فصلنامه اقتصاد مقداری (بررسی‌های اقتصادی سابق)، دوره ۶، شماره ۱، بهار ۱۳۸۸، صفحات ۱۶۷- ۱۴۵

پیش‌بینی نرخ تورم در اقتصاد ایران با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی پویا (دیدگاه سری زمانی)

دکتر منصور زراء نژاد و شهرام حمید*

تاریخ وصول: ۱۳۸۸/۱/۲۰ تاریخ پذیرش: ۱۳۸۸/۳/۱۹

چکیده:

پیش‌بینی روند تورم برای تنظیم سیاست اقتصادی از اهمیت به سزایی برخوردار است. این نیاز موجب توجه جدی به کاربرد مدل‌های مختلف برای پیش‌بینی نرخ تورم شده است؛ و بدین منظور مدل‌های پیش‌بینی گوناگونی در رقابت با یکدیگر توسعه یافته‌اند. در این مقاله شبکه‌های عصبی مصنوعی پویا برای پیش‌بینی نرخ تورم به صورت شبکه‌های چند لایه و با استفاده از داده‌های متغیرهای مورد نیاز طی دوره‌ی ۸۶-۱۳۳۸ و بر اساس دیدگاه تورم سری زمانی به کمک الگوریتم‌های مختلفی از روش آموزش پس‌انتشار خطا طراحی شده‌اند. ارزیابی شبکه‌های طراحی شده برای تعیین بهترین شبکه، بر مبنای مقدار خطای پیش‌بینی انجام گردیده است. یافته‌های تحقیق نشان داد که بهترین شبکه‌ها، شبکه‌هایی هستند که با الگوریتم یادگیری لونبرگ- مارکوارت آموزش داده شوند؛ توابع فعال ساز لایه میانی آنها غیر خطی و توابع فعال ساز لایه‌ی خروجی آنها خطی باشد و تعداد نرون‌های هر لایه آنها به صورت بهینه انتخاب شود. با توجه به این شبکه، نرخ تورم در دوره‌ی ۹۱-۱۳۸۷ از ۲۱/۹۹ تا ۱۰/۵۹ درصد پیش‌بینی می‌شود.

طبقه بندی JEL: **C53 ،E37**

واژه‌های کلیدی: *نرخ تورم، شبکه‌های عصبی مصنوعی پویا، پیش‌بینی نظریه‌ی اقتصاد منطقه‌ای*

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

* به ترتیب، استاد و کارشناس ارشد علوم اقتصادی دانشگاه شهید چمران اهواز (zarram@gmail.com)

۱- مقدمه

کارآیی نهایی هر تصمیم، به طبیعت یک دنباله از حوادث بستگی دارد که در پی آن تصمیم رخ می‌دهد. اگر بتوان جنبه‌های غیرقابل کنترل این حوادث را قبل از تصمیم‌گیری حدس زد، امکان تصمیم‌گیری بهتری به وجود می‌آید (مونتگمری و دیگران، ۱۳۷۵، ص ۱). بنابراین، چون حوادث آینده در فرآیند تصمیم گیری نقش عمده‌ای را ایفا می‌کند، پیش‌بینی حوادث حائز اهمیت است و هر تصمیم‌گیری آگاهانه نیاز به پیش‌بینی دارد.

در یک تعریف کلی، گمانه زنی در مورد شرایط و حوادث آینده را پیش‌بینی[۱] و چگونگی انجام این عمل را پیش‌بینی کردن[۲] می‌نامند. در تجزیه و تحلیل‌های کمی علمی، غالباً پیش‌بینی به صورت استفاده از اطلاعات حال و گذشته در قالب الگوی یک معادله‌ای، الگوی چند معادله‌ای، الگوی سری‌های زمانی یا دیگر الگوها و به کار بردن الگوی مورد نظر برای دوره‌های بعدی است. از این رو، می‌توان گفت که پیش‌بینی عبارت از برآورد احتمالی وقایع آینده بر اساس اطلاعات حال و گذشته است (پیندیک و روبینفیلد، ۱۳۷۰، ص ۲۹۱).

به طور کلی، روش‌های پیش‌بینی به دو گروه اصلی روش‌های کمی و روش‌های کیفی تقسیم می‌شوند. برای پیش‌بینی وقایع آینده با روش کیفی، به طور کلی از نظرات و عقاید متخصصین استفاده می‌شود. معمولاً وقتی که داده‌های زمانی مربوط به گذشته به اندازه کافی در دسترس نباشد، از روش‌های پیش‌بینی کیفی استفاده می‌شود. روش‌های کیفی پیش‌بینی را می‌توان بر یک مبنای ذهنی با به کار بردن قضاوت، درک مستقیم و اطلاعات مناسب انجام داد. روش دلفی،[۳] روش مقایسه‌ی فنی مستقل زمانی،[۴] روش برآورد ذهنی،[۵] روش تقابلی[۶] و روش تحقیق شکل شناسی[۷] از روش‌های کیفی پیش‌بینی است (شیوا، ۱۳۷۵، صص ۱۸-۱۷). روش‌های کمی پیش‌بینی زمانی به کار می‌رود که داده‌های مربوط به گذشته

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

[1] Forecast
[2] Forecasting
[3] Delphi Method
[4] Time Independent Technological Comparisons
[5] Curve Estimation
[6] Cross-Impact
[7] Morphological Research

در دسترس باشد. مدل‌های کمی پیش‌بینی به دو نوع مدل‌های تک متغیره[8] و مدل‌های علی[9] تقسیم می‌شوند. در مدل‌های تک متغیره تنها براساس الگوی تاریخی متغیر مورد نظر، ارزش آینده آن را پیش‌بینی می‌کنند. در مدل‌های علی با فرض ادامه داشتن الگوی تاریخی در آینده و با استفاده از روابط میان متغیر مورد نظر و سایر متغیرها، ارزش آتی متغیر مورد نظر پیش‌بینی می‌شود. در مدل‌های علی، یک متغیر وابسته و یک یا چند متغیر مستقل وجود دارد. اکثر سیستم‌های پیش‌بینی، هر دو روش کیفی و کمی را با هم به‌کار می‌برند. روش‌های کمی زمانی به‌کار گرفته می‌شوند که انتظار می‌رود الگوی داده‌ها در آینده نیز ادامه داشته باشد و از روش‌های کیفی زمانی استفاده می‌شود که انتظار می‌رود الگوی داده‌ها تغییر کند. پیش‌بینی‌های ناشی از روش‌های کمی، اغلب مورد ارزیابی ذهنی نیز قرار می‌گیرند. این ارزیابی، ممکن است منجر به اصلاح و تعدیل پیش‌بینی گردد (مونتگمری و دیگران، ۱۳۷۵، صص ۱۰-۷).

در روش‌های کمی تک متغیره، برای انجام عمل پیش‌بینی، داده‌های سری‌زمانی مورد استفاده قرار می‌گیرد. در یک تعریف کلی، سری‌زمانی، مجموعه‌ای از مشاهدات است که بر حسب زمان مرتب شده‌اند. به عبارتی دیگر، سری زمانی عبارت از توالی زمانی مشاهدات مربوط به یک متغیر معین است. برای یافتن الگویی که در فراهم کردن پیش‌بینی مورد نظر مؤثر واقع شود، داده‌های سری‌زمانی را مورد بررسی قرار می‌دهیم. تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی به داده‌هایی مربوط می‌شود که مستقل نبوده و به طور متوالی به هم وابسته‌اند؛ در تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی، وابستگی بین مشاهدات متوالی مورد توجه و استفاده قرار می‌گیرد. یکی از کاربردهای تحلیل سری‌های زمانی پیش‌بینی است که حوزه‌ی وسیعی از آمار عملی و اقتصاد کاربردی را تشکیل می‌دهد (اندرسون، ۱۳۶۶، ص۱۱-۷).

در تحقیقات اقتصادی، بیشترین مدل‌های پیش‌بینی مورد استفاده، از نوع مدل‌های اقتصاد سنجی بوده‌اند (آذر و رجب‌زاده، ۱۳۸۲، ص۹۰). اخیراً شبکه‌های عصبی مصنوعی[10] نیز به موازات مدل‌های سنتی وارد ادبیات اقتصاد کاربردی شده

[8] Universal Models
[9] Causal Models
[10] Artificial Neural Networks

است. اساس کار این شبکه‌ها هوش مصنوعی[11] است. با استفاده از هوش مصنوعی روابط بین متغیرها را هر چند که پیچیده باشند می‌توان توسط کامپیوتر فرا گرفت و از آن برای پیش‌بینی مقادیر آتی استفاده نمود. مزیت مهم مدل‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی این است که نیازی به فروض آماری خاص در مورد رفتار متغیرها نیست. مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی در یک طبقه بندی به مدل‌های ایستا[12] و پویا[13] تقسیم می‌شوند. در مدل‌های ایستا، مسیر پردازش اطلاعات از داده‌ها به ستاده‌هاست؛ بدون اینکه بازگشتی[14] در سیستم ارتباطی واحدها وجود داشته باشد. در حالی که در مدل‌های پویا، مسیرهای بازگشتی از بردار ستاده‌ها یا بردار واحدهای میانی به سمت بردار داده‌ها نیز برقرار است. این مسیرهای بازگشتی را می‌توان به متغیرهای تأخیری[15] در مدل رگرسیون تشبیه نمود؛ زیرا در این حالت ستاده‌ها علاوه بر اینکه تابع داده‌ها هستند، تابع خود ستاده‌هایی هستند که در مرحله‌ی قبل ایجاد شده‌اند.

به دلیل جدید بودن این مدل‌ها و کارایی و دقت بالای آنها در پیش‌بینی، هدف این تحقیق این است که (۱) مدل‌های شبکه‌های عصبی و نحوه‌ی کاربرد آنها در اقتصاد را معرفی نماید و (۲) کاربرد این مدل‌ها را در ارتباط با پیش بینی نرخ تورم در اقتصاد ایران نشان دهد.

سؤال اصلی تحقیق این است که شبکه‌ی عصبی مناسب، در مقایسه با شبکه‌های عصبی رقیب، برای پیش بینی نرخ تورم ایران کدام است؟

با توجه به سؤال تحقیق، این فرضیه که شبکه‌ی عصبی طراحی شده قادر به پیش‌بینی نرخ تورم خارج از دوره آموزش شبکه با خطای کمتر از ۵ درصد است، مورد آزمون قرار می‌گیرد.

۲- ضرورت انجام تحقیق

تورم یک پدیده‌ی اقتصادی و اجتماعی است و باید آن را در چهره‌ی جدید دنیای امروز یکی از جلوه‌های پیچیده و غامض اقتصاد در قرن حاضر دانست. تورم به

[11] Artificial Intelligence (AI)
[12] Static
[13] Dynamic
[14] Recurrent
[15] Delay Variable

عنوان یکی از پدیده‌های اقتصادی، همواره باعث نگرانی دولت‌مردان و صاحب‌نظران اقتصادی است. تورم که خود معلول عوامل مختلف است، موجب پیامدهای اقتصادی، اجتماعی و فرهنگی متعددی همچون فقر، توزیع نامتناسب درآمد و گسترش مفاسد مالی را فراهم می‌نماید که هر کدام به نوبه خود هزینه‌های قابل توجهی را بر اقتصاد تحمیل می‌کند. به همین دلیل، در کلیه‌ی کشورها ثبات قیمت‌ها به عنوان هدف اصلی برنامه‌ای و سیاست‌گذاری اقتصادی در نظر گرفته می‌شود. در ایران نیز یکی از مهمترین مشکلات اقتصادی طی چند دهه‌ی اخیر پدیده‌ی تورم است، به طوری که بهبود شرایط ناشی از وجود تورم همواره یکی از اهداف مهم برنامه های توسعه کشور بوده است. دستیابی به این هدف مستلزم ایجاد ساز و کاری دقیق و هدفمند از فرایند سیاست‌گذاری اقتصادی است که در شکل استاندارد خود، پیش‌بینی، هدف‌گذاری و تحلیل سیاستی را شامل می‌گردد. دستیابی به نرخ تورم پایین و با ثبات مستلزم توانایی استفاده از ابزارهای مؤثر و کارا در امر سیاست‌گذاری اقتصادی است. از این رو، سیاست‌گذار اقتصادی باید درک صحیحی از آثار سیاست‌های اعمال شده داشته باشد و بتواند با پیش‌بینی دقیق تورم، به تعدیل ابزارهای اقتصادی خود بپردازد. پیش بینی تورم در فرآیند سیاست‌گذاری اقتصادی از حساسیت زیادی برخوردار است و بر این اساس، بالا بردن دقت پیش‌بینی‌های کمی و تلفیق آن با معیارهای قضاوتی از ضروریات سیاست‌گذاری اقتصادی است؛ زیرا پیش‌بینی این امکان را می‌دهد تا بتوان میزان انحراف عملکرد مورد انتظار متغیرهای هدف، از مقادیر از قبل تعیین شده آنها را اندازه‌گیری کرد.

از این رو، اکثر دولت‌ها و بانک‌های مرکزی سیاست‌های مالی و پولی‌شان را نه صرفاً بر مبنای وضع موجود، بلکه بر مبنای پیش‌بینی‌های کوتاه مدت و بلند مدت از متغیرهای کلیدی اقتصاد از جمله تورم تدوین می‌کنند و به اجرا می‌گذارند. بدیهی است که میزان دقت پیش‌بینی این متغیرها، صرف نظر از درستی سیاست‌های مالی و پولی و تناسب آنها با شرایط موجود، شرط لازم موفقیت این سیاست‌ها به شمار می‌آید.

۳- تعریف تورم و نظریات اقتصادی در خصوص منشأ تورم

صاحب نظران مختلف اقتصادی، تعاریف متفاوت و غالباً مکمل هم برای تورم ارائه کرده‌اند. با توجه به اشتراک این گونه تعاریف، می‌توان تورم را عبارت از افزایش عمومی، نامتناسب و خود افزای قیمت‌ها که غالباً مداوم و برگشت ناپذیر است، دانست.

برای توضیح تورم و علت شروع یا تداوم تورم، نظریه‌ها و دلایل مختلف و متعددی مطرح شده است که تا حدی نیز بیانگر دیدگاههای متفاوت اقتصاددانان است. نظریه‌ی پولی تورم[۱۶] که از حدود دو قرن پیش تحت عنوان نظریه‌ی مقداری پول[۱۷] مطرح بوده است، تنها علت تورم را تغییرات حجم پول ذکر می‌کند. بنابراین، هرگاه حجم پول در گردش، بیش از مقدار تولید افزایش یابد، باعث افزایش عمومی قیمت‌ها می‌شود. بعد از نظریه‌ی مقداری پول، پرسابقه‌ترین نظریه‌ی تورم، نظریه تورم ناشی از فشار تقاضا یا کشائی تقاضا[۱۸] است. این نظریه که با نام کینز[۱۹] پیوند خورده است، تورم را زاییده‌ی فزونی تقاضا بر عرضه‌ی کالاها و خدمات تولید شده در قیمت‌های جاری در شرایط اشتغال کامل می‌داند.

نظریه‌ی تورم ناشی از فشار هزینه[۲۰] (فشار دستمزد) که یکی دیگر از نظریه‌های تورم کینزی است، علت افزایش قیمت‌ها و ایجاد تورم را در افزایش پی‌درپی هزینه‌های تولید بر اثر در خواست افزایش دستمزد می‌داند.

نظریه‌ی تورم ناشی از فشار هزینه (فشار قیمت مواد اولیه) علت افزایش قیمت‌ها را افزایش قیمت مواد اولیه با کاهش عرضه‌ی کل می‌داند.

نظریه‌ی تورم ساختاری،[۲۱] تورم را به دلیل وضعیت مربوط به ساختار اقتصادی، سیاسی، حکومتی، فرهنگی و مواردی از این دست می‌داند. که در توضیح آن به عواملی از قبیل کمبود زیر بناها و زیر ساخت‌های اقتصادی، گسترده بودن بخش دولتی، وجود قوانین و مقررات باز دارنده‌ی فعالیت‌های تولیدی بخش خصوصی، کسری بودجه و در حال گسترش دولت، گستردگی نامتناسب بخش خدمات با نیاز اشاره می‌نماید.

---

[16] Inflation Monetary Theory
[17] Quantity Theory of Money
[18] Demand Pull
[19] Keynes
[20] Cost Push
[21] Structural Inflation

۴- پیشینه‌ی تحقیق

کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در اقتصاد و اقتصادسنجی با مطالعه وایت[۲۲] (۱۹۸۸) در بازارهای مالی و پیش‌بینی قیمت سهام شرکت *IBM* آغاز شد. نتایج این مطالعه نشان داد که الگوریتم‌های حداقل‌سازی استفاده شده در اقتصادسنجی بهتر از الگوریتم‌های شبکه‌ی عصبی است؛ ولی به دلیل ساده بودن شبکه‌ی مورد استفاده، نتایج این مطالعه توسط محققان مختلف به مجادله گرفته شد (قدیمی و مشیری، ۱۳۸۱). مطالعات متعددی در زمینه استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی متغیرهای مختلف اقتصادی در سایر کشورها صورت گرفته است که از آن جمله می‌توان به موارد زیر اشاره نمود.

چت‌فیلد[۲۳] (۱۹۹۳) روش‌های آماری کلاسیک پیش‌بینی را با روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی مقایسه کرده و نتیجه گرفته است که روش شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌تواند به عنوان یک روش رگرسیون غیر خطی به کار گرفته شود. پرتوگال[۲۴] (۱۹۹۵) دقت پیش‌بینی تولید ناخالص بخش صنعت در برزیل را با استفاده از روش‌های شبکه‌های عصبی، مدل اجزاء غیر قابل مشاهده[۲۵] و فرآیند *ARIMA*[۲۶] مقایسه کرده است. نتایج تحقیق نشان داد که فرآیند *ARIMA* نسبت به مدل شبکه‌ی عصبی برتری دارد. پرتوگال بر این باور است که علت اصلی عدم موفقیت مدل شبکه‌ی عصبی در این تحقیق، عدم وجود قاعده و آزمونی مطمئن برای انتخاب ساختار مناسب شبکه‌ی عصبی است. مشیری، کامرون و اسکیوز[۲۷] (۱۹۹۹) نرخ تورم کانادا را با استفاده از مدل های مختلف شبکه‌ی عصبی پیش خور سه لایه و پایه‌ی شعاعی (*RB*)[۲۸] و همچنین یک مدل اقتصاد سنجی ساختاری، در سه افق زمانی پیش‌بینی نموده‌اند. آنان با مقایسه‌ی مدل *BPN*[۲۹] با دو مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی دیگر یعنی مدل *RBFN*[۳۰] و مدل *RNN*[۳۱]

---

[22] Whit
[23] Chatfield
[24] Portugal
[25] Unobservable Component Model (UCM)
[26] Auto-Regressive Integrated Moving Average
[27] Moshiri, Cameron and Scuse
[28] Radial Besis
[29] Back-Propagation Neural Network
[30] Radial Basis Function Network
[31] Recurrent Neural Network

پرداخته و نتیجه گرفته‌اند که (۱) مدل *RBFN* یک مدل ترکیبی است که غالباً جواب‌های مشابه با مدل *BPN* می‌دهد، ولی پروسه‌ی یادگیری آن سریعتر از مدل *BPN* است؛ و (۲) مدل *RNN* یک مدل پویا است که اجازه می‌دهد بازخوردی از لایه‌های دیگر وارد لایه‌ی درونی شود و قادر است که رفتار پویا را از سری‌ها دریافت نماید.

بینر و گزلی[۳۲] (۱۹۹۹) به مقایسه‌ی مدل شبکه‌ی عصبی با نمونه‌های سنتی، با توجه به تعریف‌های مختلف از حجم پول پرداخته‌اند. نتایج تحقیق نشان داد که ردگیری و پیش‌بینی تورم توسط مدل شبکه‌ی عصبی، در صورتی که برای پول از تعریف M_2 استفاده شود، امکان پذیر است. مشیری و کامرون (۲۰۰۰) ضمن برشمردن مزیت‌های مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی بر مدل‌های اقتصادسنجی، به مقایسه‌ی عملکرد مدل *BPN* با روش‌های آماری و روش‌های اقتصادسنجی پرداخته‌اند. نتایج تحقیق نشان داد که مدل ترکیبی *BPN* به خوبی قادر به پیش‌بینی است. اولسون و موسمن[۳۳] (۲۰۰۳) به مقایسه‌ی شبکه‌ی عصبی مصنوعی پس انتشار خطا با مدل لوجیت[۳۴] و روش حداقل مربعات معمولی پرداخته‌اند. نتایج تحقیق نشان داد که شبکه‌ی عصبی مصنوعی توانایی بیشتری در شناسایی روابط غیرخطی بین متغیر وابسته و مستقل دارد و پیش‌بینی‌های دقیق‌تری نیز تولید می‌نماید. مشیری (۱۳۸۰) به پیش‌بینی و مقایسه‌ی مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل‌های ساختاری و سری‌زمانی در پیش‌بینی تورم ایران پرداخته است. نتایج به دست آمده نشان داد که مدل‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی در غالب موارد، عملکرد بهتری در زمینه پیش‌بینی تورم دوره آتی ایران نسبت به رقبای خود دارند. خالوزاده و خاکی (۱۳۸۲) با استفاده از اطلاعات سری‌زمانی قیمت و بازده سهام چند شرکت در بازار بورس تهران، به پیش‌بینی قیمت سهام و نیز ارائه‌ی مدل بهینه پرداخته‌اند. نتایج تحقیق نشان داد که استفاده از روش‌های غیرخطی شبکه‌های عصبی مصنوعی به خودی خود و به شکل متعارف بهبود قابل ملاحظه‌ای را به دنبال ندارد. مرزبان، اکبریان و جواهری (۱۳۸۴) مدل‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی و برخی از الگوهای متداول در زمینه‌ی پیش‌بینی نرخ ارز را مورد آزمون و تحلیل قرار داده‌اند. نتایج به دست آمده از

[32] Binner and Gazely
[33] Olson and Mossman
[34] Logit

مقایسه مستقیم عملکرد مدل‌های اقتصاد سنجی ساختاری و سری‌زمانی با شبکه‌های عصبی و با داده‌های ماهانه، نشان داد که مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی در زمینه‌ی پیش‌بینی نرخ ارز به وضوح از قدرت بیشتری برخوردار بود. نجفی و طرازکار (۱۳۸۵) میزان صادرات پسته ایران را به وسیله‌ی شبکه‌ی عصبی مصنوعی پیش‌بینی نموده‌اند. نتایج این تحقیق نشان داد که شبکه‌ی عصبی پیش‌خور دارای عملکرد بهتری در مقایسه با سایر شبکه‌های عصبی و فرآیند *ARIMA* بوده و قادر است میزان صادرات پسته را دقیق‌تر پیش‌بینی نماید. کمیجانی و سعادت‌فر (۱۳۸۵) با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی به پیش‌بینی ورشکستگی اقتصادی شرکت‌های بازار بورس پرداخته‌اند. نتایج تحقیق نشان داد که به‌کارگیری مدل‌های مبتنی بر شبکه‌ی عصبی مصنوعی توانایی مدیریت‌های مالی را برای مقابله با نوسان‌های اقتصادی و ورشکستگی نسبت به مدل‌های رقیب افزایش می‌دهد.

۵- مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌ی عصبی مصنوعی، مدل ساده شده‌ای از یک سیستم مرکزی است که ساختار مغز انسان را الگو قرار می‌دهد و با استفاده از ساختار محاسباتی پیچیده‌ی ارتباط درون نرون‌ها،[۳۵] توانایی واکنش به تغییرات و تطابق با محیط داده‌ها را به وجود می‌آورد. شبکه‌ی عصبی مصنوعی با پردازش داده‌های[۳۶] موجود، دانش یا قوانین نهفته در ورای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کند و بر اساس محاسبات بر روی داده‌های عددی یا مثال‌ها، قوانین کلی را فرا می‌گیرد.

از مهم‌ترین ویژگی‌های شبکه‌های عصبی، قابلیت یادگیری[۳۷] آنها است. قابلیت یادگیری عبارت از توانایی تنظیم پارامترهای شبکه در مسیر زمان و با شرایط مختلف است؛ با این هدف که شبکه آموزش داده شده برای یک وضعیت خاص، علی‌رغم تغییرات کوچک شرایط محیطی، بتواند کارآمدی خود را حفظ نماید. پس از آموزش لازم، شبکه می‌تواند در صورت برخورد با یک ورودی جدید که در جریان آموزش با آن مواجه نشده باشد، از فرآیند درونیابی[۳۸] استفاده کند و

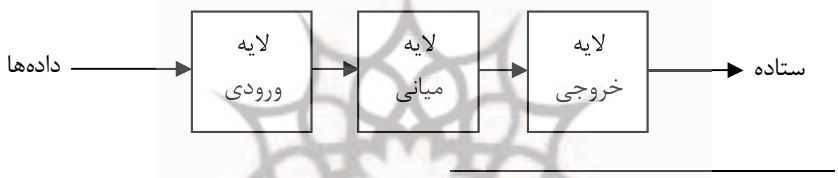
[35] Neurons
[36] Data Processing
[37] Learning
[38] Interpolation

خروجی[۳۹] مناسبی را ارئه نماید. به عبارتی دیگر، شبکه بر اساس آموزش، الگوریتم را می‌آموزد و رابطه‌ی تحلیلی مناسبی را برای تعدادی از نقاط در فضا به دست می‌آورد (منهاج، ۱۳۸۴، ص۳۱).

شبکه‌های عصبی مصنوعی، با وجود این که با سیستم عصبی طبیعی قابل مقایسه نیستند، اما دارای ویژگی‌هایی هستند که آنها را در زمینه‌های تشخیص الگو،[۴۰] رباتیک،[۴۱] مدل سازی،[۴۲] کنترل،[۴۳] طبقه بندی،[۴۴] شناسایی،[۴۵] پیش‌بینی[۴۶] و بهینه سازی[۴۷] در کاربردهای مختلف فنی،[۴۸] مالی،[۴۹] امنیتی،[۵۰] ساخت وسایل صنعتی،[۵۱] پزشکی،[۵۲] حمل و نقل[۵۳] و به طور کلی همه‌ی مواردی که نیاز به یادگیری خطی یا غیر خطی باشد، منحصر به فرد کرده است (منهاج، ۱۳۸۴، صص ۳۹- ۳۵).

ساختار کلی شبکه‌های عصبی مصنوعی شامل لایه‌ی ورودی،[۵۴] لایه‌ی میانی[۵۵] و لایه‌ی خروجی[۵۶] است (کارتالوپولس،[۵۷] ۱۳۸۲، صص ۸۲-۸۱).

نمودار ۱: ساختار کلی شبکه‌های عصبی مصنوعی



[39] Output
[40] Pattern Recognition
[41] Robotic
[42] Modelling
[43] Control
[44] Classification
[45] Identify
[46] Forecast
[47] Optimize
[48] Technical
[49] Fiscal
[50] Security
[51] Industrial
[52] Medical
[53] Transportation
[54] Input Layer
[55] Hidden Layer
[56] OutPut Layer
[57] Kartalopoulos

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

در این ساختار، نرون کوچک‌ترین واحد پردازشگر اطلاعات است که اساس عملکرد شبکه‌های عصبی را تشکیل می‌دهد (بیل و جکسون،[۵۸] ۱۳۸۳، ص۵). واحد دیگری از مجموعه محاسباتی شبکه‌های عصبی مصنوعی، تابع فعال ساز[۵۹] است که براساس نیاز خاص حل مسأله انتخاب می‌شود (منهاج، ۱۳۸۴، ص۴۳ و زراءنژاد و دیگران، ۱۳۸۷).

مشخصات اساسی شبکه‌های عصبی را می‌توان توسط ساختار آنها و خصوصیات عملیاتی یا دینامیکی آنها تقسیم کرد. ساختار[۶۰] شبکه تعیین می‌کند که شبکه از چند نرون تشکیل یافته است و این نرون‌ها چگونه در شبکه قرار گرفته و به چه شکل به هم دیگر متصل شده‌اند. شبکه‌های عصبی از تعداد زیادی از نرون‌های به هم پیوسته یا واحدهای پردازشگر[۶۱] تشکیل شده‌اند. نرون‌ها دارای مشخصات اساسی چون سیگنال‌های ورودی،[۶۲] قدرت سیناپسی،[۶۳] پیوندهای فعال کننده،[۶۴] سیگنال‌های خروجی[۶۵] و آستانه نرون[۶۶] هستند. دینامیک نرون،[۶۷] ویژگی‌های شبکه‌های عصبی را تعیین می‌کند و در واقع نشان می‌دهد که یک شبکه عصبی مصنوعی چگونه یاد می‌گیرد؛ چگونه اطلاعات جدید را با دانش از پیش آموخته خود مقایسه می‌کند؛ چگونه اطلاعات را طبقه بندی می‌کند؛ چگونه یک الگوی ذخیره شده را فراخوانی می‌کند؛ و چگونه می‌تواند در صورت نیاز تعداد طبقات طبقه بندی خود را افزایش دهد. پردازش در شبکه‌های عصبی مصنوعی بر اساس تجزیه موازی[۶۸] اطلاعات پیچیده به عناصر اصلی آنها صورت می‌گیرد؛ یعنی یک شبکه‌ی عصبی مصنوعی با تجزیه اطلاعات به عناصر پایه و با حفظ آن عناصر و روابط حاکم بین آنها در حافظه، آن اطلاعات را می‌آموزد (کارتالوپولس، ۱۳۸۲، صص ۶۴-۶۳).

---

[58] Beale and Jackson
[59] Activation Function
[60] Architecture
[61] Processing Elements
[62] Input Signal
[63] Synaptic Power
[64] Excitatory Junction
[65] Output Signal
[66] Neuron Threshold
[67] Neurodynamics
[68] Parallel Decomposition

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

در یک تقسیم بندی ساختاری، شبکه‌های عصبی مصنوعی را می‌توان بـه دو دسته تک لایه و چند لایه تفکیک کرد. در یک شبکه تک لایه به تعداد خروجی‌ها، نرون وجود دارد که همگی در یک لایه و به مـوازات هـم کـار مـی‌کننـد (پکـتن،[۶۹] ۱۳۸۳، صص۵۶-۵۱). در شبکه‌های عصبی مـصنوعی چنـد لایـه، چنـدین لایـه‌ی مخفی بین ورودی و لایه‌ی خروجی قرار دارد. تعداد لایه‌های میانی در شـبکه‌هـای چند لایه با توجه به صورت مسأله و به انتخاب طراح بستگی دارد. امـا بایـد توجـه داشت که با افزایش تعداد لایه‌های شبکه، حجم محاسبات به شدت افزایش می‌یابد و مدت زمان آموزش و یادگیری شبکه طولانی‌تر مـی‌شـود. در شـبکه‌هـای عـصبی مصنوعی، وظیفه‌ی طراح شـبکه، انتخـاب کارآمـدترین روش آمـوزش بـرای شـبکه طراحی شده است. روش‌های آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی شامل یادگیری بـا ناظر[۷۰] (سرپرستی شده)، یادگیری تشدیدی[۷۱] (تقـویتی) و یـادگیری بـدون نـاظر[۷۲] (سرپرستی نشده) است. از طرفی دیگر، الگوریتم یادگیری، ابزاری ریاضی است کـه به وسیله آن شیوه و سرعت آموزش شبکه‌های عـصبی مـصنوعی بـرای رسـیدن بـه حالـت مانـدگار و تعـدیل مناسـب پارامترهـای شـبکه انجـام مـی‌گـردد. از جملـه الگوریتم‌های یادگیری، می‌توان به الگوریتم هیبـین،[۷۳] رقـابتی،[۷۴] تـصحیح خطـا،[۷۵] تقویتی،[۷۶] احتمالی[۷۷] و پس انتشار خطا[۷۸] اشاره نمود (کارتـالوپولس، ۱۳۸۲، صـص ۷۸ - ۷۱).

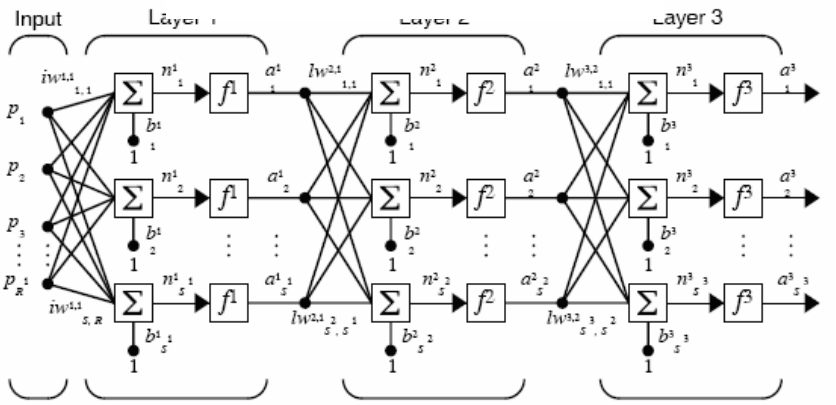
در بین انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی، پرسپترون از جملـه کـاربردی‌تـرین شبکه‌ها هستند که قادر است با انتخاب مناسب تعداد لایه‌ها و سلول‌هـای عـصبی و نیز انتخاب درست الگوریتم یادگیری، یک برآورد غیر خطی را با دقت دلخواه انجام دهد (منهاج، ۱۳۸۴، ص۵۳). در شبکه‌های عصبی پرسپترون هر نرون در هـر لایـه به تمامی نرون‌های لایه‌ی قبل متصل است (منهاج، ۱۳۸۴، ص۵۰۰-۴۹۹).

---

[69] Picton
[70] Supervised Learning
[71] Reinforecement Learning
[72] Unsupervised Learning
[73] Hebbian
[74] Compatative
[75] Error Corrction
[76] Reinforcement
[77] Probabilistic
[78] Back Propagation (BP)

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

نمودار ۲: شبکه سه لایه با S نرون در هر لایه



هر نرون در شبکه چند لایه پرسپترون دو محاسبه انجام می‌دهد. در محاسبه‌ی اول، سیگنال تابعی را محاسبه می‌کند؛ و در محاسبه‌ی دوم، تخمین لحظه‌ای منحنی خطا را نسبت به پارامترهایی که ورودی نرون را به خود نرون متصل می‌کند، ارائه می‌دهد (منهاج، ۱۳۸۴، صص۵۰۲-۵۰۱).

طراحی و ساختن شبکه‌های عصبی مصنوعی طولانی‌تر از طراحی مدل‌های دیگر برای پیش‌بینی است؛ زیرا طراح شبکه‌های عصبی مصنوعی، علاوه بر انتخاب مجموعه‌ای از متغیرهای ورودی، باید ساختمان شبکه‌ای با بهترین پیش‌بینی را با آزمون و خطا شناسایی کند. یکی از مشکلات پیش‌بینی با شبکه‌های عصبی، برازش بیش از حد است. این مشکل وقتی بروز می‌کند که خطای آموزش شبکه در حد بسیار پایین و خطای آزمون شبکه زیاد باشد. مشکل برازش بیش از حد، در ارتباط با طراح شبکه، نقص در معماری شبکه، یا در اثر پیچیدگی مسأله مورد بررسی بروز می‌کند. برای جلوگیری از مشکل برازش بیش از حد، راه‌هایی از جمله کم کردن تعداد یادگیری، انتخاب نرون‌های مخفی کمتر در معماری شبکه و استفاده از قاعده توقف زود هنگام[۷۹] با استفاده از داده‌های اعتبار سازی[۸۰] است (آقایی و پورمیری، ۱۳۸۵، صص ۱۴۲-۱۳۸).

پرتال جامع علوم انسانی

[79] Early Stopping
[80] Validation

۶- طراحی شبکه‌ی عصبی مصنوعی و تجزیه و تحلیل نتایج

طبق دیدگاه مدل‌های سری‌های زمانی، تورم را می‌توان صرفاً تابعی از مقادیر گذشته خود تورم در نظر گرفت. به عبارتی دیگر، مقادیر سطح تورم در دوره‌های قبل حاوی کلیه‌ی اطلاعات لازم مربوط به عوامل تعیین کننده‌ی تورم است و می‌تواند تورم دوره‌ی جاری را به خوبی توضیح دهد و مقادیر آتی آن را پیش‌بینی نماید. بنابراین، ورودی‌های مورد استفاده شبکه، داده‌های مربوط به شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی (مبنای محاسبه‌ی نرخ تورم در ایران) خواهد بود که از شماره‌های مختلف مجله بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران استخراج شده است. از داده‌های سالانه شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی ۴۶ سال (۸۳-۱۳۳۸) برای آموزش شبکه و از داده‌های ۳ سال دیگر (۸۶-۱۳۸۴) برای آزمون شبکه استفاده می‌شود. البته، برای جلوگیری از اشباع شبکه و گرفتار نشدن شبکه در نقطه حداقل محلی، معمولاً داده‌ها در بازه [۱,۰] یا [۱- ,۱] نرمال سازی می‌شوند. در این مقاله داده‌ها با استفاده از رابطه‌ی زیر در بازه [۱- ,۱] نرمال سازی شده است.

$$X_n = \frac{۲(X_{actual} - X_{min})}{X_{max} - X_{min}} \qquad (۳)$$

در رابطه‌ی فوق، X_n نشانگر مقدار نرمال شده داده، X_{actual} مقدار واقعی داده، X_{min} مقدار حداقل داده و X_{max} مقدار حداکثر داده است.

قابل ذکر است که در روش فوق نرم افزار *MATLAB*، هر نرون ورودی را یک متغیر در نظر می‌گیرد. در واقع نرم افزار *MATLAB*، عمل نرمال سازی را برای هر متغیر به طور جداگانه انجام می‌دهد.

در این شبکه یک لایه‌ی میانی در نظر گرفته شده است. تعداد نرون‌های مخفی (در لایه‌ی میانی) و وقفه‌های بهینه سری زمانی از روش آزمون و خطا مشخص شده است. مدل طراحی شده برای آزمون، پس از آموزش لازم باید یک دوره‌ی سه ساله که شامل نرخ تورم سال‌های ۸۶-۱۳۸۴ را به صورت پویا پیش‌بینی کند.

نتایج ده مدل منتخب شبکه‌ی عصبی مصنوعی همراه با مشخصات نرون‌های لایه‌های مختلف، وقفه‌ها و متوسط خطای پیش‌بینی نرخ تورم در هر

شبکه در سه جدول زیر به تفکیک نوع الگوریتم آموزش هر دسته آورده شده است. در طراحی این شبکه‌های عصبی مصنوعی از ۴ الی ۶ نرون ورودی که تنها شامل وقفه‌های شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی است، استفاده شده است. آزمون‌های مختلفی برای اطمینان از بهینه بودن این تعداد وقفه انجام گرفته است. یک لایه‌ی میانی و یک خروجی برای هر مرحله در نظر گرفته شده است که سه بار تکرار می‌شود و در هر مرحله، نرخ تورم یک سال را پیش‌بینی می‌کند. این شبکه‌ها با الگوریتم‌های آموزش کونجوگیت گرادیان،[۸۱] کوشی- نیوتن[۸۲] و لونبرگ- مارکوارت[۸۳] تعلیم داده شده‌اند.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

[81] Conjugate Gradient
[82] Quasi-Newton
[83] Levenberg-Marquard

جدول ۱: خروجی ده شبکه‌ی عصبی مصنوعی منتخب آموزش دیده با الگوریتم کونجوگیت گرادیان

ردیف	تعداد نرون‌های هر لایه (خروجی- میانی- ورودی)	مقدار پیش‌بینی شده	مقدار واقعی	خطای پیش‌بینی هر سال (درصد)	متوسط خطای دوره پیش‌بینی (درصد)
۱	(۴-۱-۱)	۱۰/۷۳۴۴	۱۰/۳۵۰۰	۳/۷۱۳۸	۱۴/۵۸۰۰
	(۴-۱-۱)	۹/۲۸۸۹	۱۱/۸۷۱۳	۲۱/۷۵۳۵	
	(۴-۱-۱)	۱۵/۰۷۲۱	۱۸/۴۴۲۰	۱۸/۲۷۲۸	
۲	(۴-۲-۱)	۱۱/۰۶۵۵	۱۰/۳۵۰۰	۶/۹۱۳۲	۵/۷۶۵۴
	(۴-۲-۱)	۱۲/۴۵۵۹	۱۱/۸۷۱۳	۴/۹۲۴۶	
	(۴-۲-۱)	۱۷/۴۳۵۴	۱۸/۴۴۲۰	۵/۴۵۸۴	
۳	(۴-۳-۱)	۱۰/۳۸۳۸	۱۰/۳۵۰۰	۰/۳۲۶۵	۴/۰۳۷۶
	(۴-۳-۱)	۱۲/۴۵۳۷	۱۱/۸۷۱۳	۴/۹۰۵۷	
	(۴-۳-۱)	۱۷/۱۷۳۱	۱۸/۴۴۲۰	۶/۸۸۰۵	
۴	(۵-۱-۱)	۱۰/۰۴۹۳	۱۰/۳۵۰۰	۲/۹۰۵۴	۷/۷۸۵۱
	(۵-۱-۱)	۹/۹۵۶۷	۱۱/۸۷۱۳	۱۶/۱۲۷۷	
	(۵-۱-۱)	۱۹/۲۳۹۱	۱۸/۴۴۲۰	۴/۳۲۲۰	
۵	(۵-۲-۱)	۱۲/۰۷۷۰	۱۰/۳۵۰۰	۱۶/۶۸۶۰	۸/۹۶۱۰
	(۵-۲-۱)	۱۸/۸۰۱۰	۱۱/۸۷۱۳	۷/۸۳۰۹	
	(۵-۲-۱)	۱۸/۰۰۵۶	۱۸/۴۴۲۰	۲/۳۶۶۳	
۶	(۵-۳-۱)	۱۱/۳۵۵۱	۱۰/۳۵۰۰	۹/۷۱۰۹	۶/۷۱۰۳
	(۵-۳-۱)	۱۲/۳۹۱۲	۱۱/۸۷۱۳	۴/۳۷۹۶	
	(۵-۳-۱)	۱۷/۳۲۸۰	۱۸/۴۴۲۰	۶/۰۴۰۴	
۷	(۶-۱-۱)	۱۰/۷۹۴۵	۱۰/۳۵۰۰	۴/۲۹۴۳	۱۲/۷۱۱۹
	(۶-۱-۱)	۹/۹۹۱۲	۱۱/۸۷۱۳	۱۵/۸۳۷۷	
	(۶-۱-۱)	۱۵/۱۲۱۸	۱۸/۴۴۲۰	۱۸/۰۰۳۶	
۸	(۶-۲-۱)	۱۰/۰۴۶۲	۱۰/۳۵۰۰	۲/۹۳۴۹	۳/۵۱۸۲
	(۶-۲-۱)	۱۱/۰۲۳۹	۱۱/۸۷۱۳	۷/۱۳۸۰	
	(۶-۲-۱)	۱۸/۳۵۳۲	۱۸/۴۴۲۰	۰/۴۸۱۶	
۹	(۶-۳-۱)	۹/۸۵۳۸	۱۰/۳۵۰۰	۴/۷۹۴۶	۶/۷۶۲۱
	(۶-۳-۱)	۱۳/۶۰۵۵	۱۱/۸۷۱۳	۶/۱۸۴۷	
	(۶-۳-۱)	۱۶/۷۲۵۶	۱۸/۴۴۲۰	۹/۳۰۷۰	
۱۰	(۶-۴-۱)	۱۰/۹۳۰۸	۱۰/۳۵۰۰	۵/۶۱۱۷	۲/۱۶۷۹
	(۶-۴-۱)	۱۱/۷۷۸۴	۱۱/۸۷۱۳	۰/۷۸۲۸	
	(۶-۴-۱)	۱۸/۴۲۱۹	۱۸/۴۴۲۰	۰/۱۰۹۰	

مأخذ: نتایج تحقیق

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

جدول۲: خروجی ده شبکه‌ی عصبی مصنوعی منتخب آموزش دیده با الگوریتم کوشی- نیوتن

ردیف	تعداد نرون‌های هر لایه (خروجی- میانی- ورودی)	مقدار پیش‌بینی شده	مقدار واقعی	خطای پیش‌بینی هر سال (درصد)	متوسط خطای دوره پیش‌بینی (درصد)
۱	(۴-۱-۱)	۱۰/۸۱۱۱	۱۰/۳۵۰۰	۴/۴۵۴۸	۱۰/۴۳۸۸
	(۴-۱-۱)	۱۰/۰۸۷۴	۱۱/۸۷۱۳	۱۵/۰۲۷۱	
	(۴-۱-۱)	۱۶/۲۵۹۵	۱۸/۴۴۲۰	۱۱/۸۳۴۶	
۲	(۴-۲-۱)	۱۱/۰۱۳۴	۱۰/۳۵۰۰	۶/۴۰۹۶	۳/۶۰۰۸
	(۴-۲-۱)	۱۲/۲۷۲۸	۱۱/۸۷۱۳	۳/۳۸۱۸	
	(۴-۲-۱)	۱۸/۲۵۵۶	۱۸/۴۴۲۰	۱/۰۱۱۰	
۳	(۴-۳-۱)	۱۱/۱۸۲۱	۱۰/۳۵۰۰	۸/۰۳۹۵	۴/۶۹۹۳
	(۴-۳-۱)	۱۱/۲۱۸۰	۱۱/۸۷۱۳	۵/۵۰۳۲	
	(۴-۳-۱)	۱۸/۳۳۹۶	۱۸/۴۴۲۰	۰/۵۵۵۳	
۴	(۵-۱-۱)	۱۰/۹۵۶۴	۱۰/۳۵۰۰	۵/۸۵۹۲	۱۰/۸۰۰۲
	(۵-۱-۱)	۱۰/۲۶۶۵	۱۱/۸۷۱۳	۱۳/۵۱۸۸	
	(۵-۱-۱)	۱۶/۰۴۰۴	۱۸/۴۴۲۰	۱۳/۰۲۲۷	
۵	(۵-۲-۱)	۱۰/۱۹۸۵	۱۰/۳۵۰۰	۱/۴۶۳۷	۰/۷۸۲۷
	(۵-۲-۱)	۱۱/۷۹۵۸	۱۱/۸۷۱۳	۰/۶۳۶۴	
	(۵-۲-۱)	۱۸/۳۹۶۳	۱۸/۴۴۲۰	۰/۲۴۷۹	
۶	(۵-۳-۱)	۱۰/۲۹۶۸	۱۰/۳۵۰۰	۰/۵۱۴۲	۰/۲۴۳۳
	(۵-۳-۱)	۱۱/۸۶۵۱	۱۱/۸۷۱۳	۰/۰۵۲۰	
	(۵-۳-۱)	۱۸/۴۷۲۲	۱۸/۴۴۲۰	۰/۱۶۳۸	
۷	(۶-۱-۱)	۱۱/۱۳۰۰	۱۰/۳۵۰۰	۷/۵۳۶۰	۹/۱۵۳۸
	(۶-۱-۱)	۱۰/۳۸۳۷	۱۱/۸۷۱۳	۱۲/۵۳۰۸	
	(۶-۱-۱)	۱۷/۰۷۸۳	۱۸/۴۴۲۰	۷/۳۹۴۵	
۸	(۶-۲-۱)	۱۰/۹۵۲۲	۱۰/۳۵۰۰	۵/۸۱۸۶	۲/۸۴۲۳
	(۶-۲-۱)	۱۲/۱۹۲۸	۱۱/۸۷۱۳	۲/۷۰۸۰	
	(۶-۲-۱)	۱۸/۴۴۲۱	۱۸/۴۴۲۰	۰/۰۰۰۳	
۹	(۶-۳-۱)	۱۰/۸۱۰۹	۱۰/۳۵۰۰	۴/۴۵۳۳	۳/۰۹۵۲
	(۶-۳-۱)	۱۱/۹۵۲۵	۱۱/۸۷۱۳	۰/۶۸۳۹	
	(۶-۳-۱)	۱۷/۶۷۷۰	۱۸/۴۴۲۰	۴/۱۴۸۳	
۱۰	(۶-۴-۱)	۱۰/۵۱۰۳	۱۰/۳۵۰۰	۱/۵۴۸۹	۱/۸۲۰۵
	(۶-۴-۱)	۱۱/۶۳۶۰	۱۱/۸۷۱۳	۱/۹۸۲۱	
	(۶-۴-۱)	۱۸/۷۹۸۱	۱۸/۴۴۲۰	۱/۹۳۰۷	

مأخذ: نتایج تحقیق

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

جدول ۳: خروجی ده شبکه‌ی عصبی مصنوعی منتخب آموزش دیده با الگوریتم لونبرگ- مارکوارت

ردیف	تعداد نرون‌های هر لایه (خروجی- میانی- ورودی)	مقدار پیش‌بینی شده	مقدار واقعی	خطای پیش‌بینی هر سال (درصد)	متوسط خطای دوره پیش‌بینی (درصد)
۱	(۴-۱-۱)	۱۱/۰۳۳۲	۱۰/۳۵۰۰	۶/۶۰۰۶	۱۱/۲۶۰۴
	(۴-۱-۱)	۱۰/۱۶۹۰	۱۱/۸۷۱۳	۱۴/۳۴۰۱	
	(۴-۱-۱)	۱۶/۰۷۴۰	۱۸/۴۴۲۰	۱۲/۸۴۰۳	
۲	(۴-۲-۱)	۱۰/۴۳۴۰	۱۰/۳۵۰۰	۰/۸۱۲۰	۰/۸۰۲۸
	(۴-۲-۱)	۱۱/۹۸۷۵	۱۱/۸۷۱۳	۰/۹۷۸۳	
	(۴-۲-۱)	۱۸/۳۲۸۰	۱۸/۴۴۲۰	۰/۶۱۸۱	
۳	(۴-۳-۱)	۱۰/۴۲۳۳	۱۰/۳۵۰۰	۰/۷۰۸۲	۰/۲۳۷۹
	(۴-۳-۱)	۱۱/۸۷۰۷	۱۱/۸۷۱۳	۰/۰۰۵۶	
	(۴-۳-۱)	۱۸/۴۴۲۰	۱۸/۴۴۲۰	۰/۰۰۰۰	
۴	(۵-۱-۱)	۱۱/۰۴۰۳	۱۰/۳۵۰۰	۶/۶۶۹۴	۱۰/۳۴۰۱
	(۵-۱-۱)	۱۰/۳۸۴۹	۱۱/۸۷۱۳	۱۲/۵۲۰۷	
	(۵-۱-۱)	۱۶/۲۶۰۳	۱۸/۴۴۲۰	۱۱/۸۳۰۱	
۵	(۵-۲-۱)	۱۰/۴۶۷۳	۱۰/۳۵۰۰	۱/۱۳۳۲	۰/۶۷۵۷
	(۵-۲-۱)	۱۱/۸۹۹۹	۱۱/۸۷۱۳	۰/۲۴۰۶	
	(۵-۲-۱)	۱۸/۵۶۲۵	۱۸/۴۴۲۰	۰/۶۵۳۴	
۶	(۵-۳-۱)	۱۰/۵۳۸۹	۱۰/۳۵۰۰	۱/۸۲۵۰	۰/۸۵۸۸
	(۵-۳-۱)	۱۱/۷۹۱۷	۱۱/۸۷۱۳	۰/۶۷۰۶	
	(۵-۳-۱)	۱۸/۴۵۶۹	۱۸/۴۴۲۰	۰/۰۸۰۷	
۷	(۶-۱-۱)	۱۱/۰۶۵۲	۱۰/۳۵۰۰	۶/۹۰۹۷	۹/۸۴۰۹
	(۶-۱-۱)	۱۰/۶۶۰۷	۱۱/۸۷۱۳	۱۰/۱۹۷۸	
	(۶-۱-۱)	۱۶/۱۵۲۴	۱۸/۴۴۲۰	۱۲/۴۱۵۳	
۸	(۶-۲-۱)	۱۰/۴۰۱۱	۱۰/۳۵۰۰	۰/۴۹۳۴	۰/۲۷۰۶
	(۶-۲-۱)	۱۱/۹۰۷۹	۱۱/۸۷۱۳	۰/۳۰۸۰	
	(۶-۲-۱)	۱۸/۴۴۳۹	۱۸/۴۴۲۰	۰/۰۱۰۳	
۹	(۶-۳-۱)	۱۰/۳۶۶۴	۱۰/۳۵۰۰	۰/۱۵۸۱	۰/۰۹۳۵
	(۶-۳-۱)	۱۱/۸۵۹۹	۱۱/۸۷۱۳	۰/۰۹۶۶	
	(۶-۳-۱)	۱۸/۴۳۷۲	۱۸/۴۴۲۰	۰/۰۲۵۹	
۱۰	(۶-۴-۱)	۱۰/۳۳۸۴	۱۰/۳۵۰۰	۰/۱۱۱۹	۰/۰۸۲۵
	(۶-۴-۱)	۱۱/۸۷۱۰	۱۱/۸۷۱۳	۰/۰۰۲۸	
	(۶-۴-۱)	۱۸/۴۱۷۵	۱۸/۴۴۲۰	۰/۱۳۲۹	

مأخذ: نتایج تحقیق

در شبکه‌هایی که با استفاده از الگوریتم کونجوگیت گرادیان آموزش دیده‌اند، حداقل متوسط خطای پیش‌بینی دوره‌ی ۸۶-۱۳۸۴ مقدار ۲/۱۶۷۹ درصد است. در شبکه‌هایی که با استفاده از الگوریتم کوشی- نیوتن آموزش دیده‌اند، کمترین مقدار متوسط خطای پیش‌بینی دوره‌ی ۰/۲۴۳۳ درصد است. اما در شبکه‌هایی که با الگوریتم لونبرگ- مارکوارت آموزش دیده‌اند، کمترین مقدار متوسط خطای پیش‌بینی دوره‌ی ۰/۰۸۲۵ درصد است که این میزان متوسط خطا

از متوسط خطای هر دو گروه شبکه‌های قبلی بسیار کمتر است. از طرفی دیگر، با توجه به ارقام جدول‌های شبکه‌های منتخب، میزان پراکندگی خطاهای پیش‌بینی نرخ تورم با الگوریتم‌های مختلف را می‌توان به صورت جدول زیر جمع بندی نمود.

جدول ۴: پراکندگی خطای پیش‌بینی (۸۶-۱۳۸۴) شبکه‌های آموزش دیده با الگوریتم‌های مختلف

الگوریتم‌های یادگیری		خطای پیش‌بینی			
		٪۰-٪۲	٪۲-٪۵	٪۵ -٪۱۰	بیشتر از ٪۱۰
کونجوگیت گرادیان	تعداد	۴	۱۰	۱۰	۶
	درصد	٪۱۳/۳۴	٪۳۳/۳۳	٪۳۳/۳۳	٪۲۰
کوشی- نیوتن	تعداد	۱۳	۵	۷	۵
	درصد	٪۴۳/۳۴	٪۱۶/۶۶	٪۲۳/۳۴	٪۱۶/۶۶
لونبرگ- مارکوارت	تعداد	۲۱	۰	۳	۶
	درصد	٪۷۰	٪۰	٪۱۰	٪۲۰

مأخذ: نتایج تحقیق

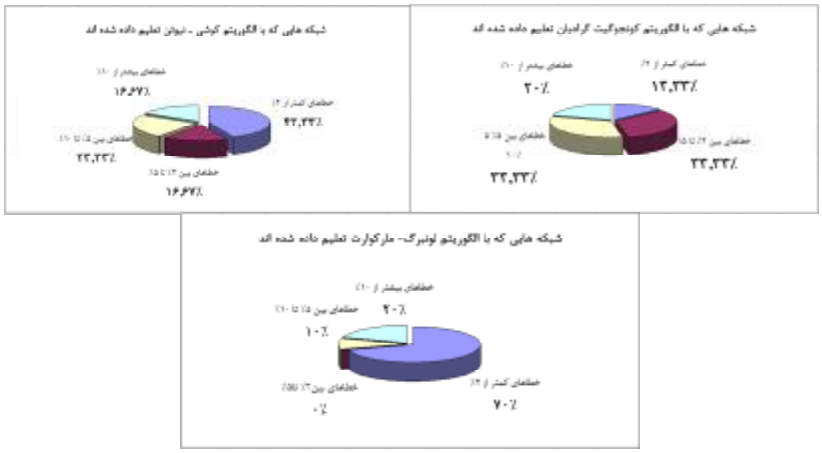
برای سهولت مقایسه، مقادیر ارائه شده در جدول (۴) را به صورت نمودار نمایش می‌دهیم.

همان گونه که از جدول‌های خروجی شبکه‌های عصبی مصنوعی طراحی شده‌ی (۱) تا (۳)، جدول میزان پراکندگی خطاها و نمودار (۲) مشخص است، شبکه ردیف دهم جدول ۳ قادر به ارائه بهترین پیش‌بینی نرخ تورم سال‌های ۸۶-۱۳۸۴ به صورت پویا است. این شبکه دارای ۶ نرون ورودی و ۴ نرون در لایه‌ی میانی است؛ تعداد دفعات تکرار آن ۹۳ و هدف خطای نهایی تعریف شده برای آن برابر با صفر است. این شبکه از تابع فعال ساز سیگموئید[۸۴] در لایه‌ی میانی، و از تابع فعال ساز خطی[۸۵] برای لایه‌ی خروجی و از الگوریتم یادگیری لونبرگ- مارکوارت بهره می‌گیرد.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

[84] Sigmoid Activation Function
[85] Linear Activation Function

نمودار ۳: مقایسه‌ی پراکندگی خطاهای پیش‌بینی شبکه‌های عصبی مصنوعی طراحی شده



با توجه به کار آمدی این شبکه، می‌توان نرخ تورم را برای دوره‌ی ۹۱-۱۳۸۷ به صورت جدول زیر پیش‌بینی کرد.

جدول ۵: پیش‌بینی نرخ تورم توسط شبکه‌ی عصبی مصنوعی منتخب

سال	۱۳۸۷	۱۳۸۸	۱۳۸۹	۱۳۹۰	۱۳۹۱
نرخ تورم	٪۲۱/۹۹	٪۱۵/۰۷	٪۱۲/۷۳	٪۸/۲۹	٪۱۰/۵۹

۷- جمع بندی و نتیجه گیری

در این تحقیق برای پیش بینی نرخ تورم در اقتصاد ایران با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی به طراحی و نوشتن برنامه‌های مجزا و تکمیلی در محیط نرم افزار *MATLAB* که با الگوریتم‌های مختلفی آموزش دیده‌اند، پرداخته شده است. در هر مرحله برای انتخاب بهترین شبکه، خطاها و میزان پراکندگی جواب‌ها محاسبه گردید. یافته‌های تحقیق نشان داد که بهترین شبکه که بر اساس دیدگاه سری زمانی طراحی شود، شبکه‌ای است که (۱) دارای ۶ نرون در لایه‌ی ورودی، (۲) ۴ نرون در لایه‌ی میانی، (۳) تعداد دفعات تکرار ۹۳، (۴) هدف خطای نهایی تعریف شده برای آن برابر صفر، (۵) با الگوریتم لونبرگ- مارکوات آموزش داده شود، (۶)

توابع فعال ساز لایه میانی آن سیگموئید و (۷) توابع فعال ساز لایه‌ی خروجی آن خطی باشد.

از آنجا که در دیدگاه سری زمانی وظیفه پیش بینی متغیرهای اقتصادی به عهده خود سری زمانی گذاشته می‌شود، به محقق اجازه تعیین سهم سایر عوامل مؤثر در تغییرات متغیر مورد نظر داده نمی‌شود و مدل طراحی شده بر اساس این دیدگاه تنها به فراگیری و مطالعه داده‌های گذشته متغیر خواهد پرداخت. لذا اگر خطایی در داده‌های گذشته باشد یا رخ دهد، مدل بر اساس ورودی خود مقادیر آتی را پیش بینی خواهد کرد؛ و خطاهای مقادیرگذشته را به مقادیر آینده منتقل می‌کند.

۸- پیشنهادها

به دلیل اینکه اگر ورودی‌های شبکه، یعنی متغیرهای تأثیر گذار بر متغیری که خواستار پیش بینی رفتار آن هستیم بر اساس یک تئوری اقتصادی انتخاب شوند نتایج بهتر و مطمئن‌تر به دست خواهد آمد، پیشنهاد می‌شود که شبکه‌های عصبی مصنوعی طراحی شود که به جز وقفه‌های شاخص قیمت‌ها (یا نرخ تورم) شامل دیگر متغیرهای تأثیر گذار بر نرخ تورم مانند حجم نقدینگی، تولید، شاخص قیمت کالاهای وارداتی و نرخ ارز باشد. یا اینکه با استفاده از مدل‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی، یک سیستم هوشمند برای پیش‌بینی و تصمیم گیری طراحی شود که در آن متغیرهای تأثیر گذار به صورت هوشمند تشخیص داده شوند و با استفاده از آنها پیش‌بینی را انجام دهد.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

فهرست منابع:

آذر، عادل و علی رجب زاده. (۱۳۸۲). ارزیابی روش‌های پیش‌بینی ترکیبی: با رویکردهای شبکه‌های عصبی-کلاسیک در حوزه اقتصاد. مجله تحقیقات اقتصادی، ۶۳: ۱۱۴- ۸۷.

اندرسون، الیور. (۱۳۶۶). تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی و پیش‌بینی. ترجمه‌ی ابوالقاسم بزرگ‌نیا. مشهد: معاونت فرهنگی آستان قدس رضوی.

بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران. مجله بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران. اداره بررسی‌ها و سیاست‌های اقتصادی. شماره‌های مختلف.

بیل، آر. و تی. جکسون. (۱۳۸۳). آشنایی با شبکه‌های عصبی. ترجمه‌ی محمود البرزی. تهران: موسسه انتشارات علمی دانشگاه صنعتی شریف.

پکتن، فیلیپ. (۱۳۸۳) شبکه‌های عصبی (اصول و کارکردها). ترجمه‌ی مهدی غضنفری و جمال ارکات. تهران: مرکز انتشارات دانشگاه علم و صنعت ایران.

پیندیک، رابرت و دانیل روبینفیلد. (۱۳۷۰). الگوهای اقتصاد سنجی و پیش‌بینی‌های اقتصادی. ترجمه‌ی محمد امین کیانیان. تهران: سازمان مطالعه و تدوین کتب علوم انسانی دانشگاه‌ها (سمت).

خالوزاده، حمید و علی خاکی. (۱۳۸۲). ارزیابی روشهای پیش بینی قیمت سهام و ارائه مدلی غیر خطی بر اساس شبکه‌های عصبی. مجله تحقیقات اقتصادی، ۶۳: ۸۵- ۴۳.

زراءنژاد، منصور، علی فقه مجیدی و روح ا... رضایی. (۱۳۸۷). پیش بینی نرخ ارز با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل *ARIMA*. فصلنامه اقتصاد مقداری (بررسی‌های اقتصادی سابق)، ۵(۴): ۱۲۸- ۱۰۵.

شالکف، رابرت جی. (۱۳۸۲). شبکه‌های عصبی مصنوعی. ترجمه‌ی محمود جورابیان، طناز زارع و امید استوار. اهواز: انتشارات دانشگاه شهید چمران.

شیوا، رضا. (۱۳۷۵) پیش‌بینی سری‌های زمانی. تهران: مؤسسه مطالعات و پژوهش‌های بازرگانی.

قدیمی، محمد رضا و سعید مشیری. (۱۳۸۱). مدل سازی و پیش بینی رشد اقتصادی در ایران با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN). پژوهش‌های اقتصادی ایران، ۱۲: ۱۲۵- ۹۷.

کارتالوپولس، اس. وی. (۱۳۸۲). منطق فازی و شبکه‌های عصبی. ترجمه‌ی محمود جورابیان و رحمت‌الله هوشمند. اهواز: انتشارات دانشگاه شهید چمران.

کمیجانی، اکبر و جواد سعادت فر. (۱۳۸۵). کاربرد مدل‌های شبکه عصبی در پیش‌بینی ورشکستگی اقتصادی شرکت‌های بازار بورس. دو فصلنامه جستارهای اقتصادی، ۶: ۴۴- ۱۱.

مشیری، سعید. (۱۳۸۰). پیش بینی تورم ایران با استفاده از مدل‌های ساختاری، سری های زمانی، و شبکه‌های عصبی. مجله تحقیقات اقتصادی، ۵۸: ۱۸۴- ۱۴۷.

منهاج، محمد باقر. (۱۳۸۴). مبانی شبکه‌های عصبی. تهران: انتشارات دانشگاه صنعتی امیر کبیر.

مونتگمری، دوگلاس سی. و لینوود آ. جانسون و جان اس. گاردینر. (۱۳۷۵). پیش‌بینی و تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی. ترجمه‌ی محمد تقی فاطمی قمی. تهران: موسسه انتشارات امیر کبیر.

نجفی، بهاء الدین و محمد حسن طراز کار. (۱۳۸۵). پیش بینی میزان صادرات پسته ایران: کاربرد شبکه عصبی مصنوعی. پژوهشنامه بازرگانی، ۳۹: ۲۱۴- ۱۹۱.

Chat F. (1989). The Analysis of Time Series: An Introduction. London: Champan and Hall.

Demuth, H. & M. Beale. (2000). Neural Network Toolbox For Use With MATLAB, COPYRIGHT 1992 - 2000 by The MathWorks, Inc.

Binner, M. J. & M.A. Gazely. (1999). A Neural Network Approach to Inflation Forecasting: The Case of Italy, Global Business and Economic Review, 1(1): 76-92.

Mehra, Y. P. (1988). The Forecast Performance of Alternative Models of Inflation. Federal Reserve Bank of Richmond, 74: 10-18.

Moshiri, S., N. Cameron & D. Scuse. (1999). Static, Dynamic, and Hybrid Neural Networks In Forecasting Inflation. Computational Economic, 14: 219-235.

Moshiri, S. & N. Cameron. (2000). Neural Network vs. Econometric Models in Forecasting Inflation. Journal of Forecasting, 19: 201-217.

Olson, D. & C. Mossman. (2003). Neural Networks of Canadian Stock Returns Using Accounting Ratios. International Journal of Forecasting, 19: 453-465.

Portugal, N. S. (1995). Neural Networks Versus Time Series Methods: A Forecasting Exercises, 14th International Symposium on Forecasting, Sweden.

Stockton, D. J. & C. S. Struckmeyer. (1987). An Evaluation of the Forecast Performance of Alternative Models of Inflation. The Review of Economics and Statistic, 69: 17-108.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی