه‌ای که معمولاً از طریق روش زنجیرهٔ مارکوف مونت‌کارلو محاسبه می‌شود، معیار ادغام و نقطهٔ قطع دندوگرام را تعیین می‌کند (هلر و قهرمانی، ۲۰۰۵). در این روش، مقدار احتمال توزیع پسین در یک نقطه افزایش می‌یابد تا خوشه‌ها ادغام شوند، سپس مقدار آن کاهش می‌یابد. به این ترتیب بهترین دسته‌بندی خوشه‌ای ایجاد می‌شود (پرتوی‌نیا، ۲۰۰۹).

جزئیات الگوریتم متروپلیس هستینگ[2] که یکی از روش‌های پرکاربرد در زنجیرهٔ مارکوف مونت‌کارلو (MCMC) است، در تحقیقات ژلمن، کارلین، استرن و روبین (۱۹۹۵) و نیز گیلکز، ریچاردسون و اشپگل هالتر (۱۹۹۶) استفاده شده است.

در ادامه، تابع توزیع پیشین برای دسته‌بندی داده‌ها و نیز توزیع پسین در خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی بیزی ارائه می‌شود.

توزیع پیشین در خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی بیزی

با فرض تابع توزیع پیشین تعویض‌پذیر، کافی است که برای T_c توزیع پیشین درنظر گرفته شود که T_c تعداد مشاهدات در خوشهٔ c است. بنابراین داریم:

$$f(d) = \Pr(T_1,...,T_c \mid C)\Pr(C) \qquad \text{رابطهٔ ۶)}$$

d برچسب داده‌ها در خوشهٔ مربوطه است؛ به‌صورتی که داده‌های یک خوشه برچسب یکسانی دارند. با در نظرگرفتن تابع توزیع پیشین از نوع یکنواخت گسسته برای تعداد کل خوشه‌ها، به‌صورت $\Pr(C = c) = \frac{1}{T}, c = 1, \dots, T$ و تابع توزیع دیریکله چندجمله‌ای یکنواخت برای تعداد کل مشاهدات به‌شرط تعداد کل خوشه‌ها، خواهیم داشت (هرد، هولمز و استفانز، ۲۰۰۶).

---

1. Dendrogram
2. The Metropolis – Hasting Algorithm

$$f(d) = \Pr(T_1,...,T_c,C) \propto \frac{(C-1)!T_1!...T_C!}{(T+C-1)!}$$ رابطهٔ ۷)

توزیع پسین در خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی بیزی

متغیر تصادفی y_{vct} نشان‌دهندهٔ داده‌های خوشه‌بندی شدهٔ t $(t = 1, \dots, T_c)$ در c خوشه $(c = 1, \dots, C)$ برای متغیر پیوستهٔ v $(v = 1, \dots, V)$ است. توزیع پسین حاشیه‌ای در خوشه‌بندی را می‌توان به‌صورت زیر نوشت:

$$f(d \mid y) = k^{-1} f(y \mid d) f(d)$$ رابطهٔ ۸)

به‌دلیل آن که $K > 0$ برای تعداد مشخص، عددی ثابت است، می‌توان از آن چشم‌پوشی کرد. بنابراین، برای محاسبهٔ مقدار تابع توزیع پسین حاشیه‌ای، تنها کافی است تابع توزیع پیشین و تابع توزیع حاشیه‌ای محاسبه شوند. تابع توزیع پیشین در رابطهٔ ۶ تعریف شد و آن را به‌صورت حاصل ضرب تابع توزیع یکنواخت گسسته در تابع توزیع دیریکلهٔ چندجمله ای یکنواخت درنظر می‌گیریم. تابع چگالی توأم داده‌ها با خوشه به‌صورت زیر به‌دست می‌آید:

$$f(y \mid d) = \prod_{c=1}^{C} f(y_c) = \prod_{v=1}^{V} \prod_{c=1}^{C} f(y_{vc})$$ رابطهٔ ۹)

باتوجه به موارد یاد شده، به‌طور خلاصه می‌توان گفت، به‌منظور انجام خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی بیزی، ابتدا هر داده را به‌عنوان یک خوشه در نظر می‌گیریم، به همین دلیل تعداد خوشه‌ها برابر تعداد کل داده‌ها خواهد بود $(C = T)$. همچنین، تعداد داده‌ها در خوشهٔ c به‌صورت $T_{\mathrm{c}} = 1$ برای تمام خوشه‌ها $c = 1, \dots, C$ است. در گام بعدی، ادغام دوبه‌دوی خوشه‌ها انجام می‌شود؛ به‌طوری‌که برای هر ادغام دوتایی، مقدار تابع توزیع پسین بر اساس رابطهٔ ۸ محاسبه شده و ادغامی که باعث ایجاد بیشترین مقدار در رابطهٔ ۸ شود، تعیین می‌شود. همچنین، برای تعیین ارتفاع درخت دندوگرام از $g_c = \log f(d|y)$ استفاده می‌شود. اگر بهترین ادغام براساس مقدار (رابطهٔ ۸)، تعیین دو خوشهٔ c_1 و c_2 برای ایجاد خوشهٔ جدید باشد، خواهیم داشت: $T_{\mathrm{c}} = T_{\mathrm{c1}} + T_{\mathrm{c2}}$. این فرایند مجدد ادامه می‌یابد تا تمام خوشه‌ها ادغام شده و تمام داده‌ها در خوشه‌های متناسب قرار گیرند. واضح است که برای ادغام خوشه‌ها، g_c باید دارای بیشترین مقدار باشد.

شبکهٔ عصبی

شبکهٔ عصبی، از رایج‌ترین تکنیک‌های داده‌کاوی برای برآورد و پیش‌بینی به‌شمار می‌رود. از ساختارهای رایج و معروف که در برآورد و پیش‌بینی، کاربرد بسیاری داشته و در این تحقیق نیز استفاده می‌شود، شبکهٔ چندلایهٔ پرسپترون است. برای ساخت یک مدل شبکهٔ عصبی و استفاده از آن، باید تعداد لایه‌ها و نورون‌های هر لایه در شبکه، نوع شبکه و توابع فعال‌کننده مشخص گردند تا پس از آن مقدار وزن‌های شبکه برای نمونه‌های متعدد طی فرایند آموزش، اصلاح شوند و شبکه از این طریق فرایند یادگیری را طی کند تا برای داده‌های ورودی جدید، عملکرد خوبی داشته باشد.

یافته‌های پژوهش

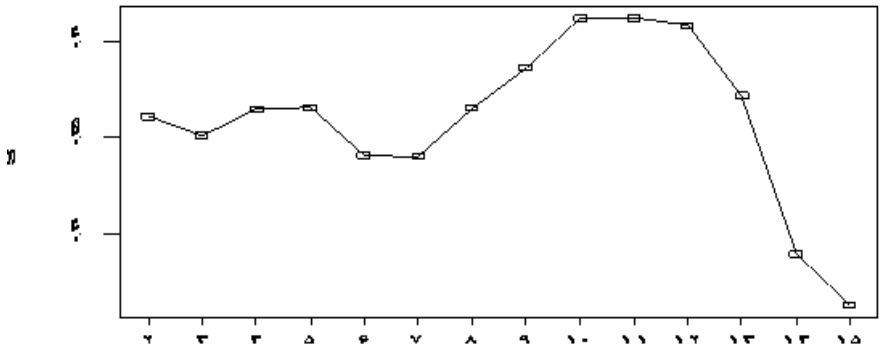
نتایج خوشه‌بندی شعب به روش سلسله‌مراتبی

با توجه به نوع داده های مورد استفاده در خوشه‌بندی شعبه‌ها، با استفاده از ضریب تشابه گوور[1] (گوور، ۱۹۷۱) و انجام خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی، شعبه‌ها به خوشه‌های متشابه دسته‌بندی شدند. اعتبار خوشه‌ها با استفاده از شاخص سیلهوئت روسو[2] (کافمن و روسو، ۱۹۹۰) اندازه‌گیری شده است. افزایش مقدار شاخص سیلهوئت روسو، بیان‌کنندهٔ تعداد خوشه‌های بهینه‌تر است. جدول ۱ و شکل ۱، مقدار شاخص را برای تعداد خوشه‌های متفاوت نشان می‌دهند. همان‌طور که شکل ۱ نشان می‌دهد، بیشترین مقدار شاخص سیلهوئت، برای تعداد ۱۱ خوشه است، از این رو عملکرد خوشه‌بندی برای تعداد ۱۱ خوشه، نسبت به سایر تعداد خوشه‌ها بهینه است. با استفاده از الگوریتم دورترین همسایه در روش خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی با تعداد ۱۱ خوشه، شمارهٔ شعبه‌ها در داده‌ها استخراج شدند که در شکل ۲ مشاهده می‌شود.

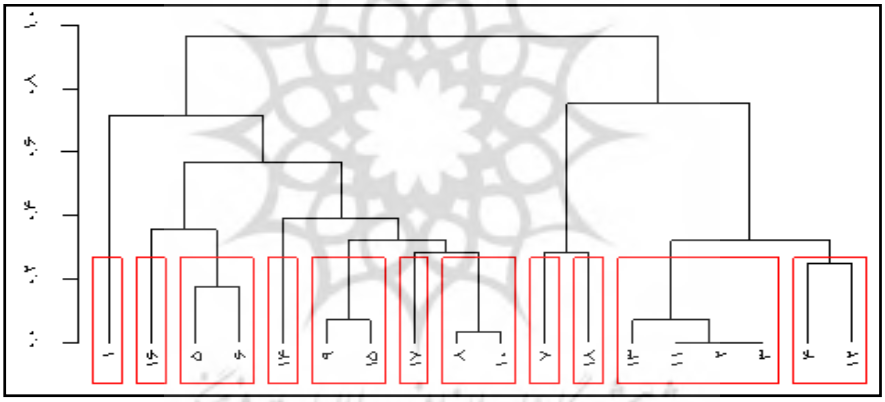
جدول ۱. مقادیر شاخص‌های ارزیابی اعتبار خوشه‌ها با تعداد متفاوت

تعداد خوشه‌ها (K)	۲	۳	٤	٥	٦	۷	۸
مقدار شاخص سیلهوئت روسو	۰/۳۶۱	۰/۳۵۱	۰/۳۶۴	۰/۳۶۵	۰/۳۴۰	۰/۳۴۰	۰/۳۶۵
تعداد خوشه‌ها (K)	۹	۱۰	۱۱	۱۲	۱۳	۱۴	۱۵
مقدار شاخص سیلهوئت روسو	۰/۳۸۶	۰/۴۱۱	۰/۴۱۲	۰/۴۰۸	۰/۳۷۱	۰/۲۸۹	۰/۲۶۲

1. Gower coefficient of similarity
2. Rousseeuw’s Silhouette index



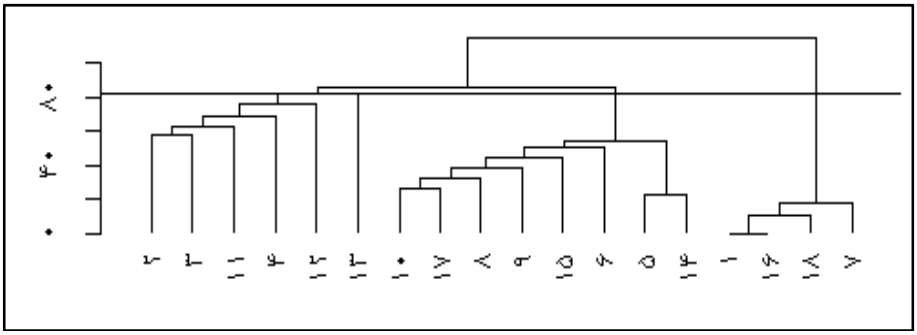
شکل ۱. نمودار شاخص سیلهوئت برای تعداد خوشه های مختلف



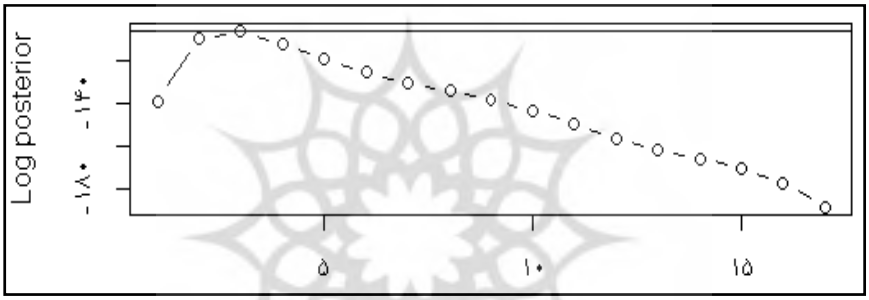
شکل ۲. نمودار خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی

نتایج خوشه‌بندی شعبه‌ها به روش بیزی

در خوشه‌بندی شعبه‌ها به‌روش بیزی، داده‌ها از طریق تقسیم هر داده در هر متغیر به میانگین داده‌های موجود در آن متغیر، استاندارد شده و به داده‌های پیوسته تبدیل شدند. سپس با روش‌های ارائه شده در بخش‌های قبل، خوشه‌بندی شدند. خوشه‌بندی داده‌های مربوط به ۱۸ شعبهٔ بانک تجارت، با استفاده از روش خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی بیزی در شکل ۳ نشان داده شده است. همچنین براساس شکل ۴، سه خوشه دارای بیشترین مقدار لگاریتم تابع توزیع احتمال پسین است که تعداد خوشهٔ بهینه در این روش را نشان می‌دهد.



شکل ۳. نمودار خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی بیزی



شکل ٤. نمودار مقدار لگاریتم توزیع پسین داده‌ها براساس تعداد خوشه‌های مختلف

شکل ۵ نیز، شمارهٔ برچسب داده‌های شعب بانک را در هریک از سه خوشه نشان می‌دهد.

شکل ۵. نمودار برچسب داده‌های شعب بانک در هریک از سه خوشه

در جدول ۲، شمارهٔ خوشهٔ شعب بانک تجارت براساس دو روش خوشه‌بندی درج شده است.

جدول ۲. شمارهٔ خوشهٔ شعب بانک تجارت براساس دو روش خوشه‌بندی

کد شعبه	شمارهٔ خوشه براساس روش سلسله‌مراتبی	شمارهٔ خوشه براساس روش سلسله‌مراتبی بیزی
۴۵۰	۱	۱
۶۶	۲	۳
۱۰۷	۲	۳
۱۳۵	۳	۳
۱۶۵	۴	۲
۵۴	۴	۲
۳۱۷	۵	۱
۴۱۱	۶	۲
۲۱	۷	۲
۳۱۲	۶	۲
۳۶۲	۲	۳
۳۹۲	۳	۳
۷۰۶	۲	۳
۱۰۱۹	۸	۲
۰	۷	۲
۵۶	۹	۱
۲۳۱	۱۰	۲
۲۷۰	۱۱	۱

نتایج به‌دست آمده از شبکهٔ عصبی براساس نتایج خوشه‌بندی

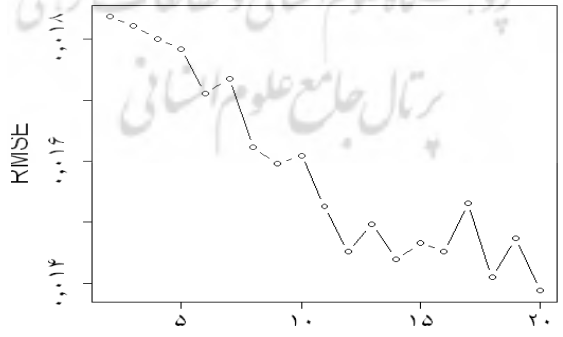
با مدنظر قراردادن نتایج به‌دست‌آمده از خوشه‌بندی شعب، در گام بعد با استفاده از شبکهٔ عصبی به برآورد وجه نقد آورده توسط مشتری به شعبه و نیز وجه نقد مصرفی شعبه پرداخته می‌شود. به‌منظور افزایش دقت و سرعت در آموزش شبکهٔ عصبی، ابتدا تمام داده‌ها با استفاده از رابطهٔ ۱۰ استاندارد شدند، به‌طوری که تمام داده‌ها بین صفر و یک قرار گرفتند.

رابطهٔ ۱۰)
$$z_i = \frac{(x_i - x_{min})}{(x_{max} - x_{min})}$$

در این رابطه، z_i دادهٔ استانداردشده؛ x_i دادهٔ استفاده شده و x_{max} و x_{min} به‌ترتیب بیشترین و کمترین داده در هریک از متغیرهاست. ۷۰ درصد داده‌ها به‌منظور آموزش شبکه و ۳۰ درصد

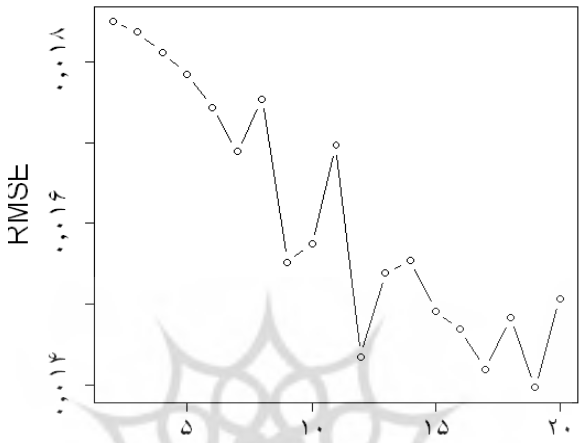
داده‌ها نیز به‌منظور آزمون شبکه به‌طور تصادفی استخراج و استفاده شدند. لایهٔ ورودی شبکهٔ عصبی برای هریک از برآوردها (برآورد وجه نقد مصرفی شعبه و برآورد وجه نقد آوردهٔ مشتری) دارای ۵ نورون شامل متغیرهای «روز کاری»، «روز هفته»، «روز پرداخت حقوق/ واریز یارانه/ واریز سود»، «روز تعطیل و مناسبت‌های رسمی» و «شمارهٔ خوشه» است. لایهٔ خروجی نیز برای هریک از برآوردها، دارای یک نورون شامل متغیرهای «وجه نقد مصرفی شعبه» و «وجه نقد ورودی به شعبه» است. متغیرهای روز کاری، روز هفته، روز پرداخت حقوق/ واریز یارانه/ واریز سود، روزهای تعطیل و مناسبت‌های رسمی، متغیرهای تقویمی هستند، به‌طوری‌که متغیر «روز کاری»، براساس ترتیب روزهای کاری از ابتدای ماه تا آخرین روز کاری هر ماه و متغیر «روز هفته»، براساس ترتیب روزهای هفته کدگذاری شده‌اند. همچنین، متغیر «روز پرداخت حقوق/ واریز یارانه/ واریز سود»، در روزهای اول تا سوم و نیز بیستم تا بیست و پنجم هرماه وزن‌دهی شدند. روزهای کاری قبل و پس از تعطیلات رسمی نیز به‌دلیل تقاضای بیشتر وجه نقد در متغیر «روز تعطیل و مناسبت‌های رسمی»، مدنظر قرار گرفته‌اند. همچنین متغیر «شمارهٔ خوشه» براساس نتایج بخش مربوطه استفاده شده است. توابع فعال‌سازی نیز در لایهٔ پنهان، تانژانت هیپربولیک و در لایهٔ خروجی، خطی درنظر گرفته شده است.

الف) خروجی شبکهٔ عصبی برای برآورد وجه نقد ورودی به‌شعبه با استفاده از نتایج خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی: از آنجا که برای تعیین تعداد نورون‌ها در لایهٔ پنهان از روش آزمون و خطا استفاده می‌شود، در این تحقیق با رویکرد پیشرو، ابتدا ۲ نورون در لایهٔ پنهان را در نظر گرفته و با افزایش تعداد نورون‌ها و محاسبهٔ معیار خطا، شامل ریشهٔ میانگین توان دوم خطا (RMSE)، در نهایت ۲۰ نورون در لایهٔ پنهان که به ایجاد شبکه‌ای با کمترین مقدار خطا منجر شده است، انتخاب شد (شکل ۶).



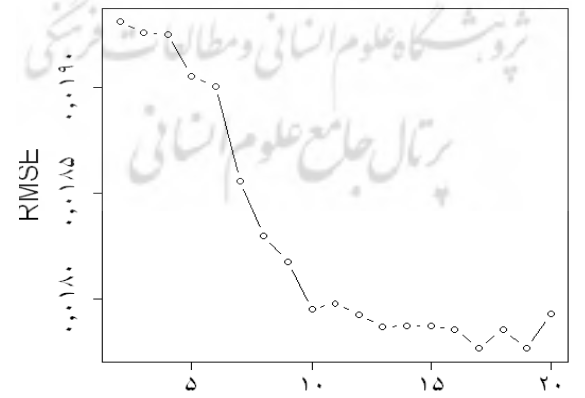
شکل ٦. نمودار مقدار معیار خطا نسبت به تعداد نورون‌ها در لایهٔ پنهان برای برآورد وجه نقد آورده شده به شعبه (با نتایج خوشه‌بندی معمولی)

ب) خروجی شبکهٔ عصبی برای برآورد مصرف وجه نقد با استفاده از نتایج خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی: در این خصوص، ۱۹ نورون در لایهٔ پنهان که به ایجاد شبکه‌ای با کمترین مقدار خطا منجر شده، انتخاب شده است (شکل ۷).



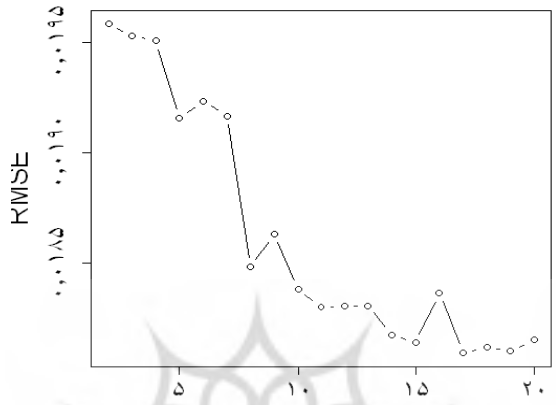
شکل ۷. نمودار مقدار معیار خطا نسبت به تعداد نورون‌ها در لایهٔ پنهان برای برآورد مصرف (با نتایج خوشه‌بندی معمولی)

ج) خروجی شبکهٔ عصبی برای برآورد آوردهٔ وجه نقد به شعبه با استفاده از نتایج خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی بیزی: ۱۹ نورون در لایهٔ پنهان که به ایجاد شبکه‌ای با کمترین مقدار خطا منجر شده، انتخاب شده است (شکل ۸).



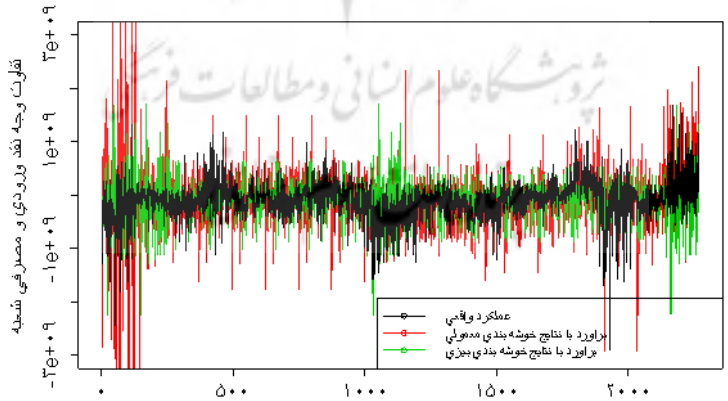
شکل ۸. نمودار مقدار معیار خطا نسبت به تعداد نورون‌ها در لایهٔ پنهان برای برآورد وجه نقد ورودی به شعبه (با نتایج خوشه‌بندی بیزی)

د) خروجی شبکهٔ عصبی برای برآورد مصرف وجه نقد با استفاده از نتایج خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی بیزی: ۱۷ نورون در لایهٔ پنهان که به ایجاد شبکه‌ای با کمترین مقدار خطا منجر شده، انتخاب شده است (شکل ۹).



شکل ۹. نمودار مقدار معیار خطا نسبت به تعداد نورون‌ها در لایهٔ پنهان برای برآورد مصرف (با نتایج خوشه‌بندی بیزی)

به‌دلیل حجم زیاد داده‌ها برای ۱۸ شعبه بانک در ۵ ماه، از ارائهٔ تمام مقادیر خودداری شده است. از این رو شکل ۱۰، مقدار واقعی تفاوت وجه نقد ورودی و خروجی (وجه نقد موردنیاز) و نیز تفاوت مقادیر برآورد شده (وجه نقد موردنیاز برآوردشده) شعبه‌ها را طی ۵ ماه نشان می‌دهد.



شکل ۱۰. نمودار عملکرد واقعی شعب طی ۵ماه درمقایسه با نتایج برآوردهای انجام شده از طریق شبکهٔ عصبی کلاسیک با لحاظ نتایج خوشه‌بندی معمولی و خوشه‌بندی بیزی

بر اساس جدول ۳، میانگین قدرمطلق خطای برآوردهای انجام‌شده برای تمام ۱۸ شعبهٔ نمونهٔ آماری در بازهٔ زمانی ۵ ماه (از اردیبهشت تا شهریور ۱۳۹۳) برای نتایج حاصل از شبکهٔ عصبی و براساس دو روش خوشه‌بندی معمولی و بیزی، به‌ترتیب برابر ۰/۰۰۲۶۷ و ۰/۰۰۲۵۹ به‌دست آمد. این مقادیر نشان می‌دهند، برآوردهای انجام‌شده با استفاده از شبکهٔ عصبی و با لحاظ نتایج خوشه‌بندی شعب با رویکرد بیزی، نسبت به نتایج خوشه‌بندی شعب با روش معمول دقت بیشتری دارد.

جدول ۳. مقادیرخطا برای تفاوت وجه نقد ورودی و خروجی برآورد شده در ۱۸ شعبهٔ بانک در ۵ ماه

مقدار میانگین قدرمطلق خطا برای تفاوت وجه نقد ورودی و خروجی برآورد شدهٔ شعب براساس نتایج خوشه‌بندی بیزی	۰/۰۰۲۵۹
مقدار میانگین قدرمطلق خطا در تفاوت وجه نقد ورودی و خروجی برآورد شدهٔ شعب براساس نتایج خوشه‌بندی معمولی	۰/۰۰۲۶۷

نتیجه‌گیری

در این پژوهش ۱۸ شعبهٔ بانک تجارت در بازهٔ زمانی ۵ ماه، با توجه به وجود تنوع بین آنها، به‌کمک دو روش خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی و خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی با رویکرد بیزی، در خوشه‌های متشابه دسته‌بندی شدند؛ سپس با مد نظر قرار دادن نتایج هر دو روش خوشه‌بندی و استفاده از معیار خطا، ساختار شبکهٔ عصبی برای هریک از مقادیر وجه نقد مصرفی در شعبه و نیز وجه نقد آورده شده توسط مشتری به شعبه، تعیین شد تا از طریق آنها وجه نقد لازم برای شعبه‌ها محاسبه شود. براساس نتایج، میانگین قدرمطلق خطای برآوردهای انجام شده برای تمام ۱۸ شعبهٔ بانک تجارت (نمونهٔ آماری) در بازهٔ زمانی ۵ ماه با استفاده از شبکهٔ عصبی و براساس دو روش خوشه‌بندی معمولی کلاسیک و بیزی، به‌ترتیب ۰/۰۰۲۶۷ و ۰/۰۰۲۵۹ به‌دست آمد که نشان می‌دهد برآوردهای انجام‌شده با استفاده از شبکهٔ عصبی و لحاظ نتایج خوشه‌بندی شعب با رویکرد بیزی، دقت بیشتری نسبت به نتایج خوشه‌بندی شعب با روش معمول دارد.

پیشنهادها

۱. استفاده از روش شبکه‌های عصبی می‌تواند به مشکل بیش‌برازش بینجامد، به‌طوری که آموزش شبکه با حداقل خطا انجام شود، ولی شبکه در داده‌های آزمون و پیش‌بینی داده‌های جدید عملکرد خوبی نداشته باشد. در این خصوص، به‌کارگیری رویکرد بیزی در شبکه‌های

عصبی (علاوه‌بر خوشه‌بندی بیزی) می‌تواند مشکل بیش‌برازش را حل کند و حتی ممکن است بر دقت مدل نیز تأثیرگذار باشد که این موضوع به‌عنوان تحقیقات آتی پیشنهاد می‌شود.

۲. با توجه به آن که یکی از مسائل مهم برای مدیران و رؤسای تمام بانک‌ها، پیش‌بینی مقدار وجه نقد دریافتی/ پرداختی از/ به خزانه است تا هزینهٔ نقل و انتقال پول به حداقل برسد، تعیین وجه نقد دریافتی/ پرداختی از/ به خزانه توسط شعب نیز حائز اهمیت است و می‌تواند در مطالعات آتی مدنظر قرار گیرد.

فهرست منابع

بهشتی، ش. (۱۳۸۹). *یک مدل برای پیش‌بینی الزامات نقدینگی شعب بانک و پیاده‌سازی آزمایشگاهی با استفاده از شبکه‌های عصبی*. پایان‌نامهٔ کارشناسی ارشد، تهران، دانشکدهٔ مدیریت و حسابداری. دانشگاه علامه طباطبایی.

Beheshti, Sh. (2010). *A model to predict the liquidity requirements of bank branches and implemented experimentally using Neural Networks*. MSc thesis, Faculty of Management and Accounting, Allameh Tabataba'i University. (*in Persian*)

Bernardo, J.M & Giron, J. (1988). A Bayesain Approch to cluster Analysis, *Questiio*, 12(1), 97-112.

Bramer, M. (2007). *Principles of Data Mining*. Springer Verlag Berlin Heidelberg.

Blomstedt, P., Tang, J., Xiong, J., Granlund, Ch. & Corander, J. (2015). A Bayesian Predictive Model for Clustering Data of Mixed Discrete and Continuous Type. *IEEE transactions on Pattern analysis and machine intelligence*, 37(3), 489-498.

Bouveyron, C. & Brunet-Saumard, C. (2014). Model-based clustering of highdimensional data: A review. *Computational Statistics and Data Analysis*, 71, 52–78.

Cardona, L. & Amaya, M. L. (2012). Cash management cost reduction using data mining to forecast cash demand and LP to optimize resources. *Mathematic. Comp.*, 4 (2), 127-134.

Franzen, J. (2008). *Bayesain cluster Analysis*. Doctoral dissertation. Department of statistics, Stockholm University.

Gelman, A., Carlin, J. B., Stern, H. S. & Rubin, D. B. (1995). *Bayesian Data Analysis*. London: Chapman and Hall.

Gilks, W. R., Richardson, S. & Spiegelhalter, D. J. (1996). *Markov Chain Monte Carlo in Practice*. London: Chapman and Hall.

Gower, J. (1971). A general coefficient of similarity and some of its properties. *Bio Metrics*, 27(4), 857-874.

Han, J. & Kamber, M. (2006). *Data Mining: Concepts and Techniques*, San Francisco: Morgan Kaufman.

Heard, A.N. , Holmes, Ch.C. & Stephens, A. (2006). A Quantitative Study of Gene Regulation Involved in the Immune Response of Anopheline Mosquitoes: An Application of Bayesian Hierarchical Clustering of Curves. *Am erican Statistics Associ*ation,101(473), 18-29.

Heller, K. A. & Ghahramani, Z. (2005). Bayesian hierarchical clustering. *In Twenty-second International Conference on Machine Learning*.

Kauffman, L. & Rousseeuw, P. (1990). *Finding groups in Data: an introduction to cluster analysis*, New York: Wiley.

Lin, M.Y. (2013). *Bayesian Statistics*.Technical Report No. 2, Boston University, Department of health and Management.

Noorbakhsh, I., Heydari, H. & Zavarian, Z. (2010). A diffusion approximation model for vault cash management. *7th Report, Monetary and Banking Research Institute*, IRI Central Bank. (*in Persian*)

Partovi-Nia, V. (2009). *Fast High-Dimensional Bayesian Classi_cation and Clustering*. Ph.D. thesis, Ecole Polytechnique F_ed_erale de Lasuanne.

Partovi-Nia, V. & Davison, A. C. (2012). High-Dimensional Bayesian Clustering with Variable Selection: The R Package bclust. *Journal of Statistical Software*, 47(5), 1-22.

Premchand, K. & Walia, E. (2006). Cash Forecasting: An Application of Artificial Neural Networks in Finance, *International Journal of Computer Science & Applications*, 3 (1), 61-77.

Sandipan, R. (2010). Determining Optimal Cash Allocation at ICICI Bank Branches. *Mumbai: ICICI Bank*, SAS Global Forum.

Wang, P. (2008). *Clustering and Classification Techniques for Nominal Data Application*. Dissertation, Department of Electronic and Engineering, City University of Hong Kong.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی