

مقایسه روش‌های اقتصادسنجی و شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی مقدار واردات کنجاله ایران

روح الله سهرابی

کارشناس ارشد مدیریت بازرگانی، مربی و عضو هیات علمی دانشگاه آزاد اسلامی مرکز مهران

(تاریخ دریافت: ۹۴/۱۰/۳ - تاریخ تصویب: ۹۴/۱۱/۷)

چکیده

اهمیت پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی برای سیاست‌گذاران و برنامه‌ریزان و واحدهای اقتصادی بر کسی پوشیده نیست. لذا، در دهه‌های اخیر، الگوهای متنوعی برای این امر ابداع شده و با هم به رقابت پرداخته‌اند. در مطالعه حاضر، مقدار واردات کنجاله ایران برای دوره ۱۴۰۰-۱۳۹۴ با استفاده از روش‌های اقتصادسنجی و شبکه عصبی مصنوعی پیش‌بینی شده است. برای این منظور، از داده‌های دوره ۸۸-۱۳۴۸ برای پیش‌بینی و آموزش شبکه و از داده‌های دوره ۱۳۹۳-۱۳۸۹ برای آزمون صحت پیش‌بینی‌های به‌دست آمده استفاده شد. نتایج مطالعه نشان داد که شبکه عصبی پیش‌رو با مقدار خطای ۰/۰۱۲، دارای خطای کمتر و عملکرد بهتری در مقایسه با روش اقتصادسنجی *ARIMA* و هموارسازی نمایی برای پیش‌بینی مقدار واردات این محصول است. نتایج نشان می‌دهد که مقدار واردات کنجاله در سال ۱۳۹۴ نسبت به سال گذشته‌اش، ۳۲ درصد افزایش می‌یابد. لذا، لازم است که برای کاهش این مقدار واردات و تامین نیاز داخلی، سیاست‌های حمایتی از تولید داخلی صورت گیرد. همچنین اعطای اعتبارات لازم برای تولید بیشتر دانه‌های روغنی به منظور استحصال بیشتر کنجاله از آن و تامین نیاز کارخانجات در فرآیند تبدیل به کنجاله، می‌تواند در راستای افزایش توان تولیدی و رقابتی داخلی این محصول موثر باشد.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی، شبکه عصبی، کنجاله، ایران

مقدمه

دانه‌هایی هستند که از آن‌ها کنجاله به‌دست می‌آید. کنجاله‌ها از نظر پروتئین و مواد غذایی غنی هستند و برای خوراک‌دهی به ماکیان، ماهی‌ها و دیگر حیوانات ارزشمند هستند. کنجاله‌ها را معمولاً پیش از فروش به قطعات کوچک‌تر می‌شکنند و یا آرد می‌کنند. کنجاله برخی دانه‌ها از جمله کرچک و درخت جلا برای خوردن سمی است و از آن‌ها تنها به عنوان کود بهره می‌گیرند. کنجاله‌های روغنی به خاطر داشتن میزان

کنجاله، بازمانده جامدی است که پس از روغن‌کشی از دانه‌های روغنی به‌جا می‌ماند. کنجاله، در قدیم کنجاره، کنجار و کنجیده هم نامیده می‌شد. بازمانده هر چیزی چون انگور، کنجد، سویا، کرچک و امثال آن‌ها که کوفته یا فشرده و آب و یا روغن آن گرفته شده‌باشد کنجاله نامیده می‌شود. کلزا، تخم پنبه، گوار، آفتاب‌گردان، هسته زیتون، و مانند آن، از دیگر

نلسون و پلاسر^۳ در مقاله اثرگذار خود در سال ۱۹۸۲ مورد تجزیه و تحلیل قرار دادند، به خوبی با استفاده از شبکه‌های عصبی قابل الگوسازی هستند، بدون این شک قوی که این سری‌ها از فرایند ریشه واحد پیروی می‌کنند. در حقیقت، این موضوع با نتایج Perron (1989) که نشان داد یک یا دو تحول ساختاری موجب ایستایی چنین سری‌هایی می‌شوند، سازگار است. در واقع، قدرت اصلی شبکه‌های عصبی این است که آنها قادرند برای تحولاتی چون سقوط بازار بورس و شوک‌های نفتی به عنوان انحرافات معنی‌دار از قبول فرض خطی بودن، الگوهای بهتری بسازند. برخی از مطالعات انجام شده در زمینه پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی می‌توان به مطالعه Moshirin & Cameron (2000)، Tkacz (1999)، Moshiri et al (1999)، Fu (1998)، Moody et al (1996)، Hill et al (1994)، Verkoijen (1993) اشاره داشت. همچنین، برخی از مطالعات داخلی صورت گرفته مانند Farajzadeh & Shahvali (2009)، Mehrabi boshrahadi & Kochakzadeh Hosseini et al (2014)، Kazemnejhad & Gilanpour (2011)، Azar & Afsar (2010)، Jalaee et al (2006)، Kohzadi (2005)، Falahi et al (2005)، Sinaee et al (2005)، Roshan (2005)، Moshirin (2005)، et al (2004)، Oskooee (2002)، Ghadimi & Moshirin (2002) نیز از جمله مطالعات صورت گرفته در زمینه پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی است.

با توجه به جایگاه مهم محصول کنجاله به‌عنوان یکی از کالاهای واسطه‌ای کشاورزی وارداتی کشور در تامین بخش اعظمی از خوراک دام کشور و همچنین، اهمیت موضوع پیش‌بینی و آگاهی از روند تغییرات مقدار واردات این محصول در آینده، در مطالعه حاضر مقدار واردات کنجاله کشور برای دوره‌ی زمانی ۱۴۰۰-۱۳۹۴ با استفاده از روش‌های اقتصادسنجی و شبکه عصبی مصنوعی پیش‌بینی شد.

پروتئین بالا، می‌تواند به عنوان مکمل غذایی در نظر گرفته‌شود. برخی از کنجاله‌های روغنی به ویژه انواع خوراکی آن، برای فرآیندهای زیست‌شناختی به عنوان سوپسترا، پیشنهاد شده‌اند. از آنها در فرآیند تخمیر برای تولید آنزیم‌ها، آنتی‌بیوتیک‌ها، قارچ‌ها، ویتامین‌ها و آنتی‌اکسیدان‌ها و سایر موارد استفاده شده‌است. لذا، اطلاع از روند واردات آینده این محصول می‌تواند نقش مهمی در ارایه سیاست‌های مهم در تامین نیاز داخلی آن داشته باشد. به واسطه بار ارزی واردات و تاثیرپذیری تولید داخلی از این متغیر، امکان پیش‌بینی دگرگونی‌های آتی این متغیر 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 (Ghadaimi & Moshaver, 2002). لذا، در دهه‌های اخیر، الگوهای متنوعی برای این امر ابداع شده و با هم به رقابت پرداخته‌اند (Delavar, 2005). روش‌های اقتصادسنجی و شبکه‌های عصبی از انواع این روش‌ها هستند. الگوهای اتورگرسیو^۱ در سال ۱۹۲۹ توسط یول معرفی شدند. سپس، افرادی مانند اسلاتسکی در سال ۱۹۳۷ با معرفی الگو میانگین متحرک به بررسی سری‌های زمانی پرداختند. سرانجام در سال ۱۹۷۰، George Box & Gwilym Jenkins، الگو ARIMA^۲ را برای پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی معرفی کردند (Daliri & Khalilian, 2006). Jalaee et al., (2010). موفقیت شبکه‌های عصبی در حوزه مالی، توجه متخصصان اقتصاد کلان و اقتصادسنجی را نیز به خود جلب کرد و پژوهش در زمینه استفاده از شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی و الگوسازی در اقتصاد کلان در دهه ۹۰ توسط خوان وایت به‌طور نظری ارایه شد (Jalaee et al., 2010). پیشبرد نظری Kuan & White در سال ۱۹۹۴ با انجام یک پژوهش کاربردی در همان سال توسط Maasoumi et al. دنبال شد. این نویسندگان نشان دادند ۱۴ سری زمانی اقتصادکلان که

1. Auto regressive

2. Autoregressive Integrate Moving Average

3. Nelson and Plosser

روش تحقیق

در بخش حاضر، به منظور پیش‌بینی مقدار واردات کنجاله کشور، روش‌های مختلف پیش‌بینی ارائه می‌شود. برای این منظور، ابتدا روش شبکه‌های عصبی مصنوعی توضیح داده شده و در ادامه روش‌های اقتصادسنجی از جمله روش باکس-جنکینز، هموارسازی نمائی منفرد و هموارسازی نمائی مضاعف ارائه می‌شود. در انتهای بخش، پیش‌رو، روش‌های مختلف تعیین روش برتر به منظور پیش‌بینی مقدار واردات کنجاله ارائه شده است.

شبکه عصبی

شبکه عصبی الگوهای محاسباتی هستند که قادرند رابطه میان ورودی‌ها و خروجی‌ها یک سیستم فیزیکی را توسط شبکه‌ای از گره‌ها که همگی باهم متصل هستند، تعیین نمایند که در آن میزان فعالیت هر یک از این اتصالات توسط اطلاعات تاریخی تنظیم می‌شود (فرآیند یادگیری) و در نهایت، الگو قادر خواهد بود قوانین مرتبط میان ورودی‌ها و خروجی‌ها را کشف نماید، هر چند این قوانین غیرخطی و پیچیده باشند (Jalaei et al, 2010). یک شبکه عصبی از نرون‌های مصنوعی تشکیل شده است. نرون یا گره کوچک‌ترین واحد پردازش اطلاعات است که اساس عملکرد شبکه‌های عصبی را تشکیل می‌دهد (Delavr, 2005). هر یک از نرون‌ها، ورودی‌ها را دریافت نموده و پس از پردازش روی آنها، یک سیگنال خروجی تولید می‌نمایند. لذا، هر نرون در شبکه به‌عنوان مرکز پردازش و توزیع اطلاعات عمل می‌کند و ورودی و خروجی مخصوص به خود را دارد (Boshrabadi & Kochakzadeh, 2009). در واقع اطلاعات مورد نیاز یک نرون برای تولید یک مقدار خروجی، در ورودی و خود نرون موجود است و هیچ اطلاعاتی در مورد سایر قسمت‌های شبکه مورد نیاز نیست. دوم آن‌که نرون تنها یک مقدار خروجی تولید می‌کند، که این مقدار خروجی از طریق ارتباطات، بعنوان ورودی به نرون دیگر وارد شده و یا به‌عنوان خروجی شبکه در نظر گرفته می‌شود. سوم آن‌که هر نرون به‌صورت مستقل عمل می‌نماید. یعنی خروجی هر نرون تنها وابسته به ورودی آن نرون است (Tarazkar, 2005). به‌طور کلی، نقش نرون‌ها در

شبکه عصبی، پردازش اطلاعات است و این امر در شبکه‌های عصبی مصنوعی به وسیله یک پردازش ریاضی که همان تابع فعال‌سازی است، انجام می‌شود. مجموع ورودی‌های هر نرون پس از ضرب در وزن‌های متناظر، در یک تابع موسوم به تابع محرک $f(S_j)$ اعمال می‌شوند. اشکال متفاوتی برای تابع محرک همانند سیگموئید، تانژانت هیپربولیک و خطی وجود دارد (Oskooee, 2002). مرسوم‌ترین تابع در این خصوص تابع سیگموئید می‌باشد که محدوده آن صفر تا یک است و مطابق رابطه (۱) تعریف می‌گردد (Esna ashari, 2007).

$$f(S_j) = \frac{1}{1 + e^{-s_j}} \quad (1)$$

وقتی که تابع نزدیک به یک است، نرون نسبت به علایم دریافتی بسیارفعال عمل می‌کند. وقتی تابع نزدیک به صفر است، نرون به ندرت به علایم دریافتی واکنش نشان می‌دهد (Esna ashari, 2007). عموماً "تابع محرک دامنه خروجی نرون را محدود می‌سازد و به همین علت آن را تابع محدودساز نیز می‌نامند (Esna ashari, 2007). جدول (۱) انواع توابع محرک را به‌صورت کلی نشان داده است. توصیه می‌شود 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 تبدیلاتی بر روی ورودی‌ها و خروجی‌های شبکه، به‌منظور بیرون کشیدن ویژگی‌ها از درون ورودی‌ها و تبدیل خروجی به شکل قابل فهم‌تر برای شبکه است. در مطالعه حاضر برای استاندارد سازی داده‌ها از رابطه (۲) استفاده می‌شود:

$$N_i = 0.8 \times \left[\frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \right] + 0.1 \quad (2)$$

که در این رابطه ورودی‌ها بین ۰/۱ و ۰/۹ استاندارد شده و حسن این رابطه امکان بهتر پیش‌بینی‌ها خارج از

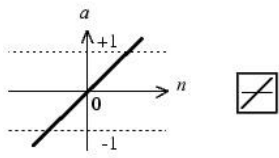
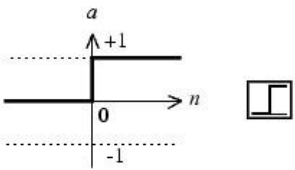
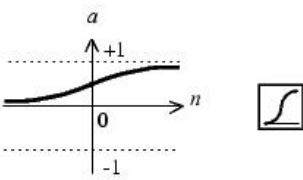
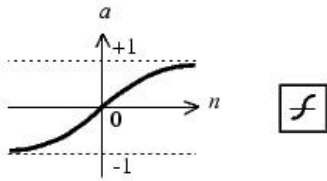
2. Sigmoid

3. Hard Limiter or Squash

1. Artificial Neural Network

مقادیر حدی داده‌های دوره آموزش است (Tarazkar, 2005). در رابطه (۲)، N_i مقدار استاندارد شده، X_i مقدار واقعی، X_{max} حداکثر مقدار واقعی و X_{min} حداقل مقدار واقعی است.

جدول ۱- انواع توابع فعال سازی

شکل تابع b	تعریف تابع a	نام تابع i
	$f(x) = x$	(ii) تابع فعال سازی خطی
	$f(x) = 1 \quad x \geq 0$ $f(x) = 0 \quad x < 0$	تابع آستانه ای (Threshold) یا تابع محدود ساز (Hard Limit)
	$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	تابع توزیع تجمعی لجستیک (Cumulative Logistic Distribution Function)
	$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$	تانژانت هیپربولیک (Hyperbolic Tangent)

Reference: Roshan, 2004

شناسایی : در این مرحله یک یا چند الگو از گروه الگوهای ARMA انتخاب می‌شوند. یعنی با بررسی توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی نمونه مقادیری برای p و q تعیین می‌گردند. البته می‌توان با توجه به نتایجی که در دو مرحله بعد به دست می‌آید در این الگوها تجدید نظر کرد.

تخمین : در این مرحله الگو (یا الگوهایی) که در مرحله اول به طور آزمایشی انتخاب شده اند، روی داده‌ها برازش شده و پارامترهای آن (w_1 و n_1) برآورد می‌شوند.

بازبینی تشخیصی : در این مرحله، رضایت بخش بودن الگو (یا الگوهایی) که در مرحله اول انتخاب و در مرحله

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

به منظور استفاده از روش باکس - جنکینز برای پیش بینی مقادیر یک سری زمانی ابتدا باید الگو ویژه‌ای را از میان الگوهای بسیار زیاد اتورگرسیو (AR)، الگوهای میانگین متحرک (MA) و الگوهای تلفیق شده اتورگرسیو میانگین متحرک (ARIMA) تشخیص داد. برای این منظور دنباله سری زمانی پایا $y_1, y_2, y_3, \dots, y_t$ را در نظر می‌گیریم. هدف در اینجا استخراج الگوی است که سری مذکور توسط آن تولید شده و بتوان از آن برای پیش‌بینی مقادیر آینده سری استفاده کرد. در روش باکس-جنکینز، الگوسازی شامل سه مرحله به ترتیب زیر می‌گردد:

1. Identification
2. Estimation
3. Diagnostic Checking

روش هموارسازی نمائی منفرد

این روش یک میانگین وزنی از تمام مقادیر گذشته متغیر مورد نظر می‌سازد که وزنها به صورت نمایی به آن داده می‌شود و یا اینکه وزنها به صورت هندسی، هر چه قدر به عقب برمی‌گردیم، کاهش می‌یابد. بنابراین پیش-بینی برای هر دوره‌ای به صورت زیر است:

$$F_{t+1}(t) = rD_t + r(1-r)D_{t-1} + r(1-r)^2 D_{t-2} + r(1-r)^3 D_{t-3} + \dots \quad (5)$$

در رابطه‌ی بالا، $F_{t+1}(t)$ نشان‌دهنده‌ی مقدار پیش-بینی دوره‌ی $t+1$ متغیر مورد نظر در دوره t و عبارت D_t مقدار آخرین مشاهده‌ی متغیر می‌باشد. در رابطه‌ی ۶، مقدار r کوچکتر از یک است. در این رابطه فرض بر این است که قدرت توضیح‌دهندگی D_t یعنی آخرین مشاهده، بالاتر از مابقی مشاهده‌هاست، بنابراین بزرگترین وزن به آن داده می‌شود. رابطه فوق را می‌توان به شکل ساده‌تر و به صورت زیر نوشت:

$$F_{t+1} = rD_t + (1-r)F_t \quad (6)$$

یا به صورت:

$$F_{t+1} = F_t + r(D_t - F_t) \quad (7)$$

در واقع، پیش‌بینی در دوره $t+1$ برابر است با متوسط موزون مقدار در سال t به اضافه پیش‌بینی تا دوره‌ی t . به طور مثال برای دو سال ۱۳۹۳ و ۱۳۹۴ داریم:

$$F_{\Delta\Delta} = rD_{\Delta\Delta} + (1-r)F_{\Delta\Delta} \quad (8)$$

$$F_{\Delta\Delta} = F_{\Delta\Delta} + r(D_{\Delta\Delta} - F_{\Delta\Delta}) \quad (9)$$

در این حالت، مقدار پیش‌بینی سال ۱۳۸۷ را با یک مقدار تصحیح خطا، به عنوان پیش‌بینی از سال ۱۳۸۸ به کار می‌بریم و به این ترتیب پیش‌بینی را اصلاح می‌کنیم. مقدار ضریب r یا همان ضریب هموارسازی، به صورت تجربی و بین صفر و یک انتخاب می‌شود.

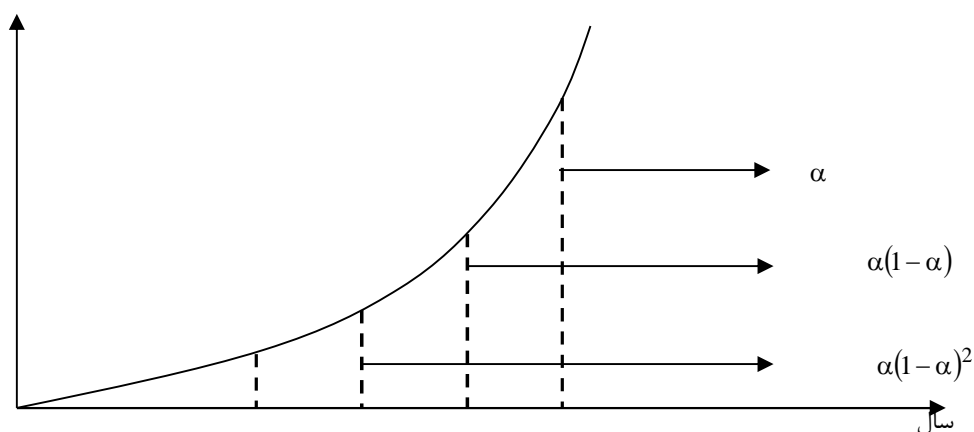
دوم تخمین زده شده است، مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. این ارزیابی براساس معیارهایی است که برای همین منظور ارائه شده‌اند. چنانچه در این مرحله الگوهای انتخابی رضایت بخش تشخیص داده نشوند، بار دیگر به مرحله اول بازگشته و مراحل شناسایی، تخمین و تشخیص بازرسی تکرار می‌شوند (Abrishami, 2002). در مرحله شناسایی، با توجه به رفتار توابع خود همبستگی و خود همبستگی جزئی، درجات p و q یک فرآیند خودهمبسته و میانگین متحرک و میانگین متحرک خودهمبسته تعیین می‌شود. برای فرآیند تصادفی خودهمبسته از درجه p یا $AR(p)$ تابع خودهمبستگی، ترکیبی از توابع نمایی، سینوسی با دامنه نوسانات کاهنده است. تابع خودهمبستگی یک فرآیند تصادفی میانگین متحرک $MA(q)$ بعد از وقفه q برابر صفر می‌شود. تابع خودهمبستگی جزئی برای فرآیند $AR(q)$ بعد از وقفه q صفر می‌شود. همچنین برای فرآیند میانگین متحرک، تابع خودهمبستگی جزئی ترکیبی از توابع نمایی، سینوسی با دامنه نوسات کاهنده است. بعد از تشخیص الگو، در گام بعد پارامترهای الگوی مورد نظر طبق الگو عمومی $ARMA(p,q)$ برآورد می‌شود، می‌گیریم:

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \delta + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (3)$$

یا

$$y_t^* = \phi_1 y_{t-1}^* + \dots + \phi_p y_{t-p}^* + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (4)$$

در الگوهای فوق v_t از فرآیند گوس پیروی کرده به طوری که $\varepsilon_t \sim IN(0, \delta_\varepsilon^2)$ است. در این مرحله باید پارامترهای $\phi = (\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p)'$ و $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q)'$ ، $\mu = E(y_t)$ ، تخمین زده شود. چندین روش برای تخمین پارامترهای فوق وجود دارد که از آن جمله می‌توان به روش گشتاورها، روش حداکثر درست‌نمایی و روش حداقل مربعات خطی اشاره کرد (Abrishami, 2002).



شکل ۱- ارزش گذاری مشاهده‌ها در روش هموارسازی نمائی منفرد

با این توضیح، لازم است که برای یک سری مانند D_t باید دو جزء را تعریف کنیم، یک جزء برای $Trend$ و یک جزء برای $Level$. آنچه که برای $Trend$ در زمان t تعریف می‌شود، تفاوت بین مقادیر سطح در دو دوره متوالی است و مشابه روش هموارسازی نمائی منفرد عمل می‌کند. در واقع با این عمل، سری زمانی را بدون $Trend$ می‌کنیم، یعنی مقدار $Level$ با این عمل از سطح جدا می‌گردد. برای این منظور $Base$ را در حالت طبیعی با ضریب Γ و جزء $Trend$ را با ضریب S ، تعدیل می‌کنیم. برای تعدیل جزء $Base$ از رابطه‌ی زیر استفاده می‌شود:

$$s_t = rD_t + (1-r)F_t \quad (8)$$

که در رابطه‌ی ۹، $F_t = s_{t-1} + T_{t-1}$. همچنین، می‌توان

رابطه‌ی ۸ را به صورت زیر خلاصه کرد:

$$s_t = rD_t + (1-r)(s_{t-1} + T_{t-1}) \quad (9)$$

برای تعدیل جزء $Trend$ نیز از رابطه ۱۰ که به صورت زیر ارائه شده استفاده می‌گردد:

$$T_t = s(s_t - s_{t-1}) + (1-s)T_{t-1} \quad (10)$$

در نتیجه و با استفاده از روابط ۹ و ۱۰، مقادیر برای دوره‌های آینده، با استفاده از رابطه ۱۲ برآورد می‌گردد:

$$F_{t+1} = s_t + T_t \quad (11)$$

مقدار این ضریب بهتر است که 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 می‌باشد. در واقع باید یک F_1 اولیه داشته باشیم تا براساس آن پیش‌بینی را شروع کنیم. یک روش برای تعیین مقدار F به اینصورت است که مقدار اولیاد داده را برابر با مقدار F_1 قرار دهیم که در این حالت $F_1 = D_1$ برقرار خواهد شد. روش دیگر به اینصورت است که متوسطی از ۴ یا ۵ داده‌ی اولیه را در نظر بگیریم. اگر داده‌ی اول با ۳ یا ۴ داده‌ی اولیه‌ی دیگر تفاوت زیادی دارد، بهتر است که از روش دوم استفاده شود.

هموارسازی نمائی مضاعف

در این روش به دنبال نقض روش قبلی است تا بتواند $Trend$ را تعقیب کند. در واقع این روش در مواقعی که $Seasonality$ نداریم، کاربرد دارد. این روش از یک الگو خطی رگرسیون نیز بهتر عمل می‌کند، زیرا در اینجا جزء $Trend$ ثابت نبوده و در حال تغییر است. همچنین توجه به این نکته نیز لازم است که پیش‌بینی با این روش بهتر است که برای دوره‌ی ۳-۴ سال باشد. اما در برآورد الگو با این روش، باید دقت داشت که با دو پارامتر جداگانه برای اجزاء $Trend$ و $Base$ کار می‌کند.

S و Γ باید به صورتی انتخاب شود که MSE حداقل شود. برای انتخاب S نیز باید به این نکته توجه داشت که اگر $Trend$ در حال تغییر نباشد، مقادیر کوچکی از S و اگر $Trend$ در حال تغییر باشد، مقادیر بزرگتری از S انتخاب می‌گردد. همچنین، مقادیر Γ و S بزرگتر وقتی انتخاب می‌شود که تعدیل کمتر مد نظر باشد و بالعکس. بر اساس مطالعات انجام شده بهتر است S و Γ متفاوت است.

معیارهای ارزیابی روش‌های پیش‌بینی

معیارهای ارزیابی شبکه شامل ریشه میانگین مربع خطا ($RMSE$)، میانگین مربع خطا (MSE)، میانگین قدر مطلق انحراف (MAD) و میانگین قدر مطلق درصد خطا ($MAPE$) که بهترین مقدار برای این معیارها برابر صفر و معیار، مجذور ضریب همبستگی (R^2) که برابر یک می‌باشد جدول (۲) معیارهای ارزیابی را نشان می‌دهد.

در رابطه‌ی ۱۱، متغیر Dt نشان دهنده‌ی مقدار واقعی در زمان t (دوره‌ی جاری) است. برای انجام پیش‌بینی با استفاده از این روش، دو مقدار اولیه برای اجزاء S_1 و T_1 مورد نیاز است. برای پیدا کردن این مقادیر، دو روش وجود دارد.

روش اول:

(۱۲)

$$S_1 = D_1$$

$$T_1 = 0 \quad \Rightarrow \quad F_T = S_T + T_T$$

$$T_T = \frac{(D_n - D_1)}{n-1}$$

روش دوم:

$$T_T = D_T - D_1 \Rightarrow F_T = S_T + T_T \quad (13)$$

$$S_T = D$$

جدول ۲- معیارهای ارزیابی عملکرد شبکه‌ها

فرمول	معیار
$MSE = \frac{\sum (y_t - \hat{y}_t)^2}{n}$	میانگین مربع خطا (MSE) (Mean Squared Error)
$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (y_t - \hat{y}_t)^2}{n}}$	ریشه میانگین مربع خطا ($RMSE$) (Root Mean Square Error)
$MAD = \frac{\sum y_t - \hat{y}_t }{n}$	ریشه میانگین مربع خطا ($RMSE$) (Root Mean Square Error)
$MAPE = \frac{\sum \frac{ y_t - \hat{y}_t }{y_t}}{n}$	میانگین قدر مطلق درصد خطا ($MAPE$) (Error Mean Absolute Percentage)
$R^2 = 1 - \frac{\sum (\hat{y}_t - y_t)^2}{\sum \hat{y}_t^2}$	مجذور ضریب همبستگی R^2

*در روابط فوق \hat{y}_t ، y_t و n به ترتیب نشان دهنده مقدار برآورد شده، مقدار واقعی و تعداد داده‌ها است.

نتایج و بحث

بررسی مقدار واردات محصول کنجاله از کشورهای مختلف که در جدول (۳) ارائه شده است نشان می‌دهد که بیشترین مقدار واردات کنجاله کشور در طول سال-

اطلاعات مورد نظر به منظور پیش‌بینی مقدار کنجاله کشور برای سال‌های ۱۳۹۳-۱۳۴۸ از آمارنامه‌های گمرک جمهوری اسلامی جمع‌آوری گردید.

می‌باشد. در بین این سال‌ها اولین شوک نفتی برای کشور اتفاق افتاده است که باعث سرریز شدن منابع مالی هنگفتی به کشور شد. این افزایش درآمدهای نفتی باعث افزایش واردات کنجاله در این دوره‌ی زمانی شده است. همچنین بیشترین ارزش وارداتی محصول کنجاله مربوط به سال ۱۳۷۲ و همزمان با سیاست یکسان‌سازی نرخ ارز می‌باشد که باعث افزایش هر واحد از واردات این محصول شد.

های ۹۳-۱۳۸۹ مربوط به کشورهای امارات، سوئیس و هلند می‌باشد. در سال ۱۳۹۳، کشور سوئیس بیشترین سهم در واردات کنجاله کشور را داراست. همچنین، بررسی‌ها نشان داد که کمترین مقدار واردات کنجاله طی این دوره مربوط به سال ۱۳۹۰ و بیشترین مقدار آن مربوط به سال ۱۳۹۲ می‌باشد. بررسی کلی داده‌ها از سال ۱۳۴۸ تا ۱۳۹۳ نشان می‌دهد که بیشترین میزان رشد واردات کنجاله مربوط به سال ۱۳۵۳ و ۱۳۵۵

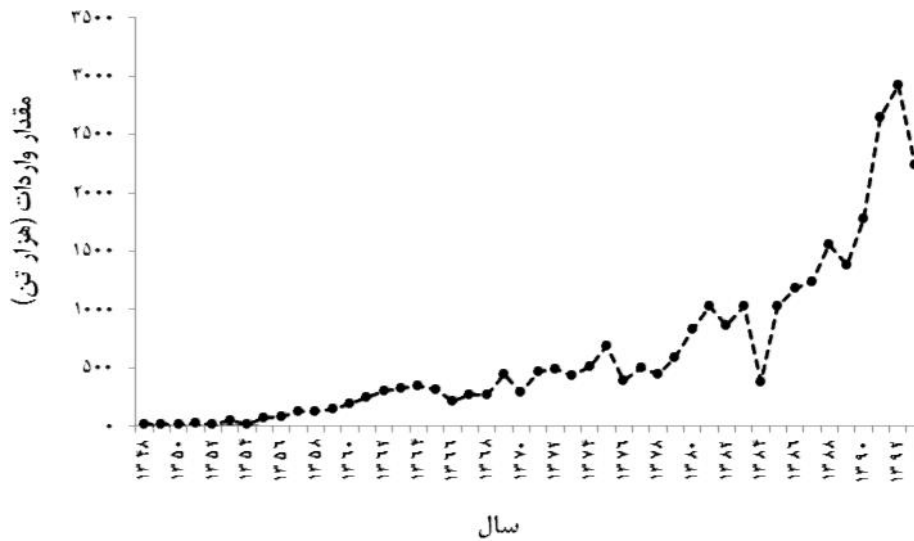
جدول ۳- آمار واردات کنجاله توسط ایران به تفکیک کشورهای عمده (سال‌های ۹۳-۱۳۸۹) - (واحد: هزار تن)

۱۳۸۹		۱۳۹۰		۱۳۹۱		۱۳۹۲		۱۳۹۳	
کشور	مقدار	کشور	مقدار	کشور	مقدار	کشور	مقدار	کشور	مقدار
۱ امارات	۸۹۹.۶	امارات	۷۳۰.۹	هلند	۹۰۴.۶	هند	۱۱۷۸.۳	سوئیس	۵۳۳.۹
۲ سوئیس	۶۷۸.۵	سوئیس	۵۴۲.۷	سوئیس	۴۵۱.۲	سوئیس	۵۲۶.۳	هند	۴۷۱.۴
۳ هلند	۲۴۶.۳	هلند	۱۶۲.۶	امارات	۳۸۴.۲	هلند	۴۶۹.۵	هلند	۳۵۷.۹
۴ قزاقستان	۱۰۹.۳	آرژانتین	۸۴.۳	هند	۲۵۸.۶	انگلستان	۳۷۶.۴	امارات	۳۱۱.۳
۵ ترکمنستان	۷۳.۳	ترکمن	۷۴.۰	آرژانتین	۱۷۹.۵	امارات	۱۱۲.۹	ترکیه	۲۸۰.۹
۶ هند	۵۲.۰	هند	۵۶.۲	برزیل	۱۰۰.۹	ترکیه	۸۶.۴	انگلستا	۲۲۱.۰
۷ روسیه	۲۲.۲	قزاقستا	۴۳.۴	ترکیه	۹۱.۴	آرژانتین	۶۷.۰	آرژانتین	۱۵۳.۸
۸ آذربایجان	۲۱.۶	اتریش	۳۹.۹	انگلستان	۸۵.۶	ترکمنس	۳۰.۱	چین	۲۹.۲
۹ اتریش	۲۱.۰	روسیه	۱۸.۱	قزاقستان	۷۹.۰	هنگ	۲۶.۳	برزیل	۱۹.۹
۱۰ مالتا	۱۸.۷	آذربایجا	۱۴.۴	ترکمنس	۵۱.۷	برزیل	۲۰.۰	ترکمن	۱۶.۴
۱۱ آرژانتین	۱۸.۲	بلژیک	۲.۰	روسیه	۳۷.۹	روسیه	۱۴.۲	آذربایجا	۱۲.۴
۱۲ انگلستان	۱۲.۹	ازبکستا	۱.۹	آذربایجان	۱۳.۹	آذربایجان	۱۴.۱	روسیه	۶.۸
۱۳ برزیل	۱۰.۴	فرانسه	۰.۸	هنگ	۵.۰	قزاقستان	۰.۳۳	قزاقستا	۳.۴
۱۴ مالزی	۰.۴	مالزی	۰.۴	چین	۴.۱	آمریکا	۰.۰۹	جمهور	۱.۴
۱۵ فرانسه	۰.۴	چین	۰.۳	بلژیک	۲.۳	بلژیک	۰.۰۵	ازبکستا	۰.۳

ماخذ: آمارنامه‌های گمرگ جمهوری اسلامی ایران (۱۳۸۹-۱۳۹۳)

آن در سال‌ها ۹۲-۱۳۸۸ و کاهش مجدد آن در سال ۱۳۹۳ است.

شکل ۲، وضعیت مقدار واردات کنجاله کشور بین سال‌های ۹۳-۱۳۴۸ را نشان می‌دهد. نمودار (۳) نشان‌دهنده‌ی کاهش مقدار واردات در سال ۱۳۸۴ و افزایش



شکل ۲- نمودار مقدار واردات کنجاله ایران (۱۳۴۸-۱۳۹۳)

زمانی ارزیابی ویژگی آماری این سری زمانی و بررسی وجود ریشه واحد در آن مد نظر قرار گرفت.

روش باکس- جنکینز به منظور بهره‌گیری از الگوهای پارامتریک به منظور بررسی الگوی رفتاری و پیش‌بینی مقادیر آتی سری

جدول ۴- نتایج آزمون ایستایی سری زمانی کنجاله

مقدار آماره بحرانی (پنج درصد)	مقدار آماره محاسباتی	سطح آزمون (عرض از مبدا و روند)	نوع آزمون
-۳/۵۳	-۲/۹۷	در سطح داده	ADF
-۳/۵۳	-۱۲/۵۲	تفاضل مرتبه اول	

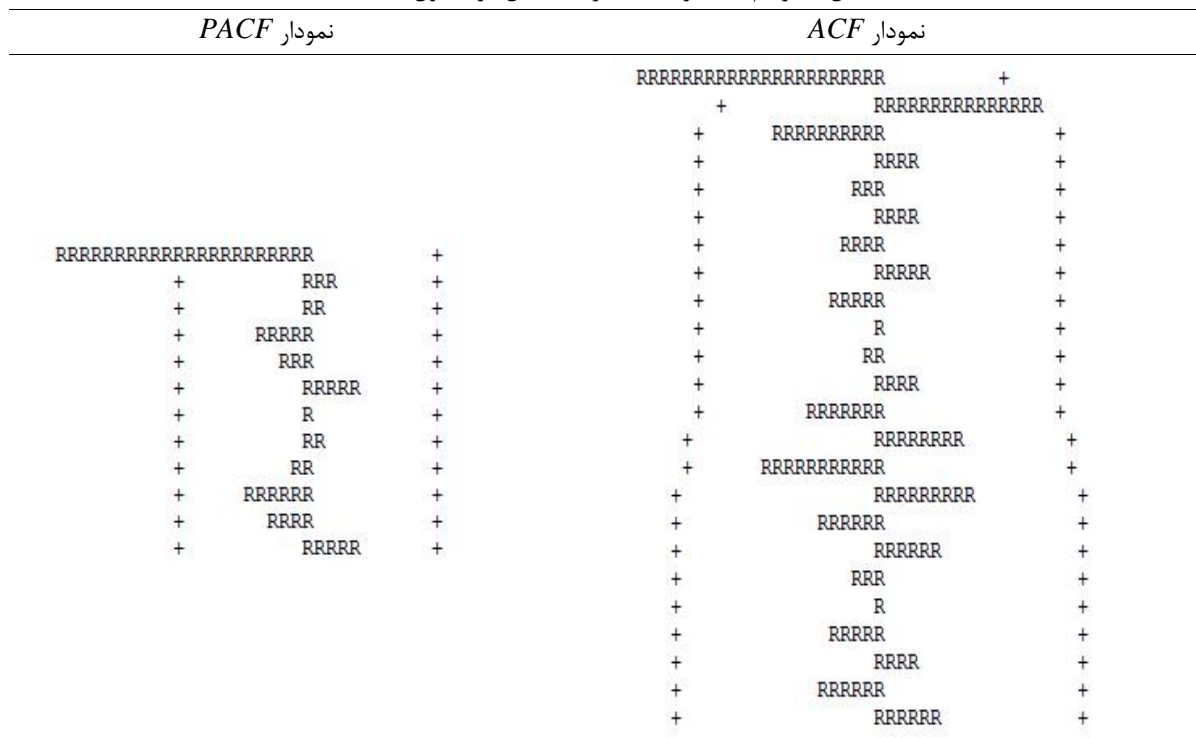
ماخذ: یافته‌های پژوهش

متغیره مورد استفاده، الگوی خودتوضیحی هم‌جمع میانگین‌متحرک^۱ (ARIMA) می‌باشد. در گام نخست برازش الگوی یادشده براساس رهیافت پیشنهادی Box-Jenkins رسم منحنی‌های ACF و PACF متغیر مدنظر قرار گرفت.

در سطح داده پذیرش فرض صفر در آزمون ADF بیانگر ایستا نبودن متغیر می‌باشد. از سوی دیگر، عدم پذیرش فرض صفر در تفاضل مرتبه اول متغیر مورد بررسی، بیانگر I(1) بودن این متغیر می‌باشد. با توجه به ویژگی آماری متغیر مورد بررسی، الگوی پارامتریک تک

1. Autoregressive Integrated Moving Average

شکل ۳- رسم ACF و $PACF$ برای تفاضل مرتبه اول کنجاله



ماخذ: یافته‌های پژوهش

دو است. بر مبنای پیشنهاد اولیه و تغییر فرضی درجات نتایج زیر حاصل شد.

براساس منحنی‌های فوق، درجه پیشنهادی برای خودتوضیحی و میانگین متحرک به ترتیب برابر با یک و

جدول ۵- ویژگی الگوهای $ARMA$ با درجات مختلف

$ARIMA(2,3)$	$ARIMA(1,3)$	$ARIMA(1,2)$	شرح
۳/۶ (۰/۱۰۶)	۰/۲۱ (۰/۶۴۴)	۰/۸۲ (۰/۳۶۶)	$Q(b)$
۳/۷۶ (۰/۱۵۳)	۰/۴۶ (۰/۷۹۵)	۱/۱۵ (۰/۵۶۲)	$Q(b+1)$
۳/۷۶ (۰/۲۸۹)	۰/۴۹ (۰/۹۲۲)	۱/۵۴ (۰/۶۷۴)	$Q(b+2)$
-۱/۶۸	-۱/۶۴	-۱/۶۹	AIC
-۱/۴۲	-۱/۴۳	-۱/۵۲	SC
۰/۴۴	۰/۳۹	۰/۳۸	R^2
۰/۳۶	۰/۳۲	۰/۳۲	\bar{R}^2

ماخذ: یافته‌های پژوهش

اعداد داخل پرانتز ارزش احتمال^۱ را نشان می‌دهد

1. Probability value

آماره LBP_1 نیز گویای عدم وجود خودهمبستگی در سطح پنج درصد برای این الگو می‌باشد. نتایج حاصل از برازش الگوی فوق در جدول ۶ ارائه شده است.

براساس نتایج حاصل از آماره‌های اطلاعات AIC و SC ، توجه به ضرایب تعیین و عدم وجود خودهمبستگی الگوی $ARIMA(2,3)$ برتر از سایر الگوها بوده و مقدار

1. Ljung-Box-Pierce

جدول ۶- نتایج حاصل از برازش الگوی $ARIMA(2,3)$

آماره t	خطای معیار	ضریب رگرسیون	شرح
-۵/۴۶	۰/۱۶	-۰/۸۸	مقدار وارداتی با یک وقفه $AR(1)$
-۴/۲۳	۰/۱۷	-۰/۷۳	مقدار وارداتی با دو وقفه $AR(2)$
-۱/۹۶	۰/۱۹	-۰/۳۹	جمله اخلاص با یک وقفه $MA(1)$
-۴/۱۲	۰/۱۵	-۰/۶۴	جمله اخلاص با دو وقفه $MA(2)$
۲/۷۷	۰/۱۶	۰/۴۷	جمله اخلاص با سه وقفه $MA(3)$
۳/۴۸	۰/۱	۰/۳۶	عرض از مبدا C

ماخذ: یافته‌های پژوهش

برآورد مقادیر پیش‌بینی در سال‌های مورد نظر، با استفاده از روش تعدیل نمایی منفرد، در مقادیر مختلف Γ محاسبات صورت می‌گیرد. نتایج بررسی در مقادیر مختلف α نشان می‌دهد که هر چقدر مقدار این ضریب افزایش یابد، مقادیر پیش‌بینی به مقادیر واقعی نزدیکتر می‌شوند. همچنین، بهترین مقدار برای ضرایب α و β به ترتیب ۰/۲ و ۰/۶۹ برآورد شدند. خطاهای حاصل از تخمین الگوهای تعدیل نمایی در هر دو حالت، در جدول (۷) ارائه شده است.

در نهایت، الگوی یاد شده برای پیش‌بینی درون نمونه‌ای و برون نمونه‌ای مدنظر قرار گرفت. برای پیش‌بینی درون نمونه‌ای بازه ۱۳۸۴ تا ۱۳۹۳ و برای پیش‌بینی برون نمونه‌ای بازه ۱۳۹۴ تا ۱۴۰۰ لحاظ شد.

تعدیل نمایی

نتایج حاصل از بررسی پیش‌بینی مقدار واردات کنجاله کشور با استفاده از روش تعدیل نمایی منفرد و مضاعف به صورت جدول (۷) ارائه می‌شود. برای این منظور از مقادیر مختلف Γ و S استفاده شد. جهت

جدول ۷- نتایج حاصل از پیش‌بینی روش تعدیل نمایی

$RMSE$	MSE	$MAPE$	میانگین خطا		
۱۵۸۱۰۲۵۵۷	$۴/۷ \times 10^{16}$	۱	۱۰۹۰۲۷۵۳۷	$\Gamma = 0/2$	تعدیل نمایی منفرد
۱۲۷۰۰۱۵۷۷	$۳/۳ \times 10^{16}$	۱	۶۸۱۵۱۵۵۹	$\Gamma = 0/4$	
۱۱۶۷۵۹۲۹۲	$۳/۰۷ \times 10^{16}$	۱	۵۰۴۷۷۸۳۷	$\Gamma = 0/6$	
۱۱۵۸۵۳۵۷۱	$۳/۲ \times 10^{16}$	۱	۳۷۲۹۵۵۱۳	$\Gamma = 0/9$	
۱۰۵۴۵۷۳۸۵	$2/6 \times 10^{16}$	۰	۳۰۶۶۹۹۴۰	$\Gamma = 0/65$ $S = 0/07$	تعدیل نمایی مضاعف

ماخذ: یافته‌های پژوهش

شبکه‌ی عصبی

نرمال‌سازی شوند. برای طراحی شبکه مورد نظر، داده‌های آموزشی بین دوره ۸۸-۱۳۴۸ و داده‌های آزمایشی نیز دوره ۹۳-۱۳۸۸ در نظر گرفته شد. در این مطالعه برای پیش‌بینی مقدار واردات ی از شبکه عصبی پیشرو و

در روش شبکه عصبی، لازم است تا قبل از آغاز محاسبات براساس اطلاعات موجود و قبل از آموزش و آزمایش شبکه، داده‌ها براساس روش آماری گفته شده

عنوان بهترین الگو انتخاب شد. این الگو دارای معماری ۱-۱-۲-۲-۲-۶ می‌باشد. تعداد ورودی‌های شبکه ۶ بوده و شبکه دارای ۴ لایه می‌باشد. عدد ۶ نشان‌دهنده‌ی تعداد ورودی به شبکه، لایه اول دارای ۲ نرون، لایه دوم ۲ نرون، لایه سوم ۲ نرون، لایه چهارم ۱ نرون و عدد یک نشان‌دهنده خروجی است.

برای طراحی و آموزش شبکه، از جعبه نرم‌افزاری شبکه عصبی مصنوعی در محیط *Matlab7* استفاده شد. شبکه‌های معماری مختلفی با تابع سیگموئید ایجاد شدند. جدول (۸) نتایج تخمین شبکه را با معماری‌های متفاوت در الگوهای (۱)، (۲)، (۳)، (۴)، (۵) باروش پیشرو برای شاخص مقدار واردات کنجاله نشان می‌دهد. از میان الگوها، الگوی (۲) به علت بالا بودن R^2 ، به

جدول ۸- نتایج روش شبکه عصبی پیشرو برای پیش‌بینی مقدار واردات کنجاله

معماری شبکه	R^2		RMSE		MSE		MAPE	
	آموزش	تست	آموزش	تست	آموزش	تست	آموزش	تست
(۱)	۰/۹۸۷	۰/۵۸۴	۰/۰۰۹	۰/۱۸۵	۰/۰۰۰۰۸۱	۰/۰۳۴	۰/۰۳۶	۰/۲۵۱
(۲)	۰/۹۴۶	۰/۷۴۷	۰/۰۱۹	۰/۱۱۲	۰/۰۰۰۰۳	۰/۰۱۲	۰/۰۵۶	۰/۲۰
(۳)	۰/۹۸۷	۰/۲۷۲	۰/۰۰۹	۰/۴	۰/۰۰۰۰۸۱	۰/۱۶	۰/۰۳۶	۰/۴۸
(۴)	۰/۹۹۱	۰/۱۳۰	۰/۰۰۸	۰/۴۳۳	۰/۰۰۰۰۶	۰/۱۸۷	۰/۰۳۲	۰/۷۲۹
(۵)	۰/۸۷۶	۰/۱۷۲	۰/۰۳	۰/۴۴۷	۰/۰۰۰۰۹	۰/۱۹۹	۰/۰۹۶	۰/۱۵

ماخذ: نتایج تحقیق

کنترل این افزایش بی‌رویه در واردات کنجاله، سیاست-گزاران و برنامه‌ریزان امر باید برنامه‌های لازم از جمله افزایش تعرفه را اعمال سازند. همچنین اعطای اعتبارات لازم برای تولید این محصول و تامین نیاز کارخانجات در فرآیند تبدیل به کنجاله، می‌تواند در راستای افزایش توان تولیدی و رقابتی داخلی این محصول موثر بوده و تا حدی مانع از واردات آن شود. همچنین مقدار واردات این محصول در سال ۱۴۰۰ نسبت به سال گذشته‌اش ۶ درصد افزایش خواهد یافت. از سال ۱۳۹۵ تا ۱۴۰۰ نیز روند رشد واردات محصول کنجاله یکنواخت خواهد بود.

مقایسه مقادیر شاخص‌های خطا نشان می‌دهد که روش شبکه عصبی مصنوعی نسبت به سه روش دیگر برای پیش‌بینی مقدار واردات کنجاله دارای خطای کمتر و دقت بالاتری است. لذا، نتایج این روش مورد بررسی قرار گرفته و از آن به عنوان نتایج نهایی پیش‌بینی مقدار واردات این کالا استفاده می‌شود. نتایج حاصل از پیش‌بینی واردات کنجاله با استفاده از شبکه‌ی عصبی در جدول ۹ ارائه شده است. طبق نتایج این جدول، مقدار واردات کنجاله در سال ۱۳۹۴ نسبت به سال گذشته‌اش، ۳۲ درصد رشد خواهد داشت. لذا، برای

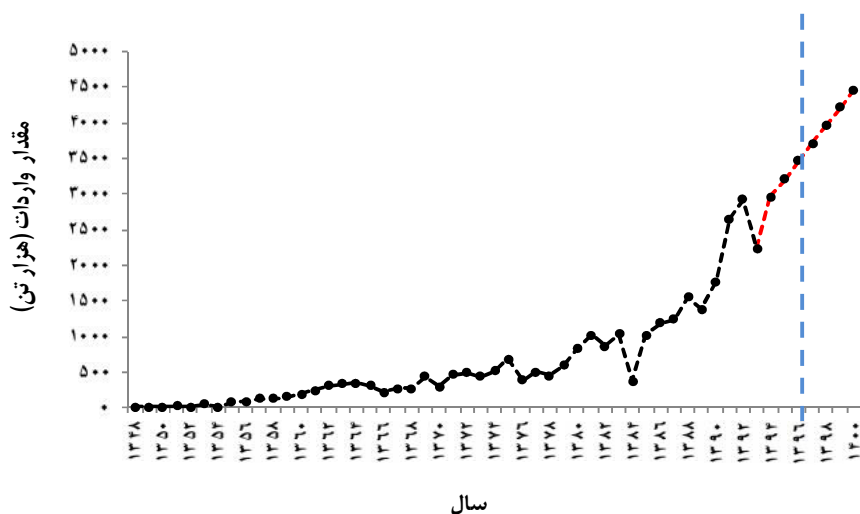
جدول ۹- مقادیر پیش‌بینی مقدار واردات کنجاله با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی

(کیلوگرم)		(۱۳۹۴-۱۴۰۰)					متغیر
۱۴۰۰	۱۳۹۹	۱۳۹۸	۱۳۹۷	۱۳۹۶	۱۳۹۵	۱۳۹۴	مقدار واردات
۴۴۶۶	۴۲۱۶	۳۹۶۶	۳۷۱۶	۳۴۶۶	۳۲۱۶	۲۹۶۵	نرخ تغییرات
۵/۹	۶/۳	۶/۷	۷/۲	۷/۸	۸/۴	۳۲/۴	

ماخذ: نتایج تحقیق

را نشان می‌دهد. مقادیر پیش‌بینی شده با نقطه‌چین نشان داده شده‌اند.

شکل (۴)، مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده واردات کنجاله کشور با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی



شکل ۴- ارزش واقعی و پیش‌بینی شده واردات کنجاله ایران در دوره زمانی ۹۳-۱۳۴۸

پیشنهادها

محصولات، ارتباط مستقیم تولیدکنندگان محصولات دام و طیور با تولیدکنندگان برای فروش بهتر و سریع‌تر تولیدات‌شان که در نهایت، منجر به تشویق به تولید خواهد شد و کاهش هزینه‌های تولید این محصول را نام برد. با افزایش میزان تولید داخلی می‌توان شکاف به- وجودآمده در تولید به دلیل افزایش واردات را کاهش داده و در جهت خودکفایی در تولید این محصول نیز گام‌های اساسی برداشت. نتایج مطالعه حاضر به منظور آگاهی از روند واردات محصول کنجاله در سال‌های آتی و امکان برنامه‌ریزی و سیاست‌گذاری در جهت کاهش وابستگی بیشتر به واردات این محصول، اهمیت فراوانی دارد. زیرا با دسترسی به مقدار واردات کنجاله در سال- های پیش‌رو، امکان ایجاد بسته‌های حمایتی به منظور پشتیبانی از تولید داخل و کنترل بی‌رویه واردات این محصول در صورت اشباع تقاضای داخلی، میسر خواهد بود.

در مطالعه حاضر، مقدار واردات کنجاله کشور در بازه‌ی زمانی ۱۳۹۴-۱۴۰۰ مورد بررسی و پیش‌بینی قرار گرفت. نتایج مطالعه نشان داد که مقدار واردات در بیشتر سال‌های مورد بررسی دارای یک روند صعودی است. بیشترین مقدار افزایش واردات این محصول مربوط به سال ۱۳۹۴ است که نسبت به سال ماقبل خود دارای ۳۲ درصد رشد خواهد بود که رقم بسیار بالایی است. همچنین، بیشترین مقدار واردات در دوره مورد بررسی مربوط به سال ۱۴۰۰ و با مقدار ۴۴۶۶ هزار تن خواهد بود. از سوی دیگر، با توجه به نیاز داخلی کشور به این محصول به‌خصوص برای تغذیه دام و طیور و تولید محصولات دامی، لازم است تا در جهت افزایش توان تولید داخلی این محصول برنامه‌ریزی‌های لازم صورت گیرد. از جمله این برنامه‌های می‌توان به افزایش سهولت اعطای وام‌های کشاورزی به تولیدکنندگان این

REFERENCES

1. Abrishami, H. (2002). *Applied Econometrics (new approach)*, Tehran. Tehran University of print publications. (In Farsi)
2. Azar, A. & Afsar, A. (2006). *Neural network modeling approach to predict the stock price*. *Journal of Business Research*. No. 40. (In Farsi).
3. Delavar, M. (2005). *Analyzing and providing analysis of the lake water level fluctuation risk coastal areas*. Master's thesis Department of Irrigation, Tehran, Tarbiat Modarres University.
4. Esna ashari, H. (2007). *Prediction of agriculture in Iran*, MSc Thesis, Department of Agricultural Economics, University of Zabol. (In Farsi).

5. Falahi, M.A., Khaloozadeh, H. & Hamidi Alamdary, S. (2005). Non-linear modeling and forecasting occupational income tax on the economy (the use of artificial neural networks and linear regression models were compared with the time series). *Journal of Economic Research*, 76, 167-143. (In Farsi).
6. Farajzadeh, Z. & Shahvali, A. (2009). Anticipated prices of agricultural products: a case study of cotton and rice and saffron, *Journal of Agricultural Economics and Development*, 17(67), 43. 71. (In Farsi).
7. Fu, J. (1998). A Neural Network Forecast of Economic Growth and Recession. *The Journal of economics XXIV(1)*, 51-66
8. Ghadimi, M., & Moshiri, S. (2002). Modeling and predicting economic growth in Iran using artificial neural networks. *Quarterly economic bulletin*, Issue 12. (In Farsi).
9. Hil, T. Marquez., L. O Connor, M & Remus, W. (1994). Artificial Neural Network Models for Forecasting and Decision Making. *International Journal of Forecasting* 10: 5-15
10. Jalaei, A., Pakravan, M, Gilanpour, O, Esna Ashari, H. & Mehrabi bosheabadi, H. (2010). predicted Iran's exports of agricultural products: the use of regression models and artificial neural network, *Journal of Agricultural Economics and Development*, XVIII(72), 138-115. (In Farsi).
11. Kohzadi, N. Boyd M. S., Kaastra, I., Kermanshahi, B. S. & Scuse D. (1995). Neural Networks for Forecasting: An Introduction. *Canadian Journal of Agricultural Economics*, 43, 463-474.
12. Mehrabi Boshrahadi, H. & Kochakzadeh, S. (2009). Modeling and forecasting of agricultural exports: Application of Artificial Neural Networks, *Journal of Agricultural Economics and Development (Agricultural Science and Technology)*, 23(1) 49-58.
13. Moody, J., Levin, U & Rehfuß, S. (1993). Predicting The U.S. index of Industrial Production. *Neural Network World*, 3(6), p.791-794. In: special issue: proceeding of paralled Applications in statistics and Economics93, Mirko Novak (ed.).
14. Moshiri, S. (2005). The presence of chaotic process efficiency index of stock prices Bazarbyvs Tehran. *Quarterly Economic Bulletin*. Year VII, No. 25.
15. Moshiri, S., Cameron, N & Scuse, D. (1999). Static, Dynamic, and Hybrid neural Networks in Forecasting Inflation. *Computational Economics*, 14: 219-235
16. Moshiri, S., & Cameron, N. (2000). Neural network versus econometric models in forecasting inflation. *Journal of Forecasting* 19, 201-217.
17. Nelson, c. & Plosser, C. (1982). Trends and Random Walks in Macroeconomic Time series: Some Evidence and Implication. *Journal of monetary Economics*, 10: 139-162.
18. Oskooee, M. (2002). the application of neural networks in forecasting time series. *Quarterly Economic Bulletin*, Issue 12. (In Farsi).
19. Roshan, R. (2004), Iran's inflation forecasting model of ARIMA, GHARCH, ARCH and neural network models to compare performance. Master's thesis, Faculty of Economic Administrative Sciences, Zahedan . Zahedan University.
20. Sinaee, C., Mortazavi, S.A. & Teimoori asl, Y. (2005). Tehran Stock Exchange prediction using artificial neural networks. *Evaluation of Accounting and Auditing*. (41), Fall 2005, 83-59.
21. Tarazkar, M. (2005), to predict the prices of some agricultural products in the province, using artificial neural networks. Master's thesis, University of Shiraz. (In Farsi).
22. Tkacz, G. (1999). Neural network Forecasts of Canadian GDP Growth Using Financial Variables. *Bank of Canada, Mimeo*.
23. VerKooijen, W. (1996). A Neural Network Approach to Long-Run Exchange rate prediction. *Computational Economics*, 9: 51-65.