فصلنامه‌ی اقتصاد مقداری (بررسی‌های اقتصادی سابق). دوره‌ی ۱۶. شماره‌ی ۱. بهار ۱۳۹۸. صص ۴۸- ۲۵

پیش‌بینی رشد اقتصادی بدون نفت در اقتصاد ایران به تفکیک بخش‌های اقتصادی با استفاده از مدل فازی- عصبی تطبیقی (ANFIS)

نادر حکیمی پور،* ایوب فرامرزی** و ابوالفضل عسکری ***

تاریخ وصول: ۱۳۹۶/۰۳/۰۸ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۰۱/۲۴

چکیده

در ادبیات اقتصادی، رشد اقتصادی و پیش‌بینی روند آن به عنوان یکی از شاخص‌های مهم اقتصادی، نقش مهمی در سیاست‌گذاری و برنامه‌ریزی اقتصادی دارد و می‌تواند به سیاست‌گذاران در تصمیم‌گیری‌های آتی یاری رساند. هدف از این پژوهش نیز پیش بینی میزان تولید ناخالص داخلی بدون نفت به تفکیک بخش‌های اصلی اقتصاد (صنعت، کشاورزی و خدمات) و رشد اقتصادی بدون نفت تا سال۱۳۹۷ شمسی است. برای این منظور نیز با توجه به ساختار غیرخطی و همراه با عدم قطعیت داده‌های مربوط به ارزش افزوده بخش‌های اقتصادی، از الگوی غیرخطی مبتنی بر شبکه‌های عصبی– فازی تطبیقی (ANFIS) که به داده‌های کمتری نیاز دارد، استفاده‌شده است. در این پژوهش، داده‌های فصلی مربوط به سه بخش اصلی اقتصاد و تولید ناخالص داخلی ایران از بهار ۱۳۸۵ تا نه‌ماهه نخست ۱۳۹۵ بکار گرفته شده است. مدل‌سازی شبکه عصبی- فازی در قالب سه مدل با توابع عضویت مختلف بررسی و نهایتاً با توجه به قدرت مدل‌ها در پیش‌بینی، درهر سه بخش به تفکیک، بهترین مدل انتخاب شده است. نتایج حاصل از داده‌های تست که مربوط به نه‌ماهه‌ی نخست سال ۱۳۹۵ بوده، دقت بالای مدل ANFIS درپیش‌بینی را نشان می‌دهند. میزان خطای مدل‌ها نیز با استفاده از معیارهای اندازه گیری خطا محاسبه و در نهایت باتوجه به مقدار خطای هریک از مدل‌ها، از الگوی منتخب برای پیش‌بینی مقادیر تولید برای ۹ دوره‌ی روبه‌جلو استفاده شده است. با توجه به مقادیر بدست آمده، رشد اقتصادی بدون نفت کشور درسال ۱۳۹۵ حدود ۶ درصد برآورد شده که پیش بینی گردیده این مقدار در سال‌های ۱۳۹۶ و ۱۳۹۷ نیز به ترتیب حدود ۲ و ۳/۵ درصد باشد.

طبقه‌بندی JEL: E5 ،E4 ،E3 ،E2

واژه‌های کلیدی: *رشد، پیش‌بینی، شبکه عصبی، منطق فازی، تولید ناخالص داخلی*

---

* استادیار و عضو هیات علمی پژوهشکده آمار. تهران. ایران. (نویسنده مسئول)
(nhakimipoor@yahoo.com)

** استادیار و عضو هیات علمی پژوهشکده آمار. تهران. ایران.

*** کارشناسی ارشد مهندسی صنایع – دانشگاه علم و صنعت ایران. تهران. ایران.

۱- مقدمه

یکی از موضوعات مهم دراقتصاد کشورها، پیش‌بینی تولید ناخالص داخلی و تغییرات مربوط به آن (رشداقتصادی) است که در سنجش عملکرد اقتصادی کشورها شاخص مهمی است. تحقق رشد اقتصادی بالا و تداوم آن، از جمله اهداف اصلی برنامه‌ریزان درکشورهای جهان به‌ویژه کشورهای درحال توسعه است. امکان دستیابی به نرخ رشد اقتصادی بالا برای کشوری که در مراحل اولیه توسعه است، با توجه به‌وجود ظرفیت‌های خالی اقتصادی و با فرض استفاده بهینه از این ظرفیت‌ها، بیش از مراحل بعدی است. بطورکلی، در تمامی جوامع، رشد اقتصادی به دلایلی همچون بهبود در وضعیت معیشتی، رفاه، پیشرفت فناوری، افزایش قدرت سیاسی کشور، شکوفایی استعدادها و به کارگیری قوه ابتکار و خلاقیت در زمینه‌های مختلف، سازماندهی روابط اجتماعی، سیاسی و اقتصادی، مورد توجه خاصی قرار دارد. دولتمردان سیاست‌های خود را نه صرفاً برمبنای وضع موجود، بلکه براساس پیش‌بینی‌های کوتاه مدت و بلندمدت از متغیرهای کلیدی در اقتصاد از جمله رشد اقتصادی تدوین و اجرا می‌کنند. پیش‌بینی صحیح رشد اقتصادی و کسب آگاهی از روند تغییرات فعلی و آتی آن، نقش مهمی درسیاست‌گذاری و برنامه‌ریزی‌های اقتصادی دارد. در حوزه‌های مطالعاتی نیز از سوی صاحب نظران، رشد اقتصادی، مکانیزمی پرقدرت برای افزایش درآمد سرانه و رفاه اقتصادی به شمار می‌آید. به همین دلیل، پیش‌بینی این متغیر اقتصادی از سوی اقتصاددانان نیزهمواره مورد توجه بوده است.

از عوامل مؤثر بر پیش‌بینی می‌توان به طبیعت متغیر مورد پیش‌بینی، افق پیش‌بینی، رویکرد پیش‌بینی و تکنیک مورد استفاده، اشاره کرد. با گذشت زمان، به طور روزافزون نیاز به دقت بالاتر در پیش‌بینی متغیرها نیز افزایش یافته است و باعث شده که روش‌های جدیدی مطرح شوند و روش‌های قدیمی نیز بهبود یابند. دیدگاه غالب، درزمینه پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی، مدل‌های سری‌زمانی است. روش‌های تجزیه‌وتحلیل سری زمانی به‌طور سنتی بر دو مفهوم مانایی و خطی بودن بنا شده‌اند. اما در مواردی که ویژگی‌های غیرخطی داده‌ها مشهود است، عملکرد این مدل‌ها در پیش‌بینی عمدتاً ضعیف می‌باشد (داگلاس[1] و همکاران، ۲۰۰۷).

[1] Douglas et al.

سری زمانی تولید ناخالص داخلی ازجمله متغیرهایی است که علاوه بر رفتار خطی در لایه‌های پنهان آن، رفتار غیرخطی نیز مشاهده می‌شودکه بااستفاده از روش‌های مختلف غیرخطی هوشمند، ابتکاری[۲] و فرا ابتکاری[۳] می‌توان به پیش‌بینی‌های دقیق‌تر و با خطای کمتری در خصوص آن دست یافت.

با توجه به‌مطالب فوق، این پژوهش با هدف معرفی الگویی مناسب برای پیش‌بینی تولید ناخالص داخلی بدون نفت که تصویر واقعی‌تری از عملکرد اقتصادی کشور را نشان می‌دهد، به تفکیک بخش‌های صنعت، کشاورزی و خدمات، انجام‌شده است. در نظر نگرفتن سهم بخش نفت در رشد اقتصادی، عمدتا به این دلیل بوده که بتوان تصویری از شرایط رشد اقتصادی کشور را بدون توجه به سهم بخش نفت در تولید ملی و اتکاء به این بخش، پیش‌بینی نمود. تاکید سند چشم‌انداز توسعه مبنی بر دستیابی به رشد شتابان و پایدار اقتصادی از یک سو و آثار شوک‌های خارجی بر اقتصاد کشور که عمدتا از طریق بخش نفت بر اقتصاد کشور تحمیل می‌گردد، از سوی دیگر، ایجاب می‌کند که یک استراتژی اقتصاد بدون نفت در الویت برنامه‌ریزان قرار گیرد که در این خصوص، پیش‌بینی شرایط اقتصادی کشور بدون لحاظ کردن بخش نفت، موضوع و امر مهمی برای آنان خواهد بود. داده‌های مورد استفاده بصورت فصلی و شامل دوره زمانی بهار ۱۳۸۵ الی پائیز ۱۳۹۵ است. با استفاده از داده‌های موجود، سه مدل بهینه ترکیبی فازی[۴]- عصبی (ANFIS[۵]) برای پیش‌بینی ارزش افزوده هر یک از بخش‌ها، ارائه و برآورد شده و در نهایت بر اساس مدل بهینه، تولید ناخالص داخلی بدون نفت و تغییرات آن تا پایان سال ۱۳۹۷، پیش‌بینی شده است. با توجه به داده‌های واقعی موجود، مقادیر پیش‌بینی شده با مقادیر واقعی نیز مقایسه شده تا صحت پیش‌بینی‌های انجام شده، مورد ارزیابی قرارگیرند؛ برای این منظور از سه معیار خطای میانگین مجذور خطای پیش‌بینی (RMSE[۶])، میانگین قدرمطلق خطای بیش‌بینی (MAFE[۷]) و میانگین درصد خطای پیش‌بینی (MPFE[۸])، استفاده شده و

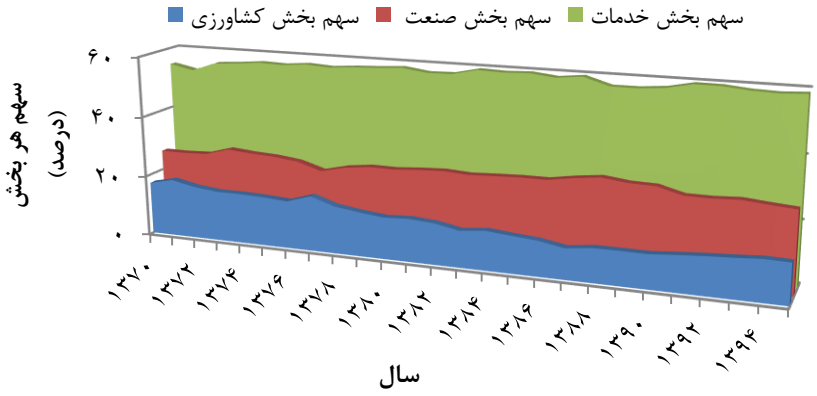
[2] Heuristic
[3] Metaheuristic
[4] Fuzzy
[5] Adaptive Neural Fuzzy Inference Systems
[6] Root Mean Square Error
[7] Mean Absolute Function Error
[8] Mean Percent Function Error

بر اساس آنان، مدل‌های مختلف با یکدیگر مقایسه و درنهایت مدل‌های بهینه برای پیش‌بینی انتخاب شده است.

۲- سهم بخش‌های اقتصادی از تولید ناخالص داخلی بدون نفت

با بررسی ساختار اقتصادی ایران می‌توان دریافت که بخش خدمات بیشترین سهم را در مقایسه با سایر بخش‌ها از ارزش تولید ملی دارد. سنتی بودن شیوه‌های تولید و کم بازده بودن تولید در بخش‌کشاورزی، باعث شده که این بخش پایین‌ترین سهم را در اقتصاد داشته باشد، همچنین در بخش صنعت، حجم بالای فعالیت‌های دولت، مدیریت ناکاراء، تاثیر عوامل بیرونی، وابستگی به خارج و ریسک بالای سرمایه‌گذاری، سبب شده که انگیزه سرمایه گذاری و تولید در بخش صنعت نیز چندان زیاد نباشد و سهم آن در اقتصاد در مقایسه با بخش خدمات پایین‌تر باشد. داده‌های مربوط به سهم هر یک از بخش‌های اقتصادی در سال‌های مورد بررسی در این پژوهش نیز بیانگر همین واقعیت است، بطوری که سهم بخش‌خدمات از تولید ناخالص داخلی بدون نفت در فاصله سال‌های ۹۴-۱۳۷۰ بین حدود ۵۴ درصد تا ۶۰ درصد متغیر بوده است. سهم بخش صنعت در فاصله سال‌های مذکور بین حدود ۲۵ درصد تا ۳۱ درصد و سهم بخش کشاورزی نیز بین حدود ۱درصد تا ۱/۹درصد بوده است. شکل ۱، سهم بخش‌های اقتصادی را به تفکیک درسال‌های یاد شده، نشان می‌دهد.

شکل ۱: سهم بخش‌های اقتصادی از تولید ناخالص داخلی بدون نفت در سال‌های ۹۴- ۱۳۷۰



مأخذ: داده‌های سری زمانی حساب‌های اقتصادی- مرکز آمار ایران

۳- پیشینه‌ی تحقیق

کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در اقتصاد و اقتصادسنجی با مطالعه وایت[۹] (۱۹۸۸)، در بازارهای مالی و پیش‌بینی قیمت سهام شرکت IBM آغاز شد. بدنبال آن نیز، مطالعات متعددی در زمینه استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی متغیرهای مختلف اقتصادی از جمله رشد اقتصادی انجام گرفته است که به برخی ازآنان به شرح زیر اشاره می‌شود.

۳-۱- مطالعات خارجی

کستانزو[۱۰] و همکاران (۲۰۰۴)، با استفاده از رویکرد غیرخطی به پیش‌بینی رشد تولید ناخالص داخلی در ونزوئلا پرداخته و از یک مدل شبکه عصبی برای پیش‌بینی استفاده کردند. ساختار شبکه عصبی به‌کاررفته در این تحقیق از نوع گروهی بوده که یک شبکه اصلی و هشت شبکه فرعی دارد. برای پیش‌بینی ماهانه این شاخص، بانک مرکزی ونزوئلا، تعدادی از شاخص‌های مرتبط که نشان‌دهنده سطح فعالیت‌های اقتصادی هستند؛ ازجمله مصرف انرژی، شاخص سهام کاراکاس[۱۱]، نرخ وام، قیمت

[9] Whit
[10] Costanzo
[11] Caracas

طلا، قیمت نفت خام سفید را به‌عنوان ورودی شبکه عصبی انتخاب کرده است. نتیجه تحقیق نشان می‌دهد که رشد تولید ناخالص داخلی ازیک الگوی سیکلی پیروی می‌کند به‌طوری که اضافه کردن متغیر های میانگین متحرک نقش تعیین‌کننده‌ای در کاهش بردار خطا خواهد داشت. همچنین مدل شبکه عصبی گروهی در پیش‌بینی تولید ناخالص داخلی نسبت به شبکه عصبی فردی از کارایی بالاتری برخوردار است که در میزان بهره‌وری شبکه آموزش داده‌شده و معیارهای ارزیابی کارایی مدل مشهود است.

ژانگ و کی[12] (۲۰۰۵) با استفاده از شبکه‌های عصبی و مدل ARIMA به پیش‌بینی سری زمانی ماهانه رشد اقتصادی آمریکا برای ۱۰ دوره پرداخته‌اند. آن‌ها در این مقاله با حذف روند و اثر فصلی موجود در داده‌ها به نتایج مناسبی رسیدند و نتیجه گرفتند که پیش پردازش داده‌ها نقش بسیار موثری در عملکرد پیش‌بینی دارد به‌طوریکه نتایج اجرای شبکه عصبی بدون پیش پردازش داده‌ها از نتایج روش ARIMA بدتر بوده است. به منظور مقایسه نتایج نیز از معیارهای RMSE و MAFE و MPFE استفاده کردند.

کک و تراسویرتا[13] (۲۰۱۱)، در مطالعه‌ای، عملکرد پیش‌بینی مدل شبکه عصبی پیش‌خور با لایه پنهان واحد را ارزیابی کرده‌اند. هدف این تحقیق بیان ویژگی‌ها و انعطاف‌پذیری مدل و نشان دادن یک ابزار مفید برای پیش‌بینی متغیرهای مختلف اقتصادی ازجمله GDP است. نتیجه جالب‌توجه مطالعه آن‌ها این است که مدل‌های غیرخطی همانند مدل شبکه عصبی برای داده‌هایی که با مکانیسم خطی تولید شده‌اند، چندان مناسب نیستند؛ بنابراین بهتر است ابتدا رفتار داده‌ها ازنظر خطی یا غیرخطی بودن بررسی شده و سپس مدل مناسب آن انتخاب شود.

گو[14] وهمکاران (۲۰۱۲)، با استفاده از مدل‌های سری زمانی به پیش‌بینی GDP کشور چین طی سال‌های ۱۹۷۸ تا ۲۰۰۶ میلادی پرداخته‌اند. این پیش‌بینی با استفاده از مدل‌های سری زمانی خطی انجام شده است. ابتدا داده‌ها ازلحاظ پایایی بررسی و سپس با استفاده از الگوهای سری زمانی، پیش‌بینی شده است. در مرحله

[12] Zhang & Qi
[13] Kock & Terasvirta.
[14] Gu

بعد نیز از طریق علیت گرنجر[۱۵]، رابطه مصرف انرژی و GDP بررسی‌شده است.

جائو[۱۶] و همکاران (۲۰۱۳)، نیز با روش GLG[۱۷] که یک روش یادگیری مؤثر ا ست و می‌تواند ساختارهای علی زمانی بین سری‌های زمانی بدون روند و قاعده را پیدا کرده و بر طبق آن نرخ رشـــد تولید ناخالص داخلی را با مجموعه داده های ب سامدی مختلط پیش‌بینی کند، GDP ک شورچین را پیش‌بینی کرده‌اند. مزیت این روش در آن ا ست که داده‌های مفقود با فرکانس پایین سری زمانی به‌طور م ستقیم تخمین زده نمی‌شوند و محدود به فروض ایجاد داده‌های سری زمانی نمی‌گردند.

ملادینوویچ[۱۸] و همکاران(۲۰۱۷) در مطالعه خود به تحلیل اثر نوآوری بر رشـــد اقتصـــادی پرداخته اند که برای این منظور از روش ANFIS اســـتفاده کرده اند. ورودی‌های الگوی مورد ا ستفاده آنان عبارتند از: تعداد اختراعات ثبت شده در حوزه مهندسی برق، تعداد اختراعات ثبت شده در حوزه شیمی، تعداد اختراعات ثبت شده در حوزه مهندســی مکانیک و ســایر اختراعات. در این مطالعه، نتایج حاصــل از الگو، نشــان داده که بهترین متغیر قابل اســتفاده در راســتای پیش بینی رشــد اقتصــادی، تعداد اختراعات ثبت شده در حوزه مهندسی برق بوده است.

دوکیچ و یوویچ[۱۹] (۲۰۱۷) به مطالعه آثار بخش های صـــنعت و کشـــاورزی بر ســلامت اقتصــادی با اســتفاده از روش ANFIS پرداخته‌اند. در این مطالعه از متغیر رشد اقتصادی به عنوان شاخص معرف سلامت اقتصادی استفاده شده است. به علت کمبود و ناکافی بودن داده های مربوط به ســلامت و رشــد اقتصــادی، برای بررســی اهداف در نظر گرفته شـــده، محققین از روش مذکور اســـتفاده کرده اند. برای اندازه گیری و سنجش اثرگذاری بخش های صنعت و کشاورزی بر روی سلامت اقتصادی از ارزش افزوده‌های هر دو بخش در سی ستم ح ساب‌های ملی ا ستفاده شده ا ست. نتایج این مطالعه نشان می‌دهد که بخش کشاورزی اثرگذاری بالاتری بر روی سلامت اقتصادی دارد.

---

[15] Granger causality

[16] Gao

[17] Generalized Lasso Granger Method

[18] Mladenović

[19] Đokić & Jović

۳-۲- مطالعات داخلی

در مطالعات داخلی نیز می‌توان به پژوهش مشیری و قدیمی (۱۳۸۱) اشاره کرد. آنان در مقاله خود تحت عنوان مدل‌سازی و پیش‌بینی رشد اقتصادی در ایران، کارایی الگوی شبکه عصبی را با الگوی رگرسیون خطی، در پیش‌بینی نرخ رشد اقتصادی، مقایسه کرده‌اند. برای این منظور در ابتدا با بکارگیری داده‌های دوره ۷۳-۱۳۱۵ و استفاده از دو الگوی رگرسیونی و شبکه عصبی، نرخ رشد اقتصادی ایران را تخمین زده و سپس کارایی این دو الگو را در پیش‌بینی رشد اقتصادی برای سال‌های ۱۳۷۴ الی ۱۳۸۰، مقایسه کرده‌اند. نتایج نشان داد که الگوی شبکه عصبی از کارایی بالاتری برخوردار بوده است.

میرباقری (۱۳۸۹) نیز در پژوهشی با استفاده از دو روش شبکه عصبی فازی و منطق فازی به پیش‌بینی رشد اقتصادی ایران برای دوره ۱۳۸۱ الی ۱۳۸۵ پرداخته است و از متغیرهای نسبت مخارج دولت به تولید ناخالص داخلی، رشد صادرات و نرخ تورم برای پیش‌بینی استفاده کرده است. نتایج این تحقیق، نشان داد که پیش بینی شبکه عصبی فازی بهتر از منطق فازی بوده است.

جعفری صمیمی و همکاران (۱۳۹۳) در تحقیق خود مقایسه‌ای بین سه روش سری زمانی، شبکه عصبی و هموارسازی نمایی برای پیش‌بینی رشد اقتصادی ایران انجام داده‌اند. آن ها از داده های فصلی ۸۲-۱۳۷۷ استفاده کردند و نتایج پیش‌بینی‌های هر سه روش را محاسبه و با مقادیر واقعی بر اساس معیار خطای اندازه‌گیری مقایسه کردند. نتایج حاکی از عملکرد بهتر شبکه عصبی نسبت به دو روش دیگر در پیش‌بینی رشد اقتصادی ایران بوده است.

نوفرستی و بیات (۱۳۹۴) نیز در مقاله‌ای تحت عنوان پیش‌بینی رشد اقتصادی ایران به کمک الگوی داده‌های ترکیبی با تواتر متفاوت، با استفاده از روشی که توسط گیزلز[20]، سانتاکلارا[21] و والکانو[22] ابداع شده، به پیش‌بینی رشد اقتصادی ایران به صورت فصلی پرداخته‌اند.این روش که «الگوی داده‌های ترکیبی با تواتر متفاوت (میداس)» نام گرفته، امکان می‌دهد تا متغیرهای با تواتر زمانی مختلف، بتوانند درکنار هم در یک معادله رگرسیونی قرار گیرند. مزیت وجود متغیرهای توضیح

[20] Ghysels
[21] Santa- Clara
[22] Valkanov

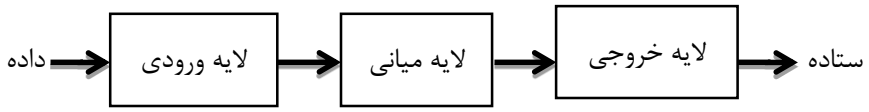
دهنده با تواتر زیاد برای توضیح متغیر وابسته کم تواتر این است که به محض انتشار داده‌های جدیدی برای متغیرهای پرتواتر می‌توان در مقدار پیش‌بینی متغیر کم تواتر تجدید نظر کرد. مقایسه پیش‌بینی‌های ارائه شده توسط الگوی برآورد شده در این مقاله برای رشد تولید ناخالص داخلی با داده‌های واقعی فصل‌هایی که در برآورد اولیه الگو مورد استفاده قرار نگرفته‌اند، حاکی از قدرت پیش‌بینی بسیار دقیق الگو است. این الگو نرخ رشد اقتصادی فصل پاییز سال ۱۳۹۳ را در برآورد اولیه ۱/۸٪ و سپس با اطلاع از کاهش قیمت نفت پس از تجدید نظر معادل ۱/۵٪ پیش‌بینی می‌کند. این نرخ برای فصل زمستان سال مذکور ۲/۲٪ پیش‌بینی شده است و در مجموع پیش‌بینی شده که اقتصاد ایران در سال ۱۳۹۳ از رشدی معادل ۱/۹٪ برخوردار بوده است.

۴- شبکه‌های عصبی مصنوعی

در سالیان اخیر شاهد حرکتی مستمر از تحقیقات صرفاً تئوری به سمت تحقیقات کاربردی بخصوص درزمینه پردازش اطلاعات، برای مسائلی که برای آن‌ها راه‌حلی موجود نیست و یا به‌راحتی قابل‌حل نیستند، بوده‌ایم. با عنایت به این موضوع، علاقه‌ای فزاینده‌ای در توسعه تئوریکی سیستم‌های دینامیکی هوشمند مدل آزاد که مبتنی بر داده‌های تجربی می‌باشند، ایجاد شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز جزء این دسته از سیستم‌های مکانیکی قرار دارند که با پردازش روی داده‌های تجربی، دانش یا قانون نهفته در ورای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند. به همین خاطر به این سیستم‌ها هوشمند گفته می‌شود، زیرا بر اساس محاسبات روی داده‌های عددی یا مثال‌ها ، قوانین کلی را فرا می‌گیرند. ساختار کلی شبکه‌های عصبی مصنوعی به نحوی که در شکل ۲ نشان داده شده، شامل لایه‌های ورودی[۲۳]، لایه میانی[۲۴] و لایه خروجی[۲۵] است (کارتالوپولس[۲۶]، ۱۳۸۲، صص ۸۱-۸۲).

[23] Input Layer
[24] Hidden Layer
[25] Output Layer
[26] Kartalopoulos

شکل ۲: ساختار کلی شبکه‌های عصبی مصنوعی



در این ساختار، نرون[۲۷] کوچک‌ترین واحد پرداز شگر اطلاعات ا ست که ا ساس عملکرد شبکه‌های عصبی را تشکیل می‌دهد. واحد دیگری از مجموعه محاسباتی شبکه‌های عصبی مصنوعی، تابع فعال‌ساز[۲۸] است که بر اساس نیاز خاص حل مسئله انتخاب می شود. در یک تق سیم‌بندی ساختاری، شبکه‌های ع صبی م صنوعی به دو دسته تک لایه و چندلایه، تفکیک می‌شود. در یک شبکه تک لایه به تعداد خروجی‌ها، نرون وجود دارد که همگی در یک لایه و به موازات هم کار می‌کنند. در شبکه‌های عصبی مصنوعی چندلایه، چندین لایه‌ی مخفی بین ورودی و لایه خروجی قرار دارد. تعداد لایه‌های میانی در شبکه‌های چندلایه با توجه به‌صورت مسئله و به انتخاب طراح بستگی دارد. اما باید توجه کرد که با افزایش تعداد لایه‌های شبکه، حجم محا سبات به شدت افزایش یافته و مدت‌زمان آموزش و یادگیری شبکه طولانی‌تر می‌شود. در شبکه‌های عصبی مصنوعی، وظیفه طراح شبکه، انتخاب کارآمدترین روش آموزش برای شبکه طراحی‌شده است. ازجمله الگوریتم‌های یادگیری می‌توان به الگوریتم هیبین[۲۹]، رقابتی[۳۰]، تصحیح خطا[۳۱]، تقویتی[۳۲]، احتمالی و پس انتشار خطا[۳۳] اشاره کرد. (کارتالوپولس ، ۱۳۸۲، صص ۷۸-۷۱).

۵- شبکه‌های عصبی فازی

شبکه‌های عصبی مصنوعی و سیستم‌های فازی با یکدیگر به لحاظ ساختاری متفاوت‌اند، اما با توجه به ضعف‌ها و قوت‌های آن‌ها، این دو سیستم از ماهیتی مکمل نسبت به یکدیگر برخوردارند. بنابراین؛ با ترکیب سیستم‌های فازی و شبکه‌های

[27] neuro
[28] Activation Function
[29] Hebbian
[30] Compatative
[31] Error Correction
[32] Reinforecement
[33] Back Propagation (BP)

عصبی مصنوعی، قابلیت‌های یادگیری شبکه وارد سیستم فازی خواهد شد. ژانگ[۳۴] اولین بار در سال ۱۹۹۳ میلادی الگوی شبکه های عصبی فازی (ANFIS) را معرفی کرد. شـــبکه‌های عصـــبی فازی از ویژگی‌هایی ازجمله قدرت یادگیری، طبقه‌بندی و حســـاس نبودن به حجم نمونه زیاد برخوردارند. در حالی که شـــبکه‌های عصـــبی مصنوعی شدیداً به حجم نمونه حساس‌اند و در صورت کم بودن حجم نمونه عملکرد خوبی نخواهند داشـــت؛ از طرفی، شـــبکه‌های ANFIS که عدم قطعیت و غیرخطی بودن را نیز در مسئله لحاظ می‌کنند، اجازه استخراج قوانین فازی را نیز به داده‌های متعدد و تخصصی می‌دهد و به نحوی مناسب، قوانین پایه و اساسی را می سازد. ساختار نرون فازی، همانند نرون فضای قطعی است، با این تفاوت که همه یا بعضی از اجزا و پارامترهای آن در قالب منطق فازی بیان می‌شـــود. برای تبدیل یک نرون معمولی به نرون فازی، راه‌های مختلفی وجود دارد که اســـتفاده از هرکدام ما را به انواع مختلفی از نرون های فازی می‌رساند. پژوهش‌های اخیر، بیانگر قدرت و توانایی شـــبکه‌های ANFIS در الگوســـازی فرآیندهای متعدد و مختلف اســـت. به‌طورکلی ساختار ANFIS شامل ۵ لایه است.

لایه اول گره‌های ورودی است، هر گره از این لایه مقادیر عضویتی که به هر یک از مجموعه‌های فازی مناسب تعلق دارند، با استفاده از تابع عضویت تولید می‌کند.

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x) \qquad for\ i = 1,2 \qquad (۱)$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(y) \qquad for\ i = 3,4 \qquad (۲)$$

x و y ورودی‌های غیرفازی به گره i و A_i و B_i برچسب‌های زبانی هستند که به ترتیب با توابع عضویت μ_{A_i} و μ_{B_i} مشخص می شوند. لایه دوم گره‌های قاعده نام دارد که هر نرون در این لایه ثابت است. در این لایه عملگر "و" به‌کار برده می‌شود تا خروجی (قوه اشـــتعال) که نمایانگر بخش مقدم آن قانون اســـت، به دســـت آید. قوه اشـــتعال به میزان درجه‌ای که در بخش مقدم یک قانون فازی برآورد شـــده، گفته

[34] Zhang

می‌شـــود و به تابع خروجی آن قانون شـــکل می‌دهد. ازاین‌رو، خروجی‌های O_{2k} این لایه، حاصل‌ضرب درجات مربوط به لایه اول هستند:

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x)\mu_{B_i}(y) \quad i = 1,2 \tag{۳}$$

لایه ســـوم، که به لایه گره‌های متوســـط معروف اســـت وظیفه تعیین نســـبت هر قوه ا شتعال i امین قانون، به مجموع همه قوه ا شتعال قوانین را بر عهده دارد. در نتیجه W به‌عنوان قوه اشتعال استانداردشده به دست می‌آید.

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \tag{۴}$$

لایه چهارم، لایه گره‌های نتیجه است که در این لایه خروجی هر گره برابر است با:

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \tag{۵}$$

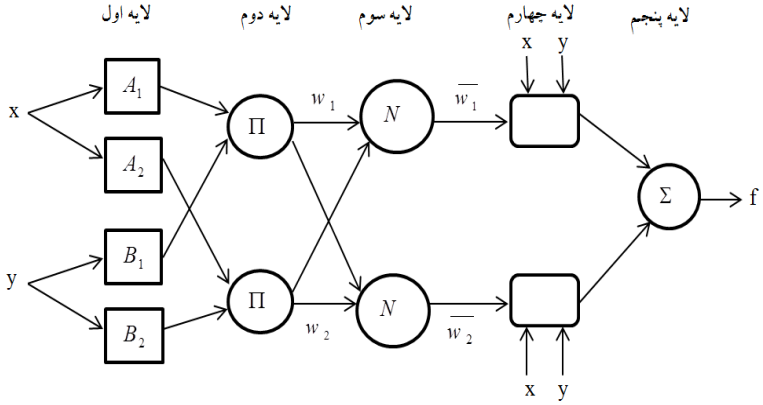
که در آن، $\bar{w}_i$ خروجی i امین گره از لایه قبلی اســـت و $\{p_i, q_i, r_i\}$ ضـــرایب این ترکیب خطی بوده و همچنین مجموعه عامل های بخش تالی مدل فازی تاکاگی سوگنو نیز می‌باشند.

لا یه پنجم، گره های خروجی اســـت. این لا یه، تک گره خروجی کلی را با جمع‌کردن همه ســـیگنال‌های ورودی محاســـبه می‌کند. بنابراین، در این لایه فرآیند غیرفازی سازی، نتایج هر قانون فازی را به خروجی غیرفازی تغییر شکل می‌دهد:

$$O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \tag{۶}$$

نمونه طراحی‌شده از مدل فازی عصبی تطبیقی در شکل۳ نشان داده شده است:

شکل ۳: معماری کلی مدل فازی- عصبی تطبیقی



اساسی‌ترین مفهوم نظریه فازی مفهوم مجموعه‌های فازی بوده و درواقع منطق فازی با مفهوم مجموعه های فازی شـــروع می‌شـــود. مجموعه های کلاســـیک و فازی زیرمجموعه‌هایی از یک مجموعه مرجع[۳۵] می‌باشـــند. در مجموعه‌های کلاســـیک هر عنصـــر از مجموعه مرجع X یا به مجموعه A تعلق دارد یا اینکه عضـــو این مجموعه نیست. به‌عبارت‌دیگر عضویت یک عنصر به مجموعه A می‌تواند به‌صورت یک گزاره درست یا نادرست باشد که مقادیر یک و صفر به ترتیب به گزاره‌های مذکور تخصیص داده می‌شـــود. یکی از روش‌های تعریف مجموعه A در این حالت، روش عضـــویت[۳۶] می‌باشـــد. طبق این روش، اگر درجه عضـــویت[۳۷] عنصـــر x به مجموعه A با تابع عضویت[۳۸] $\mu_A(x)$ نشان داده شود، خواهیم داشت:

$$\mu_A(x)=\begin{cases}1 & x\in A\\ 0 & x\notin A\end{cases} \qquad (۷)$$

به طورکلی گام‌های یک سامانه استنتاج فازی را می‌توان به‌صورت زیر بیان کرد:

۱- تعیین یک سامانه قاعده بنیاد فازی بر اساس داده‌های مشاهده‌ای

۲- فازی سازی بخش مقدم و تالی با استفاده از توابع عضویت فازی

---

[35] Universal Set

[36] Membership

[37] Membership Degree

[38] Membership Function

۳- ترکیب قسمت‌های مختلف بخش مقدم هر یک از قواعد و بدنبال آن تعیین شدت و میزان تأثیر قاعده مزبور در خروجی نهایی سامانه.
۴- ترکیب بخش تالی قواعد، به دست آوردن خروجی نهایی سامانه در قالب یک مجموعه فازی
۵- تبدیل خروجی نهایی سامانه به یک عدد کلاسیک با استفاده از روش غیرفازی سازی

۶- مدل‌سازی

داده‌های این پژوهش از اطلاعات سری زمانی حساب‌های ملی فصلی موجود درسایت مرکز آمار ایران استخراج شده است. از داده‌های فصلی سال‌های ۱۳۸۵ الی پائیز ۱۳۹۵ برای آموزش، تست و اعتبار سنجی استفاده گردیده است. البته، به منظور جلوگیری از اشباع شبکه و گرفتار نشدن شبکه فازی - عصبی در نقاط اکسترمم محلی، قبل از آموزش با استفاده از الگوریتم‌های نرمال‌سازی داده‌ها به بازه‌های [۰/۱] یا [۱/۱-] تصویر می‌شوند. در این پژوهش از رابطه‌ی زیر برای نرمال‌سازی استفاده شده است:

$$X_{norm} = \frac{X_{actual} - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \qquad (۸)$$

در رابطه فوق، X_{norm} نشانگر مقدار نرمال شده داده، X_{actual} مقدار واقعی داده، $X_{\min}$ مقدار حداقل داده و $X_{\max}$ مقدار حداکثر داده است. با توجه به حجم داده‌های در دسترس که در این پژوهش از آن استفاده شده و افزایش خطای احتمالی ناشی از تعداد کم نمونه ممکن است نتایج حاصل از پیش‌بینی توسط مدل‌های قطعی (که به حجم نمونه حساس‌اند)، اریب داشته و از مقادیر واقعی فاصله بگیرد. برای جلوگیری از این مشکل در این مطالعه به‌منظور پیش‌بینی تولید ناخالص داخلی بدون نفت و ارزش افزوده بخش های اقتصادی، از روش ترکیبی فازی عصبی استفاده شده است. ساختارهای مختلفی برای پیاده‌سازی یک سیستم فازی توسط شبکه‌های عصبی پیشنهاد شده است که یکی از پرقدرت‌ترین آن‌ها، ساختار موسوم به سیستم فازی تطبیق‌پذیر مبتنی بر شبکه‌های عصبی می‌باشد. با توجه به ماهیت اطلاعات مربوط به ارزش افزوده در هر بخش و همچنین این موضوع که شبکه‌های عصبی فازی در یک محدوده‌ی مشخصی از داده‌ها عملکرد مناسبی دارند؛ ابتدا به

پایا سازی اطلاعات موجود پرداخته و سپس با نرمال سازی مقادیر پایا شده، داده‌ها به‌صورت کاملا تصادفی و در یک بازه مشخص قرار می‌گیرند. به منظور آزمون پایایی متغیرها، روش‌های مختلفی معرفی شـــده‌اند که در این پژوهش از روش دیکی- فولر تعمیم‌یافته (ADF) اســـتفاده‌شـــده اســـت. نتایج این آزمون به تفکیک هر یک از بخش‌های اقتصادی در جدول ۱ درج شده است.

جدول ۱: نتایج آزمون دیکی-فولر برای مانایی متغیرهای ورودی و خروجی

بخش	مرتبه تفاضل گیری	آماره آزمون	P-value	مقدار بحرانی ($\alpha = 0.05$)
صنعت	سطح	-۲/۱۵	۰/۲۲۷	-۲/۹۵
	تفاضل اول	-۲/۱۳	۰/۲۳۴	
	تفاضل دوم	-۱۱/۶۸	۰/۰۰۰	
کشاورزی	سطح	۰/۲۷۵	۰/۹۷۳	-۲/۹۵
	تفاضل اول	-۳/۰۳	۰/۰۴۲	
	تفاضل دوم	-۳/۴۶	۰/۰۱	
خدمات	سطح	-۱/۶۹	۰/۴۲۷	-۲/۹۵
	تفاضل اول	-۲/۵۹	۰/۱۰۴	
	تفاضل دوم	-۱۵/۳۳	۰/۰۰۰	

مأخذ: محاسبات تحقیق

همان‌طورکه درجدول۱ مشاهده می‌شود، با توجه به اینکه مقدار آماره آزمون تفاضل دوم از مقدار بحرانی کمتراســت،داده‌های مربوط به ارزش افزوده بخش صــنعت با دو بار تفاضــل‌گیری پایا می‌شــوند، بنابراین فرض پایا نبودن داده‌های مربوطه درســطح ۰/۰۵ رد شــده و مقادیر این داده‌ها با دوبار تفاضــل‌گیری پایا می‌شــود؛ همچنین با همین اســـتدلال در بخش کشـــاورزی داده‌ها با یک‌بار تفاضـــل‌گیری و مقادیر ارزش‌افزوده بخش خدمات نیز با دو بار تفاضل‌گیری پایا می‌شوند.

۷- طراحی شبکه عصبی فازی

برای این منظور ابتدا داده‌ها در دو بخش داده‌های آموزش و تســت از هم جدا و وارد مدل فازی- عصبی شده‌اند. برای آموزش هر شبکه رویه‌ای خاص وجود دارد. معمولاً برای آموزش یک شــبکه فازی- عصــبی از دو الگوریتم یادگیری پس انتشــار خطا و روش هیبرید ا ستفاده می شود که در این پژوهش به دلیل ماهیت داده‌ها یک شبکه عصبی- فازی بر اساس الگوریتم آموزش هیبرید طراحی‌شده است. از داده‌های مربوط

به دوره بهار ۱۳۸۵ تا زمستان ۱۳۹۴ برای تعلیم شبکه‌ها و از داده‌های مربوط به نه‌ماهه نخست ۱۳۹۵ برای تست و مقایسه‌ی شبکه‌های مختلف ANFIS استفاده شده است. همان‌طور که قبلا گفته شد برای متغیرهای ورودی یا همان رگرسورهای مدل از توابع عضویت مختلفی شامل تابع گوسین، ذوزنقه و مثلثی در لایه میانی و تابع ثابت در لایه خروجی استفاده شده، تعداد تکرارهای بهینه این مدل ۵۰۰ و مقدار خطای نهایی که برای این شبکه در نظر گرفته شده، مقدار صفر است؛ همچنین وقفه‌های استفاده شده با استفاده از نمودار همبستگی نمودارداده‌ها و روش سعی و خطا بدست آمده است. به‌منظور ارزیابی دقت مدل در پیش‌بینی، از معیار ضریب تعیین و معیارهای خطای زیر استفاده‌شده است:

$$R^2 = \left(\frac{\sum_{i=1}^{n} \left(Q_i^p - \overline{Q^o} \right) \left(Q_i^s - \overline{Q^s} \right)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} \left(Q_i^p - \overline{Q^o} \right)^2 \sum_{i=1}^{n} \left(Q_i^s - \overline{Q^s} \right)^2}} \right)^2 \qquad (۹)$$

$$RMSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \left(Q_i^p - Q_i^s \right)^2 \qquad (۱۰)$$

$$MAFE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \left| Q_i^p - Q_i^s \right| \qquad (۱۱)$$

$$MPFE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \left| \frac{Q_i^p - Q_i^s}{Q_i^p} \right| \qquad (۱۲)$$

در روابط فوق، n تعداد داده ها، Q_i^p ارزش تولید ناخالص داخلی در لحظه i، Q_i^s خروجی شبکه عصبی فازی (مقدار تخمینی تولید ناخالص داخلی) در لحظه i، R^2 ضریب تعیین، MPFE میانگین درصد خطای پیش‌بینی، MAFE میانگین قدر مطلق خطای پیش‌بینی و RMSE مجذور میانگین مربعات خطای پیش‌بینی می‌باشند. نتایج تخمین هر یک مدل‌ها در جدول ۲ الی ۴ نشان داده شده است:

جدول ۲: مقایسه مقادیر معیارهای سنجش خطای مدل‌های ANFIS دربخش صنعت

IMF[۳۹]	تعداد	OMF[۴۰]	داده‌های آموزش				داده‌های تست و اعتبارسنجی			
			RMSE	MPFE	MAFE	R-Sq	RMSE	MPFE	MAFE	R-Sq
گوسین	۲	اسکالر	۱۱۷۸/۲۵	۰/۰۱۷	۸۲۸/۵۲	۰/۹۲	۲۳۷۱/۹۰	۰/۰۴۴	۲۱۶۲/۷۸	۰/۹۵
مثلثی	۳	اسکالر	۴/۳۵	۰/۰۰۰	۳/۰۵	۰/۹۹	۱۸۳۲/۲۲	۰/۰۲۹	۱۴۳۴/۱۸	۰/۹۵
ذوزنقه	۲	اسکالر	۱۰۱۱/۸۹	۰/۰۱۴	۶۸۴/۶۶	۰/۹۴	۹۶۲/۱۷	۰/۰۲۲	۹۰۱/۳۸	۰/۹۹

مأخذ: محاسبات تحقیق

جدول ۳: مقایسه مقادیر معیارهای سنجش خطای مدل‌های ANFIS دربخش کشاورزی

IMF	تعداد	OMF	داده‌های آموزش				داده‌های تست و اعتبارسنجی			
			RMSE	MPFE	MAFE	R-Sq	RMSE	MPFE	MAFE	R-Sq
گوسین	۳	اسکالر	۱/۷۱	۰/۰۰۰	۱/۱۳	۰/۹۹	۸۱۳/۵۹	۰/۰۳۲	۷۶۲/۲۳	۰/۹۸
مثلثی	۳	اسکالر	۱/۲۲	۰/۰۰۰	۰/۸۷	۰/۹۹	۷۳۷/۵۹	۰/۰۲۸	۶۸۵/۲۸	۰/۹۸
ذوزنقه	۳	خطی	۱۰۷/۴۰	۰/۰۰۲	۴۴/۵۱	۰/۹۹	۸۳۴/۸۷	۰/۰۲۱	۷۳۷/۲۶	۰/۹۷

مأخذ: محاسبات تحقیق

جدول ۴: مقایسه مقادیر معیارهای سنجش خطای مدل‌های ANFIS در بخش خدمات

IMF	تعداد	OMF	داده‌های آموزش				داده‌های تست و اعتبارسنجی			
			RMSE	MPFE	MAFE	R-Sq	RMSE	MPFE	MAFE	R-Sq
گوسین	۲	اسکالر	۱۴۰۲/۷	۰/۰۱۲	۱۰۵۹/۸۶	۰/۹۲	۱۳۸۸/۷۰	۰/۰۱۱	۱۰۴۱/۹	۰/۹۹
مثلثی	۳	اسکالر	۰/۱۳۴	۰/۰۰۰	۰/۱۰۴	۰/۹۹	۱۳۹۵/۵۶	۰/۰۱۵	۱۳۷۴/۳	۰/۹۰
ذوزنقه	۲	خطی	۱۳۵۱/۱	۰/۰۱۲	۱۰۰۸/۳۵	۰/۹۳	۶۱۹/۲۰	۰/۰۰۵	۴۶۷/۲۵	۰/۹۶

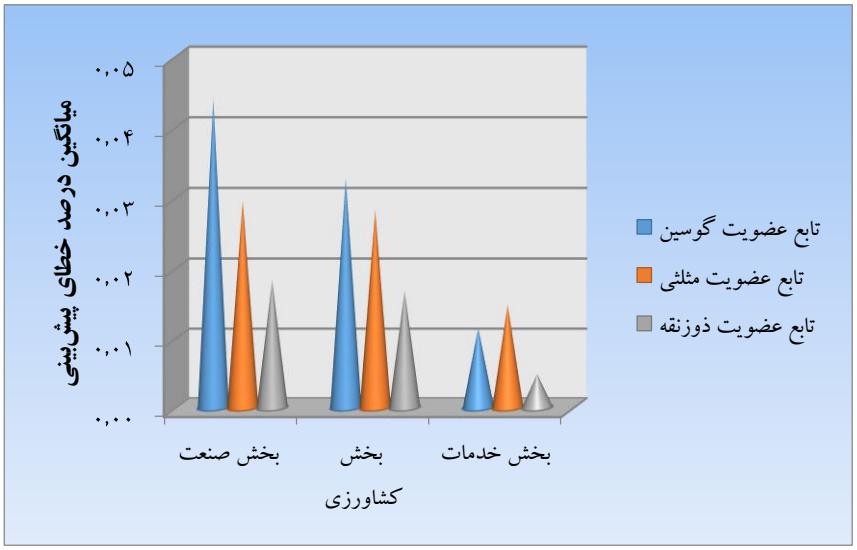
مأخذ: محاسبات تحقیق

با توجه به نتایج بدســـت آمده در جداول فوق، می توان نتایج مربوط به مقایســـه مدل‌های منتخب و انتخاب مدل بهینه را در قالب شکل ۴ خلاصه کرد:

[39] Input Membership Function

[40] Output Membership Function

شکل ۴: عملکرد تابع خطا در سه بخش صنعت، کشاورزی و خدمات



مأخذ: محاسبات تحقیق

همان‌طورکه در شکل۴ مشخص است و با اولویت قرار دادن قدرت مدل‌ها در پیش‌بینی داده‌های اعتبارسنجی، در بخش صنعت مدل ANFIS با تابع عضویت ذوزنقه‌ای در لایه ورودی و تابع ثابت در لایه خروجی با تعداد تابع عضویت۲ به‌عنوان مدل بهینه انتخاب می‌شود؛ همچنین بخش خدمات نیز با توجه به معیار خطای به‌دست‌آمده از تابع عضویت ذوزنقه‌ای با عملگر خطی در لایه خروجی برای پیش‌بینی مقادیر آتی بهره می‌برد و در بخش کشاورزی نیز مدل ANFIS با تابع عضویت ذوزنقه در لایه ورودی و عملگر خطی در لایه خروجی به‌عنوان مدل بهینه انتخاب می‌گردد.

۸- نتایج پیش‌بینی

در این مقاله، با انتخاب مدل‌های بهینه به شرحی که گفته شد و استفاده از آنان برای ۹دوره روبه‌جلو ارزش افزوده مربوط به هر یک از بخش‌های اقتصادی، پیش‌بینی و در نهایت نیز تولید ناخالص داخلی کشور بدون احتساب نفت تا پایان سال ۱۳۹۷پیش بینی شده است. نتایج حاصل نیزدر جدول ۵ نشان داده شده است.

جدول ۵: مقادیر پیش‌بینی‌شده رشد اقتصادی به تفکیک هر بخش

تولید ناخالص داخلی	بخش خدمات	بخش کشاورزی	بخش صنعت	سال
۰/۰۶	۰/۰۴۲۹۰۰۹	۰/۰۵۱۹۰۴۷	۰/۰۸۴۰۷۷۰	۱۳۹۵
۰/۰۲	-۰/۰۳۰۹۵۶۵	۰/۰۵۶۵۱۱۲	۰/۰۲۶۰۱۷۴	۱۳۹۶
۰/۰۳۵	۰/۰۴۶۱۹۹۹	۰/۰۴۶۹۲۰۷	۰/۰۱۱۹۳۴۷	۱۳۹۷

مأخذ: محاسبات تحقیق

همانطور که در جدول ۵ مشاهده می‌شود، رشد تولید ناخالص داخلی بدون نفت، که برآورد شده در سال ۱۳۹۵ برابر با ۶ در صد بوده با شد، پیش بینی می شود که در سال‌های ۱۳۹۶ و ۱۳۹۷به ترتیب به ۲ و ۳/۵ در صد بر سد که در مقایسه با رشد سال ۱۳۹۵به مراتب رشد پایین تری را نشان می دهند. افزایش درآمدهای نفتی و آثار ناشی از اجرای برجام و رونق نسبی بخش صنعت را می توان از عوامل مهم افزایش نرخ رشد اقتصادی در سال ۱۳۹۵ دانست، این در حالی است که در سال‌های ۱۳۹۶ و ۱۳۹۷ به دلیل شرایط نامناسب اقتصادی همچون التهاب در بازار ارز و افزایش نرخ ارز، برگشت شرایط رکودی به اقتصاد بویژه در بخش‌های تولیدی و ساختمان، مسئله تحریم‌های اقتصادی، محدود شدن ظرفیت‌های مازاد در برخی صنایع نظیر صنایع پتروشیمی و همچنین کاهش در سمت تقاضا به علت افت قدرت خرید مردم، انتظار می‌رود که اقتصاد کشور مجددا با کاهش قابل توجه‌ای در نرخ رشد اقتصادی روبرو باشد. در بررسی رشد بخش‌های اقتصادی نیز می‌توان به این نتیجه رسید که برخلاف بخش کشاورزی که رشد آن در دوره زمانی مورد پیش بینی از نوسانات کمتری برخوردار است، رشد بخش‌های صنعت و خدمات نوسانات بیشتری را دارند و نوسانات رشد اقتصادی بدون نفت کشور نیز تا حدزیادی تحت تاثیر نوسانات رشد در این دو بخش اقتصادی است.

محاسبات دیگری که در این پژوهش انجام شده، پیش بینی ارزش افزوده فصلی و تغییرات آن به تفکیک هر یک از بخش‌ها اقتصادی برای ۹ فصل رو به جلو یعنی از زمستان سال ۱۳۹۵ الی زمستان سال ۱۳۹۷ می‌باشد که نتایج مربوطه در جدول۶ نشان داده شده است.

جدول ۶: پیش‌بینی ارزش افزوده بخش‌های اقتصادی و رشد آن به تفکیک فصول

دوره:	مقادیر ارزش افزوده (میلیاردریال)			رشد ارزش افزوده		
فصل / سال	بخش صنعت	بخش کشاورزی	بخش خدمات	بخش صنعت	بخش کشاورزی	بخش خدمات
زمستان ۹۵	۴۷۳۰۳/۹	۱۴۹۰۸/۱	۸۷۵۵۹/۲	۰/۰۲۱۶۲۷۹	۰/۰۲۸۸۹۶۸	۰/۰۰۷۶۵۳۴
بهار ۹۶	۵۰۵۵۴/۱	۱۷۱۱۹/۶	۸۵۵۳۱/۳	۰/۰۶۴۳۶۱۸	۰/۰۷۸۷۹۴۰	۰/۰۴۰۶۳۵۳
تابستان ۹۶	۵۲۷۸۸/۵	۲۹۴۰۰/۹	۹۱۸۰۰/۸	۰/۰۲۳۸۶۶۵	۰/۰۵۲۳۹۱۵	-۰/۰۴۸۱۰۰۷
پائیز ۹۶	۵۱۵۴۴٫۹	۲۷۶۶۷/۷	۹۱۵۵۴/۵	۰/۰۱۲۳۱۶۴	۰/۰۶۰۲۳۶۰	۰/۰۳۳۰۵۱۱
زمستان ۹۶	۴۷۵۲۱/۹	۱۵۴۱۴/۹	۸۷۵۶۳/۳	۰/۰۰۴۶۲۸۵	۰/۰۳۳۹۹۲۰	۰/۰۰۰۰۴۶۶
بهار ۹۷	۴۹۸۲۱/۹	۱۷۶۹۴/۸	۸۹۳۰۷/۲	۰/۰۱۴۴۸۳۱	۰/۰۳۳۵۹۴۶	۰/۰۴۴۱۴۷۰
تابستان ۹۷	۵۳۲۶۲/۷	۳۱۵۴۹/۰	۹۵۲۲۶/۸	۰/۰۰۸۹۸۳۱	۰/۰۷۳۰۶۲۳	۰/۰۳۷۳۲۰۳
پائیز ۹۷	۵۲۸۸۷/۵	۲۸۷۹۷/۰	۹۴۰۱۹/۰	۰/۰۲۶۰۴۸۵	۰/۰۴۰۸۱۵۱	۰/۰۲۶۹۱۸۱
زمستان ۹۷	۴۸۸۵۲/۹	۱۵۷۶۶/۶	۹۴۳۶۴/۸	۰/۰۲۸۰۰۸۱	۰/۰۲۲۸۱۹۱	۰/۰۷۷۶۷۵۳

مأخذ: محاسبات تحقیق

با توجه به ارقام مندرج در جدول ۶ می‌توان گفت که در فصـــول مورد پیش‌بینی، بخش خدمات بیشترین مقدار ارزش افزوده را در مقایسه با بخش صنعت و کشاورزی دارد، به عبارت دیگر پیش‌بینی می‌شود که این بخش همچون گذشته بیشترین سهم را در تولید ناخالص داخلی بدون نفت را در دوره مورد برر سی دا شته با شد، کاهش ســـرمایه‌گذاری و رکود قابل توجه در بخش‌های تولیدی بویژه بخش صـــنعت در سال‌های اخیر و پیش‌بینی تداوم آن در سال‌های آتی و گسترش فعالیت‌های تجاری، از جمله دلایل ا صلی افزایش سهم بخش خدمات ا ست. همچنین ایجاد و گ سترش فعالیت‌های نوین نظیر اســـتارت آپ ها در حوزه بخش خدمات، ســـهم این بخش در فعالیت‌های اقتصادی را بالا برده است و لذا پیش‌بینی می‌شود در سال‌های آتی نیز با توجه به روند موجود، ســـهم بخش خدمات نســـبت به دو بخش دیگر، همچنان بالاتر باشد. به هر حال، نوسانات فصلی ارزش افزوده بخش خدمات در مقایسه با دو بخش دیگر بیشـــتر خواهد بود. پیش بینی می‌شـــود که ارزش افزوده بخش کشـــاورزی در مقایسه با دو بخش خدمات و صنعت کمتر باشد، اما نوسانات فصلی آن نسبت به دو بخش دیگر کمتر و روند زمانی تغییرات آن از یکنواختی بیشـــتری برخوردار خواهد بود.

۹- جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

در ادبیات اقتصادی تولید ناخالص داخلی و تغییرات آن (رشد اقتصادی) و پیش‌بینی روند آن، نقش مهمی در برنامه‌ریزی‌های اقتصادی دارد و لذا پیش بینی مقدار آن در

بین برنامه‌ریزان و سیاست‌گذاران از اولویت بالایی برخوردار می‌باشد. یکی از مراحل مهم در این پیش‌بینی، الگوسازی صحیح رفتار سری‌های مربوط به این متغیر اقتصادی است. الگوی روش عصبی- فازی تطبیقی ازجمله مدل‌هایی است که می‌تواند برای مدل‌سازی رفتار متغیرهایی نظیر تولید ناخالص داخلی که عدم قطعیت در آن‌ها زیاد است، به کار گرفته شود. این مدل می‌تواند برای بررسی الگوسازی متغیرهایی که رفتار آن‌ها در فصول مختلف متفاوت است، به کار گرفته شود. تولید ناخالص داخلی به دلیل تأثیراتی که از تغییرات بخش‌های مختلف اقتصادی همچون بخش‌های کشاورزی، صنعت و خدمات می‌گیرد، در دوره‌های زمانی گوناگون رفتار بسیار متفاوتی دارد. در این پژوهش، با توجه به اهمیت رشد اقتصادی بدون نفت در اقتصاد ایران که شرایط اقتصاد کشور را بدون اتکاء به نفت نشان می‌دهد، به پیش‌بینی تولید ناخالص داخلی بدون نفت و تغییرات آن به تفکیک بخش‌های اصلی در اقتصاد ایران پرداخته شده است. برای این پیش‌بینی نیز از روش عصبی- فازی تطبیقی استفاده شده است. مدل‌سازی به‌منظور برآورد و پیش‌بینی ارزش افزوده برای سه بخش صنعت، کشاورزی و خدمات به‌صورت جداگانه انجام و نهایتاً مدل‌های بهینه با استفاده از معیارهای سنجش خطای اندازه‌گیری انتخاب شده‌اند. نتایج حاصل از داده‌های تست نیز حاکی از دقت بالای روش عصبی- فازی تطبیقی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی در بخش‌های مختلف اقتصادی است و در نهایت برای ۹ دوره‌ی روبه‌جلو، ارزش افزوده هر یک از بخش‌های اقتصادی و رشد مربوط به آنان، پیش‌بینی و بر اساس این نتایج، رشد اقتصادی بدون نفت، به تفکیک هر یک از بخش‌های صنعت، کشاورزی و خدمات برای سال‌های ۱۳۹۵ الی ۱۳۹۷ پیش‌بینی شده است. نتایج بدست آمده، نشان می‌دهد که رشد اقتصادی ایران بدون احتساب بخش نفت در سال ۱۳۹۵ برابر ۶ درصد بوده است، از جمله دلایل بالا بودن این رشد در سال مذکور را می‌توان در عواملی نظیر افزایش درآمدهای نفتی، اجرای برجام و حذف تحریم‌های مربوط به آن، دانست که باعث رونق نسبی در اقتصاد کشور نسبت به قبل شده است. اما براساس نتایج بدست آمده، پیش بینی می شود که این رشد در سال‌های ۱۳۹۶ و ۱۳۹۷ به‌مراتب کمتر از سال ۱۳۹۵ باشد و به ترتیب برابر با ۲ درصد و ۳/۵ درصد باشد. کاهش قابل توجه رشد اقتصادی در سال‌های یاد شده ناشی از عواملی همچون بازگشت شرایط رکودی به اقتصاد که

ناشـــی از عواملی نظیر التهاب در بازار ارز، شـــدت یافتن مجدد تحریم‌ها و کاهش سرمایه‌گذاری و کمبود نقدینگی در بخش‌های مولد، است.

در رابطه با رشـد هر یک از بخش های اقتصـادی نیز نتایج بدسـت آمده نشـان می‌دهد که بخش صنعت در سال ۱۳۹۵ به دلیل رونق نسبی این بخش نسبت به قبل (به دلایل ذکر شده در فوق)، از رشد بالایی (حدود ۸/۴ در صد) برخوردار بوده باشد. رشد بخش‌های کشاورزی و خدمات در سال مذکور نیز به ترتیب حدود ۵/۲ و ۴/۳ درصد، پیش‌بینی شده است.

به هر حال، در سـال‌های ۱۳۹۶ و ۱۳۹۷ به دلیل بازگشـت شـرایط رکودی به اقتصاد، پیش بینی می شود که رشد بخش‌های اقتصادی بویژه بخش صنعت نیز با کاهش و نوسان قابل توجه‌ای مواجه باشند(به استثنای رشد بخش کشاورزی که در سال‌های مذکور تغییرات قابل توجه ای نداشته). براساس پیش بینی صورت گرفته رشـد بخش‌های صـنعت، کشـاورزی و خدمات در سـال ۱۳۹۶ به ترتیب حدود ۲/۶، ۵/۶ و منفی ۳ در صد می باشد. پیش‌بینی می شود که این ارقام در سال ۱۳۹۷ به ترتیب به حدود ۱/۱ ، ۴/۷ و ۴/۶ برسد.

در مجموع، ارقام پیش‌بینی شـده، نشـان می‌دهد که رشـد اقتصـادی در ایران همانند روندی که در گذشته داشته، از شرایط باثبات و پایداری، برخوردار نمی‌باشد.

فهرست منابع

- صادقی، حسین و مهدی ذوالفقاری. (۱۳۹۰). «مبانی مدل‌های پیش‌بینی در علوم اقتصادی»، چاپ اول، انتشارات نور علم، تهران.
- صالحی سربیژن، مرتضی. (۱۳۹۵). «مدل سازی و پیش بینی رشد اقتصادی ایران با استفاده از مدل های ARIMA ، مارکف سوئیچینگ و ANFIS»، *فصلنامه پژوهش‌های رشد و توسعه اقتصادی*، سال ششم، شماره‌ی ۲۴. صص۵۵-۶۸.
- عباسی نژاد، حسین و احمد محمدی. (۱۳۸۶). «پیش‌بینی نرخ ارز با استفاده از شبکه‌های عصبی و تبدیل موجک»، *مجله نامه مفید*، سال سیزدهم، شماره‌ی ۶۰. صص ۱۹-۴۲.
- گجراتی، دامودار. (۱۳۸۶). مبانی اقتصادسنجی، حمید ابریشمی، تهران، انتشارات دانشگاه تهران.
- مرکز آمار ایران، نشریات حساب‌های ملی– فصلی، پایگاه اطلاعات داده‌ها.
- منهاج، محمدباقر. (۱۳۷۹). «مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی»، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر.
- نوروشیس، ماریای. (۲۰۱۴). «شبکه‌های عصبی در SPSS»، امیررضا فتحی پور جلیلیان و مازیار نجبا، تهران، *انتشارات کیان رایانه سبز*.
- نوفرستی،محمد و محبوبه بیات. (۱۳۹۴).«پیش‌بینی رشد اقتصادی ایران به کمک الگوی داده‌های ترکیبی با تواتر متفاوت»، *فصلنامه اقتصاد و الگوسازی*، دوره‌ی ۴، شماره‌ی ۱۴-۱۵. صص۱-۲۳.
- هیماس، سائول. (۲۰۰۹). «پیش‌بینی و مدل‌های اقتصادسنجی»، محمد صادق الحسینی و محسن رنجبر، تهران، *انتشارات دنیای اقتصاد*.

- Bates, D.M. & D.G. Watts. (2007). Nonlinear Regression Analysis and Its Applications, second edition, Wiley publications.
- Costanzo, S., L. Trigo, L. Jimenez & J. Gonzalez. (2007). A Neural Network Model of the Venzuelan Economy, Audio, Transactions of the IRE Professional Group on.
- Diebold, F.X. (2009). Elements of forecasting, international Thomson publishing.

- Dokić, A. & J. Srđan. (2017). Evaluation of agriculture and industry effect on economic health by ANFIS approach, Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, Elsevier, vol.479(C), pp: 396-399.
- Gan, W.B. & F.C. Wong. (1993). A Bayesian Vector-autoregression Model for Forecasting Quarterly GDP, The Singapore Experience, Singapore Economic Review, vol.38(2), pp:15-34.
- Gao, Zh., J. Yang & Sh.Tan. (2013). Forecasting Chinese GDP with Mixed Frequency Data Set:A Generalized Lasso Granger Method, Advances in Swarm Intelligence Lecture Notes in Computer Science Vol. (7929), pp: 163-172.
- Gu, P., X. Wang & Y. Chen. (2012). Research on GDP forecast and its relationship with energy consumption., Advances in Applied Economics and Finance, Vol. 4. No.1.
-Jang, J.-S.R. (1993). ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol.23 (3), pp: 665-685
- Kock, A.B., T. Teräsvirta.(2011). Forecasting Macroeconomic Variables using Neural Network Models and Three Automated Model Selection Techniques, CREATES Research Paper, pp: 2011-27.
- Mladenović, I., M. Milovančević, & S. Sokolov-Mladenović. (2017). Analyzing of innovations influence on economic growth by fuzzy system, Quality & Quantity:International Journal of Methodology, Springer, vol.51(3), pp:1297-1304
-Mirbagheri, M. (2010). Fuzzy-Logic and Neural Network Fuzzy Forecosting ofIran GDP Growth. African Journal of Business Management, vol.4(6), pp: 925-929.
- Olson, D. & C. Mossman. (2003). Neural Networks of Canadian Stock Returns Using Accounting Ratios. International Journal of Forecasting, vol.19(3), pp: 453-465.
- Ramsey, J. B. & C. Lampart. (1998).The Decomposition of Economic Relationships by Time Scale Using Wavelets: Money and Income, Macroeconomic Dynamics, vol.2(1), pp:49-71.
- Stock, James H. & Mark W. Watson. (2006). A Comparison of Linear and Nonlinear Univariate Models for Forecasting Macroeconomic Time Series, June NBER Working Paper 6607.
- Stokton, D.J., & J.E. Glassman.(1987). An Evaluation of the Forecast Performance of Alternative Models of Inflation. The Review of Economics and Statistics, vol.69(1), pp: 108-17.
- Zhang, G.P. & M. Qi. (2005). Neural Network Forecasting for Seasonal and Trend Time Series, European Journal of Operational Research, vol.160(2), pp: 501-514.