اقتصاد کشاورزی و توسعه، سال بیست و دوم، شمارهٔ ۸۵، بهار ۱۳۹۳

مقایسهٔ روش‌های اقتصادسنجی و شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی مقدار واردات ذرت ایران

مهدی کاظم‌نژاد[۱]، امید گیلانپور[۲]

تاریخ دریافت: ۱۳۹۰/۱۲/۵ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۲/۲/۲۶

چکیده

اهمیت پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی برای سیاست‌گذاران و برنامه‌ریزان و واحدهای اقتصادی بر کسی پوشیده نیست. از این‌رو، در دهه‌های اخیر، مدل‌های گوناگون ابداع شده و به رقابت با یکدیگر پرداخته‌اند. در مطالعهٔ حاضر، مقدار واردات ذرت ایران برای دورهٔ ۱۳۸۹-۹۳ با استفاده از روش‌های اقتصادسنجی و شبکهٔ عصبی مصنوعی پیش‌بینی شده است. بدین منظور، از داده‌های دورهٔ ۱۳۴۸-۸۳ برای پیش‌بینی و آموزش شبکه و از داده‌های دورهٔ ۱۳۸۳-۸۸ برای آزمون صحت پیش‌بینی‌ها استفاده شده است. نتایج مطالعه نشان می‌دهد که شبکهٔ عصبی پیشرو دارای خطای کمتر و عملکرد بهتری در مقایسه با روش اقتصادسنجی ARIMA و هموارسازی نمایی برای پیش‌بینی مقدار واردات این محصول است. همچنین مقدار واردات

۱. استادیار و عضو هیئت علمی مؤسسهٔ پژوهش‌های برنامه‌ریزی، اقتصاد کشاورزی و توسعهٔ روستایی (نویسندهٔ مسئول) e-mail: mkzs2002@yahoo.com

۲. استادیار و عضو هیئت علمی مؤسسهٔ پژوهش‌های برنامه‌ریزی، اقتصاد کشاورزی و توسعهٔ روستایی

ذرت در ۱۳۹۰ نسبت به سال پیش از آن ۸ درصد کاهش رشد داشته و بیشترین میزان کاهش در تغییر واردات ذرت نسبت به یک سال گذشته با ۱۱ درصد کاهش مربوط به ۱۳۹۱ است. از این‌رو، برای تأمین نیاز داخلی کشور لازم است که برنامه‌های ویژه در راستای افزایش توان تولید ذرت کشور صورت گیرد تا ضمن کاهش وابستگی کشور به واردات این کالا، میزان تولید داخلی برای رسیدن به مرز خودکفایی کشور نیز افزایش یابد.

طبقه‌بندی JEL: C22، C32، D12

کلیدواژه‌ها: پیش‌بینی، شبکهٔ عصبی، ذرت، واردات، ایران

مقدمه

در توصیف اهمیت ذرت همین بس که پس از گندم و برنج، سومین فراوردهٔ مهم کشاورزی در جهان به‌شمار می‌رود. این محصول ارزشمند، علاوه بر آنکه بخشی چشمگیر از خوراک طیور را فراهم می‌آورد، دانه‌ای سودمند برای تولید روغن خوراکی، نشاسته و گلوکز و چند فرآوردهٔ دیگر است. با افزایش جمعیت و نیاز روزافزون مردم به گوشت مرغ و تخم مرغ که اهمیت و جایگاهی ویژه در سبد خانوار دارند، سطح زیر کشت ذرت در جهان به‌طور مداوم در حال افزایش است. ذرت از لحاظ سطح زیر کشت، پس از گندم و برنج، سومین گیاه زراعی مهم دنیاست. در ایران نیز کشت ذرت بسیار اهمیت دارد. نیاز کشور به ذرت حدود چهار میلیون تن در سال است که بر اساس اطلاعات وزارت جهاد کشاورزی و گمرک جمهوری اسلامی ایران به‌طور متوسط در سال‌های گذشته حدود دو میلیون تن در داخل تولید و حدود دو میلیون تن دیگر از طریق واردات تأمین شده است، گرچه در برخی از سال‌ها نیز به‌دلیل شرایط خاص، میزان واردات به بیش از سه میلیون تن رسیده است. بنابراین، بخشی مهم از عرضهٔ ذرت توسط واردات تأمین می‌شود. از این‌رو، چه‌بسا آگاهی از روند آتی واردات این محصول نقشی عمده در ارائهٔ سیاست‌های مهم در زمینهٔ تأمین نیاز داخلی آن داشته باشد.

با توجه به بار ارزی واردات و تأثیرپذیری تولید داخلی از این متغیر، امکان پیش‌بینی دگرگونی‌های آتی ارز و سیاست‌گذاری مناسب برای کنترل آن از اهمیت زیادی برای بخش کشاورزی برخوردار است. اهمیت پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی برای سیاست‌گذاران و برنامه‌ریزان و واحدهای اقتصادی بر کسی پوشیده نیست (قدیمی و مشیری، ۱۳۸۱). از این‌رو، در دهه‌های اخیر، بدین منظور، مدل‌های گوناگون ابداع شده و به رقابت با یکدیگر پرداخته‌اند (دلاور، ۱۳۸۴). روش‌های اقتصادسنجی و شبکه‌های‌عصبی از انواع این روش‌ها به‌شمار می‌روند. مدل‌های اتورگرسیو در سال ۱۹۲۹ توسط یول معرفی شدند. سپس افرادی چون اسلاتسکی در ۱۹۳۷ با معرفی مدل میانگین متحرک به بررسی سری‌های زمانی پرداختند. سرانجام، در ۱۹۷۰، جرج باکس[1] و گویلیم جنکینز[2] مدل خودتوضیحی هم‌جمع میانگین متحرک (ARIMA)[3] را برای پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی معرفی کردند (دلیری و خلیلیان، ۱۳۸۵؛ جلائی و همکاران، ۱۳۸۹). موفقیت شبکه‌های عصبی در حوزهٔ مالی توجه متخصصان اقتصاد کلان و اقتصادسنجی را نیز به خود جلب کرد و پژوهش در زمینهٔ استفاده از شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی و مدل‌سازی در اقتصاد کلان در دههٔ ۱۹۹۰ توسط خوان وایت به‌طور نظری ارئه شد (جلائی و همکاران، ۱۳۸۹). قدرت اصلی شبکه‌های عصبی در این است که می‌توانند برای تحولاتی چون سقوط بازار بورس و شوک‌های نفتی به عنوان انحرافات معنی‌دار از قبول فرض خطی بودن، مدل‌های بهتری بسازند. برای معرفی برخی از مطالعات انجام‌شده در زمینهٔ پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی می‌توان به مطالعهٔ مشیری وکامرون (Moshiri and Cameron, 2000)، کاکز (Tkacz, 2001)، مشیری و همکاران (Moshiri et al., 1999)، فو (Fu, 1998)، ورکویجن (Verkooijen, 1996)، هیل و همکاران (Hill et al., 1994)، و مودی و همکاران (Moody et al., 1993) اشاره کرد. همچنین برخی از مطالعات داخلی مانند آذر و افسر (۱۳۸۵)، سینایی و همکاران (۱۳۸۴)، فلاحی و همکاران

1. George Box
2. Gwilym Jenkins
3. Autoregressive Integrated Moving Average

(۱۳۸۴)، کهزادی و همکاران (Kohzadi et al., 1995)، مشیری و مروت (۱۳۸۴)، روشن (۱۳۸۳)، قدیمی و مشیری (۱۳۸۱)، و اصغری اسکوئی (۱۳۸۱) از جمله مطالعات صورت گرفته در زمینهٔ پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی است. شایگان و همکاران (۱۳۸۶)، با مقایسهٔ روش‌های ARIMA و الگوی شبکهٔ عصبی مصنوعی در پیش‌بینی واردات ذرت و برنج بدین نتیجه رسیدند که روش شبکهٔ عصبی دارای عملکردی بهتر از فرایند ARIMA بوده و قادر است میزان واردات برنج و ذرت را دقیق‌تر پیش‌بینی کند. فرج‌زاده و شاه‌ولی (۱۳۸۸) قیمت برخی محصولات کشاورزی را با روش‌های مختلف پیش‌بینی کردند و نشان دادند که الگوی ARIMA سری‌های قیمت اسمی برنج و زعفران را بهتر از سایر روش‌ها پیش‌بینی می‌کند. بهترین پیش‌بینی برای سری‌های قیمت اسمی و واقعی پنبه نیز به‌ترتیب، با استفاده از الگوهای شبکهٔ عصبی مصنوعی و منسجم به‌دست آمد. مهرابی بشرآبادی و کوچک‌زاده (۱۳۸۸)، برای پیش‌بینی صادرات محصولات کشاورزی ۱۳۸۶، از روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی و ARIMA استفاده کردند و نشان دادند که شبکه‌های عصبی عملکردی بهتر از شبکه‌های عصبی پیش‌خور چندلایه و مدل ARIMA داشته است. محمدی و همکاران (۱۳۹۲) دریافتند که الگوی ARIMA در پیش‌بینی قیمت محصولات دامی بر روش شبکهٔ عصبی برتری دارد.

همان‌گونه که مشاهده می‌شود، در دوره‌های زمانی متفاوت و برای پیش‌بینی متغیرهای متفاوت الگوی مناسب برای پیش‌بینی متغیر مورد بررسی تغییر یافته است. از این‌رو، با توجه به اهمیت موضوع پیش‌بینی و آگاهی از روند تغییرات آیندهٔ متغیرها و جایگاه مهم واردات ذرت به‌مثابه یکی از کالاهای اساسی کشاورزی وارداتی کشور، در مطالعهٔ حاضر، مقدار واردات ذرت کشور برای دورهٔ زمانی ۱۳۸۹–۹۳ با استفاده از روش‌های اقتصادسنجی و شبکهٔ عصبی مصنوعی پیش‌بینی شده است.

مواد و روش‌ها

در این بخش، به بررسی روش‌های مورد نظر مطالعهٔ حاضر پرداخته می‌شود.

شبکهٔ عصبی

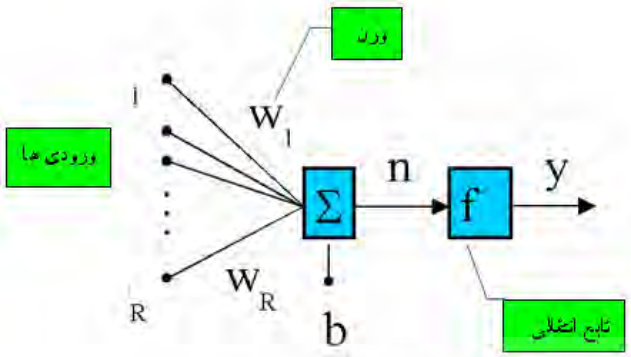
شبکهٔ عصبی[1] عبارت است از مدل‌هایی محاسباتی که قادرند رابطهٔ میان ورودی‌ها و خروجی‌های یک سیستم فیزیکی را توسط شبکه‌ای از گره‌های متصل به هم تعیین کنند. در این شبکه، میزان فعالیت هر کدام از این اتصالات از طریق اطلاعات تاریخی تنظیم می‌شود (فرایند یادگیری) و در نهایت، مدل قادرخواهد بود که قوانین مرتبط میان ورودی‌ها و خروجی‌ها را کشف کند، هر چند که این قوانین غیرخطی و پیچیده نیز باشند (جلائی و همکاران، ۱۳۸۹). یک شبکهٔ عصبی از نرون‌های مصنوعی تشکیل شده است. نرون یا گره کوچک‌ترین واحد پردازش اطلاعات است که اساس عملکرد شبکه‌های عصبی را تشکیل می‌دهد (دلاور، ۱۳۸۴). هر کدام از نرون‌ها، ورودی‌ها را دریافت و پس از پردازش روی آن‌ها، یک سیگنال خروجی تولید می‌کنند. از این‌رو، هر نرون در شبکه به‌مثابه مرکز پردازش و توزیع اطلاعات عمل می‌کند و دارای ورودی و خروجی مختص به خود است (مهرابی بشرآبادی و کوچک‌زاده، ۱۳۸۸). شکل ۱ نشان‌دهندهٔ ساختار یک نرون تک‌ورودی است که در آن، عددهای p و a، به‌ترتیب، ورودی و خروجی نرون هستند. میزان تأثیر p ها روی a از طریق مقدار عدد w تعیین می‌شود. ورودی دیگر مقدار ثابت ۱ است که در جملهٔ اریب b ضرب شده و سپس، با wp جمع می‌شود. این حاصل‌جمع ورودی خالص n[2] برای تابع تبدیل یا فعال‌سازی محرک (f)[3] است. بدین ترتیب، خروجی نرون به صورت معادلهٔ زیر تعریف می‌شود (روشن، ۱۳۸۳):

$$a = f(wp + b) \qquad (۱)$$

پارامترهای w و b قابل تنظیم می‌باشند و تابع محرک f نیز توسط طراح انتخاب می‌شود. بر اساس انتخاب f و نوع الگوریتم یادگیری، پارامترهای w و b تنظیم می‌شوند. در

1. Neural Network
2. Net Input
3. Transfer or Access Function

حقیقت، یادگیری بدین معنی است که w و b طوری تغییر کنند که رابطهٔ ورودی و خروجی نرون با هدفی خاص مطابقت کند (طرازکار، ۱۳۸۴).



شکل ۱. مدل پایهٔ یک نرون

در مقایسهٔ مدل شبکهٔ عصبی با مدل‌های رگرسیونی، می‌توان گفت که ورودی‌های شبکهٔ عصبی همان متغیر(های) مستقل و خروجی‌های آن نیز متغیر وابسته است. همچنین وزن‌های مختلف شبکه مشابه پارامترهای مدل رگرسیون و جملهٔ اریب نیز همان عرض از مبدأ یا جملهٔ ثابت در مدل رگرسیون است. در صورتی که وقفه‌های متغیر وابسته به مجموعهٔ ورودی‌ها اضافه شود، شبکه‌ای مشابه مدل اتورگرسیو خطی حاصل می‌شود. به‌طور کلی، نقش نرون‌ها در شبکهٔ عصبی پردازش اطلاعات است واین امر در شبکه‌های عصبی مصنوعی از طریق یک پردازش ریاضی که همان تابع فعال‌سازی است، انجام می‌شود. برای بهره‌برداری واقعی از توانایی شبکه‌های عصبی دربخش‌هایی از شبکه از توابع فعال‌سازی غیرخطی استفاده می‌کنند. به‌صورت ایده‌آل، باید تابع فعال‌سازی پیوسته و مشتق‌پذیر و یکنواخت باشد، زیرا این مسئله عمل پیدا کردن ضرایب مقتضی الگوریتم بهتر را تسهیل می‌کند (قدیمی و مشیری، ۱۳۸۱). همان‌طور که ذکر شد، مجموع ورودی‌های هر نرون پس از ضرب در وزن‌های متناظر، در یک تابع موسوم به تابع محرک $f(S_j)$ اعمال می‌شود. اشکال متفاوت تابع محرک همانند

سیگموئید[1]، تانژانت هیپربولیک« و خطی وجود دارد (اسکویی، ۱۳۸۱). هدف از به‌کارگیری یک تابع غیرخطی (در این شکل تابع آستانه‌ای) محدودسازی خروجی در یک باند مشخص است. در حقیقت، تابع محرک ارتباط بین ورودی و خروجی گره‌ها و شبکه را برآورد می‌کند. اما در عمل، از تعدادی اندک از محرک‌ها استفاده می‌شود (روشن، ۱۳۸۳). اگر متغیری که قصد پیش‌بینی آن را داریم، دربرگیرندهٔ ارزش‌های منفی نیز باشد، در این صورت، از آن تابع فعال‌سازی استفاده می‌شود که در محدودهٔ ۱- و ۱ تغییر می‌کند. مرسوم‌ترین تابع در این زمینه تابع سیگموئید است که محدودهٔ آن صفر تا یک است و به‌صورت زیر تعریف می‌شود (اثنی‌عشری، ۱۳۸۶):

$$(S_j) = \frac{1}{1+e^{-S_j}} \qquad (۱)$$

عموماً تابع محرک دامنهٔ خروجی نرون را محدود می‌سازد و به همین علت آن را تابع محدودساز[2] نیز می‌نامند.

توصیه می‌شود که به منظور جلوگیری از کوچک شدن بیش از حد وزن‌ها در شبکه‌های عصبی، ورودی‌ها استاندارد شوند. استاندارد کردن داده‌ها، که معمولاً قبل از آموزش شبکه صورت می‌پذیرد، به معنی انجام تبدیل‌هایی روی ورودی‌ها وخروجی‌های شبکه به‌منظور بیرون کشیدن ویژگی‌ها از درون ورودی‌ها و تبدیل خروجی به شکل قابل فهم‌تر برای شبکه است. در مطالعهٔ حاضر، برای استانداردسازی داده‌ها، از رابطهٔ زیر استفاده شده است که ورودی‌ها را بین ۰/۱ و ۰/۹ استاندارد می‌کند و حسن این رابطه امکان بهتر پیش‌بینی‌ها خارج از مقادیر حدی داده‌های دورهٔ آموزش است (طرازکار، ۱۳۸۴):

$$N_i = 0/8 \times [\frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}] + 0/1 \qquad (۲)$$

که در این رابطه، N_i مقداراستاندارد شده، X_i مقدار واقعی، $X_{\max}$ حداکثر مقدار واقعی و $X_{\min}$ حداقل مقدار واقعی است.

1. Sigmoid
2. Hard Limiter or Squash

در مطالعهٔ حاضر، برای پیش‌بینی مقدار واردات ذرت از شبکهٔ عصبی پیش‌خور و برای طراحی و آموزش شبکه از جعبهٔ نرم‌افزاری شبکهٔ عصبی مصنوعی در محیط Matlab7 استفاده شد. شبکه‌های معماری مختلف نیز با تابع سیگموئید ایجاد شده‌اند.

روش باکس- جنکینز (Box-Jenkins) برای مدل‌سازی سری‌های زمانی

به‌منظور استفاده از روش باکس- جنکینز برای پیش بینی مقادیر یک سری زمانی ابتدا باید یک مدل ویژه را از میان مدل‌های بسیار زیاد اتورگرسیو (AR)، میانگین متحرک (MA) و تلفیق‌شدهٔ اتورگرسیو میانگین متحرک (ARIMA) تشخیص داد. در روش باکس- جنکینز، مدل‌سازی شامل سه مرحلهٔ شناسایی[1]، تخمین[2] و بازبینی تشخیصی[3] است (ابریشمی، ۱۳۸۱). مدل عمومی ARMA(p,q) به صورت زیر است:

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + ... + \phi_p y_{t-p} + \delta + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + ... + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (۳)$$

یا

$$y_t^* = \phi_1 y_{t-1}^* + ... + \phi_p y_{t-p}^* + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + ... + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (۴)$$

در مدل‌های یادشده، ε_t از فرایند گوس پیروی می‌کند، به طوری که $\varepsilon_t \sim IN(۰,\delta_\varepsilon^۲)$ است. در این مرحله، باید پارامترهای $\phi = (\phi_۱,\phi_۲,...,\phi_p)'$، $\mu = E(y_t)$، $\theta = (\theta_۱,\theta_۲,...,\theta_q)'$ و $\sigma_\varepsilon^۲$ تخمین زده شوند. چندین روش برای تخمین این پارامترها وجود دارد که از آن میان، می‌توان به روش گشتاورها، روش حداکثر درست‌نمایی و روش حداقل مربعات خطی اشاره کرد (ابریشمی، ۱۳۸۱).

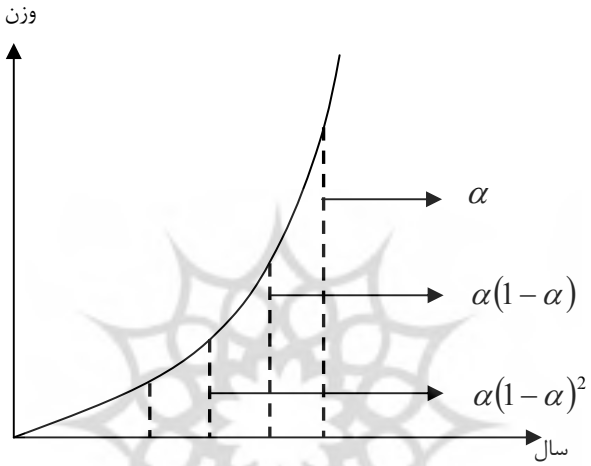
روش هموارسازی (تعدیل) نمایی منفرد

این روش از تمام مقادیر گذشتهٔ متغیر مورد نظر یک میانگین وزنی می‌سازد که وزن‌ها به صورت نمایی بدان داده می‌شود. بنابراین، پیش‌بینی برای هر دوره‌ای به صورت زیر است:

$$F_{t+۱}(t) = \alpha D_t + \alpha(۱-\alpha) D_{t-۱} + \alpha(۱-\alpha)^۲ D_{t-۱} + \alpha(۱-\alpha)^۳ D_{t-۳} + ... \quad (۵)$$

1. Identification
2. Estimation
3. Diagnostic Checking

که در آن، $F_{t+1}(t)$ نشان‌دهندهٔ مقدار پیش‌بینی دوره‌ی t+1 متغیر مورد نظر در دورهٔ t و عبارت D_t مقدار آخرین مشاهدهٔ متغیر است. در رابطهٔ ۶، مقدار α کوچک‌تر از یک بوده و نیز فرض بر این است که قدرت توضیح‌دهندگی D_t یعنی آخرین مشاهده، بالاتر از بقیهٔ مشاهده‌هاست و بنابراین، بزرگ‌ترین وزن بدان داده می‌شود.



شکل ۲. ارزش‌گذاری مشاهده‌ها در روش هموارسازی نمائی منفرد

رابطهٔ بالا را می‌توان به شکل ساده‌تر به صورت زیر نوشت:

$$F_{t+1} = \alpha D_t + (1-\alpha)F_t \qquad (۶)$$

یا به صورت:

$$F_{t+1} = F_t + \alpha(D_t - F_t) \qquad (۷)$$

در واقع، پیش‌بینی در دورهٔ t+1 برابر است با متوسط موزون مقدار در سال t به اضافهٔ پیش‌بینی تا دورهٔ t؛ مثلاً برای دو سال ۱۳۸۷ و ۱۳۸۸ داریم:

$$F_{۸۸} = \alpha D_{۸۷} + (1-\alpha)F_{۸۷}$$
$$F_{۸۸} = F_{۸۷} + \alpha(D_{۸۷} - F_{۸۷}) \qquad (۸)$$

در این حالت،، مقدار پیش‌بینی سال ۱۳۸۷ با یک مقدار تصحیح خطا، به عنوان پیش‌بینی از سال ۱۳۸۸ به‌کار می‌رود و بدین ترتیب، پیش‌بینی اصلاح می‌شود. مقدار ضریب α یا همان ضریب هموارسازی به‌صورت تجربی و بین صفر و یک انتخاب می‌شود. بهتر است که مقدار این ضریب به صفر نزدیک‌تر باشد تا به یک؛ زیرا در این صورت، خطای کمتری خواهیم داشت. انتخاب دوم در تعیین مقادیر پیش‌بینی یک متغیر مشخص شدن مقدار F است. در واقع، باید یک F_1 اولیه داشت تا بر اساس آن، بتوان پیش‌بینی را شروع کرد. یک روش برای تعیین مقدار F بدین صورت است که مقدار اولیهٔ داده را برابر با مقدار F_1 قرار دهیم که در این حالت، $F_1 = D_1$ برقرار خواهد شد. روش دیگر بدین صورت است که متوسطی از چهار یا پنج دادهٔ اولیه در نظر گرفته شود. اگر دادهٔ اول با سه یا چهار دادهٔ اولیهٔ دیگر تفاوت زیادی داشته باشد، بهتر است که از روش دوم استفاده شود.

هموارسازی (تعدیل) نمایی مضاعف

این روش به دنبال نقض روش قبلی است تا بتواند روند را تعقیب کند. در واقع، این روش در مواقعی که تغییرات فصلی وجود ندارد، استفاده می‌شود. این روش از یک مدل خطی رگرسیون نیز بهتر عمل می‌کند، زیرا در اینجا، جزء روند ثابت نبوده و در حال تغییر است. همچنین، باید بدین نکته نیز توجه داشت که بهتر است پیش‌بینی با این روش برای دورهٔ سه تا چهار سال باشد. اما در برآورد مدل با این روش، باید دقت داشت که با دو پارامتر جداگانه برای اجزاء روند و سطح کار می‌کند. با این توضیح، لازم است که برای یک سری مانند D_t دو جزء تعریف شود، یک جزء برای روند و یک جزء برای سطح. آنچه برای روند در زمان t تعریف می‌شود، تفاوت بین مقادیر سطح در دو دورهٔ متوالی است و مشابه روش هموارسازی نمایی منفرد عمل می‌کند. به این منظور، سطح در حالت طبیعی با ضریب α و جزء روند با ضریب β تعدیل می شود. برای تعدیل جزء سطح از رابطهٔ زیر استفاده می‌شود:

$$\beta_t = \alpha D_t + (1-\alpha)F_t \qquad (9)$$

که در آن، $F_t = \beta_{t-1} + T_{t-1}$. همچنین، می‌توان رابطهٔ ۹ را به صورت زیر خلاصه کرد:

$$\beta_t = \alpha D_t + (1-\alpha)(\beta_{t-1} + T_{t-1}) \quad (10)$$

برای تعدیل جزء روند نیز از رابطهٔ ۱۱ استفاده می‌شود که به صورت زیر ارائه شده است:

$$T_t = \beta(\beta_t - \beta_{t-1}) + (1-\beta)T_{t-1} \quad (11)$$

در نتیجه، با استفاده از رابطه‌های ۱۰ و ۱۱، مقادیر برای دوره‌های آینده، با استفاده از رابطهٔ ۱۲ برآورد می‌شود:

$$F_{t+1} = \beta_t + T_t \quad (12)$$

که در آن، متغیر D_t نشان‌دهندهٔ مقدار واقعی در زمان t (دورهٔ جاری) است. برای انجام پیش‌بینی با استفاده از این روش، دو مقدار اولیه برای اجزاء β_1 و T_1 مورد نیاز است. برای پیداکردن این مقادیر دو روش وجود دارد.

معیارهای ارزیابی روش‌های پیش‌بینی

معیارهای ارزیابی شبکه که در مطالعهٔ حاضر به‌کار رفته، شامل ریشهٔ میانگین مربع خطا (RMSE)، میانگین مربع خطا (MSE)، میانگین قدر مطلق انحراف (MAD) و میانگین قدر مطلق درصد خطا (MAPE) است. همچنین داده‌های مورد استفاده در مطالعهٔ حاضر (واردات ذرت) از داده‌های واردات گمرک ج.ا. ایران طی دورهٔ ۸۸-۱۳۴۸ فراهم آمده است.

نتایج و بحث

مقدار واردات ذرت ایران طی سال‌های ۱۳۸۵ تا ۱۳۸۸ در جدول ۱ گزارش شده است. طبق نتایج این جدول، کشورهای سوئیس و انگلستان در هر چهار سال ارائه‌شده در جدول بیشترین مقدار صادرات به ایران را دارند همچنین تعداد صادرکنندگان ذرت به ایران در ۱۳۸۵، شانزده کشور، در ۱۳۸۶ و ۱۳۸۷، سیزده کشور و در ۱۳۸۸، نوزده کشور است. بررسی‌ها نشان داد که بیشترین میزان رشد مقدار واردات در دورهٔ زمانی ۸۸-۱۳۴۸ مربوط به سال‌های ۱۳۴۹ و ۱۳۵۰ و همچنین بیشترین میزان رشد در ارزش واردات مربوط به سال‌های

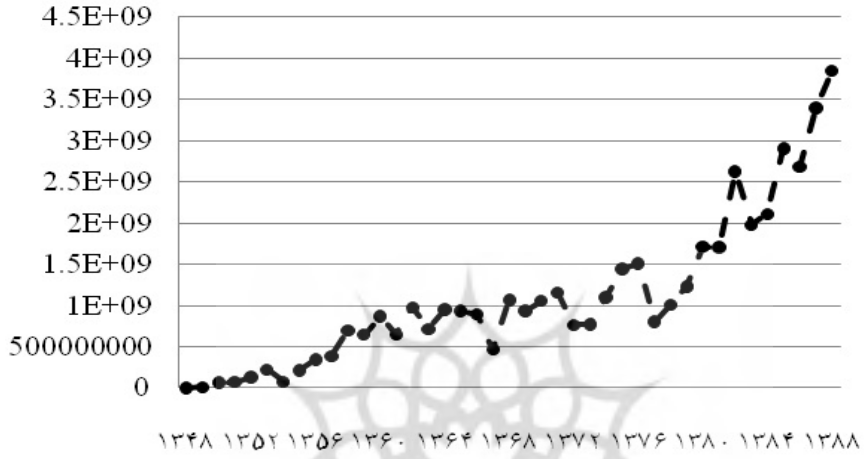
۱۳۴۹، ۱۳۷۲ و ۱۳۸۱ است. در دو سال ۱۳۷۲ و ۱۳۸۱، افزایش بی‌رویه در رشد واردات ذرت کشور مربوط به سیاست یکسان‌سازی نرخ ارز بوده که در هر دوسال، باعث افزایش نرخ ارز شده است. مقدار واردات ذرت در ۱۳۸۸ نسبت به ۱۳۸۷ حدود سیزده درصد رشد و ارزش واردات نیز سیزده درصد کاهش رشد داشته است. این اختلاف در رشد ارزش و مقدار واردات ذرت به دلیل کاهش قیمت ذرت وارداتی از ۳۰۳۵ ریال در ۱۳۸۷ به ۲۳۲۱ ریال در ۱۳۸۸ بوده است.

جدول ۱. آمار واردات ذرت ایران به‌تفکیک کشورهای عمدهٔ مبدأ طی سال‌های ۱۳۸۵–۸۸

	۱۳۸۵		۱۳۸۶		۱۳۸۷		۱۳۸۸	
	کشور	مقدار	کشور	مقدار	کشور	مقدار	کشور	مقدار
۱	سوئیس	۱۴۷۴۰۶۴۰۱۶	سوئیس	۱۶۷۴۶۶۰۸۷۷	سوئیس	۲۰۴۷۵۹۹۷۳۴	سوئیس	۱۵۰۳۵۸۲۷۴۲
۲	انگلستان	۵۲۵۴۱۰۹۰۰	انگلستان	۵۹۶۷۹۲۳۸۵	انگلستان	۷۰۹۸۲۶۵۴۲	انگلستان	۹۹۲۶۹۶۵۱۵
۳	اتریش	۳۰۰۳۲۳۹۱۷	امارات	۲۲۷۰۹۸۹۸۳	امارات	۳۵۹۹۰۰۷۰۵	امارات	۶۶۶۸۸۸۵۳۰
۴	برزیل	۲۲۸۵۹۱۴۰۹	اتریش	۱۷۲۶۹۳۹۲۵	اتریش	۱۴۳۸۰۷۵۳۸	هلند	۲۸۵۰۱۲۸۶۷
۵	هلند	۱۱۵۳۱۶۸۰۵	برزیل	۷۸۵۸۹۸۷	آرژانتین	۶۹۹۰۰۰۰۰	برزیل	۱۸۸۰۷۷۹۲۶
۶	امارات	۸۲۲۳۷۲۴۷	اوکراین	۲۸۱۴۴۷۰	آفریقا	۴۷۴۳۵۰۰۰	آرژانتین	۷۱۴۷۵۶۰۰
۷	اوکراین	۶۱۵۳۷۰۹۰	کرواسی	۵۲۷۴۷۷	پاراگوئه	۱۳۰۵۰۰۰۰	هند	۴۷۹۷۳۱۳۰
۸	آلمان	۵۹۶۷۷۰۲۰	یونان	۳۱۲۷۰۷	اوکراین	۴۶۰۰۰۰۰	اوکراین	۴۳۴۹۶۵۲۰
۹	چین	۵۷۰۰۷۳۷۶	ترکیه	۳۰۹۹۸۷	یوگسلاوی	۵۰۰۰۰۰	روسیه	۲۵۳۶۲۰۳۹
۱۰	قزاقستان	۴۰۰۰۰۰۰	یوگسلاوی	۱۶۱۳۶۰	ترکیه	۳۳۹۴۸۹	اتریش	۲۰۶۹۸۵۲۶
۱۱	کرواسی	۲۸۸۴۲۸	آرژانتین	۱۰۰۱۵۵	مجارستان	۱۲۴۸۳۷	آمریکا	۷۰۵۲۱۱۷
۱۲	یونان	۹۳۲۸۶	مجارستان	۴۰۰۲۱	یونان	۵۳۰۵۳	بندرانزلی	۸۱۱۲۷۲
۱۳	ترکیه	۴۰۲۹۴	بحرین	۳۶۰۰۰	کرواسی	۲۰۹۶۷	آذربایجان	۵۶۰۱۰۰
۱۴	بحرین	۲۰۰۱۰	–	–	–	–	صربستان	۲۴۰۰۰۰
۱۵	مجارستان	۱۲۹۶۳	–	–	–	–	چین	۱۰۵۰۰۰
۱۶	فرانسه	۱۳۵/۷۵	–	–	–	–	مجارستان	۶۰۰۰۲
۱۷	–	–	–	–	–	–	ترکیه	۶۰۰۰۰
۱۸	–	–	–	–	–	–	آفریقا	۲۱۸۰۰
۱۹	–	–	–	–	–	–	لبنان	۲۰۰۰۰

مأخذ: آمارنامه‌های گمرک جمهوری اسلامی ایران

در نمودار ۱، وضعیت واردات ذرت کشور بین سال‌های ۱۳۴۸-۸۸ آمده است. این نمودار از یک روند افزایشی (همراه با کاهش در برخی از سال‌ها) در واردات ذرت کشور حکایت دارد.



نمودار ۱. روند مقدار واردات ذرت ایران طی دورهٔ ۱۳۸۸-۱۳۴۸

الگوی ARIMA

به منظور بهره‌گیری از الگوهای پارامتریک برای بررسی الگوی رفتاری و پیش‌بینی مقادیر آتی سری زمانی، ارزیابی ویژگی آماری این سری زمانی و بررسی وجود ریشهٔ واحد در آن مد نظر قرار گرفت.

جدول ۲. نتایج آزمون ایستایی سری زمانی ذرت

نوع آزمون	سطح آزمون (عرض از مبدأ و روند)	مقدار آمارهٔ محاسباتی	مقدار آمارهٔ بحرانی (پنج درصد)
ADF	در سطح داده	-۱/۴۸	-۳/۵۳
	تفاضل مرتبهٔ اول	-۸/۸۹	-۳/۵۳

مأخذ: یافته‌های پژوهش

در سطح داده پذیرش فرض صفر در آزمون ADF و عدم پذیرش فرض صفر برای تفاضل مرتبهٔ اول بیانگر ایستا نبودن متغیر در سطح است. با توجه به ویژگی آماری متغیر مورد بررسی، الگوی پارامتریک تک‌متغیرهٔ مورد استفاده، الگوی ARIMA است. در گام نخست برازش الگوی یادشده، بر اساس رهیافت پیشنهادی باکس- جنکینز، منحنی‌های ACF و PACF متغیر ترسیم شد. بر اساس منحنی‌های یادشده، درجهٔ پیشنهادی برای خودتوضیحی و میانگین متحرک، به‌ترتیب، برابر با دو و یک است. بر مبنای پیشنهاد اولیه و تغییر فرضی درجات، نتایج زیر حاصل شد.

جدول ۳. ویژگی الگوهای ARIMA با درجات مختلف

شرح	ARIMA(1,2)	ARIMA(2,5)	ARIMA(2,6)
Q(b)	۰/۳۳ (۰/۵۶۴)	۲/۶۹ (۰/۱۰۱)	۳/۸۵ (۰/۰۵)
Q(b+1)	۱/۰۹ (۰/۵۸)	۲/۹۳ (۰/۲۳۱)	۴ (۰/۱۳۵)
Q(b+2)	۹/۲۱ (۰/۰۲۷)	۲/۹۳ (۰/۴۰۲)	۴/۳ (۰/۲۳۱)
AIC	۳۹/۴۷	۳۹/۳۸	۳۹/۴۶
SC	۳۹/۶۴	۳۹/۷۲	۳۹/۸۴
R^2	۰/۱۲	۰/۴	۰/۳۹
$\bar{R}^2$	۰/۰۴	۰/۲۸	۰/۲۳

مأخذ: یافته‌های پژوهش تذکر: اعداد داخل پرانتز ارزش احتمال[1] را نشان می‌دهد

بر اساس نتایج حاصل از آماره‌های اطلاعات AIC و SC و با توجه به ضرایب تعیین و نبود خودهمبستگی، الگوی ARIMA (2,5) برتر از سایر الگوها بوده و مقدار آمارهٔ LBP[2] نیز گویای نبود خودهمبستگی در سطح پنج درصد برای این الگو است. نتایج حاصل از برازش الگوی یادشده در جدول ۴ آمده است.

1. Probability Value
2. Ljung-Box-Pierce

جدول ۴. نتایج حاصل از برازش الگوی ARIMA (2,5)

	شرح	ضریب	خطای معیار	آمارهٔ t
AR(1)	مقدار واردات با یک وقفه	۰/۵۷**	۰/۲	۲/۸۵
AR(2)	مقدار واردات با دو وقفه	-۰/۵۹***	۰/۱۷	-۳/۴۱
MA(1)	جملهٔ اخلال با یک وقفه	۱/۰۹***	۰/۲۲	۴/۹۳
MA(2)	جملهٔ اخلال با دو وقفه	-۱/۱۶***	۰/۳۲	-۳/۵۳
MA(3)	جملهٔ اخلال با سه وقفه	۰/۴۶	۰/۳۷	۱/۲۴
MA(4)	جملهٔ اخلال با چهار وقفه	-۰/۰۹	۰/۳۱	-۰/۲۹
MA(5)	جملهٔ اخلال با پنج وقفه	-۰/۴۱***	۰/۱۳	۳/۱
C	عرض از مبدا	۰/۹۹ × ۱۰^۸*	۰/۵۱ × ۱۰^۸	۱/۹۲

مأخذ: یافته‌های پژوهش *، **، ***: به ترتیب معنیداری در سطح ۱۰، ۵ و ۱ درصد

در نهایت، الگوی یادشده برای پیش‌بینی درون‌نمونه‌ای و برون‌نمونه‌ای مد نظر قرار گرفت. برای پیش‌بینی درون‌نمونه‌ای، بازه ۱۳۸۴ تا ۱۳۸۸ و برای پیش‌بینی برون‌نمونه‌ای، بازه ۱۳۸۹ تا ۱۳۹۳ لحاظ شد.

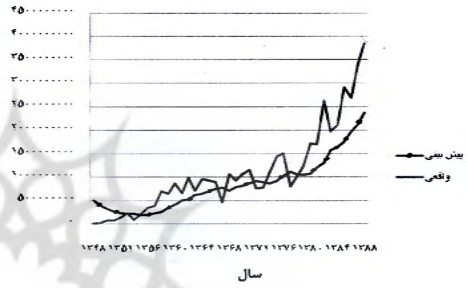
جدول ۵. نتایج حاصل از پیش‌بینی درون و برون‌نمونه‌ای

دورهٔ زمانی	مقدار واقعی	مقدار پیش‌بینی‌شده ARMA (۲،۲)	دقت پیش‌بینی MAPE	دقت پیش‌بینی MAE
۱۳۸۴	۲۱۰۰۰۰۰۰۰	۲۳۳۰۰۰۰۰۰	۱۰/۲	۲۱۵۶۴۰۰۰۰
۱۳۸۵	۲۹۱۰۰۰۰۰۰	۲۷۸۰۰۰۰۰۰	۴/۲۸	۱۲۴۴۹۰۰۰۰
۱۳۸۶	۲۶۸۰۰۰۰۰۰	۲۹۲۰۰۰۰۰۰	۸/۷۷	۲۳۵۲۵۰۰۰۰
۱۳۸۷	۳۴۰۰۰۰۰۰۰	۳۱۸۰۰۰۰۰۰	۶/۴	۲۱۷۳۸۰۰۰۰
۱۳۸۸	۳۸۵۰۰۰۰۰۰	۳۳۶۰۰۰۰۰۰	۱۲/۷	۴۹۰۸۸۰۰۰۰
۱۳۸۹		۳۴۱۰۰۰۰۰۰		
۱۳۹۰		۳۴۳۰۰۰۰۰۰		
۱۳۹۱		۳۵۱۰۰۰۰۰۰		
۱۳۹۲		۳۶۵۰۰۰۰۰۰		
۱۳۹۳		۳۷۷۰۰۰۰۰۰		

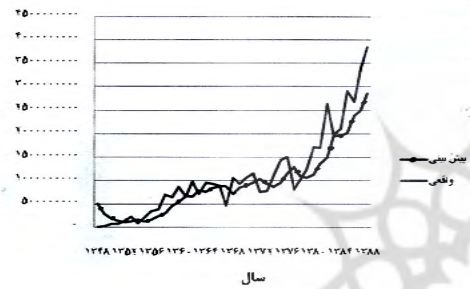
مأخذ: یافته‌های پژوهش

تعدیل نمایی

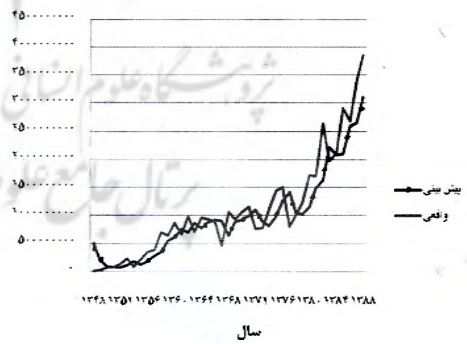
نتایج حاصل از بررسی پیش‌بینی مقدار واردات ذرت کشور با استفاده از روش تعدیل نمایی منفرد و مضاعف به‌صورت زیر ارائه می‌شود. بدین منظور، از مقادیر مختلف α و β استفاده شد. برای برآورد مقادیر پیش‌بینی در سال‌های مورد نظر، با استفاده از روش تعدیل نمایی منفرد، در مقادیر مختلف α محاسبات صورت می‌گیرد. شکل حاصل از مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شدهٔ مقدار واردات ذرت با استفاده روش منفرد، با مقادیر مختلف α به‌صورت زیر ارائه می‌شود:



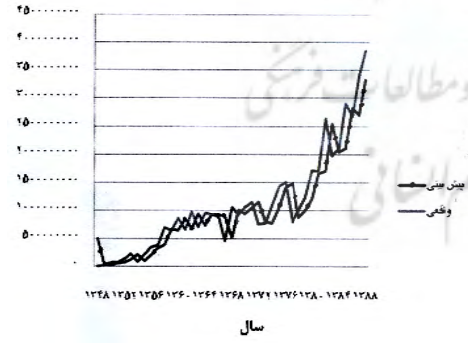
نمودار ۲. مقادیر واقعی و پیش‌بینی روش تعدیل نمایی منفرد ($\alpha = ۰/۲$)



نمودار ۳. مقادیر واقعی و پیش‌بینی روش تعدیل نمایی منفرد ($\alpha = ۰/۴$)



نمودار ۴. مقادیر واقعی و پیش‌بینی روش تعدیل نمایی منفرد ($\alpha = ۰/۶$)



نمودار ۵. مقادیر واقعی و پیش‌بینی روش تعدیل نمایی منفرد ($\alpha = ۰/۹$)

نمودارهای بالا نشان می‌دهد که هر چه مقدار ضریب α افزایش می‌یابد، مقادیر پیش‌بینی به مقادیر واقعی نزدیک‌تر می‌شوند. همچنین بهترین مقدار برای ضرایب α و β به‌ترتیب ۰/۲ و ۰/۶۹ برآورد شده و خطاهای حاصل از تخمین مدل‌های تعدیل نمایی در هر دو حالت در جدول ۶ آمده است.

جدول ۶. نتایج حاصل از پیش‌بینی روش تعدیل نمایی

		میانگین خطا	MAPE	MSE	RMSE
تعدیل نمایی منفرد	$\alpha = ۰/۲$	۲۶۵۱۱۴۳۰۱	۱۰۶	$۲۷/۰۱ \times ۱۰^{۱۶}$	۳۸۸۰۴۴۹۷۸
	$\alpha = ۰/۴$	۱۶۸۵۰۴۵۴۵	۱۰۶	$۱۵/۸۵ \times ۱۰^{۱۶}$	۲۹۳۹۹۳۹۴۳
	$\alpha = ۰/۶$	۱۲۳۹۹۰۵۷۷	۱۰۶	$۱۲/۸۱ \times ۱۰^{۱۶}$	۲۶۴۲۷۶۱۴۲
	$\alpha = ۰/۹$	۸۹۰۵۱۲۰۰	۱۰۵	$۱۲/۳۱ \times ۱۰^{۱۶}$	۲۵۸۸۲۰۵۰۵
تعدیل‌نمایی مضاعف	$\alpha = ۰/۲$ $\beta = ۰/۶۹$	۵۳۵۵۴۷۷۳	۸	$۹/۶ \times ۱۰^{۱۶}$	۲۲۶۸۲۰۰۶۷

مأخذ: یافته‌های پژوهش

شبکهٔ عصبی

برای طراحی شبکهٔ مورد نظر، داده‌های آموزشی بین دورهٔ ۱۳۴۸-۸۳ و داده‌های آزمایشی نیز بین دورهٔ ۱۳۸۳- ۸۸ در نظر گرفته شد. جدول ۷ نتایج تخمین شبکه را با معماری‌های متفاوت در مدل‌های ۱تا ۵ با روش پیشرو برای شاخص مقدار واردات ذرت نشان می‌دهد. از میان مدل‌ها، مدل ۲ به علت بالا بودن R^2، به عنوان بهترین مدل انتخاب شد. این مدل دارای معماری ۱-۱-۲-۲-۶ است. شبکه دارای شش ورودی و سه لایه است. عدد ۶ نشان‌دهندهٔ تعداد ورودی به شبکه بوده، لایهٔ اول دارای دو نرون، لایهٔ دوم دو نرون، لایهٔ سوم یک نرون و عدد یک نشان‌دهندهٔ خروجی است.

جدول ۷. نتایج روش شبکهٔ عصبی پیشرو برای پیش‌بینی مقدار واردات ذرت

	معماری شبکه	R^2		RMSE		MSE		MAPE	
		آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون
(۱)	۶-۳-۱-۱	۰/۹۴۳	۰/۳۶۷	۰/۰۰۳	۰/۳۹	۰/۰۰۰۰۰۹	۰/۱۵۲۱	۰/۰۴۹	۰/۷۴
(۲)	۶-۲-۲-۱-۱	۰/۶۹۲	۰/۷۰۵	۰/۰۴۱	۰/۲۱۹	۰/۰۰۱۶	۰/۰۴۷۹	۰/۱۳۸	۰/۲۷۵
(۳)	۶-۳-۳-۱-۱	۰/۸۲۵	۰/۴۵۱	۰/۰۳۱	۰/۲۷	۰/۰۰۰۹	۰/۰۷۲۹	۰/۱۰۵	۰/۴۱
(۴)	۶-۲-۲-۲-۱-۱-۱	۰/۸۳۳	۰/۳۷۶	۰/۰۳	۰/۳۳۱	۰/۰۰۰۹	۰/۱۰۹۵	۰/۰۹۸	۰/۵۱
(۵)	۶-۵-۵-۵-۱-۱	۰/۰۳۳	۰/۴۳۶	۰/۲۷	۰/۵۸۱	۰/۰۷۲۹	۰/۳۳۷۵	۱	۱

ماخذ: نتایج تحقیق

انتخاب الگوی برتر و پیش‌بینی مقدار واردات ذرت ایران

به‌طور کلی، مقایسهٔ مقادیر شاخص‌های خطا نشان می‌دهد که روش شبکهٔ عصبی مصنوعی نسبت به سه روش دیگر برای پیش‌بینی مقدار واردات ذرت دارای خطای کمتر و دقت بالاتری است. از این‌رو، نتایج این روش مورد تحلیل و بررسی قرار گرفته و از آن به عنوان نتایج نهایی پیش‌بینی مقدار واردات این کالا استفاده می‌شود. گزارشی از مقادیر پیش‌بینی‌شدهٔ میزان واردات ذرت کشور طی دورهٔ زمانی ۱۳۸۹-۹۳ در جدول ۸ آمده است.

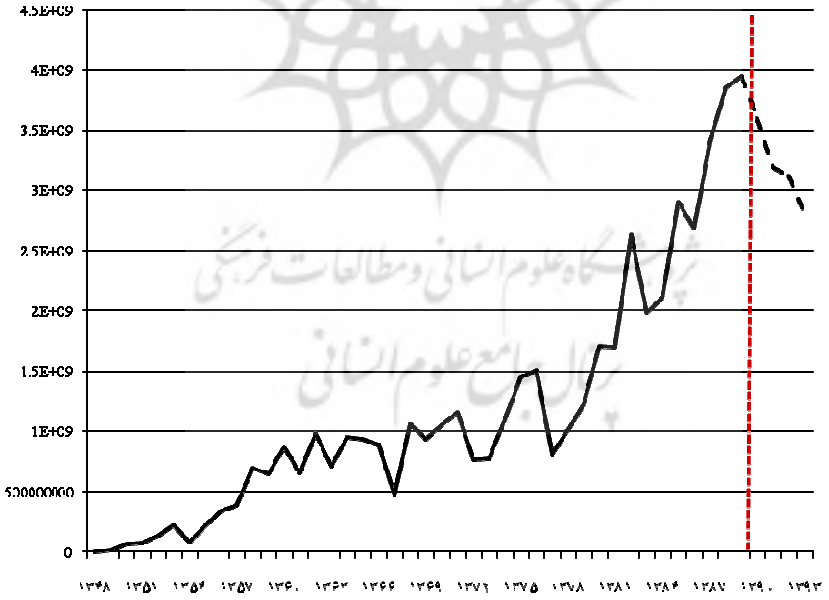
جدول ۸. پیش‌بینی مقدار واردات ذرت با استفاده از روش شبکهٔ عصبی مصنوعی طی دورهٔ ۱۳۸۹-۹۴ (کیلوگرم)

متغیر	۱۳۸۹	۱۳۹۰	۱۳۹۱	۱۳۹۲	۱۳۹۳
مقدار واردات	۳۹۵۰۰۰۰۰۰۰	۳۶۰۰۰۰۰۰۰	۳۱۹۰۰۰۰۰۰۰	۳۱۲۰۰۰۰۰۰۰	۲۸۰۰۰۰۰۰۰۰
نرخ تغییرات	۲/۴۸	-۸/۸۶	-۱۱/۳۸	-۲/۱۹	-۱۰/۲۵

مأخذ: نتایج تحقیق

طبق نتایج این جدول، مقدار واردات ذرت در ۱۳۸۹، نسبت به سال پیش از آن، تنها دو درصد رشد داشته که تقریباً رقمی ناچیز است، اما در ۱۳۹۰، نسبت به سال پیش از آن، هشت

درصد کاهش رشد خواهد داشت. همچنین نتایج نشان می‌دهد که بیشترین میزان کاهش در تغییر واردات ذرت مربوط به ۱۳۹۱ بوده که نزدیک به یازده درصد کاهش داشته است. از این‌رو، برای تأمین نیاز داخلی کشور، باید برنامه‌ریزی‌های لازم در راستای افزایش توان تولید ذرت کشور صورت گیرد تا با کاهش وابستگی کشور به واردات این کالا، میزان تولید داخلی آن در راستای رسیدن به مرز خودکفایی کشور افزایش یابد. همچنین، مقدار واردات ذرت در ۱۳۹۳، نسبت به سال ۱۳۸۹، حدود سی درصد کاهش خواهد یافت و مقدار این تغییرات نسبت به سال ۱۳۹۲ حدود ده درصد است. شاید این کاهش واردات ذرت در پنج سال آینده (۱۳۸۹ تا ۱۳۹۴) برای کشور یک ذخیرهٔ ارزی مناسب را فراهم سازد؛ اما به هر حال، خطر تأمین نیاز داخلی کشور به ذرت در پنج سال آینده احساس می‌شود که لازم است مورد توجه مسئولان ذیربط قرار گیرد. نمودار ۶ مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شدهٔ واردات ذرت کشور را نشان می‌دهد (مقادیر پیش‌بینی‌شده با نقطه‌چین نشان داده شده‌اند).



نمودار ۶. ارزش واقعی و پیش‌بینی‌شدهٔ واردات ذرت ایران در دورهٔ زمانی ۱۳۴۸-۹۳

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در مطالعهٔ حاضر، مقدار واردات ذرت کشور در بازه زمانی ۱۳۸۹ – ۹۳ مورد بررسی و پیش‌بینی قرار گرفت. نتایج مطالعه نشان داد که مقدار واردات در برخی سال‌های مورد بررسی دارای روندی نزولی بوده و بیشترین مقدار کاهش واردات این محصول مربوط به سال ۱۳۹۱ است که نسبت به سال پیش از آن، یازده درصد کاهش نشان می‌دهد. بدین ترتیب، عدم انجام واردات امکان افزایش قیمت داخلی را در پی دارد، مگر آنکه تولید افزایش یابد. نکتهٔ قابل توجه این است که چون تصمیم‌گیری‌ها در مورد واردات تحت تأثیر متغیرهای غیرتجاری نیز قرار دارد، پیش‌بینی هرگونه مدل ریاضی به اندازهٔ متغیرهای تصادفی دیگر امکان‌پذیر نخواهد بود که چه‌بسا دلیل آن تأمین ذخیرهٔ احتیاطی در شرایط خاص کشور باشد. از سوی دیگر، با توجه به نیاز داخلی کشور بدین محصول خاص برای تغذیهٔ دام و طیور و تولید محصولات دامی، لازم است تا در راستای افزایش توان تولید داخلی این محصول برنامه‌ریزی‌های لازم صورت گیرد که از آن جمله است: ایجاد سهولت بیشتر در اعطای وام‌های کشاورزی به تولیدکنندگان این محصولات، ارتباط مستقیم تولیدکنندگان محصولات دام و طیور با تولیدکنندگان ذرت برای فروش بهتر و سریع‌تر تولیداتشان که در نهایت، منجر به تشویق تولید خواهد شد و نیز کاهش هزینه‌های تولید این محصول. با افزایش میزان تولید داخلی می‌توان شکاف پدید آمده بر اثر کاهش واردات ذرت را کاهش داد و در راستای خودکفایی در تولید این محصول ارزشمند گام‌های اساسی برداشت.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

منابع

۱.آذر، ع. و افسر، ا. ۱۳۸۵. مدل‌سازی پیش‌بینی قیمت سهام با رویکرد شبکه‌های عصبی. *فصلنامهٔ پژوهش‌های بازرگانی*، شمارهٔ ۴۰: ۵۲.

۲.ابریشمی، ح. ۱۳۸۱. اقتصادسنجی کاربردی (رویکرد نوین). تهران: مؤسسهٔ انتشارات و چاپ دانشگاه تهران.

۳.اثنی‌عشری، ه. ۱۳۸۶. پیش‌بینی اشتغال بخش کشاورزی در ایران. پایان‌نامهٔ کارشناسی ارشد. دانشکدهٔ اقتصاد کشاورزی دانشگاه زابل.

۴.اصغری اسکوئی، م. ۱۳۸۱. کاربرد شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی سری زمانی. *فصلنامهٔ پژوهشنامهٔ اقتصادی ایران*، ۴(۱۲): ۶۹-۹۶.

۵.جلائی، ع.، پاکروان، م.، گیلانپور، ا.، اثنی‌عشری، ه. و مهرابی بشرآبادی، ح. ۱۳۸۹. پیش‌بینی صادرات محصولات کشاورزی ایران: کاربرد مدل‌های رگرسیونی و شبکهٔ عصبی مصنوعی. *فصلنامهٔ اقتصاد کشاورزی و توسعه*، ۱۸(۷۲): ۱۱۵-۱۳۸.

۶.دلاور، م. ۱۳۸۴. تحلیل وارائهٔ مدل نوسانات تراز آب دریاچهٔ ارومیه و آنالیز ریسک مناطق ساحلی. پایان‌نامهٔ کارشناسی ارشد گروه آبیاری. دانشگاه تربیت مدرس. تهران.

۷.روشن، ر. ۱۳۸۳. پیش‌بینی تورم ایران به کمک مدل‌های ARIMA,GHARCH, ARCH و شبکه‌های عصبی و مقایسهٔ کارآیی مدل‌های مذکور . پایان‌نامهٔ کارشناسی ارشد دانشکدهٔ علوم اداری اقتصادی. دانشگاه زاهدان.

۸.سینایی، ح. و مرتضوی، س. و تیموری اصل، ی. ۱۳۸۴. پیش‌بینی شاخص بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی. *بررسی‌های حسابداری و حسابرسی*. ۱۲(۴۱): ۵۹-۸۳.

۹.شایگان، م.، محمدی، ح. و موسوی، ن. ۱۳۸۶. پیش‌بینی میزان واردات برنج و ذرت با استفاده از روش شبکهٔ عصبی مصنوعی. *فصلنامهٔ پژوهش‌ها و سیاست‌های اقتصادی*، ۴۴(۱۵): ۸۳-۱۰۰.

۱۰. طرازکار، م. ۱۳۸۴. پیش‌بینی قیمت برخی محصولات زراعی در استان فارس، کاربرد شبکهٔ عصبی مصنوعی. پایان‌نامهٔ کارشناسی ارشد، دانشگاه شیراز.

۱۱. فرج‌زاده، ز و شاه‌ولی، ا. ۱۳۸۸. پیش‌بینی قیمت محصولات کشاورزی: مطالعهٔ موردی پنبه و برنج و زعفران. *فصلنامهٔ اقتصاد کشاورزی و توسعه*، ۱۷(۶۷): ۴۳- ۷۱.

۱۲. فلاحی، م. ع.، خالوزاده، ح. و حمیدی علمداری، س. ۱۳۸۴. الگوسازی غیرخطی و پیش‌بینی درآمدهای مالیات بر مشاغل در اقتصاد ایران (کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی و مقایسهٔ آن با الگوهای رگرسیون خطی و سری زمانی. *مجلهٔ تحقیقات اقتصادی*، شمارهٔ ۷۶: ۱۴۳-۱۶۷.

۱۳. قدیمی، م. و مشیری، س. ۱۳۸۱. مدل‌سازی وپیش‌بینی رشد اقتصادی در ایران با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی. *فصلنامهٔ پژوهشنامهٔ اقتصادی ایران*، ۴(۱۲): ۹۷-۱۲۵.

۱۴. محمدی، ح.، فرج‌زاده، ز.، دهباشی، و.، شهرکی، ا. و انصاری نیک، ح. ۱۳۹۲. انتخاب الگوی پیش‌بینی قیمت فرآورده‌های دامی. *فصلنامهٔ اقتصاد کشاورزی و توسعه*، ۲۱(۸۱): ۱۰۱-۱۲۹.

۱۵. مشیری، س. و مروت، ح. ۱۳۸۴. بررسی وجود فرآیندآشوبی در شاخص بازدهی کل قیمت سهام بازار بورس تهران. *فصلنامهٔ پژوهش‌های اقتصادی ایران*، ۷(۲۵): ۴۷-۶۵.

۱۶. مهرابی بشرآبادی، ح. و کوچک‌زاده، س. ۱۳۸۸. مدل‌سازی و پیش‌بینی صادرات محصولات کشاورزی ایران: کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی. *مجلهٔ اقتصاد و توسعهٔ کشاورزی* (علوم و صنایع کشاورزی)، ۲۳(۱): ۴۹-۵۸.

17.Fu, J. 1998. A neural network forecast of economic growth and recession. *The Journal of Economics*, 24(1): 51-66.

18. Hil, T., Marquez, L. O., Connor, M. and Remus, W. 1994. Artificial neural network models for forecasting and decision making. *International Journal of Forecasting*, 10: 5-15.

19.Kohzadi, N., Boyd, M. S., Kaastra, I., Kermanshahi, B. S. and Scuse, D. 1995. Neural networks for forecasting: an introduction. *Canadian Journal of Agricultural Economics*, 43: 463-474.

20.Moody, J., Levin, U. and Rehfuss, S. 1993. Predicting the U.S. index of industrial production. *Neural Network World*, 3(6): 791-794. In Special Issue: *Proceeding of Parallel Applications in Statistics and Economics 93*, Mirko Novak (ed.).

21.Moshiri, S., Cameron, N. and Scuse, D. 1999. Static, dynamic, and hybrid neural networks in forecasting inflation. *Computational Economics*, 14: 219-235.

22.Moshiri, S. and Cameron, N. 2000. Neural network versus econometric models in forecasting inflation. *Journal of Forecasting*, 19: 201-217.

23.Tkacz, G. 2001. Neural network forecasting of Canadian GDP growth. *International Journal of Forecasting*, 17(1): 57–69.

24.VerKooijen, W. 1996. A neural network approach to long-run exchange rate prediction. *Computational Economics*, 9: 51-65.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی