Archive of SID

مجله تحقیقات اقتصادی / شماره ۵۸ / بهار و تابستان ۸۰ / صفحات ۱۸۴-۱۴۷

پیش بینی تورم ایران با استفاده از مدل‌های ساختاری، سری‌های زمانی و شبکه‌های عصبی *

دکتر سعید مشیری

عضو هیأت علمی دانشکده اقتصاد دانشگاه علامه طباطبایی

چکیده

امروزه، پیش‌بینی متغیرهای کلان اقتصادی از اهمیت ویژه‌ای برای سیاستگذاران و سایر واحدهای اقتصادی برخوردار است. در نتیجه، در دهه‌های اخیر، مدل‌های پیش بینی گوناگونی توسعه یافته و به رقابت با یکدیگر پرداخته‌اند. اخیراً به موازات مدل‌های متداول قبلی مانند مدل‌های ساختاری و سری‌های زمانی، مدل‌های دیگری تحت عنوان شبکه‌های عصبی مصنوعی در زمینه پیش بینی متغیرهای مالی و پولی به کار گرفته شده‌اند. این مدل‌ها که در حقیقت اقتباس از فرایند یادگیری مغز انسان هستند، با استفاده از سرعت محاسباتی کامپیوتر، روابط بین متغیرها را هر چند پیچیده باشند، یاد گرفته و از آن برای پیش بینی مقادیر آتی استفاده می‌نمایند. از ویژگی‌های مهم این مدل‌ها می‌توان به آزادی آنها از فروض آماری مربوط به متغیرها، استفاده از روش‌های محاسباتی موازی و غیرخطی بودن آنها اشاره نمود. در این مقاله، علاوه بر معرفی مدل‌های شبکه‌های عصبی و نحوهٔ کاربرد آنها در اقتصاد، یک مدل شبکه عصبی برای پیش بینی تورم در ایران با استفاده از اطلاعات سال‌های (۱۳۷۷-۱۳۳۸) طراحی و اجرا شده است. نتایج به‌دست آمده حاکی از آن است که مدل‌های شبکه‌های عصبی در غالب موارد عملکرد بهتری در زمینه پیش‌بینی تورم دوره آتی ایران نسبت به رقبای خود دارند.

کلید واژه‌ها

پیش‌بینی / تورم / مدل‌های ساختاری / مدل‌های سری‌های زمانی / مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی

---

* این مقاله مستخرج از یک طرح تحقیقاتی که با حمایت معاونت پژوهشی دانشگاه علامه طباطبایی انجام شده است می‌باشد. قسمتی از بخش ۳ مقاله تحت عنوان "شبکه‌های عصبی و کاربردهای آن در اقتصاد و بازرگانی" در مجموعه سخنرانی‌های علمی گروه اقتصاد دانشکده اقتصاد دانشگاه علامه طباطبایی در بهمن ۷۸ چاپ شده است.

www.SID.ir

Archive of SID

مقدمه

یکی از مهمترین کاربردهای مدل‌های اقتصادی، پیش بینی مقادیر آتی متغیرهای اقتصادی است. در حقیقت، مدل‌های اقتصادی را می‌توان با میزان صحّت پیش بینی‌شان مورد آزمون قرار داد، بدین ترتیب که اگر یک مدل اقتصادی در تبیین روابط موجود بین متغیرها موفق باشد، باید قادر به پیش بینی صحیحی از آیندهٔ متغیرها نیز باشد. ارتباط پیش بینی‌متغیرهای اقتصادی با عملکرد سیاستهای پولی و مالی کشورها اهمیت پیش بینی‌را افزون‌تر نیز کرده است. در حال حاضر، اکثر دولت‌ها و بانک‌های مرکزی، سیاست‌های مالی و پولی‌شان را نه صرفاً بر مبنای وضع موجود، بلکه بر مبنای پیش بینی‌های کوتاه و بلند مدت از متغیرهای کلیدی اقتصادی تدوین کرده و به مورد اجرا می‌گذارند. بدیهی است که میزان صحت پیش بینی این متغیرها، صرف نظر از درستی سیاست‌های مالی و پولی و تناسب آنها با شرایط موجود، ازجمله رموز موفقیت این سیاست‌ها می‌تواند به شمار آید.

چنین اهمیتی باعث شده است تا تحقیقات در زمینه مدل‌ها و تکنیک‌های پیش بینی در چند دههٔ اخیر، با شتاب بیشتری مواجه شوند به‌طوری که امروزه در ادبیات اقتصاد سنجی و اقتصاد کاربردی، شاهد مدل‌ها و روش‌های بسیاری در این زمینه می‌باشیم. برخی از این دستاوردها، حاصل توسعهٔ مدل‌ها و روش‌های موجود و برخی دیگر بر مبنای ارایه دیدگاه‌های جدید که هنوز نیز در حال گسترش هستند، بوده‌اند. دیدگاه سنتی و متداول در مدل سازی اقتصادی، مبتنی بر تبیین روابط بین متغیرهای اقتصادی بر مبنای رفتار عقلایی واحدهای اقتصادی اعم از تولیدکنندگان، مصرف‌کنندگان و سیاستگذاران اقتصادی بوده است. اقتصاددانان با برآورد این ارتباطات، با استفاده از روش‌های متنوع اقتصاد سنجی، سعی در تبیین وضع موجود، پیش بینی‌مقادیر آتی متغیرهای وابسته و همچنین ارایه سیاست‌ها و خط مشی‌های اقتصادی دارند. این مدل‌ها که نوعاً مدل‌های ساختاری نامیده می‌شوند، اگرچه قادر به تبیین نسبی وضع موجود بوده و از لحاظ تحلیلی به عنوان ابزار مناسبی برای سیاستگذاری اقتصادی مورد استفاده قرار گرفته‌اند ولی متأسفانه، در زمینه پیش بینی سابقهٔ چندان موفقی از خود به جای نگذاشته‌اند.

www.SID.ir

Archive of SID

وجود این کاستی مهم و از طرفی، اهمیت روزافزون پیش بینی برای سیاستگذاران دولتی، بانکی و بخش خصوصی، به تدریج شرایط و دیدگاه جدیدی برای مدل سازی فراهم نمود. در این دیدگاه که نوعاً به سری‌های زمانی موسومند، وظیفه پیش بینی متغیرهای اقتصادی بیش از هر چیز به عهدهٔ خودشان گذاشته می‌شود. به عبارت دیگر، از آنجاکه یک متغیر اقتصادی حاوی کلیه اطلاعات مربوط به آن است، یعنی تجلی کلیه کنش‌ها و ارتباطاتی است که منجر به شکل‌گیری آن می‌شود لذا قوی‌ترین منبع برای توضیح تغییرات خود آن متغیر محسوب می‌شود. طبق این دیدگاه اگر بتوان فرایندی که بر مبنای آن، مقادیر مربوط به یک متغیر تحقق می‌یابد[1] راکشف کرد پیش بینی مقادیر آتی آن متغیر کار بسیار سختی نخواهد بود. ضعف عمدهٔ مدل‌های سری‌های زمانی عبارت از این است که به محقق اجازه تعیین سهم نسبی سایر عوامل در تغییرات متغیر مورد نظر را نمی‌دهند و لذا برای سیاستگذاری، قابلیت استفاده کمتری دارند. این ضعف تا حدودی با ارایه مدل‌های سری‌های زمانی چند متغیره مانند مدل اتورگرسیون برداری که توسط سیمز(۱۹۸۰)[2] معرفی گردید، مرتفع شده، است.

اخیراً، دیدگاه دیگری نیز به موازات مدل‌های سری‌های زمانی در ادبیات اقتصاد کاربردی وارد شده است که طبق آن می‌توان با استفاده از هوش مصنوعی[3] روابط بین متغیرها را هر چند پیچیده باشند، توسط کامپیوتر فراگرفت و از آن برای پیش بینی مقادیر آتی استفاده نمود. این دیدگاه که در حقیقت اقتباسی از فرایند یادگیری مغز انسان (هوش طبیعی) است، ابتدا در سایر رشته‌های علمی مانند فیزیک، کامپیوتر و مهندسی در زمینه‌های تشخیص الگو[4] و طبقه بندی[5] وکنترل[6] مورد استفاده قرارگرفت که نتایج بسیار موفقی نیز به‌دنبال داشت. اقتصاددانان از اواسط دهه ۹۰ شروع به استفاده از این مدل‌ها که نوعاً به مدل‌های شبکه‌های عصبی[7]، یادگیری ماشین[8] و یا

1- Data Generating process
2- Sims
3- Artificial Inteligence
4- Pattern recognition
5- Classification
6- Control
7- Neural Networks
8- Machine Learning

www.SID.ir

Archive of SID

هوش مصنوعی موسومند، در زمینهٔ پیش بینی طبقه بندی نمودند. طبق این دیدگاه، اگر بتوان روابط موجود بین متغیرهای اقتصادی را با استفاده از روش‌های جستجو در اطلاعات از طریق کامپیوتر فراگرفت، می‌توان از آنها برای پیش بینی مقادیر آتی نیز استفاده نمود. مزیت مهم این مدل‌ها نسبت به سایر مدل‌های ساختاری و سری‌های زمانی عبارت از این است که در طراحی این مدل‌ها، نیازی به اعمال فروض آماری خاص در مورد رفتار متغیرها مانند فروض مربوط به تابع توزیع احتمال آنها و یا اعمال فروض مربوط به نحوهٔ ارتباط بین متغیرها نیست. مدلسازان شبکه‌های عصبی می‌توانند با استفاده از تکنولوژی پیشرفته کامپیوتر و به‌ویژه سرعت حیرت آور محاسباتی آن و بدون نیاز به فروض استاندارد مدل‌های متداول، ارتباط بین متغیرها را هر چند که پیچیده نیز باشند، فراگرفته و از آن برای پیش بینی بهره گیرند. استفاده از این مدل‌ها در اقتصاد، از پیش بینی و طبقه بندی در بازارهای مالی و پولی مانند پیش بینی تغییرات نرخ سهام یا نرخ برابری ارز شروع شد و از اواخر دهه ۱۹۹۰ به اقتصاد کلان نیز سرایت کرد[۱].

مدل‌های شبکه‌های عصبی به‌رغم کاربردهای بسیار مفید و مثبتی که در زمینه‌های گوناگون علمی داشته‌اند، از برخی لحاظ مورد نقد نیز قرار گرفته‌اند. در واقع، نقطه قوت مدل‌های شبکه‌های عصبی از لحاظ آزادی از قید و بندهای مفروضات مدل‌های آماری و سنجی، از نظر برخی آماردانان و اقتصاددانان همان نقطهٔ ضعف آن نیز بشمار می‌رود. این محققین، بعضاً مدل‌های شبکه‌های عصبی را به جعبه‌ای سیاه که هیچ گونه اطلاعی از کم و کیف فعل و انفعالات درونی آن در دست نیست، تشبیه می‌کنند. از نظر این منتقدین، اگر نتوان از لحاظ آماری مدل و نتایج آن را ارزیابی کرد، به عنوان مثال سطح اعتماد مقادیر پیش بینی شده را مشخص نمود، نمی‌توان از آنها استفاده به عمل آورد. یا اینکه اگر قرار باشد اینگونه مدل‌ها بدون نیاز به تئوری‌های اقتصادی از هر گونه متغیر دلخواه برای توضیح تغییرات متغیرهای مورد نظر استفاده نمایند و برازش خوبی نیز تحویل دهند، چگونه می‌توان به نتایج آنها اطمینان داشت؟

۱- برخی از کاربردهای اولیه این مدل‌ها را می‌توان در کتاب Trripi, Truban (1993) و کاربردهای ویژه در اقتصاد کلان را در Swanson & White (1997)، Maasomi, et al (1996) و Moshiri & Cameron (2000) پیدا کرد.

www.SID.ir

Archive of SID

به نظر می‌رسد، از هر دو بعد تقدیر و انتقاد از اینگونه مدل‌ها زیاده روی شده است. از طرفی، ادعای اینکه این مدل‌ها محققین را از تئوری‌های اقتصادی و همچنین تجزیه و تحلیل‌ها و استنباطات متداول آماری بی نیاز ساخته‌اند، ادعایی بی پایه و اثبات نشده است و از طرف دیگر، جعبه سیاه تلقی کردن این مدل‌ها و به عبارتی منفعل خواندن محققین در ارتباط با آنها را نیز نمی‌توان بسیار معتبر دانست. برخی تحقیقات مانند مشیری و کامرون (۲۰۰۰)[1] نشان داده‌اند که هر چند می‌توان بدون استفاده جزء به جزء از تئوری‌های اقتصادی به برازش خوبی از متغیرهای مورد نظر دست یافت اما نمی‌توان نتایج خوبی در پیش بینی به‌دست آورد. از نظر آماری نیز تحقیقات زیادی مانند کان و وایت (۱۹۹۴)[2] در ارتباط با یافتن ویژگیهای آماری این مدل‌ها و انطباق آنها با مفاهیم رگرسیون صورت گرفته و نتایج قابل ارایه‌ای نیز داشته‌اند.

مقاله حاضر سعی دارد که اولاً، مدل‌های شبکه‌های عصبی و نحوهٔ کاربرد آنها در اقتصاد را معرفی نماید و دوم، کاربرد این مدل‌ها را در ارتباط با پیش بینی تورم اقتصاد ایران در مقایسه با مدل‌های ساختاری و سری‌های زمانی، مورد مقایسه قرار دهد. فرضیه تحقیق عبارت از این است که مدل‌های شبکه‌های عصبی اگر به‌طور مناسبی از لحاظ ساختار درونی و هم چنین استفاده از تئوری‌های اقتصادی و آماری طراحی شوند، قادر خواهند بود در امر پیش بینی متغیرهای اقتصادی در بسیاری موراد بر سایر مدل‌های رقیب، برتری قابل ملاحظه‌ای داشته باشند.

در بخش اول، مدل‌های ساختاری و سری‌های زمانی برای پیش بینی تورم در اقتصاد ایران طراحی و برآورد می‌شوند. در بخش دوم، مدل‌های شبکه‌های عصبی معرفی می‌شوند و به‌دنبال آن، در بخش سوم، یک مدل شبکه عصبی برای پیش بینی تورم در اقتصاد ایران ارایه می‌گردد. مقایسه عملکرد مدل‌های پیش گفته و نتیجه گیری، در بخش آخر به دست داده می‌شود.

1- Moshiri & Cameron (2000)

2- Kuan & White (1994)

www.SID.ir

Archive of SID

۱- مدل‌های ساختاری و سری‌های زمانی برای پیش‌بینی تورم در ایران

در این بخش، ابتدا یک مدل ساختاری با استفاده از منحنی فیلیپس تعمیم یافته معرفی می‌شود و سپس، طراحی یک مدل سری‌های زمانی برای پیش‌بینی تورم در اقتصاد ایران ارایه می‌گردد. برای برآورد و پیش‌بینی تورم در چارچوب مدل‌های فوق، نیاز به برآورد تولید بالقوه و هم چنین بررسی ویژگیهای مانایی متغیرها و امکان هم انباشتگی بین آنها وجود دارد که جزئیات آنها در زیر توضیح داده خواهند شد. جزئیات مربوط به استراتژی پیش‌بینی نیز در بخش نتایج پیش‌بینی آمده است.

۱-۱ ـ مدل ساختاری تورم

مدل‌های ساختاری گوناگونی در ادبیات اقتصادی مربوط به تورم وجود دارند که معروفترین و معتبرترین آنها را می‌توان بر پایه منحنی فیلیپس که در آن تورم با شکاف تولید یا نرخ بیکاری مربوط می‌شود، به‌دست آورد. با توجه به ادبیات موجود، می‌توان اظهار کرد که تاکنون مدل‌های تورم مبتنی بر منحنی فیلیپس، صحیح‌ترین پیش بینی‌ها را نسبت به سایر مدل‌های ساختاری دیگر ارایه داده‌اند[1]. با توجه به اهمیت انتظارات تورمی در شکل‌گیری تورم، شکل تعمیم یافته‌تری از منحنی فیلیپس را نیز می‌توان معرفی نمود که علاوه بر متغیر شکاف تولید، انتظارات تورمی را هم در مدل دخالت می‌دهد. اگر معادلهٔ منحنی فیلیپس تعمیم یافته را به‌عنوان معادله عرضهٔ کل در نظر گرفته و با معادله تقاضای کل که از حل معادلات IS-LM به‌دست می‌آید و در آن تقاضای کل تابعی از حجم پول و انتظارات تورمی می‌باشد، ترکیب نماییم آنگاه می‌توان فرم خلاصه شده تورم را استخراج نمود. در این صورت، تورم (π) تابعی از شکاف تولید (y)، عرضه پول واقعی (m) که بیانگر فشار تقاضاست و همچنین انتظارات تورمی (π^e) خواهد بود که به صورت زیر نمایش داده می‌شود[2].

$$\pi_t = \theta_0 + \theta_1 y_{t-1} + \theta_2 m_t + \sum_{i=0}^{n} \rho_i \pi_{t-i-1} + \theta_3 \pi_t^m + \eta_t$$

1- Stock & Watson (1999)

www.SID.ir

۲- برای جزئیات بیشتر به Scarth (1998) و Moshiri, Cameron (2000) مراجعه نمایید.

Archive of SID

در ارتباط با تصریح فوق، توضیح چند نکته ضروری است. اول، متغیر شکاف تولید که از تفاضل تولید واقعی و تولید بالقوه به‌دست می‌آید از طریق معادله عرضه کل و به‌صورت وقفه در معادله وارد شده است تا فرایند تعدیل ارتباط بین تورم و شکاف تولید را پوشش دهد. دوم، متغیر عرضه پول یا فشار تقاضا نیز به‌صورت اختلاف عرضه پول واقعی از عرضه پول متناسب با شرایط تعادلی اقتصاد در معادله وارد می‌شود. سوم، فرایند شکل‌گیری انتظارات یک فرایند تطبیقی[1] فرض شده است که طبق آن، مردم در هر دوره انتظارات تورمی خود از دورهٔ بعد را با توجه به خطاهای گذشته‌شان به تدریج تعدیل می‌کنند. بنابراین، بجای متغیر تورم انتظاری (π^e) از وقفه‌های تورم ($\sum p_i \pi_{t-i}$) استفاده شده است. چهارم، با توجه به اینکه اقتصاد متکی به نفت ایران، صرفنظر از عوامل داخلی عملاً تحت تأثیر تورم خارجی از طریق واردات است، متغیر تورم وارداتی (π^m) از دل متغیر اختلال (η_t) بیرون آمده و به‌طور صریح در مدل وارد شده است. پنجم، متغیر η_t که به‌عنوان متغیر تصادفی با میانگین صفر و واریانس ثابت در معادله وارد شده است، معرف شوک‌های عرضه کل و تقاضای کل است.

۱-۲ ـ مدل سری‌های زمانی

طبق دیدگاه مدل‌های سری‌های زمانی یک متغیره، تورم را می‌توان صرفاً تابعی از مقادیر گذشتهٔ خود در نظر گرفت. به عبارت دیگر، مقادیر سطح تورم در دوره‌های قبل حاوی کلیهٔ اطلاعات لازم مربوط به عوامل تعیین کنندهٔ تورم بوده و لذا قادر خواهند بود تورم دورهٔ جاری را به‌خوبی توضیح داده و مقادیر آتی آن را پیش‌بینی نمایند. بنابراین، مسأله مهم در این روش تنها تعیین تعداد وقفه‌های تورم و همچنین تشخیص ساختار متغیر تصادفی در مدل می‌باشد. برای این کار از روش استاندارد و متداول در این زمینه یعنی روش باکس ـ جنکینز استفاده خواهیم کرد. در این روش، تعداد وقفه‌ها و ساختار متغیر تصادفی بر اساس توابع خودهمبستگی[2] و خودهمبستگی جزیی[3] بین خطاهای

1- Adaptive Expectations

2- Autocorrelatin Function (ACF)

3- Partial Autocorrelation Function (PACF)

www.SID.ir

Archive of SID

مدل تعیین می‌گردند.

نکتهٔ قابل توجه در هر دو مدل ساختاری و سری زمانی عبارت از این است که آیا می‌توان از متغیرها به همان صورتی که هستند، استفاده کرد یا باید آنها را به‌صورت‌های انتقال یافته در مدل وارد نمود. علت طرح این سوال ناشی از نکتهٔ مهمی در ادبیات اقتصاد سنجی و سری‌های زمانی است مبنی بر آن که اگر سری‌های مورد استفاده در مدل غیرمانا[1] و یا دارای روند زمانی[2] باشند، نتایج به‌دست آمده از مدل و بویژه نتایج مربوط به استنباط آماری، معتبر نخواهند بود[3]. بنابراین، قبل از برآورد مدل‌های ارایه شده، باید ابتدا متغیرها را برای مانا بودن آزمون نمود و سپس با توجه به نتایج به‌دست آمده، فرم مناسب آنها را در مدل انتخاب کرد. آزمون استاندارد دیکی ـ فولر تعمیم یافته که نتایج آن در ضمیمه آمده است، نشان می‌دهد که متغیرهای تورم (π_t)، شکاف تولید (y_t)، و عرضه پول واقعی (m_t) غیر مانا هستند ولی متغیر اختلاف تورم خارجی با تورم داخلی (π_t^m) مانا می‌باشد. البته، نتایج این آزمونها تا حد زیادی به حجم نمونه، وقفه‌های موجود در معادله آزمون و همچنین درصد اطمینان تعیین شده، بستگی دارند. به‌عنوان مثال، y_t در سطح ۱ درصد مانا ولی در سطح ۵ درصد غیرمانا است.[4]

همچنین، از آنجا که غیرمانا بودن متغیرها ممکن است به علت انتقال یکباره میانگین و یا روند زمانی سری‌ها باشد، لذا برای اطمینان بیشتر باید تأثیر این انتقال را در نتیجه آزمون‌ها خنثی نمود. از آنجا که در سری‌های زمانی اقتصاد کلان ایران، امکان وجود تغییرات ساختاری در دوران انقلاب و جنگ وجود دارد، آزمونهای تغییرات ساختاری چاو و کوزم (CUSUM) برای تعیین چنین تغییرات ساختاری در متغیرهای مدل یعنی تورم، شکاف تولید، عرضه پول و تورم وارداتی صورت گرفت. نتایج آزمونهای فوق، هیچ یک، بر وجود چنین تغییرات ساختاری معنی‌داری دلالت نکردند. به‌رغم عدم تایید تغییرات ساختاری در متغیرهای فوق، آزمون مانایی با حضور متغیرهای مجازی

1- Non-stationary

2- Time Trend

3- Granger & Newbold (1974)

۴- کلیه داده‌های مورد استفاده در این مقاله از دیسکت اطلاعات PDS موسسه پژوهش‌های سازمان مدیریت و برنامه‌ریزی کشور استخراج شده‌اند.

www.SID.ir

Archive of SID

انفرادی و متقاطع و با استفاده از مقادیر بحرانی استخراج شده توسط پرون (۱۹۸۹) انجام شد که نتایج آن با نتایج به‌دست آمده در آزمون دیکی - فولر تعمیم یافته (ADF) سازگاری داشتند.

نتایج به‌دست آمده از آزمون ADF حکم می‌کنند که متغیرهای مدل ابتدا باید به سری‌های مانا تبدیل شده و سپس، در معادله رگرسیون بکار گرفته شوند. جداول ADF ضمیمه نشان می‌دهند که متغیرهای شکاف تولید و تورم با انجام یک وقفه و عرضه پول واقعی با دو وقفه به فرایند مانا تبدیل می‌شوند. بنابراین، در هر دو مدل‌های ساختاری و سری‌های زمانی، از متغیرها به صورت تبدیل یافته فوق استفاده خواهد شد. در ضمن، به علت ملاحظاتی که پیرامون میزان قطعیت و قدرت آزمونهای مانایی وجود دارند که به برخی از آنها در بالا اشاره شد و هم چنین از دست دادن میزان اطلاعات در صورت تبدیل متغیرها به صورت تفاضل، صرفاً جهت انجام مقایسهٔ میزان صحت پیش بینی مدل‌ها، از متغیرها به‌صورت عادی نیز استفاده خواهد شد.

۱-۳- نتایج برآورد مدل‌ها

اولین مدل برآورد شده، فرم خلاصه شده تورم که در بخش (۱-۱) معرفی شده است، می‌باشد. برای برآورد این مدل، ابتدا باید متغیر شکاف تولید که برابر است با تفاضل میان تولید ناخالص داخلی واقعی و میزان بالقوه یا طبیعی آن، برآورد گردد. در ادبیات اقتصادی راههای گوناگونی مانند روند، فیلتر کردن، حالت فضا و بردار اتورگرسیون (VAR) برای برآورد تولید بالقوه وجود دارند[1]. در اینجا، با توجه به سیر زمانی متغیر تولید ناخالص واقعی به نظر می‌رسد که روش روند[2]، روش مناسب و در عین حال ساده‌ای باشد که می‌توان از آن استفاده کرد. برای این منظور، معادلات روند گوناگونی با درجات مختلف برآورد شدند که از بین آنها معادله روند چند جمله‌ای درجه ۳ با توجه به افت و خیزی که در روند تولید ناخالص داخلی در دوران قبل از انقلاب، پس از انقلاب و دوران تعدیل اقتصادی وجود دارند، نتایج قابل قبول‌تری به‌دست داد. نمودار (۱) روند

۱- برای آشنایی با این روش‌ها به M.Kichian (1998), C. Dupasquier (1997) مراجعه شود.

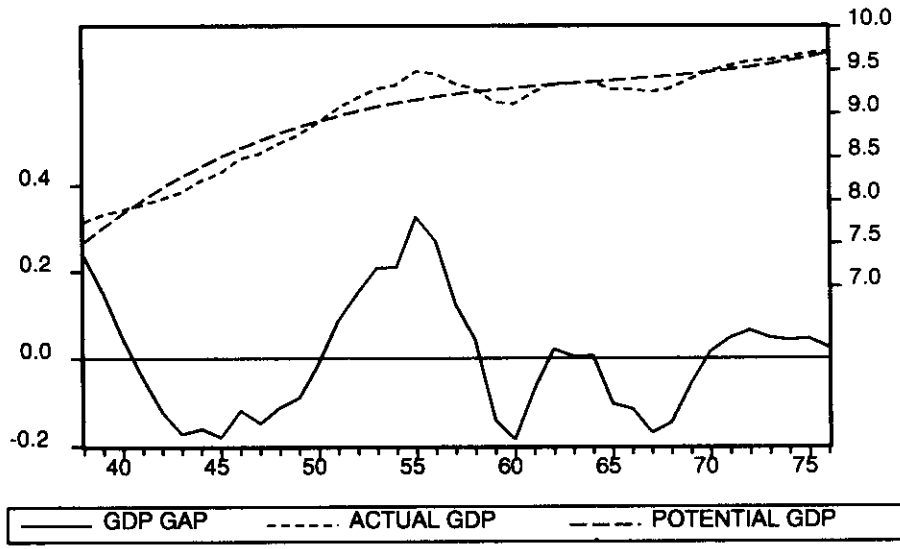
2- Trend

www.SID.ir

Archive of SID

تولید ناخالص داخلی واقعی و برآورد مقدار طبیعی آن و هم چنین شکاف تولید را نشان می‌دهد. طبق این برآورد، در دوران افزایش اولیه قیمت نفت یعنی سال‌های ابتدایی و میانی دهه ۵۰ شکاف تولید مثبت و در غالب سال‌های اواخر دهه‌های ۵۰، ۶۰ و ۷۰ شکاف تولید تقریباً صفر یا منفی وجود داشته است.

نمودار ۱ ـ تولید واقعی، تولید بالقوه و شکاف تولید



نتایج برآورد معادله فرم خلاصه شده تورم برای دورهٔ ۱۳۷۱-۱۳۳۸ به شرح زیر هستند:

$$\hat{\pi}_t = -۱/۵۹ + ۰/۷۴\, y_{t-۱} + ۰/۱۵ m_t + ۰/۳۸ \pi_t^m - ۰/۳۴ \pi_{t-۱}$$

s.e. (۰/۶۴) (۱/۷) (۱/۴۵) (۰/۱۴) (۰/۱۵)

در تفسیر نتایج فوق باید دقت نمود که متغیرهای معادله فوق همگی به‌صورت مانا تبدیل یافته‌اند یعنی تورم (π_t) و وقفهٔ شکاف تولید ($y_{t-۱}$) به‌صورت تفاضل مرتبه اول، عرضه پول (m_t) به‌صورت تفاضل مرتبه دوم و اختلاف تورم وارداتی و داخلی (π_t^m) به‌صورت عادی (بدون هیچ تفاضل)، در معادله وارد شده‌اند. اعداد داخل پرانتز بیانگر

www.SID.ir

Archive of SID

انحراف معیارهای (s.e.) ضرایب برآورده شده هستند. مقدار R^2 برابر با ۳۷ درصد و مقدار F برای معنادار بودن کل رگرسیون برابر با ۳/۷۹ است. تعداد وقفه تورم در معادله بر اساس معیار اطلاعات آکائیک (AIC) انتخاب شده است. معیار AIC تابعی از خطاهای رگرسیون می‌باشد که اثر افزودن متغیرهای جدید در قدرت توضیحی رگرسیون را تا حدی خنثی می‌کند. در اینجا معرفی بیش از یک وقفه برای تورم مقدار AIC را افزایش می‌داد و لذا تنها به یک وقفه کفایت شده است. با توجه به اینکه اطلاعات به‌صورت سالانه می‌باشد، به نظر طبیعی می‌رسد که بعد زمانی انتظارات تورمی مردم بر اساس تغییرات تورم یک دوره قبل و نه فراتر از آن باشد. علایم کلیهٔ ضرایب با علایم مورد انتظار تطابق دارد. علامت منفی وقفهٔ تورم به این معناست که به‌طور متوسط، افزایش شتاب در افزایش قیمتهای هر دوره یعنی افزایش نرخ تورم با کاهش آن در دورهٔ بعد مواجه بوده است. شدت عمل در سیاستهای ضدتورمی دولت هر گاه که شرایط بسیار حاد تورمی به وجود آمده است همچنین نوسانات قیمت نفت که در انتظارات تورمی تاثیر می‌گذارد، شاید توجیه‌گر این مسأله باشند.

همانگونه که قبلاً توضیح داده شد، به منظور مقایسه قدرت پیش بینی مدل‌های گوناگون، مدل ساختاری فوق یک بار دیگر با حضور متغیرهابه صورت تبدیل نیافته برآورد شد که نتایج آن به صورت زیر می‌باشد:

$$\hat{\pi}_t = -۲/۱۰ + ۱/۲۳y_{t-۱} + ۰/۳۵m_t + ۰/۵\pi_t^m + ۰/۱۵\pi_{t-۱}$$

s.e. (۰/۵۱) (۰/۸۰) (۰/۰۸) (۰/۱۱) (۰/۱۴)

مقدار R^2 برابر با ۰/۸۵ و F برابر با ۳۹/۸۰ می‌باشد.

در هر دو فرم معادله برآورد شده فوق، متغیرهای مجازی برای انتقال تورم و یا تغییر شیب آن در مقاطع انقلاب و جنگ وارد شدند که در هیچ یک از موارد، ضرایب معنی داری نداشتند و تغییر چشمگیری نیز در نتایج مدل به‌وجود نیاوردند.

مدل برآورد شده بعدی، مدل سری‌های زمانی می‌باشد. برای تعیین تعداد و نوع وقفه‌هایی که قادر به تبیین تغییرات جاری تورم هستند، از روش باکس ـ جنکینز

www.SID.ir

Archive of SID

استفاده شد. نمودارهای ACF و PACF و همچنین آزمون‌های مربوط به آنها، حاکی از آن هستند که مدل AR(۱) برای تورم ایران مناسب است. بر اساس نتایج آزمون‌های مانایی، ابتدا از متغیر تورم به صورت تفاضل مرتبه اول دربرآورد استفاده شد که نتایج آن به شرح زیر است:

$$\hat{\pi}_t = ۰/۰۹ - ۰/۳۸\pi_{t-۱}$$
$$\text{s.e.} \quad (۰/۱۴) \quad (۰/۱۶)$$

مقدار R^2 برابر با ۰/۱۷ و F برابر با ۵/۸۶ است[۱]. علامت وقفه تورم مانند علامت آن در مدل ساختاری منفی و مقدار ضریب آن نیز تقریباً با آن یکسان است.

همانند مدل ساختاری، در اینجا نیز مدل AR(۱) با استفاده از مقادیر اصلی تورم برآورد شد که نتایج آن به شرح زیر است:

$$\hat{\pi}_t = -۰/۰۸ + ۰/۳۵\,\pi_{t-۱} + ۰/۰۷t$$
$$\text{s.e.} \quad (۰/۲۸) \quad (۰/۱۶) \quad (۰/۶۲)$$

در این مدل، t به عنوان متغیر روند وارد معادله شده است که تا حدی جبران ضعف عدم استفاده از متغیرهای مانا را می‌نماید. مقدار R^2 برابر با ۰/۷۰ و F برابر با ۳۱/۳۳ است. در اینجا باید به این نکته اشاره نمود که مثبت و معنی دار بودن ضریب متغیر روند در معادله تورم، حاکی از آن است که تورم با گذشت زمان افزایش مدام داشته است. البته از آن‌جا که به نظر می‌رسد خود روند زمانی تورم نیز در دوران مختلف قبل و پس از انقلاب، جنگ و دوران تعدیل اقتصادی دستخوش تغییر بوده است، نمی‌توان با معرفی متغیر روند ساده مشکل غیرمانایی را حل نمود. به عبارت دیگر می‌توان گفت که در اینجا

۱- عدد ثابت در اینجا در حقیقت همان ضریب روند در معادله رگرسیونی که تورم به‌صورت غیرمانا حضور دارد، می‌باشد.

www.SID.ir

Archive of SID

بجای یک روند قطعی[1]، یک روند تصادفی[2] در سری زمانی تورم وجود دارد که ایجاب می‌نماید تا متغیر تورم به صورت تفاضل در معادله رگرسیون حضور یابد.

۱-۴ ـ نتایج پیش‌بینی

پیش‌بینی تورم با استفاده از اطلاعات موجود در نمونه یعنی مطابق روش پیش بینی از درون نمونه[3]، صورت گرفته است. روش کار به شرح زیر است. ابتدا اطلاعات نمونه به دو گروه سال‌های ۱۳۷۱-۱۳۳۸ برای برآورد مدل‌ها و سال‌های ۱۳۷۶-۱۳۷۲ برای پیش بینی تورم در طی این سال‌ها، تقسیم شدند. پیش بینی برای یک دوره جلوتر[4] به مدت ۵ سال صورت گرفت. از آنجاکه متغیر وقفه تورم در مدل‌های تورم که در بخش قبلی معرفی شدند، وجود داشت پیش‌بینی از دو روش مختلف امکان‌پذیر بود: روش ایستا و روش پویا. در روش ایستا مقادیر وقفه تورم در طول دورهٔ پیش‌بینی همان مقادیر واقعی آنها هستند. به عبارت دیگر، فرض می‌شود که پیش‌بینی کننده در هر دوره از مقدار واقعی تورم در دورهٔ قبل در کل دورهٔ پیش‌بینی اطلاع داشته و از آن استفاده نموده است. در روش پویا که با واقعیت نزدیک‌تر است، پیش‌بینی کننده از مقادیر پیش‌بینی خود برای هر دوره برای مقادیر وقفه تورم در کل دورهٔ پیش‌بینی استفاده می‌کند. به عبارت دیگر، پیش‌بینی تورم هر دوره بر اساس پیش‌بینی تورم دورهٔ قبل صورت می‌گیرد و در نتیجه اگر خطایی در پیش بینی دوره‌های قبل وجود داشته باشد، این خطاها به پیش بینی دوره‌های بعد نیز منتقل می‌گردند. بنابراین، به‌طور کلی انتظار می‌رود خطای پیش بینی در روش پویا بیشتر از آن در روش ایستا باشد. در مقاله حاضر، از هر دو روش پیش بینی استفاده شده است.

برای ملاک ارزیابی پیش بینی‌ها، معمولاً از خطاهای پیش بینی و یا توابعی از آنها

1- Deterministic Trend

2- Stochastic Trand

3- Out-of-Sample Forecasting

4- One - period ahead

www.SID.ir

Archive of SID

استفاده می‌شود. در این مقاله از سه شاخص RMSE[1]، MAE[2] و آماره U برای این منظور استفاده شده است.

RMSE مجذور میانگین مربع خطاهای پیش بینی است که به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{t} e_{t+h,t}}$$

T تعداد کل مشاهدات، $e_{t+h,t}$ خطای پیش بینی برای hمرحله جلوتر در زمان t است.

MAE میانگین قدر مطلق خطاهاست یعنی $MAE = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{t} | e_{t+h,t} |$.

آماره U که به U-Theil هم معروف است، برابر است با نسبت مجموع مربعات خطاهای یک دوره جلو مدل پیش بینی به مجموع مربعات خطاهای یک دوره جلو مدل ساده (Naive)یا بدون تغییر (No-change). مدل ساده فرض می‌کند که هیچ گونه تغییری در مرحله آتی متغیر ایجاد نخواهد شد، یعنی $y_{t+1,t} = y_t$ بنابراین مقدار کمتر از یک برای آمارهٔ U بیانگر عملکرد بهتر مدل پیش‌بینی نسبت به مدل ساده است و بر عکس.

نتایج پیش‌بینی‌های مدل‌های ساختاری و سری‌های زمانی برای تورم ایران در جداول زیر خلاصه شده‌اند.

1- Root Mean Square Error

2- Mean Absolute Error

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۱- نتایج پیش‌بینی‌های ایستای یک دوره به جلو با استفاده از مدل‌های ساختاری و سری‌های زمانی (۱۳۷۶-۱۳۷۲)

مدل	RMSE	MAE	U-stat
سری‌های مانا			
ساختاری	۰/۵۵	۰/۴۸	۰/۰۸
سری‌های‌زمانی	۰/۴۴	۰/۴۰	۰/۰۷
سری‌های غیرمانا			
ساختاری	۰/۷۲	۰/۵۲	۰/۱۱
سری‌های‌زمانی	۰/۶۶	۰/۵۴	۰/۱۰

جدول ۲- نتایج پیش‌بینی‌های پویای یک دوره به جلو با استفاده از مدل‌های ساختاری و سری‌های زمانی (۱۳۷۶-۱۳۷۲)

مدل	RMSE	MAE	U-stat
سری‌های مانا			
ساختاری	۰/۴۹	۰/۴۰	۰/۰۸
سری‌های‌زمانی	۰/۳۹	۰/۳۳	۰/۰۶
سری‌های غیرمانا			
ساختاری	۰/۷۶	۰/۵۴	۰/۱۱
سری‌های‌زمانی	۰/۸۲	۰/۶۸	۰/۱۱

www.SID.ir

Archive of SID

از نتایج فوق می‌توان چنین نتیجه گرفت که در مجموع، مدل سری‌های زمانی AR(۱) نتایج بهتری نسبت به مدل ساختاری به‌دست داده است. همچنین، همانگونه که انتظار می‌رفت، شاخص‌های خطاهای اشتباه در روش پیش بینی پویا، در غالب موارد بیشتر از این شاخص‌ها در روش پیش بینی ایستا هستند. البته از آنجاکه پیش بینی‌ها صرفاً به مدت ۵ سال صورت گرفته‌اند، تفاوت‌های شاخص‌های خطاها در دو روش ایستا و پویا چندان چشمگیر نیستند. نکته آخر اینکه شاخص U حاکی از آن است که هر دو مدل ساختاری و سری‌های زمانی، پیش‌بینی‌های صحیح‌تری نسبت به مدل ساده (بدون تغییر) ارایه نموده‌اند و کمتر بودن این شاخص‌ها برای مدل سری‌های زمانی نسبت به مدل ساختاری، مجدداً عملکرد بهتر این مدل را از نظر پیش بینی تورم نشان می‌دهد.

در بخش‌های بعد، ضمن معرفی مدل شبکه‌ای عصبی به طراحی یک مدل برای پیش‌بینی تورم پرداخته و نتایج پیش‌بینی‌ها با نتایج به‌دست آمده فوق مقایسه خواهد شد.

۲ - مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی[1]

در این فصل، ابتدا مدل‌های ANN به‌طور مختصر معرفی خواهند شد. سپس، نحوه استفاده از مدل‌های ANN برای پیش بینی متغیرهای اقتصادی توضیح داده خواهد شد.

مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) را به‌طور کلی می‌توان در قالب نظیر کننده‌های برداری[2] جای داد: آنها مجموعه‌ای از داده‌ها[3] راگرفته و پس از انجام عملیاتی که برنامه آنها در ساختار شان نهاده شده است ستاده‌هایی[4] را تحویل می‌دهند[5].

1- Artificial Neural Networks
2- Vector Mappers
3- Inputs
4- Outputs
5- Wasserman (1994)

www.SID.ir

Archive of SID

مدل‌های ANN را همچنین می‌توان به مدل‌های داده - ستانده خاصی تعبیر نمود که دارای ویژگی‌هایی مانند انجام عملیات با حجم بسیار زیاد به‌صورت موازی و پردازش غیرخطی داده‌ها می‌باشند. این ویژگی‌ها که از شبکه‌های عصبی طبیعی موجود در مغز انسان گرفته شده‌اند، به همراه ویژگی پردازش اطلاعات در مراحل گوناگون به مدل‌های ANN اجازه داده‌اند تا در انجام کارهای خاصی مانند پیش بینی و تشخیص الگو بسیار موفق باشند.

کاربرد مدل‌های ANN در علم اقتصاد عمدتاً در زمینه پیش بینی و دسته بندی متغیرها در بازارهای مالی و پولی بوده است. برای مثال، از مدل‌های ANN برای پیش بینی قیمت‌های سهام و همچنین نرخ مبادله ارز یا درجه بندی اوراق قرضه استفاده شده است[1]. شاید بتوان گفت که از مهمترین علل استفاده از این مدل‌ها در بازارهای پولی و مالی، عدم قدرت کافی مدل‌های موجود در تبیین و پیش بینی رفتار متغیرهای پولی و همچنین وجود آمار فراوان در این بازارها می‌باشد. مدل‌های ANN در اقتصاد کلان بسیار جدیدند. از آنجا که در اقتصاد کلان سوابق مدل‌های موجود در زمینه پیش بینی متغیرهای اقتصادی متأسفانه چندان درخشان نبوده‌اند، به نظر می‌رسد که می‌توان از مدل‌های ANN در این زمینه نیز استفاده نمود. از کارهای بسیار محدودی که تاکنون در این زمینه صورت گرفته‌اند، می‌توان از پیش‌بینی برخی متغیرهای اقتصاد کلان مانند شاخص قیمت‌های مصرف کننده، تولید ناخالص ملی، پول و دستمزدها در آمریکا توسط معصومی، ختن‌زاد، عبایی(۱۹۹۴)[2]، پیش‌بینی نه متغیر اقتصاد کلان در آمریکا توسط وایت و سوانسن (۱۹۹۷)[3] و پیش بینی تورم در کانادا توسط مشیری و کامرون (۲۰۰۰)[4] نام برد. در مقایسه‌ای که بین نتایج به‌دست آمده از مدل‌های ANN و سایر مدل‌های متداول که معمولاً برای پیش‌بینی استفاده می‌شوند مانند ARIMA یا

۱- به مجموعه مقالاتی که توسط R.Trripi (۱۹۹۴) و E.Truban در کتاب Neural Networks in Finance and Investing جمع آوری شده‌اند، مراجعه شود.

2- Maasoumi, Khotanzad, Abaye

3- White, Swanson

4- Moshiri, Cameron

www.SID.ir

Archive of SID

VAR انجام شده است، ملاحظه می‌شود که در برخی موارد مدل‌های ANN نتایج مطلوب‌تری ارایه داده‌اند.

مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌رغم تنوع‌شان از ساختار کلی مشابهی برخوردارند. یک شبکه عصبی مصنوعی معمولاً از سه لایه (بردار)[1] به ترتیب زیر تشکیل می‌شود:

۱- لایه ورودی[2]

۲- لایه میانی[3]

۳- لایه خروجی[4]

لایه ورودی شامل واحدهایی به تعداد متغیرهای توضیحی مدل می‌باشد. بنابراین، اگر تعداد متغیرهای توضیحی مدل پنج باشد، باید پنج واحد در لایه ورودی به کار گرفته شوند.

لایه‌های میانی و خروجی شامل واحدهای پردازش اطلاعات هستند. در این واحدها، عملیاتی جبری بر روی اطلاعات ورودی صورت گرفته و نتیجهٔ آنها به صورت یک ورودی جدید به واحدهای دیگر در لایه‌های بعدی ارسال می‌گردد. واحدهای لایه خروجی به مثابه همان متغیرهای وابسته در مدل رگرسیون هستند که مقادیر برآورد شده، متغیر وابسته را تحویل می‌دهند. در مدل‌های تک معادله‌ای فقط یک واحد پردازش اطلاعات لایه خروجی وجود خواهد داشت ولی در مدل‌های سیستم معادلات همزمان، تعداد واحدهای لایه خروجی برابر با تعداد متغیرهای وابسته یا تعداد معادلات سیستم خواهد بود.

واحدهای لایه‌های میانی از اهمیت بسیاری در مدل‌های شبکه‌های عصبی

۱- اصطلاحات بکار گرفته شده در ادبیات مدل‌های شبکه‌های عصبی غالباً عبارات پزشکی هستند. در اینجا به منظور روان‌تر شدن مطلب برای مخاطبین اقتصاددان، عبارات مترادف در ادبیات اقتصاد سنجی و آماری را نیز به همراه عبارات اصلی بکار خواهیم برد.

2- Input Layer

3- Hidden Layer

4- Output Layer

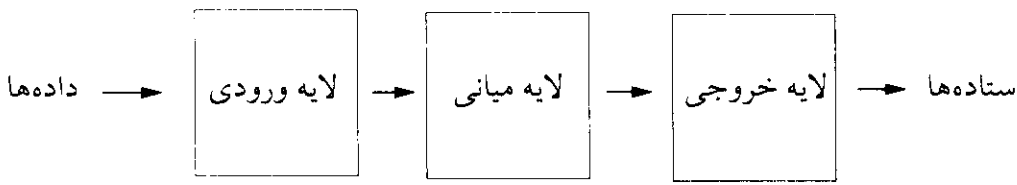
www.SID.ir

Archive of SID

مصنوعی برخوردارند زیرا نقش مؤثری در فرایند یادگیری (برآورد) صحیح مدل ایفا می‌نمایند. تعداد لایه‌های میانی و تعداد واحدهای پردازش اطلاعات در این لایه‌ها هنوز از قانونمندی واحدی تبعیت نمی‌کنند ولی بنا به یک قضیه اثبات شده[1] در صورتی که تعداد مکفی از این لایه‌ها و واحدها در یک مدل شبکه‌های عصبی وجود داشته باشند، مدل قادر خواهد بود هر گونه ارتباط بین داده‌ها و ستاده‌ها را با دقت مورد نظر یاد بگیرد، به عبارت دیگر برآورد صحیحی از رابطه بین داده‌ها و ستانده‌ها ارایه نماید.

نمودار (۲) شمای کلی یک مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی را نشان می‌دهد.

نمودار ۲ ـ شمای کلی یک مدل شبکه‌های عصبی



جریان پردازش اطلاعات در هر واحد لایه‌های میانی و خروجی، به صورت زیر است. هر واحد پردازش اطلاعات دو عمل را انجام می‌دهد. ابتدا مجموع حاصل ضرب اطلاعات ورودی و وزنهای ارتباطی (پارامترهایی که مقادیر اولیه آنها معمولاً به صورت تصادفی تعیین می‌شوند) را محاسبه می‌کند. به عبارت دیگر، اگر متغیرهای ورودی را با X_i و پارامترهای ارتباطی را با γ_i نشان دهیم، واحد پردازش اطلاعات h ابتدا عبارت $Net_h = \sum_{i=1}^{n} \gamma_i x_i$ را به‌دست می‌آورد.

وظیفه دوم واحد پردازش اطلاعات، انتقال مقدار Net از طریق یک تابع تبدیل به واحد پردازش لایهٔ جلوتر است. به عبارت دیگر، اگر تابع تبدیل را با $f(\circ)$ نشان دهیم، واحد پردازش اطلاعات مقدار $F_h = f(Net_h)$ را محاسبه می‌کند. تعداد نسبتاً وسیعی از توابع تبدیل خطی و غیرخطی مانند توابع همانی، Sigmoid، Tangent Hyperbulic و

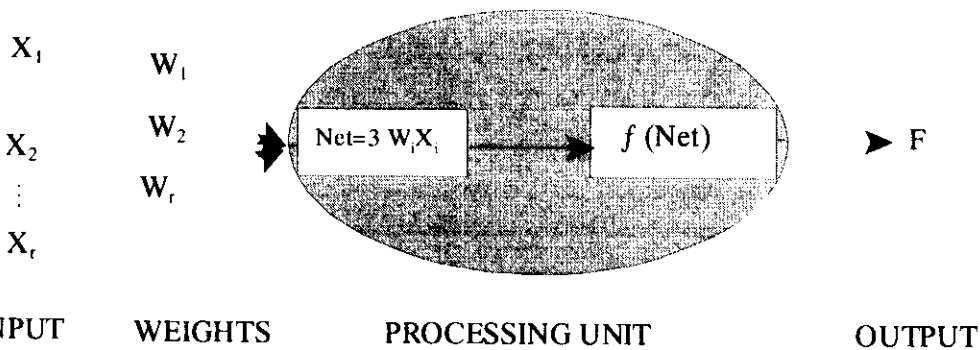
www.SID.ir

1- Ramelhart, Hinton, & William (1986)

Archive of SID

Threshold در این مرحله می‌توانند مورد استفاده قرار گیرند. نمودار ۳ نحوه عملیات یک واحد پردازش اطلاعات را نشان می‌دهد.

نمودار ۳ ـ شمای کلی جریان پردازش اطلاعات در یک واحد پردازش اطلاعات



انواع گوناگونی از مدل‌های ANN وجود دارند. مدل‌های ANN در یک طبقه بندی به مدل‌های ایستا و پویا[1] تقسیم می‌شوند. در مدل‌های ایستا[2]، مسیر پردازش اطلاعات از داده‌ها به ستاده‌هاست بدون اینکه بازگشتی در سیستم ارتباطی واحدها وجود داشته باشد، در حالی که در مدل‌های پویا[3]، مسیرهای بازگشتی از بردار ستاده‌ها یا بردار واحدهای میانی به بردار داده‌ها نیز وجود دارند. این مسیرهای بازگشتی را می‌توان به متغیرهای تأخیری در مدل رگرسیون تشبیه نمود زیرا در این صورت ستاده‌ها نه تنها تابع داده‌ها بلکه تابع خود ستاده‌ها که در مرحله قبل ایجاد شده‌اند نیز می‌باشند. مدل‌های ANN را از لحاظی دیگر نیز می‌توان تقسیم نمود. اگر بردار داده‌ها با بردار ستاده‌ها مختلف باشند، مدل دگرهمراهی[4] و چنانچه بردار داده‌ها با بردار ستاده‌ها

1- Static & Dynamic
2- Feed Forward
3- Recurrent
4- Hetero-association

www.SID.ir

Archive of SID

یکسان باشند، مدل خودهمراهی[1] نامیده می‌شود. و بالاخره مدل‌های ANN را از لحاظ نوع یادگیری می‌توان به دو نوع یادگیری هدایت شده[2] و یادگیری بدون هدایت[3] تقسیم نمود. در حالت یادگیری هدایت شده، بردارهای داده‌ها و ستاده‌ها در مدل معرفی شده و هدف، به‌دست آوردن ستاده‌های حتی الامکان نزدیک به ستاده‌های مطلوب است. در حالی که در مدل‌های بدون هدایت، تنها بردار داده‌ها به مدل معرفی می‌شوند و مراحل یادگیری بدون بردار از قبل معرفی شده ستاده‌ها، صورت می‌گیرد. مدل هایی که در اقتصاد و در زمینه پیش بینی کاربرد بیشتری دارند، مدل‌های ANN با ویژگی‌های ایستا و پویا، دگرهمراهی و یادگیری هدایت شده می‌باشند. از این میان، مدل‌های پس انتشار خطا[4] که جزء مدل‌های ایستا، دگر همراهی و هدایت شده هستند، تاکنون بیشترین کاربرد را در اقتصاد داشته‌اند. جزئیات این مدل در بخش بعدی ارایه خواهد شد[5].

۲-۱ ـ مدل پس انتشار خطا (BPN)

مدل‌های شبکه‌های عصبی پس انتشار خطا که از نوع ایستا، دگر همراهی و با یادگیری هدایت شده هستند، از معروف‌ترین مدل‌های شبکه‌های عصبی به‌شمار می‌روند. مدل‌های پس انتشار خطا معمولاً (ولی نه الزاماً) از سه لایه (بردار) داده‌ها، میانی (پنهانی) و ستاده‌ها تشکیل شده‌اند و در بسیاری از زمینه‌ها مورد استفاده قرار گرفته‌اند. نحوه عملکرد مدل‌های پس انتشار خطا به صورت خلاصه به شرح زیر است.

پس از اینکه بردارهای داده‌ها و ستاده‌ها به مدل معرفی شدند، ضرایب ارتباطی بین واحدهای لایه‌های ورودی، میانی و خروجی به طور تصادفی تعیین می‌شوند. سپس،

1- Auto-association

2- Supervised learning

3- Unsupervised learning

4- Error Back-propagation

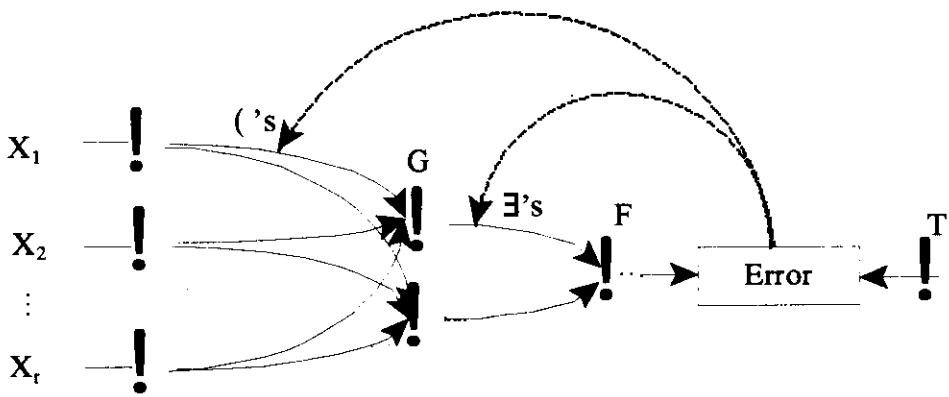
۵- برای اطلاع بیشتر از جزئیات سایر مدل‌ها به کتابهای Wasserman(1994)، Haykin(1994) و Masters(1994) مراجعه شود.

www.SID.ir

Archive of SID

مدل با پردازش داده‌های هر واحد و ارسال آنها به واحدهای جلوتر، مقادیر بردار ستاده‌ها را محاسبه می‌کند. در این مرحله، مقادیر محاسبه شده ستاده‌ها با مقادیر واقعی آنها مقایسه و مقدار خطا محاسبه می‌شود. اگر میزان خطا یا هر تابع دیگری از خطا با مقدار مطلوب آن که از قبل در نظر گرفته شده است متفاوت بود، به عقب برگشته و با تغییر ضرایب ارتباطی و با تکرار مراحل قبلی مجدداً ستاده‌های جدیدی محاسبه می‌شود. البته ضرایب ارتباطی طبق مکانیزم‌هایی که به مکانیزم‌های یادگیری[1] موسومند، در جهتی تغییر می‌کنند که خطا یعنی همان تفاوت بین ستاده محاسبه شده و ستاده واقعی کمتر و کمتر شود. این جریان یادگیری آن قدر ادامه می‌یابد تا خطا به میزان مورد نظر برسد. نمودار (۴) یک نمای کلی از جریان عملکرد یک شبکه پس انتشار خطا با r واحد در لایه ورودی، دو واحد در لایه میانی و یک واحد در لایه خروجی را نشان می‌دهد.

نمودار ۴ ـ یک مدل شبکه عصبی مصنوعی پس انتشار خطا با تعداد r واحد در لایه ورودی، دو واحد در لایه میانی، و یک واحد ستانده در لایه خروجی[2]



1- Learning Mechanism

www.SID.ir

۲- γها و βها وزنهای ارتباطی بین واحدهای لایه‌های میانی و خروجی هستند.

Archive of SID

در حالت کلی، معادله ستاده یک مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی را که شامل r داده، q واحد میانی و یک ستاده می‌باشد، می‌توان به صورت زیر نوشت:

$$F(x,w) = F(\beta_{\cdot} + \sum_{j=1}^{q} G(x\gamma_j)\beta_j),$$

در اینجا F(x,w) ستاده نهایی محاسبه شده توسط مدل و $G(x\ \gamma_j)$ ستاده واحد میانی j است. برای F و G معمولاً از توابع غیرخطی، به عنوان مثال تابع سیگموید (Sigmoid) استفاده می‌شود که داده‌ها را به اعدادی بین صفر و یک تبدیل می‌نماید. $x = [1, x_1, \ldots\ldots, x_r]$ بردار داده‌هاست و عدد ۱ برای واحد ثابت یا تورش[1] در نظر گرفته شده است. $w = (\gamma_1, \gamma_2, \ldots\ldots, \gamma_q, \beta_j)$ ماتریس حاوی ضرایب ارتباطی است. هر یک از γ_iها نمایانگر یک بردار r×۱ حاوی وزن‌ها یا ضرایب ارتباطی بین متغیرهای بردار داده‌ها و یکی از واحدهای میانی است. β_j نیز برداری است که شامل وزن‌های ارتباطی هر واحد میانی و بردار ستاده است.

۲-۲ ـ قاعده یادگیری

قواعد یادگیری متفاوتی در مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی مورد استفاده قرار می‌گیرند. قاعده یادگیری در شبکه پس انتشار خطا، وزن‌های ارتباطی بین واحدهای مدل را در جهتی تغییر می‌دهد که خطای حاصل از مدل به حداقل برسد. قاعده یادگیری‌ای که معمولاً در مدل‌های پس انتشار خطا استفاده می‌شود، قاعده یادگیری دلتای تعمیم یافته[2] نام دارد که مطابق آن وزن‌های ارتباطی بین واحدها در قالب معادله تفاضلی زیر تغییر داده می‌شوند:

$$w(t+1) = w(t) + \eta\ \nabla$$

1- Bias

2- Generalized Delta Rule

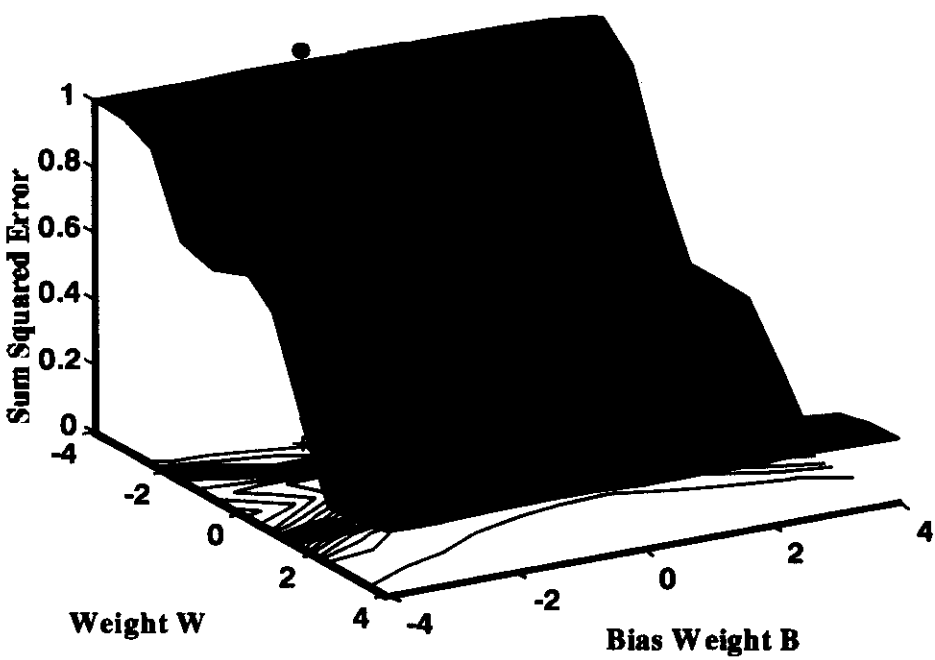
www.SID.ir

Archive of SID

در اینجا w(t) وزن ارتباطی در زمان t و η نرخ یادگیری (معمولاً بین صفر و ۱) و ∇ بردار حاوی شیبهای مربوط به وزن‌های ارتباطی است[1]. بردار ∇ مجموعه‌ای از مشتق‌های خطای محاسبه شده توسط شبکه نسبت به همه وزن‌ها می‌باشد. مدل پس انتشار خطا، بردار شیب‌ها را به صورت برداری با استفاده از قاعده زنجیری در مشتق‌های جزئی محاسبه می‌نماید.

برای رسیدن به حداقل خطا ضروری است که تغییر وزن‌ها در هر مرحله، در جهت کاهش خطای محاسبه شده صورت گیرد، به عبارت دیگر فرایند یادگیری به سمت همگرایی پیش برود. نمودار (۵) یک نمونه از کاهش خطا بر اثر تغییر وزن‌های ارتباطی در یک شبکه پس انتشار خطا را نشان می‌دهد.

نمودار ۵ ـ فرایند یادگیری در یک مدل پس انتشار خطا[2]



1- Gradient Vector

۲ ـ خطا در گاوله‌ای که در بالای نمودار مشاهده می‌شود از کوتاهترین مسیر به سمت حداقل خود حرکت می‌کند.

www.SID.ir

Archive of SID

گاهی اوقات ممکن است که مدل پس انتشار خطا به جای همگرایی تدریجی به سمت جواب (حداقل خطا)، واگرایی ایجاد کرده و لذا دسترسی به جواب میسر نباشد. این مشکل را می‌توان با اضافه نمودن "شتاب"[1] به قاعده یادگیری مرتفع نمود. "شتاب" تغییر جاری در وزن را به تغییر قبلی وزن و همچنین خطای جاری مرتبط می‌کند. این ارتباط باعث می‌شود تا تغییرات وزن‌ها در یک جهت ادامه یابند. قاعده یادگیری با شتاب را می‌توان به صورت زیر نوشت:

$$w(t+1) = w(t) + [\Delta w(t) + \alpha \Delta w(t-1)],$$

$\Delta w(t)$ از معادله قبلی برابر است با $\eta \nabla_{ji}$.

همانگونه که قبلاً اشاره شد، مدل‌های شبکه‌های پس انتشار خطا قادرند هر گونه توابع پیوسته‌ای را با دقت مطلوب یادبگیرند (برآورد نمایند) به شرط اینکه به تعداد کافی واحدهای میانی در آنها معرفی شده باشند[2].

۳ - یک مدل پس انتشار خطا برای پیش‌بینی تورم در ایران

۳-۱ - مراحل طراحی مدل

در این بخش، یک مدل شبکه عصبی مصنوعی از نوع پس انتشار خطا که برای پیش بینی تورم در ایران طراحی شده است، ارایه می‌شود. مراحل طراحی این مدل به شرح زیر است:

۱ - مرحله اول عبارت است از تعیین تعداد واحدهای لایه ورودی و یا به عبارتی دیگر، متغیرهای توضیحی مدل. در ادبیات اخیر، کاربردهای اقتصادی شبکه‌های عصبی، به‌درستی این موضوع اشاره شده است که در صورت انتخاب واحدهای لایهٔ ورودی بر اساس یک تئوری اقتصادی و یا خصوصیات آماری سری‌های مورد استفاده، نتایج به

1- Momentom

2- Rumelhart, Hinton, Williams (1986), White (1990)

www.SID.ir

Archive of SID

مراتب بهتری عاید خواهد گشت[1]. از این رو، واحدهای لایه ورودی در مدل مورد نظر ما نیز بر پایه تئوری اقتصادی تورم و همچنین ویژگی‌های آماری سری زمانی تورم که در بخش قبل مورد بحث قرار گرفتند، انتخاب شدند. بدین ترتیب، دو مدل مختلف شبکه‌های عصبی، یکی بر اساس مدل ساختاری تورم و دیگری بر اساس AR، طراحی و برآورد شدند. به عبارت دیگر، متغیرهای ورودی مدل اول عبارتند از وقفه شکاف تولید، عرضه پول واقعی، تورم خارجی و وقفه تورم و مدل دوم عبارت است از وقفه تورم. در هر دو مدل، یک واحد تورش با مقدار ۱ به عنوان عدد ثابت معادله در نظر گرفته شده است.

مانند روشی که در بخش قبل اعمال شد، در اینجا متغیرها به هر دو صورت مانا و نامانا مورد استفاده قرار گرفتند.

۲- مرحله دوم، تعیین حجم نمونه برای بخش یادگیری (برآورد) و هم چنین بخش آزمون (پیش بینی) است. بدین منظور، حجم نمونه به دو قسمت تقسیم شد: دورهٔ ۱۳۷۱-۱۳۳۸ یعنی یک دورهٔ سی و چهار ساله برای یادگیری و دورهٔ ۱۳۷۶-۱۳۷۲ یعنی یک دورهٔ پنج ساله برای آزمون یا پیش بینی.

۳- مرحله سوم، تعیین تعداد واحدهای لایه خروجی و لایه میانی است. تعداد واحدهای لایهٔ خروجی در این مسأله یک می‌باشد که بیانگر میزان تورم و یا تغییرات آن بر حسب مدل مورد استفاده است. تعداد واحدهای لایه میانی از طریق روش آزمون و خطا مشخص شد. بدین طریق که مدل با یک واحد در لایه میانی برآورد شد و معیار ارزیابی پیش بینی (به عنوان مثال RMSE) محاسبه شد. سپس به تعداد واحدهای لایه میانی، یک واحد دیگر اضافه شد و معیار ارزیابی پیش بینی به‌دست آمده با قبل مقایسه گردید. این روند ادامه یافت تا اینکه تعداد واحدهای لایه میانی متناظر با بهترین معیار ارزیابی پیش بینی به‌دست آمده انتخاب شد. در مدل حاضر، یک واحد لایهٔ میانی بهترین جواب را داد و لذا در کلیه موارد بدین ترتیب عمل شد.

در مورد تعیین تعداد واحدهای پردازش اطلاعات، لایه میانی به‌رغم آن که فرمول‌هایی جهت این امر در ادبیات مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی ارایه شده‌اند، ولی هنوز

www.SID.ir

1- Swanson & White, (1997) Faraway & Chatfield (1995), Moshiri & Cameron (2000)

Archive of SID

هم روش آزمون و خطا روش مؤثرتری به نظر می‌رسد. به هر حال، تعداد بسیار کم یا بسیار زیاد واحدهای میانی ممکن است منجر به نتیجه نامطلوب به‌ویژه در بخش پیش‌بینی گردد. تعداد بسیار کم واحدهای میانی هر چند که سرعت یادگیری را بالا می‌برد ولی ممکن است باعث شود تا فرایند یادگیری به‌صورت ناقص انجام شده و لذا مدل عاجز از پیش‌بینی درست بماند. از طرف دیگر، تعداد بسیار زیاد واحدهای میانی هر چند که ممکن است نتیجه مطلوبی در فرایند یادگیری (برآورد) مدل داشته باشد، اما احتمالاً آثار خوبی در مرحله پیش بینی نخواهد داشت. این مسأله شبیه به افزودن بی رویه متغیرهای توضیحی در یک مدل رگرسیون است که ممکن است درصد توضیح دهندگی متغیرها را افزایش دهد اما نتایج مطلوبی در امر پیش بینی بدنبال نخواهد داشت. در ادبیات مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی این مشکل "حفظ کردن"[1] مدل نامیده می‌شود. مدلی که ارتباطات را صرفاً حفظ کرده باشد، قادر نخواهد بود در شرایط جدیدی که قبلاً نمونه آنها عیناً دیده نشده باشند، عکس العمل خوبی نشان دهد.

۴- مرحله چهارم، تعیین یک سری پارامترها و عناصری درون مدل مانند ضریب یادگیری، تعداد دفعات تکرار مدل، مقدار خطای پیش بینی مطلوب و همچنین نوع توابع تبدیل در لایه‌های میانی و خروجی است. در مدل حاضر، ضریب یادگیری ۰/۰۱، تعداد دفعات تکرار ۴۰۰۰، و خطای پیش بینی مطلوب $۰/۵\times۱۰^{-۲}$ تعیین شدند. همچنین تابع تن[2] برای واحدهای لایه میانی و تابع خطی همانی برای لایه خروجی درنظر گرفته شد.

۵- مرحله پنجم، مشخص کردن قاعده یادگیری است. در مدل شبکه پس انتشار خطا، معمولاً از قانون کاهش شیب[3] که در بخش قبل معرفی شد، استفاده می‌شود. در اینجا از روش (LM)[4] استفاده شده است. بکارگیری این روش یادگیری، موجب می‌شود که نتایج مدل به مراتب سریعتر از هنگامی که روش یادگیری کاهش شیب بکار گرفته

1- Memorization
2- Tanh
3- Gradient Descent
4- Levernberg-Marguardt

www.SID.ir

Archive of SID

می‌شود، تولید شوند. روش LM در حقیقت یک تقریبی از قاعده بهینه‌یابی گاس ـ نیوتن[1] است که روش یادگیری کاهش شیب را نیز دربرمی گیرد. قاعده یادگیری LM به شرح زیر است:

$$\Delta w = (H'H + \nu I)^{-1} H'E$$

w بردار وزن‌های ارتباطی، H ماتریس ژاکوبین مشتق‌های هر خطا نسبت به هر وزن، ν یک عدد ثابت، I یک ماتریس واحد و E بردار خطاهاست. مکانیزم عمل این قانون یادگیری چنین است که اگر ν عدد بسیار بزرگی باشد، قانون فوق مشابه قانون کاهش شیب است، اما اگر ν عدد بسیار کوچکی باشد قانون فوق معادل قانون گاس ـ نیوتن خواهد بود. در قانون LM ، مقدار ν متناسب با یادگیری مدل تغییر می‌کند، از آنجاییکه حول و حوش حداقل خطا روش گاس ـ نیوتن بسیار سریع‌تر و صحیح‌تر عمل می‌نماید، هنگامی که خطا کاهش می‌یابد مدل قانون یادگیری را از کاهش شیب به گاس ـ نیوتن تبدیل می‌کند. شایان ذکر است که اجرای این قانون یادگیری احتیاج به حافظهٔ نسبتاً زیادی در کامپیوتر دارد.

۳-۲ ـ نتایج پیش‌بینی

مدل شبکه عصبی که در بخش قبل معرفی شد، با کمک نرم‌افزار MATLAB 5.3 و جعبه ابزار شبکه‌های عصبی آن برآورد شده است. لازم به تذکر است که با این نرم‌افزار صرفاً می‌توان پیش بینی‌های ایستا را به‌دست آورد ولی برای به‌دست آوردن پیش بینی‌های پویا احتیاج به برنامه‌های مجزا و تکمیلی است که باید نوشته شده و همراه برنامه‌های اصلی به اجرا درآیند. خوشبختانه نرم‌افزار MATLAB و جعبه‌افزار آن اجازهٔ اعمال چنین تغییری را به استفاده کننده می‌دهد.

جداول زیر، نتایج پیش بینی‌های به‌دست آمده توسط مدل شبکه پس انتشار خطا را

www.SID.ir

1- Gauss-Newton

Archive of SID

نشان می‌دهند. این پیش بینی‌ها یک دوره به جلو و برای مدت ۵ سال می‌باشند. به منظور مقایسه کردن نتایج با نتایج به‌دست آمده در بخش‌های قبلی (مدل‌های ساختاری و سری‌های زمانی) پیش بینی‌ها با هر دو روش ایستا و پویا صورت گرفتند.

مدل‌های پیش بینی از لحاظ نوع متغیرهای ورودی به چهار نوع به شرح زیر تقسیم شدند:

۱- مدل پس انتشار خطا (BPN) با متغیرهای ساختاری و مانا.

۲- مدل پس انتشار خطا (BPN) با متغیرهای ساختاری و نامانا.

۳- مدل پس انتشار خطا (BPN) با متغیرهای AR و مانا.

۴- مدل پس انتشار خطا (BPN) با متغیرهای AR و نامانا.

ملاک‌های ارزیابی پیش بینی‌های به‌دست آمده نیز مانند بخش قبلی، مجذور میانگین مربع خطاها (RMSE)، میانگین قدر مطلق خطاها (MAE) و شاخص U که میزان صحت پیش بینی‌های مدل را نسبت به پیش بینی‌های مدل ساده (بدون تغییر) نشان می‌دهد، هستند.

جدول ۳ - نتایج پیش‌بینی لیستای تورم ایران برای دوره ۷۶-۱۳۷۱ با استفاده از مدل BPN

مدل	RMSE	MAE	U
سری‌های مانا			
BPN-ساختاری	۰/۵۰	۰/۳۸	۰/۰۷۳
BPN-سری زمانی	۰/۴۵	۰/۳۷	۰/۰۷۵
سری‌های غیرمانا			
BPN-ساختاری	۰/۵۲	۰/۴۱	۰/۰۵۵
BPN-سری زمانی	۰/۳۰	۰/۵۵	۰/۰۷۱

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۴ - نتایج پیش‌بینی‌های پویای تورم ایران برای دوره ۷۶-۱۳۷۱ با استفاده از مدل BPN ومتغیرهای مانا

مدل	RMSE	MAE	U
سری‌های مانا			
BPN-ساختاری	۰/۵۰	۰/۳۸	۰/۰۸۵
BPN-سری زمانی	۰/۲۱	۰/۳۷	۰/۰۸۵
سری‌های غیرمانا			
BPN-ساختاری	۰/۵۲	۰/۴۱	۰/۰۵۳
BPN-سری زمانی	۰/۵۵	۰/۴۴	۰/۰۵۶

۴- مقایسه نتایج پیش‌بینی‌ها توسط مدل‌های ساختاری، سری‌های زمانی و شبکه‌های عصبی مصنوعی

برای ارزیابی میزان صحت پیش بینی تورم توسط مدل‌های گوناگونی که در این مقاله بکار گرفته شدند، RMSE، MAE و آماره U آنها با یکدیگر مقایسه شدند. به منظور تسهیل در امر مقایسه، شاخص جدیدی که از تقسیم شاخص‌های صحت پیش‌بینی مدل‌های ساختاری و سری‌های زمانی به شاخص‌های صحت پیش‌بینی مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌دست می‌آید، معرفی شده است. اگر شاخص مزبور کوچک‌تر از یک باشد بدین معنی خواهد بود که مدل‌های اقتصاد سنجی فوق پیش بینی صحیح‌تری نسبت به مدل‌های شبکه‌های عصبی ارایه داده‌اند و برعکس، اگر شاخص فوق بزرگتر از یک باشد به معنی عملکرد بهتر مدل‌های شبکه‌های عصبی در زمینه پیش بینی تورم اقتصاد ایران نسبت به سایر مدل‌های متداول در اقتصاد سنجی خواهد بود. شاخص برابر با یک نیز بالطبع به معنی برابری میزان صحت پیش بینی مدل‌های رقیب می‌باشد.

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۵ - مقایسه نتایج پیش‌بینی تورم توسط مدل‌های ساختاری، سری‌های زمانی و شبکه‌های عصبی مصنوعی

شاخص‌های مقایسه / مدل‌های مورد مقایسه	RMSER[۱]	MAER
I - مانا - ایستا		
BPN-ساختاری	۱/۱	۱/۲۶
BPN-سری زمانی	۰/۹۸	۱/۰۸
II - نامانا - ایستا		
BPN-ساختاری	۱/۳۸	۱/۲۷
BPN-سری زمانی	۲/۲	۰/۹۸
III - مانا - پویا		
BPN-ساختاری	۰/۹۸	۱/۰۵
BPN-سری زمانی	۱/۸۶	۰/۸۹
IV - نامانا - پویا		
BPN-ساختاری	۱/۴۶	۱/۳۲
BPN-سری زمانی	۱/۴۲	۱/۵۴

۱. RMSER = نسبت مجذور میانگین مربعات خطاهای به‌دست آمده از دو مدل

MAER = نسبت میانگین قدر مطلق خطاهای به‌دست آمده از دو مدل

همانگونه که شاخص‌های جدول (۵) نشان می‌دهند، مدل‌های شبکه‌های عصبی در اغلب موارد، نسبت به مدل‌های ساختاری و سری‌های زمانی پیش بینی صحیح‌تری ارایه داده‌اند. به‌طور مشخص، هنگامی که شاخص RMSE در نظر گرفته شود، در سه مورد از چهار مورد، مدل‌های شبکه‌های عصبی برتری قابل توجهی نسبت به هر دو مدل ساختاری و سری‌های زمانی داشته و در یک مورد نیز تقریباً با آنها برابری داشته است. اگر شاخص MAE برای مقایسه درنظر گرفته شود، مدل شبکه‌های عصبی در کلیه موارد بر مدل ساختاری و در دو مورد بر مدل سری‌های زمانی برتری داشته است. در دو مورد

www.SID.ir

Archive of SID

دیگر نیز نتایج مدل‌های شبکه عصبی و سری‌های زمانی تقریباً برابر بوده‌اند. در نهایت اگر شاخص نسبت آماره U برای مقایسه در نظر گرفته شود، مدل شبکه‌های عصبی در سه مورد بر مدل ساختاری و در دو مورد بر مدل سری‌های زمانی برتری داشته است. در سایر موارد نیز عملکرد مدل‌ها چندان تفاوتی با یکدیگر نداشته‌اند.

برای مقایسه عملکرد پیش‌بینی مدل‌ها، روش‌های آماری دیگری نیز در ادبیات پیش بینی مطرح شده‌اند. در این روش‌ها، اختلافهای شاخص‌های به‌دست آمده با تکیه بر خصوصیات آماری خطاهای پیش بینی مورد آزمون قرار می‌گیرند تا مشخص شود که آیا اختلافهای موجود از لحاظ آماری معنی دار هستند یا خیر؟ در این مقاله، روش مبتنی بر میانگین تفاضل زیان[1] استفاده شده است. در این روش ابتدا متغیر تفاضل زیان نمونه به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:[2]

$$d_t = L(e^a_{t+h,t}) - L(e^b_{t+h,t})$$

$L(e_{t+h,t})$ بیانگر تابع زیان که بر اساس مقدار خطای پیش بینی (e) تعریف شده است، می‌باشد. h افق پیش بینی و a و b روش‌های پیش بینی را نشان می‌دهند.

در مرحله بعد، رگرسیونی متشکل از متغیر d_t به عنوان متغیر وابسته و C به عنوان عدد ثابت (عرض از مبدأ) اجرا می‌شود. در این رگرسیون، می‌توان رفتار متغیر تصادفی اخلال را با روش AR یا MA نیز مدل سازی نمود. اگر عدد ثابت از لحاظ آماری معنی دار بود، به معنی معنی‌دار بودن اختلاف بین دو تابع زیان به‌دست آمده از دو مدل a و b است. در غیر این صورت، نمی‌توان اختلاف ظاهری بین دو تابع را معنی دار تلقی نمود. به عبارت دیگر، نمی‌توان یک مدل را بر مدل دیگر برتر دانست. جدول (۶) خلاصه نتایج حاصله از آزمون d_t را نشان می‌دهد.

1- Mean Loss Differential

2- Diebold (1998), ch.12

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۶- نتایج آزمون معنی دار بودن اختلاف شاخص‌های درستی پیش بینی

مدل‌های مورد مقایسه	c[1]	آماره t	P-value
I - مانا - ایستا			
BPN-ساختاری	۰/۱۳۷	۱/۰۰	۰/۳۷
BPN-سری زمانی	-۰/۸۵	-۵/۴۸	-۰/۰۰۵
II - نامانا - ایستا			
BPN-ساختاری	۰/۹۴	-۱۲/۴	۰/۰۰
BPN-سری زمانی	۰/۱۰	۱/۴۳	۰/۲۲
III - مانا - پویا			
BPN-ساختاری	۰/۲۲۱	۱/۲۰	۰/۳۰
BPN-سری زمانی	-۰/۸۷	-۵/۱۵	۰/۰۰۷
IV - نامانا - پویا			
BPN-ساختاری	-۱/۱۳	-۱۰/۲۴	۰/۰۰۰
BPN-سری زمانی	۰/۱۷	۱/۳۴	۰/۲۵

۱ ـ عدد ثابت (عرض از مبدأ) رگرسیون C =

همانگونه که ارقام مربوط به آماره t در جدول نشان می‌دهند، در چهارمورد از هشت مورد، اختلافات مربوط به شاخص‌های صحت پیش بینی‌ها توسط مدل‌های ساختاری یا سری‌های زمانی با شاخص‌های شبکه‌های عصبی معنی دار هستند.

۴-۱- برخی ملاحظات پیرامون مدل‌های شبکه‌های عصبی

با توجه به نتایج به‌دست آمده در این مطالعه و سایر مطالعات مشابه، در مجموع می‌توان اظهار نظر کرد که تا جایی که مربوط به پیش بینی متغیرهای اقتصادی می‌شود

www.SID.ir

Archive of SID

مدل‌های شبکه‌های عصبی قادرند به خوبی مدل‌های رایج در اقتصاد سنجی اعم از ساختاری و سری‌های زمانی و در برخی موارد نیز حتی بهتر از آنها پیش بینی نمایند. بنابراین، می‌توان به دستگاههای مسؤول پیش بینی متغیرهای اقتصادی پیشنهاد نمود تا از این مدل‌ها حداقل در کنار سایر مدل‌های متداول سنتی نیز بهره جویند[۱].

در آخر، در ارتباط با کاربرد مدل‌های شبکه‌های عصبی در اقتصاد باید نکات زیر را یادآوری نمود:

۱- کاربرد مدل‌های شبکه‌های عصبی در اقتصاد محدود به پیش بینی نمی‌شود. از این مدل‌ها می‌توان برای آزمون روابط غیرخطی بین متغیرهای اقتصادی و همچنین گروه‌بندی آنها نیز استفاده نمود[۲]. در زمینه‌های فوق نیز مدل‌های شبکه‌های عصبی نشان داده‌اند که برتری نسبی نسبت به سایر مدل‌های متداول و رقیب دارند.

۲- به‌رغم آن که اکثر تحقیقات اقتصادی که از مدل‌های شبکه‌های عصبی استفاده کرده‌اند، محدود به مدل پس انتشار خطا بوده‌اند، ولی مدل‌های متنوعی از لحاظ ساختار، نوع روابط بین واحدهای ورودی، میانی و خروجی و همچنین مکانیزم یادگیری در ادبیات شبکه‌های عصبی وجود دارند که می‌توانند مورد استفاده قرار گیرند. به‌عنوان نمونه، می‌توان به مدل‌های RBFN[۳] و RNN[۴] اشاره نمود که در زمینه‌های پیش بینی و گروه بندی متغیرهای اقتصادی، عملکرد بسیار خوبی می‌توانند داشته باشند. به‌ویژه، مدل‌های RNN که ساختار آنها اجازهٔ عملکرد متغیرها با تأخیر زمانی را می‌دهد برای کاربرد در زمینه مدل‌های پویای اقتصادی که در آنها تعدیل متغیرها با وقفهٔ زمانی صورت می‌گیرد، بسیار مناسب هستند[۵].

همچنین می‌توان از مدل‌های شبکه‌های عصبی که فرایند یادگیریشان متکی بر

۱- هم اکنون بسیاری مؤسسات پیش بینی کننده اقتصادی اعم از بخش دولتی و خصوصی جهان، مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی را جایگزین مدل‌های پیش بینی قبلی خود نموده‌اند.

2- Ahmadi (1994), Moshiri, Kohzadi & Cameron (2000), Kuwan white (1994)

3- Radial Basis Function Networks

4- Recurrent Networks

5- Moshiri, Cameron & Scuse (2000)

www.SID.ir

Archive of SID

روش‌های ژنتیک[1] و یا منطق فازی[2] باشد، استفاده نمود. این روش‌ها نشان داده‌اند که در پیش بینی متغیرهای بازارهای پولی و مالی بسیار موفق بوده‌اند.

۳- مدل‌های شبکه‌های عصبی را می‌توان مانند غالب مدل‌های سری‌های زمانی در گروه مدل‌های غیرتئوریک جای داد. البته همان گونه که در مدل‌های سری‌های زمانی چند متغیره مانند اتورگرسیون برداری VAR، انتخاب متغیرهای توضیحی می‌توانند مبنای تئوریک داشته باشند، در مدل‌های شبکه‌های عصبی نیز همین روش قابل اعمال است. در حقیقت، برخی محققین نشان داده‌اند که هر چه انتخاب متغیرهای ورودی بر پایه نظریه‌های تئوریک صورت گرفته باشد، نتیجه پیش بینی دقیق‌تر خواهد بود. بنابراین، نمی‌توان ادعا نمود که مدل‌های شبکه‌های عصبی با هر گونه ورودی‌های دلخواه قادر به پیش بینی صحیحی بوده و لذا ما را از تئوری‌های اقتصادی بی نیاز می‌کنند.

محدودیتی که مدل‌های شبکه‌های عصبی در این زمینه دارند عبارت از این است که تعیین سهم مشخص هر یک از متغیرها در تغییرات متغیر توضیحی به علت روابط پیچیده غیر خطی مدل چندان ساده نیست و لذا انجام تجزیه و تحلیل حساسیت[3] به راحتی مدل‌های متداول اقتصاد سنجی میسر نیست. البته، در این زمینه تحقیقاتی صورت گرفته و ادبیات آن نیز به سرعت در حال پیشرفت است. روشی که در حال حاضر برای تجزیه و تحلیل حساسیت استفاده می‌شود عبارت از این است که می‌توان با اضافه یا کم نمودن متغیرهای ورودی، عملکرد مدل را مقایسه نمود و بدین ترتیب، در مورد حضور یا عدم حضور متغیر به خصوصی تصمیم گرفت. این امر با توجه به زمان لازم برای یادگیری و پیش بینی توسط مدل‌های شبکه‌های عصبی ممکن است طولانی و خسته کننده به نظر برسد، ولی با پیشرفت سریع تکنولوژی محاسباتی که زمان انجام محاسبات را به شدت کاهش داده است، مشکل چندانی در این زمینه وجود ندارد.

1- Genetic Algorithm

2- Fazzy Logic

3- Sensitivity Analysis

www.SID.ir

Archive of SID

۴- نکته آخر اینکه مدل‌های شبکه‌های عصبی بر خلاف مدل‌های سنتی رایج در اقتصادسنجی، آزاد از قید و بندهای مفروضات آماری هستند. این ویژگی هم می‌تواند به عنوان نقطه قوت و هم به‌عنوان نقطه ضعف این گونه مدل‌ها مطرح شود. در حالی که آزاد گذاشتن دست محقق در تنظیم روابط بین متغیرها، انعطاف‌پذیری مدل و سهولت انجام کار را می‌توان دلایلی بر نقطه قوت آن دانست ولی عدم قابلیت انجام آزمون‌های آماری می‌تواند دلیلی بر نقطه ضعف این مدل‌ها نیز به شمار رود. البته در این زمینه نیز تحقیقات بسیاری در حال انجام است و محققان به دنبال ایجاد ارتباط منطقی بین مدل‌های شبکه‌های عصبی و مدل‌های آماری هستند تا بتوان مفاهیم استنباط آماری را نیز در اینگونه مدل‌ها بکار بست[1].

www.SID.ir

1- Kuan & White (1994)

Archive of SID

منابع

1- Ahmadi H., **Testability of the Arbitrage Pricing Theory by Neural Networks**, in Trippi, Truban(ed), Neural Networks in Finance and Investing, 1993.

2- Diebold, F. X. **Elements of Forecasting**, International Thomson Publishing, 1998.

3- Dupasquier Ch., A. Guay & P. St. Amant, **A Comparison of Alternative Methodologies For Estimating Potential Output & The Output Gap**, Bank of Canada, 1997.

4- Faraway, J. & C. Chatfield, **Timeseries Forecasting with Neural Networks: A Case Study**, Research Report 95-66, Statistics Group, University of Bath, 1995.

5- Granger, C.W.J. and P. Newbold, **Spurious Regression in Econometrics**, Journal of Econometrics, 1974, 111-120.

6- Haykin, Simon, **Neural Networks** Macmillan College Publishing Company, 1994.

7 - Kuan, C., and H. White. **Artifical Neural Networks: An Econometrics Perspective**, Econometric Review, 13(1), 1994.

8- Maasumi E., A. Khotanzad, and A. Abaye; **Arificial Neural Networks For Some Macroeconomic Series: A First Report,** Econometric Reviews, 13(1), 1994.

9- Maral Kichian, **Measuring Potential Output within A State - Space Framework,** Bank of Canada, 1998.

10- Masters, T., **Signal and Image Processing With Neural Network,** 1994.

11- Moshiri, Saeed, N. Cameron, **Neural Network Versus Econometric Models**

www.SID.ir

Archive of SID

in Forecasting Inflation, Journal of Foreconsting, 19, 2000, 201-217.

12- Moshiri S., N. Cameron, D. Scuse, **Static, Dynamic, and Hybrid Neural Networks in Forecasting Inflation**, Computational Economics, 14, 1999, 219-235.

13- Moshiri, S., N. Kohzadi, N. Cameron, **Testing For Stochastic Non-linearity in Rational Expectations Permanent Income Hypothesis**, Working paper, 2000.

14- Perron, P., **The Great Crash, The Oil Price Shock, And The Unit Root Hypothesis**, Econometrica, 57, 1989, 1361-1401.

15- Rumelhart, D.E., G. E. Hinton, and R. J. Williams, **Learning Internal Representations By Erorr Propagation**, Parallel Distributed Processing, 1,1986, 318-62.

16- Stock S. H., M. W. Watson, **Forecasting Inflation**, Journal of Monetary Economics, 44, 1999, 293-335.

17- Swanson N., H. White, **A Model Selection Approach To Real - Time Macroeconomic Forecasting Using Linear Models And Artificial Neural Networks**, The Review of Economics and Statistics, 1997.

18- Trippi R., E. Truban, eds. **Neural Networks in Finance And Investing**, Probus Publishing Co., 1993.

19- Wasserman P. D.; **Advanced Methods in Neural Computing**, Van Nostrand Reinhold, 1994.

20- White H., **Connectionist Nonparametric Regression: Multivector Feedforward Networks Can Learn Arbitrary Mappings**; Neural Networks. 3. 1990. 525-549.

www.SID.ir