

پیش‌بینی نرخ رشد و نرخ تورم در بخش کشاورزی ایران

احمد سام دلیری، دکتر صادق خلیلیان^۱

چکیده

امروزه در موضوعات اقتصادی-بازرگانی، پیش‌بینی به عنوان یکی از مهمترین شاخه‌های علمی مطرح شده است و روز به روز توسعه و پیشرفت می‌نماید. مدیران بخشهای مختلف اقتصادی و بازرگانی، به دلیل وجود انبوه متغیرهای تأثیرگذار، ترجیح می‌دهند مکانیزمی را در اختیار داشته باشند که بتواند آنها را در امور تصمیم‌گیری یاری و مشاوره دهد. بخش کشاورزی به عنوان بخشی که تولیدکننده محصولات راهبردی (استراتژیک) و تامین‌کننده مواد غذایی مورد نیاز جمعیت رو به رشد جامعه است، تأثیر بسزایی در بسیاری از تصمیم‌گیری‌های اقتصادی، اجتماعی و سیاسی دارد.

با توجه به اهمیت بخش کشاورزی در اقتصاد کشور و نیز وجود عوامل تأثیرگذار متفاوت و غیرقابل کنترل بر آن، تجزیه و تحلیل متغیرهای نرخ رشد و نرخ تورم در بخش کشاورزی و آگاهی از روند آینده آنها و نیز شناخت الگوهای زیر ساختی تولید این داده‌ها، می‌تواند راهگشای برنامه‌ریزان و سیاستمداران جهت اتخاذ تصمیمات مناسب باشد.

در این تحقیق سعی بر انتخاب مدل مناسب برای پیش‌بینی مقادیر رشد و تورم در بخش کشاورزی ایران شده است. به این منظور از مدل‌های هموارسازی نمایی حالت وینترز و مدل ARIMA استفاده شده است. داده‌های ماهانه مربوط به نرخ تورم (PPI WPI)، برای دوره ۱۳۸۳-۱۳۳۸ و داده‌های فصلی مربوط به نرخ رشد برای دوره ۱۳۸۳-۱۳۶۸ جمع‌آوری شده است. به منظور مقایسه دقت پیش‌بینی مدل‌های خطی و غیرخطی به طراحی یک مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) مبتنی بر متغیرهای مدل رگرسیون و مدل ARIMA پرداخته شد.

نتایج نشان داد مدل هموارسازی نمایی حالت-وینترز دارای دقت پیش‌بینی بالاتری از مدل ARIMA و شبکه عصبی بوده و با داده‌های رشد و تورم در بخش کشاورزی ایران سازگاری بیشتری دارد. این مدل متوسط نرخ رشد در بخش کشاورزی برای سالهای برنامه چهارم توسعه را ۰.۷٪ و متوسط نرخ تورم در بخش کشاورزی را ۱.۰۵٪ پیش‌بینی کرده است.

کلیدواژه‌ها

بخش کشاورزی، مدل‌های پیش‌بینی، رشد، تورم

^۱ به ترتیب: دانشجوی کارشناسی ارشد و استادیار گروه اقتصاد کشاورزی دانشگاه تربیت مدرس

مقدمه

دستیابی به رشد و در پی آن توسعه اقتصادی از جمله خواسته‌های همه ملت‌ها و حکومتها به شمار می‌رود. این خواسته در کشورهای جهان سوم که میان خود و کشورهای توسعه‌یافته شکاف چشمگیری احساس می‌کنند، به مراتب بیشتر است. کشورهای درحال توسعه کوشیده‌اند تا برخلاف روند رویدادهایی که در جهان پیشرفتهایی را در پی داشته، با پیروی از برخی نظریه‌های مطرح در جوامع پیشرفته، از راهی میان‌بر به این هدف دست یابند.

کشورهای درحال توسعه بر اساس هدفهای خود در پیروی از نظریه‌های رشد و توسعه راههای گوناگونی را برگزیده و بر مبنای آن عمل کرده‌اند. تجربه شکست و موفقیت آنها پس از گذشت سه دهه از وقوع انقلاب صنعتی نشان می‌دهد که دستیابی به رشد و توسعه اقتصادی نیازمند اجرای برخی ساز و کارهای خاص در عرصه‌های اجتماعی، فرهنگی و اقتصادی است (شیوا، ۱۳۷۵).

بخش کشاورزی به عنوان بخش محوری در رشد و توسعه اقتصادی و بخش راهبردی در تامین نیازهای غذایی جمعیت رو به رشد کشور، از اهمیت زیادی در برنامه‌های توسعه برخوردار است. این بخش حدود پانزده درصد تولید ناخالص داخلی و یک پنجم کل شاغلان کشور را در بر دارد و هشتاد درصد محصولات غذایی مورد نیاز داخلی را تامین می‌کند. به رغم این واقعیتها در گذشته شاهد تحول چندان چشمگیری در این بخش اقتصادی نبوده‌ایم. پس از انقلاب و به دنبال تحولات به وجود آمده در شرایط اقتصادی و سیاسی کشور، توجه به بخش کشاورزی بیش از پیش شد ولی به‌رغم آن، در مجموع عملکردهای نسبی این بخش در برنامه‌های توسعه بعد از انقلاب، چندان منطبق با ظرفیتهای بالقوه آن نبوده است.

بررسی برنامه‌های توسعه نشان می‌دهد هرچند که در برخی از زیر بخشهای کشاورزی عملکرد به‌دست آمده بیش از میزان هدف تعیین شده بوده است، ولی در برخی از زیر بخشهای آن نیز فاصله بین عملکرد و هدف بسیار زیاد بوده و اقدامات انجام گرفته در چهارچوب برنامه‌ها، نتوانسته است هدفهای مورد نظر را محقق سازد. این امر بطور عمده از محدودیتها و ضعفهای ساختاری این بخش برمی‌خیزد (حکیمی‌پور، ۱۳۸۳).

از اجزای اصلی و مهم هر برنامه توسعه پیش‌بینی متغیرهای کلان اقتصادی در سطح ملی و نیز در بخشهای مختلف اقتصادی می‌باشد. رشد اقتصادی و تورم از مهمترین شاخصهای کلان اقتصادی بوده و آگاهی از روند آینده این متغیرها، گامی مهم در برنامه‌ریزی و توسعه ملی و منطقه‌ای می‌باشد.

در این تحقیق سعی بر انتخاب بهترین مدل موجود برای پیش‌بینی مقادیر رشد و تورم شده و به این منظور از مدل‌های ARIMA، هموارسازی نمایی و شبکه‌های عصبی استفاده شده است.

پیشینه نگاه‌ها

مدل‌های اتورگرسیو (AR) اولین بار توسط یول در سال ۱۹۲۹ معرفی شدند. سپس اسلاتسکی در سال ۱۹۳۷ با معرفی مدل‌های میانگین متحرک (MA) به تکمیل این مدل‌ها پرداخت. به هر حال ولد در سال ۱۹۳۸ با ترکیب مدل‌های خود رگرسیون و میانگین متحرک به معرفی مدل‌های (ARMA) پرداخت و نشان داد که این مدل‌ها می‌توانند برای رده وسیعی از سری‌های زمانی ایستا بکار روند. سرانجام باکس و جنکینز در سال ۱۹۷۸ با معرفی مدل‌های (ARIMA) نسخه تکمیل شده‌ای را ارائه کردند که امروزه در بسیاری از پیش‌بینی‌های مختلف به کار می‌رود (Makridikis, 1997).

میلر و همکاران با بکارگیری مدل‌های سری‌زمانی به پیش‌بینی نرخ تورم در ایرلند پرداختند. در این تحقیق دو روش جایگزین برای تشخیص مدل‌های ARIMA بررسی شده است: روش باکس-جنکینز و روش توابع تنبیه هدف. تأکید این تحقیق به افزایش خوبی برازش در نمونه و کاهش خطای پیش‌بینی در خارج نمونه است.

در این مقاله از ۶ سری زمانی استفاده شده است که مربوط به شاخص‌های وزنی قیمت مصرف کننده در حالت‌های مختلف (بدون مواد غذایی، همراه با مواد غذایی، بدون انرژی و...) بود. در نهایت یک مدل $ARIMA(1,0,1)$ انتخاب شده است. ارزیابی توان پیش‌بینی داده‌های خارج از نمونه مدل به صورت حفظ تعدادی از مشاهدات انتهایی نمونه که در تخمین مدل استفاده نشده‌اند، انجام شده است و نیز از یک روش تخمین بازگشتی مدل (Recursively) و پیش‌بینی تعداد خاصی از مشاهدات بعدی استفاده شده است (Mayler & et al, 1998).

دن ریجر و ولار در سال ۲۰۰۳ در تحقیقی به توضیح روش‌هایی برای پیش‌بینی ماهیانه تورم در هلند با دو مدل VAR و VECM نموده‌اند. محدودیت‌هایی چون تعداد متغیرهای مدل و همچنین حداکثر میزان طول وقفه (معمولاً ۱۲) در این تحقیق صراحتاً پذیرفته شده‌اند. برای تعیین طول وقفه در مدل VAR از آماره‌های AIC، SIC و HQIC استفاده شده است. در این تحقیق متغیرهایی چون شاخص قیمت کالاهای وارداتی، نرخ ارز مؤثر اسمی، شکاف تولید (x)، قیمت‌های خدمات، حجم نقدینگی و نرخ بهره اسمی کوتاه مدت بعنوان متغیرهای توضیحی با وقفه وارد مدل VAR شده و به توضیح‌دهی نرخ تورم (CPI) پرداخته شد. در پایان نتیجه اینکه قیمت‌های خدمات و نرخ بهره کوتاه‌مدت بعنوان ابزارهایی برای جنگ با تورم شناخته شد. همچنین دستمزدها و نرخ ارز متغیرهایی برونزا تشخیص داده شده و بصورت برونزا پیش‌بینی شدند (Reiger & Valaar, 2003).

مطالعه دیگر پژوهش سوانسون و وایت (۱۹۹۷) است که طی آن روش‌های مختلف برای پیش‌بینی ۹ متغیر کلان اقتصاد آمریکا با استفاده از معیارهای مختلف با یکدیگر مقایسه شدند. روش‌های مورد استفاده در این مطالعه عبارتند از: مدل اتورگرسیو، مدل اتورگرسیو برداری، شبکه‌های عصبی پیشخور، پیش‌بینی‌های حرفه‌ای بر اساس اجماع نظر کارشناسان و یک مدل خطی غیرتطبیقی. نتیجه آنکه اگرچه شبکه‌های عصبی عملکرد معقولی داشته اما مدل‌های خطی چند متغیره در مجموع اندکی بهتر از مدل شبکه‌های عصبی هستند (Swanson & White, 1997).

پژوهش چارچ و کارام (۱۹۹۶) مطالعه‌ای است که طی آن شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی متغیرهای کلان اقتصادی نتایج دقیقتری از مدل‌های خطی ارائه نکردند. آن‌ها دقت شبکه‌های عصبی را با دقت برخی از مدل‌های خطی برای پیش‌بینی متغیر مصرف جمعی در ایالات متحده آمریکا طی دهه ۸۰ مقایسه کردند.

نتیجه آنکه با استفاده از متغیرهای توضیحی مشابه در مدل‌های خطی، شبکه‌های عصبی پیش‌بینی‌های مناسبی ارائه کردند اما نتایج آن‌ها بهتر از مدل‌های خطی نبود. نویسندگان دریافتند که صرفنظر از نوع مدل تخمینی، انتخاب متغیرهای توضیحی نقش اصلی را در دقت پیش‌بینی‌ها ایفا می‌کند.

خشکه‌بازی در مطالعه‌ای از مدل‌های رگرسیونی، مدل VAR و مدل ARIMA برای پیش‌بینی نرخ تورم در ایران استفاده می‌کند. داده‌های این مطالعه مربوط به آمارهای فصلی CPI سال‌های ۱۳۴۰ تا ۱۳۸۰ می‌باشد. محدودیت‌های موجود برای تخمین مدل را احتمال شکست ساختاری در قبل و بعد از انقلاب و نیز جنگ دانسته و لذا از متغیرهای موهومی نیز استفاده می‌کند. مدل‌های $ARIMA(4,2,1)$ و $ARIMA(4,1,4)$ بعنوان بهترین مدل‌ها انتخاب و در نهایت نتیجه می‌گیرد که چنانچه تغییر رویه سیاستی در جامعه رخ ندهد و با فرض ثبات تمامی شرایط موجود در سال‌های آتی و ادامه روند فعلی تورم، در طول برنامه چهارم توسعه شاهد تورمی با میانگین ۱۵ درصد خواهیم بود (خشکه‌بازی، ۱۳۸۳).

مشیری و قدیمی (۱۳۸۱) در مطالعه‌ای تحت عنوان (مدلسازی و پیش‌بینی رشد اقتصادی در ایران با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی^۱ (ANN)) به پیش‌بینی نرخ رشد اقتصادی ایران توسط آمار سال‌های ۱۳۸۰-۱۳۱۵ می‌پردازند.

برای این منظور ابتدا یک مدل خطی رگرسیون رشد و سپس یک مدل شبکه عصبی تخمین زده و کارایی دو مدل مورد ارزیابی قرار گرفته است. در این مطالعه از متغیرهای توضیحی چون نرخ رشد حجم تجارت، تغییرات نرخ سرمایه‌گذاری، رشد سرمایه انسانی و بی‌ثباتی سیاسی استفاده شده است که به ترتیب در سطوح ۵، ۶، ۸، ۵ درصد معنی‌دار هستند. متغیر نرخ تورم نیز در سطح ۱۲ درصد معنی‌دار است.

در طراحی شبکه عصبی نیز از متغیرهای ورودی مشابه مدل رگرسیون خطی با یک لایه پنهان و تابع تانژانت هیپربولیک در لایه پنهان و نرون خروجی استفاده شد و با استفاده از الگوریتم پس انتشار خطا مقادیر برای دوره مشابه رگرسیون تخمین زده شد (۱۳۷۴-۱۳۸۰). در نهایت قدرت پیش‌بینی دو مدل با استفاده از معیارهای مختلف با یکدیگر مقایسه شد. نتایج این مطالعه کارایی بالاتر مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی را نسبت به مدل رگرسیون خطی نشان می‌دهد.

^۱Artificial Neural Network

هدفها و فرضیه‌های تحقیق

بطور خلاصه در این تحقیق اهداف زیر دنبال می‌شوند:

۱. پیش‌بینی مقادیر آینده متغیرهای نرخ رشد و نرخ تورم در بخش کشاورزی ایران.
 ۲. تعیین مدل مناسب پیش‌بینی با دقت قابل قبول برای پیش‌بینی کوتاه مدت متغیرها.
- فرضیه‌هایی که در این تحقیق مورد آزمون قرار می‌گیرند عبارتند از:
۱. مقادیر پیش‌بینی شده برای نرخ رشد بخش کشاورزی از مقادیر پیش‌بینی شده در برنامه چهارم توسعه کمتر است.
 ۲. مقادیر پیش‌بینی شده برای نرخ تورم از مقادیر پیش‌بینی شده در برنامه چهارم توسعه بیشتر است.
۳. روش سری زمانی تک متغیره خطی برای پیش‌بینی مقادیر آینده سری‌های نرخ رشد و نرخ تورم در بخش کشاورزی ایران مناسب است.

رشد و تورم در بخش کشاورزی

تاثیرپذیری قیمت محصولات کشاورزی و غذایی از سیاست‌های کلان به نحو وسیعی در ادبیات اقتصادی مورد توجه اقتصاددانان قرار گرفته است. قیمت محصولات کشاورزی و غذایی به‌طور مستقیم از طریق سیاست‌های خاص بخش کشاورزی نظیر سیاست قیمت‌گذاری محصولات کشاورزی و غذایی و یا به‌طور غیرمستقیم از طریق سیاست‌های کلان تحت تاثیر قرار می‌گیرد.

سیاست‌های مالی از طریق تغییرات یارانه یا مالیات بر مواد غذایی به‌طور مستقیم و از طریق پرداخت یارانه بر نهاده‌های کشاورزی به‌طور غیرمستقیم قیمت این مواد را تحت تاثیر قرار می‌دهند. همچنین سیاست‌های اعتباری از طریق تغییرات هزینه سرمایه‌گذاری در بخش کشاورزی و سیاست‌های ارزی، که به منظور واقعی کردن نرخ ارز به مورد اجرا گذاشته می‌شوند، از طریق تاثیر بر قیمت واردات مواد خوراکی و یا مواد اولیه مورد نیاز تولیدکنندگان، قیمت مواد خوراکی را تحت تاثیر خود قرار می‌دهند.

به‌طور کلی اتخاذ سیاست‌های قیمت‌گذاری محصولات کشاورزی اهدافی چون تثبیت قیمت‌ها به منظور کاهش ریسک تولید و نیز حمایت از مصرف‌کننده، افزایش درآمد تولیدکنندگان، دستیابی به خودکفایی، افزایش درآمد دولت از طریق تعرفه‌های صادراتی، کمک به افزایش ذخایر ارزی از طریق کاهش واردات و ایجاد شبکه مطمئن برای تامین نیازهای بخش صنعت به مواد اولیه را دربر دارد.

وجه اشتراک سیاست‌های قیمت‌گذاری در کشورهای مختلف نزدیک‌تر ساختن قیمت‌های مصرف‌کننده و تولیدکننده به سطوح واقع‌بینانه‌تر می‌باشد. مطالعات تجربی نشان دهنده آن است که واکنش تولید کل به قیمت (کشش) نقش مهم قیمت‌ها را تایید می‌کند. از طرفی و در کنار قیمت، وجود زیرساخت‌های اقتصادی نیز برای افزایش تولید لازم است. استریتن عوامل غیر قیمتی مؤثر بر بازار را در پنج عامل سرمایه‌گذاری، اختراعات، قوانین و مقررات، اطلاعات و انگیزه می‌داند (Norton, 2004).

محصولات کشاورزی عمدتاً از انحراف نامطلوب قیمت آسیب دیده به گونه‌ای که ضریب حمایت واقعی بیشتر محصولات کشاورزی در کشورهای در حال توسعه منفی می‌باشد (خادم آدم، ۱۳۷۳).

تا پایان قرن ۱۹ تقریباً تمامی افزایش تولیدات کشاورزی بخاطر استفاده از زمین‌های جدید بوده، اما در قرن ۲۰ افزایش تولیدات بیشتر بر استفاده از علم و تکنولوژی متکی بود. امروزه با توجه به درآمدها و تجارت‌های جهانی رشد کشاورزی به ۴ تا ۶ درصد رسیده، یعنی ۵۰ درصد بیش از آنچه که سه دهه قبل تصور می‌شد. طی دهه‌های گذشته نرخ رشد کشاورزی سالانه ۴/۳٪ بوده در حالی که نرخ رشد بقیه بخشها ۲/۶٪ بوده و نیز مساعدت بخش کشاورزی به GDP همیشه از مساعدت بخش صنعت بزرگتر بوده است (Norton, 2004).

مدل‌های توسعه کشاورزی جهت تفسیر و تحلیل منابع رشد به شرح زیر می‌باشند:

- ۱- الگوی بهره‌برداری از منابع: توسعه نواحی کشت شده، پیدایش قاره‌های جدید، اجرای مقررات مربوط به آیش و
- ۲- الگوی حفاظت: جلوگیری از فرسایش خاک و تقویت ساختمان شیمیایی و فیزیکی خاک، تشکیل سرمایه کاربر بصورت زهکشی، آبیاری تحت فشار و بهینه‌سازی استفاده از منابع آب و خاک.
- ۳- الگوی موقعیت (وون- تانن): نزدیکی زمین‌های کشاورزی به مراکز تقاضا (شهرها) موجب رشد بالاتر و ارزش بیشتری می‌شود.

۴- الگوی نشر: عمدتاً بر استفاده از روش‌های بهتر کشاورزی بر اساس مشاهدات تجربی تکیه دارد.

۵- الگوی نهاده‌های پر بازده: عمدتاً بر تحقیقات تاکید دارد.

- ۶- مدل توسعه انگیزه‌ای یا مدل نوآوری القایی: این مدل توسط هیامی و روتن ارائه شده و در پی آن است که کشاورزی مبتنی بر منابع طبیعی را به سمت کشاورزی مبتنی بر دانش سوق دهد. این مدل تغییرات تکنولوژیکی را به عنوان یک متغیر درونزا در نظر می‌گیرد و در پی توضیح چگونگی رخداد آن است (کوپاهی، ۱۳۷۸).

روش تحقیق

در این قسمت به معرفی سه روش پیش‌بینی استفاده شده در این تحقیق (روش آریمای، روش هموارسازی، روش شبکه‌های عصبی) پرداخته خواهد شد.

روش ARIMA

انجام یک پیش‌بینی عبارت است از استنباط توزیع احتمالی یک مشاهده آینده از جامعه، به شرط معلوم بودن یک نمونه (مثل Z) از مقادیر گذشته (نیرومند، ۱۳۷۲). برای انجام این کار نیاز به راه‌های توصیف فرایندهای تصادفی^۱ و سریهای زمانی می‌باشد، و

¹Stochastic or Random process

همچنین به رده‌ای از مدل‌های تصادفی نیاز است که استعداد توصیف وضعیت‌هایی که در عمل اتفاق می‌افتد را دارا باشند. یک رده مهم از فرآیندهای تصادفی فرآیندهای ایستا هستند. فرآیندهای تصادفی ایستای خاصی که از لحاظ تعیین مدل سری‌های زمانی واجد ارزشند، عبارتند از فرآیندهای اتورگرسیو، میانگین متحرک و فرآیندهای مخلوط اتورگرسیو- میانگین متحرک.

مدل ARIMA در واقع شکل خلاصه شده‌ای از مدل‌های برداری بوده و در صورت وجود داده‌های کافی می‌تواند، به همان

خوبی مدل‌های برداری، سری‌های زمانی را پیش‌بینی نماید.

الگوهای سری‌زمانی بر خلاف الگوهای اقتصادسنجی که از اطلاعات مربوط به نظریه‌های اقتصادی و داده‌های آماری سود می‌جویند، تنها از اطلاعات مربوط به داده‌های آماری استفاده می‌کنند. الگوهای سری‌زمانی که تنها مقادیر فعلی یک متغیر را به مقادیر گذشته آن و مقادیر خطای حال و گذشته ارتباط می‌دهند، الگوهای سری‌زمانی تک متغیره نامیده می‌شوند. این الگوها عبارتند از فرآیندهای خود توضیح (AR)، فرآیندهای میانگین متحرک (MA)، فرآیندهای خود توضیح میانگین متحرک (ARMA) و فرآیندهای خود توضیح جمعی میانگین متحرک (ARIMA) (نوفرستی، ۱۳۷۸).

روش ARIMA یا همان متدولوژی باکس- جنکینز (BJ)^۱ چهار مرحله زیر را شامل می‌شود:

۱- مرحله تشخیص یا شناسایی آزمایشی^۲: اگر یک سری زمانی پس از d مرتبه تفاضل گیری مرتبه اول ساکن شود و سپس آن

را توسط فرآیند $ARM(p,q)$ مدل‌سازی کنیم، در این صورت سری‌زمانی اصلی $ARIMA(p,d,q)$ می‌باشد. در این مرحله به دنبال

تعیین مقادیر واقعی p,d,q بوده و برای این منظور از ابزار نمودار همبستگی استفاده می‌شود. اگر r_k^* را در مقابل k (وقفه‌ها) رسم نشود، نمودار بدست آمده، نمودار همبستگی سری‌زمانی خواهد بود.

خود همبستگی نمونه (SAC) با k وقفه عبارت است از:

$$r_k^* = \frac{\sum_{t=b}^{n-k} (z_t - \bar{z}) \cdot (z_{t+k} - \bar{z})}{\sum_{t=b}^n (z_t - \bar{z})^2} \quad (1)$$

در این فرمول:

r_k^* : ضریب خود همبستگی

Z : سری زمانی ایستا از مرتبه b

b : تعداد مراحل تفاضل گیری جهت ایستایی سری زمانی

^۱Box and jenkins

^۲.tentative identification

k: تعداد وقفه ها و n: تعداد مشاهدات.

خود همبستگی جزئی (SPAC) نمونه با K وقفه عبارت است از:

$$r_{kk} = \frac{r_k - \sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1,j} r_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1,j} r_j} \quad (2)$$

در این فرمول:

r_{kk} : ضریب خود همبستگی جزئی

از آنجایی که هریک از فرآیندهای استوکاستیک، الگوی خاصی از SAC و SPAC را نشان می‌دهند و با توجه به حالت الگوی مورد بررسی (نمایی نزولی، موج سینوسی نزولی یا ترکیبی از هر دو) و شماره وقفه‌هایی از SAC و SPAC که دارای نقطه اوج می‌باشند، می‌توانیم فرایند سری زمانی مزبور را تشخیص دهیم (شیوا، ۱۳۷۵).

نقطه اوج و انقطاع: می‌گوییم SAC یا SPAC در وقفه‌هایی دارای نقطه اوج هستند که مقدار آماره t مربوط به r_k در آن وقفه‌ها از حد بحرانی مربوطه بزرگتر باشد (جدول ۱). همچنین می‌گوییم SAC و SPAC بعد از وقفه k منقطع می‌شود اگر برای وقفه‌های بزرگتر از k هیچ نقطه اوجی در SAC و یا SPAC وجود نداشته باشد.

وقفه‌های ۱ و ۲ و احتمالاً ۳ را وقفه‌های پائین غیر فصلی و وقفه‌های ۴، ۵، ...، $L-3$ (=L طول دوره فصلی) را وقفه‌های بالای غیر فصلی گویند (شیوا، ۱۳۷۵).

جدول ۱. مقادیر بحرانی t به منظور تشخیص نقاط اوج در تابع خودهمبستگی

	$K \leq 3$	$K > 3$	در وقفه‌های دقیقاً فصلی	در وقفه‌های تقریباً فصلی	در وقفه‌های پایین غیر فصلی	در وقفه‌های بالای غیر فصلی
مقدار بحرانی t_{rk} برای SAC غیر فصلی	۱/۶	۲			۱/۶	۲
مقدار بحرانی t_{rkk} برای SPAC غیر فصلی	۲	۲				
مقدار بحرانی t_{rk}			۱/۲۵	۱/۶		
مقدار بحرانی t_{rkk}			۲	۲		

افول: SAC و SPAC به طرف پایین افول خواهند کرد اگر منقطع نشده و در عوض با حالتی یکنواخت کاهش یابد.

۲. مرحله تخمین: بعد از مرحله تشخیص به تخمین پارامترهای مدل پرداخته می‌شود. برای تخمین از روش حداقل مربعات

معمولی (ols) و نرم افزار Eviews استفاده خواهد شد.

۳. کنترل تشخیصی^۱: در این مرحله با انجام آزمون ایستایی در مورد باقیمانده‌های مدل ARIMA، مدل از لحاظ خوبی برازش

کنترل می‌شود. در صورتیکه باقیمانده‌ها اختلال سفید باشند، مدل انتخابی پذیری یافته می‌شود، در غیر این صورت مدل رد شده و مراحل قبل تکرار می‌شوند.

۴. پیش‌بینی: در این مرحله با استفاده از مدل نهایی به دست آمده به پیش‌بینی کوتاه‌مدت سریهای زمانی مورد بررسی پرداخته

خواهد شد. در بسیاری از موارد پیش‌بینی‌های حاصل از مدل‌های ARIMA بویژه برای کوتاه‌مدت است و بیش از روش مدل‌سازی سنتی اقتصاد سنجی قابل اتکا می‌باشد (ابریشمی، ۱۳۷۸).

روش هموارسازی

سری‌های زمانی بسیاری وجود دارند که نمی‌توانند به وسیله یک چند جمله‌ای بطور مناسب مدل‌بندی شوند. مثلاً یک سری زمانی با تغییرات فصلی یا سیکلی را نمی‌توان به آسانی به وسیله یک مدل چند جمله‌ای معرفی کرد. در این قسمت روش هموارسازی برای تجزیه و تحلیل داده‌های سری زمانی فصلی بیان می‌شود:

– مدل فصلی ضرب پذیر

این روش برای پیش‌بینی سری زمانی فصلی نتیجه کار حالت^۲ و وینترز^۳ است و اغلب روش وینترز نامیده می‌شود.

$$x_t = (a_1 + b_2 t)C_t + \varepsilon_t \quad (3)$$

C_t : یک عامل فصلی ضرب پذیر است.

مدل فصلی ضرب پذیر برای سری زمانی مناسب است که در آن دامنه یا ارتفاع الگوی فصلی متناسب با سطح متوسط سری باشد. به عبارتی اندازه اثر فصلی با میانگین نسبت مستقیم دارد. در این روش بطور دوره ای تخمین پارامترهای مدل مورد تجدیدنظر قرار می‌گیرد. در انتهای پریود جاری T پس از مشاهده رخداد برای آن دوره (x_T) محاسبات زیر انجام می‌گیرد:

۱. اصلاح تخمین مولفه ثابت:

$$\hat{a}_1(T) = \alpha \frac{x_T}{\hat{C}_T(T-L)} + (1-\alpha)[\hat{a}_1(T-1) + \hat{b}_2(T-1)] \quad (4)$$

که در آن $0 < \alpha < 1$ ثابت هموارسازی است. تقسیم x_T بر $\hat{C}_T(T-1)$ که تخمین عامل فصلی برای دوره T بوده که یک

فصل قبل (L دوره قبل) محاسبه شده است، داده را از فصلی بودن خارج می‌کند به نحوی که در فرایند اصلاح $\hat{a}_1(T)$ تنها

مولفه روند و مقدار قبلی مولفه ثابت وارد می‌شوند. این کار مبدا زمان را به انتهای دوره جاری منتقل می‌کند.

¹ Diagnostic checking

^۲ holt

^۳ Winters

۲. اصلاح تخمین مولفه روند:

$$\hat{b}_2(T) = \beta[\hat{a}_1(T) - \hat{a}_1(T-1)] + (1-\beta)\hat{b}_2(T-1) \quad (5)$$

که در آن $0 < \beta < 1$ ثابت هموارسازی دوم است.

۳. اصلاح تخمین عامل فصلی برای دوره T:

$$\hat{C}_T(T) = \gamma \frac{x_T}{\hat{a}_1(T)} + (1-\gamma)\hat{C}_T(T-L) \quad (6)$$

که در آن $0 < \gamma < 1$ ثابت هموارسازی سوم است.

۴. پیش‌بینی مشاهده هر دوره آینده $T + \tau$:

$$\hat{x}_{T+\tau}(T) = [\hat{a}_1(T) + \hat{b}_2(T)\tau]\hat{C}_{T+\tau}(T+\tau-L) \quad (7)$$

توسعه سیستم پیش‌بینی با استفاده از روش وینترز نیاز به مقادیر اولیه پارامترهای $\hat{a}_1(T), \hat{a}_2(T), \hat{C}_t(0)$ به ازای

$t = 1, 2, 3, \dots, L$ دارد. برای این منظور وینترز روش زیر را پیشنهاد می‌کند:

$$\hat{C}_t(0) = \bar{C}_t \frac{L}{\sum_{t=1}^L \bar{C}_t} \quad \hat{a}_1(0) = \bar{x}_1 - \frac{L}{2}\hat{b}_2(0) \quad \hat{b}_2(0) = \frac{\bar{x}_m - \bar{x}_1}{(m-1)L} \quad (8)$$

$\hat{b}_2(0)$ مولفه روند و $\hat{a}_1(0)$ مولفه ثابت را در شروع اولین دوره تخمین می‌زنند. m تعداد فصل‌ها می‌باشد و L طول فصل

است (مثلاً برای داده‌های ماهانه که برای دو سال جمع شده اند $L=12$ و $m=2$ می‌باشد). مقادیر α, γ, β به صورت اختیاری

تعیین می‌شوند (فاطمی قمی، ۱۳۷۳).

- مدل فصلی جمع‌پذیر

این مدل برای سری‌های زمانی مناسب است که دامنه الگوی فصلی مستقل از سطح متوسط سری باشد. رابطه زیر را برای این

سری تعریف می‌کنیم:

$$x_t = b_1 + b_2 t + c_t + \varepsilon_t \quad (9)$$

در واقع با افزایش سطح متوسط سری، بزرگی تغییرات فصلی ثابت می‌ماند. فرض کنیم تخمین‌های مولفه روند و عوامل

فصلی به صورت $\hat{b}_2(T), \hat{C}_T(T)$ در انتهای پریود T مشخص شوند. مولفه ثابت نیز بر مبنای مبدا جاری تخمین زده خواهد

شد و به وسیله $\hat{a}_1(T)$ مشخص می‌شود. روش کار بدین صورت است:

۱. به روز درآوردن تخمین مولفه ثابت:

$$\hat{a}_1(T) = a[x_T - \hat{c}_T(T-L)] + (1-\alpha)[\hat{a}_1(T-1) + \hat{b}_2(T-1)] \quad (10)$$

تفریق $\widehat{C}_T(T-L)$ از x_T مشاهده جاری را از فصلی بودن خارج می‌کند به نحوی که فرایند تجدیدنظر برای مولفه ثابت تنها مبتنی بر تخمین قبلی مولفه ثابت و روند خواهد بود. در اینجا نیز مانند مدل ضرب‌پذیر مبدا زمان به انتهای دوره جاری منتقل شده است..

۲. به روز درآوردن تخمین مولفه روند:

$$\widehat{b}_2(T) = \beta[\widehat{a}_1(T) - \widehat{a}_1(T-1)] + (1-\beta)\widehat{b}_2(T-1) \quad (11)$$

۳. به روز درآوردن تخمین عامل فصلی:

$$\widehat{C}_T(T) = \gamma[x_T - \widehat{a}_1(T)] + (1-\gamma)\widehat{C}_T(T-L) \quad (12)$$

در اینجا ملاحظه می‌شود که رویه تجدید نظر تغییر فصلی مشاهده شده جاری را با تخمین عامل فصلی دوره T که L دوره قبل محاسبه شده است، هموار می‌کند تا تخمین به روز درآمده‌ای از عامل فصلی برای دوره جاری به دست آید.

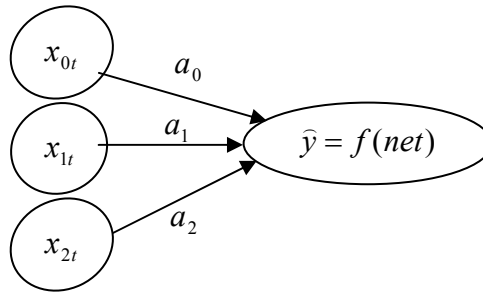
۴. برای پیش بینی هر دوره زمانی آینده $T + \tau$:

$$\widehat{x}_{T+\tau}(T) = \widehat{a}_1(T) + \widehat{b}_2(T)\tau + \widehat{C}_{T+\tau}(T + \tau - L) \quad (13)$$

پیش‌بینی یک پیش‌گویی راجع به رویدادهای آینده در اختیار می‌گذارد. اگر پیش‌بینی به وسیله گسترش یک مدل سری زمانی بدست آمده باشد، محقق در حال فرض این نکته است که در طول افق پیش‌بینی فرایند همان رفتار را خواهد داشت که در گذشته نزدیک رفتار کرده است. بویژه در حال انجام این فرض که شکل مدل صحیح است و مقادیر واقعی پارامترها تغییر نمی‌کنند. در آن حالت، تخمین پارامترهای مدل که از داده‌های تاریخی محاسبه می‌شوند، پیش‌بینی‌های دقیقی را ارائه می‌دهد. اما در اکثر مواقع این فرضیات دقیقاً صحیح نیست و فرایند تحت بررسی با زمان تغییر می‌کند. از این نظر انتظار می‌رود به میزانی که افق طرح‌ریزی افزایش می‌یابد، دقت پیش‌بینی نیز کاهش یابد. لذا در پیش‌بینی علاوه بر خطای ناشی از جزء تصادفی موجود در مدل، خطای ناشی از تغییر فرایند مدل (و تغییر پارامترها) نیز وجود دارد (فاطمی قمی، ۱۳۷۳).

روش شبکه‌های عصبی

یک شبکه عصبی مصنوعی مجموعه‌ای از نرون‌های متصل به هم در لایه‌های مختلف است که اطلاعاتی را برای هم ارسال می‌کنند. ساده‌ترین شکل شبکه فقط دو لایه دارد: لایه ورودی و لایه خروجی. شکل (۱) نمایش نموداری استاندارد یک شبکه عصبی را نشان می‌دهد. هر نرون با یک دایره و ارتباط بین نرون‌ها با یک فلش نشان داده شده است. خروجی y و ورودی‌ها x_0, x_1, x_2 (همان رگرسیون‌های مدل رگرسیون) بردارهای $n \times 1$ هستند که در آن، n تعداد مشاهدات است.



شکل ۱. شبکه عصبی با دو لایه ورودی و خروجی

ارتباط میان یک ورودی و خروجی توسط یک وزن که بیانگر اهمیت نسبی ورودی مذکور در محاسبه ارزش خروجی است، مشخص می‌شود. بنابراین:

$$net_t = a_0 x_{0t} + a_1 x_{1t} + a_2 x_{2t} = \sum_{i=0}^2 a_i x_{it} \quad (14)$$

سپس نرون خروجی ارزش به دست آمده را با استفاده از یک تابع تبدیل یا فعال‌سازی^۱ (محرک) که با $f(x)$ نشان داده می‌شود، پردازش می‌کند. ساده‌ترین شکل تابع فعال‌سازی $f(x) = x$ است. بنابراین:

$$\hat{y}_t = f(net = a_0 x_{0t} + a_1 x_{1t} + a_2 x_{2t}) = a_0 x_{0t} + a_1 x_{1t} + a_2 x_{2t} \quad (15)$$

معمولاً یکی از ورودی‌ها برای تمام مشاهدات دارای ارزش یک است و جمله اریب نامیده می‌شود. اگر x_0 جمله اریب باشد:

$$\hat{y}_t = a_0 + a_1 x_{1t} + a_2 x_{2t} \quad (16)$$

همانطور که مشاهده می‌شود یک شبکه عصبی پیشخور^۲ (حرکت اطلاعات از ورودی به خروجی) با دو لایه و تابع فعال‌سازی خطی مشابه مدل رگرسیون چند متغیره است. نرون‌های ورودی همان متغیرهای مستقل هستند و نرون خروجی همان برآورد متغیر وابسته است. وزن‌های شبکه نیز مشابه پارامترهای مدل رگرسیون‌اند. در صورتیکه وقفه‌های متغیر وابسته را به مجموعه ورودی اضافه کنیم، در آن صورت به شبکه‌ای مشابه مدل اتورگرسیو خطی AR دست می‌یابیم (قدیمی، ۱۳۸۱).

تابع فعال‌سازی باید پیوسته، مشتق پذیر و یکنواخت باشد. رایج‌ترین تابع فعال‌سازی مورد استفاده، تابع توزیع تجمعی لجستیک است:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (17)$$

که مقدار آن در محدوده صفر و یک قرار دارد. اگر متغیری که قصد پیش‌بینی آن را داریم بتواند مقادیر منفی را نیز اخذ کند، بهتر است از تابع فعال‌سازی تانژانت هیپربولیک استفاده کنیم:

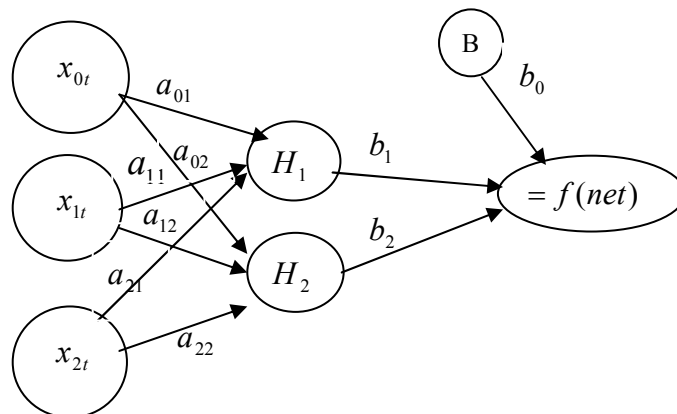
$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (18)$$

^۱ Transfer or activiti function

^۲ Feedforward neural network

مقدار این تابع در محدوده ۱ و -۱ تغییر می‌کند. دو تابع فعال‌سازی معروف دیگر تابع گوسین $f(x) = e^{-x^2/2}$ و تابع آستانه‌ای $f(x) = 0$ اگر $x < 0$ و $f(x) = 1$ در غیر این صورت، است (البرزی، ۱۳۸۰). وجود لایه‌های پنهان توانایی شبکه را در پیش‌بینی افزایش خواهد داد. می‌توان ثابت کرد که شبکه‌های عصبی پیش‌خور با یک لایه پنهان، تابع فعال‌سازی لجستیک در لایه پنهان، تابع فعال‌سازی خطی در نرون خروجی و تعداد نرون‌های کافی در لایه پنهان، قادرند هر تابعی را به دقت دلخواه تقریب بزنند. واحدهای پنهان هیچ مفهومی را نشان نمی‌دهند و صرفاً یک نتیجه میانی در فرآیند محاسبه ارزش خروجی هستند و در نتیجه هیچ معادلی در ادبیات اقتصادسنجی ندارند. واحدهای پنهان شبیه واحدهای خروجی عمل می‌کنند، آنها مجموع موزونی از متغیرهای ورودی را محاسبه (فرمول ۱۲) و سپس با استفاده از یک تابع فعال‌سازی (معمولاً لجستیک) نتیجه را پردازش

می‌کنند (شکل ۲).



شکل ۲. شبکه عصبی با سه لایه ورودی، پنهان و خروجی

$$H_1 = f(a_{01} + a_{11}x_1 + a_{21}x_2) = \frac{1}{1 + e^{-(a_{01} + a_{11}x_1 + a_{21}x_2)}} \quad (19)$$

$$H_2 = f(a_{02} + a_{12}x_1 + a_{22}x_2) = \frac{1}{1 + e^{-(a_{02} + a_{12}x_1 + a_{22}x_2)}} \quad (20)$$

$$\hat{y} = f(b_0 + b_1H_1 + b_2H_2) = \frac{1}{1 + e^{-(b_0 + b_1H_1 + b_2H_2)}} \quad (21)$$

$$\hat{y} = \frac{1}{1 + e^{-\left[b_0 + \frac{b_1}{1 + e^{-(a_{01} + a_{11}x_1 + a_{21}x_2)}} + \frac{b_2}{1 + e^{-(a_{02} + a_{12}x_1 + a_{22}x_2)}} \right]}} \quad (21)$$

اگر ارتباط مستقیمی از ورودی‌ها به خروجی برقرار شود به مدل جدید دیگری می‌توان دست یافت. در این ساختمان که به شبکه عصبی بهبود یافته^۱ معروف است، ورودی‌ها بطور مستقیم به خروجی وصل می‌شوند. اگر تابع فعال‌سازی خطی را برای نرون خروجی بپذیریم، شبکه عصبی بهبود یافته مدل رگرسیون خطی را نیز در بر می‌گیرد. لذا این مدل رایج‌ترین ساختمان برای پیش‌بینی متغیرهای اقتصاد کلان با استفاده از شبکه‌های عصبی است. خروجی یک شبکه بهبود یافته:

¹ Augmented neural networks

$$\hat{y} = b_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \frac{b_1}{1 + e^{-(a_{01} + a_{11}x_1 + a_{21}x_2)}} + \frac{b_2}{1 + e^{-(a_{02} + a_{12}x_1 + a_{22}x_2)}} \quad (22)$$

نتایج و بحث

نتایج روش هموارسازی نمایی

هموارسازی نمایی یا یکنواخت سازی روشی بر مبنای یک مدل آماری خودرگرسیون می باشد. در این روش تنها از اطلاعات مربوط به سری مورد پیش بینی استفاده می شود. به منظور استفاده از این مدل روش های زیر مورد برآزش و آزمون قرار گرفته و در نهایت مدل نهایی با توجه به معیار RMSE انتخاب شد (جدول ۲).

روش های هموار سازی نمایی عبارتند از:

- (۱) هموارسازی نمایی انفرادی (۲) هموارسازی نمایی دوگانه (۳) حالت- وینترز غیر فصلی (۴) حالت- وینترز تجمعی (۵) حالت- وینترز ضربی

آمارهای مربوط به WPI در بخش کشاورزی به صورت ماهانه بوده و از سال ۱۳۳۸ تا ۱۳۸۳ موجود می باشد. لذا این سری دارای ۵۵۲ مشاهده است. میانگین سالانه این سری، عدد مربوط به آن سال را به دست می دهد و نرخ رشد اعداد متوسط سالانه، نرخ تورم نامیده می شود.

جدول (۲). نتایج برآزش ۵ روش هموارسازی برای پیش بینی

بهترین مدل	پارامترهای بهینه			RMSE روش های مختلف					متغیر مورد نظر
	γ	β	α	۵	۴	۳	۲	۱	
۴	۰/۰۱	۰/۰۳	۰/۸	۳۸/۸۴	۲/۹۵	۳/۱۱	۳/۳۸	۳/۲۶	WPI
۴	۰	۰/۰۵	۰/۹۷	۳/۷۲	۲/۷۷	۲/۷۹	۳/۲۸	۳/۸۶	PPI
۵	۰	۰/۷۸	۰/۱	۲۷۱۳	۳۷۳۸	۱۲۹۱۲	۱۳۳۴۰	۱۳۸۷۱	AV
۵	۱	۰/۶	۰/۰۶	۹۷۰	۱۱۲۳	۷۸۷۹	۷۶۹۲	۷۸۰۴	AVCO

ماخذ: یافته های تحقیق

آمارهای مربوط به PPI در بخش کشاورزی نیز به صورت ماهانه بوده و از سال ۱۳۶۹ تا ۱۳۸۳ موجود می باشد. لذا این سری دارای ۱۸۰ مشاهده می باشد.

آمارهای مربوط به AV (ارزش افزوده) بخش کشاورزی به صورت فصلی از سال ۱۳۶۷ تا ۱۳۸۳ موجود می‌باشد که در اینجا به علت نیاز به سری با تکرار بیشتر، از داده‌های فصلی استفاده شده است. این سری به دو صورت قیمت‌های ثابت سال ۱۳۷۶ و نیز قیمت‌های جاری مورد پیش‌بینی قرار گرفته است و دارای ۶۸ مشاهده می‌باشد.

مقادیر پیش‌بینی شده مربوط به نرخ رشد و نرخ تورم با روش هموارسازی و برای سال‌های برنامه چهارم در جدول ۳ قابل مشاهده است. این مدل متوسط نرخ رشد را ۰.۷٪ و متوسط نرخ تورم را ۱.۰۵٪ پیش‌بینی کرده است.

جدول (۳). مقادیر پیش‌بینی شده نرخ رشد و تورم در بخش کشاورزی با روش هموارسازی نمایی

میانگین	مقادیر پیش‌بینی شده						متغیر مورد نظر
	۱۳۸۸	۱۳۸۷	۱۳۸۶	۱۳۸۵	۱۳۸۴	۱۳۸۳	
۷/۰۶	۶/۱۱	۶/۵	۶/۹۶	۷/۴۸	۸/۲۴	۹/۰۸	* نرخ رشد
۱۶/۴۵	۱۲/۰۲	۱۳/۶۶	۱۵/۸۲	۱۸/۸	۲۱/۹۷	۲۰/۰۴	نرخ رشد
۱۰/۵۲	۷/۷۲	۸/۳۷	۹/۱۴	۱۰/۰۵	۱۷/۲۳	۱۳/۷	نرخ تورم (RWPI)
۱۰/۴۷	۸/۴۲	۹/۲	۱۰/۱۳	۱۱/۲۶	۱۳/۳۸	۱۷/۶۱	نرخ تورم (RPPI)

* برحسب قیمت‌های ثابت سال ۱۳۷۶
 ماخذ: یافته‌های تحقیق

مقادیر واقعی مربوط به RWPI و RPPI در سال ۱۳۸۳ برابر ۱۳/۴۷ و ۱۷/۹۳ است که به مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل بسیار نزدیک است.

از آنجا که دامنه سری زمانی ارزش افزوده بخش کشاورزی متناسب با سطح متوسط سری می‌باشد (اندازه اثر فصلی با میانگین نسبت مستقیم دارد) مدل حالت وینترز ضربی به منظور پیش‌بینی مناسب‌تر می‌باشد. این موضوع توسط معیار RMSE به دست آمده توسط روش‌های مختلف در جدول ۲ مورد تایید می‌باشد. از طرفی در سری زمانی نرخ تورم دامنه الگوی فصلی مستقل از سطح متوسط سری می‌باشد، لذا مدل فصلی جمع‌پذیر مناسب بوده که توسط معیار RMSE نیز این مدل انتخاب شده است.

نتایج روش ARIMA

به منظور پیش‌بینی مقادیر رشد و تورم در بخش کشاورزی به روش ARIMA پس از آزمون ایستایی متغیرها، به بررسی نمودارهای خود همبستگی پرداخته و با توجه به نقاط اوج موجود در این نمودارها و اشکال خاص افول آنها، مدل آزمایشی اولیه جهت پیش‌بینی شناسایی می‌گردد. سپس به تخمین پارامترهای مدل پرداخته و با آزمون ایستایی اجزای باقیمانده به بررسی کفایت مدل پرداخته می‌شود. مدل نهایی انتخاب شده جهت پیش‌بینی استفاده خواهد شد.

پیش‌بینی تورم:

در این قسمت از داده‌های ماهانه RWPI و RPPI که مطابق آزمون دیکی فولر ایستا می‌باشند، استفاده می‌شود. به منظور پیش‌بینی مقادیر آینده متغیر RWPI، جهت حذف نوسانات فصلی، میانگین متحرک مرتبه ۱۲ (طول اثرات فصلی) سری را به دست آورده و سپس به بررسی نمودار خودهمبستگی آن (MOVRWPI) پرداخته می‌شود. همانگونه که در نمودار (۱) مشاهده می‌گردد، SAC افول کرده و SPAC تا وقفه P دارای نقطه اوج بوده و سپس منقطع می‌گردد.

لذا عمل کننده اتورگرسیو غیرفصلی از درجه P که شکل آن را نقاط اوج SPAC تعیین می‌کند، بهترین مدل را به دست خواهد داد. نقاط اوج در وقفه‌های اول، دوم، دوازدهم و سیزدهم وجود داشته، لذا مدل انتخاب شده به صورت زیر به دست آمد:

$$\text{MOVAV}(\text{RWPI}, 12) = 0.63 + 0.79 \cdot \text{DUM1} + 0.47 \cdot \text{DUM2} + [\text{AR}(1) = 0.81, \text{AR}(2) = 0.12, \text{AR}(12) = -0.48, \text{AR}(13) = 0.42]$$

$$(2.07) \quad (3.23) \quad (1.78) \quad (20.22) \quad (3.07) \quad (-12.05) \quad (10.71)$$

$$R^2 = .82 \quad F = 411.6 \quad (23)$$

$$DW = 2.02$$

متغیرهای DUM1 و DUM2 به ترتیب اثر انقلاب اسلامی و جنگ تحمیلی را نشان می‌دهند.

با توجه به نمودار خود همبستگی مربوط به متغیر MOVRPPI (نمودار ۲)، مدل زیر به عنوان بهترین مدل به دست آمد:

$$\text{MOVAV}(\text{RPPI}, 12) = 1.39 + [\text{AR}(1) = 1.06, \text{AR}(5) = -0.0829, \text{MA}(12) = -0.88]$$

$$(4.3) \quad (37.62) \quad (-2.82) \quad (-5116.05) \quad (24)$$

$$R^2 = .93 \quad F = 782$$

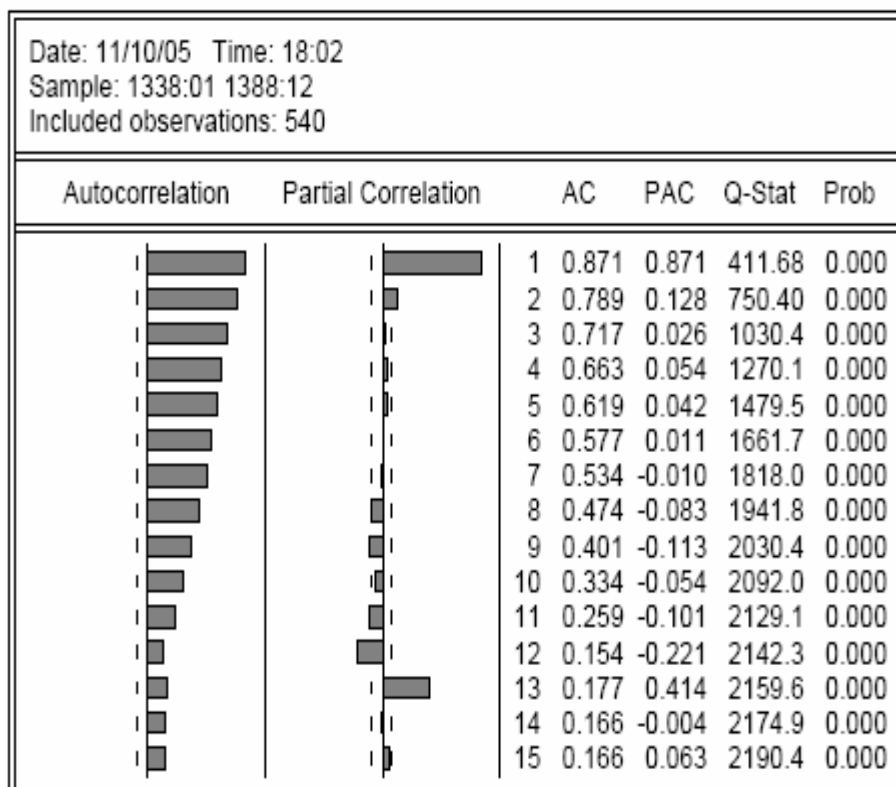
$$DW = 1.99$$

همانگونه که در نمودار (۲) مشاهده می‌گردد، عمل کننده AR از مرتبه ۳، ۸، ۱۱ و ۱۳ نیز وارد مدل شده که به علت عدم

معنی‌داری ضرایب از مدل حذف شده‌اند. عمل کننده MA(12) نیز به علت افزایش در توضیح‌دهی، وارد مدل شده است. انجام آزمون

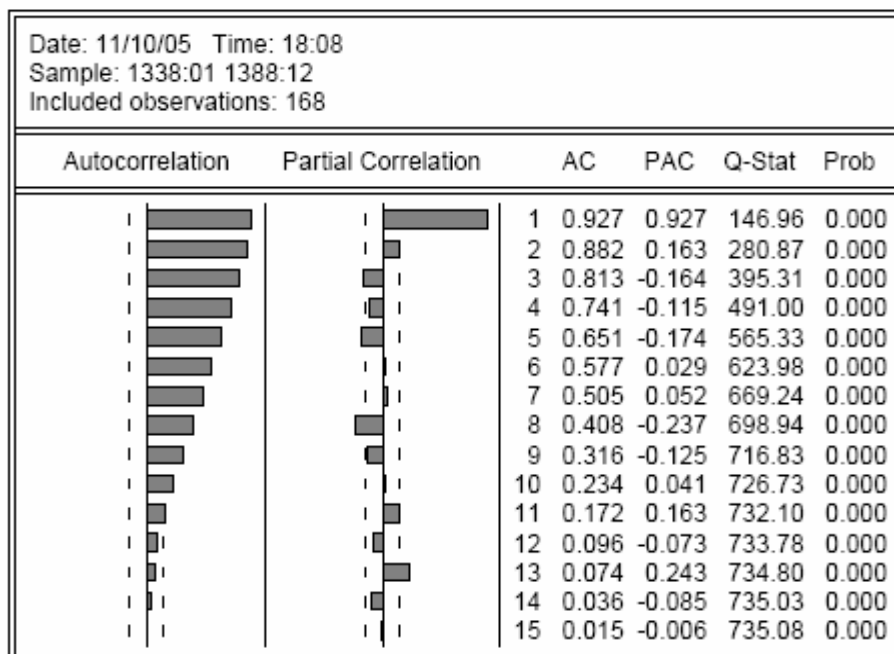
دیکی- فولر بر اجزای اخلاص معادلات ۲۳ و ۲۴ نشان دهنده پایایی اجزای اخلاص و انتخاب صحیح مدل می‌باشد.

Correlogram of MOVRWPI



نمودار(۱). تابع خود همبستگی movrwpi

Correlogram of MOVRPPI



نمودار(۲). تابع خود همبستگی movrppi

. جدول ۴ آماره‌های مربوط به دقت پیش‌بینی را برای دو مدل بالا نشان می‌دهد:

جدول ۴. آماره‌های دقت پیش بینی نرخ تورم توسط مدل ARIMA

TITLE	MAPE	MAE	RMSE	مدل انتخابی	متغیر مورد پیش‌بینی
۰/۵۹	۱۳۲/۵	۴/۱۱	۵/۸	ARIMA(4,0,0)	RWPI
۰/۵۶	۳۶۴/۴۲	۲/۸	۳/۸	ARIMA(2,0,1)	RPPI

ماخذ: یافته‌های تحقیق

پیش‌بینی رشد:

در این قیمت از داده‌های فصلی مربوط به ارزش افزوده استفاده می‌شود که مطابق آزمون دیکی فولر ایستا می‌باشد. چنانچه نمودار (۳) نشان می‌دهد، SAC مربوط به متغیر LAV (لگاریتم ارزش افزوده بخش کشاورزی به قیمت‌های جاری) در وقفه‌های فصلی و غیر فصلی افول می‌کند. از طرفی نمودار SPAC آن در هر دو وقفه (فصلی و غیرفصلی) منقطع می‌شود. لذا عمل کننده AR که مرتبه آنرا نقاط اوج SAC تعیین می‌کنند مدل مناسب را به دست می‌دهد:

$$LAV=16.5+[AR(1)=0.21,AR(4)=0.99,AR(5)=-0.23] \quad (25)$$

$$(1.7) \quad (77.6) \quad (2.9) \quad (-1.84)$$

$$R^2 = .99 \quad F=2318$$

$$DW = 1.96$$

همانطور که از نمودار خود همبستگی پیدا است وقفه‌های ۱، ۳، ۵ و نیز دارای نقطه اوج می‌باشند که به علت عدم معنی دار بودن ضرایب از مدل حذف شده‌اند.

از آنجا که واریانس سری AV با افزایش مشاهدات افزایش می‌یابد، لذا از لگاریتم سری که نسبت به واریانس ایستا می‌باشد، استفاده می‌شود. آزمون دیکی-فولر نشان از ایستایی این متغیر دارد.

به منظور انجام آزمون انگل-گرنجر و بررسی کفایت مدل، ایستایی اجزای باقیمانده معادله (۲۵) با آزمون دیکی-فولر مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان از پایایی اجزای باقیمانده (در سطح ۰.۱٪) دارند.

چنانچه از مشاهدات مربوط به ارزش افزوده به قیمت‌های ثابت جهت پیش‌بینی استفاده شود، مدل زیر به دست خواهد آمد:

$$AVCO=[AR(4)=1.034] \quad (26)$$

$$(108.29)$$

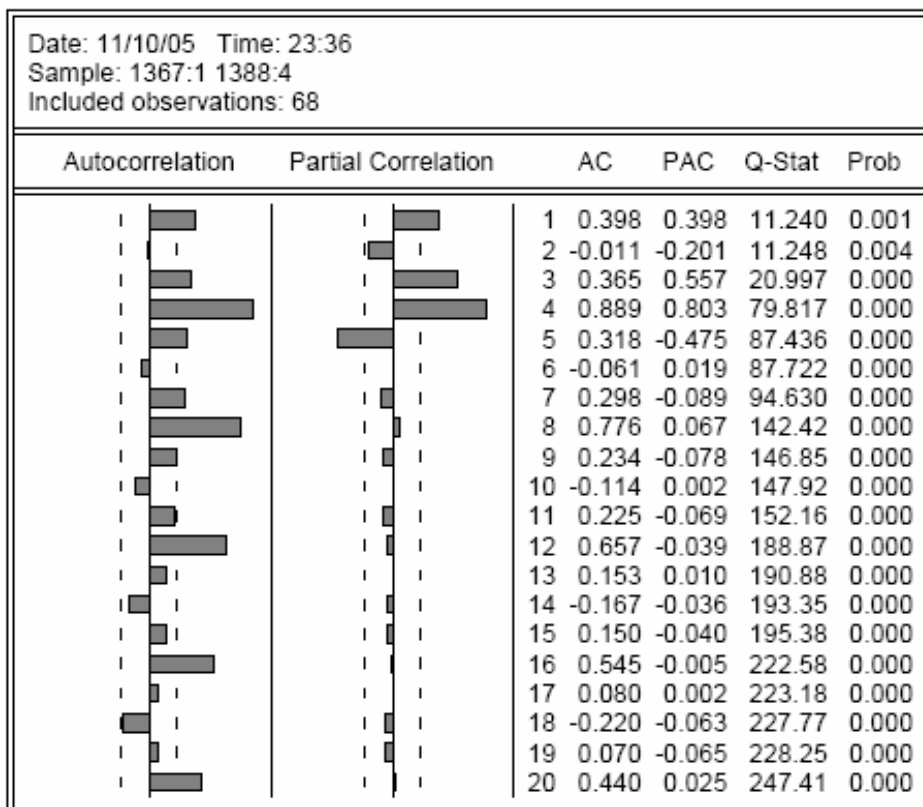
$$R^2 = .98$$

$$DW = 1.66$$

جدول ۵ آماره‌های مربوط به دقت پیش‌بینی را برای دو مدل بالا نشان می‌دهد. جدول ۶ نیز مقادیر پیش‌بینی شده نرخ رشد و

نرخ تورم در بخش کشاورزی را برای سال‌های برنامه چهارم و توسط مدل ARIMA، نشان می‌دهد

Correlogram of LAV



نمودار(۳). تابع خودهمبستگی LAV به قیمت‌های جاری

جدول(۵). آماره‌های دقت پیش بینی نرخ رشد توسط مدل ARIMA

TILLE	MAPE	MAE	RMSE	مدل انتخابی	متغیر مورد پیش‌بینی
۰/۰۶	۱۷/۱۷	۱۷۱۲/۷۵	۲۸۹۲/۶	ARIMA(3,0,0)	LAV(قیمت جاری)
۰/۰۷۵	۱۳/۱۸	۱۲۹۹/۷	۱۸۶۶/۴	ARIMA(1,0,1)	LAV(قیمت ثابت)

ماخذ: یافته‌های تحقیق

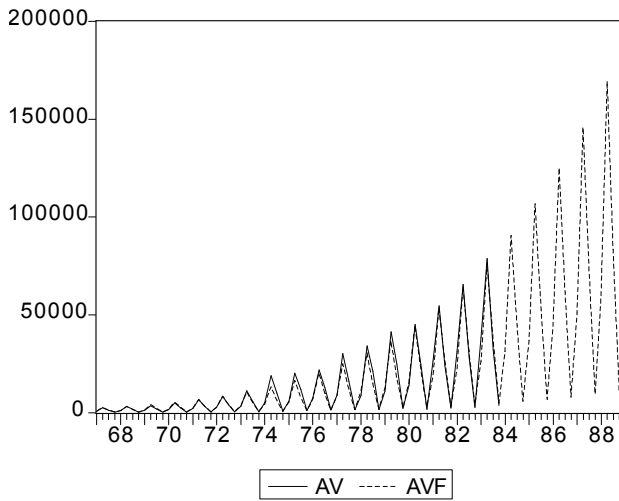
جدول(۶). مقادیر پیش‌بینی شده توسط روش ARIMA

میانگین	مقادیر پیش‌بینی						متغیر مورد نظر
	۱۳۸۸	۱۳۸۷	۱۳۸۶	۱۳۸۵	۱۳۸۴	۱۳۸۳	
۳/۴۶	۳/۴۷	۳/۴۵	۳/۴۷	۳/۴۸	۳/۴۵	۳/۴۴	* نرخ رشد
۱۷/۴	۱۶/۲	۱۶/۸	۱۷/۴	۱۸	۱۸/۶	۱۹/۲	نرخ رشد
۱۵/۸۳	۱۵/۸۸	۱۵/۸۴	۱۵/۸۴	۱۵/۸۳	۱۵/۸۳	۱۵/۸۳	نرخ تورم(RWPI)
۱۶/۷۴	۱۶/۷۳	۱۶/۷۴	۱۶/۷۴	۱۶/۷۵	۱۶/۷۶	۱۶/۷۸	نرخ تورم(RPPI)

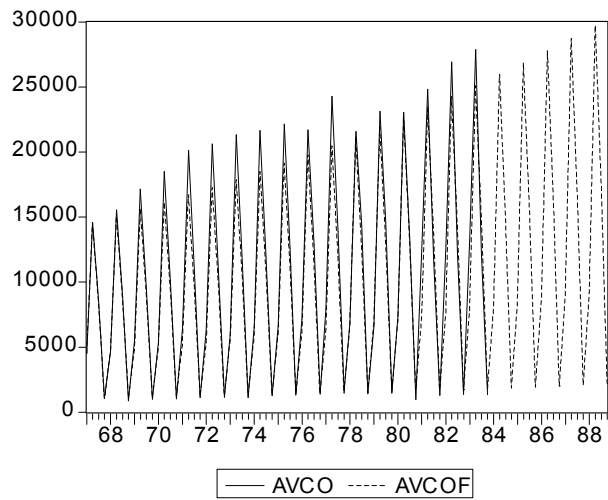
* بر حسب قیمت‌های ثابت سال ۱۳۷۶

ماخذ: یافته‌های تحقیق

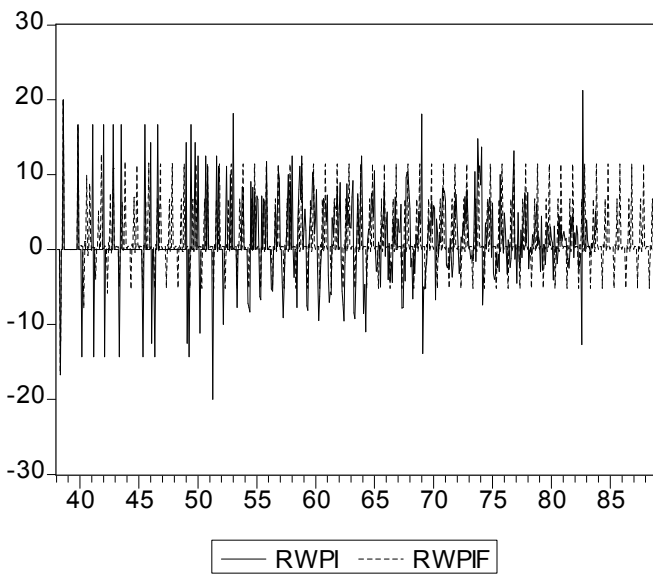
نمودارهای (۴) تا (۶) نیز مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده متغیرهای نرخ رشد و نرخ تورم را توسط مدل ARIMA، نشان می‌دهد. همانگونه که مشاهده می‌گردد، RMSE روش هالت وینترز تجمعی در پیش‌بینی نرخ تورم (RWPI) برابر ۲/۹۵ می‌باشد؛ در صورتیکه در روش ARIMA برابر ۵/۸ است. این معیار در پیش‌بینی نرخ رشد بخش کشاورزی توسط روش هالت وینترز ضربی برابر ۹۷۰ و در روش ARIMA برابر ۱۸۶۶/۴ می‌باشد. این نتایج نشان از برتری روش هالت وینترز (هموارسازی) بر روش آریمای در پیش‌بینی متغیرهای مذکور دارد.



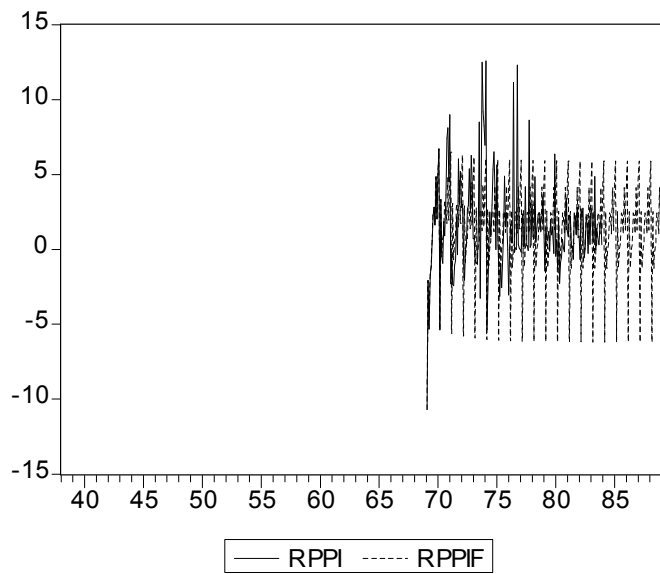
نمودار (۴). مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده متغیر AV



نمودار (۵). مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده متغیر AVCO



نمودار (۶) مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده متغیر RWPI



نمودار (۷) مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده متغیر RPPI

نتایج مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی:

در این قسمت به پیش‌بینی نرخ تورم بخش کشاورزی (WPI) توسط یک مدل شبکه عصبی پرداخته خواهد شد. داده‌های مورد استفاده مربوط به WPI بخش کشاورزی می‌باشد و دوره ۱۳۸۳-۱۳۳۸ را دربر می‌گیرد.^۱ برای طراحی مدل تورم در بخش کشاورزی ایران یک شبکه عصبی مصنوعی پیش‌رونده با الگوریتم پس انتشار خطا و با مجموعه متغیرهای ورودی گرفته شده از مدل رگرسیون و مدل ARIMA در نظر گرفته شد. در این روش داده‌های دوره ۱۳۷۸:۱۲-۱۳۴۰:۱ به عنوان مجموعه آموزش و دوره ۱۳۸۳:۱۱-۱۳۷۹:۱ به عنوان مجموعه آزمون در نظر گرفته شد.

در هر دو مدل شبکه عصبی (مبتنی بر ورودی‌های مدل رگرسیون و مبتنی بر مدل ARIMA) یک تابع فعال‌سازی تانژانت هیپربولیک برای لایه خروجی و سیگموئید برای لایه پنهان پذیرفته می‌شود. برای تعیین تعداد نرونهای لایه پنهان از روش آزمون و خطا استفاده شده است. نتایج تخمین مدل شبکه عصبی در جدول ۷ نشان داده شده است.

مطابق جدول ۷ هنگامی که متغیر نرخ ارز رسمی به عنوان متغیر ورودی به جای نرخ ارز بازار آزاد بکار می‌رود، کارایی مدل با توجه به کاهش RMSE، افزایش خواهد یافت. از طرفی در مدل شبکه عصبی مبتنی بر ARIMA نیز با حذف AR(1) از لیست متغیرهای ورودی، کارایی مدل افزایش خواهد یافت. نتایج نشان داده شده در جدول ۷ پس از آموزش مدل‌های مختلف شبکه و توسط متغیرهای ورودی متفاوت، به عنوان بهترین نتایج توسط معیار RMSE انتخاب شده‌اند.

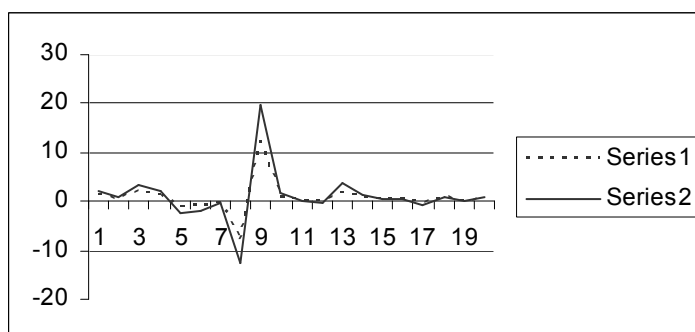
جدول ۷. نتایج طراحی مدل شبکه عصبی برای پیش‌بینی نرخ تورم در بخش کشاورزی ایران

نوع مدل	متغیرهای ورودی	قانون یادگیری شبکه	تابع محرک لایه پنهان	تعداد نرونهای لایه پنهان	تکرار	RMSE
ANN* مبتنی بر مدل رگرسیون	نقدینگی و نرخ ارز رسمی	دلتا	سیگموئید	۵	۵۲۷	۷/۳
ANN مبتنی بر مدل رگرسیون	نقدینگی و نرخ ارز بازار آزاد	دلتا	سیگموئید	۱۵	۵۳۴	۸/۸
ANN* مبتنی بر مدل ARIMA	AR(18) AR(17) AR(1)	دلتا	سیگموئید	۶	۵۲۷	۱۲/۵
ANN* مبتنی بر مدل ARIMA	AR(18) AR(17)	دلتا	سیگموئید	۶	۵۳۳	۱۰/۲۶

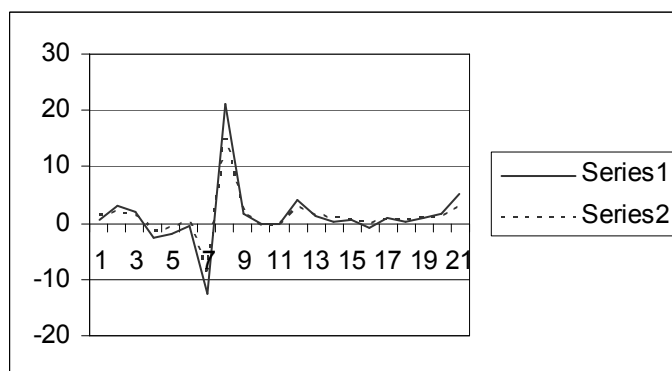
*مدل‌های منتخب
ماخذ: یافته‌های تحقیق

^۱ از آنجا که داده‌های مربوط به رشد بخش کشاورزی به صورت ماهانه موجود نمی‌باشند و به دلیل ناکافی بودن داده‌های فصلی از پیش‌بینی نرخ رشد بخش کشاورزی توسط شبکه‌های عصبی صرف‌نظر شده است.

نمودار ۸ و ۹ مقادیر اصلی و پیش‌بینی شده RWPI ماهانه توسط دو مدل ANN را برای سال‌های ۱۳۸۲ و ۱۳۸۳ نشان می‌دهد.



نمودار ۸ مقادیر واقعی (ممتد) و پیش‌بینی شده RWPI توسط مدل ANN مبتنی بر مدل ARIMA



نمودار ۹ مقادیر واقعی (ممتد) و پیش‌بینی شده RWPI توسط مدل ANN مبتنی بر مدل رگرسیون

نتیجه‌گیری و پیشنهاد

مهمترین نتایجی که از این تحقیق حاصل شده به قرار زیر است:

۱. روش هموارسازی نمایی حالت وینترز تجمعی متوسط نرخ رشد بخش کشاورزی در سال‌های برنامه چهارم توسعه را برابر ۰/۷٪ پیش‌بینی کرده در صورتیکه مدل ARIMA برابر ۰/۳۵٪ پیش‌بینی کرده است.
۲. روش هموارسازی نمایی حالت وینترز تجمعی متوسط نرخ تورم بخش کشاورزی در سال‌های برنامه چهارم توسعه را برابر ۰/۱۰۵٪ پیش‌بینی کرده در صورتیکه مدل ARIMA برابر ۰/۱۵۸٪ پیش‌بینی کرده است.
۳. روش حالت وینترز دارای دقت پیش‌بینی بالاتری بوده و آماره‌های مربوط به کارایی پیش‌بینی این روش در برابر روش ARIMA از مقادیر مطلوب‌تری برخوردارند. لذا به منظور ارائه مدل منتخب، مقادیر پیش‌بینی شده در روش حالت وینترز انتخاب خواهد شد.

۴. مدل منتخب جهت پیش‌بینی، متوسط نرخ رشد سالانه (۰.۷٪) در بخش کشاورزی را کمی بیش از متوسط سالانه پیش‌بینی شده در برنامه چهارم (۰.۶۵٪) نشان داده و متوسط نرخ تورم (۱۰.۵٪) در سال‌های برنامه چهارم را تقریباً یک درصد بیشتر از متوسط سالانه پیش‌بینی شده در برنامه چهارم (۹.۶٪) برآورد کرده است.

۵. مدل شبکه‌های عصبی طراحی شده برای نرخ تورم در بخش کشاورزی ایران دارای دقت پیش‌بینی کمتری از مدل‌های ARIMA و حالت وینترز می‌باشد.

همان‌طور که نتایج این تحقیق نشان داده است با توجه به روندهای گذشته، بخش کشاورزی پتانسیل‌های لازم برای دستیابی به نرخ رشد‌های پیش‌بینی شده در برنامه چهارم (۶/۵ درصد) را دارا می‌باشد. از طرفی هدف کاهش نرخ تورم تا سطح ۹/۶٪ نیز چندان دور از واقع نبوده و روندهای گذشته نرخ تورم در بخش کشاورزی نشان دهنده امکان دسترسی به این سطح می‌باشد.

منابع

۱. ابریشمی، ح (۱۳۷۸). مبانی اقتصاد سنجی (تالیف دامودار گجراتی). چاپ دوم. جلد دوم. انتشارات دانشگاه تهران.
۲. البرزی، م (۱۳۸۰). آشنایی با شبکه‌های عصبی (تالیف آر. بیل و تی. جکسون) چاپ اول. موسسه انتشارات علمی دانشگاه صنعتی شریف.
۳. بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران (۱۳۸۱)، حساب‌های ملی ایران. اداره حساب‌های اقتصادی.
۴. بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران، گزارش اقتصادی و ترازنامه سال‌های مختلف.
۵. حکیمی‌پور، ن و کریمی، ع (۱۳۸۳). عملکرد بخش کشاورزی ایران در سه برنامه توسعه پس از انقلاب و چالش‌های عمده این بخش. فصلنامه بانک و کشاورزی. شماره پنجم، ۱۹۳-۱۶۵.
۶. خادم آدم، ن (۱۳۷۳). سی‌است اقتصاد کشاورزی در نظام‌های مختلف ایران. چاپ دوم. انتشارات اطلاعات.
۷. خشکه‌باری، م (۱۳۸۳). پیش‌بینی تورم در ایران. پایان‌نامه کارشناسی ارشد. دانشکده اقتصاد. دانشگاه تهران.
۸. شیوا، ر (۱۳۷۵). پیش‌بینی سری‌های زمانی: شناسایی-تخمین-پیش‌بینی. (تالیف باورمن اکانل) چاپ اول. انتشارات مؤسسه مطالعات و پژوهش‌های بازرگانی.
۹. فاطمی قمی، م (۱۳۷۳). پیش‌بینی و تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی (تالیف دوگلاس. سی. مونتگمری لینوود). جانسون جان. اس. گاردینر) چاپ اول. انتشارات نشر دانش امروز.

۹. قدیمی، م(۱۳۸۱). پیش بینی رشد تولید ناخالص داخلی ایران با استفاده از شبکه های عصبی و الگوریتم ژنتیک. پایان نامه دکتری. دانشکده اقتصاد. دانشگاه علامه طباطبایی.

۱۰. کوپاهی، م(۱۳۷۸). توسعه کشاورزی یک دیدگاه بین المللی (تالیف یوجی روهایمی و ورنن روتان). چاپ اول. انتشارات سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی.

۱۱. نوفرستی، م (۱۳۷۸). ریشه واحد و همجمعی در اقتصاد سنجی. چاپ اول. انتشارات رسا.

۱۲. نیرومند، ح و بزرگ نیا، ا (۱۳۷۲). مقدمه ای بر تحلیل سریهای زمانی (تالیف سی - چتفیلد) چاپ اول. انتشارات دانشگاه فردوسی مشهد.

13.Church, K.and Curram S. (1996). Forecasting consumers expenditure: A comparison between econometric and neural network models. International journal of forecasting. 12:255-167

14.Kenny, G; and Mayler, A and quinn, T.(1998).Forecasting Irish inflation using ARIMA models. Research and publication department. central bank of Ireland.

15.Makridikis, S. and Hibon, M. (1997). Arima models and the box-jenkins methodology. Journal of Forecasting, 16:147-163.

16.Norton, R.(2004). Agricultural development policy: concepts and experiences.john wiley and sons, ltd.

17.Reiger, A. H.J and Valaar, P.J.G. (2003). Forecasting Inflation in the Netherlands and the Euro Area, Reaserch Memorandum WO, No723, February 2003

18.Swanson, N. and White, H. (1997). A model selection approach to real time macroeconomic forecasting using linear models and artificial neural networks. Review of economics and statics. 79:540-550