



## کاربرد رهیافت شبکه عصبی در پیش‌بینی قیمت کنجاله سویا در بورس کالای ایران

علی‌اکبر باغستانی<sup>۱</sup>  
سعید یزدانی<sup>۲</sup>  
مجید احمدیان<sup>۳</sup>

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۴/۹/۴

تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۷/۴

### چکیده

وابستگی روزافزون صنعت دام و طیور کشور به کنجاله سویا، موجب شده است تا هرگونه نوسان قیمت این محصول از نگاه فعالان بازار آن به دقت و حساسیت بی‌گیری شود. این نوسان‌ها در برخی مقاطع، دغدغه‌ها و نگرانی‌های جدی در خصوص وضعیت تأمین کنجاله سویا و قیمت آن به وجود آورده است. به منظور دستیابی به پیش‌بینی‌های بهتر در بازار بورس کنجاله سویا، قواعد موجود در آن شناسایی شود. در این مطالعه با استفاده از داده‌های قیمت ماهانه و هفتگی کنجاله سویا در بازار بورس، ضمن بررسی جایگاه کنجاله سویا در معاملات بورس کالا، قیمت کنجاله سویا با رهیافت شبکه عصبی مبتنی بر الگوریتم GMDH<sup>۱</sup> پیش‌بینی و نتایج با پیش‌بینی‌های مدل خودرگرسیو میانگین متحرک مقایسه می‌گردد. نتایج نشان می‌دهد الگوریتم شبکه عصبی GMDH، توانایی و دقت بالاتری در پیش‌بینی قیمت نسبت به روش خودرگرسیو میانگین متحرک داشته است.

**واژگان کلیدی:** کنجاله سویا، روش GMDH، مدل خودرگرسیو میانگین متحرک، پیش‌بینی قیمت، بورس کالا.

**طبقه‌بندی JEL:** C1, C12, D43, D53, Q13

۱- دکتری اقتصاد کشاورزی، گروه اقتصاد کشاورزی، واحد علوم و تحقیقات تهران، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. (نویسنده مسئول)

۲- استاد، گروه اقتصاد کشاورزی، دانشکده اقتصاد و توسعه کشاورزی، دانشگاه تهران.

۳- استاد، گروه اقتصاد، دانشگاه تهران.

## ۱- مقدمه

محصولات گروه کنجاله‌ها به ویژه کنجاله سویا، یکی از پرمصرف‌ترین نهاده‌های دامی در کشور است که برای تهیه کنستانتره‌ها و غذای طیور استفاده می‌شود. نزدیک به ۹۰ درصد دانه روغنی استفاده‌شده در کارخانه‌های روغن‌کشی را دانه روغنی سویا به خود اختصاص داده و در این میان بیش از ۸۰ درصد سویای مورد استفاده در این کارخانه‌های از بازارهای بین‌المللی تهیه می‌شود (پندار و همکاران، ۱۳۹۰). نوسان‌های قیمتی این محصول سبب ایجاد نا اطمینانی تولیدکنندگان در خرید این نهاده می‌گردد. بررسی‌ها نشان می‌دهد که گروه کنجاله‌ها، پرونق‌ترین کالاهای مورد معامله در تالار معامله‌های کشاورزی بورس کالا بوده و سایر کالاهای کشاورزی نقد شونددگی کمتری دارند.

یکی از مهم‌ترین کاربردهای نمونه‌های اقتصادی، پیش‌بینی مقادیر آینده‌ی متغیرهای اقتصادی است. در حقیقت، نمونه‌های اقتصادی را می‌توان با میزان صحت پیش‌بینی‌شان مورد آزمون قرارداد. بدین ترتیب که اگر یک نمونه اقتصادی در تبیین روابط موجود میان متغیرها موفق باشد، باید قادر به پیش‌بینی صحیحی از آینده‌ی متغیرها نیز باشد. (مشیری، ۱۳۸۰). مشیری و فروتن (۱۳۸۵)، قیمت‌های روزانه‌ی پیش‌خرد و پیش‌فروش نفت خام را از ۱۹۸۳ تا ۲۰۰۳، با استفاده از روش‌های خودرگرسیو میانگین متحرک و گارچ پیش‌بینی کردند و در نهایت از نمونه منقطع و غیرخطی شبکه عصبی برای پیش‌بینی استفاده کردند و نشان دادند که استفاده از شبکه عصبی نتایج پیش‌بینی را بهبود داده است. فهیمی فرد (۱۳۸۷)، به مقایسه کارایی مدل‌های عصبی - مصنوعی ANFIS و خودرگرسیونی در پیش‌بینی قیمت خرده‌فروشی محصولات کشاورزی و ایران پرداخت. نتایج مطالعه وی نشان داد که نمونه‌های شبکه عصبی در تمامی افق‌های زمانی مورد بررسی از کارایی بیشتری در مقایسه با مدل‌های گارچ و خودرگرسیو میانگین متحرک برخوردار می‌باشند. Moshiri and Camerron (2000)، عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی را با سایر روش‌های اقتصادسنجی سنتی و سری زمانی برای پیش‌بینی نرخ تورم کانادا مقایسه کردند. نتایج نشان داد که شبکه‌های عصبی قادرند به خوبی تمام روش‌های اقتصادسنجی سنتی و سری زمانی و در بعضی موارد بهتر از آن‌ها نرخ تورم کانادا را پیش‌بینی کنند. (Rech 2002)، نشان داد که شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی در یک دوره بعد بهترین عملکرد را دارند. (Olson and Mossan 2003)، شبکه عصبی مصنوعی پس از انتشار خطا با مدل لوجیت<sup>۱</sup> و روش حداقل مربعات معمولی را مقایسه کردند. نتایج برتری روش شبکه عصبی را آشکار کرد. (Harvi et al., 2004)، بر این باورند که شبکه‌های عصبی بهتر از سایر روش‌ها مسیر متغیرها را پیش‌بینی می‌نمایند. (Henry and Boosarawongse 2007)، به این نتیجه دست یافتند که مدل شبکه عصبی نسبت به مدل میانگین متحرک خود رگرسیون تجمعی به خوبی، داده‌های برنج صادراتی را برازش و پیش‌بینی می‌کند. (Fahimi Fard et al., 2009)، در مطالعه‌ای به بررسی کاربرد مدل فازی - عصبی در پیش‌بینی قیمت خرده‌فروشی گوشت مرغ ایران پرداخته و نتایج حاصل از آن را با نمونه خودرگرسیو میانگین متحرک به عنوان رایج‌ترین روش پیش‌بینی اقتصادسنجی مقایسه کردند. مطالعه آنان در تمامی افق‌های زمانی نشان داد که

مدل غیرخطی فازی-عصبی از کارایی بیشتری در مقایسه با مدل خطی خودرگرسیو میانگین متحرک برخوردار می‌باشد.

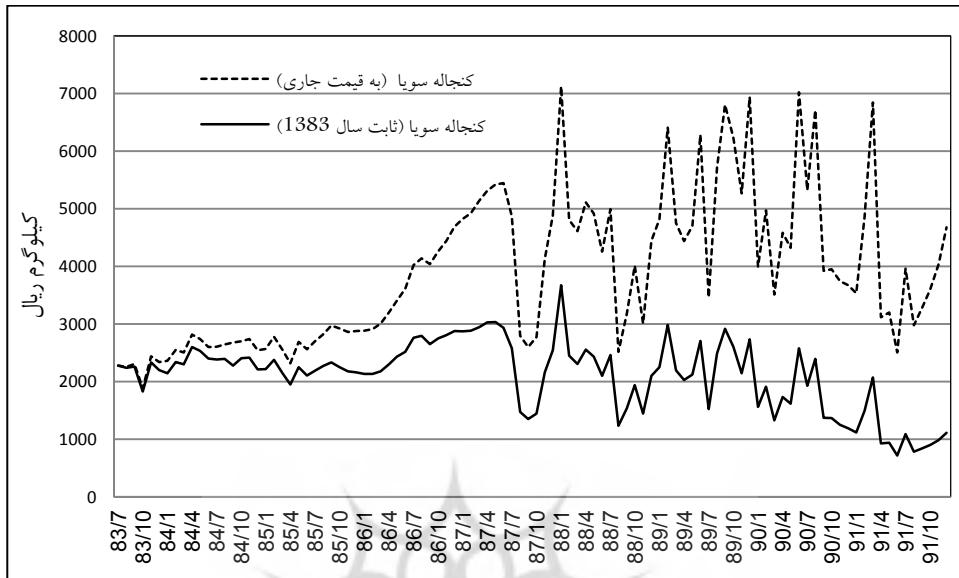
در این مطالعه به منظور پیش‌بینی قیمت کنجاله سویا از روش شبکه عصبی مبتنی بر الگوریتم GMDH و روش خودرگرسیو میانگین متحرک استفاده می‌شود و در نهایت دو روش با یکدیگر مقایسه می‌شوند. لذا فرضیه‌های مورد آزمون در این تحقیق به قرار زیر می‌باشند:

- ۱) الگوریتم شبکه عصبی GMDH در مقایسه با الگوی آریمای توانایی بیشتری در پیش‌بینی قیمت دارد.
- ۲) قیمت کنجاله‌ی سویای معامله‌شده در بازار بورس کالا نوسانی است.

### ۱-۱- بررسی وضعیت قیمت ماهانه کنجاله سویا در بازار بورس کالا

کنجاله سویا یکی از محصولات های اساسی و عمده بورس کالا بوده است. این محصول به صورت عمده در این بازار عرضه و دادوستد می‌شود. با توجه به این که بورس کالای کشاورزی در مهرماه سال ۱۳۸۳ شروع به فعالیت کرد و شهریورماه سال ۱۳۸۶ در بورس کالا ادغام شده است، اطلاعات مربوط به قیمت ماهانه کنجاله سویای معاملاتی در بورس در دوره مهرماه ۱۳۸۳ تا اسفندماه ۱۳۹۱ در نظر گرفته شده است. هر کیلوگرم کنجاله سویای معاملاتی در بورس از ۲۲۷۶ ریال در مهرماه ۱۳۸۳ به ۴۶۷۷ ریال به ازای هر کیلوگرم در اسفندماه ۱۳۹۱ رسیده است. متوسط نرخ رشد قیمت ماهانه کنجاله سویای معاملاتی در بورس، ۳/۳ درصد بوده است. متوسط قیمت ماهانه کنجاله سویای معاملاتی در بورس در دوره مورد بررسی، ۳۸۸۵ ریال به ازای هر کیلوگرم بوده است.

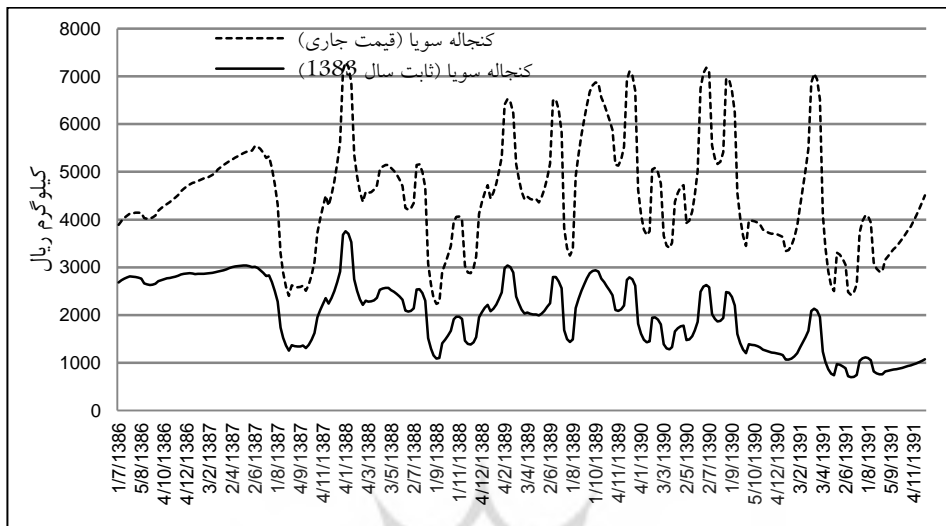
به منظور حذف اثر تورم از قیمت ماهانه کنجاله سویای معاملاتی در بورس، از شاخص ماهانه بهای کالاها و خدمات مصرفی (CPI) به قیمت ثابت سال ۱۳۸۳ استفاده شده است. بر پایه قیمت‌های ثابت سال ۱۳۸۳، هر کیلوگرم کنجاله سویای معاملاتی در بورس در مهرماه سال ۱۳۸۳، ۲۲۷۴ ریال به ازای هر کیلوگرم بوده و علیرغم رشد قیمت جاری آن، به ۱۱۱۰ ریال به ازای هر کیلوگرم در اسفندماه ۱۳۹۱ رسیده است. البته روند قیمت‌های ثابت کنجاله سویای معاملاتی تا خردادماه سال ۱۳۹۱ صعودی بوده و ۲۰۷۰ ریال به ازای هر کیلوگرم بوده است. رشد شدید تورم در بازه تیرماه تا پایان سال ۱۳۹۱ سبب شده است تا قیمت‌های ثابت کنجاله سویا، افت را تجربه کند. متوسط قیمت کنجاله سویای معاملاتی در بورس به قیمت‌های ثابت سال ۱۳۸۳، در دوره مهرماه ۱۳۸۳ تا اسفندماه ۱۳۹۱، برابر ۲۱۱۳ ریال به ازای هر کیلوگرم بوده است. متوسط نرخ رشد ماهانه قیمت کنجاله سویای معاملاتی در بورس به قیمت‌های ثابت سال ۱۳۸۳، ۱/۸ درصد بوده است.



نمودار ۱- روند قیمت ماهانه کنجاله سویا در بورس کالای ایران به قیمت‌های جاری و ثابت سال ۱۳۸۳ در دوره مهرماه ۱۳۸۳ تا اسفندماه ۱۳۹۱

#### ۱-۲- بررسی وضعیت قیمت هفتگی کنجاله سویا در بازار بورس کالا

هر کیلوگرم کنجاله سویای معاملاتی در بورس از ۳۸۸۸ ریال در هفته اول مهرماه ۱۳۸۶ به ۴۵۰۶ ریال به ازای هر کیلوگرم در هفته چهارم اسفندماه ۱۳۹۱ رسیده است. متوسط نرخ رشد قیمت هفتگی کنجاله سویای معاملاتی در بورس، ۰/۶ درصد بوده است. متوسط قیمت هفتگی کنجاله سویای معاملاتی در بورس در دوره مورد بررسی، ۴۵۲۰ ریال به ازای هر کیلوگرم بوده است. همان‌طور که در نمودار زیر آمده است، قیمت کنجاله معاملاتی در بورس کالا به قیمت جاری و ثابت نوسانات زیادی داشته است. اگرچه روند کلی قیمت هفتگی کنجاله به ارقام جاری تقریباً ثابت بوده است، اما روند قیمت هفتگی کنجاله سویا به قیمت‌های ثابت سال ۱۳۸۳، نزولی بوده است.



نمودار ۲- روند قیمت هفتگی کنجاله سویا در بورس کالای ایران به قیمت‌های جاری و ثابت سال ۱۳۸۳ از هفته اول مهرماه ۱۳۸۶ تا هفته چهارم اسفندماه ۱۳۹۱

## ۲- مواد و روش‌ها

### مدل‌سازی و پیش‌بینی با استفاده از روش خودرگرسیون میانگین متحرک (ARIMA)<sup>۲</sup>

برای پیش‌بینی مقادیر قیمت کنجاله سویا با استفاده از روش باکس جنکینز باید مدل ویژه‌ای را از میان مدل‌های اتورگرسیون، مدل‌های میانگین متحرک و در نهایت مدل‌های تلفیق‌شده اتورگرسیون-میانگین متحرک (آریمای) را انتخاب کرد.

این روش مشتمل بر یک روش تکرار چهار مرحله‌ای می‌باشد:

- (۱) شناسایی آزمایشی<sup>۱</sup> یا تشخیص: در این مرحله به دنبال تعیین مقادیر واقعی وقفه‌ها بوده و برای این کار نمودار همبستگی و همبستگی جزئی استفاده می‌شود.
- (۲) تخمین: داده‌های مربوط به گذشته جهت تخمین پارامترهای نمونه‌ای که در مرحله اول به طور آزمایشی تعیین شده است، به کار می‌رود.
- (۳) تشخیص دقت برازش (کنترل تشخیصی<sup>۲</sup>): در این مرحله کفایت نمونه شناسایی شده کنترل می‌شود و در صورت نیاز مدل بهتری پیشنهاد می‌گردد.
- (۴) پیش‌بینی: به محض این که مدل نهایی به دست آمد جهت پیش‌بینی مقادیر آینده سری زمانی به کار خواهد رفت (شیوا، ۱۳۷۵).

## ۲-۱- الگوی ریاضی شبکه عصبی GMDH

شبکه عصبی GMDH در برگیرنده مجموعه‌ای از نرون‌ها بوده که از پیوند جفت‌های مختلف از طریق یک چندجمله‌ای درجه دوم به وجود می‌آید. فرض کنید مجموعه‌ای از  $m$  متغیر شامل  $x_1, x_2, \dots, x_m$  و یک متغیر  $y$  وجود دارد داده‌های مربوط به هر کدام از  $x_i$  ها و متغیر هدف  $y$  متغیر خروجی نیز برای یک دوره زمانی وجود دارد به عبارتی هر یک از متغیرها به صورت یک بردار که شامل اعداد سری زمانی مربوط به آن متغیر است، می‌باشد. (زمانی، ۱۳۸۸). اطلاعات اولیه‌ای که جهت ساخت الگوریتم GMDH باید جمع‌آوری گردد. مجموعه‌ای از  $n$  مشاهده است که در ماتریس زیر نشان داده شده است:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_\eta \\ \dots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{\eta 1} & x_{\eta 2} & \dots & x_{\eta m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nm} \end{bmatrix} \begin{matrix} \text{مجموعه آموزش} \\ \vdots \\ \text{مجموعه آزمون} \\ \vdots \end{matrix}$$

شکل ۱- متغیرهای ورودی به الگوریتم GMDH

منبع: زمانی (۱۳۸۸)

برای شروع به کار الگوریتم با دو مساله مواجه هستیم تشخیص رابطه‌ای که متغیر خروجی را بر اساس متغیرهای ورودی  $x_i$  ها تولید می‌کند. پیش‌بینی  $y$  به ازای مقادیر معلوم  $x_i$  ها به عبارتی نیاز به تشخیص مدل و رابطه بین متغیرها می‌باشد (نمونه‌سازی) که سپس بتوان از روی آن مدل مقادیر آتی متغیر هدف پیش‌بینی کرد (Ivaknenko 1995).

مبنای الگوریتم GMDH عبارت از فرآیندی جهت ساخت یک چندجمله‌ای با مراتب بالا است که به سری تابع ولتراً معروف است و به شکل زیر ارائه می‌گردد: (این چندجمله‌ای را ایواخنکو نیز می‌نامند).

$$\hat{y} = a_0 + \sum_{i=1}^m a_i x_i + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^m a_{ijk} x_i x_j x_k + \dots \quad (1)$$

برای این منظور در الگوریتم *GMDH* ابتدا به تجزیه سری توابع ولترا به چندجمله‌ای‌های دو متغیره درجه دوم می‌پردازیم.

$$G(x_i, x_j) = a_0 + a_1 x_i + a_2 x_j + a_3 x_i^2 + a_4 x_j^2 + a_5 x_i x_j \quad (2)$$

در این تجزیه سری ولترا به مجموعه‌ای از معادل‌های بازگشتی زنجیره‌ای تبدیل می‌گردد به گونه‌ای که مجدداً با جایگذاری جبری هر یک از روابط بازگشتی در این رابطه سری ولترا برقرار می‌گردد. رابطه‌ی زیر

$$y_i = f(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{im}) \quad i=1, 2, 3, \dots, m \quad (3)$$

توسط تابع  $f$  تقریب زده می‌شود:

$$\hat{y}_i = \hat{f}(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{im}) \quad i=1, 2, 3, \dots, m \quad (4)$$

و در صورتی که تابع  $f$  به صورت زیر بیان شود:

$$\hat{y} = a_0 + \sum_{i=1}^m a_i x_i + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^m a_{ijk} x_i x_j x_k + \dots \quad (5)$$

در واقع هدف این الگوریتم یافتن ضرایب مجهول  $\alpha$  در سری توابع ولترا می‌باشد. لازم به ذکر است که تمامی نمونه‌های جزئی به وجود آمده از یک ساختار متشابه همانند رابطه زیر برخوردار هستند:

$$\hat{f}(x_i, x_j) = v_0 + v_1 x_i + v_2 x_j + v_3 x_i^2 + v_4 x_j^2 + v_5 x_i x_j \quad (6)$$

با توجه به اینکه هدفی را که ما در این الگوریتم دنبال می‌کنیم چیزی جز نمونه‌سازی سیستم اولیه نیست لذا با ترکیب مدل سیستم‌های جزئی و تکرار این عمل می‌توان به نمونه اصلی سیستم که به فرم رابطه (۷) می‌باشد دست یافت.

$$\hat{y} = v_0 + \sum_{i=1}^m v_i x_i + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m v_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^m v_{ijk} x_i x_j x_k + \dots \quad (7)$$

بعد از تجزیه سیستم اصلی به تعداد  $C_m^2$  سیستم جزئی نمونه‌ای با دو متغیر ورودی برای هر یک از آن‌ها محاسبه می‌شود سپس نمونه‌های جزئی ایجادشده را دو به دو باهم ترکیب کرده که حاصل این

ترکیب، تعداد  $\frac{C_m^2(C_m^2-1)}{2}$  سیستم و یا نمونه جزئی جدید با حداقل سه و چهار متغیر ورودی می‌باشد البته تعداد متغیرهای وابسته به مدل و یا به عبارتی تعدادی ورودی‌های سیستم مهم نبوده و تنها دقت تخمین واقعی سیستم اصلی توسط مدل‌های ایجاد شده اهمیت دارد لذا با در نظر گرفتن این قاعده برای کاهش محاسبات مضاعف و زائد و افزایش راندمان و دقت نمونه‌سازی تعدادی از مدل‌های جزئی تشکیل شده را که از دقت و تخمین بالایی نسبت به مدل‌های دیگر برخوردار هستند انتخاب نموده و مابقی را حذف می‌کنیم (Vaschkina and Yarin 2001، نریمان زاده و همکاران ۲۰۰۲ و ۲۰۰۳، ابریشمی و همکاران، ۱۳۸۸)

متغیرهای اصلی این مطالعه، قیمت‌های نقدی ماهانه و هفتگی کنجاله سویا در بازار بورس کالای ایران می‌باشد. به منظور تبدیل قیمت‌ها به قیمت ثابت از شاخص بهای کالاها و خدمات مصرفی (CPI) به قیمت ثابت سال ۱۳۸۳ استفاده شده است.

### ۳- نتایج

رهیافت مبتنی بر فرآیند خودرگرسیون و میانگین متحرک یکی از روش‌های کلاسیک و پذیرفته شده جهت پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی است. جهت تعیین تعداد جمله‌های خود رگرسیو و تعداد جمله‌های میانگین متحرک از توابع خود همبستگی و خود همبستگی جزئی بر اساس مراحل باکس جنکینز استفاده گردید. در نهایت بر اساس معیارهای آکائیک و شوارتز-کمترین مقدار معیارهای آکائیک و شوارتز-وقفه بهینه برای نمونه‌ها انتخاب گردید. نتایج برآورد این الگو در ادامه آمده است. به عنوان مثال در نمونه‌سازی معادله قیمت ماهانه کنجاله سویا تعداد یک جمله خودرگرسیو و پنج وقفه میانگین متحرک به عنوان وقفه‌های بهینه بر اساس معیارهای مذکور، انتخاب گردید.

قیمت ماهانه کنجاله سویا

$$\begin{aligned} \text{bsp} = & -12.8 - 0.47\text{AR}(1) + 0.1\text{MA}(1) - 0.24\text{MA}(2) - \\ & (10.4) \quad (0.17) \quad (0.16) \quad (0.11) \\ & 0.17\text{MA}(3) - 0.1\text{MA}(4) - 0.57\text{MA}(5) \quad (8) \\ & (0.1) \quad (0.11) \quad (0.1) \\ R^2 = & 0.34 \quad F = 6.8 \end{aligned}$$

نرخ رشد قیمت ماهانه کنجاله سویا



$$\begin{aligned} dlbspw = & -0.009 - 0.59AR(1) + 0.2MA(1) - 0.28MA(2) - \\ & (0.004) \quad (0.19) \quad (0.19) \quad (0.12) \\ & 0.25MA(3) - 0.13MA(4) - 0.44MA(5) \quad (9) \\ & (0.11) \quad (0.12) \quad (0.11) \\ R^2 = & 0.29 \quad F = 5.4 \end{aligned}$$

قیمت هفتگی کنجاله سویا

$$\begin{aligned} bspw = & -3.7 + 0.24AR(1) - 0.01MA(1) - 0.26MA(2) + \\ & (1.08) \quad (0.15) \quad (0.14) \quad (0.05) \\ & 0.08MA(3) - 0.7MA(4) - 0.23MA(5) - 0.39MA(6) - 0.3MA(7) \quad (10) \\ & (0.07) \quad (0.05) \quad (0.11) \quad (0.06) \quad (0.08) \\ R^2 = & 0.5 \quad F = 35.77 \end{aligned}$$

نرخ رشد قیمت هفتگی کنجاله سویا

$$\begin{aligned} dlbspw = & -0.003 + 1.1AR(1) - 0.53AR(2) + 0.56AR(3) - 0.79AR(4) + 0.48AR(5) \\ & (0.0008) \quad (0.15) \quad (0.17) \quad (0.15) \quad (0.12) \quad (0.07) \\ & -0.82MA(1) + 0.63MA(2) - 0.6MA(3) + 0.14MA(4) - 0.34MA(5) \quad (11) \\ & (0.16) \quad (0.17) \quad (0.17) \quad (0.15) \quad (0.12) \\ R^2 = & 0.49 \quad F = 25.81 \end{aligned}$$

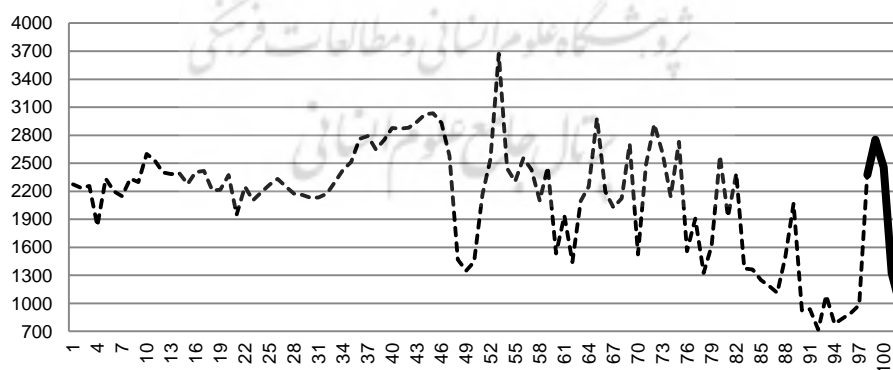
همان طور که در بخش روش تحقیق آمده است، الگوریتم GMDH از رهیافت‌های انعطاف‌پذیر شبکه عصبی است. در طراحی نمونه شبکه عصبی باید اندازه مجموعه یادگیری و آزمایش، نرمال سازی داده‌ها، تعداد لایه‌های پنهان شبکه و تعداد نرون‌های هر لایه- هر نرون ورودی‌های متعددی را پذیرا است که با یکدیگر به طریقی جمع می‌شوند اگر در یک لحظه تعداد ورودی‌های فعال نرون به حد کفایت برسد نرون نیز فعال می‌شود- مشخص گردد. در تعیین این موارد، روش‌های سیستماتیکی وجود ندارد بنابراین بهترین طراحی شبکه با استفاده از تجربه و آزمایش و خطا به دست می‌آید. در این پژوهش پس از تعیین مجموعه داده‌های تست و آموزش، داده‌های ورودی به شبکه استانداردسازی شد. در این تحقیق جهت پیش‌بینی و مدل‌سازی به روش GMDH از داده‌های ماهانه قیمت سویا از مهرماه ۱۳۸۳ تا اسفندماه ۱۳۹۱ استفاده شد. از داده‌های مربوط به مهرماه ۱۳۸۳ تا دی ماه ۱۳۹۱ برای آموزش شبکه و از مابقی برای آزمون شبکه استفاده شد. جهت پیش‌بینی و نمونه‌سازی قیمت هفتگی کنجاله سویا از داده‌های مربوط به هفته اول مهرماه ۱۳۸۳ تا هفته آخر دی ماه ۱۳۹۱ برای آموزش شبکه و از مابقی برای آزمون شبکه استفاده شد. در

این تحقیق تعداد نرون‌ها از ۱ تا ۱۳ نرون متغیر است و بهترین تعداد نرون به صورت سعی و خطا تعیین می‌شود. در این تحلیل تنها از اطلاعات گذشته شامل میانگین‌های متحرک کوتاه و بلندمدت برای پیش‌بینی قیمت استفاده شد. انتخاب داده‌های هفتگی به دلیل ماهیت این روش در پیش‌بینی‌های کوتاه مدت است. مدل GMDH با انتخاب بهینه ۳ لایه بهینه تخمین زده شد. مقدار RMSE در مرحله تخمین برای قسمت آموزش و برای داده‌های آزمون و دقت پیش‌بینی در جدول شماره یک آمده است. در ادامه جزئیات پیش‌بینی قیمت سویا در بازار بورس کالا در دو افق زمانی ماهانه و هفتگی آمده است.

جدول ۱- جزئیات الگوی برآورد شده با رهیافت GMDH برای پیش‌بینی قیمت کنجاله سویا

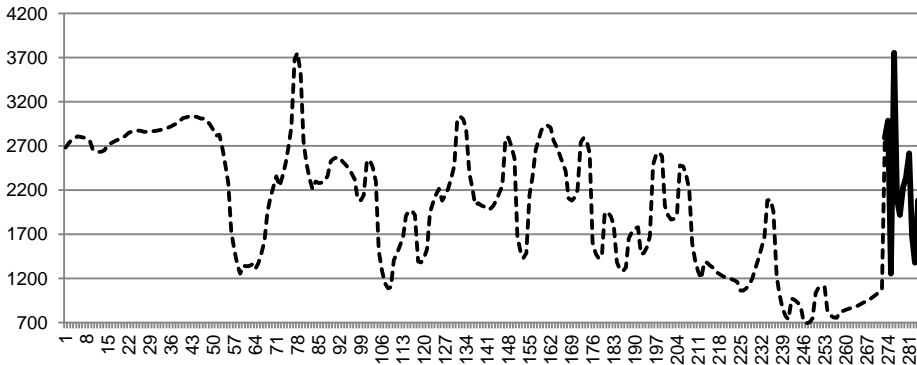
نام متغیر <sup>۱۱</sup>	تعداد لایه <sup>۱۰</sup>	معیار ارزش‌گذاری <sup>۹</sup> (دقت پیش‌بینی)	مقدار RMSE برای قسمت پردازش <sup>۸</sup>	مقدار RMSE برای داده‌های آزمون <sup>۷</sup>
قیمت ماهانه کنجاله سویا در بورس کالا				
BSP	۳	$4/35 \times 10^{-8}$ ( $> 99\%$ درصد)	$1/8 \times 10^{-9}$	$1/99 \times 10^{-9}$
DLBSP	۳	۰/۰۲۹ ( $> 99\%$ درصد)	۰/۰۳	۰/۰۳
قیمت هفتگی کنجاله سویا در بورس کالا				
BSPW	۳	$3/9 \times 10^{-7}$ ( $> 99\%$ درصد)	۰/۰۰۱۲	۰/۰۰۰۹
DLBSPW	۳	۰/۰۴۱ ( $> 99\%$ درصد)	۰/۰۲۷	۰/۰۳

منبع: محاسبه‌های تحقیق



نمودار ۳- روند قیمت ماهانه کنجاله سویا در بورس کالا، پیش‌بینی‌شده با الگوریتم GMDH

(واحد: کیلوگرم ریال)



نمودار ۴- روند قیمت هفتگی کنجاله سویا در بورس کالا، پیش‌بینی شده با الگوریتم GMDH  
(واحد: کیلوگرم ریال)

برای ارزیابی دقت پیش‌بینی به طور معمول از خطای پیش‌بینی یا توابعی از آن‌ها استفاده می‌شود. در این مطالعه میزان خطای پیش‌بینی با معیارهای ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین قدر مطلق خطا (MAE) و میانگین قدر مطلق درصد خطا (MPAE) مورد بررسی قرار می‌گیرد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (\hat{Y}_t - Y_t)^2}{N}}, \quad MAE = \frac{\sum |\hat{Y}_t - Y_t|}{N}, \quad MPAE = \frac{\sum \left| \frac{\hat{Y}_t - Y_t}{Y_t} \right|}{N} \quad (12)$$

جدول ۲- مقایسه قدرت پیش‌بینی قیمت محصول کنجاله سویا در بورس کالا

MAPE	RMSE	MAE	روش پیش‌بینی	نماد	نام متغیر
قیمت ماهانه از ۱۳۸۳/۷ - ۱۳۹۱/۱۲					
۰/۲۰۷	$\times 10^{-9} 1/96$	$\times 10^{-9} 1/26$	GMDH	BSP	قیمت کنجاله سویا
۱۶/۱۶	۳۸۷/۴۴	۲۹۸/۷	ARIMA(1,5)		
۴/۱۸۶	۰/۰۳۵۵	۰/۰۳۲۱	GMDH	DLBSP	نرخ رشد قیمت کنجاله سویا
۳۶۲/۵۷	۰/۲۰۷	۰/۱۵۸	ARIMA(1,5)		
قیمت هفتگی از هفته اول ۱۳۸۳/۷ تا هفته چهارم ۱۳۹۱/۱۲					
۰/۲۵۸۵	۰/۰۰۰۹۴۷	۰/۰۰۰۵۸	GMDH	BSPW	قیمت هفتگی سویا
۵/۰۰۹	۱۳۶/۱۴	۸۹/۱۶۷	ARIMA(1,7)		
۰/۰۱۷۴	۰/۰۳۰۳	۰/۰۲۴	GMDH	DLBSPW	نرخ رشد هفتگی کنجاله سویا
۳۶۶/۳۹	۰/۰۷۳۳	۰/۰۴۸	ARIMA(5,5)		

مأخذ: محاسبه های تحقیق

همان طور که در جدول فوق آمده است، به‌کارگیری هر سه معیار میزان دقت پیش‌بینی نشان می‌دهد که الگوریتم شبکه عصبی، توانایی و دقت بالایی در پیش‌بینی قیمت نسبت به روش خودرگرسیو میانگین متحرک داشته است.

### جمع‌بندی و پیشنهادها

این مطالعه تلاش می‌کند که به منظور دستیابی به پیش‌بینی‌های بهتر در بازار بورس، قواعد موجود در ساختار قیمت کنجاله سویا را کشف کند. وجود نوسانات به ویژه در قیمت‌های ثابت نشان‌دهنده نوعی نا اطمینانی به قیمت‌های بورس کالا است. البته یکی از دلایل این نوسان‌ها تقاضای بسیار کم و عرضه نامتوازن در بورس کالا است. به طوری که برخی موارد برای یک یا چند هفته معامله‌ای صورت نگرفته و قیمت تحقق پیدا نمی‌کند.

همان طور که نشان داده شد، روند کلی قیمت ماهانه کنجاله سویای معاملاتی در بورس کالا به قیمت جاری علیرغم نوسان‌های زیاد، صعودی با شیب کم بوده است. اما روند قیمت کنجاله سویای دادوستد شده در بورس کالای ایران به قیمت ثابت سال ۱۳۸۳، کاهشی با شیب بیشتر بوده است.

قیمت کنجاله معاملاتی در بورس کالا به قیمت جاری و ثابت نوسان‌های زیادی داشت. اگرچه روند کلی قیمت هفتگی کنجاله به ارقام جاری تقریباً ثابت بوده است، اما روند قیمت هفتگی کنجاله سویا به قیمت‌های ثابت سال ۱۳۸۳، نزولی بوده است. وجود نوسان‌ها با دامنه زیاد در ارقام به قیمت جاری و ثابت دیده می‌شود. وجود نوسانات به ویژه در قیمت‌های ثابت نشان‌دهنده نوعی نا اطمینانی به قیمت‌های بورس کالا است. به عبارتی بورس کالا به ویژه حجم و سهم معامله‌ها نتوانسته است از ریسک قیمتی این نهاد دامی بکاهد. حجم معامله ی کنجاله‌ها نیز نشان می‌دهد سهم معامله‌های آن از کل معامله‌ها از ۱۶/۱ درصد در شش ماهه ۱۳۸۳ با روندی نوسانی به ۷/۴ درصد در سال ۱۳۹۱ رسیده است. پیشنهاد می‌شود، در مطالعه‌های دیگر ضمن شناسایی ساختار بازار کنجاله سویا، وضعیت واردات آن مورد توجه قرار گیرد. بررسی‌ها نشان می‌دهد که حجم بالایی از کنجاله سویای عرضه‌شده در بورس کالا، وارداتی بوده و متغیرهای بسیاری مانند قیمت جهانی، نرخ ارز، تعرفه‌ها و وضعیت تحریم روی نوسانات این قیمت اثرگذار است.

در این مطالعه با استفاده از داده‌های قیمت ماهانه و هفتگی کنجاله سویا در بازار بورس، قیمت کنجاله با روش شبکه عصبی مبتنی بر الگوریتم GMDH پیش‌بینی گردید. با توجه به این که این الگوریتم، نتایج پیش‌بینی دقیقی را فراهم کرده است، پیشنهاد می‌شود تا در پیش‌بینی قیمت مورد توجه و استفاده قرار گیرد. افزایش دقت پیش‌بینی سبب اتخاذ سیاست‌های کاراتری می‌شود. نکته دیگر این که، رهیافت شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با رهیافت‌های سنتی نظیر آریما، صرفه‌جویی بیشتری در درجه آزادی داشته و جهت پیش‌بینی با مشاهده‌های کم، مناسب تر است.

## فهرست منابع

- ۱) ابریشمی ح.، م. مهر آرا، م. احراری، و س. میرقاسمی، ۱۳۸۸. الگوسازی و پیش‌بینی رشد اقتصادی ایران با رویکرد شبکه عصبی GMDH. مجله تحقیقات اقتصادی. شماره ۸۸. ص ۱-۲۴.
- ۲) پندار م.، ع. شاکری، و ح. سلامی، ۱۳۹۱. مدیریت ریسک قیمتی واردات دانه روغنی سویا به وسیله بازار آتی‌ها. مجله تحقیقات اقتصاد و توسعه کشاورزی ایران. دوره ۲۴-۲. شماره ۴. ۴۷۹-۴۹۲.
- ۳) فهیمی فرد م.، ۱۳۸۷. مقایسه کارایی مدل های عصبی - مصنوعی و خود رگرسیونی در پیش بینی قیمت محصولات کشاورزی ایران. پایان نامه کارشناسی ارشد گروه اقتصاد کشاورزی. دانشگاه زابل.
- ۴) مشیری س.، ۱۳۸۰. پیش بینی تورم ایران با استفاده از مدل های ساختاری، سری زمانی و شبکه های عصبی. مجله تحقیقات اقتصادی. شماره ۵۸. ص ۱۸۴-۱۴۷.
- ۵) مشیری س.، و ف. فروتن، ۱۳۸۳. آزمون آشوب و پیش‌بینی قیمت‌های آتی نفت خام. فصلنامه پژوهش‌های اقتصادی ایران. شماره ۲۱. ص ۶۷-۹۰.
- 6) Fahimifard, S. M., M. Salarpour, M. Sabouhi, and S. Shirzady. 2009. Application of ANFIS to Agricultural Economic Variables Forecasting Case Study: Poultry Retail Price. Journal of Artificial Intelligence, 2(2):65-72.
- 7) Harvi, S., Osborn, D. R., C. R. Brichenhall. 2004. Liner versus neural network forecasts for European industrial production series, International Journal of forecasting, 20: 435-446.
- 8) Huseyin Ince., Theodore B. Trafalis. 2005. A hybrid model for exchange rate prediction, www.sicencedirect.com
- 9) Henry C.Co., Rujirek Boosarawongse. 2007. Forecasting Thailand, rice export: Statistical techniques vs. artificial neural networks, www.sicencedirect.com.
- 10) Ivakhnenko. G.A. .1995. The Review of Problems Solvable by Algorithms of the Method of Data Handling (GMDH). Pattern Recognition and Image Analysis, Vol.5.4: 527-535.
- 11) Moshiri, S., Cameron, N.2000. Neural network versus econometric models in forecasting inflation. Journal of forecasting 19, p.201-217
- 12) Nariman-zadeh N., A. Darvizeh, M. Gharababaei .2002. Modelling of Explosive Cutting Process of Plates Using GMDH-type Neural Network and Singular Value Decomposition". Journal of Materials Processing Technology, 128 (1-3): 80-87
- 13) Olson, D. and C. Mossan. 2003. Neural network of Canadian stock returns using accounting ratios international. Journal of Forecasting, 19:453-465.
- 14) Rech, G. 2002. Forecasting with artificial neural network models, SSE.EFI working paper Series in economics and Finance, 491:1-20.

## یادداشت‌ها

- <sup>1</sup>. Group Method of Data Handling(GMDH)
- <sup>2</sup>. Logit
- <sup>3</sup>. Autoregressive Integrated Moving Average processes
- <sup>4</sup>. Tentative identification
- <sup>5</sup>. Diagnostic checking
- <sup>6</sup>. Volterra Functional Series
- <sup>7</sup>. Post Processed Learning
- <sup>8</sup>. Post Processed Prediction
- <sup>9</sup>. Criterion Value
- <sup>10</sup>. Layer
- <sup>11</sup>. Variable