فصلنامه پژوهشها و سیاستهای اقتصادی
سال هجدهم، شماره ۵۵، پاییز ۱۳۸۹، صفحات ۱۰۶- ۸۷

پیش‌بینی قیمت گوشت مرغ و تخم مرغ با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در ایران

سیدابراهیم دشتی
کارشناس ارشد کامپیوتر و عضو هیأت علمی دانشگاه آزاد اسلامی جهرم
sed_dashty@yahoo.com

حمید محمدی
استادیار گروه اقتصاد کشاورزی دانشگاه زابل
hamidmohammadi@gmail.com

این مطالعه با هدف پیش‌بینی قیمت اسمی و واقعی گوشت مرغ و تخم مرغ طی دوره (۱۳۸۴-۱۳۴۶) انجام شده است. پس از بررسی ایستایی سری‌های مورد استفاده برای بررسی تصادفی بودن متغیرها از دو آزمون ناپارامتریک والد- ولفویتز و پارامتریک دوربین- واتسون استفاده شد. براساس نتایج این آزمون‌ها، تمام سری قیمت اسمی و واقعی محصولات یاد شده به‌عنوان سری‌های غیرتصادفی و قابل پیش‌بینی ارزیابی شدند. الگوهای مورد استفاده برای پیش‌بینی شامل الگوهای ARIMA و شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد. یافته‌های مطالعه نشان‌دهنده برتری کامل الگوی ARIMA در پیش‌بینی قیمت اسمی محصولات منتخب است. درخصوص سری‌های قیمت واقعی محصولات نیز روش شبکه عصبی مصنوعی برتری نسبی داشت. اما با وجود این مشخص شدکه در مورد سری‌های واقعی منتخب بهتر است که از هر دو روش به‌صورت همزمان استفاده شود.

طبقه بندی JEL: *C22, C32, C53, D12, Q11*.
واژه‌های کلیدی: *پیش‌بینی قیمت، گوشت مرغ، تخم‌مرغ، شبکه عصبی مصنوعی.*

* **تاریخ دریافت: ۱۳۸۷/۲/۲** **تاریخ پذیرش: ۱۳۸۷/۵/۱۹**

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-06-10]

۱. مقدمه

امروزه پیش‌بینی در زمینه‌های اقتصاد و بازرگانی تنها به‌عنوان یک روش مطرح نیست بلکه به‌عنوان یک شاخه علمی و مطالعاتی مطرح شده است (آذر و افسر، ۱۳۸۵). مدیران بخش‌های مختلف اقتصادی با انبوهی از متغیرهای اقتصادی مواجه‌اند که این متغیرها بر تصمیم آنها تأثیرگذار است و ضروری است تا در تصمیم‌گیری به آنها توجه شود.

کشاورزی از فعالیت‌هایی است که همواره با ریسک مواجه بوده و می‌باشد. منابع ریسک در کشاورزی عبارتند از ریسک تولید یا عملکرد، ریسک قیمت یا بازار و ریسک ناشی از سیاست‌های دولت. البته در کشورهای در حال توسعه، دو منبع اول ریسک یعنی ریسک تولید و عملکرد بیشتر مشاهده می‌شود. از بین دو منبع یاد شده یکی از موارد مهم این است که احتمال دارد نوسان کوتاه‌مدت تولید در قیمت متبلور شود. درحالی‌که تأثیرگذاری قیمت بر تولید مستلزم زمان بیشتری است.

در بین محصولات مختلف کشاورزی، منابع پروتئینی از محصولات با اهمیتند و در بین منابع پروتئینی نیز گوشت مرغ و تخم‌مرغ مهم‌تر از سایر منابع پروتئینی است. حساسیت‌های موجود در بازار مواد پروتئینی موجب شده است تا دولت در کوتاه‌مدت همواره در بازار این محصولات دخالت داشته باشد. در سال‌های اخیر نیز الگوی مصرف گوشت به‌طور نسبی به سمت مصرف گوشت مرغ متمایل بوده است (عزیزی و ترکمانی، ۱۳۸۰). مشاهده مقادیر تولید طی دوره (۱۳۸۴-۱۳۴۶) نشان می‌دهد که رشد تولید گوشت مرغ و تخم مرغ به‌طور متوسط ۷/۶۳ و ۵/۷۱ درصد بوده (FAO)[1] که به‌طور قابل توجهی بیش از سایر محصولات دامی است و این موضوع نشان‌دهنده اهمیت بیشتر این تولیدات است. افزایش تولید و مصرف گسترده مواد پروتئینی نشان‌دهنده آن است که تغییرات زیاد قیمت این محصولات می‌تواند خریداران و یا تولیدکنندگان را به شدت تحت تأثیر قرار دهد. از این جهت، برای ایجاد تعادل و ادامه یک الگوی بلندمدت ضروری است تا از نوسان‌های بیشتر قیمت پیشگیری شود و پیش‌بینی قیمت از ابزارهای لازم برای تحقق این هدف است.

ضرورت دستیابی به پیش‌بینی‌های دقیق‌تر منجر به پیشرفت روش‌های مورد استفاده شده است. به‌طوری که در موضوع پیش‌بینی مهم‌ترین بخش مقایسه روش‌های مختلف است. در سال‌های اخیر با توجه به گسترش استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی این روش همواره با روش‌های دیگر پیش‌بینی مورد مقایسه قرار گرفته است. قیمت سهام از سری‌های مورد توجه در مطالعات است. به‌طور کلی روش شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با روش‌های رگرسیونی عملکرد بهتری را نشان می‌دهد. به‌عنوان مثال،

1. Food and Agricalture Organization

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-06-10]

یافته‌های مطالعه هیل و همکاران (۱۹۹۶) درخصوص پیش‌بینی قیمت سهام نشان‌دهنده برتری این روش بر سایر الگوها بود. یافته‌های این مطالعه مبتنی بر داده‌هایی با نگرش کوتاه‌مدت بوده است. درحالی‌که نتایج مطالعه وو و لو (۱۹۹۳) نشان دادکه در پیش‌بینی کوتاه‌مدت قیمت سهام آمریکا، شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با روش ARIMA پیش‌بینی‌های دقیق‌تری را ارائه کرده است، اما در بلندمدت فرایند ARIMA توانایی بیشتری در پیش‌بینی داشته است. پیش‌بینی تورم ایران با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی توسط مشیری (۱۳۸۰) نیز نشان‌دهنده برتری این روش نسبت به سایر روش‌ها بوده است.

کهزادی و همکاران (۱۹۹۵) ضمن پیش‌بینی قیمت سلف ذرت، مدل شبکه عصبی را با یک فرآیند خود رگرسیو جمعی میانگین متحرک ARIMA مقایسه نمودند. نتایج تحقیقات نشان داد که خطای پیش‌بینی مدل شبکه عصبی بین ۱۸ تا ۴۰ درصد کمتر از فرایند ARIMA بوده است.

یافته‌های مطالعه طرازکار (۱۳۸۴) در رابطه با محصولات گوجه‌فرنگی، پیاز، سیب‌زمینی و برنج استان فارس نشان داد که برای افق زمانی یک و سه ماه، روش شبکه عصبی مصنوعی و برای افق زمانی شش ماه، روش تعدیل نمایی نسبت به سایر روش‌ها پیش‌بینی بهتری را ارائه می‌کند.

در مطالعات دیگری نشان داده شدکه در مورد برخی از متغیرهای اقتصاد مانند مخارج و تولید ناخالص داخلی، روش‌های رگرسیونی بهتر عمل می‌کنند. برای مثال، نتایج مطالعه کاز (۲۰۰۱) برای پیش‌بینی تولید ناخالص داخلی کانادا نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی تنها در افق‌های زمانی کمتر از ۱۲ ماه، خطای پیش‌بینی کمتری در مقایسه با فرایند خود رگرسیو دارد. در انگلیس یافته‌های مطالعه چرچ و کورام (۱۹۹۶) نیز نشان دادکه روش‌های اقتصادسنجی بهتر از روش شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند مخارج مصرف‌کنندگان انگلیسی را پیش‌بینی نماید.

در برخی از مطالعات نیز به مقایسه روش‌های گوناگون رگرسیونی و غیررگرسیونی (به جز روش شبکه عصبی مصنوعی) پرداخته شده است. برند و بسلر (۱۹۸۱) با هدف مقایسه قدرت پیش‌بینی روش‌های انفرادی و ترکیبی، قیمت سرمزرعه خوک پرواری در کشور آمریکا را بر اساس داده‌های فصلی دوره (۱۹۷۵-۱۹۶۱) و با استفاده از روش‌های اقتصادسنجی، فرایند خودرگرسیو جمعی میانگین متحرک ARIMA و نظر متخصصان و همچنین با ترکیبی از این چند روش را پیش‌بینی نمودند. نتایج مطالعه نشان داد که روش ARIMA در مقایسه با سایر روش‌های انفرادی کمترین میزان خطا را دارد.

مطالعه مجاوریان و امجدی (۱۳۷۸) درخصوص قیمت مرکبات نشان داد که توابع مثلثاتی نسبت به روش‌های سری زمانی کارایی بیشتری در پیش‌بینی خارج از نمونه دارند. یافته‌های مطالعه عبدالهی

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-06-10]

عزت‌آبادی (۱۳۸۱) نیز نشان داد برای پیش‌بینی قیمت پسته، خطای پیش‌بینی الگوی ARCH[1] در مقایسه با الگوهای دیگر کمتر است.

گیلانپور و کهزادی (۱۳۷۶)، قیمت فوب برنج تایلندی را با استفاده از فرایند ARIMA و براساس داده‌های ماهانه دوره ژانویه ۱۹۷۵ تا دسامبر ۱۹۸۹ پیش‌بینی نمودند. نتایج به دست آمده نشان داد که قیمت برنج در بازار بین‌المللی ثابت نیست و وقوع هر تکانه در بازار آثار بلندمدتی را در پی خواهد داشت.

۲. روش تحقیق

روش‌های پیش‌بینی براساس میزان وابستگی به روش‌های ریاضی و آماری به دوگروه اصلی روش‌های کیفی و روش‌های کمی تقسیم‌بندی می‌شوند. در روش‌های کمی که عملیات آن به‌طور کامل ریاضی است، داده‌های مربوط به گذشته با هدف پیش‌بینی ارزش آتی متغیر مورد نظر، مورد تجزیه و تحلیل قرار می‌گیرد. به‌طورکلی، می‌توان روش‌های کمی پیش‌بینی را به دو دسته رگرسیونی و غیررگرسیونی تقسیم‌بندی کرد. روش‌های غیررگرسیونی شامل روش میانگین ساده، روش‌های میانگین متحرک و انواع روش‌های تعدیل نمایی است. روش‌های رگرسیونی نیز به دو گروه علی و غیرعلی تقسیم‌بندی می‌شود. از روش‌های رگرسیونی غیرعلی می‌توان به فرایندهای ARIMA و ARIMA[2] اشاره نمود که بسیار مورد استفاده قرار می‌گیرند. ARIMA متشکل از دو فرایند خود رگرسیونی (AR) و میانگین متحرک (MA) است.

۲-۱. الگوی خود رگرسیون میانگین متحرک (ARIMA)

به طور کلی، فرایندی را ARMA (p,q) می‌گویند که شامل p مرتبه جمله خود رگرسیون و q مرتبه جمله میانگین متحرک باشد (به‌عبارت دیگر، شامل p مرتبه جمله با وقفه از متغیر وابسته و q مرتبه جمله با وقفه از جملات اخلال باشد). علاوه بر این، اگر یک سری زمانی پس از d مرتبه تفاضل‌گیری ساکن شود و سپس آن را توسط فرایند ARIMA (p, q) مدل‌سازی کنیم در این صورت سری زمانی اصلی، سری زمانی خود رگرسیونی میانگین متحرک انباشته ARIMA (p, d, q) است (گجراتی، ۱۹۹۶).

به‌طور کلی، یک مدل عمومی ARMA (p, q) عبارت است از:

$$y_t = \mu + \varphi_1 y_{t-1} + \varphi_2 y_{t-2} + ... + \varphi_p y_{t-p} + G_t - \theta_1 G_{t-1} - \theta_2 G_{t-2} - ... - \theta_q G_{t-q} \qquad (۱)$$

1. Autoregressive Conditional Heteroskedasticity
2. Autoregressive Moving Average

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-06-10]

۲-۲. انتخاب وقفه

پیش از آنکه وارد مبحث پیش‌بینی شویم لازم است نحوه انتخاب وقفه را بیشتر بررسی کنیم. انتخاب وقفه از چالش‌زاترین مراحل پیش‌بینی الگوهای سری زمانی است و نگاهی به روش‌های گوناگون این نکته را بیشتر آشکار می‌کند. در ادامه، نتیجه برخی از مطالعات در مورد نحوه انتخاب وقفه را مرور می‌کنیم.

مارسلینیو (۲۰۰۶) به‌منظور انتخاب وقفه در پیش‌بینی سری‌های ماهانه متغیرهای کلان اقتصاد آمریکا با استفاده از الگوی اتورگرسیو (AR) از چهار معیار استفاده کرد که شامل انتخاب وقفه ثابت ۴، انتخاب وقفه ثابت ۱۲، استفاده از معیار AIC و معیار BIC بودند. به عقیده وی در نمونه‌های کوچک، استفاده از دو معیار AIC و BIC منجر به افزایش عدم قطعیت در پیش‌بینی می‌شود. این بررسی، استفاده از دو معیار حداقل وقفه (۴) و حداکثر وقفه (۱۲) را وسیله‌ای برای ارزیابی دو معیار دیگر می‌داند و با نگرشی انتقادی با این نظریه که مدل‌های تک دوره‌ای برای مقاصد پیش‌بینی با استفاده از پیش‌بینی کننده‌های خطی بیشترین تناسب را داشته‌اند، برخورد نموده است و در نهایت، این نظریه را به‌طور تلویحی مورد تأیید قرار می‌دهد.

پیندایک و رابینفلد (۱۹۹۸) استفاده از ضرایب هبستگی جزیی را برای انتخاب وقفه یا مرتبه فرآیند اتو رگرسیو مناسب اعلام کرد.آنها معتقدند پس از انتخاب وقفه مناسب قاعدتاً نباید ضریب همبستگی جزیی بین جملات اخلال معنادار باشد. به‌عبارت دیگر، در صورت انتخاب وقفه بر اساس معیارهای دیگر استفاده از ضرایب همبستگی می‌تواند به‌عنوان راهنما مورد استفاده قرار گیرد.

پسران (۱۹۹۷) برای تعیین وقفه، استفاده از معیار AIC را پیشنهاد می‌دهند. بر این اساس، آنها استفاده از حداکثر سه وقفه را برای پیش‌بینی سالانه پیشنهاد می‌دهند. در مجموع، استفاده بیش از یک معیار و قضاوت نهایی براساس خطای پیش‌بینی در اغلب مطالعات مشهودترین نتیجه در مطالعات انتخاب وقفه است. اما اندرس (۲۰۰۴) در مقایسه با سایر مطالعات رهنمود جامع‌تری را ارائه کرده است. روش ارائه شده در این رهیافت مبتنی بر ویژگی‌های تابع خود همبستگی (ACF) و تابع خود همبستگی جزیی (PACF) است.

این روش را به‌طورکلی می‌توان به‌صورت زیر بیان کرد:

- در یک فرایند ARIMA (p,q)، تابع خود همبستگی پس از وقفه q محو می‌شود. پس از این وقفه، خودهمبستگی کاهش می‌یابد و این کاهش را می‌توان با مشاهده ضریب خودهمبستگی بررسی کرد.
- در یک فرایند ARIMA (p,q)، تابع خود همبستگی جزیی پس از وقفه q محو می‌شود.

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-06-10]

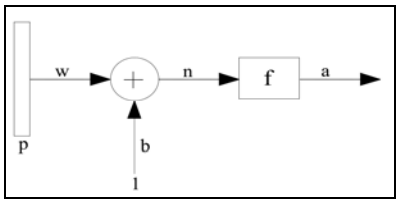
بر مبنای این روش، در برخی از سری‌ها چند فرایند مختلف را می‌توان بررسی کرد و برای انتخاب آنها از معیارهایی مانند AIC، SBC، وجود یا عدم وجود خودهمبستگی بین جملات اخلال پس از برآورد فرایند موردنظر و نرمال بودن توزیع جملات اخلال استفاده کرد.

در این مطالعه، برای انتخاب فرایند سری‌های مورد بررسی از روش پیشنهادی اندرس (۲۰۰۴) استفاده شده است.

۳. شبکه عصبی مصنوعی (ANN)[1]

اکنون به موازات مدل‌های متداول پیشین، روش‌های جدیدتری برای پیش‌بینی ابداع شده است. این روش‌ها که موسوم به شبکه‌های عصبی مصنوعی‌اند، مدل ساده شده‌ای از سیستم عصبی مرکزی هستند و مانند مغز با پردازش داده‌های تجربی، قانون نهفته در ورای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند. در واقع، شبکه با انجام محاسبات داده‌های عددی یا مثال‌ها، قوانین کلی را فرا می‌گیرد و به همین دلیل به آن سیستم هوشمند نیز گفته می‌شود.

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 (منهاج، ۱۳۷۷). هر یک از نرون‌ها، ورودی‌ها را دریافت می‌کند و پس از پردازش آنها، یک سیگنال خروجی تولید می‌نماید. پس، هر نرون در شبکه به‌عنوان مرکز پردازش و توزیع اطلاعات، عمل می‌کند و ورودی و خروجی ویژه دارد (وو، ۱۹۹۵). شکل (۱) نمایش ساختار یک نرون تک‌ورودی است که در آن اعدادp و a به‌ترتیب ورودی و خروجی نرون هستند.



شکل ۱. مدل نرون تک ورودی

میزان تأثیرp بر a به‌وسیله مقدار عدد w تعیین می‌شود. ورودی دیگر، مقدار ثابت یک است که در جمله اریب b ضرب شده و سپس با wp جمع می‌شود. این حاصل جمع ورودی خالص n برای تابع

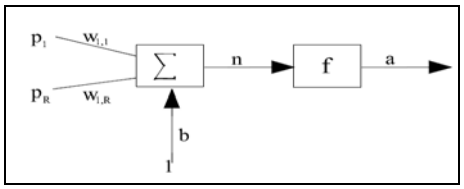
1. Artificial Neural Network

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-06-10]

تبدیل یا فعال سازی (محرک) f است. به این ترتیب، خروجی نرون به‌صورت معادله (۲) تعریف می‌شود:

$$a = f(wp + b) \qquad (۲)$$

پارامترهای w و b قابل تنظیم اند و تابع محرک f نیز توسط طراح انتخاب می‌شود. بر اساس انتخاب f و نوع الگوریتم یادگیری، پارامترهای w و b تنظیم می‌شوند. در واقع، یادگیری به این معنا است که w و b طوری تغییر کنند که رابطه ورودی و خروجی نرون با هدف خاصی مطابقت نماید. در شکل (۲) مدل یک نرون با R ورودی نشان داده شده است.



شکل ۲. مدل چند ورودی یک نرون

در شکل (۲)، اعداد P_i عناصر بردار ورودی $\overline{P}$ هستند و با ماتریس وزن w و جمله اریب b ورودی خالص را به صورت رابطه (۳) می‌سازند.

$$n = \sum_{i=1}^{R} P_i W_{1,i} + b = W\overline{p} + b \qquad (۳)$$

که در آن:

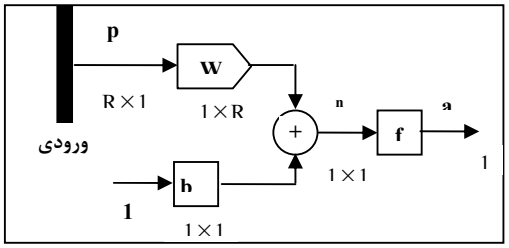
$$\overline{P} = \left[P_1, P_2, ..., P_R\right]^T \qquad W = \left[W_{1,1}, W_{1,2}, ..., W_{1,R}\right]$$

و درنهایت، خروجی نرون به صورت رابطه (۴) خواهد بود.

$$a = f(W\overline{P} + b) \qquad (۴)$$

یک مدل خلاصه شده نرون چند ورودی را می‌توان به صورت شکل (۳) نیز نمایش داد (منهاج، ۱۳۷۷).

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-06-10]



شکل ۳. فرم ساده شده یک نرون با R ورودی

همان‌طور که در شکل (۳) مشاهده می‌شود بردار ورودی $\overline{P}$ دارای R عنصر است. این بردار در ماتریس w که دارای R ستون و یک سطر است ضرب می‌شود و با جمله اریب b جمع می‌گردد و در مجموع، ورودی خالص n را می‌سازند. ورودی خالص به تابع تبدیل f اعمال شده و خروجی a را به‌وجود می‌آورد. در این حالت، خروجی یک مقدار عددی و یا یک ماتریس ۱×۱ است.

به‌طور معمول یک نرون حتی با تعداد ورودی‌های بیشتر نیز به تنهایی برای حل مسائل کفایت نمی‌کند (منهاج، ۱۳۷۷). بنابراین، در بیشتر موارد از اجتماعی از چند نرون به عنوان یک لایه استفاده می‌شود. شبکه‌های عصبی مصنوعی همانند شبکه‌های عصبی بیولوژیکی به روش‌های گوناگون سازماندهی می‌شوند. به این معناکه نرون‌ها می‌توانند از راه‌های متفاوت به هم متصل شوند و شبکه‌های عصبی با ساختار مختلف را تولید نمایند.

در این مطالعه، شبکه مورد استفاده برای پیش‌بینی سری‌های مورد مطالعه شبکه پیش جلو رونده[1] است. دلیل انتخاب این شبکه نیز به رفتار و نوع داده‌های موجود مرتبط است. برای آموزش و آزمایش شبکه، داده‌ها مانند روش‌های معمول پیش‌بینی به دو بخش تقسیم شدند که این تقسیم بندی کاملاً مشابه روش‌های کمی پیش‌بینی است. برای تعیین تعداد نرون‌های لایه ورودی که معادل مرتبه بردار خود رگرسیو در روش ARIMA است، از مرتبه اتورگرسیو (p) و میانگین متحرک (q) مبتنی بر کمترین خطای پیش‌بینی استفاده شده است. داده‌های سال‌های ۱۳۸۳ و ۱۳۸۴ به‌منظور پیش‌بینی و داده‌های دوره(۱۳۸۲-۱۳۴۶) برای آموزش مورد استفاده قرار گرفتند.

۴. آزمون تصادفی بودن

به‌طورکلی، مدل‌های پیش‌بینی یا بر اساس روند گذشته بنا شده است و یا در آنها متغیر علی وجود دارد. اما در صورتی می‌توان از مدل‌های پیش‌بینی فوق استفاده کرد که معیارهایی مانند روند زمانی،

1. Feed Forward

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-06-10]

سیکل‌های کوتاه‌مدت و بلندمدت در سری وجود داشته باشد. بنابراین، پیش از استفاده از روش‌های پیش‌بینی می‌بایست تصادفی یا غیرتصادفی بودن داده‌ها را بررسی کرد زیرا اگر این داده‌ها تصادفی باشند نمی‌توان از مدل‌های پیش‌بینی بر اساس روند گذشته استفاده کرد. آزمون‌های مختلفی برای بررسی تصادفی بودن یک سری زمانی وجود دارد که بیشتر آنها غیرپارامتریک می‌باشد.

یک روش غیر پارامتریک برای آزمون وجود نوسان‌های سیکلی[1]، روش والد–ولفویتز است. این روش بر علامت‌های حاصل از اختلاف بین اعداد موجود در یک سری با میانه آن سری مبتنی است. اگر $y_1,\ldots,y_2$ یک سری n تایی بوده و میانه آن y_m باشد. در این روش علامت‌های جملات اخلال ($u_i = y_i _ y_m$) مورد توجه قرار می گیرد. یک دوره بر اساس این روش مشاهداتی از جملات اخلال را در بر می‌گیرد که دارای علامت مشابه هستند. تعداد دوره موجود در یک سری به‌طور کاملاً تصادفی و به‌صورت $E(D) = 1 + 2 \times p.\varphi.\varphi$ محاسبه می‌شود (دی، ۱۹۶۵). در این رابطه p تعداد مثبت ها، φ تعداد منفی‌ها، n تعداد نمونه و E(D) تعداد دوره موجود در یک سری کاملاً تصادفی است. واریانس تعداد دوره‌ها در یک سری کاملاً تصادفی به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\sigma_D^{\,2} = \frac{2p\varphi[2p\varphi - n]}{n^2(n-1)} \qquad (۵)$$

در این رابطه σ_D^2 واریانس تعداد دوره‌ها در یک سری کاملاً تصادفی است. تابع آزمون به‌صورت نرمال با میانگین E(D) و واریانس σ_D^2 است. در این آزمون فرض $H_\circ$ مبنی بر تصادفی بودن سری است.

یکی‌از روش‌های‌پارامتریک برای آزمون تصادفی بودن‌یک سری زمانی، آزمون دوربین– واتسون است. برای انجام این آزمون ابتدا لگاریتم متغیر مورد بررسی بر متغیر زمان، رگرس می‌شود. سپس با استفاده از آماره دوربین– واتسون وجود خود همبستگی مثبت درجه اول مورد بررسی قرار می‌گیرد. در صورتی‌که وجود خود همبستگی ثابت شود، فرض تصادفی بودن سری رد می‌شود. البته درصورتی می‌توان از این آزمون استفاده کرد که مشاهدات به‌طور تقریبی نرمال توزیع شده باشند. برای بررسی نرمال بودن در این مطالعه، از آزمون جارکو– برا[2] استفاده شده است.

1. Cyclical Fluctuations
2. Jarque-Bera

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-06-10]

۵. انتخاب بهترین مدل پیش‌بینی

در تمام روش‌های پیش‌بینی ابتدا می‌بایست داده‌های سری مورد نظر را به دو بخش تقسیم نمود. یک سری از داده‌ها معمولاً برای برازش مدل مورد استفاده قرار می‌گیرد که آنها را در اصطلاح داده‌های دستگرمی[1] می‌گویند و سری دوم را که برای آزمون مدل بکار می‌رود و آن را در اصطلاح نمونه پیش‌بینی می‌نامند. در واقع، برای همه مدل‌های پیش‌بینی، محاسبات بر مبنای داده‌های دستگرمی انجام می‌شود و به کمک داده‌های دوره پیش‌بینی مورد آزمون قرار می‌گیرد. روش‌های گوناگونی برای اندازه‌گیری دقت مدل‌های پیش بینی وجود دارد که رایج‌ترین آنها معیار ریشه میانگین مجذور خطاهای پیش‌بینی (RMSE)[2] است. هر مدلی که کمترین معیار RMSE را داشته باشد به‌عنوان بهترین مدل پیش‌بینی انتخاب می‌گردد. در این بررسی نیز از معیار یاد شده استفاده شده است. این معیار به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$RMSE = \sqrt{(\sum_{i=T}^{T+h} (\hat{y}_t - y_t)^2)/h} \qquad (۶)$$

که در آن، $\hat{y}_t$ و y_t به ترتیب مقادیر پیش‌بینی شده و حقیقی سری مورد پیش‌بینی و h نیز تعداد مشاهدات مورد پیش‌بینی است. T داده‌های مورد استفاده برای انتخاب فرایند پیش‌بینی یا همان داده‌های دستگرمی است. علاوه بر معیار فوق، از دو معیار درصد میانگین خطاهای پیش‌بینی (MAPE)[3] و شاخص نابرابری تیل (TIC)[4] نیز استفاده شد. مزیت استفاده از این دو شاخص این است که وابسته به مقیاس نیستند و امکان مقایسه قدرت پیش‌بینی را برای سری‌هایی که مقیاس متفاوت دارند نیز فراهم می‌کند. این شاخص‌ها به‌صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$MAPE = (\sum_{t=T+1}^{T+h} \left|\frac{\hat{y}_t - y_t}{y_t}\right|)/h \qquad (۷)$$

$$TIC = [\sqrt{(\sum_{t=T+1}^{T+h} (\hat{y}_t - y_t)^2)/h}]/[\sqrt{(\sum_{t=T+1}^{T+h} (\hat{y}_t)^2)/h} + \sqrt{(\sum_{t=T+1}^{T+h} (y_t)^2)/h}] \qquad (۸)$$

هرچه مقادیر این دو شاخص پایین‌تر باشد، پیش‌بینی ارائه شده مطلوب‌تر خواهد بود. البته شاخص نابرابری تیل در دامنه صفر تا یک تغییر می‌کند.

1. Worm-Up
2. Root Mean Squared Error
3. Mean Absolute Percentage Error
4. Theil Inequality Coefficient

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-06-10]

داده‌های مورد استفاده در این مطالعه شامل مقادیر اسمی و واقعی قیمت گوشت مرغ و تخم‌مرغ طی دوره (۱۳۸۶-۱۳۴۴) است. این داده‌ها از پایگاه اطلاعاتی FAO به دست آمده و برای انجام مراحل مختلف از نرم افزارهای Eviews 5، و MATLAB استفاده شده است.

۶. تخمین مدل و نتایج حاصل از آن

در این بررسی برای تعیین تعداد نرون‌های لایه ورودی که معادل مرتبه بردار خود رگرسیو در فرآیند ARIMA است، ابتدا مرتبه این فرآیند مشخص گردید. البته برای مقایسه و ارزیابی بیشتر برآوردها با استفاده از روش ARIMA نیز سری‌های مورد استفاده پیش‌بینی شد. به‌منظور تعیین مرتبه با استفاده از فرایند ARIMA ضرورت دارد ابتدا ایستایی سری‌های مورد استفاده بررسی شود. از این جهت با توجه به اینکه داده‌های مورد استفاده سری زمانی بودند، ابتدا رفتار آماری آنها به جهت ایستایی با استفاده از آزمون ریشه واحد ارزیابی گردید. همان‌طور که می‌دانیم روابط بین متغیرها در مبانی نظری براساس مقادیر آنها در سطح تعریف می‌شود. بنابراین، مطلوب آن است که تا حد امکان نسبت به حفظ مقادیر این متغیرها در سطح و بکارگیری شکل غیرتفاضلی آنها تلاش شود. از این جهت می‌کوشیم تا با بررسی دقیق‌تر رفتار متغیرها از طریق آزمون شکست ساختاری (در خصوص متغیرهایی که به ظاهر ناایستا هستند) درجهت هدف یادشده اقدام نماییم. تمام سری‌های موردبررسی درسطح معنادار ۵ درصد ایستا هستند. البته به استثنای قیمت واقعی گوشت مرغ سایر سری‌ها فقط با درنظرگرفتن اثر شکست ساختاری، رفتاری ایستا از خود نشان می‌دهند. اغلب این شکست‌ها طی دوره (۱۳۸۶-۱۳۷۰) رخ داده است. البته بر مبنای آمارهای موجود نیز میزان تورم در این دوره قابل توجه بوده است.

همان‌طورکه پیش از این یادآوری شد در صورتی‌که مقادیر سری یک متغیر حاصل روندی منظم نباشد و در اصطلاح تصادفی باشد قادر به پیش‌بینی سری نخواهیم بود. بنابراین ابتدا، موضوع تصادفی بودن متغیرها با استفاده از آزمون ناپارامتریک والد- ولفویتز و آزمون پارامتریک دوربین- واتسون بررسی گردید. نتایج به‌دست آمده از آزمون‌های یاد شده نشان داد که تمام سری‌های قیمت اسمی و واقعی هر دو محصول قابل پیش‌بینی‌اند.

درادامه نیز نتایج حاصل از پیش‌بینی با استفاده از مدل‌های ارائه شده در بخش روش تحقیق آمده است. برای مقایسه قدرت پیش‌بینی الگوهای ARIMA و شبکه عصبی مصنوعی از معیار ریشه میانگین مجذور خطاهای پیش‌بینی (RMSE) استفاده شد. علاوه بر این، شاخص‌های درصد میانگین خطاهای مطلق (MAPE) و نابرابری تیل برای مقایسه سری‌های مختلف با یکدیگر و همچنین مقایسه کلی پیش‌بینی‌های حاصل از دو روش مورد استفاده قرار گرفت. همانطور که پیش‌تر نیز یادآوری شد، دو

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-06-10]

شاخص‌ها اخیر وابسته به مقیاس سری‌ها نبودند، از این رو مقایسه سری‌هایی با مقیاس متفاوت را امکان‌پذیر می‌نمایند.

۶-۱. پیش‌بینی‌های حاصل از روش ARIMA

در جدول (۱) نتایج حاصل از انتخاب مرتبه فرایند ARIMA و پیش‌بینی با استفاده از فرایند منتخب ارائه شده است. همان‌طور که در این جدول مشاهده می‌کنیم فقط در مورد سری قیمت واقعی تخم‌مرغ، فرایند AR به تنهایی بهترین پیش‌بینی را ارائه کرده است و در مورد سایر سری‌ها، ترکیبی از دو فرایند AR و MA مورد استفاده قرار گرفته است. همه سری‌ها از یک (۱) AR پیروی می‌کنند. این درحالی است که مرتبه‌های به‌دست آمده برای فرایند MA در تمام سری‌ها بالاتر از یک است. درخصوص سری‌های قیمت واقعی گوشت مرغ، اطلاعات موجود در جملات پسماند چهار دوره گذشته برای پیش‌بینی در آینده مفید است.

از بین چهار سری مورد بررسی در جدول (۱) برای سال ۱۳۸۳ و در مورد سری‌های قیمت اسمی گوشت مرغ و قیمت واقعی تخم‌مرغ مقادیر پیش‌بینی شده کمتر از مقادیر حقیقی است اما در مورد سری‌های دیگر، مقادیر پیش‌بینی شده به مراتب از مقادیر واقعی آنها بیشتر است. از بین این سری‌ها همان‌طور که در جدول (۱) نیز مشاهده می‌شود در مورد سری‌های قیمت اسمی تخم مرغ و قیمت واقعی تخم مرغ، معیار درصد خطای پیش‌بینی کمتر از ۵ درصد بوده است و از این جهت، این پیش‌بینی‌ها بسیار مطلوب است. خطای پیش‌بینی در مورد سری‌های قیمت اسمی گوشت مرغ و قیمت واقعی گوشت مرغ کمتر از ۱۰ درصد است. به‌طورکلی در مورد پیش‌بینی‌های سال ۱۳۸۳، خطای پیش‌بینی سری‌های واقعی به مراتب بیش از سری‌های اسمی بوده است. البته با توجه به نحوه محاسبه سری‌های واقعی این موضوع مبتنی بر انتظار است. به این ترتیب که سری‌های واقعی با استفاده از سری تورم تعدیل می‌شود و به منشأ خطا علاوه بر سری قیمت اسمی، سری تورم نیز افزوده می‌شود.

بررسی مقادیر خطای ارائه شده در پیش‌بینی‌های سال ۱۳۸۴ نشان می‌دهدکه در اغلب سری‌ها خطای پیش‌بینی برای سال ۱۳۸۴ در مقایسه با سال ۱۳۸۳ افزایش داشته است. فقط در مورد سری‌های قیمت اسمی گوشت مرغ خطای پیش‌بینی برای سال ۱۳۸۴ در مقایسه با سال ۱۳۸۳ کاهش یافته است مانند سری پیش‌بینی ارائه شده برای سال ۱۳۸۳، در سال ۱۳۸۴ نیز فقط در مورد سری قیمت اسمی گوشت مرغ مقدار پیش‌بینی کمتر از مقادیر حقیقی آن بوده است و در مورد سایر سری‌ها مقادیر پیش‌بینی بیش از مقادیر حقیقی آنها است. از نظر خطای پیش‌بینی در سال ۱۳۸۴ بین سری‌ها تفاوت بسیاری وجود دارد. به این ترتیب که خطای پیش‌بینی دو سری قیمت اسمی گوشت مرغ و قیمت واقعی

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-06-10]

تخم مرغ بسیار پایین است. درحالی که خطای پیش‌بینی قیمت واقعی گوشت مرغ در سطح بسیار بالا (حدود ۱۹ درصد) بوده است. خطای پیش‌بینی سری قیمت اسمی تخم مرغ نیز کمتر از ۹ درصد بوده است.

جدول ۱. نتایج حاصل از پیش‌بینی قیمت محصولات منتخب با استفاده از الگوی ARIMA

متغیر	مرتبه فرایند ARIMA	RMSE	مقادیر سال ۱۳۸۳			مقادیر سال ۱۳۸۴		
			حقیقی	پیش‌بینی	خطا (MAPE) (درصد)	حقیقی	پیش‌بینی	خطا (MAPE) (درصد)
قیمت اسمی تخم‌مرغ	(۲،۰،۱)	۴۶۱۷۱۱	۷۲۱۴۲۷۱	۷۲۸۷۵۹۳	۱/۰۲	۷۷۴۵۶۰۳	۸۳۹۴۴۳۲	۸/۳۸
قیمت اسمی گوشت مرغ	(۲،۰،۱)	۱۰۰۲۴۴۸	۱۵۴۶۸۳۷۱	۱۴۱۳۸۶۴۸	۸/۶۰	۱۶۴۰۵۴۷۵	۱۵۹۱۳۹۰۳	۳
قیمت واقعی تخم‌مرغ	(۰،۰،۱)	۱۷۹۰۲۴	۸۲۹۶۴۱۲	۸۱۲۰۴۵۳	۲/۱۲	۷۷۴۵۶۰۳	۷۹۲۷۶۴۱	۲/۳۵
قیمت واقعی گوشت مرغ	(۴،۰،۱)	۲۳۵۵۴۰۵	۱۷۷۸۸۶۲۶	۱۹۰۰۵۸۷۹	۶/۸۴	۱۶۴۰۵۴۷۵	۱۹۵۰۶۱۴۶	۱۸/۹۰

مأخذ: نتایج تحقیق.

در جدول (۲) نیز مقادیر پیش‌بینی شده برای دو مورد خارج از دوره تحت بررسی ارائه شده است. همان‌طور که در این جدول مشاهده می‌شود در بین سری‌های اسمی سال ۱۳۸۵، همه سری‌ها بین ۱۰ تا ۲۰ درصد رشد داشته است. نکته قابل توجه این است که مقادیر پیش‌بینی برای سری‌های قیمت واقعی در سال ۱۳۸۵ نیز طبق پیش‌بینی رشد منفی خواهد داشت. همانطور که یادآوری شد، در پیش‌بینی سری‌های واقعی به‌طور تلویحی تورم نیز پیش‌بینی می‌شود. به این ترتیب می‌توان گفت مقدار تورم بیش از رشد مقادیر اسمی سری‌های مورد بررسی خواهد بود. در سال ۱۳۸۶ برای سری‌های اسمی، میزان رشد قیمت اسمی بیش از مقادیر مشابه آن در سال ۱۳۸۵ بوده است.

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-06-10]

جدول ۲. نتایج حاصل از پیش‌بینی قیمت محصولات منتخب با استفاده از الگوی ARIMA در خارج از دوره بررسی

متغیر	مرتبه فرایند ARIMA	مقادیر پیش‌بینی شده در سال ۱۳۸۵		مقادیر پیش‌بینی شده در سال ۱۳۸۶	
		مقدار (ریال)	رشد نسبت به دوره گذشته (درصد)	مقدار (ریال)	رشد نسبت به دوره گذشته (درصد)
قیمت اسمی تخم‌مرغ	(۲،۰،۱)	۸۷۹۰۳۵۷	۱۳/۴۹	۱۰۷۶۳۷۵۱	۲۲/۴۵
قیمت اسمی گوشت مرغ	(۲،۰،۱)	۱۸۲۰۸۵۴۹	۱۰/۹۹	۲۰۸۱۶۸۸۴	۱۴/۳۲
قیمت واقعی تخم‌مرغ	(۰،۰،۱)	۷۵۵۹۶۰۴	-۲/۴۰	۷۳۷۸۰۷۱	-۲/۴۰
قیمت واقعی گوشت مرغ	(۴،۰،۱)	۱۶۰۰۷۰۸۶	-۲/۴۳	۱۶۰۰۷۷۲۶	۰

مأخذ: نتایج تحقیق.

۶-۲. پیش‌بینی‌های حاصل از روش شبکه عصبی مصنوعی

درجدول (۳) نتایج حاصل از پیش‌بینی با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی ارائه شده است. خطای پیش‌بینی دو سری قیمت اسمی تخم مرغ و گوشت مرغ در سال ۱۳۸۳ به‌ترتیب به میزان ۱۶/۸ و ۱۰/۰۷ درصد بوده که رقم قابل توجهی است. موضوع قابل توجه این است که میزان خطای پیش‌بینی برای سری‌های واقعی بسیار پایین‌تر است. بنابراین، براساس پیش‌بینی‌های ارائه شده برای سال ۱۳۸۳ توان پیش‌بینی با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی برای سری‌های واقعی بیش از سری‌های اسمی بوده است. از مقایسه نتایج این دو روش می‌توان گفت که میزان خطای پیش‌بینی برای سری‌های اسمی منتخب در روش ARIMA از روش شبکه عصبی مصنوعی کمتر بوده است. به عبارت دیگر، توان پیش‌بینی روش ARIMA در سری‌های اسمی بهتر از روش شبکه عصبی مصنوعی است. در حالی که در مورد سری‌های قیمت واقعی این امر مصداق ندارد. به عبارت دیگر، درخصوص سری قیمت واقعی تخم مرغ میان این دو روش تفاوت چندانی دیده نمی‌شود اما در مورد سری قیمت واقعی گوشت مرغ، پیش‌بینی‌های ارائه شده با روش شبکه عصبی مصنوعی بهتر از روش ARIMA می‌باشد. مشاهده مقادیر خطای به‌دست آمده برای سال ۱۳۸۴ با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی نیز نشان‌دهنده آن است که مقادیر خطای پیش‌بینی در سال ۱۳۸۴ در مقایسه با سال ۱۳۸۳ در سری‌های اسمی کاهش یافته است. به این ترتیب، تفاوت بین مقادیر خطای پیش‌بینی در سال ۱۳۸۴ در مقایسه با سال ۱۳۸۳ کاهش یافته است به‌ویژه در مورد سری قیمت اسمی گوشت مرغ، خطای پیش‌بینی به‌طور محسوسی کاهش یافته و به کمتر از ۵ درصد رسیده است. به‌رغم اینکه بر اساس پیش‌بینی‌های سال ۱۳۸۳ می‌توان گفت توان شبکه

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-06-10]

عصبی مصنوعی در پیش‌بینی سری‌های واقعی بیش از سری‌های اسمی بوده، اما مقادیر خطای پیش‌بینی در سال ۱۳۸۴ امکان این استنباط را سلب می‌نماید.

مقایسه خطای پیش‌بینی سری‌های اسمی سال ۱۳۸۴ در دو روش نشان‌دهنده برتری پیش‌بینی‌های ارائه شده در روش ARIMA است. به این ترتیب که برای سال ۱۳۸۴ خطای پیش‌بینی برای دو سری قیمت اسمی تخم مرغ و گوشت مرغ به ترتیب ۸/۴ و ۳ درصد بوده است. درحالی‌که ارقام مشابه حاصل از روش شبکه عصبی مصنوعی به ترتیب ۱۴/۷ و ۵ درصد است. در مورد سری‌های قیمت واقعی سال ۱۳۸۴ شرایط به گونه دیگری است و به‌طور کلی، پیش‌بینی‌های ارائه شده با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با الگوی ARIMA بهتر بوده است. هر چند در مورد سری قیمت واقعی تخم‌مرغ بین دو روش از جهت توان پیش‌بینی (بر اساس خطای پیش‌بینی) تفاوت زیادی دیده نمی‌شود، در حالی که روش شبکه عصبی، قیمت واقعی گوشت مرغ را به طور قابل توجهی بهتر از روش ARIMA پیش‌بینی کرده است.

جدول ۳. نتایج حاصل از پیش‌بینی قیمت محصولات منتخب با استفاده از الگوی شبکه عصبی مصنوعی

متغیر	RMSE	مقادیر سال ۱۳۸۳			مقادیر سال ۱۳۸۴		
		حقیقی	پیش‌بینی	خطا (MAPE) (درصد)	حقیقی	پیش‌بینی	خطا (MAPE) (درصد)
قیمت اسمی تخم‌مرغ	۱۸۴۵۰۶۲	۷۲۱۴۲۷۱	۶۰۰۳۰۰۰	۱۶/۷۹	۷۷۴۵۶۰۳	۶۶۰۷۰۰۰	۱۴/۷۰
قیمت اسمی گوشت مرغ	۱۲۴۳۶۸۸	۱۵۴۶۸۳۷۱	۱۳۹۱۰۰۰۰	۱۰/۰۷	۱۶۴۰۵۴۷۵	۱۵۵۹۰۰۰۰	۴/۹۷
قیمت واقعی تخم‌مرغ	۱۸۲۱۰۳	۸۲۹۶۴۱۲	۸۱۲۳۰۰۰	۲/۰۹	۷۷۴۵۶۰۳	۷۹۳۶۰۰۰	۲/۴۶
قیمت واقعی گوشت مرغ	۷۰۳۵۸۵	۱۷۷۸۸۶۲۶	۱۷۸۲۰۰۰۰	۰/۱۸	۱۶۴۰۵۴۷۵	۱۷۴۰۰۰۰۰	۶/۰۶

مأخذ: نتایج تحقیق.

مانند الگوی ARIMA، در این روش نیز برای سال‌های ۱۳۸۵ و ۱۳۸۶ خارج از دوره مورد بررسی پیش‌بینی ارائه شد. این پیش‌بینی‌ها در جدول (۴) ارائه شده است. با مقایسه نتایج این جدول با نتایج جدول (۲) مشاهده می‌کنیم که در میزان رشد قیمت پیش‌بینی شده برای سری‌های اسمی طی دو سال، دو الگو بسیار مشابه یکدیگرند. به‌این ترتیب که به جز در مورد قیمت اسمی گوشت مرغ در سال ۱۳۸۵ و قیمت اسمی تخم‌مرغ در سال ۱۳۸۶ درمورد سایر سری‌های اسمی تفاوت بین پیش‌بینی

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-06-10]

ارائه‌شده توسط دو روش کمتر از ۳ درصد بوده است. علاوه براین، در مورد اغلب سری‌های اسمی نیز مقادیر پیش‌بینی شده حاصل از روش ARIMA بیش از روش شبکه عصبی مصنوعی است. تفاوت مقادیر رشد ارائه شده برای سال ۱۳۸۵ در مقایسه با سال ۱۳۸۶ به مراتب بیشتر است. بین سری‌های اسمی پیش‌بینی شده با استفاده از روش ARIMA در دو سال تفاوت چندانی دیده نشد. به‌طور کلی مقادیر پیش‌بینی ارائه شده توسط روش ARIMA برای سری‌های اسمی در مقایسه با پیش‌بینی ارائه شده با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی برای این سری‌ها بالاتر است و با توجه به کاهش خطای پیش‌بینی برای سری‌های اسمی در روش ARIMA در مقایسه با روش شبکه عصبی مصنوعی که پیش‌تر مورد تأیید قرار گرفت، احتمال بیشتری وجود دارد که میزان رشد به دست آمده از روش شبکه عصبی مصنوعی برای سری‌های اسمی کمتر از میزان حقیقی آنها که برای سال‌های ۱۳۸۵ و ۱۳۸۶ به وقوع خواهد پیوست، باشد.

روش شبکه عصبی مصنوعی مانند روش ARIMA یا ARIMA برای کل سری‌های واقعی مبتنی به رشد منفی در سال‌های ۱۳۸۵ و ۱۳۸۶ بوده است. در زمینه پیش‌بینی ارائه شده برای سری‌های قیمت واقعی نیز پیش‌تر یادآوری شد که روش شبکه عصبی مصنوعی به روش ARIMA برتری نسبی دارد. همانند سری‌های اسمی، در مورد سری‌های واقعی نیز تفاوت بین ارقام رشد ارائه شده برای سال ۱۳۸۵ به مراتب بالاتر از ارقام مشابه به دست آمده برای سال ۱۳۸۶ است.

جدول ۴. نتایج حاصل از پیش‌بینی قیمت محصولات منتخب با استفاده از الگوی شبکه عصبی مصنوعی در خارج از دوره بررسی

متغیر	مقادیر پیش‌بینی شده			
	۱۳۸۵		۱۳۸۶	
	مقدار (ریال)	رشد نسبت به دوره گذشته (درصد)	مقدار (ریال)	رشد نسبت به دوره گذشته (درصد)
قیمت اسمی تخم‌مرغ	۸۷۷۴۰۰۰	۱۳/۲۸	۹۹۰۲۰۰۰	۱۲/۸۶
قیمت اسمی گوشت مرغ	۱۹۱۱۰۰۰۰	۱۶/۴۹	۲۱۳۹۰۰۰۰	۱۱/۹۳
قیمت واقعی تخم‌مرغ	۷۵۶۸۰۰۰	-۲/۲۹	۷۳۹۱۰۰۰	-۲/۳۴
قیمت واقعی گوشت مرغ	۱۶۱۶۰۰۰۰	-۱/۵	۱۵۴۱۰۰۰۰	-۴/۶۴

مأخذ: نتایج تحقیق.

در جدول (۵) نیز آماره نابرابری تیل برای هر یک از سری‌های مورد پیش‌بینی در دو روش پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی و ARIMA ارائه شده است. در زمینه نتایج مندرج در این جدول به چند نکته می‌توان اشاره کرد. نخست، تورم زدایی سری قیمت‌های اسمی به‌وسیله شاخص قیمت مصرف‌کننده که خود یک سری دارای روند است، کاهش توان پیش‌بینی را نداشت زیرا استفاده از

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-06-10]

روش شبکه عصبی مصنوعی نشان داد که آماره تیل برای گروه سری‌های قیمت واقعی به‌طور کلی پایین‌تر از مقادیر آنها برای سری‌های قیمت اسمی است. به‌طوری که حتی در بین هشت مورد پیش‌بینی با استفاده از دو روش، سه مورد پیش‌بینی شامل کمترین مقدار شاخص تیل، به قیمت‌های واقعی مربوط است.

نکته قابل استنباط دیگر این است که در پیش‌بینی مقادیر سری‌های اسمی برای مدت دو سال یا دو دوره‌ای، روش ARIMA به روش شبکه عصبی مصنوعی برتری کامل دارد. در مورد سری‌های قیمت واقعی نیز توان هر دو روش در پیش‌بینی قیمت واقعی تخم مرغ برای یک افق دو دوره‌ای یکسان بوده است. اما توان پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی در مورد سری قیمت واقعی گوشت مرغ به‌طور مطلوبی بیش از روش ARMA یا ARIMA بوده است. با توجه به این موضوع می‌توان نتیجه گرفت که روش شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی سری قیمت های واقعی نسبت به روش ARIMA از برتری نسبی برخوردار است.

جدول ۵. نتایج حاصل از محاسبه آماره نابرابری تیل در دو روش پیش‌بینی ARIMA و شبکه عصبی مصنوعی

متغیر	آماره نابرابری تیل		رتبه		الگوی منتخب
	ARIMA	شبکه عصبی مصنوعی	ARIMA	شبکه عصبی مصنوعی	
قیمت اسمی تخم‌مرغ	۰/۰۳۰	۰/۰۸۵	۳	۷	ARIMA
قیمت اسمی گوشت مرغ	۰/۰۳۲	۰/۰۴۰	۴	۵	ARIMA
قیمت واقعی تخم‌مرغ	۰/۰۱۱	۰/۰۱۱	۱	۱	ARIMA و شبکه عصبی مصنوعی
قیمت واقعی گوشت مرغ	۰/۰۶۵	۰/۰۲۰	۶	۲	شبکه عصبی مصنوعی

مأخذ: نتایج تحقیق.

۷. نتیجه‌گیری و پیشنهادات

به‌طور کلی، از نتایج به دست آمده می‌توان دریافت که در مورد قیمت‌های واقعی در مقایسه با قیمت‌های اسمی تمایل بیشتری به برآورد بالاتر از مقادیر حقیقی وجود دارد، در حالی که پیش‌بینی‌های ارائه شده برای سری‌های اسمی در اغلب موارد کمتر از میزان حقیقی آنها بوده است. در بین سری‌های مختلف که از طریق دو روش یاد شده پیش‌بینی شد تنها قیمت واقعی سال ۱۳۸۳ در دو روش کمتر از مقدار واقعی برآورد گردید. در مورد قیمت‌های اسمی نیز تنها استثناء مربوط به قیمت اسمی تخم مرغ پیش‌بینی شده در سال ۱۳۸۴ ازطریق روش ARIMA است. به‌رغم تفاوت بسیار در دقت پیش‌بینی، برخی از سری‌ها در دو روش (به جز در مورد قیمت اسمی تخم مرغ، پیش‌بینی شده در سال ۱۳۸۴) در

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-06-10]

سایر موارد بین پیش‌بینی دو روش از نظر تفاوت با مقدار حقیقی، انطباق کامل وجود دارد. از این جهت می‌توان از مقدار ارائه شده در یک روش به‌عنوان راهنمایی برای مقادیر روش دیگر و البته به‌عنوان یک راهنما برای مقادیر مطلوب پیش‌بینی استفاده کرد.

براساس استنباط‌های به‌دست آمده از نتایج آماره تیل، تورم‌زدایی سری قیمت‌های اسمی توسط شاخص قیمت مصرف‌کننده که در اقتصاد ایران روند صعودی دارد لزوماً به معنای از بین رفتن روند تصادفی موجود در سری قیمت‌های اسمی و کاهش توان پیش‌بینی نیست زیرا استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی نشان داد که آماره تیل برای گروه سری‌های قیمت واقعی به‌طور کلی پایین‌تر از مقادیر آنها برای سری های قیمت اسمی است.

علاوه براین، مشخص گردید در پیش‌بینی مقادیر سری‌های اسمی برای مدت دو سال یا دو دوره‌ای، روش ARIMA به روش شبکه عصبی مصنوعی برتری کامل دارد اما روش شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی سری قیمت‌های واقعی نسبت به روش ARIMA از برتری نسبی برخوردار است.

به‌رغم اینکه یکی از اهداف این مطالعه، استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی قیمت محصولات دامی منتخب و ارزیابی توان این روش بود، اما استفاده از روش ARIMA نشان‌دهنده پیش‌بینی‌های مطلوب و توان بالای آن در پیش‌بینی سری‌های قیمت است. بنابراین، باید توجه داشت که استفاده از روش رگرسیونی ARIMA افزون بر برخی برتری‌ها مانند ساده بودن آن و همچنین امکان وجود استنباط آماری در مقایسه با روش شبکه عصبی مصنوعی ممکن است مانند این مطالعه پیش‌بینی‌های بهتری را نیز ارائه کند. بر مبنای یافته‌های حاصل از این مطالعه می‌توان این پیشنهادها را ارائه کرد:

- استفاده از روش‌های رقیب برای پیش‌بینی سری‌ها
- تأکید بر استفاده از روش ARIMA به‌ویژه در مورد سری های اسمی قیمت محصولات
- استفاده از روش ARIMA به‌عنوان روشی مکمل برای روش شبکه عصبی مصنوعی در سری قیمت واقعی محصولات
- ایجاد روند در مقادیر اسمی، معمول‌تر از مقادیر واقعی آنها است. بنابراین مطلوب آن است که تصمیم‌گیری‌ها بر مبنای مقادیر پیش‌بینی شده اسمی قیمت‌ها اتخاذ شود.

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-06-10]

منابع

آذر، عادل و افسر امیر (۱۳۸۵)، "مدل سازی پیش‌بینی قیمت سهام با رویکرد شبکه عصبی فازی"، *فصلنامه پژوهش‌های بازرگانی*، شماره ۴، صص ۵۲-۳۳.

طرازکار، محمدحسن (۱۳۸۴)، *پیش‌بینی قیمت برخی از محصولات زراعی در استان فارس: کاربرد شبکه عصبی مصنوعی*، پایان‌نامه دوره کارشناسی ارشد، شیراز: دانشگاه شیراز.

عبدالهی‌عزت‌آبادی، محمد (۱۳۸۱)، *مطالعه نوسانات درآمدی پسته‌کاران ایران: به سوی سیستمی از بیمه محصول و ایجاد بازار آتی و اختیار معامله*، پایان‌نامه دوره دکتری، شیراز: دانشگاه شیراز.

عزیزی، جعفر و جواد ترکمانی (۱۳۸۰)، "تخمین توابع تقاضای انواع گوشت در ایران"، *فصلنامه اقتصاد کشاورزی و توسعه*، شماره ۳۴، صص ۲۳۷-۲۱۷.

گجراتی، دامودار (۱۳۸۷)، *مبانی اقتصادسنجی*، جلد دوم، ترجمه حمید ابریشمی، تهران: انتشارات دانشگاه تهران.

گیلان پور، امید و نوروز کهزادی (۱۳۷۸)، "پیش‌بینی قیمت برنج در بازار بین المللی با استفاده از الگوی خود رگرسیونی میانگین متحرک"، *فصلنامه اقتصاد کشاورزی و توسعه*، شماره ۸، صص ۲۰۰ - ۱۸۹.

مجاوریان، مجتبی و افشین امجدی (۱۳۸۷)، "مقایسه روش‌های معمول با تابع مثلثاتی در قدرت پیش‌بینی سری زمانی قیمت محصولات کشاورزی همراه با اثرات فصلی: مطالعه مورد مرکبات"، *فصلنامه اقتصاد کشاورزی و توسعه*، شماره ۲۵، صص ۶۲ - ۴۳.

مشیری، سعید (۱۳۸۰)، "پیش‌بینی تورم ایران با استفاده از مدل‌های ساختاری، سری زمانی و شبکه‌های عصبی"، *مجله تحقیقات اقتصادی*، شماره ۵۸، صص ۱۸۴- ۱۴۷.

منهاج، محمدباقر (۱۳۷۷)، *مبانی شبکه‌های عصبی (هوش محاسباتی)*، تهران: نشر دکتر حسابی.

Brandt J. A. & D. A. Bessler (1981), "Composite Forecasting: an Application with US. Hog Prices", *American Journal of Agricultural Economics*, No. 63, PP. 135-140.

Church, K. B. & S. P. Curram (1996), "Forecasting Consumers' Expenditure: a Comparison Between Econometric and Neural Network Models", *International Journal of Forecasting*, No. 12, PP. 255-267.

Day, R. H. (1965), "Probability Distributions of Field Grop Yields", *Journal of Farm Economics,* No. 47, PP. 713-741.

Enderse, W. (2004), *Appliec Econometrics Time Series*, John Wiley and Sons, Inc.

Eviews, Incorporated (2004), *Eviews 5 User's Guid*, Quantative Micro Software, LLC.

Food and Agriculture Organization (2007), "Statistical Database", http://www.fao.org.

Hill, T., Oconnor, M. & W. Remus (1996), "Neural Network Models for Time Series Forecasts", *Management Science,* No. 42, PP. 1082-1092.

Kohzadi, N., Boyd Kaastra, M. S., Kermanshahi, B. S. & D.Scuse (1995), "Neural Networks for Forecasting: an introduction", *Canadian Journal of Agricultural Economics*, No. 43, PP. 463-474.

Marcellinio, M., Stock, J. H. & M. W. Watson (2006), "A Comparison of Direct and Indirect and Iterated Multistep AR Methods for Forecasting Macroeconomic Time Series", *Journal of Econometrics,* No. 135, PP. 499-526.

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-06-10]

Pesaran, H. M. & B. Pesaran (1994), *Working with Microfit 4.0: An Introduction to Econometrics*, Oxford: Oxford University Press.

Pindych, R. S. & D. L. Rubinfeld (1998), *A Computer Handbook Using Eviews,* Fourth Edition, McGraw-Hill.

Tkacz, G. (2001), "Neural Network Forecasting of Canadian GDP Growth", *International Journal Of Forecasting,* No. 17, PP. 57-69.

Wu, S.H. (1995), "Artificial Neural Networks in Forecasting", Neural Networks World, IDG VSP, PP. 199-220.

Wu, SH. I. & R. P. Lu (1993), "Combining Artificial Neural Networks and Statistics for Stock-Market Forecasting", ACM Annual Conference on Cooperation, PP. 257-264.

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-06-10]