مجله‌ی علمی و پژوهشی شریف
شهریور ۱۳۸۷، شماره‌ی چهل و سوم، ص. ۳۹-۴۵

روشی مرکب از اقتصادسنجی و شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی پدیده‌های اقتصادی

حامد هاشمی‌نیا (کارشناس ارشد)
سیدتقی اخوان‌نیاکی (استاد)
دانشکده‌ی مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی شریف

یکی از مهم‌ترین اهداف علم اقتصاد پیش‌بینی دقیق و قابل اطمینان پدیده‌های اقتصادی است. اقتصاددانان سال‌ها است که از روش‌های اقتصادسنجی برای پیش‌بینی و تحلیل ساختاری پدیده‌های اقتصادی استفاده می‌کنند. اخیراً نیز با پیدایش مباحث جدیدی همچون شبکه‌های عصبی، منطق فازی و الگوریتم‌های ژنتیک، روش‌هایی برای توجیه و پیش‌بینی رفتار پدیده‌های اقتصادی به علم اقتصاد معرفی شده است. در تحقیق حاضر با استفاده از ترکیب روش اقتصادسنجی و شبکه‌های عصبی، روشی نوین برای پیش‌بینی ارائه شده است که دقیق‌تر و قابل اطمینان‌تر از کاربرد مجزای روش اقتصادسنجی یا شبکه‌های عصبی است. اطمینان مورد اشاره برگرفته از شیوه‌ی اقتصادسنجی، و دقت آن برگرفته از روش شبکه‌های عصبی است. با استفاده از این روش، مدل اقتصادی «پیش‌بینی تعداد تقاضای اخذ تسهیلات از یکی از بانک‌های توسعه‌یی کشور» ارائه، و نتایج حاصل از آن با مدل‌های پیشین مقایسه شده است. مقایسه‌ی مذکور نشان‌گر کارایی مدل معرفی‌شده است.

hasheminia@mehr.sharif.edu
niaki@sharif.edu

واژگان کلیدی: اقتصادسنجی، شبکه‌های عصبی، پیش‌بینی.

۱. مقدمه

مسائل بهینه‌سازی ترکیبی به‌علت ساده‌بودن مدل‌سازی و سخت‌بودن حل آنها، در زمره‌ی زمینه‌های جدید تحقیقاتی قرار دارند. حل بسیاری از مدل‌های بهینه‌سازی ترکیبی که برای مسائل کاربردی مطرح شده‌اند، با استفاده از الگوریتم‌های دقیق چنان پیچیده و زمان‌بر است که اعتقاد بر این است که در زمان‌های قابل قبول نمی‌توان به جواب بهینه رسید. به‌همین دلیل، معمولاً برای حل مسائل نسبتاً بزرگ از روش‌هایی تقریبی استفاده می‌شود که در زمانی کوتاه‌تر به جوابی نزدیک به پاسخ بهینه منجر می‌شوند. این روش‌ها را «روش‌های ابتکاری» می‌نامند.[۱]

به‌طور کلی مسائل تخمین‌زنی و مدل‌سازی، نظیر روش‌های «کم‌ترین مربعات خطا» و «بزرگ‌ترین درست‌نمایی[۱]»، را می‌توان نوع خاصی از مسائل بهینه‌سازی برشمرد. در حالات دیگر، ممکن است جنبه‌های بهینه‌سازی در تعاریف عمومی‌تر مسئله‌ی مدل‌سازی نهفته باشد. با تمامی این اوصاف، حل مسائل بهینه‌سازی در رأس تخمین‌های آماری و مدل‌سازی کاربردی قرار دارد.[۲]

در مقوله‌های مختلف علمی و مهندسی، روش‌های ابتکاری در حل مسائل بسیار پیچیده‌ی بهینه‌سازی کاربرد موفقیت‌آمیزی داشته‌اند. روش‌های ابتکاری به‌کار برده شده عبارت‌اند از: آبکاری (بازپخت) شبیه‌سازی شده[۲] [۳]، پذیرش ترشهلد[۴]، جست‌وجوی تابو[۳] [۵]، روش‌های ژنتیک[۶]، شبکه‌های عصبی[۷]، بهینه‌سازی اجتماع مورچه‌ها[۴] [۱و۸].

از آنجا که در این نوشتار روشی نو برای تخمین ارائه می‌شود و برای این منظور روشی مرکب از ایده‌ی شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل‌سازی اقتصادسنجی به کارگرفته می‌شود، ابتدا در بخش ۲ شرح مختصری از شبکه‌های عصبی مصنوعی ارائه، و سپس در بخش ۳ از مدل‌سازی اقتصادسنجی کوتاه خواهیم گفت. متدولوژی جدید در بخش ۴ معرفی، و آنگاه در بخش ۵ کاربرد این متدولوژی را در یک مطالعه‌ی موردی واقعی مورد مقایسه و بررسی قرار خواهیم داد.

۲. شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی یکی از قدرت‌مندترین ابزار در حل مسائل دسته‌بندی الگویی و نگاشت توابع هستند. در این شبکه‌ها از ساختار مغز که با ساختار رایانه‌های امروزی تفاوت بسیار دارد، استفاده می‌شود. زمانی که برای نخستین‌بار در سال ۱۹۱۱ میلادی شخصی به‌نام سگال[۵] اعلام کرد که مغز از عناصر اصلی ساختاری به‌نام «نورون» تشکیل یافته، تلاش برای به‌کارگیری این شبکه‌ها قوت گرفت. هر نورون زیست‌شناختی، به‌عنوان اجتماعی از مواد آلی، علی‌رغم برخورداری از پیچیدگی‌های یک ریزپردازنده سرعت محاسباتی برابر با ریزپردازنده را ندارد. بعضی از ساختارهای نورونی در هنگام تولد ساخته می‌شوند و قسمت‌های دیگر در طول حیات، به‌ویژه در اوایل زندگی، شکل می‌گیرند. دانشمندان زیست‌شناسی به‌تازگی دریافته‌اند که عملکرد نورون‌های زیست‌شناختی ــ از قبیل ذخیره‌سازی و حفظ اطلاعات ــ در خود نورون‌ها و ارتباطات بین نورون‌ها نهفته است. به‌عبارت فنی‌تر، یادگیری به‌مثابه ایجاد ارتباط جدید بین نورون‌ها و تنظیم مجدد ارتباطات موجود استنباط می‌شود. استخراج نتایج تحلیلی از یک نگاشت خطی که با چند مثال مشخص شده، کار

Archive of SID

www.SID.ir

ساده‌یی نیست. زیرا نورون یک دستگاه غیرخطی است و درنتیجه یک شبکه‌ی عصبی که از اجتماع این نورون‌ها تشکیل می‌شود نیز سیستمی کاملاً پیچیده و غیرخطی است. به‌علاوه، خاصیت غیر خطی عناصر پردازش، در کل شبکه توزیع می‌شود. پیاده‌سازی این نتایج با یک الگوریتم معمولی و بدون قابلیت یادگیری، نیاز به دقت و مراقبت بسیار دارد.

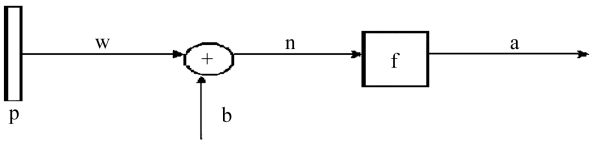
قابلیت یادگیری یعنی توانایی تنظیم پارامترهای شبکه (وزن‌های سیناپسی[۶]) در مسیر زمان که محیط شبکه تغییر می‌یابد و شبکه شرایط جدید را تجربه می‌کند، با این هدف که اگر شبکه برای یک وضعیت خاص آموزش دید و تغییر کوچکی در شرایط محیطی آن وضعیت خاص رخ داد، شبکه بتواند با آموزش مختصر برای شرایط جدید نیز کارآمد باشد. دیگر این‌که اطلاعات در شبکه، به‌صورت بالقوه از فعالیت کلی سایر نورون‌ها متأثر می‌شود. درنتیجه، اطلاعات از هم مجزا نیستند بلکه متأثر از کل شبکه‌اند.

نورون کوچک‌ترین واحد پردازنده‌ی اطلاعات است که اساس عملکرد یک شبکه‌ی عصبی را تشکیل می‌دهد. شکل ۱ ساختار یک نورون تک‌ورودی را نشان می‌دهد (p و a به‌ترتیب ورودی و خروجی هستند.)

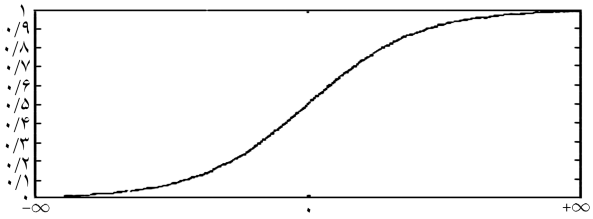
میزان تأثیر p روی a به وسیله‌ی مقدار عددی w تعیین می‌شود. ورودی دیگر که مقدار ثابت ۱ است، در جمله‌ی بایاس b ضرب شده و سپس با مقدار wp جمع می‌شود. این حاصل جمع، ورودی خالص n برای تابع محرک (یا تابع تبدیل) f خواهد بود. بدین‌ترتیب خروجی نورون از طریق یک مدل‌سازی ریاضی به وسیله‌ی معادله‌ی ۱ تعریف می‌شود:

$$a = f(wp + b) \qquad (۱)$$

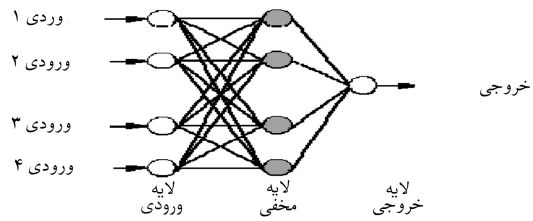
در مقایسه‌ی این مدل تک‌ورودی با یک نورون زیست‌شناختی، w معادل شدت سیناپس، مجموعه‌ی جمع‌کننده و تابع محرک معادل هسته‌ی سلول و a معادل سیگنال



شکل ۱. ساختار یک نورون تک‌ورودی.



شکل ۲. تابع محرک سیگموئید.



شکل ۳. شکل شبکه‌های عصبی چندلایه.

گذرنده از اکسون خواهد بود. نکته‌یی که باید به آن توجه شود اهمیت و تأثیر بایاس b است. این جمله را می‌توان مانند وزنه‌ی w در نظر گرفت، با این فرض که میزان تأثیر ورودی ثابت ۱ را روی نورون منعکس می‌کند. باید توجه داشت که پارامترهای b و w قابل تنظیم‌اند و تابع محرک f نیز توسط طراح انتخاب می‌شود. براساس انتخاب f و نوع الگوریتم یادگیری، پارامترهای b و w تنظیم می‌شوند. یادگیری بدین معنی است که b و w طوری تغییر می‌کنند که رابطه‌ی ورودی و خروجی نورون با هدف خاصی مطابقت کند.

تابع محرک f می‌تواند خطی یا غیرخطی باشد. یک تابع محرک براساس نیاز خاص حل یک مسئله ــ مسئله‌یی که قرار است توسط شبکه‌ی عصبی حل شود ــ انتخاب می‌شود. در عمل تعداد محدودی از توابع محرک مورد استفاده قرار می‌گیرند. در این نوشتار از یکی از معروف‌ترین توابع فعال‌ساز به‌نام «تابع فعال‌ساز سیگموئید[۷]» استفاده شده است. این تابع چنین بیان می‌شود:

$$a = f_s(n) = \frac{۱}{۱ + e^{-cn}}; \qquad c > ۰ \qquad (۲)$$

مقدار c وسعت ناحیه‌ی خطی‌بودن تابع را تعیین می‌کند. مثلاً اگر c خیلی بزرگ باشد، شکل منحنی به تابع محرک آستانه‌یی دو مقداره‌ی حدی نزدیک‌تر می‌شود. شکل این تابع به ازای $c = ۱$ در شکل ۲ آمده است. این تابع در شبکه‌های عصبی کاربرد زیادی دارد.

شبکه‌های عصبی چندلایه یک یا چند لایه با واحدهای مخفی دارند که نمونه‌یی از آن در شکل ۳ نشان داده شده است. این شبکه بسیاری از مشکلاتی را که شبکه‌های تک‌لایه با آن مواجه‌اند حل کرده است و الگوهایی را که نمی‌توان با شبکه‌های تک‌لایه آموزش داد، می‌توان با این شبکه به‌خوبی آموزش داد. رابطه‌ی بین تعداد لایه‌های میانی و زمان لازم برای آموزش این شبکه یک رابطه‌ی نمایی است. به‌همین دلیل در طراحی این‌گونه شبکه‌ها عملاً بیش از دو لایه‌ی مخفی به‌کار نمی‌رود. به‌طور کلی لازم است این نوع شبکه‌ها با تعداد لایه‌ها و واحدهای مختلف در هر لایه آزمایش شوند و سپس ترکیب بهینه براساس عملکرد به دست آمده مورد استفاده قرار گیرد. به‌طور کلی خصوصیات اصلی شبکه‌های چندلایه عبارت‌اند از:

- بسیار قوی هستند و توانایی تحمل انحرافات[۸] را دارند؛
- در مقایسه با شبکه‌های تک‌لایه قادر به ذخیره‌سازی الگوهای بیشتری هستند؛
- در عمومی‌سازی و درون‌یابی توانا هستند.

در میان شبکه‌های عصبی چندلایه شبکه‌ی پس‌انتشار[۹] متداول‌ترین نوع شبکه‌های عصبی است. یکی از خصوصیات بسیار باارزش این شبکه عملکرد بسیار خوب آن در مسائل دسته‌بندی الگویی[۱۰] و نیز در مسائل نگاشت توابع[۱۱] (نگاشت الگوها از یک دامنه به دامنه‌یی دیگر) است.[۹] در شبکه‌های پس‌انتشار همانند بازخوانی در شبکه‌های تک‌لایه با واحدهای سیگموئیدی، ورودی خالص از طریق معادله‌ی ۳ به‌دست می‌آید.

$$Net_j = \sum_i I_i \cdot W_{ji} + bias \qquad (۳)$$

معمولاً از بایاس قابل تنظیم نیز در واحدها استفاده می‌شود. سپس از تابع فعال‌ساز سیگموئید برای به وجود آوردن مقادیر خروجی استفاده می‌شود. با توجه به ورودی به دست آمده از معادله‌ی ۳، خروجی با استفاده از معادله‌ی ۴ محاسبه می‌شود.

$$Out(Net) = f(net) = \frac{۱}{۱ + e^{-Net}} \qquad (۴)$$

Archive of SID
www.SID.ir

با معرفی این تابع، خروجی به بازه‌ی (۱ و ۰) $Out \in$ تعلق خواهد داشت.

معمولاً از پارامتر «دما» برای تغییر شیب در تابع سیگموئید استفاده می‌شود. با استفاده از دما، شکل ظاهری خروجی به شکل معادله‌ی ۵ تغییر می‌کند.

$$Out(Net) = f(Net) = \frac{۱}{۱ + e^{\frac{-Net}{T}}} \quad (۵)$$

در حین فرایند آموزش از قانون آموزش دلتا که با استفاده از روش گرادیان و تغییردادن وزن‌ها خطای کل سیستم را کاهش می‌دهد، استفاده می‌شود. اگر فرض کنیم هدف ما رسیدن به بردار T است ولی خروجی O باشد، تابع خطا به‌صورت رابطه‌ی ۶ محاسبه می‌شود:

$$E(w) = \frac{۱}{۲} \sum_{j=۱}^{Nout} \sum_{k=۱}^{Npat} (T_{jk} - O_{jk})^۲ \quad (۶)$$

حال اگر بخواهیم خطای کل را با توجه به وزن‌های سیناپسی W_{ji} در شبکه کمینه کنیم، باید داشته باشیم:

$$\Delta W_{ji} = -k \frac{\partial E}{\partial W_{ji}} \quad (۷)$$

از سوی دیگر اگر فرض کنیم $e_j = T_j - O_j$ آنگاه،

$$\frac{\partial E}{\partial W_{ji}} = \frac{\partial E}{\partial e_j} \cdot \frac{\partial e_j}{\partial O_j} \cdot \frac{\partial O_j}{\partial Net_j} \cdot \frac{\partial Net_j}{\partial W_{ji}} \quad (۸)$$

$$\Rightarrow \frac{\partial E}{\partial W_{ji}} = e_j \cdot (-۱) \cdot f'(Net_j) \cdot I_i \quad (۹)$$

و با استفاده از دو معادله‌ی ۸ و ۹ به قانون دلتا می‌رسیم که در آن:

$$\Delta W_{ij} = \varepsilon \delta_{jk} I_{ik} \quad (۱۰)$$

$$\delta_{jk} = (T_{jk} - O_{jk}) \cdot f'(Net_{jk}) \quad (۱۱)$$

است. با توجه به تابع فعال‌ساز سیگموئید که در آن:

$$O_{jk} = f(Net_{jk}) = \frac{۱}{۱ + e^{-Net_{jk}}} \quad (۱۲)$$

خواهیم داشت:

$$f'(Net_{jk}) = f(Net_{jk}) \cdot (۱ - f(Net_{jk})) \quad (۱۳)$$

$$\Rightarrow \delta_{jk} = (T_{jk} - O_{jk}) \cdot O_{jk} \cdot (۱ - O_{jk}) \quad (۱۴)$$

$$\Rightarrow \Delta W_{jk} = \varepsilon \cdot (T_{jk} - O_{jk}) \cdot O_{jk} \cdot (۱ - O_{jk}) \cdot I_{ik} \quad (۱۵)$$

در معادله‌ی ۱۵، ε معرف نرخ آموزش، T هدف، O خروجی و I ورودی است.

براساس معادله‌ی ۱۵ وزن‌ها تنها براساس واحدهای خروجی تغییر می‌کنند (T_{jk} و I_{ik} ثابت‌اند و تنها O_{jk} در هر بار اجرا تغییر می‌کند).

باید توجه داشت که لایه‌های مخفی را نمی‌توان با به‌کار بردن معادلات فوق آموزش داد، چراکه عدم وجود خروجی صحیح یا هدف مناسب مانع انجام این کار می‌شود. بنابراین برای آموزش لایه‌های داخلی یا به‌عبارت دیگر لایه‌های مخفی از قانون دلتای تعمیم داده شده استفاده می‌کنیم که از طریق معادلات ۱۶ و ۱۷ تعریف می‌شود.

$$\delta_{jk} = \Big(\sum_{p=۱}^{Nout} \delta_{pk} W_{pj} \Big) \cdot f'(Net_{jk}) \quad (۱۶)$$

$$\Rightarrow \delta_{jk} = \Big(\sum_{p=۱}^{Nout} (T_{pk} - O_{pk}) \cdot O_{pk} \cdot (۱ - O_{pk}) \cdot W_{pj} \Big) \times f'(Net_{ik}) \quad (۱۷)$$

با داشتن δ_{jk} تغییرات وزن‌ها توسط معادله‌ی ۱۸ به دست می‌آیند.

$$\Delta W_{jk} = \varepsilon \cdot \delta_{jk} \cdot I_{jk} \quad (۱۸)$$

آموزش یعنی معرفی الگو به شبکه در مسیری رو به جلو که خروجی را به وجود می‌آورد. سپس وزن‌ها و بایاس‌ها در مسیر بازگشت تغییر می‌کنند و در این مسیر از آخرین گره به لایه‌ی ورودی می‌رسیم. به‌عبارت دیگر در این نوع شبکه‌ها، معرفی الگو از مسیر اولین لایه به آخرین لایه و اصلاح وزن‌ها در مسیر آخرین لایه به اولین لایه صورت می‌گیرد. به‌همین دلیل این شبکه‌ها را «شبکه‌های پس‌انتشار» می‌نامند.

برای شروع آموزش شبکه، وزن‌ها به‌صورت اعداد کوچک تصادفی انتخاب می‌شوند. تعداد الگوهای آموزشی و میزان آموزش آن شبکه نیز باید از ابتدا مشخص شود. بدین‌ترتیب که ممکن است تعداد اندکی الگو داشته باشیم و در حین فرایند آموزش، یک الگو را بارها به‌صورت تصادفی از میان این الگوها انتخاب، و آن را به شبکه معرفی کنیم، و با استفاده از خروجی به دست آمده وزن‌ها را اصلاح کنیم و سپس به نتایج دلخواه نزدیک‌تر شویم. تعیین نرخ آموزش (ε)، دما (T) و بازه‌یی که در آن اعداد تصادفی انتخاب می‌شوند، تأثیر به‌سزایی بر عملکرد شبکه دارد. متأسفانه هیچ الگوی دقیقی برای انتخاب این پارامترها وجود ندارد و انتخاب به‌صورت تجربی یا به‌روش سعی و خطا صورت می‌گیرد.[۱۰]

یکی از مهم‌ترین مشکلات شبکه‌های عصبی، پیچیدگی شبکه است. به‌علت روابط پیچیده‌ی ریاضی در شبکه‌های عصبی، این شبکه‌ها مانند کارخانه‌یی پیچیده کار می‌کنند که در آن داده‌هایی به‌عنوان ورودی وارد و از آن داده‌هایی به‌عنوان خروجی خارج می‌شود. یافتن روابط بین ورودی‌ها و خروجی‌ها به‌علت پیچیدگی ارتباطات میان‌ساختاری شبکه‌ها ممکن نیست و به‌همین دلیل اگر در مسائل تخمینی یا رگرسیونی، یک متغیر اشتباه انتخاب شود امکان شناسایی متغیر اضافی تقریباً غیرممکن است. به‌همین دلیل در این نوشتار استفاده‌ی همزمان از مدل‌های اقتصادسنجی پیشنهاد می‌شود.

۳. مدل اقتصادسنجی

چنان که گفته شد، مسائل تخمین‌زنی و مدل‌سازی را می‌توان اساساً نوع خاصی از مسائل بهینه‌سازی برشمرد. مدل‌سازی اقتصادسنجی نیز از این قاعده مستثنی نیست. به‌طور معمول مدل‌های اقتصادسنجی گونه‌ی خاصی از مدل‌های جبری و آماری‌اند که بر یک یا چند متغیر تصادفی مشتمل‌اند. این مدل‌ها هر سیستم را با مجموعه روابط آماری بین متغیرهای آن سیستم مشخص می‌کنند. یک مدل اقتصادسنجی ممکن است خطی یا غیرخطی باشد. در حالت خطی، پارامترهای مدل حالتی خطی دارند. فرض خطی بودن هم به‌دلیل سهولت محاسبات ریاضی و هم به‌دلیل ساده‌بودن از نقطه نظر بررسی‌های آماری دارای اهمیت است.[۱۱]

یکی از مزایای استفاده از مدل‌های اقتصادسنجی، استفاده از آزمون‌های آماری در بررسی متغیرهای مورد استفاده است. بدین‌ترتیب که با استفاده از این آزمون‌ها

Archive of SID

www.SID.ir

می‌توان متغیرهای تأثیرگذار بر مدل را شناسایی و با آن صحت مدل و متغیرها را مورد تأیید قرار داد. در ادامه به معرفی مدل‌های اقتصادسنجی (رگرسیونی) و آزمون‌های مربوط به آن می‌پردازیم.

مدل رگرسیونی که شامل بیش از یک متغیر مستقل باشد، مدل رگرسیون چندمتغیره نامیده می‌شود. مثلاً اگر فرض کنیم تابع تقاضای کالای به‌خصوصی به قیمت و درآمد بستگی داشته باشد، مدل رگرسیون چندمتغیره‌یی که می‌تواند این رابطه را تشریح کند عبارت است از:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \varepsilon \qquad (۱۹)$$

که در آن Y معرف تقاضا برای آن کالا، X_1 معرف قیمت، و X_2 معرف درآمد است. مدل فوق یک مدل رگرسیون خطی با دو متغیر مستقل است. واژه‌ی خطی بدین دلیل به کار گرفته شده است که معادله‌ی فوق، تابعی خطی از پارامترهای مجهول β_0، β_1 و β_2 است. متغیرهای مستقل X_1 و X_2 را اغلب متغیرهای دخیل در رگرسیون یا حامل می‌نامند. باید توجه داشت که مدل، صفحه‌یی در فضای دوبعدی متغیرهای مستقل X_1 و X_2 را توصیف می‌کند. به‌طور کلی متغیر وابسته یا پاسخ Y ممکن است به k متغیر مستقل از طریق معادله‌ی ۲۰ مرتبط باشد.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_k X_k + \varepsilon \qquad (۲۰)$$

رابطه‌ی فوق، رگرسیون چندمتغیره با k متغیر مستقل نامیده می‌شود. این مدل ابرصفحه‌یی از متغیرهای مستقل $\{X_j\}$ را در فضای kبعدی توصیف می‌کند. پارامترهای $\beta_j; j = 0, 1, \ldots, k$، را غالباً ضرایب جزیی رگرسیون می‌نامند، زیرا اثر جزیی یک متغیر مستقل را، هنگامی که دیگر متغیرهای مستقل موجود در مدل ثابت نگه داشته شوند، بر متغیر پاسخ توصیف می‌کنند.

مدل‌های رگرسیون خطی چندمتغیره اغلب به‌عنوان توابع تقریب‌زننده به کار می‌روند. یعنی رابطه‌ی تابعی حقیقی بین متغیرهای مستقل $\{X_j\}$ و متغیر پاسخ Y مجهول است اما در امتداد دامنه‌های مشخصی از متغیرهای مستقل، مدل رگرسیون خطی یک تقریب قابل قبول است.

به‌منظور برآورد ضرایب رگرسیون معادله‌ی ۲۰ از روش حداقل مربعات خطا استفاده می‌شود. با در دست داشتن n مشاهده $(n > k)$، و تعریف X_{ij} به‌عنوان iامین مقدار از متغیر مستقل X_j، Y_i به‌عنوان iامین مقدار از متغیر پاسخ، و با فرض $E(\varepsilon) = 0$ و $Var(\varepsilon) = \sigma^2$ تابع حداقل مربعات عبارت است از:

$$L = \sum_{i=1}^{n} \varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^{n} (Y_i - \beta_0 - \sum_{i=1}^{n} \beta_j X_{ij})^2 \qquad (۲۱)$$

با کمینه‌کردن تابع L نسبت به پارامترهای مدل، برآوردکننده‌ی حداقل مربعات b_0، b_1، ... و b_k در معادلات ۲۲ و ۲۳ صدق می‌کنند.

$$\left.\frac{\partial L}{\partial b_0}\right|_{\beta_0, \beta_1, \ldots, \beta_k} = -2 \sum_{i=1}^{n} (Y_i - b_0 - \sum_{j=1}^{k} b_j X_{ij}) = 0 \qquad (۲۲)$$

$$\left.\frac{\partial L}{\partial b_j}\right|_{\beta_0, \beta_1, \ldots, \beta_k} = -2 \sum_{i=1}^{n} (Y_i - b_0 - \sum_{j=1}^{k} b_j X_{ij}) X_{ij} = 0 \qquad (۲۳)$$

توجه به این نکته ضروری است که در روابط ۲۲ و ۲۳ تعداد $p = k + 1$ معادله‌ی نرمال، هریک به‌ازای یک ضریب رگرسیونی وجود دارد. جواب معادلات نرمال، برآوردکننده‌ی حداقل مربعات ضرایب رگرسیون خواهد بود.

آزمون‌های معنادار بودن مدل و ضرایب رگرسیون از کاربردی‌ترین آزمون‌های رگرسیونی به‌شمار می‌آیند. آزمون معنادار بودن مدل رگرسیون، آزمونی است برای تعیین این‌که آیا رابطه‌یی خطی بین متغیر وابسته‌ی Y و زیرمجموعه‌یی از متغیرهای مستقل وجود دارد یا خیر. فرض‌های مناسب در این آزمون عبارت‌اند از:

$$H_0 : b_1 = b_2 = \cdots = b_k = 0 \qquad (۲۴)$$

$$H_1 : b_j \neq 0 \text{ ،به‌ازای حداقل یک } j \qquad (۲۵)$$

رد فرض H_0 بدین معناست که حداقل یکی از متغیرهای مستقل نقش قابل توجهی در مدل مورد نظر دارد. شیوه‌ی آزمون، با فرض نرمال بودن عناصر خطا در مدل رگرسیون، تجزیه‌ی واریانس کل موجود در مشاهدات به دست آمده (SST) به دو واریانس است که یکی از طریق مدل توضیح داده می‌شود (SSR) و دیگری واریانس خطاست (SSE).

اگر H_0 درست باشد آنگاه آماره‌ی SSR/σ^2 از یک توزیع مربع کای با k درجه‌ی آزادی برخوردار است. به‌علاوه می‌توان نشان داد که آماره‌ی SSE/σ^2 نیز از یک توزیع مربع کای با $n - k - 1$ درجه‌ی آزادی برخوردار است و این‌که SSR و SSE مستقل از هم‌اند. در نتیجه اگر مقدار آماره‌ی

$$F = \frac{\frac{SSR}{k}}{\frac{SSE}{n-k-1}} = \frac{MSR}{MSE} \qquad (۲۶)$$

از مقدار بحرانی $F_{\alpha;k,n-k-1}$ بزرگ‌تر باشد، فرض H_0 را رد می‌کنیم. رد فرض H_0 به‌مفهوم معنادار بودن مدل رگرسیون به کار رفته است.

آزمون‌های مربوط به ضرایب انفرادی رگرسیون در تعیین ارزش هریک از متغیرهای مستقل در مدل رگرسیون مفید است. مثلاً می‌توان مدل مورد نظر را با گنجاندن متغیرهای اضافی در آن، یا شاید با حذف یک یا چندمتغیر موجود در آن مؤثرتر کرد. فرض‌های مربوط به آزمودن معنادار بودن هر ضریب رگرسیون، مثل β_j عبارت است از:

$$H_0 : \beta_j = 0$$

$$H_1 : \beta_j \neq 0 \qquad (۲۷)$$

اگر $H_0 : \beta_j = 0$ رد نشود دلیلی است بر آن که x_j را می‌توان از مدل حذف کرد. آماره‌ی آزمون برای این فرض استفاده از آماره‌ی F جزئی[۱۲] است.[۱۲]

۴. معرفی راه حل پیشنهادی

شبکه‌های عصبی دقت قابل قبولی در پیش‌بینی دارند ولی به‌لحاظ آماری نمی‌توان برای آنها اطمینان و صحت تعیین کرد. از طرف دیگر معمولاً دقت مدل‌های اقتصادسنجی از شبکه‌های عصبی کم‌تر است ولی می‌توان برای آنها اطمینان و صحت تعیین کرد. چنانچه دقیقاً ندانیم که کدام متغیر بر متغیر پاسخ تأثیرگذار است، با استفاده از فرض‌های آماری در مدل‌های اقتصادسنجی و رگرسیونی می‌توان صحت مدل‌ها و متغیرهای مورد نظر را ارزیابی کرد و درصورت لزوم می‌توان متغیرهایی را که از نظر آماری بر متغیر اصلی ما بی‌تأثیرند حذف و مدلی جدید به دست آورد. از طرف دیگر شبکه‌های عصبی چنان پیچیده‌اند که نمی‌توان به‌سهولت متغیرهایی را که بر مدل بی‌تأثیرند و اضافه‌کردن آنها به ورودی‌ها فقط باعث کم‌کردن صحت شبکه‌ی آموزش دیده می‌شود را شناسایی کرد. در عین حال چنانچه کاملاً مطمئن باشیم که

Archive of SID

www.SID.ir

کدام متغیرها بر مدل تأثیرگذارند، مدل شبکه‌های عصبی نتایج بهتر و قابل قبول‌تری خواهد داد. از آنجا که در کاربردهای عملی شبکه‌های مصنوعی نمی‌توان به‌طور کلی یک مجموعه‌ی ایده‌آل از متغیرهای موثر بر مدل را پیش‌بینی کرد، استفاده از این شبکه‌ها معمولاً با محدودیت همراه است. عموماً درکاربردهای عملی با توجه به ادبیات مسئله، تعدادی متغیر شناسایی می‌شوند و سپس با مدل‌سازی اقتصادسنجی و فرض‌های آماری، تأثیر این متغیرها بر متغیر پاسخ شناسایی می‌شود. سپس مدلی که از تمام لحاظ از فروض آماری سربلند بیرون بیاید به کار می‌رود.

روشی که در این نوشتار پیشنهاد شده است، ترکیبی از روش اقتصادسنجی و شبکه‌های عصبی است. در این روش پیشنهاد شده تا در مسائل مختلف پس از شناسایی متغیرهای احتمالی تأثیرگذار بر متغیر پاسخ، مدل‌های مختلف اقتصادسنجی به دست آورده شود و متغیرهای مدلی که از تمامی فروض آماری سربلند بیرون آمده باشد به‌عنوان بردارهای ورودی شبکه‌های عصبی به کار برده شود. بدین ترتیب، اولاً کاملاً مطمئن می‌شویم که متغیرهای اضافی و ناکارآمد که باعث ایجاد خطا در مدل شبکه‌ی عصبی می‌شوند، در آموزش شبکه به کار برده نمی‌شوند؛ ثانیاً با استفاده از آموزش شبکه‌ی عصبی، از مدل‌هایی بهتر و کاراتر برای پیش‌بینی استفاده می‌کنیم. این متدولوژی در مطالعه‌ی موردی زیر به کار رفته است.

۵. کاربرد راه حل پیشنهادی، یک مطالعه‌ی موردی

ارائه‌ی یک مدل رگرسیونی برای پیش‌بینی تعداد تقاضای اخذ تسهیلات از یکی از بانک‌های توسعه‌یی کشور به‌عنوان مطالعه‌یی موردی در نظرگرفته شد. برای حل این مسئله ابتدا عوامل احتمالی مؤثر بر تعداد تقاضای اخذ تسهیلات، براساس مقالات مختلف و نظر صاحب نظران بانک مشخص شدند. سرمایه‌ی تعدیل‌شده‌ی داخلی بانک، تورم[۱۳]، تبلیغات، بحران مالی[۱۴]، تولید ناخالص داخلی تعدیل‌شده[۱۵]، نرخ بهره‌ی تسهیلات[۱۶] و نرخ بیکاری[۱۷] متغیرهای شناسایی شده بودند. لازم به ذکر است که پنج متغیر تولید ناخالص داخلی تعدیل‌شده (NGDP)، تورم (INF)، نرخ بهره‌ی تسهیلات در سیستم بانکی کشور (INT)، نرخ بیکاری (UR) و سرمایه‌ی تعدیل‌شده‌ی بانک (NCAP) به‌عنوان متغیرهای عادی و متغیرهای تبلیغات (ADV) و بحران مالی (PC) به‌عنوان متغیرهای صفر و یک (باینری) در نظرگرفته شدند. اطلاعات ۱۶ سال اخیر مربوط به تعداد تقاضای اخذ تسهیلات براساس گزارش عملکرد ۲۵ ساله‌ی بانک، به دست آمد. سال‌های ۱۳۷۲ و ۱۳۷۳ به‌عنوان سال‌های بحران مالی شناسایی شدند.[۱۸] به متغیر مربوط به این سال‌ها عدد ۱، و برای بقیه‌ی سال‌ها عدد صفر اختصاص داده شد. آمار مربوط به متغیرهای تولید ناخالص داخلی و سرمایه‌ی بانک براساس نرخ تورم در سال‌های مختلف بر مبنای سال ۱۳۶۸ تعدیل شد. آمار و اطلاعات مذکور در جدول ۱ آورده شده است.

ابتدا مدل اقتصادسنجی با ۷ متغیر: تورم، نرخ سود، NGDP، NCAP، نرخ بیکاری، تبلیغات و بحران مالی اجرا شد. پس از اجرا، هیچ تابعی متشکل از این متغیرها که ضرایب آن در فروض آماری معنادار باشد، به دست نیامد. سپس این مدل با ۶ متغیر اجرا شد؛ در این حالت نیز هیچ ترکیب ۶ متغیره‌ی معناداری به دست نیامد. با به دست آوردن مدل‌های اقتصادسنجی برای ترکیب‌های مختلف ۵ متغیره، مدل به دست آمده به‌لحاظ آماری نتیجه داد و بهترین ترکیب به‌صورت:

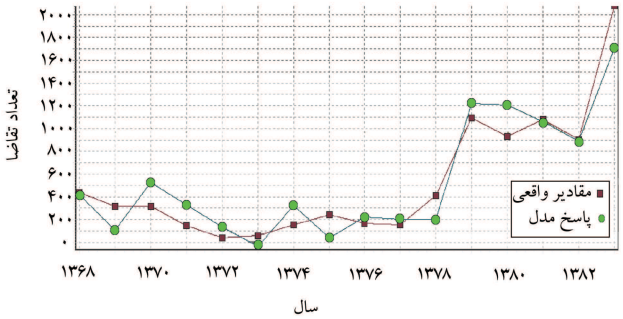
$$NA = ۷۹٫۳۴۱۹NCAP^{۱/۲} + ۹۳۱٫۰۲۱ADV - ۸۹۵٫۶۵PC + ۴٫۲۶UR^{۲} - ۸۵٫۲INT \qquad (۲۸)$$

به‌دست آمد. نمودار مدل برحسب زمان را در شکل ۴ می‌توان مشاهده کرد. توجه به این نکته ضروری است که در اجرای برنامه، برای سادگی محاسبات مقدار متغیرهای NCAP و NGDP با ضریب ۱٫۱۰۰۰ به‌کارگرفته شد. این مدل در تمام روابط آماری به‌ازای $\alpha = ٪۲$ معنادار است و ضریب تعیین چندگانه‌ی ($R^{۲}$) آن برابر ٪۸۸ به دست آمد. شایان ذکر است که این مدل بهترین مدل خطی به دست آمده بین تمام مدل‌های خطی آزمایش شده (تقریباً ۱۰۰۰۰۰ مدل)، بوده است. برای مدل‌سازی با استفاده از شبکه‌های عصبی از متغیرهایی استفاده شد که از نظر آماری در مدل‌های اقتصادسنجی پذیرفته شده بودند. بدین‌ترتیب برای پیش‌بینی تعداد تقاضا متغیرهای NCAP، ADV، PC، UR و INT در شبکه‌ی عصبی به کارگرفته شدند. برای رسیدن به جواب مناسب، متغیرها با نگاشت خطی ساده به بازه‌ی [۱ و ۰] یا [۰٫۷۵ و ۰٫۲۵] نگاشته شدند. این شبکه با ۱ لایه‌ی مخفی و ۶

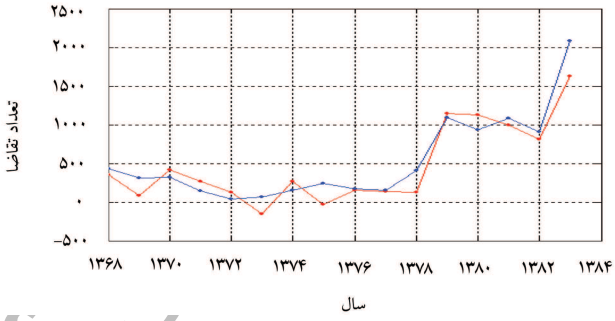
جدول ۱. آمار و اطلاعات استخراج شده.

تبلیغات	بحران مالی	نرخ بیکاری	تولید ناخالص داخلی تعدیل شده (هزارمیلیارد ریال)	سود	تعداد تقاضا	سرمایه‌ی تعدیل‌شده (میلیون ریال)	تورم	سال
۰	۰	۱۲٫۰	۲۱٫۹۴۶۰۸	۱۰٫۹	۴۳۷	۶۸۷۹۹	۱۷٫۴	۱۳۶۸
۰	۰	۱۱٫۸	۲۷٫۵۹۷۰۹	۱۳٫۷	۳۱۴	۶۳۱۱۸٫۳۲	۹٫۰	۱۳۶۹
۰	۰	۱۱٫۱	۳۲٫۲۲۳۷	۱۲٫۷	۳۱۶	۱۷۲۵۰۰	۲۰٫۷	۱۳۷۰
۰	۰	۱۳٫۱	۳۴٫۵۸۶۳۵	۱۳٫۴	۱۴۶	۸۰۳۰۰٫۵	۲۴٫۴	۱۳۷۱
۰	۱	۱۱٫۷	۴۲٫۳۶۷۲۱	۱۶٫۴	۳۹	۵۴۲۰۴۵٫۶۲	۲۲٫۹	۱۳۷۲
۰	۱	۱۲٫۵	۴۰٫۸۹۵۳۵	۱۶٫۴	۶۲	۴۰۰۹۲۱٫۳۱	۳۵٫۲	۱۳۷۳
۰	۰	۱۰٫۲	۳۸٫۹۸۰۱۳	۱۶٫۷	۱۵۳	۲۶۸۳۵۴٫۳	۹۴٫۴	۱۳۷۴
۰	۰	۹٫۱	۴۲٫۲۶۱۸۳	۱۷٫۶	۲۳۹	۲۱۷۸۲۰٫۰۴	۲۳٫۲	۱۳۷۵
۰	۰	۱۲٫۱	۴۲٫۴۵۹۹۶	۱۷٫۲	۱۶۸	۱۸۵۶۹۴٫۸۳	۱۷٫۳	۱۳۷۶
۰	۰	۱۳٫۱	۴۰٫۴۳۰۸۳	۱۷٫۵	۱۵۳	۲۵۷۲۳۵٫۲۵	۱۸٫۱	۱۳۷۷
۰	۰	۱۳٫۵	۴۴٫۶۵۸۵۴	۱۷٫۱	۴۱۲	۱۳۰۹۲۰٫۲۸	۲۰٫۱	۱۳۷۸
۱	۰	۱۴٫۳	۵۲٫۶۳۴۴۲	۱۷٫۸	۱۰۹۶	۱۴۶۲۸۹٫۰۶	۱۲٫۸	۱۳۷۹
۱	۰	۱۴٫۲	۵۴٫۶۷۶۵۷	۱۷٫۴	۹۳۳	۱۳۳۲۷۹٫۳۹	۱۱٫۴	۱۳۸۰
۱	۰	۱۲٫۸	۶۵٫۰۸۲۰۲	۱۶٫۹	۱۰۸۱	۱۱۵۰۹۴٫۴۷	۱۵٫۸	۱۳۸۱
۱	۰	۱۱٫۰	۶۷٫۳۵۴۲۶	۱۶٫۵	۹۰۶	۹۹۵۶۲٫۶۹	۱۵٫۶	۱۳۸۲
۱	۰	۱۴٫۶	۷۰٫۱۲۸۶۸	۱۶٫۲	۲۰۸۰	۲۶۳۹۰۸٫۷۵	۱۵٫۲	۱۳۸۳

Archive of SID
www.SID.ir



شکل ۴. تعداد تقاضا برحسب زمان (نمودار قرمز مقادیر واقعی و نمودار آبی پاسخ مدل را نشان می‌دهد).



شکل ۵. تعداد تقاضا برحسب زمان (نمودار آبی مقادیر واقعی و نمودار قرمز پاسخ مدل را نشان می‌دهد).

گره در ۲۰۰۰۰ اپک[13] با $T = ۰/۱$ و $\varepsilon = ۰/۰۵$ آموزش دید. پس از آموزش، شبکه با روش کنارگذاری[14] یک الگو آزمایش شد و برای آن ضریب اطمینان ۹۳٪ به دست آمد که ۵٪ از ضریب اطمینان بهترین مدل اقتصادسنجیِ به دست آمده بهتر است. نمودار مدل برحسب زمان را در شکل ۵ می‌توان مشاهده کرد.

پارامترهای شبکه‌ی عصبی آموزش دیده عبارت‌اند از:

$$W۱ = \begin{bmatrix} ۰/۰۶۱۴ & -۰/۰۴۸۸ & -۰/۰۵۳۱ & -۰/۰۰۳۷ & ۰/۰۴۵۳ \\ ۰/۰۸۵۱ & -۰/۰۶۹۸ & -۰/۰۷۶۴ & -۰/۰۱۹۰ & ۰/۰۵۶۹ \\ -۰/۰۱۲۰ & -۰/۰۰۰۸ & ۰/۰۵۷۳ & ۰/۰۳۱۴ & ۰/۰۱۶۴ \\ -۰/۰۱۳۷ & ۰/۰۰۷۲ & ۰/۰۵۵۱ & ۰/۰۲۷۸ & ۰/۰۰۷۱ \\ -۰/۰۶۳۸ & ۰/۰۵۵۹ & ۰/۱۳۶۷ & -۰/۰۶۰۳ & -۰/۰۱۲۰ \\ ۰/۱۳۷۴ & -۰/۱۲۸۱ & -۰/۱۵۱ & -۰/۰۵۷۵ & ۰/۰۷۶۲ \end{bmatrix}$$

ماتریس وزن اول (وزن‌ها ازلایه‌ی ورودی به لایه‌ی مخفی)

$$W۲ = [-۰/۲۵۶۰ \quad -۰/۳۲۶۹ \quad ۰/۱۱۲۹ \quad ۰/۱۱۲۶ \quad ۰/۲۷۵۷$$

ماتریس وزن دوم (از لایه‌ی مخفی به لایه‌ی خروجی) $-۰/۲۷۲۹]$

$$Bias۱ = [-۰/۳۲۹۰ \quad -۰/۴۲۰۲ \quad ۰/۱۴۵۱ \quad ۰/۱۴۴۷ \quad ۰/۳۵۴۴$$

ماتریس اریب در گره‌های لایه‌ی مخفی $-۰/۳۵۰۸]$

ماتریس اریب درگره لایه‌ی خروجی $Bias۲ = [۹/۱۸۸۷] \times ۱۰^{-۵}$

همان‌طور که پیش‌تر گفته شد، پیدا کردن تعداد لایه‌های مخفی و تعداد گره‌ها کاری است کاملاً تجربی، و به سعی و خطا بستگی دارد. تعداد بهینه‌ی تکرار برای آموزش نیز کاملاً تجربی است و برای پیداکردن بهترین مدل که بتواند در پیش‌بینی

جدول ۲. پیش‌بینی آمار سال ۱۳۸۴.

YEAR	NGDP	NCAP	PC	ADV	UR	INT	INF
۱۳۸۴	۷۳۲۰۰	۲۹۹۴۸۸/۸۶	۰	۱	۱۰/۷	۱۶	۱۵

مؤثر باشد از روش کنارگذاری یک الگو استفاده شد. این روش یکی از زمان‌برترین روش‌های آزمایش شبکه‌ی آموزش‌دیده است. در این روش اگر فرض کنیم تعداد الگوها n باشد، شبکه را با $n-۱$ الگو آموزش می‌دهیم و با الگویی که در آموزش شبکه نقشی نداشته، آن را می‌آزماییم. این فرایند را n مرتبه و با n دسته الگوی متفاوت تکرار می‌کنیم و خطای میانگین حاصل از این n شبکه به‌عنوان معیاری برای اندازه‌گیری خطای کلی یا ضریب اطمینان شبکه به کار می‌رود.

باید توجه داشت که برای آموزش صحیح شبکه، تا زمانی که به نتایج دلخواه نرسیده‌ایم شبکه را با پارامترهای مختلف آموزش می‌دهیم. وقتی به حالتی رسیدیم که شبکه از خود رفتار قابل قبول نشان می‌دهد، متوقف می‌شویم و وزن‌ها و اریب‌های مربوط به آن را ذخیره می‌کنیم.

ممکن است در چند بار آموزش با پارامترهای یکسان به نتایج کاملاً متفاوتی برسیم. بنابراین می‌بایست برای هر ترکیب از ترکیب‌های مختلف پارامترها، چندین مرتبه شبکه را آموزش داد تا از مناسب بودن پارامترها، برای آموزش شبکه مطمئن شویم. پس از آن که شبکه آزمایش شد و از این آزمون‌ها سربلند بیرون آمد، می‌توان با توجه به وزن‌ها و اریب‌های ذخیره شده، از شبکه برای پیش‌بینی یا درون‌یابی داده‌های جدید استفاده کرد.

برای پیش‌بینی میزان تقاضای اخذ تسهیلات در سال ۱۳۸۴ به‌ناچار باید از اطلاعات و آمار پیش‌بینی‌شده‌ی سال ۱۳۸۴ استفاده می‌شد. نرخ تورم، نرخ سود، نرخ بیکاری و تولید ناخالص داخلی تعدیل شده با استفاده از پیش‌بینی‌های معاونت اقتصادی بانک مرکزی و پیش‌بینی‌های برنامه‌ی چهارم توسعه به دست آمدند. این آمار و اطلاعات در جدول ۲ آمده است.

با استفاده از مدل اقتصادسنجی، امید ریاضی تعداد تقاضای سال ۱۳۸۴ معادل ۱۲۵۸ پیش‌بینی شد. در حالی که این عدد با استفاده از روش پیشنهادی ۱۲۷۲ به دست آمد. توجه شود این اعداد با توجه به تداوم داشتن تبلیغات در سال جاری معتبرند.

۶. نتیجه‌گیری

هدف اصلی این نوشتار ارائه‌ی یک روش عمومی براساس به کارگیری شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی بهتر در مدل‌های اقتصادسنجی بوده است. در روش پیشنهادی استفاده‌ی همزمان از مدل اقتصادسنجی (رگرسیونی) و شبکه‌های عصبی به کاربر این قدرت را می‌دهد که از خصوصیت صحت مدل اقتصادسنجی و دقت شبکه‌های عصبی به‌طور همزمان استفاده کند. در موضوع مطالعاتی مطروحه، ضریب اطمینان ۵٪ افزایش یافت.

در عین حال، صحت متغیرهای به‌کاربرده شده و شبکه‌ی عصبی نیز به‌طور علمی مورد تأیید قرار گرفت. بدین‌ترتیب استفاده از شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی‌های اقتصادی، همواره مقدور است و تنها به موارد خاص محدود نمی‌شود. تنها کاستی روش ارائه شده در مقایسه با روش‌های ساده‌ی اقتصادسنجی یا شبکه‌های عصبی، زمان بیشتری است که برای استفاده از این روش نسبت به روش‌های مشروحه باید صرف کرد.

Archive of SID
www.SID.ir

پانوشت

1. maximum likelihood
2. simulated annealing algorithm
3. tabu search
4. ant colony optimization
5. Segal
6. synaptic weights
7. sigmoid activation function
8. noise
9. back propagation
10. pattern classification
11. function mapping
12. partial f-test
13. epoch
14. leave one out

منابع

1. Dorigo, M. and Stutzle, T. "Ant colony optimization", MIT Press, Boston, U.S.A. (2004).
2. Winter, P. and Manfred, G. "Application of optimization heuristic to estimation and modelling problems", *Computational Statistics & Data Analysis*, **47**, pp. 211-223 (2004).
3. Goffe, W.L.; Ferrier, G. and Rogers, J. "Global optimization of statistical functions with simulated annealing", *Journal of Economics*, **60**, pp. 65-99 (1994).
4. Dueck, G. and Scheuer, T. "Threshold accepting: a general purpose algorithm appearing cityplace superior to simulated annealing", *Journal of Computational Physics*, **90**, pp. 161-175 (1990).
5. Joo, S.J. and Bong, J.Y. "Construction of exact d-optimal designs by tabu search", *Computational Statistics & Data Analysis*, **21**, pp. 181-191 (1996).
6. Dorsey, B. and Mayer, W.J. "Genetic algorithms for estimation problems with multiple optima: nondifferentiability and other irregular features", *Journal of Business Economics and Statistics*, **13**, pp. 53-66 (1995).
7. Luxh, J.T.; Riss, J.O.; and Stensballe, B. "A hybrid econometric neural network modelling approach for sales forecasting", *International Journal of Production Economics*, **43**, pp. 175-192 (1996).
8. Colorni, A.; Dorigo, M.; and Maniezzo, V. "Distributed optimization by ant colonies", *Proceedings of the First European Conference on Artificial Life*, Paris, France, F.Varela and P. Bourgine (Eds.), Elsevier Publishing, pp. 134-142 (1992).
9. Menhaj, M.B. "Fondamentals of neural Networks," (In Farsi), Amir-Kabir University Press, (2002).
10. Haykin, Simon. "Neural networks: a comprehensive foundation", Prentice Hall PTR, Upper Saddle River, NJ, U.S.A., (1994).
11. Greene, William H. "Econometric analysis", 5th Ed., Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, U.S.A., (2002).
12. Bowker, A.H. and Liberman, G.J., "Engineering Statistics", Translated in Farsi by Mahlooji, H., University Press Center, (1996).
13. Evans, Gary R. "The budget, deficit, and dept. of the U.S. Government", Academic Press, San Diego, California, (1999).
14. Escandón, Julio R. and Alejandro DÍaz-Bautista, "A simple dynamic, model of credit and aggregate demand", Departamento de Estudios Económicos, El Colegio de la Frontera Norte, Cuadernos de Trabajo, (2000).
15. Vera, Leonardo V. "The demand for bank loans in venesuela: a multivariate co-integration analysis", Project Report, classification number JEL: E44, E51, University of Latin American Centre, (2002).
16. Calzaet, A. "Modelling the demand for loans to the private sector in the euro area", European central bank, Working Paper (55), (2001).
17. Ashley, David W. "The demand for consumer credit", Virginia Polytechnic Institute and State University, in partial fulfilment of the requirements for the degree of Master of Arts in Economics, (2002).
18. Naderi, M., "Evaluating the effects of financial crises on the real sectors of economics," (In farsi), Ph.D. Thesis in Economical Science, Faculty of Economic, Allameh-Tabatabaei University Tehran, (2003).

Archive of SID

www.SID.ir