مقایسه قدرت پیش‌بینی الگوهای تلفیقی و متداول (مطالعه موردی قیمت‌های جهانی گندم، ذرت و شکر)

رضا مقدسی*[۱]، میترا ژاله رجبی[۱]

تاریخ دریافت: ۹۲/۰۱/۲۵ تاریخ پذیرش: ۹۲/۰۴/۲۷

چکیده

پیش‌بینی دقیق قیمت‌های محصولات کشاورزی وارداتی می‌تواند ضمن کمک به برنامه‌ریزی مطلوب در خصوص زمان مناسب واردات به صرفه جویی در منابع ارزی کشور نیز بیانجامد. از پرکاربردترین الگوهای پیش‌بینی سری زمانی طی سه دهه‌ی اخیر، الگوهای خطی سری زمانی شامل آریما، گارچ و ای گارچ می‌باشند. مطالعات اخیر در زمینه‌ی پیش‌بینی با شبکه عصبی مصنوعی نشان‌می‌دهد که شبکه‌ی عصبی مصنوعی می‌تواند دقت پیش‌بینی الگوهای خطی سنتی را بهبود بخشد. حال آنکه الگوهای سری زمانی خطی و شبکه‌ی عصبی مصنوعی از محدودیت جدی برخوردار بوده و آن اینکه الگوهای خطی توانایی الگوسازی روابط غیر خطی را نداشته و شبکه‌ی عصبی مصنوعی به تنهایی قادر به شناسایی و بررسی هر دو الگوی خطی و غیرخطی نمی‌باشد. از این‌رو با ترکیب الگوهای سری زمانی خطی و شبکه‌ی عصبی مصنوعی و طراحی الگوی تلفیقی روابط موجود در داده‌ها با دقت بیشتری الگوسازی می‌گردد. در مطالعه‌ی حاضر، الگوی تلفیقی الگوهای سری زمانی آریما، گارچ، ای گارچ و شبکه عصبی مصنوعی طراحی و نتایج پیش‌بینی با نتایج الگوهای رقیب مقایسه گردیده است. در این مطالعه جهت مقایسه‌ی دقت پیش‌بینی علاوه بر معیارهای مقایسه متداول نظیر RMSE، MAE، MAPE و Theil C با معرفی آماره گرنجر و نیوبولد معنی‌داری تفاوت دقت پیش‌بینی‌ها نیز بررسی شده است. نتایج پیش‌بینی قیمت‌های جهانی روزانه برای دوره ۲۰۰۸/۴/۱ تا ۲۰۱۲/۲/۲ در خصوص سه محصول وارداتی گندم، ذرت و شکر حاکی از آن است که الگوی تلفیقی به‌طور معنی‌داری دقت پیش‌بینی به‌دست آمده از الگوهای انفرادی را افزایش می‌دهد. بر این اساس، به‌کارگیری الگوهای تلفیقی در پیش‌بینی قیمت محصولات کشاورزی(به‌ویژه محصولات استراتژیک) توصیه می‌شود تا با انتخاب زمان مناسب خرید محصولات وارداتی از خروج بیهوده ارز جلوگیری به‌عمل آید.

طبقه‌بندی *JEL*: *C19,C59*

واژه‌های کلیدی: الگوی خطی، شبکه عصبی مصنوعی، پیش‌بینی سری زمانی، الگوی تلفیقی.

---

[۱]- به ترتیب دانشیار و دانشجوی دکتری گروه اقتصاد کشاورزی دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات تهران، تهران، ایران.

*- نویسنده‌ی مسئول مقاله: r.moghaddasi@srbiau.ac.ir

پیشگفتار

اگرچه بخش کشاورزی از مهم‌ترین بخش‌های اقتصادی کشور است، اما در عین حال با تنگناهای عمده‌ای روبرو می‌باشد. در کنار فقدان سرمایه‌گذاری‌های لازم، ضایعات بالای محصولات کشاورزی، پایین بودن عملکرد در مقایسه با عملکرد جهانی و بالا بودن هزینه‌ی تولید در مقایسه با هزینه‌ی متوسط جهانی، آمارهای موجود حاکی از کسری شدید تراز تجارت محصولات کشاورزی ایران می‌باشد. چنانچه معضلات کشاورزی کشور از پیش راه کشاورزان برداشته نشود؛ با رشد جمعیت و افزایش نیازهای غذایی، وابستگی به بازار جهانی محصولات کشاورزی بیشتر خواهد شد. با توجه به موانع موجود بر سر راه عضویت ایران در سازمان تجارت جهانی، با افزایش بهای محصولات کشاورزی در بازارهای جهانی و رشد وابستگی به واردات، وضعیت اینگونه محصولات در آینده نگران‌کننده خواهد بود. گندم، ذرت و شکر عمده‌ترین محصولات کشاورزی وارداتی ایران می‌باشند که علیرغم تلاش همه ساله برای گسترش تولید ملی، این محصولات جز ۴ محصول عمده‌ی کشاورزی وارداتی ایران می‌باشند(پایگاه اطلاعاتی سازمان خواربار ملل متحد). با توجه به اهمیت گسترش تولید داخلی و حمایت از سرمایه و کار ملی، گسترش تولید محصولات کشاورزی و کاهش وابستگی به محصولات وارداتی به‌ویژه محصولات کشاورزی و استراتژیک، پیش‌بینی صحیح قیمت‌های آتی محصولاتی که در برهه زمانی حاضر گریزی از واردات آنها نیست و کاهش ارزش وارداتی این محصولات با انتخاب خرید در قیمت پیش‌بینی شده مناسب‌تر از اهمیت دوچندانی برخوردار خواهد بود. چرا که ارز صرفه‌جویی شده از محل واردات در قیمت‌های پیش‌بینی شده در زمان مناسب می‌تواند در محل بهبود زیرساخت‌ها و افزایش عملکرد محصولات کشاورزی سرمایه‌گذاری شده و ضمن افزایش تولید به مرور زمان موجبات قطع وابستگی به واردات محصولات کشاورزی با امکان تولید داخل را فراهم نماید.

تلاش‌های زیادی برای توسعه و ارتقا مدل‌های پیش‌بینی صورت گرفته است. یکی از پرکاربردترین مدل‌های پیش‌بینی اقتصادسنجی سری زمانی، مدل خود توضیح میانگین متحرک[1] (ARIMA) می‌باشد که به دلیل ویژگی‌های آماری و روش معروف باکس جنکینز[2] در ساخت مدل مورد توجه خاص بوده است. یکی از فروض کلاسیک مدل‌های رگرسیون خطی، فرض ناهمسانی واریانس است، بدان مفهوم که واریانس شرطی جملات اخلال مقدار ثابتی است. در صورت بی‌ثباتی واریانس جمله اخلال در مدل‌های سری زمانی، روش‌های جدیدی موسوم به مدل خودتوضیح با واریانس ناهمسانی

1 Autoregressive Integrated Moving Average
2 Box- Jenkins

شرطی[1] (ARCH) پایه‌گذاری شده است(انگل،۱۹۸۴). رویکرد دیگر مدل‌سازی مدل خودتوضیح با واریانس ناهمسانی شرطی تعمیم یافته[2] (GARCH) است که راه باصرفه‌تری برای مدل‌سازی است. در کنار آن مدل‌های خودتوضیح با واریانس ناهمسانی شرطی تعمیم یافته‌نمایی[3] (EGARCH) اثرات نامتقارن اخبار بر نوسانات را کنترل می‌نماید(ابونوری و همکاران،۱۳۸۸).

علیرغم انعطاف‌پذیری الگوهای آریما، آرچ، گارچ و ای گارچ[4]، محدودیتی بر این الگوها متصور است و آن پیش‌فرض خطی بودن این الگوها است. در الگوهای نامبرده به‌دلیل فرض ساختار همبستگی خطی شده در مقادیر سری زمانی، فرم‌های غیر خطی قابل شناسایی نمی‌باشند(ژانگ،۲۰۰۳). اخیرا الگوهای شبکه عصبی مصنوعی[5] به‌طور گسترده در پیش‌بینی‌های سری زمانی، مورد مطالعه و استفاده قرار گرفته‌اند. مهم‌ترین ویژگی آن توانایی الگوسازی روابط غیر خطی و پیچیده بدون نیاز به فرضیات قبلی از ماهیت ارتباط بین داده‌ها می‌باشد(هایکین،۱۹۹۹). در دنیای واقعی، سری‌های زمانی به ندرت خطی کامل یا غیر خطی کامل بوده و در اغلب موارد شامل هر دو فرم می‌باشند. در این صورت هیچ کدام از الگوهای خطی و شبکه‌ی عصبی مصنوعی، قادر به شناسایی و الگوسازی مناسب داده‌ها نخواهند بود. زیرا الگوی خطی توانایی الگوسازی روابط غیر خطی را نداشته و شبکه‌ی عصبی به تنهایی قادر به شناسایی و بررسی هر دو الگوی خطی و غیر خطی نمی‌باشد(ژانگ، ۲۰۰۳). سلمن(۱۹۸۹) و ماکریداکیس و همکاران(۱۹۹۳) در مطالعات خود نشان دادند که با ترکیب چند الگوی مختلف پیش‌بینی، بدون نیاز به انتخاب الگوی بهتر و صحیح‌تر، دقت پیش‌بینی در مقایسه با الگوهای انفرادی بهبود می‌یابد. لیوکساج و همکاران(۱۹۹۶) به‌منظور پیش‌بینی مقادیر فروش، یک روش تلفیقی شبکه عصبی مصنوعی و اقتصادسنجی و گینزبورگ و هورن(۱۹۹۴) تلفیق چند شبکه‌ی عصبی پیش خور را ارائه داده‌اند که نتایج مؤید برتری الگوهای تلفیقی بوده است. بنابراین تلفیق الگوهای مختلف پیش‌بینی می‌تواند احتمال شناسایی روابط مختلف(خطی و غیر خطی) در داده‌ها را افزایش داده، کارایی پیش‌بینی را بهبود بخشیده و در مجموع الگوی تلفیقی در رابطه با تغییر ساختار داده‌ها سازگارتر[6] خواهد شد(ژانگ، ۲۰۰۳). تلفیق الگوهای پیش‌بینی از مطالعات رید(۱۹۶۸) و باتس و گرنجر(۱۹۹۶) آغاز گردید و سلمن(۱۹۸۹)

---

1 Auto-regressive Conditional Heteroskedasticity
2 Generalized Auto-regressive Conditional Heteroskedasticity
3 The exponential GARCH
۴- به منظور خودداری از تکرار کلمات اختصاری نظیر ARIMA، GARCH،ARCH،ARMA و ANN در این مقاله از معادل فارسی این واژه‌ها استفاده می‌گردد.
5 Artificial Neural Network
6 Robust

یک تجدید نظر جامع در این زمینه ارائه داد. ایده‌ی اصلی ترکیب الگوهای پیش بینی، به‌کارگیری ویژگی‌های الگوهای پایه به‌طور همزمان برای شناسایی روابط مختلف در درون داده‌ها می‌باشد.

این مطالعه در راستای ارتقا دقت پیش‌بینی سری‌های زمانی به‌دنبال تلفیق الگوهای شبکه‌ی عصبی مصنوعی، آریما، آرچ و گارچ و مقایسه‌ی کارایی و دقت الگوهای شبکه‌ی عصبی مصنوعی، آریما، آرچ، گارچ و الگوهای تلفیقی می‌باشد تا با شناخت دقیق‌ترین الگو به امر پیش‌بینی داده‌های سری زمانی قیمت عمده‌ترین محصولات کشاورزی وارداتی مبادرت ورزد.

در زمینه‌ی مطالعات انجام شده در مورد پیش‌بینی قیمت محصولات کشاورزی، می‌توان به مطالعات کهزادی و همکاران(۱۹۹۶)، گیلان پور و کهزادی(۱۹۹۶)، مجاوریان و امجدی(۱۳۷۸)، قاسمی و همکاران(۱۳۷۹)، نجفی و همکاران(۱۳۸۶)، مقدسی و رحیمی بدر(۱۳۸۸)، فهیمی‌فر(۱۳۸۷)، فرجزاده و شاه ولی(۱۳۸۸) و یاعلی جهرمی و همکاران(۱۳۸۸) اشاره کرد. در تمامی این مطالعات الگوهای مختلف پیش‌بینی اقتصادسنجی، سری زمانی و شبکه‌ی عصبی مصنوعی به‌طور مجزا و انفرادی الگوسازی و بعد از مقایسه و ارزیابی دقت پیش‌بینی، قیمت محصولات مختلف کشاورزی با دقیق‌ترین الگو پیش‌بینی شده است.

در ادامه به‌منظور پیش‌بینی قیمت روزانه‌ی سه محصول کشاورزی وارداتی گندم، ذرات و شکر توسط الگوی تلفیقی، بعد از پرداختن به مبانی نظری الگوهای آریما، آرچ، گارچ، شبکه عصبی مصنوعی و الگوی تلفیقی، نتایج برآورد و ارزیابی الگوهای مورد نظر برای پیش‌بینی قیمت ارائه و در نهایت مباحث مذکور در بخش نهایی خلاصه و نتیجه‌گیری می‌گردد.

روش تحقیق

الگوی خودتوضیح جمعی میانگین متحرک(ARIMA): الگوی آریما الگوی خطی- تصادفی می‌باشد که از قدیمی‌ترین الگوهای پیش‌بینی سری‌های زمانی در اقتصادسنجی است(۱۳۸۵). فرآیندARIMA(p,d,q) را می‌توان به‌صورت رابطه‌ی ۱ نشان‌داد.

$$y_t = f(t) + \sum_{i=1}^{p} \Phi_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^{q} \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \qquad (۱)$$

که در آن:

$$y_t = \Delta^d x_t = (1-L)^d x_t$$

و f(t) روند زمانی[1] را (در صورت وجود) در y_t برآورد می‌کند. در فرآیند ARIMA(p,d,q)، p,d,q به‌ترتیب بیانگر تعداد جملات خودتوضیح، مرتبه تفاضل‌گیری و تعداد جملات میانگین

1 Time Trend.

متحرک می‌باشند. در صورتی‌که d برابر با صفر گردد؛ فرآیند آریما تبدیل به فرآیند ARMA[1] می‌شود. معمولا برای تخمین الگوی آریما از روش باکس- جنکینز استفاده می‌شود که دارای چهار مرحله‌ی شناسایی[2]، تخمین[3]، تشخیص دقت پردازش[4] و پیش‌بینی[5] می‌باشد(گرین، ۲۰۰۰).

الگوی ARCH: در این روش فرض بر آن است که جمله تصادفی دارای میانگین صفر و به‌طور سریالی غیر همبسته است؛ ولی واریانس آن با شرط داشتن اطلاعات گذشته خود، متغیر فرض می‌گردد(انگل، ۱۹۸۴). در این حالت انتظار بر این است که واریانس در طول روند تصادفی سری، ثابت نبوده و تابعی از رفتار جملات خطا باشد. در واقع مدل آرچ می‌تواند روند واریانس شرطی را با توجه به اطلاعات گذشته‌ی خود توضیح دهد. به‌طور خلاصه ساختار مدل آرچ را می‌توان به صورت زیر نوشت:

$$P_t = \beta_0 + \sum_{i=1}^{s} \beta_i P_{t-i} + \gamma' X_t + \varepsilon_t \qquad (۲)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{j=1}^{q} \alpha_j \varepsilon_{t-j}^2 + \lambda z_t + \nu_t \qquad (۳)$$

رابطه‌ی ۲ میانگین شرطی متغیر وابسته را در طول زمان ارائه می‌نماید؛ در حالی که رابطه‌ی ۳ مربوط به واریانس شرطی است. X_t و Z_t متغیرهای برونزایی هستند که به‌ترتیب در معادله‌های میانگین و واریانس قرار دارند(انگل، ۱۹۸۴). البته استفاده از مدل آرچ منوط به این است که مدل تخمین زده شده دارای اثر آرچ باشد. به این منظور آزمون زیر بر روی معادله واریانس (۳) صورت می‌گیرد.

$$H_0 : \alpha_1 = \alpha_2 = ... = \alpha_q = 0$$
$$H_1 = \alpha_1 \neq 0, \alpha_2 \neq 0, ... \alpha_q \neq 0$$

در آزمون فوق اگر فرض H_0 پذیرفته شود، مدل تخمین زده شده دارای اثر آرچ نخواهد بود و در نتیجه نمی توان از مدل آرچ استفاده نمود. ولی اگر فرض H_1 مورد قبول واقع گردد، مدل دارای اثر آرچ می‌باشد و باید از این مدل جهت تخمین استفاده کرد.

1 Autoregressive Moving Average Model
2 Identification.
3 Estimation
4 PTDiagnostic Checking.
5 Forecasting.

مدل GARCH: پس از انگل، بلورسلیو و همکاران(۱۹۹۲)، برا و هگینز(۱۹۹۳)، بلورسلیو و همکاران(۱۹۹۴) و دی بولد و لوپز(۱۹۹۶)، حالت تعمیم یافته ARCH(P) را به‌صورت زیر معرفی نموده‌اند که در آن واریانس ناهمسان شرطی علاوه بر توان دوم باقیمانده‌ها تابعی با وقفه از خود واریانس شرطی نیز می‌باشد. یعنی:

$$\sigma^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j \sigma_{t-j}^2 \qquad (۴)$$

شرط لازم برای مثبت بودن واریانس شرطی، مثبت بودن تمام ضرایب ε_{t-i}^2 و σ_{t-j}^2 می‌باشد. همچنین باید داشته باشیم، $\alpha_0 \rangle 0$ و فرآیند GARCH(p,q) مانای ضعیف خواهد بود اگر $\sum_{i=1}^{p} \alpha_i + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \langle 1$. فرآیند GARCH(p,q) به‌طور ضمنی معتقد بر اثر متقارن شوک بر نوسانات است. یعنی اخبار خوب و بد (با بزرگی یکسان) اثر متقارنی بر نوسانات دارد.

مدل EGARCH: برای کنترل اثر نامتقارن اخبار بر نوسانات، نلسون الگوی ای گارچ یا گارچ نمایی را تعریف نمود که در آن اثر اخبار نامتقارن می‌باشد. تصریح الگوی گارچ نمایی به‌صورت زیر است:

$$\log(\sigma_t^2) = \alpha_0 + \beta \log(\sigma_{t-1}^2) + \alpha \left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| + \gamma \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \qquad (۵)$$

طرف چپ معادله به‌صورت لگاریتمی آمده و متضمن این نکته است که واریانس شرطی مثبت است و نیازی به ایجاد محدودیت‌هایی در ضرایب نیست(ابونوری و همکاران، ۱۳۸۸). اثر نامتقارنی با فرضیه $\gamma \langle 0$ آزمون می‌شود. اگر γ به‌صورت معنی‌داری مخالف صفر باشد، آنگاه اثر اخبار بر نوسانات نامتقارن می‌باشد.

شبکه عصبی مصنوعی ANN: شبکه‌ی عصبی مصنوعی یکی از الگوهای غیر خطی است که قادر به تقریب‌زنی انواع مختلفی از روابط غیرخطی در داده‌ها می‌باشد. مهم‌ترین مزیت این الگوها در مقایسه با سایر الگوهای غیر خطی این است که شبکه‌های عصبی تخمین زننده‌های جامع بوده و می‌توانند طیف وسیعی از توابع را با درجه دقت بالا تقریب بزنند و این قدرت از پردازشگرهای موازی اطلاعات داده‌ها نشات می‌گیرد(ژانگ، ۲۰۰۳). شبکه‌ی عصبی پیش‌خور با یک لایه‌ی پنهان پرکاربردترین فرم الگوی شبکه‌ی عصبی برای الگوسازی و پیش‌بینی سری‌های زمانی است(وو، ۲۰۰۱). یک شبکه‌ی عصبی معمولا از سه لایه‌ی ورودی[1]، پنهان[2] و خروجی[1] تشکیل شده است.

1 TP1PT Input Layer.
2 TP2PT Hidden Layer.

نرون‌های ورودی، سیگنال‌های خارجی که به شبکه‌ی تغذیه می‌شود را دریافت می‌کنند. این سیگنال‌ها به‌وسیله وزن‌هایی[۲] تعدیل شده و مطابق این تعدیلات، در هر نرون خروجی، ورودی‌های موزون جمع زده می‌شوند و سپس این مجموع از طریق یک تابع فعال‌سازی[۳] عبور داده می‌شوند. خروجی تابع فعال‌سازی، خروجی مورد نظر است(هایکین، ۱۹۹۹). هر ورودی می‌تواند به بیش از یک نرون خروجی وارد شود و هر خروجی ممکن است ورودی مجموعه دیگری از نرون‌های خروجی جدید شود. در این حالت، نرون‌ها در لایه‌ی میانی، نرون‌های پنهان نامیده می‌شود. توضیحات ارائه شده یک شبکه‌ی پیش‌خور[۴] را معرفی می‌نماید. وقتی یک شبکه‌ی پیش‌خور نرون‌های پنهان را شامل‌شود، شبکه‌ی پرسپترون چند لایه[۵] نامیده می‌شود(هاف، ۲۰۰۳).

روابط بین خروجی y_t و ورودی‌ها $(y_{t-1}, y_{t-2},..., y_{t-p})$ از رابطه ریاضی زیر تبعیت می‌کند:

$$y_t = \alpha_0 + \sum_{j=1}^{q} \alpha_j g(\beta_{0j} + \sum_{i=1}^{p} \beta_{ij} y_{t-i}) + \varepsilon_t \qquad (۶)$$

که در آن $\alpha_j (j = 1,2,..., q)$ و $\beta_{ij} (i = 1,2,..., p; j = 1,2,...q)$ پارامترهای الگو بوده و اغلب وزن‌های ارتباطی نامیده می‌شوند. P تعداد نرون‌های ورودی و q تعداد نرون‌های لایه‌ی پنهان است. برای تابع فعال‌سازی لایه‌ی پنهان اغلب تابع فعال‌سازی لجستیک استفاده می‌شود.

$$g = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \qquad (۷)$$

از این‌رو الگوی شبکه‌ی عصبی مصنوعی توضیح داده شده، یک فرم تابعی غیرخطی از مشاهدات گذشته $(y_{t-1}, y_{t-2},..., y_{t-p})$ به مقادیر آتی y_t را نشان می‌دهد. به‌طوری‌که:

$$y_t = f(y_{t-1}, y_{t-2},..., y_{t-p}, w) + \varepsilon_t \qquad (۸)$$

که در آن w یک بردار از همه پارامترها و f یک تابع تعیین شده توسط شبکه و وزن‌های ارتباطی می‌باشند. بنابراین شبکه‌ی عصبی مصنوعی با یک الگوی خودتوضیح غیرخطی معادل و برابر است.

تعداد نرون‌های ورودی، تعداد لایه‌های پنهان، تعداد نرون‌ها در هر لایه‌ی پنهان، تعداد نرون‌های خروجی و تابع فعال‌سازی در هر نرون، ساختار یک شبکه‌ی عصبی را تشکیل می‌دهند. همه‌ی این موارد بایستی به‌وسیله‌ی محقق و یا پیش توضیحات مسئله مورد نظر، قبل از آموزش و آزمون شبکه عصبی انتخاب شوند.

1 TP1PT Output Layer.
2 TP2PT Weight.
3 TP3PT Transfer Function.
4 TP4PT Feedforward.
5 TP5PT Multilayer Perceptron.

در ادبیات شبکه‌ی عصبی، به‌جای تخمین ضرایب از اصطلاح یادگیری[۱] یا آموزش[۲] برای پیداکردن ارزش‌های وزن‌های شبکه استفاده می‌شود(قدیمی و مشیری، ۱۳۸۱). هدف از آموزش، به‌روزآوری و تعدیل وزن‌های ارتباطی، در جهت حداقل‌سازی خطای شبکه است. در طول مسیر طراحی، شبکه به‌طور مداوم خروجی‌ها را بر اساس دقت برآورد قبلی، تعدیل‌می‌کند. این فرآیند تا زمانی ادامه می‌یابد که شبکه نتواند در جهت کاهش خطاها، تغییر بزرگ‌تری در وزن‌ها صورت دهد. وقتی آموزش به خطای حداقل پیش‌بینی رسید، شبکه وزن‌ها را ذخیره‌کرده و آموزش پایان می‌پذیرد(وو، ۲۰۰۱). الگوریتم پس‌انتشار خطا[۳] رایج‌ترین الگوریتم آموزش است و اساسا شامل دو مسیر از طریق لایه‌های مختلف شبکه است. در مسیر پیش‌خور[۴]، داده‌ها از لایه‌ی ورودی به لایه خروجی در مسیری رو به‌جلو تغذیه می‌شوند. خروجی پیش‌بینی‌شده‌ی لایه‌ی خروجی با خروجی هدف مقایسه می‌گردند. در مسیر پس‌خور[۵]، میانگین خطای محاسبه‌شده از طریق شبکه و از لایه خروجی به لایه‌ی ورودی به سمت عقب انتشار می‌یابد و وزن‌های اتصال، مطابق با قوانین یادگیری تعدیل می‌شوند. به‌طوری‌که پاسخ شبکه را به پاسخ دلخواه نزدیک‌تر سازد(کیم و همکاران، ۲۰۰۳).

الگوی تلفیقیANN و الگوهای خطی سری زمانی: الگوهای شبکه‌ی عصبی مصنوعی و الگوهای خطی برای همه‌ی شرایط و همه‌ی روابط، الگوهای جامعی نبوده و تنها در محدوده‌ی خطی و غیر خطی خاص خود موفق عمل می‌کنند. تقریب الگوهای خطی برای مسائل غیر خطی پیچیده ناکافی بوده و از سوی دیگر کاربرد شبکه عصبی مصنوعی برای الگوسازی مسائل خطی با آشفتگی همراه می‌باشد(وو، ۲۰۰۱). برای مثال دنتون(۱۹۹۵) با استفاده از داده‌های شبیه سازی شده نشان داد که درصورت وجود مشاهده دور افتاده یا هم‌خطی در داده‌ها، دقت شبکه‌ی عصبی مصنوعی به‌طور معنی‌داری بهتر از الگوهای رگرسیون خطی خواهد بود. مارخام و راکس(۱۹۹۸) نیز دریافتند که کارآیی شبکه عصبی برای مسائل رگرسیون خطی به اندازه‌ی نمونه و سطح آشفتگی بستگی دارد. از این‌رو به‌کارگیری کورکورانه شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای هر نوع داده ای عاقلانه و منطقی به نظر نمی‌رسد. از آنجا که آگاهی کامل از ویژگی‌های داده‌ها در مسائل واقعی مشکل است؛ روش تلفیق که همزمان توانایی الگوسازی الگوهای خطی و غیرخطی را دارد، می‌تواند استراتژی خوبی برای کاربردهای عملی باشد. با ترکیب الگوها، جنبه‌های مختلفی از الگوهای پایه

1 TP1PT Learning.
2 TP2PT Training.
3 TP3PT Back Propagation.
4 TP4PT Feedforward.
5 TP5PT Backward.

قابل شناسایی خواهد بود(ژانگ، ۲۰۰۳). معقول است که یک سری زمانی را ترکیبی از ۲ جز خطی و غیرخطی فرض کنیم. به‌طوری‌که:

$$y_t = L_t + N_t \quad (۹)$$

L_t جز خطی و N_t جز غیر خطی را نشان می‌دهد. این دو جز بایستی از داده‌ها شناسایی و تخمین زده شوند. ابتدا اجازه می‌دهیم تا هریک از الگوهای خطی، جز خطی را الگوسازی نموده و درنتیجه، باقیمانده‌ها از الگوی خطی فقط روابط غیر خطی را شامل خواهد بود. اگر e_t باقیمانده‌های الگوی خطی را نشان دهند، آنگاه:

$$e_t = y_t - L_t \quad (۱۰)$$

که در آن L_t مقادیر پیش‌بینی شده از الگوی خطی را نشان می‌دهد. هر رابطه‌ی معنی‌دار غیر خطی در باقیمانده‌ها، محدودیت الگوی خطی در برآورد را نشان خواهد داد. با الگوسازی باقیمانده‌ها توسط الگوی شبکه‌ی عصبی مصنوعی، روابط غیر خطی می‌تواند شناسایی و تخمین گردد. با n نرون ورودی، الگوی شبکه‌ی عصبی مصنوعی باقیمانده‌ها عبارت خواهد بود از:

$$e_t = f(e_{t-1}, e_{t-2}, ...e_{t-n}) + \varepsilon_t \quad (۱۱)$$

که در آن f یک تابع غیر خطی تعیین شده توسط شبکه‌ی عصبی و ε_t خطای تصادفی است. با نشان دادن مقادیر پیش‌بینی از معادله (۹) به‌صورت N_t، پیش‌بینی تلفیقی عبارت خواهد بود از:

$$y_t = L_t + N_t \quad (۱۲)$$

به‌طور خلاصه، روش پیشنهادی سیستم تلفیقی شامل دو مرحله خواهد بود. در مرحله اول، یک الگوی خطی برای تجزیه و تحلیل بخش خطی مسئله به‌کار می‌رود. در مرحله‌ی دوم، شبکه‌ی عصبی برای الگوسازی باقیمانده‌ها ساخته می‌شود. از آنجا که الگوی خطی قادر به شناسایی ساختار غیر خطی داده‌ها نیست، باقیمانده‌های آن شامل اطلاعات غیر خطی خواهد بود. الگوی تلفیقی ویژگی‌ها و توانایی‌های هر دو الگو را در تعیین و تخمین الگوهای مختلف به‌کار می‌گیرد(ژانگ، ۲۰۰۳).

مقایسه دقت پیش‌بینی الگوها: به‌منظور اطمینان از دقت و اعتبار الگوها و توانایی تعمیم آنها و همچنین امکان مقایسه‌ی الگوهای رقیب، الگوهای طراحی شده بایستی به‌طور مداوم آزمون شود. عملیات آزمون به‌وسیله‌ی عبور یک مجموعه داده مجزا تحت عنوان مجموعه آزمون[1]، از الگوهای منتخب و ثبت نتایج، انجام می‌شود. نتایج حاصل، با نتایج واقعی مقایسه می‌گردد. برای این منظور معمولا، داده‌ها را به دو مجموعه‌ی جدا تقسیم می‌کنند. بخش اول به مجموعه آموزش[2] یا تخمین و

TP1PT Test Set.
TP2PT Training Set.

مجموعه دوم به مجموعه آزمون یا اعتبارسنجی موسوم است. به‌منظور مقایسه‌ی قدرت پیش‌بینی و انتخاب بهترین روش، علاوه بر معیارهای متداول از جمله، معیار میانگین مربع خطا[1]، ریشه میانگین مربع خطا[2]، معیار میانگین قدر مطلق خطا، میانگین قدرمطلق درصد خطا[3] و ضریب نابرابری تیل[4] روش ارائه شده توسط گرنجر و نیوبولد(۱۹۷۷) جهت آزمون معنی‌داری اختلاف خطای الگوهای رقیب نیز استفاده شده است. به این منظور ابتدا رابطه‌ی زیر محاسبه می‌شود:

$$r = \frac{\sum_{t=1}^{T^*}(e_t^1 + e_t^2)(e_t^1 - e_t^2)}{\sqrt{\sum_{t=1}^{T^*}(e_t^1 + e_t^2)^2 \sum_{t=1}^{T^*}(e_t^1 - e_t^2)^2}} \quad (۱۳)$$

که در آن e_t^1 و e_t^2 به‌ترتیب خطای پیش‌بینی خارج از نمونه دو روش رقیب و T^* تعداد پیش‌بینی‌های خارج از نمونه است. سپس آزمون برابری دقت پیش‌بینی دو روش را می‌توان با استفاده از آماره GN مورد بررسی قرار داد. این آماره دارای توزیع t با درجه آزادی $T^* - 1$ بوده و طبق رابطه ۱۴ محاسبه می‌گردد(رکنرود و همکاران، ۲۰۰۷).

$$GN = r\sqrt{\frac{T^* - 1}{1 - r^2}} \quad (۱۴)$$

داده‌های به‌کار رفته در این مطالعه قیمت‌های روزانه سه محصول مهم کشاورزی وارداتی ایران گندم، ذرت و شکر برای دوره ۲۰۰۸/۴/۱ تا ۲۰۱۲/۲/۲ می‌باشد که بر حسب دلار از پایگاه اطلاعاتی بورس جهانی محصولات کشاورزی جمع آوری شده‌اند.

نتایج و بحث

الگوی ARIMA: در اولین قدم ایستایی سری قیمت جهانی روزانه گندم، ذرت و شکر با استفاده از دو روش دیکی فولر تعمیم‌یافته و KPSS[5] مورد بررسی قرار گرفت. در این روش‌ها فرضیه‌ی صفر آزمون‌ها متفاوت بوده، به‌طوری‌که در آزمون دیکی فولر تعمیم‌یافته فرضیه‌ی صفر عدم ایستایی و در آزمون KPSS فرضیه‌ی صفر ایستایی سری زمانی است. نتایج آزمون‌ها در جدول ۱ آمده است. نتایج حاکی از آن است که هر سه متغیر مورد استفاده در الگوها در سطح ایستا نبوده و با یک بار تفاضل‌گیری ایستا می‌گردند.

TP1PT Mean Square Error(MAE).
TP2PT Root Mean Square Error (RMSE).
3 Mean Absolute Percentage Error
4 Theil Inequality Coefficient
5 Kwiatkowski-Philips-Schmidt-Shin Test Statistic

همان‌گونه که قبلا ذکر شد، به‌منظور مقایسه‌ی روش‌های معمول پیش‌بینی، داده‌ها به دو گروه آموزش و آزمون تقسیم می‌گردد. در این بخش از مطالعه از داده‌های ۲۰۰۸/۴/۱ تا ۲۰۱۱/۶/۰۸ به‌عنوان آموزش و از داده‌های ۲۰۱۱/۶/۰۹ تا ۲۰۱۲/۲/۲ جهت ارزیابی و آزمون الگو استفاده شده است. از این رو بازه‌ی داده‌های بررسی ایستایی و برآورد الگوی آریما، داده‌های ۳۰ ۲۰۰۸/۴/۱ تا ۲۰۱۱/۶/۰۸ می‌باشد.

به‌منظور استفاده از فرآیند آریما، پس از تعیین درجه‌ی هم‌جمعی(d)، تعداد جملات خودتوضیح(p) و تعداد جملات میانگین متحرک(q)، با بهره‌گیری از روش پسران و پسران(۱۹۷۷) و معیار آکائیک و شوارتز- بیزین، محاسبه‌شده و بر اساس کمترین آماره‌ها مدل انتخاب می‌گردد. بعد از بررسی کفایت الگو، در مرحله‌ی بعد قیمت‌ها برای مجموعه‌ی آزمون(۲۰۱۱/۶/۸ تا ۲۰۱۲/۲/۲) با استفاده از این الگو پیش‌بینی گردید تا با مقایسه دقت پیش‌بینی داده‌های آزمون این الگو با الگوی رقیب، الگوی دقیق‌تر جهت انجام پیش‌بینی انتخاب و مقادیر آتی با استفاده از این الگو پیش‌بینی گردد. معیاره‌های خطای پیش‌بینی برای داده‌های آزمون حاصل از الگوهای آریمای منتخب هر یک از قیمت‌ها در جدول ۲ خلاصه شده است. بر اساس نتایج به‌دست آمده الگوی آریما(۴.۱.۴) برای مدل‌سازی قیمت‌های جهانی گندم، الگوی آریما(۲.۱.۲) برای مدل‌سازی قیمت‌های جهانی ذرت و الگوی الگوی آریما(۳.۱.۴) برای مدل‌سازی قیمت‌های جهانی شکر در دوره‌ی ۲۰۰۸/۴/۱ تا ۲۰۱۱/۶/۰۸ انتخاب و دقت پیش‌بینی‌ها برای دوره‌ی ۲۰۱۱/۶/ تا ۲۰۱۲/۲/۲ بر اساس معیارهای خطا ارائه شده است. بر اساس معیارهای میانگین قدرمطلق درصد خطا و ضریب نابرابری تیل که مستقل از مقیاس می‌باشند، دقت الگوی آریما در پیش‌بینی قیمت گندم و ذرت بالاتر می باشد.

الگوی GARCH و EGHARCH: با استفاده از مدل‌های گارچ و ای گارچ منتخب اقدام به پیش‌بینی قیمت گندم، ذرت و شکر شده است که نتایج آن در جداول شماره ۳ و ۴ داده شده است. نتایج دقت پیش‌بینی‌ها بر اساس دو معیار میانگین قدرمطلق درصد خطا و ضریب نابرابری تیل در مدل‌های گارچ و ای گارچ حاکی از دقت بالاتر پیش‌بینی‌ها در خصوص قیمت‌های جهانی گندم و ذرت بوده و در مورد قیمت‌های جهانی هر سه محصول دقت پیش‌بینی الگوهای گارچ و ای گارچ نسبت به الگوهای آریما بیشتر بوده است که با توجه به الگوسازی واریانس شرطی در این الگوها نتایج مطابق بر انتظار می‌باشد.

الگوی شبکه عصبی مصنوعی: این بخش از مطالعه، با توجه به توانایی الگوهای شبکه‌ی عصبی مصنوعی و با هدف مقایسه‌ی دقت پیش‌بینی الگوهای پیش‌بینی مختلف، به بررسی و برآورد شبکه عصبی مصنوعی می‌پردازد. در این نوع شبکه، ورودی‌های شبکه به‌صورت وقفه‌های متغیر مورد نظر جهت پیش‌بینی بر اساس الگوی آریما تعیین می‌شود. بر اساس اصل تقریب‌زننده جامع، از شبکه

پیش‌خور تعمیم‌یافته با الگوریتم پس‌انتشار خطا به‌عنوان الگوریتم آموزش استفاده شده است. به‌منظور دسترسی به بهترین ساختار شبکه، شبکه‌هایی با تعداد مختلف لایه‌های پنهان، توابع فعال‌سازی مختلف در لایه پنهان و قوانین مختلف یادگیری برآورد گردید. تعداد لایه‌های پنهان یک و دو، توابع فعال‌سازی لایه پنهان توابع لجستیک شامل سیگموئید و تانژانت هیپربولیک و تابع فعال‌سازی لایه خروجی تابع فعال‌سازی خطی در نظر گرفته شد. از میان قوانین محاسباتی الگوریتم یادگیری پس‌انتشار خطا به‌منظور افزایش سرعت محاسبات و کاهش حجم محاسبات و حافظه مورد نیاز در محاسبات قوانین لونبرگ ماگوئان[1]، دلتا بار دلتا[2]، مومنتوم[3] و کنجوگیت گرادینت[4] انتخاب‌گردید. به‌منظور تعیین تعداد بهینه‌ی نرون‌های پنهان از روش آزمون و خطا استفاده شد و به این منظور برای تمامی ساختارهای شبکه، تعداد نرون‌های پنهان از یک تا بیست تغییر داده شد. از آنجاکه نتایج ممکن است با تکرار بیشتر و شروع آموزش شبکه با مقادیر اولیه مختلف بهبود یابد، عمل تخمین‌زدن یا به عبارت دقیق‌تر آموزش شبکه با سه شروع مجدد و ۱۰۰۰ تکرار انجام‌گردید. نتیجه‌ی گزارش‌شده برای هر ساختار بهترین نتیجه‌ی ممکن از سه بار شروع مجدد، ۱۰۰۰ تکرار و تعداد نرون پنهان بهینه برای آن ساختار است. از میان ساختارهای مختلف، ساختاری با ضریب همبستگی بالاتر و خطای آموزش و آزمون کمتر انتخاب گردید. معیارهای ارزیابی دقت پیش‌بینی شبکه‌های عصبی مصنوعی منتخب پیش بینی قیمت گندم، ذرت و شکر برای داده‌های آزمون در جدول ۵ ارائه شده‌اند. براساس بررسی‌های صورت گرفته در مورد قیمت‌های جهانی گندم و ذرت شبکه عصبی پیش خور تعمیم یافته با دو لایه‌ی پنهان، توابع فعال‌سازی تانژانت هیپربولیک و سیگموید در لایه‌های پنهان، تابع فعال‌سازی خطی در لایه‌ی خروجی، الگوریتم یادگیری مومنتوم با ۵ نرون در لایه‌های پنهان و در مورد قیمت‌های جهانی شکر، شبکه‌ی عصبی پیش خور تعمیم یافته با یک لایه‌ی پنهان، تابع فعال‌سازی تانژانت هیپربولیک و خطی در لایه‌های پنهان و خروجی، الگوریتم یادگیری مومنتوم با ۱۰ نرون در لایه‌ی پنهان به‌عنوان دقیق‌ترین شبکه‌های عصبی مصنوعی در داده‌های آموزش انتخاب و قیمت‌ها برای دوره‌ی آزمون پیش‌بینی گردید. مقایسه‌ی معیارهای دقت پیش‌بینی شبکه‌های عصبی مصنوعی منتخب در خصوص پیش‌بینی قیمت‌های دوره‌ی آزمون با الگوهای خطی برآورد شده بیانگر بهبود دقت پیش‌بینی قیمت‌های جهانی محصولات کشاورزی منتخب از طریق به‌کارگیری شبکه‌ی عصبی مصنوعی است.

1 Levenberg-Maguan
2 Delta Bar Delta
3 Momentum
4 Conjugate Gradient

الگوی تلفیقی شبکه عصبی مصنوعی و خطی: به‌منظور برآورد الگوی تلفیقی شبکه‌ی عصبی مصنوعی و الگوهای آریما، گارچ و ای گارچ، ابتدا با استفاده از کل داده‌های قیمت برای هر سه محصول الگوهای خطی برآورد و باقیمانده‌های برآوردها به‌دست آمد. سپس سری باقیمانده‌های الگوهای خطی دقیقا مشابه الگوهای برآورد شده به دو بخش داده‌های آموزش و آزمون تقسیم و توسط الگوی شبکه‌ی عصبی مصنوعی(مشابه آنچه در الگوسازی شبکه‌ی عصبی مصنوعی بررسی شد) الگوسازی و برآورد گردیدند. در مرحله‌ی بعد پیش‌بینی‌های الگوهایی آریما، گارچ و ای گارچ با پیش‌بینی‌های الگوی شبکه‌ی عصبی باقیمانده‌های این الگوها جمع زده می‌شود تا پیش‌بینی‌های الگوی تلفیقی به‌دست آید. نتایج دقت پیش‌بینی‌های الگوی تلفیقیARMA-ANN، GARCH-ANN و EGARCH-ANN برای قیمت‌های جهانی سه محصول گندم، ذرت و شکر در جداول ۶، ۷ و ۸ خلاصه شده است. نتایج دقت پیش‌بینی شش الگو نیز در جداول ۹، ۱۰ و ۱۱ برای قیمت هر محصول خلاصه شده است.

همان‌طور که مشاهده می‌شود، بر اساس تمامی معیارها دقت شبکه‌ی عصبی مصنوعی تلفیقی به‌طور قابل توجهی برتر از الگوهای منفرد خطی و شبکه‌ی عصبی مصنوعی است و خطای پیش‌بینی در هر سه مورد الگوی تلفیقی شبکه‌ی عصبی مصنوعی با الگوهای آریما، گارچ و ای گارچ کاهش یافته است. این کاهش در مورد الگوهای تلفیقی شبکه‌ی عصبی مصنوعی با الگوی خطی دقیق‌تر یعنی الگوی ای گارچ بیشتر بوده است. این نتیجه با توجه به اساس مدل‌سازی الگوهای تلفیقی به‌صورت الگوسازی و شناسایی روابط خطی موجود در متغیر توسط الگوی خطی و شناسایی روابط غیرخطی باقی مانده توسط الگوی شبکه‌ی عصبی مصنوعی دور از انتظار نخواهد بود.

معیارهای خطای پیش‌بینی هرچه کمتر باشند؛ نمایانگر پیش‌بینی دقیق‌تر هستند. اما هیچ‌یک از معیارهای فوق قادر نیستند تا برتری یک روش را به‌صورت آماری بررسی نمایند. از این‌رو با استفاده از آزمون ارائه‌شده توسط گرنجر نیوبولد به آزمون معنی‌داری اختلاف خطای الگوهای رقیب پرداخته می‌شود. بر اساس آماره‌ی محاسبه شده برای آزمون معنی‌داری اختلاف خطای روش‌های پیش‌بینی تلفیقی و الگوهای سری زمانی خطی به صورت دو به دو فرضیه صفر مبتنی بر برابری خطای دو روش رد می‌شود. این بدان معنی است که اختلاف دقت پیش‌بینی الگوها از نظر آماری معنی‌دار می‌باشد. درنتیجه تفاوت دقت پیش‌بینی الگوهای تلفیقی(آریما- شبکه عصبی، گارچ- شبکه عصبی و ای گارچ شبکه عصبی) و الگوهای انفرادی خطی(آریما، گارچ وای گارچ) از نظر آماری معنی‌دار بوده و بر این اساس، برتری معنی‌دار دقت پیش‌بینی الگوی تلفیقی از الگوهای پایه و به‌طور مجزا برآورد شده نیز به اثبات می‌رسد.

نتیجه‌گیری و پیشنهادات

نظر به اهمیت گسترش تولید داخلی و حمایت از سرمایه و کار ملی، گسترش تولید محصولات کشاورزی و کاهش وابستگی به محصولات وارداتی به‌ویژه محصولات کشاورزی و استراتژیک، پیش‌بینی صحیح قیمت‌های آتی محصولاتی که در برهه‌ی زمانی حاضر گریزی از واردات آنها نیست و کاهش ارزش وارداتی این محصولات با انتخاب خرید در قیمت پیش‌بینی شده مناسب‌تر، از اهمیت دوچندانی برخوردار می‌باشد. چرا که ارز صرفه‌جویی شده از محل واردات در قیمت‌های پیش بینی شده در زمان مناسب می‌تواند در محل بهبود زیرساخت‌ها و افزایش عملکرد محصولات کشاورزی سرمایه‌گذاری شده و ضمن افزایش تولید، ایجاد ارزش افزوده و اشتغال به مرور زمان موجبات قطع وابستگی به واردات محصولات کشاورزی با امکان تولید داخل را فراهم نماید. از این‌رو مطالعه‌ی حاضر با هدف شناسایی و برآورد مناسب‌ترین الگوی پیش‌بینی قیمت جهانی سه محصول مهم و استراتژیک گندم، ذرت و شکر که همه ساله سهم عمده در ارز خارج شده از کشور به‌صورت محصولات کشاورزی وارداتی دارا می‌باشند؛ اجرا شده است. برای این منظور سه روش خطی آریما، گارچ و ای گارچ، شبکه‌ی عصبی و تلفیق الگوهای خطی آریما، گارچ و ای گارچ و شبکه‌ی عصبی بررسی و از لحاظ معیارهای عملکرد با هم مقایسه شدند. نتایج نشانگر آن است که تمامی الگوهای تلفیقی نسبت به الگوهای رقیب برتری داشته و به‌طور معنی‌داری دقت پیش‌بینی‌ها در قیمت جهانی هر سه محصول را بهبود می‌بخشد. این یافته با نتایج مطالعات ژانگ(۲۰۰۳)، سلمن(۱۹۸۹)، ماکریداکیس و همکاران(۱۹۹۳)، لیوکساج و همکاران(۱۹۹۶)، گینزبورگ و هورن(۱۹۹۴) و هایکین(۱۹۹۹) مبنی بر برتری الگوهای تلفیقی مطابقت دارد. بر این اساس، به‌کارگیری الگوهای تلفیقی، نظیر آنچه در مطالعه‌ی حاضر به‌کار گرفته شد، در پیش‌بینی قیمت محصولات کشاورزی(به‌ویژه محصولات استراتژیک) توصیه می‌شود تا با انتخاب زمان مناسب خرید محصولات وارداتی و خرید در قیمت‌های جهانی پایین‌تر این محصولات صرفه‌جویی‌هایی در ارزش وارداتی این محصولات صورت گیرد و از خروج بیهوده‌ی ارز به‌دلیل عدم پیش‌بینی‌های دقیق و خرید در قیمت نامناسب جلوگیری به‌عمل آید.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

فهرست منابع

۱. ابونوری،ا.، خانعلی پور، ا.، عباسی، ج. ۱۳۸۸. اثر اخبار بر نوسانات نرخ ارز در ایران: کاربردی از خانواده‌های ARCH. فصلنامه پژوهشهای بازرگانی، ۵۰: ۱۰۱- تا ۱۲۰.

۲. گیلان پور، الف. و کهزادی، ن. ۱۳۷۶. پش بینی قیمت برنج در بازار بین الملل با استفاده از الگوی خودرگرسیونی میانگین متحرک. فصلنامه اقتصاد کشاورزی و توسعه ۸: ۱۸۹-۲۰۰.

۳. فرج زاده، ز. و شاه ولی، آ. ۱۳۸۸. پیش بینی قیمت محصولات کشاورزی مطالعه موردی پنبه، برنج و زعفران. . فصلنامه اقتصاد کشاورزی و توسعه ۶۷: ۴۳-۷۱.

۴. فهیمی فر، س.م. ۱۳۸۷. مقایسه کارای مدل‌های عصبی- مصنوعی و خود رگرسیونی در پیش بینی قیمت محصولات کشاورزی ایران، پایان نامه کارشناسی ارشد گروه اقتصاد کشاورزی، دانشگاه زابل.

۵. قاسمی، ع.، اسد پور، ح. شاصادقی، م. ۱۳۷۹. کاربرد شبکه عصبی در پیش بینی سری‌های زمانی و مقایسه آن با مدل ARIMA. پژوهشنامه بازرگانی. ۱۲۰: ۱۴-۸۷.

۶. قدیمی، م. و مشیری،س.۱۳۸۱. مدل سازی و پیش بینی رشد اقتصادی در ایران با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی ، مجموعه مقاله‌های اولین همایش معرفی و کاربرد مدل‌های ناخطی پویا و محاسباتی در اقتصاد، دانشگاه علامه طباطبایی، دانشکده اقتصاد، مرکز تحقیقات اقتصاد ایران.

۷. مجاوریان، م. و امجدی، الف. ۱۳۷۸. مقایسه زوش‌های معمول با تابه مثلثاتی در قدرت ژیش بینی سری زمانی قیمت محصولات کشاورزی همراه با اثرات فصلی: مطالعه موردی مرکبات. فصلنامه اقتصاد کشاورزی و توسعه ۲۵: ۴۳-۶۲.

۸. مشیری، س. و مروت، ح. ۱۳۸۵. پیش بینی شاخص کل بازدهی سهام تهران با استفاده از مدل‌های خطی و غیر خطی. فصلنامه پژوهشنامه بازرگانی. ۴۱: ۲۴۵ تا۲۷۰.

۹. مشیری، س. ۱۳۸۰. پیش بینی تورم ایران با استفاده از مدل ساختاری، سری‌های زمانی و شبکه‌های عصبی ، مجله تحقیقات اقتصادی. ۵۸ :۱۴۷ تا ۱۸۴.

۱۰. مشیری، س. و فروتن، ف. ۱۳۸۳. آزمون آشوب و پیش بینی قیمت‌های آتی نفت خام ، فصلنامه پژوهش‌های اقتصادی ایران. ۲۱: ۶۷ تا ۹۰.

۱۱. مقدسی، ر. و رحیمی بدر، ب. ۱۳۸۸. ارزیابی قدرت الگوهای مختلف اقتصادسنجی برای پیش بینی قیمت گندم. پژوهشنامه اقتصادی. ۲۳۹-۲۶۳.

۱۲. نجفی، ب.، زیبایی، م.، شیخی، م.م. و طرازکار، م.ح. ۱۳۸۶. پیش بینی قیمت برخی محصولات کشاورزی در استان فارس: کاربرد شبکه عصبی مصنوعی. مجله علوم فنون کشاورزی و منابع طبیعی. ۱۱(۱): ۵۰۱ تا ۵۱۱.

۱۳. یاعلی، م.، محمدی، ح. و فرج زاده، ز.۱۳۸۸. پیش بینی قیمت چغندقند در ایران. مجله چغندرقند. ۲۵(۱).: ۹۷-۱۱۱.

14. Bates, J.M. and Granger, C.W.J.1996. The combination of forecasts, Oper. Res. Q. 20:451-468.
15. Bera, A.K. and Higgins, M. L.1993. ARCH Models: Properties, Estimate and Testing. Journal of Economics Surveys, Vol. 7,No.4, 307-366.
16. Bollerslev, T., Chou, R. Y. and Kroner, K. F. 1992. ARCH Modeling in Finance; A Selective Review of the Theory and Empirical Evidence. Journal of Econometrics 52, 5-59.
17. Bollerslev, T., Engle, R. F. and Nelson, D. B.1994. ARCH Models, in R.F. Engle and D. McFadden (eds.). Handbook of Econometrics, Volume IV, North-Holland, Amsterdam.
18. Celmen, R.1989. Combining Forecasts: a review and annotated bibliography with discussion, Int. J. Forecasting. 5: 559-608.
19. Denton, J.W.1995. How good are neural networks for causal forecasting? J. Bus. Forecasting. 14: 17-20.
20. Diebold, F. X. and Lopez, J. A. 1996. Modeling Volatility Dynamics, in K. V. Hoover (ed.), Macroeconometrics: Developments, Testing and properties. Kluwer Academic press, Boston, MA, 427-472.
21. Engel, R.F., 1984. Autoregressive conditional Heteroskedasticity with Estimates of the variance of U.K. Inflation. Econometrica, vol.50, 987-1008.
22. -Ginzburg, I., Horn, D.1994. Combined neural networks for time series analysis, Adv. Neural Int.J. Process. Systems. 6: 224-231.
23. -Greene, W.H. 2000. Econometric Analysis. 4th, Prentice Hall International Edition. New York university
24. Granger, C.W.J. and Newbold, P. 1977. Forecasting economic time series. Academic Press, Orlando. second edition

25. Haykin,S. S. 1999. Neural Network: A Comprehensive Foundation. Macmillan, New York.
26. Hoff, J.L. 2003. Prediction of dose- time profiles for solar particle events using neural networks. Ph.D Thesis, The University of Tennessee, Knoxville.
27. Kim, T., C. Yoo, and J.B. Valdés. 2003 A nonparametric approach for estimating effects of ENSO on returnperiods of droughts, KSCE J. of Civil Eng. 7(5): 629-636,
28. .Kohzadi, N., Boyd, M. S., Kermanshahi, B. and Kaastra, L. 1996. A comparison of artificial neural networks and time series model for forecasting commodity price. Neurocomput. 10: 169-181.
29. Luxloj, J.T., Riis, J.O., Stensballe, B.1996. A hybrid econometric-neural network modeling approach for sales forecasting, Int. J. Prob. Econ. 43: 175-192.
30. Makridakis, S., Chatfild, C., Hibon, M., Lawrence, M., Miller, T., Ord, K. and Simmons, L.F. 1993. The M-2 competition: a real-life judgmentally based forecasting study, Int. J. Forecasting 9: 5-.
31. Markham, S., Rakes, T.R. 1998. The effect of sample size and variability of data on the comparative performance of artificial neural networks and regression, Compute. Oper.res. 25: 251-263.
32. Mojaverian, M. and Amjadi, A. 1998. Comparision Usual Method With Trigonometry Functions In Power Of Agricultural Products Price Time series Forecasting Mid Seasonal Trace: Case Study Of Orange. Agricultural Economic and Development. 25:43-62.
33. Raknerud, A., Skjerpen, T. and Swensen, A.R. 2007. A linear demand system within a seemingly unrelated time series equations framework. Empirical Economics. 32:105-124.
34. Reid, D.J. 1968. Combining three estimates of gross domestic product, Economica 35: 431-444.
35. Zhang, P .G. 2003. Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. NeuroComputing 50:159-175
36. Wu, Q. 2001. Data mining and knowledge discovery in financial research: Empirical investigations into currency. M.Sc Thesis. McGill University, Montreal.

پیوست‌ها

جدول ۱- نتایج آزمون ایستایی سری قیمت جهانی روزانه گندم، ذرت و شکر

نام متغیر	سطح		تفاضل مرتبه اول		نوع مدل
	KPSS	آماره دیکی فولر	KPSS	آماره دیکی فولر	
قیمت گندم	۰.۶۹***	-۲.۶۵	۰.۰۷	-۳۲.۴۴***	با عرض ازمبدا و روند
قیمت ذرت	۰.۷۸***	-۱.۶۶	۰.۰۷	-۲۸.۳۴***	با عرض ازمبدا و روند
قیمت شکر	۰.۱۲*	-۲.۲۶	۰.۰۶	-۳۰.۱۷***	با عرض ازمبدا و روند

مأخذ: یافته‌های تحقیق

*و** و***به ترتیب نمایانگر معنی دار بودن در سطح۱۰، ۵، ۱ درصد است.

جدول ۲- نتایج دقت پیش‌بینی الگوهای آریما برای داده‌های آزمون

محصول	نام معیار / الگوی منتخب	RMSE	MAD	MAPE	Theil C
گندم	الگوی آریما (۴.۱.۴)	۹/۲۷	۷/۰۴	۱/۱۴	۰/۰۰۷۳
ذرت	الگوی آریما (۲.۱.۲)	۹/۳۲	۷/۱۶	۱/۱۴	۰/۰۰۷۳
شکر	الگوی آریما (۳.۱.۴)	۰/۴۰	۰/۳۰	۱/۲۵	۰/۰۰۸۲

مأخذ: یافته‌های تحقیق

جدول ۳ - نتایج دقت پیش بینی الگوی گارچ برای داده‌های آزمون

محصول	نام معیار / نوع الگو	RMSE	MAD	MAPE	Theil C
گندم	الگوی گارچ (۱،۱)	۹/۲۶	۶/۹۹	۱/۱۲	۰/۰۰۷۳
ذرت	الگوی گارچ (۱،۱)	۹/۲۶	۶/۹۹	۱/۱۱	۰/۰۰۷۳
شکر	الگوی گارچ(۱،۱)	۰/۴۰	۰/۲۹	۱/۲۵	۰/۰۰۸۲

مأخذ: یافته‌های تحقیق

جدول ۴ - نتایج دقت پیش بینی الگوی ای گارچ برای داده‌های آزمون

محصول	نام معیار / نوع الگو	RMSE	MAD	MAPE	Theil C
گندم	الگوی ای گارچ	۹/۲۴	۶/۹۸	۱/۱۱	۰/۰۰۷۳
ذرت	الگوی ای گارچ	۹/۲۴	۶/۹۸	۱/۱۱	۰/۰۰۷۳
شکر	الگوی ای گارچ	۰/۳۹	۰/۲۸	۱/۲۳	۰/۰۰۸۱

مأخذ: یافته‌های تحقیق

جدول ۵ - نتایج دقت پیش بینی الگوی شبکه عصبی مصنوعی گندم، ذرت و شکر

محصول	نام معیار / نوع الگو	تعداد نرون پنهان	شروع	تکرار	RMSE	MAD	MAPE	Theil C
گندم	GF(۴-۲-۱) (tan-sin-lin)m	۵	۱	۱۲	۸/۹۶	۶/۸۸	۱/۱۱	۰/۰۰۷۱
ذرت	GF(۴-۲-۱) (tan-tan-lin)m	۵	۲	۱۷	۹/۰۲	۶/۹۴	۱/۱۱	۰/۰۰۷۱
شکر	GF(۳-۱-۱) (tan--lin)m	۱۰	۱	۱۳	۰/۳۷	۰/۲۸	۱/۲۲	۰/۰۰۷۷

مأخذ: یافته‌های تحقیق

جدول ۶ - نتایج دقت پیش بینی الگوی تلفیقی شبکه عصبی مصنوعی و الگوی آریما گندم، ذرت و شکر

محصول	نام معیار / نوع الگو	RMSE	MAD	MAPE	Theil C
گندم	الگوی تلفیقی ARMA-ANN	۸/۵۵	۶/۴۰	۱/۰۲	۰/۰۰۶۷
ذرت	الگوی تلفیقی ARMA-ANN	۸/۲۶	۶/۲۷	۰/۹۸	۰/۰۰۷۱
شکر	الگوی تلفیقی ARMA-ANN	۰/۳۶	۰/۲۷	۱/۱۵	۰/۰۰۷۵

مأخذ: یافته‌های تحقیق

جدول ۷ - نتایج دقت پیش بینی الگوی تلفیقی شبکه عصبی مصنوعی و الگوی گارچ گندم، ذرت و شکر

محصول	نام معیار / نوع الگو	RMSE	MAD	MAPE	Theil C
گندم	الگوی تلفیقی GARCH-ANN	۸/۵۲	۶/۳۸	۱/۰۱	۰/۰۰۶۷
ذرت	الگوی تلفیقی GARCH-ANN	۸/۲۱	۶/۱۱	۰/۹۴	۰/۰۰۶۹
شکر	الگوی تلفیقی GARCH-ANN	۰/۳۶	۰/۲۷	۱/۱۴	۰/۰۰۷۵

مأخذ: یافته‌های تحقیق

جدول ۸- نتایج دقت پیش بینی الگوی تلفیقی شبکه عصبی مصنوعی و الگوی ای گارچ گندم، ذرت و شکر

محصول	نام معیار / نوع الگو	RMSE	MAD	MAPE	Theil C
گندم	الگوی تلفیقی EGARCH-ANN	۸/۵۲	۶/۳۱	۱/۰۰	۰/۰۰۶۷
ذرت	الگوی تلفیقی EGARCH-ANN	۷/۲۱	۵/۶۲	۰/۹۳	۰/۰۰۶۴
شکر	الگوی تلفیقی EGARCH-ANN	۰/۳۵	۰/۲۷	۱/۱۲	۰/۰۰۷۲

مأخذ: یافته‌های تحقیق

جدول ۹- نتایج ارزیابی و مقایسه دقت پیش بینی الگوهای رقیب گندم

نام معیار / نوع الگو	RMSE	MAD	MAPE	Theil C
الگوی ARIMA(۴.۱.۴)	۹/۲۷	۷/۰۴	۱/۱۴	۰/۰۰۷۳
الگوی GARCH(۱,۱)	۹/۲۶	۶/۹۹	۱/۱۲	۰/۰۰۷۳
الگوی EGARCH	۹/۲۴	۶/۹۸	۱/۱۱	۰/۰۰۷۳
ANN	۸/۹۶	۶/۸۸	۱/۱۱	۰/۰۰۷۱
ARIMA-ANN	۸/۵۵	۶/۴۰	۱/۰۲	۰/۰۰۶۷
GARCH-ANN	۸/۵۲	۶/۳۸	۱/۰۱	۰/۰۰۶۷
EGARCH-ANN	۸/۵۲	۶/۳۱	۱/۰۰	۰/۰۰۶۷

مأخذ: یافته‌های تحقیق

جدول ۱۰- نتایج ارزیابی و مقایسه دقت پیش بینی الگوهای رقیب ذرت

نام معیار / نوع الگو	RMSE	MAD	MAPE	Theil C
الگوی ARIMA(۲.۱.۲)	۹/۳۲	۷/۱۶	۱/۱۴	۰/۰۰۷۳
الگوی GARCH(۱,۱)	۹/۲۶	۶/۹۹	۱/۱۱	۰/۰۰۷۳
الگوی EGARCH	۹/۲۴	۶/۹۸	۱/۱۱	۰/۰۰۷۳
ANN	۹/۰۲	۶/۹۴	۱/۱۱	۰/۰۰۷۱
ARIMA-ANN	۸/۲۶	۶/۲۷	۰/۹۸	۰/۰۰۷۱
GARCH-ANN	۸/۲۱	۶/۱۱	۰/۹۴	۰/۰۰۶۹
EGARCH-ANN	۷/۲۱	۵/۶۲	۰/۹۳	۰/۰۰۶۴

مأخذ: یافته‌های تحقیق

جدول ۱۱- نتایج ارزیابی و مقایسه دقت پیش بینی الگوهای رقیب شکر

نام معیار / نوع الگو	RMSE	MAD	MAPE	Theil C
الگوی ARIMA(۳.۱.۴)	۰/۴۰	۰/۳۰	۱/۲۵	۰/۰۰۸۲
الگوی GARCH(۱,۱)	۰/۴۰	۰/۲۹	۱/۲۵	۰/۰۰۸۲
الگوی EGARCH	۰/۳۹	۰/۲۸	۱/۲۳	۰/۰۰۸۱
ANN	۰/۳۷	۰/۲۸	۱/۲۲	۰/۰۰۷۷
ARIMA-ANN	۰/۳۶	۰/۲۷	۱/۱۵	۰/۰۰۷۵
GARCH-ANN	۰/۳۶	۰/۲۷	۱/۱۴	۰/۰۰۷۵
EGARCH-ANN	۰/۳۵	۰/۲۷	۱/۱۲	۰/۰۰۷۲

مأخذ: یافته‌های تحقیق

جدول ۱۲ - آزمون برابری خطای پیش بینی مرگان- گرنجر- نیوبولد گندم

الگو	ARIMA	GHARCH	EGHARCH	ANN	ARIMA-ANN	GARCH-ANN	EGARCH-ANN
ARIMA	۰	۱/۱۲	۱/۱۲	۱/۲۵	۴/۵۹***	۵/***۰۳***	۴/۷۸***
GRCH	-	۰	۱/۰۵	۱/۲۵	۴/۸۴***	۵/۴۵***	۵/۶۳***
EGARCH	-	-	۰	۱/۲۴	۴/۱۲***	۳/۸۷***	۶/۷۶***
ANN	-	-	-	۰	۱/۲۴	۱/۲۸	۱/۲۸
ARMA-ANN	-	-	-	-	۰	۱/۱۰	۱/۰۹
GARCH-ANN	-	-	-	-	-	۰	۰/۹۹
EGARCH-ANN	-	-	-	-	-	-	۰

مأخذ: یافته‌های تحقیق

*و** و*** به ترتیب نمایانگر معنی دار بودن در سطح۱۰، ۵، ۱ درصد است.

جدول ۱۳ - آزمون برابری خطای پیش بینی مرگان- گرنجر- نیوبولد ذرت

الگو	ARIMA	GHARCH	EGHARCH	ANN	ARIMA-ANN	GARCH-ANN	EGARCH-ANN
ARIMA	۰	۰/۶۸	۰/۶۹	۱/۱۲	۷/۱۲***	۶/۹۶***	۶/۹۵***
GHARCH	-	۰	۰/۲۴	۰/۸۶	۷/۴۸***	۷/۳۴***	۷/۳۵***
EGHARCH	-	-	۰	۰/۷۲	۷/۶***	۷/۴۴***	۷/۴۵***
ANN	-	-	-	۰	۷/۱۵***	۷/۰۶***	۷/۰۴***
ARMA-ANN	-	-	-	-	۰	۰/۳۰	۲/۳۵***
GARCH-ANN	-	-	-	-	-	۰	۱/۳۶
EGARCH-ANN	-	-	-	-	-	-	۰

مأخذ: یافته‌های تحقیق

*و** و*** به ترتیب نمایانگر معنی دار بودن در سطح۱۰، ۵، ۱ درصد است.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

جدول ۱۴ - آزمون برابری خطای پیش بینی مرگان- گرنجر- نیوبولد شکر

الگو	ARIMA	GHARCH	EGHARCH	ANN	ARIMA-ANN	GARCH-ANN	EGARCH-ANN
ARIMA	۰	۰/۰۵	۰/۵۷	۱/۰۰	***۳/۰۴	***۳/۳۷	***۳/۶۶
GHARCH	-	۰	۰/۶۹	۰/۹۹	***۲/۵۱	***۳/۸	***۳/۷۲
EGHARCH	-	-	۰	۰/۸۳	***۲/۳۷	***۲/۹۷	***۳/۷۳
ANN	-	-	-	۰	۰/۵۴	۰/۵۹	۱/۲۲
ARMA-ANN	-	-	-	-	۰	۰/۶۴	۰/۷۷
GARCH-ANN	-	-	-	-	-	۰	۰/۰۶
EGARCH-ANN	-	-	-	-	-	-	۰

مأخذ: یافته‌های تحقیق

*و** و*** به ترتیب نمایانگر معنی دار بودن در سطح۱۰، ۵، ۱ درصد است.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی