

## پیش‌بینی میزان صادرات پسته ایران: کاربرد شبکه عصبی مصنوعی

\*\*

\*

ARIMA / / /

### چکیده

با توجه به اهمیت پیش‌بینی صادرات در برنامه‌ریزی و سیاست‌گذاری و بمنظور پیش‌بینی صادرات پسته ایران، در این مطالعه از شبکه عصبی مصنوعی و فرآیند ARIMA استفاده و نتایج حاصله مورد مقایسه قرار گرفت. بمنظور انجام بررسی‌ها از داده‌های گمرک ایران برای سال‌های ۱۳۰۴ تا ۱۳۸۲ استفاده گردید. از داده‌های دوره ۷۷-۱۳۰۴ به‌منظور مقایسه روش‌ها و از داده‌های ۵ سال آخر برای بررسی قدرت پیش‌بینی استفاده شد. نتایج مطالعه نشان داد که شبکه عصبی پیش‌خور دارای عملکرد بهتری در مقایسه با سایر شبکه‌های عصبی و فرآیند ARIMA بوده و قادر است میزان صادرات پسته را دقیق‌تر پیش‌بینی نماید.

\* استاد گروه اقتصاد کشاورزی دانشگاه شیراز.

\*\* عضو هیأت علمی دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی داراب، دانشگاه شیراز.

## مقدمه

یکی از مهمترین بخش‌های اقتصادی در کشورهای در حال توسعه، بخش کشاورزی می‌باشد. این بخش علاوه بر تأمین امنیت غذایی، نقش مؤثری در توسعه اقتصادی، اشتغال و صادرات غیر نفتی کشور دارد. ایران نیز از این قاعده مستثنی نبوده و بخش کشاورزی در این کشور از اهمیت خاصی برخوردار می‌باشد و همواره نقش چشمگیری در صادرات غیر نفتی داشته است<sup>۱</sup>. برای نمونه صادرات محصولات کشاورزی طی چهار ماهه اول سال ۱۳۸۴ با دارا بودن ۱۴/۲ درصد از ارزش کل صادرات غیر نفتی، پس از صادرات مواد پتروشیمی، در رتبه دوم صادرات غیر نفتی قرار دارد.

اما از آنجا که صادرات محصولات کشاورزی به طور جدی و مناسب مورد توجه قرار نگرفته و به شکل بهینه‌ای تحت برنامه‌ریزی مدون قرار نداشته، نتیجه مطلوبی در روند توسعه اقتصادی کشور بدست نداده است<sup>۲</sup> و صادرات این بخش همواره با بحران‌های متعددی مواجه بوده است.

در میان محصولات صادراتی بخش کشاورزی، پسته از اهمیت ویژه‌ای برخوردار می‌باشد، چرا که ایران بزرگترین صادرکننده این محصول در سطح جهانی است و سهم قابل ملاحظه‌ای از تولید، سطح زیر کشت، مقدار و ارزش صادرات جهانی به ایران اختصاص دارد<sup>۳</sup>.

با این حال در سال‌های اخیر، صادرات این محصول نوسانات زیادی داشته و بویژه در دوره ۸۲-۱۳۷۵ بدلیل بروز خشکسالی و کاهش تولید داخلی، روند صادرات این محصول دستخوش کاهش شده<sup>۴</sup> و بدنبال آن سهم ایران از بازار جهانی نیز کاهش یافته است<sup>۵</sup>. لذا به

۱. سلیمی‌فر، مصطفی و صدیقه میرزایی خلیل آبادی (۱۳۸۱).

۲. اکبری، محمد رضا و حسین کریمی هسنیجه (۱۳۷۹).

۳. مهربانی بشرآبادی، حسین (۱۳۸۱).

۴. محمودزاده، مجید و منصور زیبایی (۱۳۸۳).

۵. ترکمانی، جواد و محمد حسن طراز کار (۱۳۸۴).

منظور برنامه‌ریزی‌های مناسب کوتاه‌مدت و بلندمدت در زمینه صادرات این محصول، اطلاع دقیق از وقایع آینده لازم و ضروری به نظر می‌رسد. چرا که لازمه شکل‌گیری بخش کشاورزی بعنوان یک بخش تجاری و مؤثر در توسعه اقتصادی، اتخاذ سیاست‌های مناسب در زمینه صادرات می‌باشد.

امروزه پیش‌بینی<sup>۱</sup> وقایع آینده مورد توجه محققین در زمینه‌های مختلف قرار گرفته و روش‌های متنوعی نیز در این رابطه ابداع شده است. یکی از جدیدترین روش‌های پیش‌بینی، رویکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی<sup>۲</sup> می‌باشد.

کاربرد شبکه‌های عصبی در اقتصاد و اقتصادسنجی از اواخر دهه ۸۰ میلادی با مطالعه وایت<sup>۳</sup> (۱۹۸۸) در بازارهای مالی و پیش‌بینی قیمت سهام شرکت IBM آغاز شد. البته هدف اصلی این مطالعه بجای پیش‌بینی، آزمون فرضیه کارایی بازار بود. هر چند نتایج این مطالعه نشان داد که الگوریتم‌های حداقل سازی استفاده شده در اقتصادسنجی بهتر از الگوریتم‌های شبکه عصبی هستند، ولی بدلیل ساده بودن شبکه مورد استفاده، نتایج این مطالعه توسط محققین مختلف به مجادله گرفته شد. پس از وایت (۱۹۸۸)، مطالعات متعددی در زمینه کاربرد شبکه عصبی مصنوعی با موفقیت صورت پذیرفت. اما موفقیت شبکه‌های عصبی در حوزه اقتصاد مالی، توجه متخصصان اقتصاد کلان و اقتصادسنجی را به خود جلب نمود و استفاده از شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی از دهه ۹۰ آغاز شد.<sup>۴</sup> مطالعات متعددی نیز در زمینه استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی متغیرهای مختلف اقتصادی صورت گرفت، که از آن جمله می‌توان به مطالعه کهزادی و دیگران<sup>۵</sup> (۱۹۹۵) اشاره نمود. در این پژوهش علاوه بر پیش‌بینی قیمت سلف ذرت برای ده هفته آتی، بر اساس قیمت‌های هفتگی دوره ژانویه ۱۹۷۴ تا اکتبر ۱۹۹۳، مدل شبکه عصبی با یک فرآیند خود رگرسیون جمعی میانگین متحرک (ARIMA)<sup>۶</sup> مقایسه شد. جهت بررسی توانایی پیش‌بینی دو مدل

1. Forecast.  
2. Artificial Neural Networks (ANN).  
3. White, H. (1988).

۴. قدیمی، محمدرضا و سعید مشیری (۱۳۸۱).

5. Kohzadi & et. al. (1995).  
6. Auto-Regressive Integrated Moving Average.

معیارهای مختلف ارزیابی از جمله معیار میانگین مجذور خطا (MSE)<sup>۱</sup> و معیار درصد میانگین مطلق خطا (MAPE)<sup>۲</sup>، بکار گرفته شد. نتایج مطالعه نشان داد که متوسط دو معیار MSE و MAPE مدل شبکه عصبی بترتیب ۱۸ و ۴۰ درصد کمتر از فرآیند ARIMA است. پرتوگال (۱۹۹۵)، دقت پیش‌بینی تولید ناخالص بخش صنعت در برزیل را با استفاده از روش‌های شبکه‌های عصبی، مدل اجزاء غیرقابل مشاهده<sup>۳</sup> و فرآیند ARIMA، مورد مقایسه قرار داده است. در این مطالعه از داده‌های ماهانه دوره ژانویه ۱۹۸۱ تا دسامبر ۱۹۹۲ جهت مدلسازی استفاده شد و در نهایت داده‌های هفت ماه بعد پیش‌بینی و مورد مقایسه قرار گرفت. در این مطالعه بر خلاف سایر مطالعات معمول، از یک شبکه ۴ لایه با دو لایه مخفی استفاده شد. نتایج مطالعه نشان داد که فرآیند ARIMA برتری بیشتری در مقایسه با مدل شبکه عصبی دارد. پرتوگال بر این باور است که علت اصلی عدم موفقیت مدل شبکه عصبی در این مطالعه عدم وجود قاعده و آزمونی مطمئن جهت انتخاب ساختار مناسب شبکه عصبی می‌باشد و با توجه به این مطلب که نتایج فوق بر گرفته از یک مطالعه خاص می‌باشد، نمی‌توان نتایج آن را عمومیت بخشید.

کهزادی و دیگران<sup>۴</sup> (۱۹۹۶)، با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پیش‌خور<sup>۵</sup>، علاوه بر پیش‌بینی قیمت گندم و گاو زنده و مقایسه مدل شبکه عصبی و فرآیند ARIMA، قدرت این دو مدل را در استخراج نقاط برگشت<sup>۶</sup> مورد ارزیابی قرار دادند. در این پژوهش از قیمت‌های ماهانه گندم و گوشت گاو برای دوره زمانی ۹۰-۱۹۵۰ استفاده شد. نتایج مطالعه حاکی از آن است که متوسط معیار MSE مدل‌های شبکه عصبی در پیش‌بینی قیمت گندم و گاو بترتیب ۲۷ و ۵۶ درصد کمتر از فرآیند ARIMA است. همچنین شبکه عصبی توانایی بیشتری در استخراج نقاط برگشت دارد.

مشیری و دیگران<sup>۷</sup> (۱۹۹۹)، نرخ تورم کانادا را با استفاده از مدل‌های مختلف شبکه

- 
1. Mean of Squared Error.
  2. Mean Absolute Percent Error.
  3. Unobservable Component Model (UCM).
  4. Kohzadi & et. al. (1996).
  5. Feed Forward.
  6. Turning Points.
  7. Moshiri & et. al. (1999).

عصبی از جمله شبکه عصبی پیش‌خور<sup>۱</sup> سه لایه و پایه شعاعی (RB)<sup>۲</sup> و همچنین یک مدل اقتصادسنجی ساختاری و مدل خود رگرسیو برداری (VAR)<sup>۳</sup>، در سه افق زمانی پیش‌بینی نموده و نتایج این پیش‌بینی‌ها را مورد ارزیابی و مقایسه قرار دادند. در این پژوهش از داده‌های ماهانه دوره ۱۹۷۰ تا ۱۹۹۴ استفاده شد. نتایج مطالعه حاکی از آن است که مدل‌های شبکه عصبی با الگوریتم پس‌انتشار<sup>۴</sup> در پیش‌بینی‌های ایستا، همسطح و یا بهتر از دیگر شبکه‌ها و مدل‌های اقتصادسنجی بکار رفته در این مطالعه عمل می‌کنند. همچنین در پیش‌بینی‌های پویا شبکه عصبی پس‌انتشار خطا بطور کلی عملکردی بهتر از مدل اقتصادسنجی ساختاری دارد، اما در مقایسه با مدل VAR بجز افق زمانی سه ماه بعد، عملکرد آن در سایر افق‌های زمانی ضعیف‌تر است.

تکاز (۲۰۰۱)<sup>۵</sup>، با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، رشد تولید ناخالص داخلی (GDP) کشور کانادا را پیش‌بینی نموده است. نتایج مطالعه نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی دارای خطای کمتر نسبت به مدل‌های خطی و تک متغیره در پیش‌بینی‌های سالانه نرخ رشد تولید ناخالص داخلی می‌باشد. با این حال چنین برتری در پیش‌بینی‌های فصلی کمتر دیده می‌شود. این محقق برای مقایسه قدرت پیش‌بینی روش‌های مختلف از معیار MSE و معیار میانگین مطلق خطا (MAE)<sup>۶</sup> استفاده نموده است.

اولسون و موس من (۲۰۰۳)<sup>۷</sup>، بر خلاف سایر مطالعات قبلی از شبکه عصبی علاوه بر پیش‌بینی، در گروه‌بندی بازارهای مالی نیز استفاده نمودند. در این مطالعه شبکه عصبی مصنوعی پس‌انتشار خطا با مدل لوجیت<sup>۸</sup> و روش حداقل مربعات معمولی (OLS) مقایسه شد. داده‌های بکار رفته در این پژوهش بازده سهام ۲۳۵۲ شرکت کانادایی برای دوره ۱۹۷۶ تا ۱۹۹۳ می‌باشد. نتایج مطالعه حاکی از آن است شبکه عصبی توانایی بیشتری در شناسایی روابط غیر خطی بین متغیر وابسته و مستقل دارد و لذا پیش‌بینی‌های دقیق‌تری نیز

1. Feed Forward.
2. Radial Basis.
3. Vector Auto Regressive.
4. Back Propagation.
5. Tkacz, G. (2001).
6. Mean Absolute Error.
7. Olson & et. Al. (2003).
8. Logit.

تولید می‌نماید. همچنین شبکه عصبی دقیق‌تر از سایر روش‌ها، شرکت‌ها را بر اساس بازدهی گروه‌بندی نمود.

هروی و دیگران (۲۰۰۴)<sup>۱</sup>، توانایی شبکه عصبی مصنوعی را با یک فرآیند خود رگرسیو (AR)<sup>۲</sup> در پیش‌بینی تولیدات صنعتی سه کشور اروپایی آلمان، فرانسه و انگلیس مورد مقایسه قرار داده‌اند. برای این منظور از معیار ریشه میانگین مجذور خطا (RMSE)<sup>۳</sup> استفاده شد. نتایج مطالعه نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی در افق‌های زمانی کمتر از ۱۲ ماه دارای خطای پیش‌بینی کمتری در مقایسه با فرآیند خود رگرسیو می‌باشد.

در ایران نیز مطالعات گوناگونی در زمینه شبکه عصبی مصنوعی، انجام گرفته است که از آن جمله می‌توان به مطالعه مشیری (۱۳۸۰)<sup>۴</sup> اشاره نمود که با هدف پیش‌بینی تورم در ایران، از سه روش مدل‌های سری زمانی، مدل‌های اقتصادسنجی در قالب مدل خود رگرسیو برداری و شبکه عصبی مصنوعی استفاده نموده است. نتایج حاصل نشان داد که شبکه‌های عصبی قادرند تورم در ایران را به خوبی مدل‌های رایج و در برخی موارد نیز بهتر از آن‌ها، پیش‌بینی نمایند.

قدیمی و مشیری (۱۳۸۱)، کارآیی مدل شبکه عصبی را با یک مدل رگرسیون خطی به منظور پیش‌بینی نرخ رشد اقتصادی در ایران، مقایسه نموده‌اند. نتایج مطالعه حاکی از آن است که شبکه عصبی به طور معنی‌داری پیش‌بینی‌های دقیق‌تری در مقایسه با مدل رگرسیون خطی ارائه می‌دهد.

با توجه به اهمیت اطلاع پیرامون وقایع آینده در برنامه‌ریزی‌ها و نقش پیش‌بینی در تأثیرگذاری سیاست‌ها و همچنین توانایی بالای شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی مقادیر آینده متغیرهای اقتصادی و عدم وجود مطالعه‌ای در زمینه پیش‌بینی میزان صادرات و به ویژه صادرات پسته، در مطالعه اخیر پس از مقایسه قدرت پیش‌بینی روش‌های مختلف، مقادیر آتی صادرات پسته با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی برای دوره ۸۷-۱۳۸۳،

1. Heravi & et. al. (2004).  
2. Auto-Regressive.  
3. Root Mean-Squared Error.

۴. مشیری، سعید (۱۳۸۰).

پیش‌بینی شد. داده‌های مورد نیاز این مطالعه، برای افق زمانی ۱۳۸۲-۱۳۰۴، از سالنامه آمار بازرگانی خارجی اداره گمرک ایران گردآوری شد.

## ۱. روش تحقیق

طبق تعریف، پیشگویی شرایط و حوادث آینده، پیش‌بینی نامیده شده و چگونگی انجام این عمل، پیش‌بینی کردن<sup>۱</sup>، تعریف می‌شود. پیش‌بینی کننده با اطلاعات بدست آمده از گذشته و تجزیه و تحلیل این داده‌ها، الگویی قابل تعمیم به آینده را به دست می‌آورد. این روش پایه، با فرض ادامه الگوی بدست آمده در آینده، در اغلب روش‌های پیش‌بینی مورد استفاده قرار می‌گیرد.<sup>۲</sup>

روش‌های مختلفی برای پیش‌بینی متغیرهای سری زمانی وجود دارد. در حالت کلی می‌توان روش‌های پیش‌بینی را به دو دسته رگرسیونی و غیر رگرسیونی تقسیم بندی نمود. روش‌های غیر رگرسیونی شامل روش میانگین ساده<sup>۳</sup>، روش‌های میانگین متحرک<sup>۴</sup> و انواع روش‌های تعدیل نمایی<sup>۵</sup> و غیره می‌باشد. از جمله روش‌های رگرسیونی نیز می‌توان به مدل خود رگرسیو با واریانس ناهمسانی شرطی (ARCH)<sup>۶</sup> و مدل خود رگرسیو با واریانس ناهمسانی شرطی تعمیم یافته (GARCH)<sup>۷</sup> اشاره نمود. با این حال پرکاربردترین روش‌های پیش‌بینی رگرسیونی شامل فرآیند ARIMA و ARMA می‌باشند. اما امروزه به موازات روش‌های ذکر شده، روش جدیدتری نیز برای پیش‌بینی ابداع شده که به رویکرد شبکه عصبی مصنوعی معروف است.

بر این اساس در مطالعه حاضر پس از مقایسه قدرت پیش‌بینی تعدادی از روش‌های فوق شامل مدل خود رگرسیو با واریانس ناهمسانی شرطی، فرآیند ARIMA و ARMA و همچنین روش شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی میزان صادرات پسته، مقادیر آتی

1. Forecasting.

۲. شیوا، رضا (۱۳۷۵).

3. Simple Average.

4. Moving Average.

5. Exponential Smoothing.

6. Auto-Regressive Conditionally Heteroscedastic.

7. Generalized Auto-Regressive Conditionally Heteroscedastic.

صادرات این محصول با استفاده از بهترین روش، پیش‌بینی شده است.

### ۱-۱. فرآیندهای ARMA و ARIMA

فرآیند  $ARIMA(p, d, q)$  برای متغیر  $x$  را می‌توان به صورت رابطه (۱) نشان داد:

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

که در آن:

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

و  $f(t)$  روند زمانی را (در صورت وجود) در  $y_t$  برآورد می‌کند. در اکثر متغیرهای اقتصادی، معمولاً  $d=1$  بوده و در نتیجه  $f(t)=\mu$  و یا  $d=0$  می‌باشد و  $f(t)=\alpha+\delta t$ .<sup>۱</sup> در فرآیند  $ARIMA(p, d, q)$ ،  $p, d, q$  به ترتیب بیانگر تعداد جملات خود رگرسیو، مرتبه تفاضل‌گیری و تعداد جملات میانگین متحرک می‌باشند. در صورتی که  $d$  برابر با صفر گردد فرآیند  $ARIMA$  تبدیل فرآیند  $ARMA$  می‌شود. معمولاً برای تخمین الگوی  $ARIMA$  و  $ARMA$ ، از روش باکس-جنکینز استفاده می‌شود که دارای چهار مرحله شناسایی، تخمین، تشخیص دقت پردازش و پیش‌بینی می‌باشد. تعداد جملات خود رگرسیو و تعداد جملات میانگین متحرک را می‌توان توسط ضابطه‌های آکائیک<sup>۲</sup> و یا شوارتز-بیزین<sup>۳</sup> تعیین نمود.

### ۱-۲. مدل ARCH

در این مدل، هر چند خطای پیش‌بینی قابل برآورد است، اما نمی‌توان علامت جمله اخلاص را پیش‌بینی نمود. همچنین در این روش واریانس غیرشرطی همسان می‌باشد، در حالی که واریانس در هر زمانی مشروط به اطلاعات گذشته ناهمسان است. ساختار مدل ARCH به صورت زیر می‌باشد:

1. Pesaran, H. M. & B. Pesaran (1997).
2. Akaike Information Criterion (AIC).
3. Schwarts Bayesian Criterion (SBC).



$$y_t = \beta'x_t + u_t \quad (2)$$

$$V(u_t | \Omega_{t-1}) = h_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \Phi_i h_{t-i}^2 + \sigma'w_t \quad (3)$$

که در آن  $h_t^2$  واریانس غیر شرطی  $u_t$ ، مشروط به مجموعه اطلاعات  $\Omega_{t-1}$  بوده و  $w_t$  بردار متغیرهای از قبل محاسبه شده با فرض تأثیرگذاری بر خطای واریانس شرطی بعلاوه مجذور خطای گذشته است. البته در صورتی می‌توان از مدل فوق استفاده نمود که وجود اثر ARCH در مدل قطعی شده باشد.

### ۳-۱. شبکه‌های عصبی مصنوعی

امروزه دیدگاه دیگری به موازات مدل‌های سری زمانی، در زمینه پیش‌بینی مطرح می‌باشد. برتری مهم این روش‌ها که به شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) معروف هستند، عدم نیاز به اعمال فرضیه‌های خاص در مورد رفتار متغیرها می‌باشد. شبکه‌های عصبی مصنوعی ساختاری شبیه به مغز انسان دارند. مغز به عنوان یک سیستم پردازش اطلاعات از عناصر اصلی ساختاری به نام نرون<sup>۱</sup> تشکیل شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز شامل مجموعه‌ای از نرون‌های به هم متصل می‌باشند که به هر مجموعه از این نرون‌ها یک لایه<sup>۲</sup> گفته می‌شود. در نهایت برای ایجاد این لایه‌ها، این نرون‌ها بوسیله توابع فعال‌سازی (محرك)<sup>۳</sup> به یکدیگر متصل می‌گردند. در عمل تعداد محدودی از توابع فعال‌سازی مورد استفاده قرار می‌گیرند<sup>۴</sup>. پژوهشگران شبکه عصبی ترجیح می‌دهند از توابع محرك غیرخطی استفاده کنند و بویژه در داده‌های سری زمانی<sup>۵</sup> معمولاً از توابع فعال‌سازی زیگموئیدی و تانژانت هیپربولیکی استفاده می‌شود<sup>۶</sup>.

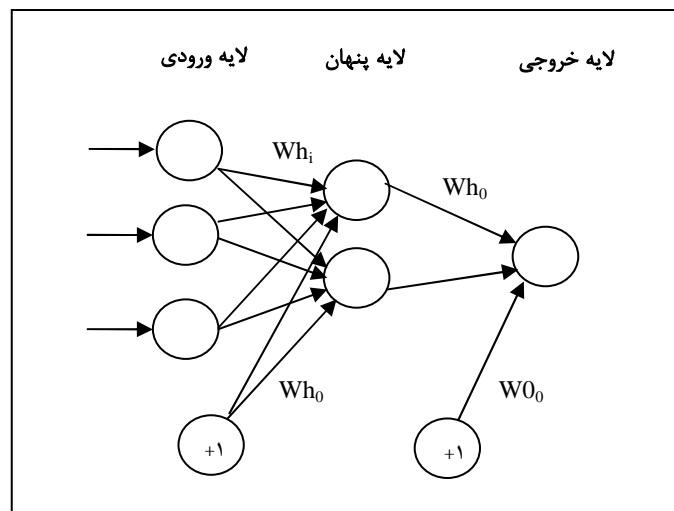
شبکه‌های عصبی علیرغم تنوع، از ساختار مشابهی برخوردار می‌باشند. یک شبکه

1. Neuron.
2. Layer.
3. Activation or Transfer Function.

۴. منهاج، محمد باقر (۱۳۷۷).

5. Time Series Data.
6. Kohzadi & et. al. (1995).

عصبی معمولاً از سه لایه ورودی<sup>۱</sup>، پنهان<sup>۲</sup> و خروجی<sup>۳</sup> تشکیل شده است. لایه ورودی فقط اطلاعات را دریافت می کند و مشابه متغیر مستقل عمل می کنند. لذا تعداد نرون های لایه ورودی بر اساس طبیعت مسئله تعیین می شود و بستگی به تعداد متغیرهای مستقل دارد. لایه خروجی نیز همانند متغیر وابسته عمل کرده و تعداد نرون های آن بستگی به تعداد متغیر وابسته دارد. اما بر خلاف لایه های ورودی و خروجی، لایه پنهان هیچ مفهومی را نشان نمی دهد و صرفاً یک نتیجه میانی در فرآیند محاسبه ارزش خروجی هستند. محققین از روابط مختلفی از جمله  $2n+1$ ،  $2n$ ،  $n$  و  $n/2$ ، برای تعیین تعداد نرون های لایه مخفی استفاده نموده اند. که در این روابط  $n$  تعداد نرون های لایه ورودی می باشد. اما هیچکدام از روابط فوق برای تمام مسائل کارایی ندارند<sup>۴</sup> و بهترین روش جهت تعیین تعداد نرون بهینه، روش آزمون و خطاست. در شکل (۱)، نمایش استاندارد یک شبکه عصبی پیش خور نشان داده شده است.



شکل (۱): نمایش استاندارد شبکه عصبی پیش خور

1. Input Layer.
2. Hidden Layer.
3. Output Layer.

۴. قدیمی، محمد رضا و سعید مشیری (۱۳۸۱).

5. Zhang et al. (1998).

مطابق شکل (۱)، در هر مرحله داده‌ها وزن دار شده و به لایه بعد فرستاده می‌شوند. در ابتدا هر نرون مجموع داده‌های وزن دار شده را با توجه به تابع فعال‌سازی دسته‌بندی نموده و نتایج را به نرون‌های لایه بعدی می‌فرستد. لذا نتیجه پروسه نرون‌ز بصورت زیر محاسبه می‌گردد:

$$O_j = f(\sum w_{ji}x_i + w_{j0}\beta_j) \quad (4)$$

که در آن  $O_j$ : خروجی،  $f$ : تابع فعال‌سازی،  $x_i$ : ورودی  $i$ ام،  $w_{ji}$ : وزن بین ورودی  $i$ ام و نرون  $j$ ام و  $w_{j0}$ : وزن بین نرون  $j$ ام و نرون  $j$ ام می‌باشد.

### ۱-۳-۱. شبکه عصبی پیش‌خور چند لایه

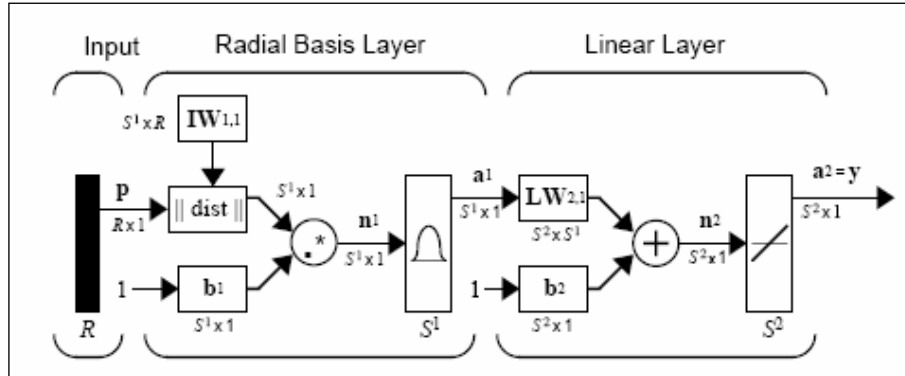
شبکه‌های عصبی پیش‌خور کاربردی‌ترین نوع شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشند. چرا که می‌توان ثابت کرد شبکه‌های عصبی پیش‌خور با یک لایه پنهان، تابع فعال‌سازی لجستیک در لایه پنهان، تابع فعال‌سازی خطی در لایه خروجی و تعداد نرون‌های کافی در لایه پنهان، قادرند هر تابعی را با دقت دلخواه تقریب بزنند<sup>۱</sup>. به همین علت به این نوع شبکه عصبی با ساختار فوق، تقریب‌زننده جامع<sup>۲</sup> گفته می‌شود. بدین معنی که، با تعداد کافی از واحدهای پنهان، شبکه تقریباً می‌تواند هر تابع خطی یا غیرخطی را با یک سطح دلخواه از دقت، تقریب بزند.

### ۱-۳-۲. شبکه عصبی پایه شعاعی (RB)

شبکه RB از نوع شبکه‌های پیش‌خور بوده و داراری سه لایه می‌باشد: لایه ورودی، لایه پنهان (RB) و لایه خروجی. شبکه‌های پایه شعاعی نسبت به سایر شبکه‌ها نرون‌های بیشتری احتیاج دارد، با این حال در کسری از زمان لازم برای آموزش سایر شبکه‌ها، طراحی می‌شود. مزیت اصلی این نوع شبکه به صفر رساندن خطا، روی داده‌های ورودی است. از سوی دیگر در این نوع شبکه نیازی به تعیین تعداد نرون‌های لایه مخفی نمی‌باشد چرا که تعداد نرون‌های آن برابر با تعداد بردارهای ورودی است. در شکل (۲) شبکه پایه شعاعی با

1. Kuan & White (1994).  
2. Universal Approximator.

R ورودی نشان داده شده است.



شکل (۲): نمایش شبکه عصبی پایه شعاعی

### ۱-۳-۳. شبکه‌های عصبی رگرسیون تعمیم یافته (GRNN)<sup>۱</sup>

شبکه‌های رگرسیون تعمیم یافته بیشتر برای تخمین توابع استفاده می‌شوند و مشابهت زیادی با شبکه‌های پایه شعاعی دارند. این شبکه‌ها دارای یک لایه پایه شعاعی بوده که تعداد نرون‌های آن برابر با تعداد بردارهای ورودی می‌باشد. تفاوت جزئی این شبکه با شبکه پایه شعاعی در لایه سوم آن است.

### ۱-۳-۴. نرمال‌سازی داده‌ها<sup>۲</sup>

نرمال‌سازی داده‌ها که به مفهوم پیش پردازش<sup>۳</sup> و پس پردازش<sup>۴</sup> داده‌ها می‌باشد، موجب بهبود عملکرد شبکه می‌گردد. پیش پردازش داده‌ها، که معمولاً قبل از آموزش شبکه صورت می‌پذیرد، به معنی انجام تبدیلاتی بر روی ورودی‌ها و خروجی‌های شبکه، بمنظور بیرون کشیدن ویژگی‌ها از درون ورودی‌ها و تبدیل خروجی به شکلی قابل فهم‌تر برای شبکه، می‌باشد. پس از آموزش و استخراج نتایج از شبکه، خروجی‌های شبکه نیز به شکل اولیه خود تبدیل می‌گردند که به آن پس پردازش گفته می‌شود. شانکر و دیگران<sup>۵</sup>

1. Generalized Regression Neural Network.
2. Data Normalization.
3. Preprocessing.
4. Postprocessing.
5. Shanker et al. (1996).

(۱۹۹۶) بر این باورند که نرمال‌سازی داده‌ها عموماً باعث بهبود شبکه می‌گردد، با این حال در مواردی که تعداد داده‌ها افزایش یابد، نرمال‌سازی داده‌ها چندان مفید نمی‌باشد. همچنین نرمال‌سازی داده‌ها موجب کاهش سرعت آموزش شبکه نیز می‌گردد. روش‌های مختلفی برای نرمال‌سازی داده‌ها وجود دارد. اما یکی از روش‌های معمول در این زمینه، نرمال‌سازی آماری<sup>۱</sup> می‌باشد. در صورت استفاده از این تبدیل، میانگین داده‌ها صفر و انحراف معیار آن‌ها برابر یک خواهد شد. برای این منظور می‌توان از رابطه (۵) استفاده نمود:

$$X_n = (X_0 - \bar{X}) / S \quad (5)$$

که در آن  $X_n$ ،  $X_0$  و  $\bar{X}$  به ترتیب داده نرمال شده، داده اصلی و میانگین داده‌ها بوده و  $S$  انحراف معیار می‌باشد.<sup>۲</sup> در این مطالعه نیز داده‌ها بر اساس رابطه (۵) نرمال‌سازی شدند. برای این منظور قبل از آموزش شبکه، داده‌های آموزشی پیش پردازش و پس از آموزش شبکه نتایج پس پردازش شدند.

#### ۴-۱- بررسی قدرت پیش‌بینی

به منظور مقایسه قدرت پیش‌بینی و انتخاب بهترین روش پیش‌بینی، از معیاری مختلف از جمله، میانگین قدرمطلق خطا (MAE)، میانگین مجذور خطا (MSE) و معیار میانگین خطا (ME)<sup>۳</sup> استفاده شد. این معیارها را می‌توان بصورت روابط (۶) تا (۸) نشان داد.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |e_i|}{n} \quad (6)$$

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{n} \quad (7)$$

$$ME = \frac{\sum_{i=1}^n e_i}{n} \quad (8)$$

- 
1. Statistical Normalization.
  2. Zhang et al. (1998).
  3. Mean Error

در این روابط:  $n$ ، تعداد پیش‌بینی‌ها و  $e_i$  خطای پیش‌بینی است، که از تفاوت مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر واقعی بدست می‌آید. از دیگر معیارهای پر کاربرد می‌توان به شاخص درصد میانگین مطلق خطا (MAPE) اشاره نمود. این معیار از جمله معیارهای خطای درصدی است که محبوبیت فراوانی دارد و یکی از پر استفاده‌ترین معیارهای بدون واحد است. شاخص درصد میانگین مطلق خطا را می‌توان به صورت رابطه (۹) نشان داد.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{e_i}{Y_i} \right| \times 100 \quad (9)$$

این معیار تنها برای داده‌های با مقیاس نسبی<sup>۱</sup> نظیر قیمت مناسب است. معیارهای خطای بدون واحد نظیر MAPE بیشتر برای مقایسه نتایج چند سری زمانی با مقیاس مختلف کاربرد دارند.

## ۲. نتایج

استفاده از روش‌های رگرسیونی پیش‌بینی مستلزم بررسی خواص مانایی می‌باشد. لذا در اولین قدم، مانایی داده‌ها مورد بررسی قرار گرفت. بدین منظور از دو آزمون ریشه واحد دیکی-فولر و دیکی-فولر تعمیم یافته در قالب روش گام به گام استفاده شد<sup>۲</sup>. نتایج آزمون ریشه واحد حاکی از آن است که متغیر مورد استفاده در مدل در سطح مانا نمی‌باشد، اما با یک بار تفاضل‌گیری مانا می‌گردد. نتایج آزمون مانایی در جدول (۱) آورده شده است.

جدول ۱- نتایج آزمون مانایی

وضعیت عرض از مبداء و روند	مرتبیه مانایی	تعداد وقفه بهینه	آماره دیکی-فولر	نام متغیر
با عرض از مبداء و روند	I(1)	۳	-۳/۵۷**	X میزان صادرات پسته و مغز پسته (برحسب تن)

\* و \*\* و \*\*\* به ترتیب نمایانگر معنی‌دار بودن در سطح ۱۰، ۵ و ۱ درصد است.

مأخذ: یافته‌های تحقیق

1. Ratio-Scaled.
2. Seddighi & et. al. (2000).

در این مطالعه از داده‌های دوره ۷۷-۱۳۰۴ به منظور شبیه سازی مدل و آموزش شبکه<sup>۱</sup> و از ۵ داده دوره ۸۲-۱۳۷۸، جهت ارزیابی قدرت پیش‌بینی مدل‌های مذکور<sup>۲</sup>، استفاده شد.

### ۲-۱. فرآیند ARIMA

به منظور استفاده از فرآیند ARIMA، پس از تعیین مرتبه مانایی (d)، تعداد جملات خود رگرسیو (p) و تعداد جملات میانگین متحرک (q)، با بهره‌گیری از روش پیشنهادی پسران و پسران (۱۹۹۷)<sup>۳</sup> و معیار شوارتز-بیزین، محاسبه شدند، که نتایج آن در جدول (۲) آورده شده است.

جدول ۲- مقادیر معیار شوارتز-بیزین (SBC)

p \ q	صفر	۱	۲	۳	۴	۵
صفر	-۷۵۰/۲۳	-۷۴۵/۱۱	-۷۵۲/۱۹	-۷۴۷/۰۳	-۷۵۲/۰۹	-۷۵۱/۴۳
۱	-۷۸۴/۰۱	-----	-۷۴۳/۸۸	<b>-۷۳۹/۷۶</b>	-۷۴۴/۰۷	-۷۴۴/۴۶
۲	-۷۷۵/۷۷	-۷۴۴/۵۵	-۷۴۵/۰۲	-۷۴۱/۸۳	-۷۴۶/۱۴	-۷۴۶/۲۳
۳	-۷۶۳/۵۶	-۷۴۵/۰۰	-۷۴۴/۷۶	-۷۴۳/۱۷	-----	-۷۴۴/۸۰
۴	-۷۵۵/۳۵	-۷۴۶/۱۱	-۷۴۶/۱۷	-۷۴۳/۹۴	-۷۴۷/۱۰	-۷۴۶/۹۱
۵	-۷۴۶/۹۲	-۷۴۶/۴۴	-۷۴۷/۹۱	-۷۴۵/۹۵	-۷۴۸/۸۹	-۷۴۶/۲۹

مأخذ: یافته‌های تحقیق

بر اساس نتایج جدول (۲)، بیشترین مقدار آماره شوارتز-بیزین برابر ۷۳۹/۷۶- می‌باشد که مربوط به فرآیندی با تعداد جملات خود رگرسیو برابر با ۱ و میانگین متحرک برابر با ۳ می‌باشد. لذا از میان حالت‌های مختلف، فرآیند ARIMA(۳،۱،۱) بعنوان بهترین حالت برای پیش‌بینی صادرات پسته انتخاب گردید، که نتایج تفصیلی حاصل از برآورد آن، در جدول (۳) آورده شده است.

1. Inter Sample.
2. Out Sample.
3. Pesaran, H. M. & B. Pesaran (1997).

جدول ۳- نتایج حاصل از برآورد فرآیند  $ARIMA(3,1,1)$  دوره ۷۷-۱۳۰۴

خطای معیار	ضریب	نام متغیر	
۳۴۷/۷	۲۸/۶	عرض از مبدأ	C
۰/۱۴۷***	-۰/۵۸۶	تفاضل مرتبه اول صادرات پسته با یک وقفه	AR(1)
۰/۱۴۷**	۰/۳۵۴	جمله اخلاص با یک وقفه	MA(1)
۰/۱۱۷	-۰/۱۸۳	جمله اخلاص با دو وقفه	MA(2)
۶/۷۳***	۰/۸۵۹	جمله اخلاص با سه وقفه	MA(3)
F= ۱۸/۸ ***		R2 = ۰/۵۳	

\* و \*\* و \*\*\* به ترتیب نمایانگر معنی دار بودن در سطح ۱۰، ۵ و ۱ درصد است.  
مأخذ: یافته‌های تحقیق

## ۲-۲. مدل ARCH

همانطور که پیشتر نیز ذکر شد، در صورتی می‌توان از مدل ARCH استفاده نمود که وجود اثر ARCH در مدل قطعی شده باشد. برای این منظور ناهمسانی واریانس جملات اخلاص مورد بررسی قرار گرفت که نتایج آن در جدول (۴) آورده شده است.

جدول ۴- نتایج آزمون اثر ARCH

آماره مورد استفاده	F (3,68)	CHSQ (3)
مقدار آماره	۰/۶۳۳	۰/۶۱۲

\* و \*\* و \*\*\* به ترتیب نمایانگر معنی دار بودن در سطح ۱۰، ۵ و ۱ درصد است

با توجه به اطلاعات جدول (۴)، هر دو آماره مورد استفاده معنی دار نبوده و نمی‌توان فرض صفر را رد کرد. لذا اثر ARCH در مدل مورد بررسی وجود ندارد و نمی‌توان از این مدل استفاده نمود.

## ۲-۳. شبکه عصبی مصنوعی

در این مطالعه از سه نوع شبکه عصبی، پیش‌خور چند لایه، رگرسیون تعمیم یافته و پایه شعاعی استفاده شد. شبکه عصبی پیش‌خور دارای ۲۰ نرون در لایه مخفی و تابع فعال‌سازی



لجستیک و لایه خروجی آن با توجه به خروجی‌های شبکه، دارای یک نرون و تابع فعال‌سازی خطی می‌باشد. تعداد نرون‌های لایه ورودی نیز برابر با تعداد جملات خود رگرسیون در نظر گرفته شد. هر چند شبکه پایه شعاعی و رگرسیون تعمیم‌یافته شباهت زیادی با هم دارند، با این حال در این مطالعه از هر دو شبکه رگرسیون تعمیم‌یافته و پایه شعاعی به منظور پیش‌بینی میزان صادرات پسته بهره گرفته شد. شبکه‌های رگرسیون تعمیم‌یافته و پایه شعاعی نیز دارای سه لایه بوده و تعداد نرون‌های لایه مخفی آن برابر با تعداد داده‌های آموزشی (۷۳) می‌باشد. برای مقایسه شبکه‌های عصبی و مدل ARIMA داده‌های ورودی، اولین وقفه داده‌های اصلی، در نظر گرفته شد. در نهایت شبکه‌های مختلف با کمک نرم افزار MATLAB 6.5 و جعبه ابزار شبکه عصبی برآورد شدند. بردارهای وزن شبکه عصبی پیش‌خور نیز در پیوست (جدول (۷)) آورده شده است.

#### ۲-۴. مقایسه قدرت پیش‌بینی

به منظور مقایسه قدرت پیش‌بینی فرآیند ARIMA و شبکه‌های عصبی مصنوعی از معیارهای ME، MSE، MAE و MAPE استفاده شد، که نتایج آن در جدول (۵) آورده شده است. این معیارها بر اساس مقایسه داده‌های واقعی دوره ۸۲-۱۳۷۸ (Out Sample) و مقادیر پیش‌بینی شده بدست آمد.

جدول ۵- مقایسه قدرت پیش‌بینی روش‌های مختلف

MAPE	MSE	MAE	ME	روش
۱۰۲/۹	۳۰۲۴۹۱۴۳۳	۱۵۴۴۰/۸	۷۴۵۶/۶	فرآیند ARIMA
۰/۰۷۶	۱۲۸۵۸۶۴۴۰	۹۳۲۲	۶۹۶۴/۴	شبکه عصبی پیش‌خور
۰/۱۰۶	۱۷۰۵۹۰۴۱۲	۱۲۰۵۸/۸	-۴۸۴۷/۴	شبکه عصبی رگرسیون تعمیم یافته
۰/۰۸۳	۱۷۶۹۴۹۳۵۲	۱۰۳۷۶	۷۹۱۶	شبکه عصبی پایه شعاعی

مأخذ: یافته‌های تحقیق

با توجه به نتایج جدول (۵)، کلیه معیارها نشان دهنده برتری شبکه عصبی پیش‌خور نسبت به سایر مدل‌های مورد استفاده، می‌باشد. بر اساس نتایج بدست آمده مدل شبکه

عصبی پیش‌خور دارای خطای کمتر و در نتیجه کارایی بیشتری در پیش‌بینی میزان صادرات پسته است. همچنین بر اساس معیارهای مختلف (باستثنای MAPE)، شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته نیز دارای خطای کمتری در مقایسه با شبکه پایه شعاعی و مدل ARIMA می‌باشد، اما خطای این شبکه بیشتر از شبکه پیش‌خور است.

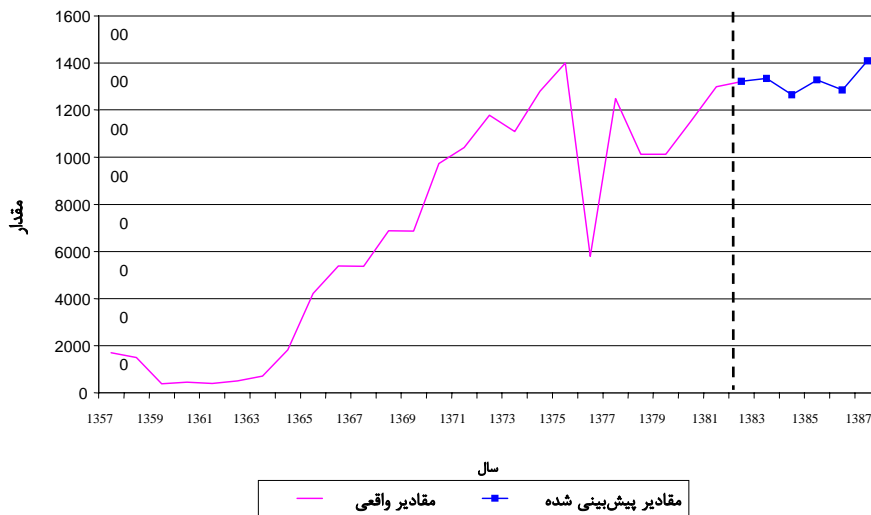
هرچند بر اساس معیار ME شبکه عصبی پایه شعاعی دارای خطایی بیشتر از مدل ARIMA است، اما سایر معیارها حکایت از برتری این شبکه بر فرآیند ARIMA دارند. البته خطای این نوع شبکه بر اساس تمام معیارهای دقت بیشتر از شبکه پیش‌خور و بااستثنای معیار MAPE، بیشتر از شبکه رگرسیون تعمیم‌یافته است. اما بر این اساس نمی‌توان ضعف شبکه پایه شعاعی یا رگرسیون تعمیم‌یافته را نتیجه گرفت، زیرا تعداد داده‌های ورودی شبکه کم و تعداد سال‌های پیش‌بینی نیز نسبتاً زیاد می‌باشد. نباید فراموش نمود که شبکه‌های عصبی معمولاً به تعداد زیادی داده برای آموزش و آزمایش نیاز دارند. لذا تغییر در تعداد داده‌های آموزشی و آزمایشی و خصوصاً کاهش تعداد داده‌های آزمایشی، نتایج متفاوتی را به دنبال خواهد داشت. در ادامه میزان صادرات پسته ایران برای دوره ۸۷-۱۳۸۳ با استفاده از شبکه عصبی پیش‌خور پیش‌بینی شد، که نتایج آن در جدول (۶) آورده شده است.

جدول ۶- مقادیر پیش‌بینی شده صادرات پسته (تن)

سال	۱۳۸۳	۱۳۸۴	۱۳۸۵	۱۳۸۶	۱۳۸۷
میزان صادرات	۱۳۳۳۵۰	۱۲۶۴۳۰	۱۳۲۷۴۰	۱۲۸۴۸۰	۱۴۰۸۹۰

مأخذ: یافته‌های تحقیق

به منظور بررسی بیشتر در شکل (۳) مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده میزان صادرات پسته ایران برای دوره ۱۳۵۷ تا ۱۳۸۷ آورده شده است.



شکل (۳): مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده میزان صادرات پسته ایران (۸۷-۱۳۵۷)

بررسی نمودار فوق حاکی از آن است که در سال‌های آغازین انقلاب بدلیل مشکلات و مسایل سیاسی، صادرات پسته روندی نزولی داشته، اما از سال ۱۳۶۴ به بعد صادرات این محصول افزایش یافته است. در سال‌های بعد و بویژه در سال ۱۳۷۶ بدلیل بروز خشکسالی و مسئله آلودگی پسته ایران به آفلاتوکسین، روند صادرات دستخوش کاهش و نوسانات شدیدی شد. با این حال طی سال‌های اخیر روند صادرات پسته صعودی بوده است. پیش‌بینی‌های انجام گرفته برای سال‌های ۱۳۸۳ تا ۱۳۸۷ حاکی از آن است که روند صعودی صادرات این محصول ادامه خواهد داشت. با این حال در سال‌های ۱۳۸۴ و ۱۳۸۶ میزان صادرات این محصول کاهشی است.

### جمع‌بندی و ملاحظات

نتایج مطالعه نشان داد که شبکه‌های عصبی مصنوعی توانایی بالایی در پیش‌بینی میزان صادرات پسته دارند و قادرند میزان صادرات این محصول را دقیق‌تر از روش‌های معمول، پیش‌بینی نمایند. بر این اساس به دستگاه‌های مسئول در زمینه برنامه‌ریزی و

سیاست گذاری های بازرگانی پیشنهاد می شود، علاوه بر مدل های رایج در زمینه پیش بینی، از شبکه های عصبی مصنوعی نیز استفاده نمایند. همچنین پیشنهاد می شود نتایج این مطالعه و مطالعات مشابه بطور شفاف در اختیار تولید کنندگان و بویژه صادر کنندگان این محصول قرار گیرد.

پیش بینی های انجام گرفته برای سال های آتی حاکی از آن است که هر چند روند صعودی صادرات این محصول ادامه خواهد یافت، با این حال در سال های ۱۳۸۴ و ۱۳۸۶ میزان صادرات این محصول کاهش می یابد. لذا دولت می تواند با اعمال برنامه های تشویقی در این دو سال، کاهش میزان صادرات را تقلیل نموده و حتی میزان صادرات را افزایش دهد.

همچنین نتایج مطالعه اخیر حاکی از آن است که استفاده از چند معیار بررسی دقت می تواند نتایج قابل اطمینان تری ایجاد نماید. چرا که در برخی موارد نتایج معیارهای پیش بینی، متفاوتند. همچنین نرمال سازی داده ها نقش مؤثری در بهبود عملکرد شبکه های عصبی مصنوعی دارد.

## منابع

- اصغری اسکویی، محمدرضا (۱۳۸۱)؛ "کاربرد شبکه های عصبی در پیش بینی سری های زمانی"، فصلنامه پژوهش های اقتصادی ایران، شماره ۱۲، صص ۹۵-۶۹.
- اکبری، محمد رضا و حسین کریمی هسنیجه (۱۳۷۹)؛ "تاثیر رشد صادرات بر رشد اقتصادی و تشکیل سرمایه"، مجله برنامه و بودجه، شماره های ۵۲ و ۵۳، صص ۸۴-۶۳.
- اکانل، باورمن (۱۳۷۵)؛ پیش بینی سریهای زمانی: شناسایی، تخمین و پیش بینی، مترجم: رضا شیوا، مؤسسه مطالعات و پژوهشهای بازرگانی، تهران.
- ترکمانی، جواد و محمد حسن طراز کار (۱۳۸۴)؛ "اثر تغییرات نرخ ارز بر قیمت صادراتی پسته: کاربرد روش خود توضیح با وقفه های گسترده"، فصلنامه اقتصاد کشاورزی و توسعه، شماره ۴۹، صص ۹۵-۸۳.
- سلیمی فر، مصطفی و صدیقه میرزایی خلیل آبادی (۱۳۸۱)؛ "مزیت نسبی ایران در تولید و صادرات پسته"، فصلنامه اقتصاد کشاورزی و توسعه، شماره ۳۸، صص ۲۸-۷.
- قدیمی، محمد رضا و سعید مشیری (۱۳۸۱)؛ "مدل سازی و پیش بینی رشد اقتصادی در ایران با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی (ANN)"، فصلنامه پژوهش های اقتصادی ایران، شماره ۱۲، صص ۱۲۵-۹۷.
- گمرک جمهوری اسلامی، سالنامه آمار بازرگانی خارجی، سال های مختلف.
- محمودزاده، مجید و منصور زیبایی (۱۳۸۳)؛ "بررسی عوامل موثر بر صادرات پسته ایران: یک تحلیل همجمعی"، فصلنامه اقتصاد کشاورزی و توسعه، شماره ۴۶، صص ۱۵۸-۱۳۷.
- مشیری، سعید (۱۳۸۰)؛ "پیش بینی تورم ایران با استفاده از مدل های ساختاری، سری زمانی و شبکه های عصبی"، مجله تحقیقات اقتصادی، شماره ۵۸، صص ۱۸۴-۱۴۷.
- منهاج، محمد باقر (۱۳۷۷)؛ مبانی شبکه های عصبی (هوش محاسباتی)، نشر دکتر حسابی، تهران.
- مهرابی بشرآبادی، حسین (۱۳۸۱)؛ "بررسی عوامل موثر بر سهم ایران از بازار جهانی پسته"،

فصلنامه اقتصاد کشاورزی و توسعه، شماره ۳۹، صص ۱۰۲-۸۵

- Heravi, S., Osborn, D. R. and C. R. Birchenhall, (2004); "Linear Versus Neural Network Forecasts for European Industrial Production Series", *International Journal of Forecasting*, 20, pp. 435-446.
- Kohzadi, N., Boyd, M. S., Kaastra, I., Kermanshahi, B. and D. Scuse (1995); "Neural Networks for Forecasting: An Introduction", *Canadian Journal of Agricultural Economics*, 43, pp. 463-474.
- Kohzadi, N., Boyd, M. S., Kermanshahi, B. and L. Kaastra (1996); "A Comparison Of Artificial Neural Networks And Time Series Model For Forecasting Commodity Price", *Neurocomputing*, 10, pp. 169-181.
- Kuan, C. M. and H. White (1994); "Artificial neural networks: an econometric perspective", *Econometric Reviews*, 13, pp. 1-91.
- Moshiri, S., Cameron, N. and D. Scuse (1999); "Static, Dynamic, and Hybrid Neural Networks in Forecasting Inflation", *Computational Economics*, 14, pp. 214-235.
- Moshiri, S. and N. Cameron (2000); "Neural Networks Versus Econometric Models in Forecasting Inflation", *Journal of Forecasting*, 19, pp. 201-217.
- Olson, D. and C. Mossman (2003); "Neural network of Canadian stock returns using accounting ratios", *International Journal of Forecasting*, 19, pp. 453-465.
- Pesaran, H. M. and B. Pesaran, (1994); *Working with Microfit 4.0: An Introduction to Econometrics*, Oxford University Press, Oxford.
- Portugal, N. S. (1995), *Neural networks versus time series methods: A forecasting exercises*, 14<sup>th</sup> International Symposium on Forecasting, Sweden.
- Seddighi, H. R., Lawler, K.A. and Katos, A. V. (2000); *Econometrics: A practical approach*, Sunderland Business School, UK.
- Shanker, M., Hu, M. Y. and M. S. Humg (1996); "Effect of Data Standardization on Neural Network Training", *Omega*, 24, pp. 385-397.
- Tkacz, G., (2001); "Neural Network Forecasting Of Canadian GDP Growth", *International Journal of Forecasting*, 17, pp. 57-69.

---

White, H. (1988); *Economic Prediction Using Neural Networks: The Case Of IBM Daily Stock Returns*, Proceeding of the IEEE International Conference on Neural Network, pp. 451-458.

Zhang, G., Patuwo B. E. and M. Y. Hu (1998); "Forecasting With Artificial Neural Network: The State of Art", *International Journal of Forecasting*, 14, pp. 35-62.

## پیوست

در جدول (۷) ماتریس وزن مورد استفاده در شبکه عصبی مصنوعی پیش‌خور آورده شده است. این بردارها بترتیب مربوط به وزن لایه مخفی (۲۰×۱)، وزن لایه خروجی (۱×۲۰)، اریب لایه مخفی (۲۰×۱) و اریب لایه خروجی (۱×۱) می‌باشند (در پیوست وارون ماتریس وزن لایه خروجی ارائه شده است). لازم به ذکر است این مقادیر بهترین نتیجه ممکن بوسیله نویسندگان است، اما ممکن است با ارزش‌های اولیه دیگر و یا تکرار بیشتر، نتایج بهبود یابند.

جدول ۷- ماتریس وزن مورد استفاده در شبکه عصبی پیش‌خور

ماتریس وزن لایه مخفی	ماتریس وزن لایه خروجی	ماتریس اریب لایه مخفی	ماتریس اریب لایه خروجی
[-28.2524	[0.35579	[97.0847	[0.64866]
28.1092	-0.70773	-91.2324	
-28.1764	-1.062	85.3165	
-28.6672	0.99968	79.2487	
-27.9759	-0.62148	73.6106	
-28.7144	-0.31957	67.4034	
-29.0311	-3.1658	61.3514	
28.1505	3.7189	-55.8502	
-28.128	-3.7904	49.9694	
-32.0956	17.872	45.957	
-35.298	10.0342	35.2251	
27.6096	15.0999	-33.3496	
27.9405	-4.0796	-27.5637	
-26.7481	-7.8187	22.7969	
-28.7846	13.138	13.92	
29.8179	-12.4717	-14.5599	
-35.9263	-26.8031	2.708	
1186.2697	0.1976	394.3166	
310.0314	-0.30699	37.3238	
71.6979]	0.16397]	32.6182]	