اقتصادکشاورزی و توسعه، سال هفدهم، شماره ٦٧، پاییز ١٣٨٨

پیش‌بینی قیمت محصولات کشاورزی
مطالعه موردی پنبه و برنج و زعفران

زکریا فرج‌زاده*، ارکیده شاه‌ولی**

تاریخ دریافت: ۸۷/۱/۱۹ تاریخ پذیرش: ۸۷/۹/۲۶

چکیده

این مطالعه با هدف پیش‌بینی قیمت اسمی و واقعی محصولات کشاورزی شامل پنبه و زعفران و برنج برای دوره ۱۳۵۰-۸۴ صورت گرفت. پس از بررسی ایستایی سریها، تصادفی بودن متغیرها با استفاده از دو آزمون ناپارامتریک والد-ولفویتز و پارامتریک دوربین-واتسون بررسی شد. براساس نتایج این آزمونها، تمامی سریهای قیمت اسمی محصولات یاد شده و همچنین سری قیمت واقعی پنبه به عنوان سریهای غیرتصادفی و قابل پیش‌بینی ارزیابی شدند. الگوهای مورد استفاده برای پیش‌بینی شامل ARIMA، تعدیل نمایی یگانه، تعدیل نمایی دوگانه، هارمونیک، ARCH و الگوی شبکه عصبی مصنوعی است. بر اساس معیار کمترین

*دانشجوی دوره دکترای اقتصاد کشاورزی دانشگاه شیراز (نویسنده مسئول)
e-mail: zakariafarajzadeh@gmail.com
** کارشناس ارشد اقتصاد کشاورزی

خطای پیش‌بینی، الگوی ARIMA سریهای قیمت اسمی برنج و زعفران را بهتر از سایر روشها پیش‌بینی کرد. بهترین پیش‌بینی برای سریهای قیمت اسمی و واقعی پنبه نیز به ترتیب با استفاده از الگوهای شبکه عصبی مصنوعی و هارمونیک به دست آمد. مقادیر خطای پیش‌بینی حداقل برای هر یک از سریهای اسمی قیمت پنبه، برنج و زعفران و همچنین قیمت واقعی پنبه به ترتیب برابر با ۳۰/۰۸، ۱۱/۱۴، ۴/۴۶ و ۱۴/۷۸ درصد محاسبه شد.

طبقه‌بندی JEL: C22، C32، C51، C53، D12، Q11

کلیدواژه‌ها:

پیش‌بینی، قیمت، پنبه، برنج، زعفران، ARIMA، هارمونیک، تعدیل نمایی، ARCH، شبکه عصبی مصنوعی

مقدمه

کشاورزی از جمله فعالیتهای اقتصادی است که همواره با ریسک مواجه بوده است. منابع ریسک در کشاورزی را می‌توان به ریسک تولید یا عملکرد، ریسک قیمت یا بازار و ریسک ناشی از سیاستهای دولت تقسیم نمود. وجود فضای تصمیم‌گیری توأم با ریسک در فعالیتهای کشاورزی منجر به کاهش توجه به این فعالیت در سرمایه‌گذاری شده است. یکی از ویژگیهای محصولات کشاورزی وجود فاصله میان زمان اتخاذ تصمیم تولید و عرضه محصول به بازار است به گونه‌ای که نتیجه فعالیت کشاورزی پس از گذشت یک دوره کشت مشخص می‌شود و پس از این نیز با توجه به محدود بودن امکان مدیریت زمان عرضه، فضای کمی برای مقابله با شرایط نامطلوب بازار وجود دارد. در چنین شرایطی نیز سیاستگذاران با اطلاع از قبل از شرایط تولید و بازار محصول و با دخالت لازم می‌توانند عرضه را مدیریت و از نوسانهای شدید قیمت جلوگیری نمایند. البته دخالت نیز خود مستلزم صرف هزینه است و برای یک دخالت کم‌هزینه افزون بر دست یافتن به اطلاعات قابل اتکا از بازار محصول، لازم است به محصولات مهم توجه بیشتری شود. زعفران و برنج و پنبه از جمله این محصولات هستند و

لازم است تلاش بیشتری در جهت تنظیم بازار این محصولات صورت گیرد. ارائه اطلاعات و پیش‌بینی روند قیمت این محصولات می تواند کوششی در این جهت باشد.

اغلب مطالعات انجام شده در زمینه پیش‌بینی سریهای اقتصادی به مقایسه روشهای مختلف پرداخته‌اند. این مقایسه عمدتاً میان روشهای رگرسیونی و روشهای غیررگرسیونی و البته روش شبکه عصبی مصنوعی صورت گرفته است. قیمت سهام از جمله سریهای مورد توجه مطالعات می‌باشد که برای پیش‌بینی آنها عموماً روش شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با روشهای رگرسیونی عملکرد بهتری نشان داده است: برای مثال یافته‌های مطالعه هیل و همکاران (Hill and et al., 1996) در مورد پیش‌بینی قیمت سهام حاکی از برتری این روش بر سایر الگوها بوده است. مطالعه خالوزاده و همکاران (Khaloozadeh and et al., 2001) نشان داد برای پیش‌بینی شاخص قیمت سهام بورس تهران، مدل شبکه عصبی توانایی بیشتری در پیش‌بینی بلندمدت دارد. یافته‌های این دو مطالعه مبتنی بر داده‌های با افق زمانی کوتاه مدت بوده است در حالی که نتایج مطالعه وو و لو (Wu and Lu, 1993) نشان داد که در پیش‌بینی کوتاه مدت قیمت سهام امریکا شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با روش ARIMA پیش‌بینی‌های دقیقتری ارائه می‌نماید، اما در بلندمدت فرایند ARIMA توانایی بیشتری در پیش‌بینی دارد. پیش‌بینی تورم ایران با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی توسط مشیری (۱۳۸۰) نیز حاکی از برتری این روش بر سایر روشهاست. در پیش‌بینی قیمت محصولات کشاورزی نیز نتایج متفاوت دیده می‌شود. کهزادی و همکاران (Kohzadi and et al., 1996) نشان دادند که به منظور پیش‌بینی قیمت گندم و گاو زنده، شبکه عصبی در مقایسه با فرایند ARIMA مطلوبتر است. یافته‌های مطالعه طرازکار (۱۳۸۴) برای محصولات گوجه فرنگی، پیاز، سیب زمینی و برنج در استان فارس نشان داد که برای افق زمانی یک و سه‌ماهه روش شبکه عصبی مصنوعی و برای افق زمانی شش ماهه روش تعدیل نمایی نسبت به سایر روشها پیش‌بینی بهتری ارائه می‌کند. مطالعات دیگر نیز نشان دادند که در مورد برخی از متغیرهای اقتصاد همانند مخارج و تولید ناخالص داخلی، روشهای رگرسیونی بهتر عمل می‌کنند. برای مثال نتایج

مطالعه پرتوگال (Portugal, 1995) در پیش‌بینی تولید ناخالص بخش صنعت در برزیل حاکی از آن است که فرایند ARIMA برتری بیشتری بر مدل شبکه عصبی دارد. همچنین نتایج مطالعه کاز (Tkacz, 2001) در زمینه پیش‌بینی تولید ناخالص داخلی کانادا نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی تنها در افقهای زمانی کمتر از ۱۲ ماه دارای خطای پیش‌بینی کمتری در مقایسه با فرایند خود رگرسیو می‌باشد. در انگلیس نیز یافته‌های مطالعه چرچ و کورام (Church and Curram, 1996) نشان داد روشهای اقتصادسنجی بهتر از روش شبکه عصبی مصنوعی مخارج مصرف کنندگان انگلیس را پیش‌بینی می‌کنند. برخی از مطالعات نیز به مقایسه روشهای مختلف رگرسیونی و غیررگرسیونی (به جز روش شبکه عصبی مصنوعی) پرداخته‌اند. مطالعه مجاوریان و امجدی (۱۳۷۸) در زمینه پیش‌بینی قیمت مرکبات نشان داد توابع مثلثاتی نسبت به روشهای سری زمانی کارایی بیشتری در پیش‌بینی خارج از نمونه دارند. یافته‌های مطالعه عبدالهی عزت‌آبادی (۱۳۸۱) نیز نشان داد برای پیش‌بینی قیمت پسته خطای پیش‌بینی الگوی ARCH در مقایسه با سایر الگوها کمتر است. مطالعه عباسیان و کرباسی (۱۳۸۲) نیز حاکی از برتری مدل تعدیل نمایی در پیش‌بینی تولید و قیمت عمده فروشی تخم مرغ در مقایسه با سایر روشهاست.

نظریه و روش تحقیق

روشهای پیش‌بینی بر اساس میزان وابستگی به روشهای ریاضی و آماری، به دو گروه اصلی روشهای کیفی و کمی تقسیم می‌شوند. روشهای کمی نیز که عملیات آن کاملاً ریاضی است، خود به دو دسته رگرسیونی و غیررگرسیونی تقسیم می‌گردند. روش میانگین ساده و انواع روشهای تعدیل نمایی از جمله روشهای غیر رگرسیونی می‌باشد. روشهای رگرسیونی نیز به دو گروه علّی و غیرعلّی تقسیم بندی می‌شوند. از جمله روشهای رگرسیون علّی می‌توان به مدل خودرگرسیو با واریانس ناهمسانی شرطی (ARCH) و مدل خودرگرسیو با واریانس ناهمسانی شرطی تعمیم یافته (GARCH) اشاره نمود. روشهای رگرسیونی غیرعلّی نیز شامل

روش هارمونیک و فرایند ARIMA و ARMA می‌باشند. ARIMA خود متشکل از دو فرایند خودرگسیونی (AR) و میانگین متحرک (MA) است. حال هر یک از روشهای مورد استفاده برای پیش‌بینی سریهای منتخب ارائه شده است.

الگوی خودرگرسیون میانگین متحرک (ARIMA)[1]

به طورکلی فرایندی را ARMA (p,q) گویند که شامل p مرتبه جمله خودرگرسیون و q مرتبه جمله میانگین متحرک باشد؛ به عبارت دیگر شامل p مرتبه جمله با وقفه از متغیر وابسته‌وq مرتبه‌جمله با وقفه ازجملات‌اخلال‌باشد. همچنین‌اگر یک سری زمانی پس از d مرتبه تفاضل گیری ساکن شود و سپس با فرایند ARMA (p, q) مدلسازی گردد، در این صورت سری زمانی اصلی، سری زمانی خودرگرسیونی میانگین متحرک انباشته ARIMA (p, d, q) می‌باشد (گجراتی، ۱۳۷۸). یک مدل عمومی ARMA (p, q) عبارت است از:

$$y_t = \mu + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + ... + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - ... - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (۱)$$

انتخاب وقفه در الگوی ARIMA

پیش از فرایند پیش‌بینی، لازم است ادبیات نحوه انتخاب وقفه بیشتر بررسی شود. انتخاب وقفه از چالش‌زاترین مراحل پیش‌بینی الگوهای سری زمانی می‌باشد. نگاهی به تعدد در روشهای یاد شده این نکته را بیشتر آشکار خواهد کرد. نتیجه برخی از مطالعات در مورد نحوه انتخاب وقفه ارائه شده است. مارسلینیو و همکارانش(Marcellinio and et al., 2006) به منظور انتخاب وقفه در پیش‌بینی سریهای ماهانه متغیرهای کلان اقتصاد امریکا با استفاده از الگوی اتورگرسیو (AR) از چهار معیار استفاده نمودند که شامل انتخاب وقفه ثابت ۴، انتخاب وقفه ثابت ۱۲، معیار AIC و معیار BIC بود. به اعتقاد این پژوهشگران، در نمونه‌های کوچک استفاده از دو معیار AIC وBIC منجر به افزایش نبود قطعیت در پیش‌بینی می‌گردد. این بررسی

1. Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

استفاده از دو معیار حداقل وقفه (۴) و حداکثر وقفه (۱۲) را وسیله‌ای برای ارزیابی دو معیار دیگر می‌داند. این مطالعه نظریه‌ای را که حاکی است مدلهای تک‌دوره‌ای برای مقاصد پیش‌بینی با استفاده از پیش‌بینی کننده‌های خطی از بیشترین تناسب برخوردار است، مورد بررسی قرار داده و در نهایت این نظریه را به طور تلویحی مورد تأیید قرار می‌دهد. پیندک و رابینفلد (Pindych and Rubinfeld,1998) استفاده از ضرایب هبستگی جزئی را برای انتخاب وقفه یا مرتبه فرایند اتورگرسیو مناسب دانستند. آنها معتقدند پس از انتخاب وقفه مناسب قاعدتاً نباید ضریب همبستگی جزئی میان جملات اخلال معنیدار باشد. به عبارت دیگر در صورت انتخاب وقفه براساس سایر معیارها، ضرایب همبستگی را می‌توان به عنوان راهنما مورد استفاده قرار داد. پسران و پسران (Pesaran and Pesaran, 1997) به منظور تعیین وقفه، استفاده از معیار AIC را پیشنهاد دادند. بر این اساس آنها استفاده از حداکثر ۳ وقفه را برای پیش‌بینی سالانه مناسب دانستند. در مجموع می‌توان گفت استفاده از بیش از یک معیار و قضاوت نهایی براساس خطای پیش‌بینی در اغلب مطالعات مشهودترین نتیجه در ادبیات انتخاب وقفه می‌باشد. اما اندرس (Enderse, 2004) در مقایسه با سایر مطالعات، راهکار جامعتری را ارائه کرده است که مبتنی بر ویژگیهای تابع خودهمبستگی (ACF) و تابع خودهمبستگی جزئی (PACF) است. این روش را در حالت کلی می‌توان به صورت زیر بیان نمود:

۱. در یک فرایند ARIMA (p,q) تابع خود همبستگی پس از وقفه q محو می‌شود. پس از این وقفه، خودهمبستگی کاهش می‌یابد. این کاهش را می توان با نگاه به ضریب خودهمبستگی بررسی نمود.

۲. در یک فرایند ARIMA (p,q) تابع خودهمبستگی جزئی پس از وقفه q محو می‌شود.

براساس این روش، در مورد برخی از سریها می‌توان چند فرایند مختلف را بررسی کرد و برای انتخاب از میان آنها از معیارهایی همانند AIC، SBC، وجود یا نبود خودهمبستگی میان جملات اخلال پس از براورد فرایند موردنظر و نرمال بودن توزیع این جملات اخلال استفاده نمود.

در این مطالعه به منظور انتخاب فرایند سریهای مورد بررسی از روش پیشنهادی اندرس (Enderse, 2004) استفاده گردید.

الگوی تعدیل نمایی

در روش تعدیل نمایی مقدار پیش‌بینی هر متغیر به صورت متوسط وزنی مقدار پیش‌بینی آن در یک دوره گذشته و مقدار خطای پیش‌بینی است. برای مثال اگر f مقدار پیش‌بینی متغیر مورد نظر و t زمان باشد، رابطه زیر را خواهیم داشت (Sadorsky, 2006) :

$$f_{t+1} = f_t + \alpha e_t \qquad (۲)$$

در رابطه فوق α پارامتر تعدیل است و بین صفر و ۱ قرار دارد. مقدار آن از طریق آزمون و خطا به گونه‌ای تعیین می‌گردد که حداقل خطای پیش‌بینی را داشته باشد. اگر رابطه فوق بدون روند زمانی در نظر گرفته شود، تعدیل نمایی یگانه و در صورت لحاظ کردن زمان، تعدیل نمایی دوگانه به دست می‌آید (عبدالهی، ۱۳۸۱).

الگوی هارمونیک

فرض اساسی تحلیل هارمونیک سری زمانی این است که یک سری زمانی را می‌توان به صورت ترکیبی از سیکلهای دارای میدان نوسان به صورت تابع زیر نوشت (همان منبع):

$$Y_t = \alpha_0 + \alpha_1 Sin(\frac{2\pi t}{p}) + \beta_1 Cos(\frac{2\pi t}{p}) \qquad (۳)$$

در رابطه فوق Y_t داده‌های سری زمانی مورد مطالعه، P مدت زمان سیکل فرض شده، α_1 و β_1 ضرایب هارمونیک یا میدان نوسان و t روند زمانی است. چنانچه فرض شود داده‌های سری زمانی دارای متغیر روند هم باشند، می‌توان رابطه ۳ را به صورت زیر نوشت:

$$Y_t = \alpha_0 + \alpha_1 Sin(\frac{2\pi t}{p}) + \beta_1 Cos(\frac{2\pi t}{p}) + \gamma t + U_t \qquad (۴)$$

در رابطه فوق نیز t نشاندهنده زمان و U_t جزء اخلال معادله است.

در روش هارمونیک با توجه به نوع داده‌ها به صورت روزانه، هفتگی، ماهانه، فصلی و سالانه می‌توان طول سیکل کوتاه مدت و بلندمدت را به دست آورد. اگر داده‌ها سالانه باشند، فقط سیکل بلندمدت را می‌توان به دست آورد. برای محاسبه طول سیکل بلندمدت پس از

تخمین تابع استفاده شده، معنیداری متغیرهای $Sin(\frac{2\pi t}{p})$ و $Cos(\frac{2\pi t}{p})$ بررسی می‌شود و اگر حداقل یکی از متغیرهای فوق معنیدار شده باشد، مقدار Y_t محاسبه می‌گردد و تفاوت بین حداکثر و حداقل Y_t به دست می‌آید و تابعی که دارای بالاترین تفاوت باشد، به عنوان تابع هارمونیک و مقدار p در این تابع به عنوان طول سیکل بلند مدت انتخاب می شود.

الگوی ARCH[1]

در این روش فرض بر آن است که جمله تصادفی دارای میانگین صفر و به طور سریالی غیرهمبسته است ولی واریانس آن با شرط داشتن اطلاعات گذشته خود، متغیر فرض می‌گردد (Engle, 1982). در این حالت انتظار بر این است که واریانس در طول روند تصادفی سری، ثابت نباشد و تابعی از رفتار جملات خطا باشد. در واقع مدل ARCH می‌تواند روند واریانس شرطی را با توجه به اطلاعات گذشته خود توضیح دهد. به طور خلاصه ساختار مدل ARCH را می‌توان به صورت زیر نوشت:

$$P_t = \beta_0 + \sum_{i=1}^{S} \beta_i P_{t-i} + \gamma X_t + \varepsilon_t \qquad (۵)$$

$$\varepsilon_t^2 = \alpha_0 + \sum_{j=1}^{q} \alpha_j \varepsilon_{t-j}^2 + \lambda z_t + v_t \qquad (۶)$$

در سیستم معادلات فوق دو رابطه وجود دارد؛ رابطه ۵ میانگین شرطی متغیر وابسته را در طول زمان ارائه می‌نماید، در حالی که رابطه ۶ مربوط به واریانس شرطی است. X_t و Z_t متغیرهای برونزایی هستند که به ترتیب در معادله‌های میانگین و واریانس قرار دارند (همان منبع). البته استفاده از مدل ARCH منوط به این است که مدل تخمین زده شده دارای اثر ARCH باشد. به این منظور آزمون زیر بر روی معادله واریانس ۶ صورت می‌گیرد:

$$H_0 : \alpha_1 = \alpha_2 = ... = \alpha_q = 0 \qquad H_1 : \alpha_1 \neq 0, \alpha_2 \neq 0, ..., \alpha_q \neq 0 \qquad (۷)$$

در آزمون فوق اگر فرض H_0 پذیرفته شود، مدل تخمین زده شده دارای اثر ARCH نخواهد بود و در نتیجه نمی‌توان از مدل ARCH استفاده نمود. ولی اگر فرض H_1 مورد قبول

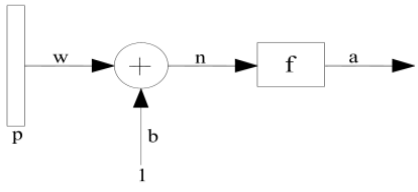
1. Autoregressive Conditionally Heteroscedasticity

واقع گردد، مدل دارای اثر ARCH می‌باشد و باید از این مدل جهت تخمین استفاده کرد. معنیداری معادله واریانس نیز با استفاده از ضریب فزاینده لاگرانژ به صورت nR^2 انجام می‌گیرد که درآن n تعداد مشاهدات در نمونه است و R^2 از معادله واریانس حاصل می‌شود. این ضریب دارای توزیع χ^2 با درجه آزادی برابر با تعداد وقفه‌ها در معادله واریانس است (همان منبع).

شبکه‌های عصبی مصنوعی(ANN)[1]

امروزه به موازات مدلهای متداول قبلی، روشهای جدیدتری نیز برای پیش‌بینی ابداع شده است. این روشها که به شبکه‌های عصبی مصنوعی موسومند، مدل ساده شده‌ای از سیستم عصبی مرکزی می‌باشند و همانند مغز با پردازش روی داده‌های تجربی، قانون نهفته در ورای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند. در واقع شبکه با انجام محاسبات روی داده‌های عددی یا مثالها، قوانین کلی را فرا می‌گیرد و به همین دلیل به آن سیستم هوشمند 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 روی آنها، یک سیگنال خروجی تولید می‌نماید. لذا هر نرون در شبکه در نقش مرکز پردازش و توزیع اطلاعات عمل می‌کند و ورودی و خروجی مخصوص به خود را دارد (Wu and Lu, 1993). شکل ۱ نمایش ساختار یک نرون تک ورودی می‌باشد که در آن عددهای p و a، به ترتیب ورودی و خروجی نرون است.



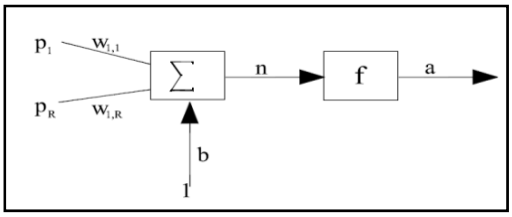
شکل ۱. مدل نرون تک ورودی

1. Artificial Neural Network

میزان تأثیر p روی a به وسیله مقدار عدد w تعیین می شود. ورودی دیگر مقدار ثابت ۱ است که در جمله b ضرب و سپس با wp جمع می شود. این حاصل‌جمع ورودی خالص n برای تابع تبدیل یا فعال سازی (محرک) f است. بدین‌ترتیب خروجی نرون به صورت معادله ۸ تعریف می شود:

$$a = f(wp + b) \qquad (۸)$$

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 می گردند. در حقیقت یادگیری به این معنی است که w و b طوری تغییر کنند که رابطه ورودی و خروجی نرون با هدف خاصی مطابقت نماید. عموماً یک نرون بیش از یک ورودی دارد. در شکل ۲ مدل یک نرون با R ورودی نشان داده شده است.



شکل ۲. مدل چند ورودی یک نرون

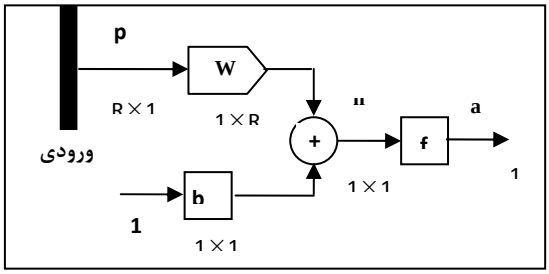
در شکل ۲ عددهای P_i عناصر بردار ورودی $\overline{P}$ می‌باشند و با ماتریس وزن w و جمله اریب b ورودی خالص را به صورت رابطه ۹ تشکیل می‌دهند:

$$n = \sum_{i=1}^{R} P_i W_{1,i} + b = W\overline{p} + b \qquad (۹)$$

که در آن $\overline{P} = [P_1, P_2, ..., P_R]^T$ و $W = [W_{1,1}, W_{1,2}, ..., WP1_{1,R}]$ و در نهایت خروجی نرون به صورت رابطه ۱۰ خواهد بود:

$$a = f(W\overline{P} + b) \qquad (۱۰)$$

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



شکل ۳. شکل ساده شده یک نرون با R ورودی

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

معمولاً یک نرون حتی با تعداد ورودیهای زیاد نیز به تنهایی برای حل مسائل کفایت نمی‌کند (همان منبع). بنابراین در بیشتر موارد از اجتماعی از چند نرون به عنوان یک لایه استفاده می‌شود. شبکه‌های عصبی مصنوعی همانند شبکه‌های عصبی بیولوژیکی می‌توانند به طرق مختلف سازماندهی شوند؛ بدین مفهوم که نرونها می‌توانند از راههای متفاوت به هم متصل گردند و شبکه‌های عصبی با ساختارهای مختلف تولید نمایند.

در این مطالعه شبکه مورد استفاده جهت پیش‌بینی سریهای مورد مطالعه، شبکهٔ پیش‌جلورونده[1] می‌باشد. دلیل انتخاب این نوع شبکه نیز به رفتار و نوع داده‌های موجود مربوط می‌شود. برای آموزش و آزمایش شبکه، داده‌ها همانند روشهای معمول پیش‌بینی به دو قسمت تقسیم شدند که این تقسیم‌بندی دقیقاً مشابه روشهای کمی پیش‌بینی است. برای تعیین تعداد نرونهای لایه ورودی که معادل مرتبه بردار خودرگرسیو در روش ARIMA هستند، از مرتبه خودرگرسیو (p) و میانگین متحرک (q) مبتنی بر کمترین خطای پیش‌بینی استفاده شده

1. feed forward

است. داده‌های سال ۱۳۸۳ و ۱۳۸۴ به منظور پیش‌بینی و داده‌های دوره ۱۳۵۰-۱۳۸۲ جهت آموزش مورد استفاده قرار گرفتند.

آزمون تصادفی بودن

در حالت کلی مدلهای پیش‌بینی یا بر اساس روند گذشته بنا شده‌اند یا در آنها متغیر علی وجود دارد. اما در صورتی می‌توان از مدلهای پیش‌بینی فوق استفاده نمود که معیارهایی همچون روند زمانی، سیکلهای کوتاه و بلندمدت در سری وجود داشته باشد. لذا قبل از استفاده از روشهای پیش‌بینی باید تصادفی یا غیرتصادفی بودن داده‌ها را مورد بررسی قرار داد، چرا که اگر این داده‌ها تصادفی باشند، نمی‌توان از مدلهای پیش‌بینی بر اساس روند گذشته استفاده نمود. آزمونهای مختلفی برای بررسی تصادفی بودن یک سری زمانی وجود دارد که اکثر آنها ناپارامتریک هستند. یک روش ناپارامتریک برای آزمون وجود نوسانهای سیکلی، روش والد-ولفویتز است. این روش براساس علامتهای حاصل از اختلاف بین اعداد موجود در یک سری با میانه آن سری می‌باشد. اگر $y_1,...,y_n$ یک سری n تایی و میانه آن y_m باشد، سری علامت‌های جملات اخلال ($u_i = y_i - y_m$) مورد توجه خواهد بود. بر این اساس یک دوره مشاهداتی‌ازجملات اخلال را در برمی‌گیرد که دارای‌علامت مشابه هستند. تعداد دوره موجود دریک سری کاملاً تصادفی به صورت $E(D) = 1 + 2 \times p.\phi / n$ محاسبه می‌گردد (Day, 1965). در این رابطه p تعداد مثبتها، ϕ تعداد منفیها، n تعداد نمونه و E(D) تعداد دوره موجود در یک سری کاملاً تصادفی می‌باشد. واریانس تعداد دوره‌ها در یک سری کاملاً تصادفی به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\sigma_{D}^{2} = \frac{2p\phi[2p\phi - n]}{n^2(n-1)} \qquad (11)$$

در رابطه فوق σ_D^2 واریانس تعداد دوره‌ها در یک سری کاملاً تصادفی است. تابع آزمون به صورت نرمال با میانگین E(D) و واریانس σ_D^2 است. در این آزمون فرض H_0 مبنی بر تصادفی بودن سری می‌باشد.

یکی از روشهای پارامتریک جهت آزمون تصادفی بودن یک سری زمانی، آزمون دوربین- واتسون است. برای انجام این آزمون ابتدا لگاریتم متغیر مورد بررسی بر روی متغیر زمان رگرس می‌شود. سپس با استفاده از آماره دوربین- واتسون، وجود خود همبستگی مثبت درجه اول مورد بررسی قرار می‌گیرد. در صورتی که وجود خودهمبستگی ثابت شود، فرض تصادفی بودن سری رد می‌گردد. البته در صورتی می‌توان از این آزمون استفاده نمود که مشاهدات به طور تقریبی نرمال توزیع شده باشند. جهت بررسی نرمال بودن در این بررسی از آزمون جارکو- برا استفاده شد.

انتخاب بهترین مدل پیش‌بینی

برای کلیه روشهای پیش‌بینی ابتدا باید داده‌های سری مورد نظر را به دو قسمت تقسیم کرد؛ یک سری از آنها معمولاً برای برازش مدل مورد استفاده قرار می‌گیرد که آنها را اصطلاحاً داده‌های دستگرمی[1] می‌گویند و سری دوم را که برای آزمون مدل به کار می‌رود، اصطلاحاً نمونه پیش‌بینی می‌نامند. در واقع برای کلیه مدلهای پیش‌بینی محاسبات بر مبنای داده‌های دستگرمی انجام می‌شود و به کمک داده‌های دوره پیش‌بینی مورد آزمون قرار می‌گیرند. روشهای مختلفی برای اندازه‌گیری دقت مدلهای پیش‌بینی وجود دارد که رایجترین آنها معیار ریشه میانگین مجذور خطاهای پیش‌بینی (RMSE) است. هر مدلی که کمترین معیار RMSE را داشته باشد، به عنوان بهترین مدل پیش‌بینی انتخاب می‌گردد (Eviews Inc., 2004). این معیار به صورت زیر است:

$$RMSE = \sqrt{(\sum_{i=T}^{T+h} (\hat{y}_t - y_t)^2) / h} \qquad (۱۲)$$

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 می‌باشد. T داده‌های مورد استفاده برای انتخاب فرایند پیش‌بینی یا همان داده‌های دستگرمی است. علاوه بر معیار فوق از معیار دیگری نیز استفاده شد.

1. Worm-up

این معیاردرصدمیانگین خطاهای پیش‌بینی (MAPE) می‌باشد. مزیت استفاده از این شاخص این است که وابسته به مقیاس نیست و امکان مقایسه قدرت پیش‌بینی را برای سریهایی که دارای مقیاس متفاوتند نیز فراهم می‌نماید. این شاخص به صورت زیر تعریف می‌شود (همان منبع):

$$MAPE = (\sum_{t=T+1}^{T+h}\left|\frac{\hat{y}_t - y_t}{y_t}\right|) / h \qquad (۱۳)$$

هر چه مقادیر این دو شاخص پایین‌تر باشد پیش‌بینی ارائه شده مطلوبتر خواهد بود.

داده‌های مورد استفاده در این مطالعه شامل مقادیر اسمی و واقعی قیمت محصولات پنبه و زعفران و برنج طی دوره ۱۳۵۰-۱۳۸۴ می‌باشد. این داده‌ها از پایگاه اطلاعاتی FAO به دست آمد. آمار قیمتهای واقعی از طریق تورم‌زدایی با استفاده از شاخص قیمت مصرف‌کننده محاسبه گردید. در مطالعه حاضر ابتدا ویژگی آماری داده‌ها از نظر ایستایی به کمک آزمون ریشه واحد دیکی- فولر تعمیم یافته بررسی شد، سپس آزمونهای تصادفی بودن و نرمال بودن صورت گرفت. برای انجام مراحل مختلف از نرم افزارهایEviews 5 و MATLAB 7 بهره گرفته شد.

نتایج و بحث

با توجه به اینکه داده‌های مورد استفاده سری زمانی بودند، ابتدا رفتار آماری آنها به لحاظ ایستایی با استفاده از آزمون ریشه واحد ارزیابی گردید. در مبانی نظری، روابط بین متغیرها بر اساس مقادیر آنها در سطح تعریف می‌گردد، لذا بهتر است تا حد امکان نسبت به حفظ مقادیر این متغیرها در سطح و به کارگیری شکل غیرتفاضلی آنها اقدام شود. براساس نتایج آزمون ایستایی مشخص گردید که سریهای قیمت اسمی برنج و زعفران در سطح معنیداری ۱ درصد، سریهای قیمت اسمی پنبه در سطح معنیداری ۵ درصد و همچنین سریهای قیمت واقعی پنبه و برنج و زعفران در سطح معنیداری ۱۰ درصد ایستا می‌باشند.

همان طور که پیشتر نیز گفته شد، در صورتی که مقادیر سری یک متغیر حاصل یک روند منظم نباشد و اصطلاحاً تصادفی باشد، قادر به پیش‌بینی سری نخواهیم بود؛ لذا ابتدا تصادفی بودن متغیرها با استفاده از آزمون ناپارامتریک والد-ولفویتز و آزمون پارامتریک

دوربین–واتسون بررسی گردید. نتایج این آزمونها نشان داد تمامی سریهای قیمت اسمی محصولات منتخب و همچنین سری قیمت واقعی پنبه غیرتصادفی و قابل پیش‌بینی هستند. به این ترتیب سریهای مورد استفاده در پیش‌بینی شامل مقادیر اسمی قیمت محصولات منتخب و همچنین قیمت واقعی پنبه است؛ اما قیمت واقعی برنج و زعفران به دلیل تصادفی بودن قابل پیش‌بینی نمی‌باشد.

در ادامه نیز نتایج پیش‌بینی با استفاده از مدلهای ارائه شده در بخش روش تحقیق آمده است. گفتنی است که مقادیر قیمتهای حقیقی به صورت قیمت سرمزرعه می‌باشد. همچنین این مقادیر به جز در مورد زعفران، به صورت قیمت هر تن محصول به ریال می‌باشد. در مورد زعفران ارزشهای ذکر شده به صورت ارزش هر کیلوگرم برحسب ریال و به قیمتهای ثابت سال ۱۳۸۴ است.

الگوی ARIMA

همان طور که در جدول ۱ مشاهده می شود، قیمت اسمی پنبه تنها از فرایند MA پیروی می‌کند و در مورد سایر سریها هر دو فرایند AR و MA حاوی اطلاعاتی برای پیش‌بینی هستند. فرایند ARIMA برای پیش‌بینی سری قیمتهای اسمی و واقعی پنبه با خطای زیاد توأم است، در حالی که این فرایند قیمت اسمی برنج و به ویژه زعفران را با دقت مطلوب پیش‌بینی می‌نماید. در سال ۱۳۸۳ و برای تمامی سریهای مورد بررسی، مقادیر پیش‌بینی شده پایین‌تر از مقادیر حقیقی آنها بوده است. اما در مورد پیش‌بینی‌های سال ۱۳۸۴ به جز قیمت واقعی پنبه سایر سریها بیشتر از مقدار حقیقی آنها براورد شده‌اند. البته نباید از نظر دور داشت که تنها در مورد قیمت اسمی برنج و زعفران دقت پیش‌بینی مطلوب است. یادآوری می‌شود که مقادیر قیمت واقعی پنبه برحسب قیمتهای ثابت سال ۱۳۸۴ بیان شده است.

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

متغیر	مرتبه فرایند ARIMA	RMSE	MAPE (٪)	مقادیر سال ۱۳۸۳		مقادیر سال ۱۳۸٤	
				حقیقی	پیش‌بینی	حقیقی	پیش‌بینی
قیمت اسمی پنبه	(۳،۰،۰)	۵۱۳۲۸۴	۳۴/۷۴	۱۳۸۷۹۹۴	۷۰۸۴۷۵	۱۲۴۴۲۱۶	۱۴۹۹۵۱۰
قیمت اسمی برنج	(۳،۰،۱)	۴۸۶۳۲۰	۱۱/۱۴	۴۱۱۳۸۰۰	۳۴۶۵۰۹۱	۳۵۱۳۳۰۰	۳۷۴۱۷۵۴
قیمت اسمی‌زعفران	(۳،۰،۲)	۲۰۲۵۲۵	۴/۴۶	۴۵۰۳۹۷۴	۴۳۴۳۶۲۵	۴۴۳۳۲۵۰	۴۶۷۰۵۷۰
قیمت واقعی پنبه	(۱،۰،۱)	۴۳۰۸۰۴	۲۶/۵۶	۱۵۹۶۱۹۳	۱۰۲۶۹۸۷	۱۲۴۴۲۱۶	۱۰۲۶۹۸۷

مأخذ: یافته‌های تحقیق

الگوی تعدیل نمایی

در جدول ۲ نتایج حاصل از پیش‌بینی قیمت محصولات منتخب با استفاده از روش تعدیل نمایی ارائه گردیده است. دقت پیش‌بینی الگوی تعدیل نمایی در مورد تمامی سریهای مورد بررسی از روش ARIMA پایین‌تر است. همچنین در روش تعدیل نمایی دوگانه که در آن روند زمانی نیز در نظر گرفته شده، دقت پیش‌بینی چندان بهبود نیافته است. به این ترتیب الگوی تعدیل نمایی برای پیش‌بینی چندان قابل توصیه نیست. البته این الگو مقادیر سال ۱۳۸۳ و ۱۳۸۴ زعفران را بسیار نزدیک به مقادیر واقعی آنها پیش‌بینی نموده است، اما با این حال در مورد این سری نیز دقت پیش‌بینی فرایند ARIMA بهتر از روش تعدیل نمایی است. هر دو الگوی تعدیل نمایی یگانه و دوگانه مقادیر سال ۱۳۸۳ را کمتر از مقدار حقیقی آنها و مقادیر سال ۱۳۸۴ (البته به جز قیمت اسمی برنج) را بیشتر از مقادیر حقیقی آنها براورد نموده‌اند.

جدول ۲. نتایج پیش‌بینی قیمت محصولات منتخب با استفاده از روش تعدیل نمایی

متغیر	تعدیل نمایی دوگانه (با روند زمانی)						تعدیل نمایی یگانه					
	RMSE	MAPE (٪)	سال ۱۳۸۳		سال ۱۳۸٤		RMSE	MAPE (٪)	سال ۱۳۸۳		سال ۱۳۸٤	
			حقیقی	پیش‌بینی	حقیقی	پیش‌بینی			حقیقی	پیش‌بینی	حقیقی	پیش‌بینی
قیمت اسمی پنبه	۵۹۴۲۵۸	۴۵/۲۸	۱۳۸۷۹۹۴	۸۶۴۹۲۵	۱۲۴۴۲۱۶	۱۹۰۲۰۰۴	۵۹۵۳۳۳	۴۵/۳۵	۱۳۸۷۹۹۴	۸۶۵۱۲۹	۱۲۴۴۲۱۶	۱۹۰۴۱۰۶
قیمت اسمی برنج	۷۹۱۶۶۲	۱۹/۲۴	۴۱۱۳۸۰۰	۳۱۰۸۸۴۶	۳۵۱۳۳۰۰	۴۰۰۶۷۸۱	۹۳۱۰۳۶	۲۰/۶۴	۴۱۱۳۸۰۰	۲۸۵۰۵۵۷	۳۵۱۳۳۰۰	۳۱۴۱۹۸۹
قیمت اسمی زعفران	۴۸۶۷۹۴	۸/۴۰	۴۵۰۳۹۷۴	۳۸۱۹۱۸۶	۴۴۳۳۲۵۰	۴۵۰۳۹۷۴	۴۵۱۰۸۰	۹/۸۳	۴۵۰۳۹۷۴	۳۹۶۴۰۱۰	۴۴۳۳۲۵۰	۴۷۷۲۹۳۴
قیمت واقعی پنبه	۱۲۵۹۱۷۹	۷۹/۲۰	۱۵۹۶۱۹۳	۱۳۲۵۶۸۲	۱۲۴۴۲۱۶	۳۰۰۴۲۹۸	۱۲۶۰۵۸۹	۷۹/۲۸	۱۵۹۶۱۹۳	۱۳۲۵۸۸۱	۱۲۴۴۲۱۶	۳۰۰۶۳۴۶

مأخذ: یافته‌های تحقیق

الگوی هارمونیک

در جدول ۳ نتایج حاصل از روش هارمونیک برای هر یک از سریهای منتخب آمده است. در این جدول منظور از مرتبه الگو مقدار p است که در بخش روش تحقیق معرفی گردید؛ برای مثال مرتبه ۸ به معنی استفاده از سیکل ۴۵ درجه ($=\frac{۳۶۰}{۸}$ درجه) در پیش‌بینی می‌باشد. مقدار p مبین سیکل معنیدار برای هر یک از سریهاست. این سیکل برای برنج ۴ سال است. همچنین سیکل سینوسی و کسینوسی برای قیمت اسمی زعفران و همچنین قیمت واقعی پنبه ۳ سال است. در مورد قیمت اسمی پنبه نیز هیچ سیکل سینوسی و کسینوسی وجود نداشت. الگوی هارمونیک در تمامی سریها در مقایسه با روش تعدیل نمایی پیش‌بینی‌های بهتری ارائه کرده اما در مقایسه با الگوی ARIMA تنها قیمت واقعی پنبه را با خطای کمتری پیش‌بینی نموده است. الگوی هارمونیک به جز در مورد قیمت واقعی پنبه در سال ۱۳۸۳ سایر سریها را بیش از مقادیر واقعی آنها براورد کرده است. خطای پیش‌بینی این روش برای محصول زعفران بر خلاف دو روش گذشته که کمترین خطای پیش‌بینی را برای زعفران ارائه کردند، بالاترین مقدار است؛ به عبارت دیگر روندهای تصادفی موجود در محصولات می تواند با یکدیگر متفاوت باشد.

جدول ۳. نتایج پیش‌بینی قیمت محصولات منتخب با استفاده از روش هارمونیک

متغیر	مرتبه الگو (p)	RMSE	MAPE (٪)	مقادیر سال ۱۳۸۳		مقادیر سال ۱۳۸٤	
				حقیقی	پیش‌بینی	حقیقی	پیش‌بینی
قیمت اسمی پنبه	–	–	-	۱۳۸۷۹۹۴	–	۱۲۴۴۲۱۶	–
قیمت اسمی برنج	۴	۷۰۶۷۷۴	۱۴/۸۰	۴۱۱۳۸۰۰	۴۱۶۲۳۸۱	۳۵۱۳۳۰۰	۴۵۱۱۶۴۸
قیمت اسمی زعفران	۳	۱۷۵۹۳۱۱	۳۴/۹۵	۴۵۰۳۹۷۴	۵۲۳۵۹۸۱	۴۴۳۳۲۵۰	۶۸۱۱۱۷۳
قیمت واقعی پنبه	۳	۲۰۸۲۰۸	۱۴/۷۸	۱۵۹۶۱۹۳	۱۳۷۷۶۷۰	۱۲۴۴۲۱۶	۱۴۴۱۵۷۰

مأخذ: یافته‌های تحقیق

الگوی ARCH

به منظور استفاده از روش ARCH لازم است ابتدا وجود اثر ARCH مورد آزمون قرار گیرد. به عبارت دیگر اگر سری مورد بررسی دارای اثر ناهمسانی واریانس نباشد، از این روش استفاده نمی‌شود. به این منظور معادله واریانس براساس روابطی که در بخش قبل معرفی گردید، برای هر یک از محصولات منتخب براورد گردید. به منظور آزمون معنیداری ناهمسانی واریانس نیز آماره ضریب فزاینده لاگرانژ محاسبه گردید. وقفه‌های ارائه شده نیز وقفه معنیدار برای هر یک از معادلات واریانس می‌باشد. نتایج این محاسبه و نتیجه آزمون در جدول ۴ برای هر یک از سریهای مورد مطالعه آمده است. همان طور که مشاهده می‌شود، تنها سری قیمت اسمی پنبه دارای اثر ARCH است و تنها برای این سری امکان استفاده از روش ARCH به منظور پیش‌بینی وجود دارد. نتایج این پیش‌بینی نیز در جدول ۵ ارائه شده است. پیش‌بینی ارائه شده در این روش در مقایسه با روش ARIMA از خطای بیشتری برخوردار است، اما در مقایسه با الگوی تعدیل نمایی پیش‌بینی این روش بهتر است؛ البته با توجه به خطای پیش‌بینی بالا در این سری، پیش‌بینی ارائه شده چندان مطلوب نیست.

جدول ٤. نتایج آزمون اثر ARCH

متغیر	آماره ضریب فزاینده لاگرانژ	وقفه معادله واریانس	آماره (χ^2) جدول در سطح معنیداری			نتیجه آزمون
			٪۱	٪۵	٪۱۰	
قیمت اسمی پنبه	۷/۹۹	۲	۹/۲۱	۵/۹۹	۴/۶۰	دارای اثر ناهمسانی واریانس
قیمت اسمی برنج	۵/۶۴	۴	۱۳/۲۷	۹/۴۸	۷/۷۸	فاقد اثر ناهمسانی واریانس
قیمت اسمی زعفران	۱/۹۰	۴	۱۳/۲۷	۹/۴۸	۷/۷۸	فاقد اثر ناهمسانی واریانس
قیمت واقعی پنبه	۱/۶۸	۴	۱۳/۲۷	۹/۴۸	۷/۷۸	فاقد اثر ناهمسانی واریانس

مأخذ: یافته‌های تحقیق

جدول ٥. نتایج پیش‌بینی قیمت اسمی پنبه با استفاده از الگوی ARCH

متغیر	مرتبه ARCH	RMSE	MAPE (٪)	مقادیر سال ١٣٨٣		مقادیر سال ١٣٨۴	
				حقیقی	پیش‌بینی	حقیقی	پیش‌بینی
قیمت اسمی پنبه	(٣,٢)	٥٢۶٠۴٠	٣٩/٥٠	١٣٨٧٩٩۴	٨٠٠٣۴۶	١٢۴۴٢١۶	١٧٠٠۴٠٢

مأخذ: یافته‌های تحقیق

الگوی شبکه عصبی مصنوعی

در جدول ۶ نتایج پیش‌بینی به روش شبکه عصبی مصنوعی ارائه شده است. با اینکه اغلب مطالعات ارائه شده در بخش بررسی ادبیات موضوع حاکی از برتری این روش نسبت به روشهای‌اقتصادسنجی‌است‌اما نتایج به دست آمده در این مطالعه نشان می‌دهد که پیش‌بینی‌های روش شبکه عصبی تنها نسبت به برخی از الگوها از برتری برخوردار است. همچنین این روش برای پیش‌بینی‌های کوتاه‌مدت و داده‌های ماهانه و فصلی در مقایسه با داده‌های سالانه از تناسب بالاتری برخوردار است (Pindych and Rubinfeld, 1998). همان طور که نتایج نشان می‌دهد، این روش تنها در مورد زعفران از خطای پایین و پذیرفتنی برخوردار است و خطای پیش‌بینی سایر سریها بسیار بالاست. چنانکه در جدول مشاهده می‌شود، مقادیر ارائه شده برای سال ۱۳۸۳ کمتر از مقدار واقعی و مقادیر پیش‌بینی شده برای سال ۱۳۸۴ بیشتر از مقدار واقعی آنها براورد شده است.

در بخش بعدی مطالعه نتایج روشهای مختلف برای هر یک از محصولات آمده است. به منظور مقایسه روشهای مختلف، الگوها براساس خطای پیش‌بینی رتبه‌بندی شده‌اند.

جدول ٦. نتایج پیش‌بینی قیمت محصولات منتخب با استفاده ازالگوی شبکه عصبی مصنوعی

متغیر	RMSE	MAPE (٪)	مقادیر سال ١٣٨٣		مقادیر سال ١٣٨٤	
			حقیقی	پیش‌بینی	حقیقی	پیش‌بینی
قیمت اسمی پنبه	۴۴۸۰۵۶	۳۰/۰۸	۱۳۸۷۹۹۴	۷۹۱۴۶۳	۱۲۴۴۲۱۶	۱۴۵۷۸۹۵
قیمت اسمی برنج	۷۲۱۹۴۹	۱۹/۰۷	۴۱۱۳۸۰۰	۳۴۰۰۶۵۰	۳۵۱۳۳۰۰	۴۲۴۳۹۴۲
قیمت اسمی زعفران	۳۹۳۰۹۱	۸/۷۸	۴۵۰۳۹۷۴	۴۱۳۹۹۴۸	۴۴۳۳۲۵۰	۴۸۵۳۴۰۱
قیمت واقعی پنبه	۵۳۱۷۱۵	۳۷/۵۰	۱۵۹۶۱۹۳	۱۲۶۵۶۲۶	۱۲۴۴۲۱۶	۱۹۱۹۶۱۸

مأخذ: یافته‌های تحقیق

تعیین اولویت مدلهای پیش‌بینی قیمت محصولات منتخب

قیمت اسمی پنبه

همان طور که پیشتر نیز ذکر شد، سری قیمت اسمی پنبه دارای ناهمسانی واریانس بوده و لذا این سری با استفاده از روش ARCH نیز پیش‌بینی شده است. اما چنانکه در جدول ۷ مشاهده می‌شود، الگوی یاد شده در بین ۵ الگوی مورد استفاده از نظر خطای پیش‌بینی در رتبه سوم قرار دارد. برای سری قیمت اسمی پنبه روش شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی کمترین خطا را داشته است؛ البته به طورکلی برای سری قیمت اسمی پنبه خطای پیش‌بینی بسیار بالاست به گونه‌ای که حتی در روش شبکه عصبی مصنوعی که بهترین پیش‌بینی را ارائه نموده است، مقدار مطلق خطای پیش‌بینی بیش از ۳۰ درصد است. خطای پیش‌بینی سایر الگوها نیز در دامنه ۳۰-۴۶ درصد قرار دارد. تمامی الگوها مقادیر پیش‌بینی سال ۱۳۸۳ را کمتر از مقدار حقیقی و مقادیر سال ۱۳۸۴ را بیش از مقدار حقیقی براورد نموده‌اند. افزون بر این، میان مقادیر پیش‌بینی شده الگوهای متفاوت برای سال ۱۳۸۳ در مقایسه با مقادیر مشابه در سال ۱۳۸۴ اختلاف کمتری وجود دارد به این ترتیب که مقادیر پیش‌بینی حاصل از الگوهای متفاوت در سال ۱۳۸۳ در دامنه ۷۰۰۰۰۰-۸۷۰۰۰۰ قرار دارد، در حالی که دامنه پیش‌بینی الگوهای مورد استفاده برای سال ۱۳۸۴ بسیار گسترده می‌باشد.

جدول ۷. نتایج پیش‌بینی قیمت اسمی پنبه با استفاده از الگوهای متفاوت

الگوی پیش‌بینی	RMSE	MAPE (٪)	مقادیر سال ۱۳۸۳		مقادیر سال ۱۳۸٤		اولویت
			حقیقی	پیش‌بینی	حقیقی	پیش‌بینی	
ARIMA	۵۱۳۲۸۴	۳۴/۷۴		۷۰۸۴۷۵		۱۴۹۹۵۱۰	۲
تعدیل نمایی یگانه	۵۹۵۳۳۳	۴۵/۳۵		۸۶۵۱۲۹		۱۹۰۴۱۰۶	۵
تعدیل نمایی دوگانه	۵۹۴۲۵۸	۴۵/۲۸	۱۳۸۷۹۹۴	۸۶۴۹۲۵	۱۲۴۴۲۱۶	۱۹۰۲۰۰۴	۴
ARCH	۵۲۶۰۴۰	۳۹/۵۰		۸۰۰۳۴۶		۱۷۰۰۴۰۲	۳
شبکه عصبی	۴۴۸۰۵۶	۳۰/۰۸		۷۹۱۴۶۳		۱۴۵۷۸۹۵	۱

مأخذ: یافته‌های تحقیق

قیمت اسمی برنج

برای پیش‌بینی قیمت اسمی برنج، الگوی ARIMA بهترین پیش‌بینی را ارائه کرده است. پس از الگوی یاد شده نیز دو الگوی هارمونیک و شبکه عصبی مصنوعی قرار دارند که البته خطای پیش‌بینی الگوی هارمونیک به خطای پیش‌بینی فرایند ARIMA نزدیک است. خطای پیش‌بینی سه الگوی شبکه عصبی مصنوعی، تعدیل نمایی یگانه و دوگانه نیز به یکدیگر نزدیک است و در حدود ۲۰ درصد می‌باشد. همانند سری قبل در این سری نیز مقادیر پیش‌بینی‌شده برای سال ۱۳۸۳ (البته به جز الگوی هارمونیک) پایین‌تر از مقادیر حقیقی آنها و برای سال ۱۳۸۴، به جز در مورد الگوی تعدیل نمایی یگانه، بالاتر از مقادیر حقیقی براورد شده است (جدول ۸).

جدول ۸. نتایج پیش‌بینی قیمت اسمی برنج با استفاده از الگوهای متفاوت

الگوی پیش‌بینی	RMSE	MAPE (٪)	مقادیر سال ۱۳۸۳		مقادیر سال ۱۳۸٤		اولویت
			حقیقی	پیش‌بینی	حقیقی	پیش‌بینی	
ARIMA	۴۸۶۳۲۰	۱۱/۱۴	۴۱۱۳۸۰۰	۳۴۶۵۰۹۱	۳۵۱۳۳۰۰	۳۷۴۱۷۵۴	۱
تعدیل نمایی یگانه	۹۳۱۰۳۶	۲۰/۶۴		۲۸۵۰۵۵۷		۳۱۴۱۹۸۹	۵
تعدیل نمایی دوگانه	۷۹۱۶۶۲	۱۹/۲۴		۳۱۰۸۸۴۶		۴۰۰۶۷۸۱	۴
هارمونیک	۷۰۶۷۷۴	۱۴/۸۰		۴۱۶۲۳۸۱		۴۵۱۱۶۴۸	۲
شبکه عصبی	۷۲۱۹۴۹	۱۹/۰۷		۳۴۰۰۶۵۰		۴۲۴۳۹۴۲	۳

مأخذ: یافته‌های تحقیق

قیمت اسمی زعفران

برای پیش‌بینی قیمت اسمی زعفران نیز بهترین الگو ARIMA است. پس از الگوی ARIMA نیزدوالگوی‌تعدیل‌نمایی‌دوگانه و شبکه عصبی مصنوعی قرار دارند. خطای پیش‌بینی سه الگوی تعدیل نمایی یگانه، تعدیل نمایی دوگانه و شبکه عصبی مصنوعی به یکدیگر نزدیک است و در دامنه ۸/۴-۹/۹ درصد قرار دارد. ارقام پیش‌بینی‌شده توسط الگوی ARIMA برای سال ۱۳۸۳ و ۱۳۸۴ به ترتیب برابر با ۴۳۴۳۶۲۵ و ۴۶۷۰۵۷۰ ریال است. ارقام

حقیقی متناظر نیز به ترتیب برابر با ۴۵۰۳۹۷۴ و ۴۴۳۳۲۵۰ است (جدول ۹). به جز الگوی هارمونیک (که دارای بیشترین خطای پیش‌بینی نیز می‌باشد) تمامی الگوها، قیمت سال ۱۳۸۳ را کمتر از مقدار حقیقی براورد نموده‌اند در حالی که مقدار پیش‌بینی شده برای سال ۱۳۸۴ در تمامی الگوها بیشتر از مقدار واقعی براورد شده است.

جدول ۹. نتایج پیش‌بینی قیمت اسمی زعفران با استفاده از الگوهای متفاوت

الگوی پیش‌بینی	RMSE	MAPE (٪)	مقادیر سال ۱۳۸۳		مقادیر سال ۱۳۸٤		اولویت
			حقیقی	پیش‌بینی	حقیقی	پیش‌بینی	
ARIMA	۲۰۲۵۲۵	۴/۴۶	۴۵۰۳۹۷۴	۴۳۴۳۶۲۵	۴۴۳۳۲۵۰	۴۶۷۰۵۷۰	۱
تعدیل نمایی یگانه	۴۵۱۰۸۰	۹/۸۳		۳۹۶۴۰۱۰		۴۷۷۲۹۳۴	۴
تعدیل نمایی دوگانه	۳۸۶۷۹۴	۸/۴۰		۳۸۱۹۱۸۶		۴۵۰۳۹۷۴	۲
هارمونیک	۱۷۵۹۳۱۱	۳۴/۹۵		۵۲۳۵۹۸۱		۶۸۱۱۱۷۳	۵
شبکه عصبی	۳۹۳۰۹۱	۸/۷۸		۴۱۳۹۹۴۸		۴۸۵۳۴۰۱	۳

مأخذ: یافته‌های تحقیق

قیمت واقعی پنبه

خطای پیش‌بینی در الگوهای پیش‌بینی‌کننده قیمت واقعی پنبه نیز بالاست. در مورد سری قیمت واقعی پنبه یکی از نکات درخور توجه کاهش شدید آن در دو سال ۱۳۸۳ و ۱۳۸۴ می‌باشد. از این رو میزان قیمت براورد شده در الگوی شبکه عصبی مصنوعی، که در آن امکان لحاظ کردن متغیر موهومی برای دو سال یاد شده نبود، با مقدار واقعی آن به ویژه در سال ۱۳۸۴، دارای اختلاف فراوان است. براساس هر دو معیار RMSE و MAPE، الگوی هارمونیک دارای بهترین پیش‌بینی نسبت به سایر الگوهاست. پس از این الگو نیز الگوی ARIMA قرار دارد. تمامی الگوها، قیمت واقعی پنبه را برای سال ۱۳۸۳ کمتر از مقدار حقیقی آن پیش‌بینی نموده‌اند. قیمت سال ۱۳۸۴ نیز توسط الگوی ARIMA کمتر از مقدار حقیقی و براساس سایر الگوها بیشتر از مقدار حقیقی براورد شده است (جدول ۱۰).

جدول ۱۰. نتایج پیش‌بینی قیمت واقعی پنبه با استفاده از الگوهای متفاوت

الگوی پیش‌بینی	RMSE	MAPE	مقادیر سال ۱۳۸۳		مقادیر سال ۱۳۸٤		اولویت
			حقیقی	پیش‌بینی‌شده	حقیقی	پیش‌بینی‌شده	
ARIMA	۴۳۰۸۰۴	۲۶/۵۶	۱۵۹۶۱۹۳	۱۰۲۶۹۸۷	۱۲۴۴۲۱۶	۱۰۲۶۹۸۷	۲
تعدیل نمایی یگانه	۱۲۶۰۵۸۹	۷۹/۲۸		۱۳۲۵۸۸۱		۳۰۰۶۳۴۶	۵
تعدیل نمایی دوگانه	۱۲۵۹۱۷۹	۷۹/۲۰		۱۳۲۵۶۸۲		۳۰۰۴۲۹۸	۴
هارمونیک	۲۰۸۲۰۸	۱۴/۷۸		۱۳۷۷۶۷۰		۱۴۴۱۵۷۰	۱
شبکه عصبی	۵۳۱۷۱۵	۳۷/۵۰		۱۲۶۵۶۲۶		۱۹۱۹۶۱۸	۳

مأخذ: یافته‌های تحقیق

پیش‌بینی خارج از دوره بررسی

به منظور پیش‌بینی برای دو سال خارج از دوره مورد مطالعه شامل سالهای ۱۳۸۵ و ۱۳۸۶، از میان الگوهای متعدد برای هر یک از محصولات، از الگوی حاوی کمترین خطای پیش‌بینی استفاده گردید. نتایج این پیش‌بینی‌ها در جدول ۱۱ آمده است. همان طور که پیشتر نیز ذکر شد، مقادیر قیمتها به صورت قیمت سرمزرعه می‌باشد و برای به دست آوردن قیمت خرده‌فروشی، حاشیه کل بازاریابی نیز باید بر آن افزوده شود. همچنین این مقادیر به جز در مورد زعفران، به صورت قیمت هر تن محصول به ریال می‌باشد. در مورد زعفران نیز ارزشهای ذکر شده به صورت ارزش هر کیلوگرم برحسب ریال و برحسب قیمتهای سال ۱۳۸۴ است. همان طور که در جدول مشخص شده است، در مورد سری قیمت اسمی و واقعی پنبه مقادیر ارائه شده برای سال ۱۳۸۶ بالاتر از مقدار آنها در سال ۱۳۸۵ است و در مورد دو سری دیگر این‌روندبرعکس‌می‌باشد. البته‌درخصوص‌قیمت اسمی پنبه با توجه به بالا بودن خطای پیش‌بینی، مقادیر پیش‌بینی شده برای ۱۳۸۵ و ۱۳۸۶ نیز چندان معتبر نیست. مقایسه مقادیر اسمی و واقعی ارائه شده برای سالهای ۱۳۸۵ و ۱۳۸۶ نیز تلویحاً این مطالب را مورد تأیید قرار می‌دهد؛ به این ترتیب که با اینکه الگوی هارمونیک حاکی از افزایش مقادیر قیمت واقعی برای سالهای ۱۳۸۵ و ۱۳۸۶ است، اما الگوی شبکه عصبی مصنوعی مقادیر قیمت اسمی پنبه را به مراتب پایین‌تر از مقادیر قیمت واقعی براورد نموده است. با توجه به خطای بالای پیش‌بینی در الگوی شبکه

عصبی مصنوعی برای سری قیمت اسمی، تردید در مورد مقادیر ارائه شده برای سری قیمت اسمی پنبه به مراتب بیشتر از سری قیمت واقعی پنبه است. البته قضاوت در مورد سری قیمت واقعی پنبه نیز با توجه به خطای پیش‌بینی باید توأم با احتیاط باشد.

جدول ۱۱. پیش‌بینی قیمت محصولات منتخب با استفاده از کم‌خطاترین الگو برای خارج از دوره بررسی

متغیر	مدل پیش‌بینی	مقادیر پیش‌بینی شده در سال	
		۱۳۸۵	۱۳۸۶
قیمت اسمی پنبه	شبکه عصبی مصنوعی	۱۱۳۶۰۰۰	۱۰۳۷۰۰۰۰
قیمت اسمی برنج	ARIMA	۶۰۹۵۳۸۳	۶۸۵۶۱۹۰
قیمت اسمی زعفران	ARIMA	۷۳۶۰۶۴۲	۸۱۶۱۰۷۴
قیمت واقعی پنبه	هارمونیک	۱۵۲۲۳۳۸	۱۶۲۱۷۷۰

مأخذ: یافته‌های تحقیق

نتیجه‌گیری و پیشنهاد

از میان الگوهای متعدد سهم الگوی ARIMA بیش از سایر الگوهاست. به گونه‌ای که از ۴ سری پیش‌بینی شده برای دو سری بهترین پیش‌بینی از الگوی ARIMA به دست آمده است. علاوه بر این در مورد دو سری قیمت اسمی و واقعی پنبه نیز که بهترین پیش‌بینی به ترتیب مربوط به الگوهای شبکه عصبی مصنوعی و هارمونیک بود، الگوی ARIMA در اهمیت دوم قرار گرفت. افزون بر این مشاهده شد که مقادیر خطا در سریهایی که با استفاده از الگوی ARIMA پیش‌بینی شدند به مراتب کمتر از سریهایی است که با دو الگوی شبکه عصبی مصنوعی و هارمونیک پیش‌بینی گردیدند. به این ترتیب در صورتی که ترجیح مطالعه و یا اهمیت آن به گونه‌ای باشد که تنها استفاده از یک الگوی پیش‌بینی مورد نظر باشد، بهتر آن است که از الگوی ARIMA استفاده شود. اما اگر دقت و ضرورت مطالعه استفاده از چند الگو را ایجاب نمود، مطلوب آن است که در کنار الگوی یاد شده از الگوهای هارمونیک و شبکه

عصبی مصنوعی نیز استفاده شود؛ زیرا مشخص گردید که روندهای تصادفی موجود در قیمتها دارای تفاوتهایی نیز با یکدیگرند و این تفاوت منجر به تفاوت در توانایی الگوهای مختلف در پیش‌بینی سری قیمت محصولات شده است. همانند مطالعه وو و لو (۱۹۹۳) و همچنین مطالعه مارسلینیو (۲۰۰۶) – که تأکید داشتند در افقهای سالانه توانایی روش ARIMA بهتر از روش شبکه عصبی مصنوعی است – در این مطالعه نیز به طورکلی برتری روشARIMA بر روش شبکه عصبی مصنوعی محرز گردید. همچنین باید توجه کرد که استفاده از روش رگرسیونی ARIMA ضمن داشتن برخی از برتریها همانند ساده بودن آن و همچنین دارا بودن امکان استنباط آماری در مقایسه با روش شبکه عصبی مصنوعی، ممکن است همانند این مطالعه پیش‌بینی‌های بهتری را نیز به همراه داشته باشد.

براساس یافته‌های حاصل از این مطالعه می‌توان پیشنهادهای زیر را ارائه نمود:

۱. تأکید بر استفاده از روش ARIMA به ویژه در مورد سریهای اسمی قیمت سالانه محصولات

۲. استفاده از روشهای رقیب به منظور پیش‌بینی سریها

۳. وجود روند در مقادیر اسمی معمولتر از مقادیر واقعی آنهاست، لذا بهتر است که تصمیم‌گیری‌ها بر اساس مقادیر پیش‌بینی شده اسمی قیمتها اتخاذ شود.

منابع

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

۲.عباسیان، م. و ع. ر. کرباسی (۱۳۸۲)، کاربرد روشهای کمی در پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی (مطالعه موردی: تولید و قیمت عمده فروشی تخم‌مرغ)،

مجموعه مقالات چهارمین کنفرانس دوسالانه انجمن اقتصاد کشاورزی ایران، دانشکده کشاورزی دانشگاه تهران.

۳.عبدالهی عزت‌آبادی، م. (۱۳۸۱)، مطالعه نوسانات درآمدی پسته‌کاران ایران: بسوی سیستمی از بیمه محصول و ایجاد بازار آتی و اختیار معامله، پایان‌نامه دوره دکتری، دانشگاه شیراز.

۴.گجراتی، دامودار (۱۳۷۸)، مبانی اقتصادسنجی، جلد دوم، ترجمه حمید ابریشمی، انتشارات دانشگاه تهران، تهران.

۵.مجاوریان، م. و ا. امجدی (۱۳۷۸)، مقایسه روشهای معمول با تابع مثلثاتی در قدرت پیش‌بینی سری زمانی قیمت محصولات کشاورزی همراه با اثرات فصلی: مطالعه موردی مرکبات، *فصلنامه اقتصاد کشاورزی و توسعه*، ۲۵: ۴۳ - ۶۲.

۶.مشیری، س. (۱۳۸۰)، پیش‌بینی تورم ایران با استفاده از مدلهای ساختاری، سری زمانی و شبکه‌های عصبی، *مجله تحقیقات اقتصادی*، ۵۸: ۱۴۷- ۱۸۴.

۷.منهاج، م. ب. (۱۳۷۷)، مبانی شبکه‌های عصبی (هوش محاسباتی)، نشر دکتر حسابی، تهران.

8.Church, K. B. and S. P. Curram (1996), Forecasting consumers' expenditure: a comparison between econometric and neural network models, *International Journal of Forecasting*, 12: 255-267.

9.Day, R. H. (1965), Probability distributions of field crop yields, *Journal of Farm Economics*, 47: 713-741.

10.Enderse, W. (2004), Applied econometrics time series, John Wiley and Sons, Inc.

11.Engle, R. F. (1982), Autoregressive conditionally heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation, *Econometrics*, 50: 987-1007.

12.Eviews Inc. (2004), Eviews 5 User's Guid, Quantative Micro Software, LLC.

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

14.Hill, T., M. Oconnor and W. Remus (1996), Neural network models for time series forecasts, *Management Science*, 42: 1082-1092.

15.Khaloozadeh, H., S. Khaki and L. Caro (2001), Long term prediction of Tehran price index (TEPIX) using neural network, Proceeding of the 2nd Irano-Armenian Workshop on Neural Networks, 139-145.

16.Kohzadi, N., M. S. Boyd, B. Kermanshahi and L. Kaastra (1996), A comparison of artificial neural networks and time Series model for forecasting commodity price, *Neurocomputing*, 10: 169-181.

17.Marcellinio, M., J. H. Stock and M. W. Watson (2006), A comparison of direct and indirect and iterated multi step AR methods for forecasting macroeconomic time series, *Journal of Econometrics*, 135: 499-526.

18.Pesaran, H.M. and B. Pesaran (1997), Working with microfit 4.0: an introduction to econometrics, Oxford University Press, Oxford.

19.Pindych, R. S. and D. L. Rubinfeld (1998), A computer handbook using Eviews, Fourth Edition, McGraw-Hill.

20.Portugal, N. S. (1995), Neural networks versus time series methods: A forecasting exercises, 14th international symposium on forecasting, Sweden.

21. Sadorsky, P. (2006), Modeling and forecasting petroleum futures volatility, *Energy Economics*, 28: 467-488.

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

23.Wu, SH. (1995), Artificial neural networks in forecasting, *Neural Networks World*, 2, IDG VSP, PP: 199-220.

24.Wu, SH. I. and R. P. Lu (1993), Combining artificial neural networks and statistics for stock-market forecasting, 257-264.