فصلنامه پژوهش‌های سیاستگذاری و برنامه‌ریزی انرژی
سال دوم/ شماره ۳/ تابستان ۱۳۹۵/ صفحات ۲۸-۷

الگوی شناسایی گروه‌های هدف در راستای هدفمندسازی یارانه‌های انرژی

رضا یوسفی زنوز
استادیار دانشگاه خوارزمی
reza.zenouz@gmail.com
نازنین جدیدی
کارشناس ارشد رشته مدیریت فن آوری اطلاعات دانشگاه خوارزمی
nazanin.jadidi.1990@gmail.com

هدف اصلی این مقاله ارائه روشی به منظور شناسایی گروه‌های هدف در اجرای قانون هدفمندی یارانه‌ها با استفاده از رویکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد. مقادیر نمونه‌ای مربوط به هزینه مصرفی برق، گاز، تلفن و تلفن‌همراه به عنوان ورودی‌های شبکه عصبی (و مدل پروبیت به عنوان مدل معیار مقایسه) در نظر گرفته شده است. گروه‌های مورد بررسی در این مقاله به دو گروه مشمول و غیرمشمول دریافت یارانه تقسیم شده‌اند. شبکه عصبی به کار گرفته شده در این مقاله از نوع پرسپترون چند لایه است که به روش الگوریتم مارکوات-لورنبرگ آموزش دیده‌اند. به منظور کنترل میزان توانمندی روش شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقایسه با مدل‌های رایج اقتصاد سنجی برای طبقه‌بندی، داده‌های مورد استفاده در روش شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدل رگرسیونی پروبیت نیز مورد استفاده قرار گرفته و توانمندی روش‌های مزبور با استفاده از معیار ROC مورد ارزیابی قرار گرفته است. از طرفی، نتایج مدل رگرسیونی از جنبه دیگری نیز مهم هستند؛ معنی‌داری آماری رابطه میان متغیرهای مستقل و متغیر وابسته (تعلق به گروه هدف). نتایج بررسی‌های انجام شده حاکی از معنی‌داری آماری بین هزینه‌های مصرفی خانوار از خدمات عمومی منتخب و تعلق آن‌ها به طبقات درآمدی (گروه‌های مشمول و غیرمشمول) است. همچنین علایم ضرایب منطبق بر این فرضیه هستند که افزایش هزینه‌های مصرفی خانوارها از خدمات عمومی احتمال تعلق آن‌ها به گروه‌های مشمول هدفمندی را بیشتر می‌نماید. به عبارتی ساده‌تر، به طور متوسط خانوارهایی که هزینه‌های مصرفی بالاتری از خدمات عمومی دارند، از سطح درآمدی بالاتری نیز برخوردار هستند. نتایج تحقیق حاکی از آن است که روش‌های مورد استفاده در این مقاله (برای طبقه‌بندی خانوارهای مشمول و غیرمشمول) در مجموع از توانمندی یکسانی در طبقه‌بندی درست خانوارها (به مشمول و غیرمشمول) برخوردار هستند.

واژه‌های کلیدی: قانون هدفمندی یارانه‌ها، گروه‌های هدف، روش شبکه‌های عصبی مصنوعی، مدل پروبیت.

تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۳/۲۵ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۵/۶/۱۷

[Downloaded from epprjournal.ir on 2024-04-19]

۱. مقدمه

نحوه انتخاب گروه‌های هدف برای پرداخت یارانه نقدی یکی از مهم‌ترین و در عین حال چالشی‌ترین و حساس‌ترین موضوعات محافل سیاسی و اقتصادی کشور محسوب می‌گردد. علی‌رغم تمامی بحث‌های کارشناسی صورت گرفته قبل و بعد از اجرای قانون هدفمندی یارانه‌ها، در رابطه با شمول یا عدم شمول تمامی افراد متقاضی دریافت یارانه نقدی، این موضوع همچنان به عنوان موضوعی چالشی و بحث برانگیز، بخش مهمی از مباحث پیرامون اجرای این قانون را شکل می‌دهد.

تکلیف قانونی دولت مبنی بر شناسایی و تفکیک گروه‌های مشمول از غیرمشمول (قانون بودجه سال ۱۳۹۴) موجد دو سؤال اساسی برای مردم و کارشناسان بوده است:

- معیار طبقه‌بندی دولت برای گروه‌های مشمول و غیرمشمول چیست؟
- فارغ از معیار انتخابی دولت برای تفکیک و طبقه‌بندی، نحوه شناسایی و طبقه‌بندی گروه‌ها براساس معیار(های) انتخابی چگونه است؟

در حال حاضر اطلاعات دولت در رابطه با بودجه خانوار افراد، بسیار محدود و پراکنده است. به طور مسلم جمع‌آوری و یکپارچه‌سازی اطلاعات مستقیم مربوط به بودجه افراد فرآیندی بسیار بطئی، زمان‌بر و پرهزینه می‌باشد. علاوه بر این جمع‌آوری مستقیم اطلاعات در شرایطی که مورد استفاده این اطلاعات برای خانوارها مشخص باشد (حذف برخی از گروه‌های درآمدی)، موجب ایجاد انگیزه برای بسیاری از آنان برای ارائه اطلاعات نادرست به مراکز جمع‌آوری این اطلاعات خواهد شد. مهم‌تر از همه دریافت اطلاعات ریز از وضعیت درآمد و ثروت خانواره به نوعی ورود در حریم شخصی آنان محسوب خواهد گردید. این امر به نوبه خود می‌تواند نارضایتی گسترده خانوارها را در پی داشته باشد.

علی‌رغم اطلاعات بسیار محدود در رابطه با وضعیت درآمد و ثروت خانوار، دولت از اطلاعات بسیار جزیی و دقیقی از میزان مصرف خانوارها از خدمات عمومی از جمله مصرف آب، برق، گاز،

[Downloaded from epprjournal.ir on 2024-04-19]

تلفن و... برخوردار است. در حال حاضر دو منبع اطلاعاتی مهم در رابطه با بودجه خانوار در دسترس می‌باشد، آمار بودجه خانوار که در دوره‌های زمانی ۶ ماهه توسط بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران برای ۲۰۰۰۰ خانوار شهری جمع‌آوری می‌شود، و آمار درآمد و هزینه خانوار که در دوره‌های زمانی ۶ ماهه توسط مرکز آمار ایران برای ۲۰۰۰۰ خانوار شهری و ۲۰۰۰۰ خانوار روستایی گردآوری می‌گردد. با توجه به ماهیت جمع‌آوری این داده‌ها که از طریق نمونه‌گیری به دست آمده‌اند، داده‌های مزبور پوشش‌دهنده اطلاعات مربوط به درآمد تمامی متقاضیان دریافت یارانه نبوده و از طرفی از ماهیت پویا برخوردار نیستند. به عبارت دیگر به روزرسانی این اطلاعات مستلزم تکرار فرآیند نمونه‌گیری است. این در حالی است که اطلاعات مربوط به میزان و هزینه مصرفی خانوارها از خدمات عمومی به دلیل ماهیت عرضه و فروش آن‌ها به صورت پویا و به روز، برای تمامی مشترکین، در دسترس می‌باشد.

در صورت وجود رابطه‌ای قابل اتکاء میان بودجه خانوارها، به عنوان شاخصی از وضعیت درآمد و ثروت آنان[1]، با اطلاعات مربوط به هزینه مصرفی خانوارها از خدمات عمومی و امکان احصاء رابطه مزبور با استفاده از برخی از تکنیک‌های طبقه‌بندی، و فرض وجود معیاری برای تخصیص یا عدم‌تخصیص یارانه نقدی، بررسی شمول یا عدم‌شمول خانوارها برای برخورداری از یارانه نقدی براساس هزینه مصرفی خانوارها از خدمات عمومی، با پذیرش درصد خطای طبقه‌بندی، امکان‌پذیر می‌باشد. بر این اساس، علی‌رغم عدم وجود اطلاعات پویا و به روز در رابطه با بودجه خانوارها، بودجه آن‌ها با تکیه بر برخی از اطلاعات پویا و به روز دیگر مانند اطلاعات مربوط به میزان یا هزینه مصرفی خانوارها از خدمات عمومی قابل طبقه‌بندی خواهد بود. گرچه طبقه‌بندی مزبور می‌تواند با خطا همراه باشد (و مسلماً نیز چنین خواهد بود) با این حال طبقه‌بندی صورت گرفته می‌تواند موجب

۱. گرچه در کوتاه‌مدت ممکن است رابطه‌ای مشخص و معنی‌دار بین بودجه و درآمد و ثروت خانوارها وجود نداشته باشد، با این حال وجود این رابطه در بلندمدت غیرقابل انکار است، آزمون‌های صورت گرفته بر روی فرضیه درآمد دائمی فریدمن مؤید وجود این رابطه در بلندمدت می‌باشند.

[Downloaded from epprjournal.ir on 2024-04-19]

کاهش قابل ملاحظه هزینه صورت گرفته برای ممیزی صحت ادعاهای طرح شده از سوی خانوارها در رابطه با میزان درآمد و ثروتشان باشد. برای مثال، در صورتی که درصد خطای روش (مدل) طبقه‌بندی معادل ۲۰ درصد باشد، در این صورت می‌توان به جای نمونه‌برداری تصادفی از خانوارها و بررسی صحت درستی ادعای آنان در رابطه با میزان ثروت و درآمد ادعایی، نمونه را از مجموعه خانوارهایی انتخاب کرد که با توجه به روش (مدل) طبقه‌بندی مشمول دریافت یارانه نقدی نمی‌شدند، ولی با توجه به ادعای خود مشمول دریافت یارانه نقدی می‌گردند. در این حالت در نمونه انتخابی درصد موفقیت احصاء ادعاهای نادرست به میزان ۳۰ درصد بهبود پیدا خواهد نمود. این امر، با فرض اعمال جریمه برای ادعاهای نادرست، می‌تواند موجب تغییر رفتار خانوارها در ارائه اطلاعات درست‌تر شود. در این حالت دقت و هزینه ممیزی از خانوارها و در نتیجه اظهارات درست‌تر خانوارها در رابطه با وضعیت درآمد و ثروتشان همواره رو به بهبود خواهد بود.

به صورت کلی روش‌های طبقه‌بندی به روش‌های کلاسیک و روش‌های هوش محاسباتی دسته‌بندی می‌شوند. در این راستا مدل‌های لاجیت[1] و پروبیت[2] مهم‌ترین روش‌های کلاسیک و روش‌های تحلیل خطی تفکیک‌کننده[3]، شبکه‌های عصبی مصنوعی[4] و ماشین بردار پشتیبانی[5] اشاره نمود. (ابریشمی، ۱۳۸۷)

تحقیقات انجام شده با استفاده از روش‌های کلاسیک حاکی از آن است که در طبقه‌بندی مجموعه مشخصی از صفات کمی در گروه‌های مربوطه، در مجموع روش پروبیت از عملکرد نسبی بهتری در مقایسه با روش لاجیت برخوردار بوده است (Barrete and Howland, 2005).

تحقیقات بسیاری با استفاده از هر یک از این روش‌ها صورت پذیرفته است. بیشتر تحقیقات مزبور حاکی از آن بوده‌اند که طبقه‌بندی‌های صورت گرفته با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با روش‌های دیگر از دقت بسیار بالاتری برخوردار می‌باشند (Stefan R.M., 2012).

1. Logit
2. Probit
3. Linear Discriminant Analysis
4. Artificial Neural Networks
5.Support Vehicle Machine (SVM)

[Downloaded from epprjournal.ir on 2024-04-19]

علی‌رغم فقر تئوریک روش‌های هوشمند در مقایسه با روش‌های کلاسیک، روش‌های هوشمند در برآورد یا طبقه‌بندی روابط غیرخطی از عملکرد بهتری برخوردارند. در این روش‌ها نیازی به مدل‌سازی ریاضی نیست. روش‌های هوشمند از طریق به کارگیری الگوریتم یادگیری می‌توانند در طبقه‌بندی و یا برآورد روابط بهتر عمل کنند. با این حال، بر خلاف روش‌های کلاسیک، روش‌های هوش محاسباتی برای یادگیری الگوریتم به حجم بالایی از داده نیاز دارند. (Feng et al., 2014).

در تحقیق حاضر روش شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان روش مبنای طبقه‌بندی افراد مشمول و غیرمشمول دریافت یارانه نقدی مورد استفاده قرار گرفته و نتایج آن با روش کلاسیک پروبیت مورد مقایسه قرار خواهد گرفت.

۲. پیشینه پژوهش

با توجه به منحصر بودن روش اصلاح قیمت‌های انرژی و پراخت یارانه نقدی به خانوارها در ایران، از آنجایی که مسئله طرح شده در این تحقیق در سطح بین‌المللی فاقد موضوعیت بوده است، هیچ‌گونه تحقیق مشابه با موضوع مورد انتخاب در سطح بین‌المللی یافت نشد. با این حال، در رابطه با پیش‌بینی وضعیت یک متغیر خاص با تکیه بر دسته‌ای دیگر از متغیرها، با استفاده از تکنیک شبکه‌های عصبی مصنوعی مطالعات گسترده و متنوعی صورت گرفته است. برای مثال، فردریک و دیگران به منظور ارائه روشی برای طبقه‌بندی مشتریان به دو گروه مشتریان خوب و مشتریان بد برای اهداف بازاریابی مستقیم به منظور تقویت زمان‌بندی فعالیت‌های بازاریابی مستقیم، مدل‌های لاجیت- پروبیت و شبکه‌های عصبی مصنوعی را به کار بسته و نتایج حاصل از آن‌ها را بررسی نمودند. نتایج این تحقیق حاکی از آن بود که روش شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقایسه با روش پروبیت در تشخیص سودمندترین زمان در پیشینه خرید برای طبقه‌بندی و هدف قرار دادن مصرف‌کنندگان از عملکرد بهتری برخوردار می‌باشد. شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده در این تحقیق از نوع پرسپترون چند لایه‌ای انتخاب گردیده است، چرا که این نوع از شبکه در مقایسه با سایر شبکه‌ها از عملکرد بهینه‌تری برخوردار بوده است (Kaefer et al., 2005).

[Downloaded from epprjournal.ir on 2024-04-19]

پرشکا و پریما در مطالعه‌ای که در راستای طبقه‌بندی افراد جامعه براساس اطلاعات جمعیت‌شناختی و تخمین خط فقر با استفاده از مدل‌های شبکه‌های عصبی انجام دادند، به این نتیجه رسیدند که طبقه‌بندی افراد به دو دسته (زیر خط فقر و بالای خط فقر) با به‌کارگیری مدل شبکه عصبی در مقایسه با روش‌های رگرسیونی بسیار دقیق‌تر صورت می‌گیرد. در این تحقیق نیز به منظور طبقه‌بندی افراد به دو طبقه زیر خط فقر و بالای خط فقر از مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهره گرفته شده است. (Pareek and Prema, 2012).

در یکی از کاربردهای شبکه‌های عصبی مصنوعی اطلاعات احصاء شده از ۲۷۰۰۰۰ فقره وام اعطایی به افراد (مانند حرفه متقاضی، مالک و یا مستأجر بودن متقاضی، تعداد حساب‌های بانکی و غیره) برای بررسی ارتباط بین متغیرهای مزبور و تأخیر در بازپرداخت وام‌های دریافت شده مورد استفاده قرار گرفتند. روابط به دست آمده از تحقیق انجام شده، برای غربالگری متقاضیان وام در سال بعد مورد استفاده قرار گرفت. نتایج تحقیق حاکی از آن بود که غربالگری مشتریان براساس روش انتخاب شده (شبکه عصبی مصنوعی)، در مقایسه با روش‌های سنتی تحلیل آماری مورد استفاده توسط شرکت در سال‌های قبل، منافع شرکت را معادل ۷٪ افزایش می‌داد (جکسون، ۱۳۸۰).

تحقیق انجام شده توسط لیهوا فنگ و همکاران در رابطه با پیش‌بینی میزان رشد اقتصادی با استفاده از روش شبکه عصبی (و مقایسه آن با استفاده از مدل اصلاح ژنتیک[1]) از جمله تحقیقات انجام شده در ارتباط با کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی فرآیندهای کلان اقتصادی است. نتایج به دست آمده از این مطالعه حاکی از برتری روش شبکه عصبی مصنوعی بر مدل رقیب (مدل اصلاح ژنتیک) بود. با توجه به نتیجه‌گیری انجام شده در این تحقیق، از آنجایی که مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی نیازی به مدل‌سازی ریاضی نداشته و می‌تواند صرفاً براساس تجربه‌های پیشین و پردازش داده‌های غیرخطی و از طریق شبیه‌سازی نورون و حافظه، فرآیند یادگیری را پی گیرد، در مسائل اقتصادی که نیاز به بررسی چندین متغیر در مرحله ورودی و

1. Genetically modified.

[Downloaded from epprjournal.ir on 2024-04-19]

خروجی می‌باشد، استفاده از مدل‌های هوش محاسباتی (مانند شبکه عصبی) در مقایسه با دیگر مدل‌های اقتصادسنجی نتایج بهتری را در پی دارند. در میان مدل‌های هوش محاسباتی به کار رفته در این خصوص روش شبکه عصبی از مزیت بیشتری نسبت به سایر مدل‌ها (مانند مدل اصلاح ژنتیک) برخوردار می‌باشد (Feng et al., 2014).

در تحقیق دیگری که توسط زارعی‌پور و همکاران در خصوص پیش‌بینی قیمت بازار برق در دوره زمانی کوتاه‌مدت صورت پذیرفت، عملکرد مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و SVM در پیش‌بینی بهتر قیمت برق در بازه زمانی کوتاه‌مدت نسبت به مدل‌های کلاسیک آماری مورد بررسی قرار گرفت. نتایج حاصله حاکی از دقیق‌تر بودن نتایج حاصل از دو روش مورد بررسی نسبت به روش‌های کلاسیک آماری بود (زارعی‌پور و همکاران، ۲۰۱۱).

۲-۱. شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی یکی از پویاترین حوزه‌های تحقیق در دوران معاصر می‌باشد که افراد مختلف از رشته‌های گوناگون علمی را به خود جلب کرده است. یکی از نقاط قوت آن فراهم سازی یک چارچوب بسیار عمومی و فراگیر است که هر نوع رفتار غیر خطی در داده‌ها را به تقریب مشخص می کند (پورکاظمی، ۱۳۸۴).

پیش‌بینی و طبقه‌بندی از مهم‌ترین کاربردهای این روش در مسائل علمی و کاربردی به شمار می‌رود. برای مثال پیش‌بینی قیمت سهام، نرخ تسعیر ارزهای مختلف نسبت به هم، دسته‌بندی و ارزیابی متقاضیان وام و... از جمله تحقیقات بسیار رایج صورت گرفته با استفاده از تکنیک شبکه‌های عصبی مصنوعی در سال‌های اخیر می‌باشد. (نیکبخت،۱۳۸۹)

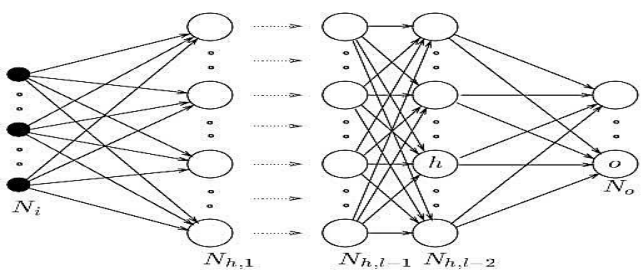
شبکه‌های عصبی مصنوعی، ساختاری (شبکه‌ای) است متشکل از تعدادی واحد (نورون مصنوعی) که در داخل شبکه به هم وصل شده‌اند. هر واحد دارای یک مشخصه ورودی/خروجی (I/O) می‌باشد که محاسبه یا عملی جزئی را انجام می‌دهد. خروجی هر واحد با توجه به مشخصه ورودی/خروجی آن، اتصالات درونی‌اش به سایر واحدها و (احتمالاً) ورودی‌های خارجی تعیین

[Downloaded from epprjournal.ir on 2024-04-19]

می‌گردد. عمل یا عملکرد کلی شبکه‌های عصبی مصنوعی توسط خصوصیات نورون منفرد[1] و تاکتیک یادگیری[2] و داده‌های آموزش تعیین می‌شود (شالکوف، ۱۳۸۲).

۲-۲. پرسپترون چندلایه پیش‌خور[3]

شبکه‌های بزرگ‌تر و پیچیده‌تر معمولاً قابلیت‌ها و توانایی‌های محاسباتی بیشتری را ارائه می‌کنند. مرتب کردن نورون‌های عصبی در لایه‌های مختلف از ساختار بعضی از قسمت‌های مغز الگو برداری شده است. شبکه‌های چند لایه ممکن است از تک لایه‌هایی که به شکل آبشار دنبال هم قرار گرفته‌اند، شکل بگیرند. خروجی یک لایه ورودی لایه بعدی را مهیا می‌کند. شکل زیر شمایی کلی از یک شبکه چند لایه (پرسپترون چند لایه پیش‌خور) را به تصویر می‌کشد (گودرزوند، ۱۳۸۴).



شکل۱. شبکه پرسپترون چندلایه پیش‌خور

شبکه‌های عصبی پرسپترون، به ویژه پرسپترون چند لایه که توانایی بیشتری نسبت به شبکه‌های عصبی تک لایه دارد، در زمره کاربردی‌ترین شبکه‌های عصبی هستند. این شبکه‌ها قادرند با انتخاب مناسب تعداد لایه‌ها و سلول‌های عصبی، که اغلب زیاد هم نیستند، یک نگاشت غیرخطی را با دقت دلخواه انجام دهند. به طوری که شبکه‌های عصبی پیش‌خور دو لایه با توابع سیگموئیدی در لایه اول قادرند هر تابعی را بادقت دلخواه تقریب بزنند (همان).

1. Individual Neuron
2. Learning
3. Multilayer Perceptron

[Downloaded from epprjournal.ir on 2024-04-19]

شبکه پرسپترون چندلایه دارای یک لایه ورودی، لایه‌های میانی و لایه خروجی می‌باشد. لایه اول یا لایه ورودی، به عنوان محل نگهداری مقادیر ورودی و توزیع این مقادیر بین واحدهای لایه بعدی به کار می‌رود؛ بنابراین هیچ محاسبه‌ای در این لایه صورت نمی‌گیرد لایه آخر یا خروجی، نقطه‌ای است که که در آن نگاشت کلی ورودی شبکه قابل دستیابی است. لایه بین لایه ورودی و لایه خارجی که مستقیماً به داده‌های ورودی و نتایج خروجی متصل نیست را لایه پنهان می‌نامند. داخل این لایه‌های دورنی نگاشت یا محاسبات اضافی انجام می‌گیرد (Krose and Smagt, 2014).

پیوندها یا وزن‌ها، هر واحد در یک لایه را تنها به آن‌هایی که در لایه ی بالاتر بعدی قرار دارند، وصل می‌کنند. در ضمن این اتصالات جهت دارند که در آن‌ها خروجی یک واحد، که با مقدار وزن اتصالی مقیاس‌دهی می‌شود، پیش‌خور می‌شود تا نقشی را در تحریک واحدهای لایه بالاتر ایفا نماید (Zhang et al., 1998).

نحوه عمل پرسپترون چند لایه مشابه پرسپترون تک لایه است. به این صورت که ابتدا الگویی به شبکه عرضه و خروجی آن محاسبه می‌شود. مقایسه خروجی واقعی و خروجی مطلوب باعث می‌شود که ضرایب وزنی شبکه تغییر یابد، به طوری که در دفعات بعدی خروجی درست‌تری حاصل شود. برای رسیدن به چنین الگویی لازم است تا هر نورون در شبکه پرسپترون چند لایه دو محاسبه انجام دهد. در محاسبه اول سیگنال‌های تابعی محاسبه می‌گردند. در محاسبه دوم تخمین لحظه‌ای از گرادیان منحنی خطا نسبت به پارامترهایی که ورودی نورون را به خود متصل می‌کند، به دست می‌آید (krose and Smagt, 2014).

قاعده فراگیری در شبکه‌های عصبی چندلایه پیش‌خور مانند شبکه‌های پرسپترون چند لایه قاعده کلی دلتا یا قاعده پس انتشار خطا است. در این قاعده یادگیری، وزن‌های شبکه به گونه‌ای تنظیم می‌شود که خطایی را که بر مبنای مقدار اختلاف بین خروجی مطلوب و خروجی واقعی شبکه پیش‌خور حاصل شده است، به حداقل رسانند (همان).

تصمیمات ذیل در طراحی شبکه عصبی ضرورت دارد:

- تعیین اندازه داده‌های آموزشی و آزمایشی،

[Downloaded from epprjournal.ir on 2024-04-19]

- تعیین الگوریتم‌های یادگیری،
- تعیین توپولوژی شبکه یا عناصر پردازشی و پیکربندی (درون داده‌ها، برون داده‌ها و لایه‌ها)،
- تعیین تابع تبدیلی که باید مورد استفاده قرار بگیرد،
- تعیین نرخ یادگیری برای هر لایه،
- تعیین ابزارهای تشخیصی و تأییدی (Aggarwal et al., 2008).

۲-۳. طبقه‌بندی

طبقه‌بندی یکی از مهم‌ترین کاربردهای شبکه‌های عصبی مصنوعی است. در طبقه‌بندی بر مبنای روش شبکه‌های عصبی مصنوعی هر کدام از ورودی‌های یک شبکه عصبی به عنوان یک مشخصه از چیزی که باید طبقه‌بندی شود مورد نظر است. برای مثال در طبقه‌بندی خانوارهای مشمول و غیرمشمول دریافت یارانه نقدی، مشخصه‌های مختلفی از خانوارها به عنوان ورودی در نظر گرفته شده و خروجی صفر (غیرمشمول) و یا یک (مشمول) به عنوان نتیجه طبقه‌بندی شبکه‌های عصبی مصنوعی حاصل می‌گردد. در این حالت اطلاعات مربوط به مشخصه‌های خاص تعدادی از خانوارها (که نمونه آموزش نامیده می‌شوند) به همراه طبقه آنها، به شبکه عصبی مصنوعی وارد می‌شود. پس از ورود اطلاعات مربوطه شبکه عصبی مصنوعی مورد آموزش قرار می‌گیرد. سپس برای پیش‌بینی مشمول یا غیرمشمول بودن سایر خانوارها می‌توان همان مشخصه‌ها را برای دیگر خانوارها به شبکه آموزش دیده ارائه و نتیجه طبقه‌بندی را برای آن خانوارها مشاهده نمود (Wu , 1997).

۳. متدولوژی پژوهش

در تحقیق حاضر، به منظور طبقه‌بندی خانوارها برای اختصاص یا عدم اختصاص یارانه نقدی از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی (و همچنین روش رگرسیونی پروبیت به عنوان معیاری برای کنترل نتایج حاصل از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی) استفاده شده است. متغیرهای ورودی هزینه‌های مصرفی خانوارها از برخی از خدمات عمومی که اطلاعات مربوط به آن‌ها به طور خودکار محاسبه

[Downloaded from epprjournal.ir on 2024-04-19]

می‌گردند (مانند هزینه مصرفی مربوط به برق و گاز و تلفن همراه و ثابت) را شامل می‌شود. قدرت مدل ارائه شده برای طبقه‌بندی خانوارها با استفاده از معیار ROC[1] مورد بررسی قرار گرفته است.

برای پیش‌بینی و طبقه‌بندی با استفاده از روش رگرسیونی پروبیت مراحل ذیل طی گردیده است.

ابتدا براساس معیار خاصی از خط فقر[2] خانوارها به دو گروه ۰ و ۱ طبقه‌بندی گردیدند؛ به طوری که خانوارهای مشمول دریافت یارانه نقدی در طبقه ۱ و خانواهای غیرمشمول در طبقه ۰ قرار گرفتند. در گام بعد احتمال شمول و یا عدم شمول خانوارها برای دریافت یارانه نقدی از طریق مدل رگرسیونی پروبیت (با استفاده از نرم‌افزار Eviews 7) مورد برآورد قرار گرفت. در این راستا داده‌های مربوط به هزینه مصرفی خانوارها از خدمات برق، گاز، تلفن ثابت و تلفن همراه) به عنوان متغیرهای مستقل و طبقه مورد نظر به عنوان متغیر وابسته موهومی (که تنها می‌تواند مقادیر صفر یا یک را اختیار کند) در نظر گرفته شدند. در گام بعدی با تعریف تابع احتمال شمول و یا عدم شمول میزان احتمال شمول یا عدم شمول هر یک از خانوارها برای دریافت یارانه نقدی محاسبه گردید. (گجراتی، ۲۰۰۴)

روابط زیر نحوه تصریح مدل مورد نظر را نشان می‌دهند:

$$I_i = \beta_1 + \beta_2 X_i \,, P_i = P(Y = 1|X) = P(I_i^* \leq I_i) = P(Z_i \leq \beta_1 + \beta_2 X_i) \qquad (۱)$$

به طور طبیعی رابطه فوق برابر با $F(\beta_1 + \beta_2 X_i)$ می‌باشد. شاخص I_i، به عنوان یک شاخص معیار و مقدار آستانه در نظر گرفته شده و از P_i برای به دست آوردن میزان احتمال تعلق خانوارها به طبقه‌ای که مشمول دریافت یارانه نمی‌گردند، استفاده می‌شود. پس از به دست آوردن میزان احتمال تعلق و یا عدم تعلق هریک از خانوارها برای دریافت یارانه نقدی، مقادیر احتمالی تعلق خانوارها به سطوح درآمدی پایین و یا بالا را می‌بایست به دو گروه ۰ و ۱ تبدیل نمود. طبیعی‌ترین و شایع‌ترین روش انجام این کاراختصاص عدد ۱ به مقادیر احتمالی بالای ۰/۵ و اختصاص عدد ۰ به مقادیر

1. Rate of Correctness

۲. معادل ۷۵٪ میانگین درآمد سرانه خانوارها

[Downloaded from epprjournal.ir on 2024-04-19]

احتمالی پایین تر از ۰/۵ می‌باشد. در گام بعدی، میزان صحیح بودن پیش‌بینی صورت گرفته با استفاده از مدل مزبور با استفاده از معیار ROC مورد بررسی قرار گرفت. به منظور محاسبه ROC می‌بایست مقادیر تبدیل شده صفر و یکی مربوط به شمول و یا عدم شمول را (که بر مبنای معیار خط فقر به دست آمده است) را با مقادیر به دست آمده از پیش‌بینی‌های نرم‌افزار با مدل استفاده از مدل پروبیت با هم مقایسه نمود. برابر بودن مقادیر مزبور به معنی صحیح بودن پیش‌بینی صورت گرفته است. برابر نبودن مقادیر حاصل به معنای خطا در پیش‌بینی می‌باشد. میزان ROC نشان‌دهنده تعداد پیش‌بینی‌های صحیح به تعداد کل پیش‌بینی‌ها است.

برای پیش‌بینی و طبقه‌بندی با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی که با استفاده از مدل‌سازی در نرم‌افزار Matlab نسخه ۷ انجام شده است، ضرورت دارد در برنامه‌نویسی شبکه عوامل مؤثر در عملکرد آن، شامل تعداد لایه‌های پنهان شبکه، تعداد نورون‌های هر لایه، الگوریتم یادگیری، تابع تبدیل، تابع عملکرد، نرخ یادگیری، تعداد تکرارها، نرمال کردن داده‌ها و اندازه مجموعه آموزشی و آزمایشی، تعیین شوند. مراحل طی شده به شرح ذیل می‌باشد.

در گام نخست، شبکه عصبی مناسب برای پیش‌بینی موضوع مورد بحث انتخاب می‌گردد. در این تحقیق از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه استفاده شده است. نتایج به دست آمده در تحقیقات مشابه به منظور طبقه‌بندی با استفاده از مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی حاکی از آن بوده‌اند که شبکه‌های عصبی چند لایه برای تحقق این هدف مناسب‌تر بوده‌اند. در مسائلی از نوع دسته‌بندی و طبقه‌بندی، تعداد نورون‌های لایه ورودی برابر با تعداد متغیرهای طبقه‌بندی است؛ بنابراین در این پژوهش، تعداد نورون‌های لایه‌های ورودی برابر با ۴ است. با توجه به این که شبکه یک خروجی دارد، پس تعداد نورون‌های لایه خارجی برابر با یک است. به طور کلی در تحقیقاتی از این نوع تعیین تعداد نورون‌های لایه پنهان کار ساده‌ای نبوده و بیشتر با استفاده از روش سعی و خطا صورت می‌گیرد، به نحوی که عملکرد کلی شبکه بهبود یابد. در تحقیق حاضر پس از بارها آزمایش و خطای مجدد، بهترین حالت شبکه با قدرت تعمیم بالا، در نظر گرفتن ۱۲ نورون در لایه پنهان بود.

[Downloaded from epprjournal.ir on 2024-04-19]

در مرحله بعدی، درصد داده‌های تست و آموزش انتخاب گردید. همچنین، برای آموزش شبکه‌های عصبی از الگوریتم لورنبرگ- مارکوات استفاده شد. برای انتخاب تابع انتقال، در این تحقیق از تابع انتقال تانژانت سیگموئیدی استفاده گردید. همچنان که به منظور طبقه‌بندی و دسته‌بندی در تحقیقات مشابه از همین تابع انتقال استفاده شده است. تابع مورد نظر به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$f(NET) = (1 + e^{-NET})^{-1} \quad (۲)$$

منظور از NET، مجموع وزنی متغیرهای ورودی از لایه قبلی است. با استفاده از این تابع، مقدار متغیر خروجی، عددی بین صفر تا یک خواهد بود.

تابع عملکرد آموزش شبکه، تابع MSE در نظر گرفته شده است، این تابع عملکرد معمولاً در طراحی شبکه‌های عصبی پیش‌خور چند لایه مورد استفاده قرار می‌گیرد که از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

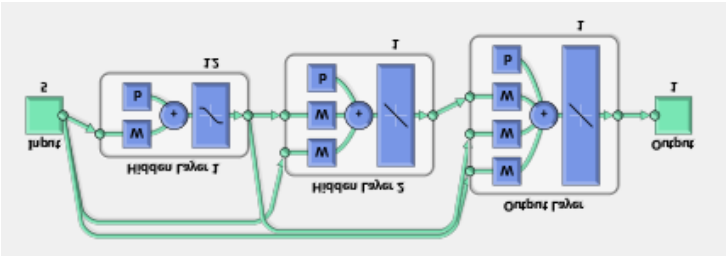
$$MSE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(e_i)^2 \quad (۳)$$

در ارتباط با نرخ یادگیری باید گفت اگر نرخ یادگیری کوچک باشد، یادگیری به کندی انجام می‌شود و اگر بزرگ انتخاب شود، باعث نوسان زیاد و ناپایداری سیستم می‌شود. نرخ یادگیری مورد استفاده در این پژوهش، با استفاده از تابع عملکرد MSE و همچنین چندین بار آزمایش، ۰/۱، انتخاب شد. تعداد تکرارها، به نرخ یادگیری و هدف مورد نظردر ارتباط با تابع عملکرد بستگی دارد. نمونه اصلی انتخاب شده در تحقیق به دو گروه آموزشی و آزمایشی تفکیک و نسبت استفاده در تفکیک نمونه‌ها به صورت ۹۵ به ۵ (که ۹۵٪ جزء مجموعه آموزشی و ۵٪ در مجموعه آزمایشی قرار می‌گیرند) انتخاب شد. در پایان درصد پیش‌بینی‌های صحیح انجام شده مورد محاسبه قرار گرفت. (داتا، ۲۰۰۶)

[Downloaded from epprjournal.ir on 2024-04-19]

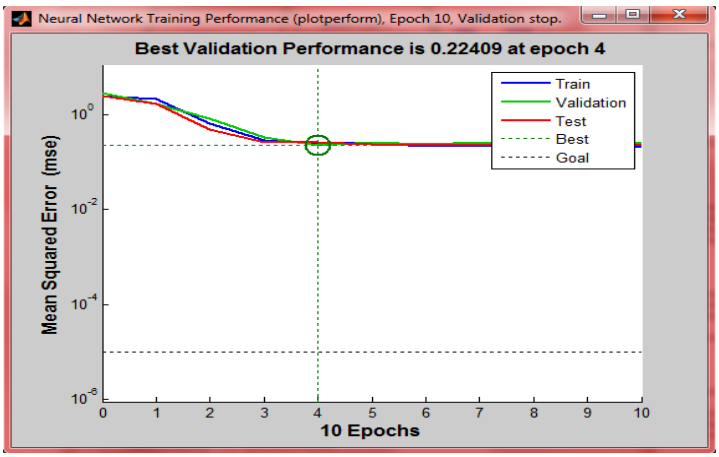
٤. یافته‌های پژوهش

مراحل عنوان شده در بخش قبل با استفاده از نرم‌افزار Matlab انجام گردید. شکل زیر نشانگر نمای کلی از تعداد لایه‌ها و نیز تعداد نورون‌های مورد استفاده در هر لایه در این تحقیق می‌باشد.



شکل ۲. نمای کلی از تعداد لایه‌ها و تعداد نورون‌های مورد استفاده در هر لایه

مراحل آموزش داده‌ها در مدل شبکه عصبی در شکل زیر نشان داده شده است.



شکل ۳. مراحل آموزش داده‌ها در مدل شبکه عصبی

نتایج حاصل از اجرای برنامه مزبور در جدول شماره (۲) به تصویر کشیده شده است.

[Downloaded from epprjournal.ir on 2024-04-19]

خروجی اجرای مدل پروبیت براساس چارچوب عنوان شده در بخش قبل در پیوست مقاله گزارش شده است.

اطلاعات مندرج در پیوست (۱) حاکی از معنی‌داری آماری بین هزینه‌های مصرفی خانوار از خدمات عمومی منتخب و تعلق آن‌ها به طبقات درآمدی (گروه‌های مشمول و غیرمشمول) است. همچنین علایم ضرایب مؤید این فرضیه هستند که افزایش هزینه‌های مصرفی خانوارها از خدمات عمومی احتمال تعلق آن‌ها به گروه‌های مشمول هدفمندی را بیشتر می‌نماید. به عبارتی ساده‌تر، به طور متوسط خانوارهایی که هزینه‌های مصرفی بالاتری از خدمات عمومی دارند، از سطح درآمدی بالاتری نیز برخوردار هستند. جدول(۲) نتایج پیش‌بینی دو مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی و روش رگرسیونی پروبیت را با داده‌هایی متفاوت که هر بار به صورت تصادفی انتخاب شده‌اند، نشان می‌دهد.

[Downloaded from epprjournal.ir on 2024-04-19]

جدول ۲. نتایج طبقه‌بندی‌های دو مدل شبکه‌های عصبی و پروبیت

ردیف	عضویت گروه‌های طبقه‌بندی شده- Probit		عضویت گروه‌های طبقه‌بندی شده-ANN	
	طبقه‌بندی صحیح ROC	خطای طبقه‌بندی	طبقه‌بندی صحیح ROC	خطای طبقه‌بندی
۱	٪۶۳	٪۳۷	٪۶۳	٪۳۷
۲	٪۶۳	٪۳۷	٪۶۳	٪۳۷
۳	٪۶۳	٪۳۷	٪۶۳	٪۳۷
۴	٪۶۳	٪۳۷	٪۶۳	٪۳۷
۵	٪۶۴	٪۳۶	٪۶۴	٪۳۶
۶	٪۶۳	٪۳۷	٪۶۳	٪۳۷
۷	٪۶۳	٪۳۷	٪۶۳	٪۳۷
۸	٪۶۴	٪۳۶	٪۶۴	٪۳۶
۹	٪۶۳	٪۳۷	٪۶۳	٪۳۷
۱۰	٪۶۴	٪۳۶	٪۶۴	٪۳۶
۱۱	٪۶۳	٪۳۷	٪۶۳	٪۳۷
۱۲	٪۶۳	٪۳۷	٪۶۳	٪۳۷
۱۳	٪۶۴	٪۳۶	٪۶۴	٪۳۶
۱۴	٪۶۴	٪۳۶	٪۶۴	٪۳۶
۱۵	٪۶۴	٪۳۶	٪۶۴	٪۳۶
۱۶	٪۶۴	٪۳۶	٪۶۴	٪۳۶
۱۷	٪۶۴	٪۳۶	٪۶۴	٪۳۶
۱۸	٪۶۴	٪۳۶	٪۶۴	٪۳۶
۱۹	٪۶۴	٪۳۶	٪۶۴	٪۳۶
۲۰	٪۶۴	٪۳۶	٪۶۴	٪۳۶

مأخذ: یافته‌های تحقیق

به طور واضح نتایج عملکردی مدل‌های پروبیت و شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده در این پژوهش حاکی از آن است که تفاوت معناداری میان عملکرد دو مدل فوق الذکر وجود ندارد.

[Downloaded from epprjournal.ir on 2024-04-19]

جهت آزمون فرض معناداری تفاوت میان عملکرد دو روش به کار گرفته شده، از آزمون ویلکاکسون در سطح اطمینان ۹۵٪ استفاده شده است که نتایج در پیوست (۲) گزارش شده است. همانطور که از جدول مزبور ملاحظه می‌شود، با توجه نتایج آزمون، در سطح معنی‌داری ۹۵٪ هیچ گونه تفاوت معنی‌داری بین مدل‌های انتخابی در این تحقیق وجود نداشت.

۵. نتیجه‌گیری

ارائه روشی به منظور شناسایی گروه‌های هدف در اجرای قانون هدفمندی یارانه‌ها با استفاده از اطلاعات پویا و خودکار مربوط به هزینه‌های مصرفی خانوارها از خدمات عمومی، هدف اصلی مقاله حاضر بود. ضرورت ارائه این پژوهش از آن رو مطرح شد که جمع‌آوری اطلاعات جامع از وضعیت درآمدی خانوارها فرآیندی بسیار کُند و پرهزینه بوده و امکان احصاء اطلاعات درست از آن‌ها می‌تواند با خطاهای بسیار معنی‌داری همراه باشد، این در حالی است که اطلاعات پویا و خودکار مربوط به هزینه‌های مصرفی خانوارها از خدمات عمومی به آسانی و به صورت خودکار در دسترس سیاست‌گذاران قرار دارد. از آنجایی که وجود رابطه‌ای معنی‌دار میان هزینه‌های مصرفی خانوارها از خدمات عمومی و تعلق گروه درآمدی آن‌ها می‌تواند منجر به ارائه روش‌هایی کم هزینه برای شناسایی گروه‌های هدف از گروه‌های غیرهدف و ممیزی اظهارات نادرست ارائه شده برای تعلق به گروه‌های هدف گردد، در تحقیق حاضر سعی بر آن شد که ضمن احصاء وجود یا عدم وجود چنین رابطه‌ای، روش متناسب با این هدف طراحی و ارائه گردد.

در این راستا مقادیر نمونه‌ای مربوط به هزینه مصرفی برق، گاز، تلفن و تلفن‌همراه به عنوان ورودی‌های شبکه عصبی (و مدل پروبیت به عنوان مدل معیار مقایسه) در نظر گرفته شده و گروه‌های مورد بررسی به دو گروه مشمول و غیرمشمول دریافت یارانه تقسیم گردیدند. نتایج بررسی‌های انجام شده حاکی از معنی‌داری آماری بین هزینه‌های مصرفی خانوار از خدمات عمومی منتخب و تعلق آن‌ها به طبقات درآمدی (گروه‌های مشمول و غیرمشمول) بود. همچنین علایم ضرایب منطبق بر این فرضیه بودند که افزایش هزینه‌های مصرفی خانوارها از خدمات عمومی احتمال تعلق آن‌ها به

[Downloaded from epprjournal.ir on 2024-04-19]

گروه‌های مشمول هدفمندی را بیشتر می‌نماید. به عبارتی ساده‌تر، به طور متوسط خانوارهایی که هزینه‌های مصرفی بالاتری از خدمات عمومی‌دارند، از سطح درآمدی بالاتری نیز برخوردار هستند. همچنین نتایج تحقیق حاکی از آن بود که روش‌های مورد استفاده در این مقاله (برای طبقه‌بندی خانوارهای مشمول و غیرمشمول) در مجموع از توانمندی یکسانی در طبقه‌بندی درست خانوارها (به مشمول و غیرمشمول) برخوردار هستند، به طوری‌که خطای طبقه‌بندی در در هر دو حالت در حدود ۳۴٪ بود. در تحقیق حاضر برای انجام طبقه‌بندی‌ها فقط از داده‌های مربوط به هزینه‌های مصرفی برق، گاز، تلفن ثابت و همراه استفاده شد، چرا که دیگر داده‌های پویای مربوط به خانوارها در دسترس نبودند. بدیهی است برای داشتن نتایج بهتر و قابل اتکاتر می‌توان از داده‌های مربوط به مالکیت خانه توسط اعضای هر یک از خانوارها، مالکیت خودرو توسط هر یک از اعضای خانوارها، میزان و تعداد وام‌های دریافتی هر یک از اعضای خانوار و همچنین میزان قسط پرداختی برای بازپرداخت وام‌های مزبور، حساب‌های بانکی، مالکیت مغازه و یا املاک تجاری توسط هر یک از اعضای خانوارها نیز استفاده نمود. بر این اساس تحقیقاتی که با استفاده از اطلاعات مفصل‌تر در رابطه با عوامل تعیین‌کننده سطح درآمد خانوارها انجام پذیرد، می‌تواند از اعتبار بالایی برای طبقه‌بندی خانوارها (در رابطه با سطوح درآمدی آنها) برخوردار باشد.

[Downloaded from epprjournal.ir on 2024-04-19]

منابع

پورکاظمی، محمد حسین؛ افسر، امیر وبیژن نهاوندی (۱۳۸۴)، "مطالعه تطبیقی روش‌های خطی ARIMA و غیرخطی شبکه‌های عصبی فازی در پیش‌بینی تقاضای اشتراک گاز شهری"، *مجله تحقیقات اقتصادی*، شماره ۷۱، صص ۱۳۶-۱۳۳.

جکسون، بیل (۱۳۸۰)، *آشنایی با شبکه‌های عصبی*، ترجمه محمود البرزی، تهران: موسسه انتشارات دانشگاه صنعتی شریف.

شالکف، رابرت جی(۱۳۸۲)، *شبکه‌های عصبی مصنوعی، چاپ اول*، ترجمه محمود جورابیان، اهواز: انتشارات دانشگاه شهید چمران.

گوجاراتی، دامردار (۱۳۸۷)، *مبانی اقتصادسنجی*، ترجمه حمید ابریشمی، تهران: انتشارات دانشگاه تهران.

گودرزوند چگینی، امیر(۱۳۸۴)، *جعبه ابزارهای MATLAB، چاپ اول*، انتشارات ناقوس.

نیکبخت، محمدرضا (۱۳۸۹)، "پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌های بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی"، *مجله مدیریت صنعتی*، صص۱۶۳-۱۸۰.

Aggarwal, S. K., Saini, L. M., and A. Kumar (2008). "Electricity Price Forecasting in Ontario Electricity Market using Wavelet Transform in Artificial Neural Network Based Model", *International Journal of Control*, Automation and Systems, Vol. 6. No.5, pp. 639–650.

Barreto, H., and F. Howland (2005), *Using Monte Carlo Simulation With Microsoft Excel*, NewYork City: Cambridge University Press

Dutta G., Jha P., Laha A.K. and N. Mohan (2006), "Artificial Neural Network Models for Forecasting Stock Price Index in the Bombay Stock Exchange", *Journal of Emerging Market Finance*, Vol. 5, No 3, pp. 283-295.

Feng L. and J. Zhang (2014), "Application of artificial neural networks in tendency forecasting of economic growth", *Economic Modelling*, Vol. 40, pp. 76–80.

Feng, L. et al. (2014), *Medical image classification with artificial neural network*, IEEE.

Kaefer F.; Heilman C. M. and S. D. Ramenofsky (2005). "A Neural Network Application to Consumer Classification to Improve the Timing of Direct Marketing Activities", *Original Research Article Computers and Operations Research*, Vol. 32, no 10, Pages 2595-2615.

Krose B. and P. van der Smagt (2014), *An Introduction to Neural Networks*, 8th edition, The University of Amsterdam.

[Downloaded from epprjournal.ir on 2024-04-19]

Pareek P., K.V. Prema (2012), "Classifying the population as BPL or non-BPL using Multilayer Neural Network", *International Journal of Scientific and Research Publications*, Vol.2, no.2, pp.1-3.

Stefan R. M. (2012), "A Comparison of Data Classification Methods", *Journal of Procedia Economics and Finance*, pp. 420 – 425.

Stefan R. M. (2012). "Emerging Markets Queries in Finance and Business".

Wu, R.C. (1997), "Neural network models Foundations and applications to an audit decision problem", Annals of Operations Research, Vol. 75, pp 291 –301.

Zareipour, H. and Janjani, A., Leung, H., Motamedi, A. and Schellenberg, A. (2011), "Classification of future electricity market prices", *IEEE Transactions on Power Systems*,Vol 26. no.1, pp.165–173.

Zhang, G., Patuwo, B. E. and M. Y. Hu (1998), "Forecasting with artificial neural networks", *International Journal of Forecasting*, Vol.14, pp. 35–62.

[Downloaded from epprjournal.ir on 2024-04-19]

پیوست ۱. نتایج مدل رگرسیونی پروبیت

Dependent Variable: INCLUSION
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)
Date: 05/01/15 Time: 12:52
Sample (adjusted): 2 37919
Included observations: 37523 after adjustments
Convergence achieved after 10 iterations
Covariance matrix computed using second derivatives

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.529387	0.012478	42.42642	0.0000
ELECTRICITY	-3.31E-08	3.62E-09	-9.121728	0.0000
GAS	-4.87E-08	2.91E-09	-16.72486	0.0000
TEL	-1.63E-07	4.98E-09	-32.65217	0.0000
CELL	-9.88E-08	2.87E-09	-34.48714	0.0000

McFadden R-squared	0.077053	Mean dependent var	0.474802
S.D. dependent var	0.499371	S.E. of regression	0.471829
Akaike info criterion	1.277397	Sum squared resid	8352.344
Schwarz criterion	1.278534	Log likelihood	-23960.89
Hannan-Quinn criter.	1.277758	Deviance	47921.78
Restr. deviance	51922.58	Restr. log likelihood	-25961.29
LR statistic	4000.808	Avg. log likelihood	-0.638565
Prob(LR statistic)	0.000000		

Obs with Dep=0	19707	Total obs	37523
Obs with Dep=1	17816		

[Downloaded from epprjournal.ir on 2024-04-19]

پیوست ۲. نتایج آزمون ویلکاکسون

NPar Tests

[DataSet0]

Wilcoxon Signed Ranks Test

Ranks

		N	Mean Rank	Sum of Ranks
probit - ANN	Negative Ranks	8[a]	14.13	113.00
	Positive Ranks	13[b]	9.08	118.00
	Ties	0[c]		
	Total	21		

a. probit < ANN

b. probit > ANN

c. probit = ANN

Test Statistics[a]

	probit - ANN
Z	-.087[b]
Asymp. Sig. (2-tailed)	.931

a. Wilcoxon Signed Ranks Test

b. Based on negative ranks.

[Downloaded from epprjournal.ir on 2024-04-19]