پیش بینی قیمت گوجه فرنگی: کاربرد روش تلفیقی شبکه عصبی _ خودرگرسیونی

ولی بریم نژاد[1] و ملیحه بکشلو[2]

چکیده

در این مطالعه پیش‌بینی قیمت خرده‌فروشی محصول گوجه فرنگی با استفاده از روش ARIMA و شبکه عصبی خودرگرسیونی[3] مورد بررسی قرار گرفت. داده‌های مورد استفاده شامل قیمت‌های خرده فروشی گوجه فرنگی طی سال های ۱۳۸۹-۱۳۸۸ که به صورت هفتگی از سازمان میادین میوه و تره بار تهران گردآوری شد. به منظور مقایسه خطای پیش‌بینی از معیارهای میانگین مجذور خطا، میانگین قدر مطلق خطا و معیار درصد میانگین مطلق خطا استفاده شد. نتایج مطالعه نشان داد که مدل غیرخطی شبکه عصبی خودرگرسیونی NNAR در پیش‌بینی قیمت خرده‌فروشی گوجه‌فرنگی دارای خطای پایین‌تر بوده و در نتیجه کاراتر از ARIMA عمل می‌کند.

طبقه‌بندی JEL: C22، C32، C45، C53، Q11

"واژه‌های کلیدی": "پیش‌بینی"، "قیمت"، "گوجه فرنگی"، "شبکهٔ عصبی"

مقدمه

فرایند پیش‌بینی معمولاً شامل گرفتن اطلاعات گذشته و حال و تعمیم آن‌ها به آینده به کمک مدل‌های ریاضی است. از آنجا که پیشگویی وقایع آینده، در فرایند تصمیم‌گیری نقش عمده‌ای را ایفا می‌کند، لذا پیش‌بینی برای بسیاری از سازمان‌ها و نهادها حائز اهمیت است.گجراتی پیش‌بینی را بخش مهمی از تحلیل‌های اقتصاد سنجی می‌داند، و برای برخی از محققان مهم‌ترین قسمت از علم اقتصاد سنجی، پیش‌بینی است (گجراتی، ۱۹۹۵).

باتوجه به این‌که کشاورزان توانایی کنترل شرایط آب وهوایی، سازمان بازار و محیط نهادی که در آن تولید می‌کنند را ندارند، معمولاً با ریسک تولید و قیمت مواجهند. تولید در بخش کشاورزی با شوک‌های تصادفی و غیرقابل پیش‌بینی ناشی از شرایط آب و هوایی، آفت و سایر بلایای طبیعی همچون آتش‌سوزی روبرو است. از طرفی قیمت محصولات کشاورزی، عملکرد بخش کشاورزی و نیز رفاه مصرف‌کنندگان را به شدت تحت‌تأثیر قرار می‌دهد. در نتیجه نوسان‌های قیمتی که محصولات کشاورزی در معرض آن قرار دارند، هم تولید کنندگان و هم مصرف کنندگان را تهدید می‌نماید. تغییر قیمت‌های کشاورزی، می‌تواند پیامدهای اقتصادی-اجتماعی گسترده‌ای داشته باشد. تأثیر فوری این تغییرات، متوجه مصرف مواد غذایی و تولید محصولات کشاورزی است. بر این اساس، بررسی نوسانات قیمتی محصولات کشاورزی و پیش‌بینی دقیق آن می‌تواند موجب انتخاب نوع محصول و سطح زیر کشت مناسب آن، باعث تخصیص بهینهٔ منابع، افزایش کارایی، افزایش مطلوبیت زراعین و در نهایت افزایش درآمد زراعین

۱- ولی بریم نژاد، دانشیار، عضو هیئت علمی دانشگاه آزاد اسلامی، واحد کرج

۲- ملیحه بکشلو، دانشجوی کارشناسی ارشد اقتصاد کشاورزی دانشگاه آزاد اسلامی واحد کرج

vali.borimnejad@gmail.com

3- Neural Network Auto-Regressive Model

می‌گردد. چرا که قیمت‌ها به طور کلی نقش راهنما را در جریان تولید و مصرف کالاها بر عهده دارند. پیش‌بینی قیمت محصولات کشاورزی علاوه بر کمک به درآمد زراعین کمک زیادی نیز به عوامل بازاریابی این بخش بویژه انبارداری می‌کند و عنصر کلیدی در تصمیم‌گیری آنها می‌باشد. به علاوه پیش‌بینی قیمت می‌تواند نقش مؤثری در اتخاذ سیاست‌های دولت داشته باشد. زیرا دولت‌ها، سیاست‌های خود را بر اساس پیش‌بینی‌های کوتاه‌مدت و بلندمدت از متغیرهای کلیدی اقتصادی، تدوین و اجرا می‌کنند (دیلون و هارداکر، ۱۹۹۳).

در این میان بررسی محصولاتی که دارای بیشترین نوسان هستند، ضروری‌تر می‌باشد. گوجه فرنگی، جزء محصولاتی است که در سال‌های اخیر و همچنین در طول سال نوسانات نسبتا زیادی داشته است.. امروزه روش‌های جدیدتری برای پیش‌بینی روند سری‌های زمانی ابداع شده است. در یک دسته از این روش‌ها که به شبکه‌های عصبی مصنوعی موسومند، با استفاده از هوش مصنوعی روابط پیچیده بین متغیرها فرا گرفته می‌شود. محققان اقتصادی بر این باورند که شبکه‌های عصبی می‌توانند هم در تحلیل‌های خرد و هم در تحلیل‌های کلان با پتانسیلی آشکار برای اصلاح و بهبود کیفیت پیش‌بینی‌های اقتصادی، بویژه در مواردی که ارتباط غیر خطی معنی‌داری بین متغیرهای مستقل و وابسته وجود داشته باشد، مورد استفاده قرار گیرند. شایان ذکر است که این شبکه ها بهتر است به عنوان یک مکمل قدرتمند برای روش‌های استاندارد اقتصاد سنجی استفاده شوند، نه اینکه به طور کامل جانشین آن‌ها شوند (قاسمی "و همکاران"، ۲۰۰۰).

اغلب پدیده‌های طبیعی رفتاری غیرخطی دارند که لازمهٔ تشخیص مناسب آن‌ها، استفاده از مدل‌های غیرخطی است. همچنین در اکثر مطالعات، از فنون رگرسیون خطی یا چندجمله‌ای، میانگین متحرک، مدل های باکس و جنکینز، مدل‌های ساختاری و مدل‌های سری زمانی به منظور پیش‌بینی‌های متغیرهای اقتصادی استفاده می‌شود. اما این مدل‌ها از ضعف‌هایی برخوردارند که به محقق اجازه نمی‌دهند تا عوامل پیچیده و غیرخطی مؤثر بر پیش‌بینی را در نظر بگیرد (راسین، ۲۰۰۱). علاوه بر این، اخیراً به خوبی اثبات شده که بسیاری از مشاهدات سری زمانی اقتصادی، غیرخطی بوده و تخمین مدل های خطی برای مسائل پیچیده در دنیای واقعی همیشه رضایت بخش نیست. در این میان، کهزادی و همکاران در مطالعه ای به پیش بینی قیمت گندم و گاو زنده با استفاده از شبکه های عصبی پیشخور و مدل ARIMA برای دوره زمانی ۱۹۹۰-۱۹۵۰ پرداختند و دریافتند خطای پیش بینی شبکه عصبی کمتر از مدل ARIMA است (کهزادی "و همکاران"، ۱۹۹۵). در مطالعه‌ای دیگر، کومار و همکاران، برای بهینه‌سازی عرضهٔ پول نقد، اقدام به پیش‌بینی تقاضای آن، با استفاده از مدل‌های شبکهٔ عصبی مصنوعی و سری‌های زمانی بر اساس داده‌های حقیقی پول نقد یکی از شعب بانک‌ها در هندوستان برای دوره زمانی دوم آوریل تا سی ام جون ۲۰۰۴ کردند. نتایج نشان داد که شبکهٔ عصبی مصنوعی عملکردی بهتر از روش‌های سری زمانی دارند (کومار و والیا، ۲۰۰۶). همچنین قاسمی و همکاران به پیش بینی قیمت شیر با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل ARIMA پرداختند و دریافتند که خطای پیش بینی مدل شبکه عصبی ۹ تا ۲۲ درصد کمتر از مدل ARIMA است (قاسمی "و همکاران"، ۲۰۰۰). مشیری و همکاران با هدف پیش‌بینی تورم در ایران، از مدل‌های ساختاری تورم، مدل‌های سری زمانی و شبکهٔ عصبی مصنوعی استفاده نمودند. نتایج، حاکی از آن بود که شبکه‌های عصبی در زمینهٔ پیش‌بینی تورم نسبت به سایر مدها عملکرد بهتری دارند (مشیری "و همکاران"، ۱۹۹۹). مرزبان و همکاران، پیش بینی نرخ ارز مدل شبکهٔ عصبی را با مدل‌های اقتصاد سنجی و سری زمانی مقایسه کرده‌اند. مدل‌های شبکهٔ عصبی نسبت به مدل‌های اقتصاد سنجی ساختاری و سری زمانی به وضوح دارای قدرت بیشتری بودند (مرزبان "و همکاران"، ۱۳۸۳). طیبی و همکاران در یک مطالعه، قیمت گوشت مرغ را در ایران با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و روش ARIMA برآورد کرده و دو روش را مورد مقایسه قرار دادند. نتایج ح حاکی از آن است که شبکهٔ عصبی مصنوعی در تمام افق‌های زمانی، دقیق‌تر از روش ARIMA عمل می‌کند (طیبی "و همکاران"، ۱۳۸۸).

روش تحقیق

در حالت کلی می‌توان روش‌های معمول پیش‌بینی را به دو دستهٔ رگرسیونی و غیررگرسیونی تقسیم‌بندی نمود. روش‌های غیر رگرسیونی شامل روش میانگین متحرک و انواع روش‌های تعدیل نمایی است. روش‌های رگرسیونی نیز به دو گروه علی و غیرعلی تقسیم‌بندی می‌شوند. از جمله روش‌های رگرسیون علی می‌توان به مدل خودرگرسیو با واریانس ناهمسان شرطی[1] و از جمله روش‌های رگرسیون غیرعلی می‌توان به فرآیند ARIMA و ARMA اشاره نمود. اما امروزه روش جدیدتری نیز برای پیش‌بینی ابداع شده که به رویکرد شبکهٔ عصبی معروف است.

الگوی خود رگرسیون میانگین متحرک (ARIMA)

به طور کلی، فرآیندی را ARMA(p, q) گویند که شامل p مرتبه جمله خود رگرسیون و q مرتبه جمله میانگین متحرک باشد (به عبارت دیگر، شامل p مرتبه جمله با وقفه از متغیر وابسته و q مرتبه جمله با وقفه از جملات اخلال باشد) همچنین، اگر یک سری زمانی پس از d مرتبه تفاضل‌گیری ساکن شود و سپس آن را توسط فرآیند ARMA(p, q) مدل‌سازی کنیم. در این صورت سری زمانی اصلی، سری زمانی خود رگرسیونی میانگین متحرک انباشته(ARIMA(p ,d, q، است (گجراتی، ۱۹۹۵).

فرآیند(ARIMA(p, d, q، برای متغیر x را می‌توان به صورت رابطه زیر نشان داد:

$$Y_t= f(t)+\sum \varphi_i y_{t-i}+ \sum \theta_j \varepsilon_{t-j}+\varepsilon_t$$

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.

شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی، همانند مغز انسان عمل می‌کنند و ساختاری شبیه به آن دارند. مغز انسان به عنوان یک سیستم پردازش اطلاعات، از عناصر اصلی ساختاری به نام نرون تشکیل شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز شامل مجموعه‌ای از نرون‌های به هم متصل می‌باشند که به هر مجموعه از این نرون‌ها یک لایه گفته می‌شود. نرون یا گره، کوچک‌ترین واحد پردازش اطلاعات است که اساس عملکرد شبکه‌های عصبی را تشکیل می‌دهد (منهاج، ۱۳۷۷).

شبکه‌های عصبی علی‌رغم تنوع، از ساختار مشابهی برخوردارند. شبکه‌های عصبی معمولاً از سه لایهٔ ورودی، پنهان و خروجی تشکیل شده است. لایهٔ ورودی فقط اطلاعات را دریافت می‌کند و مشابه متغیر مستقل عمل می‌نماید. لذا تعداد نرون‌های لایهٔ ورودی بستگی به تعداد متغیرهای مستقل دارد. لایهٔ خروجی نیز همانند متغیر وابسته عمل کرده و تعداد نرون‌های آن بستگی به تعداد متغیرهای وابسته دارد. اما بر خلاف لایه‌های ورودی و خروجی، لایهٔ پنهان هیچ مفهومی را نشان نمی‌دهد و صرفاً یک نتیجهٔ میانی در فرایند محاسبهٔ ارزش خروجی است (قدیمی و مشیری، ۱۳۸۱).

معمولاً در شبکه‌های عصبی، کل داده‌های در دسترس، به دو مجموعهٔ آموزشی[2] و مجموعه آزمایشی[3] طبقه‌بندی می‌شوند. مجموعهٔ آموزشی با الگوریتم یادگیری برای تخمین وزن‌های شبکه استفاده می‌شود و مجموعهٔ آزمایشی برای ارزیابی دقت پیش‌بینی شبکهٔ آموزش‌دیده مورد استفاده قرار می‌گیرد. به طور کلی، برخی نقاط قوت شبکه‌های عصبی را می‌توان به شرح زیر دانست:

1- Auto Regressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH)
2 -Training Set
3 -Testing Set

۱- با موفقیت می‌توان ارتباطات غیرخطی را مدل‌سازی کرد. در برخورد با ارتباطات غیرخطی، شبکه‌های عصبی با توابع محرک غیرخطی بهتر از مدل‌های رگرسیون خطی عمل می‌کنند.

۲- شبکه‌های عصبی، از انعطاف‌پذیری تابعی ساختار شبکه ناشی می‌شود. در شبکه‌های عصبی طیف گسترده‌ای از تکنیک‌های آماری مانند رگرسیون خطی، مدل پروبیت مضاعف، مدل‌های خود توضیحی و ... می‌توانند برای ایجاد اصلاحات در توابع محرک و ساختار شبکه (مانند تغییر نرون‌ها در هر لایه) مورد استفاده قرار گیرند.

شبکه‌های پویا دارای یک بخش خطی خودرگرسیونی(AR) و یک بخش غیرخطی شبکه عصبی پیشخور انتشار برگشتی(ANN)[1] بوده که با استفاده از این شبکه ها امکان دستیابی به مدل هایی که بر هر دو نوع مدل های خطی و شبکه های عصبی انتشار برگشتی برتری داشته باشند وجود دارد (فرگوسن و کلینگ، ۲۰۰۳).

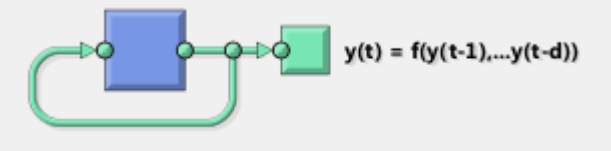
یکی از رهیافت‌هایی که برای ساخت مدل‌های پویای غیرخطی با استفاده از شبکه‌های عصبی بکار می‌رود، اضافه‌کردن مدلAR به یک مدل شبکهٔ عصبی برای تشکیل شبکهٔ عصبی خود رگرسیونی(NNAR) به صورت زیر می باشد:

$$\hat{Y}(t)=f[y(t-1),y(t-2),\ldots,y(t-n_y)]$$

که در آن f یک نگاشت انجام گرفته بوسیله شبکه عصبی می باشد (مدسکر و جین، ۲۰۰۰).

ورودی شبکهٔ عصبی، وقفه‌های مقادیر واقعی هدف[2] $y(t)$ می‌باشد و n_y مقادیر واقعی هدف بوده که توسط سیستم تعیین می‌شوند.

ساختار شبکه عصبی پویا:

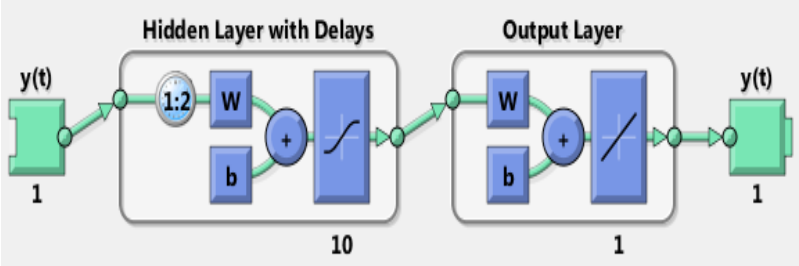


"نگاره (۱)" ساختار NNAR

نحوهٔ آموزش در این نوع شبکه مبتنی بر قانون یادگیری اصلاح خطا است. در این روش، آموزش با استفاده از مجموعهٔ وزن‌های تصادفی اولیه، آغاز می‌شود (هایکین، ۱۹۹۴). تابع آموزش این شبکه، Levenberg-Marquardt (LM)[3] و تابع یادگیری آن، GDM[4] می‌باشد و برای لایهٔ خروجی تابع فعال سازی خطی استفاده شد. طراحی بخش خطی (AR) این مدل توسط خود سیستم انجام می‌گیرد. در نهایت برای بررسی کارایی مدل، داده‌های خروجی شبکه با دادهای واقعی مقایسه گردید. LM ، تابع آموزشی است که مقادیر وزن‌ها و اریب‌ها را بر اساس روش بهینه‌سازی Levenberg-Marquardt به هنگام می‌کند (مدسکر و جین، ۲۰۰۰). تابع کارایی خطای پیش فرض این شبکه، میانگین مجذور خطا می‌باشد.

شکل ۲، مدل NNAR به کاررفته در این مطالعه را نشان می‌دهد:

1-Artificial Neural Network
2 - Target
3 -Levenberg, (1944) & Marquardt, (1963)
4 -Gradient Descent With Momentum Weight/bias Learning Function



"نگاره (۲)" مدل پویای شبکه عصبی_ خود رگرسیونی(NNAR)

در این مطالعه، در تمامی مدل‌ها قیمت خرده‌فروشی گوجه‌فرنگی به عنوان تابعی از مقادیر گذشته آن مدل‌سازی شد. داده‌های به‌کار رفته در این مطالعه داده‌های هفتگی قیمت خرده‌فروشی گوجه فرنگی مربوط به سال های ۱۳۸۹-۱۳۸۸ است که از سازمان میادین میوه و تره بار تهران گردآوری شد. برای حل مدل خطی از نرم‌افزار Eviews و برای حل مدل شبکهٔ عصبی از نرم افزار MATLAB استفاده گردید.

علاوه بر این، گرچه اجماع کلی در مورد چگونگی تقسیم داده‌ها در مدل‌های عصبی- مصنوعی وجود ندارد، اما تمامی مطالعات، بخش عمدهٔداده‌ها (معمولاً ۷۰٪، ۸۰٪ یا ۹۰٪) را به آموزش و باقیمانده داده‌ها را به آزمون مدل‌ها اختصاص می‌دهند (هائوفی "و همکاران"، ۲۰۰۷). در این مطالعه ۷۰٪ داده‌ها به آموزش و ۳۰٪ داده‌ها به آزمون خروجی مدل NNAR اختصاص داده شد.

بررسی قدرت پیش‌بینی

به منظور مقایسهٔ قدرت پیش‌بینی، از معیارهای مختلف و از جمله میانگین قدر مطلق خطا[1]، میانگین مجذور خطا[2]، ریشه میانگین مربعات خطا[3] و شاخص درصد میانگین مطلق خطا[4] استفاده گردید. این معیارها را می‌توان بصورت روابط زیر نشان داد:

$$MAE = \sum_{i=1}^{n} \frac{|e_i|}{n}$$

$$MSE = \sum_{i=1}^{n} \frac{e_i^2}{n}$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \left| \frac{e_i}{y_i} \right| * 100$$

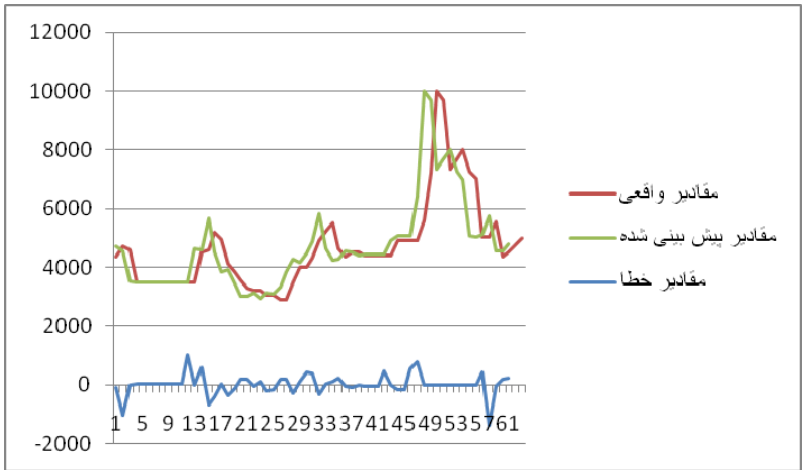
در این روابط n تعداد پیش‌بینی، e_i خطای پیش‌بینی iام است که از تفاوت مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر واقعی به دست می‌آید.

1 - Mean Absolute Error
2 - Mean of Square Error
3 -Root Mean Square Error
4 -Mean Absolute Percentage Error

نتایج و بحث

بررسی کارایی مدل NNAR در پیش‌بینی قیمت خرده‌فروشی گوجه فرنگی

به منظور بررسی کارایی این مدل در پیش‌بینی قیمت خرده‌فروشی گوجه‌فرنگی، ابتدا داده‌های سری زمانی بـا اسـتفاده از روش هایکین به اعداد بین ۰ و۱+ (logisig) تبدیل می‌کند که نرمال می‌شود (هائوفی "و همکاران"، ۲۰۰۷). همچنـین بـرای طراحـی شبکه، از ساختارهای مختلف شبکهٔ انتشار برگشتی پیشخور با تابع آموزشی LM با تکرار ۱۰۰=Epoch ، تابع یادگیری GDM و تابع فعال‌سازی خطی برای لایه خروجی، استفاده گردید. طراحی بخش خطی(AR) این مدل توسط خود سیستم صورت می‌گیرد. در نهایت برای بررسی کارایی مدل، داده‌های خروجی شبکه با داده‌های واقعی مقایسه شد.



"نگاره (۳)" پیش‌بینی قیمت بااستفاده از فرایندNNAR

"جدول (۱)" بررسی کارایی مدل NNAR در پیش بینی قیمت خرده فروشی گوجه فرنگی

معیار خطا	RMSE	MAE	MAPE
مقدار	۳۵۳/۱۱۸	۲۰۸/۰۲۶	۴/۸۸۵

"مأخذ: یافته‌های تحقیق"

بررسی کارایی مدل ARIMA در پیش بینی قیمت خرده فروشی گوجه فرنگی

به منظور کارایی مدل ARIMA در پیش‌بینی سری زمانی مذکور، ابتدا ایستایی سری زمانی با آزمون دیکـی فـولر تعمـیم یافتـه (ADF)[1] مورد بررسی قرار گرفت. جدول زیر خلاصه‌ای از نتایج را نشان می‌دهد:

1 -Augmented Dicky-Fuller

"جدول (۲)" نتایج آزمون ایستایی سری قیمت گوجه فرنگی

		آمارهٔ t	احتمال
آماره دیکی‌فولر تعمیم‌یافته		-۴/۲۵۳۱۸۹	۰/۰۰۰
مقادیر آزمون بحرانی	٪۱	-۳/۵۴۲۰۹۷	
	٪۵	-۲/۹۱۰۰۱۹	
	٪۱۰	-۲/۵۹۲۶۴۵	

متغیر وابسته: D(Y,2)

"مأخذ: یافته‌های تحقیق"

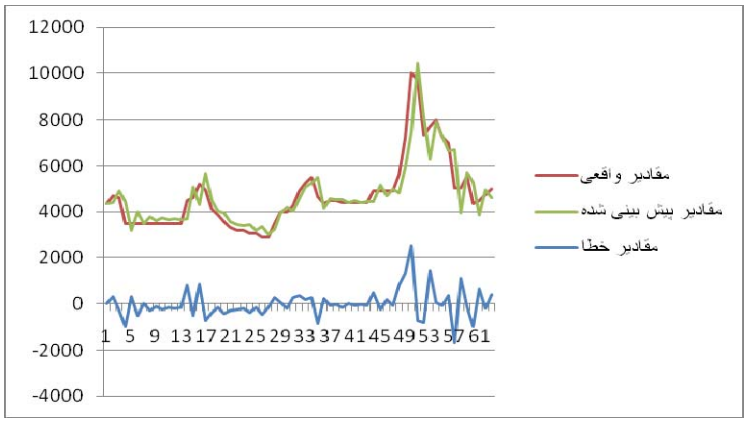
جدول شماره ۲ نشان می‌دهد که درجه ایستایی (d) برای سری زمانی مورد بررسی برابر دو می‌باشد، یعنی سری زمانی بعد از دو مرتبه تفاضل‌گیری ایستا می‌شود. همچنین با توجه به اینکه مقدار آمارهٔ ADF برابر با ۴/۲- و کمتر از مقادیر بحرانی جدول است، بنابراین متغیر مزبور در هر سه سطح اطمینان ایستا شده است.

سپس با استفاده از معیارهای AC و PAC به ترتیب بهترین مرتبه q و p را مشخص می‌کنیم و می‌دانیم که حدهای اعتماد تقریبی (فاصله اطمینان) ۹۵٪ بین ۰/۲۰۸۹و ۰/۲۰۸۹- می‌باشند (گجراتی، ۱۹۹۵). لذا جهت پیش‌بینی قیمت گوجه‌فرنگی فرایند(۱و۲و۱) ARIMA به عنوان بهترین حالت انتخاب شد. نتایج برآورد مدل ARIMA در جدول شمارهٔ ۳ آمده است:

"جدول (۳)"نتایج برآورد مدل ARIMA

متغیر	ضرایب	انحراف معیار	آماره t	احتمال
C	۴۷۵۹/۰۸۴	۵۸۰/۴۳۸۳	۸/۱۹۹۱۲۲	۰/۰۰۰۰
AR(1)	۰/۷۷۴۶۶۵	۰/۰۸۷۴۱۰	۸/۸۶۲۳۸۲	۰/۰۰۰۰
MA(1)	۰/۶۲۹۰۷۶	۰/۱۰۸۰۶۰	۵/۸۲۱۵۳۹	۰/۰۰۰۰

"مأخذ: یافته‌های تحقیق"



"نگاره (۴)" پیش بینی قیمت بااستفاده از فرایند ARIMA

"جدول (۴)"بررسی کارایی مدل ARIMA در پیش‌بینی قیمت خرده فروشی گوجه فرنگی

معیار خطا	RMSE	MAE	MAPE
مقدار	۶۱۳/۱۷	۴۰۱/۰۵	۷/۹۵

"مأخذ: یافته‌های تحقیق"

شرط لازم برای کاراتر بودن یک مدل نسبت به مدل دیگر، کوچکتر از یک بودن کمیت حاصل از تقسیم RMSE, MAE یک مدل بر مدل دیگر است. در جدول شمار، ۵، نتایج حاصل از مقایسهٔ کارایی مدل‌های مذکور در پیش‌بینی قیمت گوجه‌فرنگی ارائه شده است.

"جدول (۵)" مقایسه کارایی مدل ها در پیش بینی قیمت گوجه فرنگی

مدل‌ها	MAE	RMSE
NNAR	۲۰۸/۰۲۶	۳۵۳/۱۱۸
ARIMA	۴۰۱/۰۵	۶۱۳/۱۷
نسبت	۰/۵۱۹	۰/۵۷۶

"مأخذ: یافته‌های تحقیق"

کمیت حاصل از تقسیم MAE,RMSE مدل NNAR بر مدل ARIMA کوچکتر از یک بوده و به ترتیب برابر ۰/۵۷۶ و ۰/۵۱۹ می‌باشد. بنابراین مدل NNAR در مقایسه با مدل ARIMA ، داده‌های واقعی را با خطای کم‌تری شبیه‌سازی می‌کند. در نتیجه مدل NNAR بر مدل ARIMA در پیش‌بینی قیمت خرده‌فروشی گوجه فرنگی برتری دارد.

که این نتایج با نتایج خلیق و مقدسی (۱۳۸۷) مطابقت داشت. آن‌ها در یک مطالعه، قیمت گوجه فرنگی را با استفاده از مدل شبکه عصبی و الگوهای سری زمانی پیش‌بینی کردند و این الگوها را با هم مورد مقایسه قرار دادند. نتایج حاصل، مؤید برتری شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی قیمت محصول مورد مطالعه بر الگوهای سری زمانی است. همچنین با نتایج اثنی عشری (۱۳۸۶) نیز منطبق بود. وی در مطالعه‌ای به بررسی تأثیر سیاست‌های پولی و مالی بر اشتغال بخش کشاورزی و پیش‌بینی میزان اشتغال با استفاده از روش‌های شبکه عصبی و خودرگرسیونی برداری پرداخت. نتایج مطالعه وی نشان داد که مدل شبکهٔ عصبی، در پیش بینی اشتغال از عملکرد بهتری برخوردار است.

نتیجه‌گیری و پیشنهادات

گرچه روش ARIMA به عنوان رایج‌ترین روش خطی پیش‌بینی، نقشی اساسی ایفا می‌نماید، ولی نتایج مطالعه نشان داد روش شبکهٔ عصبی مصنوعی، ابزار قدرتمندی در پیش‌بینی قیمت بوده و چون در آن آموزش را تکرار می‌کنیم، در به حداقل رساندن خطای پیش‌بینی تواناست. بنابراین می‌توان پیشنهادهای زیر را ارائه داد:

۱. تأکید بر استفاده از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی قیمت محصولات کشاورزی درکنار سایر مدل‌های متداول پیش‌بینی.

۲. شبکه‌های عصبی با محدودیت‌هایی از جمله فقدان یک تئوری جامع روبروست و از طرفی وزن‌های شبکه‌های عصبی مانند ضرایب مدل‌های رگرسیون، قابل تفسیر نیست. بنابراین پیشنهاد می‌شود این شبکه‌ها برای پیش‌بینی استفاده شوند نه برای تحلیل‌های سیاستی.

منابع

اثنی‌عشری. ه (۱۳۸۶) تأثیر سیاست‌های پولی و مالی بر اشتغال بخش کشاورزی ایران، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده کشاورزی، دانشگاه زابل.

جهرمی، م. ح. محمدی و ز. فرجزاده (۱۳۸۶) پیش‌بینی قیمت چغندرقند در ایران، *مجله چغندر قند*، شماره۲۵.

خلیق. پ و ر. مقدسی (۱۳۸۷) پیش بینی قیمت محصول گوجه فرنگی به کمک الگوهای شبکه عصبی مصنوعی و سری زمانی، اولین کنگره ملی فناوری تولید و فرآوری گوجه فرنگی.

طیبی. س.ک. ک. آذربایجانی و ل. بیاری (۱۳۸۸) مقایسه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و سری‌های زمانی برای پیش‌بینی قیمت گوشت مرغ در ایران، *پژوهشنامه علوم اقتصادی*، شماره۱.

قدیمی. م و س. مشیری (۱۳۸۱) مدل‌سازی و پیش‌بینی رشد اقتصادی در ایران با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، *فصلنامه پژوهش‌های اقتصادی ایران*، شماره ۱۲.

گجراتی. د (۱۹۹۵) مبانی اقتصاد سنجی، ترجمه: ح. ابریشمی، انتشارات دانشگاه تهران.

مرزبان. ح. ر. اکبریان و ب. جواهری (۱۳۸۳) یک مقایسه بین مدل‌های اقتصادسنجی ساختاری، سری زمانی و شبکهٔ عصبی برای پیش‌بینی نرخ ارز، *مجله تحقیقات اقتصادی*، شماره ۱۲.

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

۸-نوفرستی. م (۱۳۷۴) آمار در اقتصاد و بازرگانی، انتشارات رسا، تهران.

9 -Dillon JL. and JB. Hardaker (1993) Farm management research for small farmer development, FAO, Rome.

10-Forsgren A. and R. Kling (2003) Av Implementation of Recurrent, Neural Network for Prediction and control of Nonlinear Dynamic System, Dissertation for PHD Degree, Faculty of IT at mouash University, Melborn, Australia.

Ghasemi E. H. Asadpour and M. Shasadeqi (2000) An Application of Neural Network in Time Series Forecast and its Comparison with ARIMA Model, *Iranian Journal of Trade Studies(IJTS) Quarterly*, No: 14, PP. 87-120. (Inpersian)

Gonzalez S (2000) Neural Network for macroeconomic forcasting: A complementary approach to linear regression models, Working paper, 2000-07.

Haoffi Z. Guoping. X. Fagting. Y and Y. Han (2007) A Neural Network Model Based on the Multi-Stage Optimization Approach for Short-Term Food Price Forecasting in China, Expert System with Applications, 33 : 347-356.

Haykin s (1994) Neural Networks : A Comprehensive Foundation. Macmillan, Newyork.

Kohzadi N. Boyd. M. S. Kastra. I. Kermanshahi. B. S and D. Scuse (1995) Neural Networks for Forcasting:An introduction, *Canadian Journal of Agricultural Economics*, 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 Prices, Neurocomputing, 10: 169-181.

Kumar P. and E. Walia (2006) Cash Forecasting An Application of Artificial Neural Networks in Finance, *International Journal of Computer Science & Applications*, 61-77.

Medsker L. R and L. c. Jain (2000) Recurrent Neural Networks : Design and Applications, Boca Raton, FL : CRC Press.

Moshiri s. Cameron. N and D. Scuse (1999) Statics Dynamic, and Hybrid Neural Networks in Forecasting Inflation, *Computational Economics*, 14: 219-235.

Racine. J. S (2001) On the Nonlinear Predictability of stock Returns using Financial and Economic variables, for the coming, *Journal of Business and Economic Statistics*, 19(3): 80-382.

Forecasting the price of tomatoes: using combined neural network auto-regressive approach

Vali Borimnejad[1] *& Maliheh Bakeshlou*[2]

Abstract

In this study, we anticipated the retail price of tomato using ARIMA and neural network auto-regressive model. The data used were weekly that, included the retail prices of tomatoes during 1389-1388 and gathered from Tehran Fruits and Vegetables Organization. In order to compare the predictions error, we used the mean square error, mean absolute error and mean absolute percent error criteria. The results showed that non-linear neural network auto-regressive model, in predicting the retail price of tomatoes has a lower error and thus is more efficient than ARIMA.

JEL Classification: C22,C32,C45,C53,Q11

"***Key words*": "*forecasting*", "*price*", "*tomato*", "*neural network*"

1- Vali Borimnejad, Associate Professor, Islamic Azad University, Karaj Branch
2- Maliheh Bakeshlou, Graduate Student of Islamic Azad University, Karaj Branch
vali.borimnejad@gmail.com