

## پیش‌بینی و الگوسازی فرایند رفتار قیمت‌ها در بورس اوراق بهادار تهران «همسنجی مدل‌های خطی و غیرخطی»

■ حمید خالوزاده

دانشجوی دکتری کنترل و سیستم، دانشگاه تربیت مدرس □

■ دکتر علی خاکی صدیق

دانشیار گروه کنترل دانشکده برق، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی □

### چکیده

در این مقاله براساس مدل‌های خطی خودرگرسیونی (AR)<sup>1</sup> و مدل‌های غیرخطی شبکه‌های عصبی مصنوعی<sup>2</sup>، نرخ بازدهی روزانه<sup>3</sup> سهام شرکت شهد - ایران در بورس تهران پیش‌بینی شده است. شبکه عصبی حاضر براساس اطلاعات قیمتی ثبت شده از نیمة دوم سال ۷۳ تاکنون، آموزش و آزمایش می‌شود.

از مدل خطی AR برای مدل‌سازی و پیش‌بینی خطی استفاده، و یک شبکه عصبی سه لایه با قانون پس انتشار خطاب برای مدل‌سازی غیرخطی پیش‌بینی به کار گرفته شده است. بر پایه این گزارش مدل AR بافرضیه بازار کارامد<sup>4</sup> سازگار است و قابلیت استخراج ساختارهای موجود در فرایند مولّد قیمت سهام را ندارد؛ حال آنکه مدل غیرخطی شبکه عصبی به طور رضایت‌بخشی قادر به کشف و شناسایی الگوهای موجود در این فرایند است. در هر دو مورد بازده تخمین<sup>5</sup>  $\hat{R}^2$  به عنوان پارامتر نشانگر عملکرد فرایند تخمین و پیش‌بینی محاسبه شده است. مقدار بزرگ  $\hat{R}^2$  نمایانگر قابلیت استخراج ساختار فرایند مولّد قیمت در مدل شبکه عصبی مورد بررسی بوده است. بدین معنا، عملکرد مدل‌های غیر خطی و از جمله شبکه‌های عصبی در مدل‌سازی فرایند رفتار قیمت‌ها در بورس اوراق بهادار تهران<sup>6</sup>\* بسیار

1. Auto Regressive.

2. Artificial Neural Networks.

3. One Day Return.

4. Efficient Market Hypothesis.

\*. این تحقیق با پشتیبانی و مساعدت سازمان بورس و اوراق بهادار تهران صورت یافته است. در اینجا لازم است از دیرباز محترم سازمان، جناب آنای



بهتر از روش‌های معمول خطی است.

## کلمات کلیدی

مدلهای خطی AR، پیش‌بینی با مدل‌های خطی و غیرخطی، شبکه‌های عصبی، فرضیه بازار کارامد

### ۱- مقدمه

مطالعات زیادی در زمینه پیش‌بینی نوسانهای قیمت سهام صورت گرفته است، که بیشتر آنها مؤید فرضیه بازار کارامد بوده‌اند. - به این مفهوم که پیش‌بینی نوسانها را ناممکن دانسته‌اند. هر چند نتایج مخالف نیز با این فرضیه (با متغیرهای پیچیده) عاید شده است - [۱، ۲، ۳].

علیرغم وجود فرضیه‌ای قوی، مانند فرضیه بازار کارامد، این فرضیه تنها مبتنی بر یک نظریه است و هر نظریه با استنتاجها و دلایل و مشاهدات مناسب، قابل رد یا اثبات است. در واقع، ممکن است روش‌های ابداع شوند که خلاف این فرضیه را اثبات کنند.

درک انسان به طور ذاتی محدود به میزان قابلیت پردازش اطلاعات دریافتی خود است و بنابراین کارایی او نیز محدود به میزان قدرت پردازش اطلاعاتی اوست. حال اگر روش‌های جدید پردازشی را بتوان به وجود آورد که مانند روش‌های غیرخطی براساس مدل‌های شبکه عصبی - دارای پتانسیل قوی استنتاج و کشف ساختارها و الگوها در سیستمهای دینامیکی ناشناخته باشند، به طوری که دسترسی به اطلاعات داخلی شرکتها را با بررسی روند گذشته قیمتها کشف و استخراج نمایند؛ در این صورت ممکن است بتوان فرضیه بازار کارامد را زیر سؤال برد. البته این روشها در مورد بازارهایی که همیستگی قیمت داشته و اصولاً فرضیه بازار کارامد در مورد آنها صادق نباشد، نیز بخوبی عمل می‌کند و با آنها می‌توان مدل‌هایی را ایجاد کرد، که براساس آنها بتوان فرایند پیش‌بینی را با عملکرد نسبتاً خوب (پیش‌بینی کوتاه مدت) انجام داد [۵].

شبکه‌های عصبی قابلیت یادگیری رفتارهای پیچیده را دارند. آنها از چندین پردازنده‌گر ساده غیرخطی (معمولًاً) متصل به هم به نام گره یا نرون<sup>۵</sup> تشکیل می‌شوند. اتصال تعداد بسیار زیاد نرون‌های ساده که مغز بشر را تشکیل می‌دهند، اولین ایده، برای ساختن مدل‌های شبکه عصبی بوده است.

روشهای مدلسازی به وسیله شبکه‌های عصبی، نتایج موفقیت‌آمیزی در مسائل پیچیده‌ای مانند، تقریب توابع پیچیده<sup>۶</sup> با هر دقتی، تشخیص الگو<sup>۷</sup> و پیش‌بینی فرایندهای غیر خطی<sup>۸</sup> داشته‌اند، دو مسئله جالب توجه که در سالهای اخیر به وسیله لاد و فاربر<sup>۹</sup> به وسیله شبکه‌های عصبی حل شد، به ترتیب عبارتند از طبقه‌بندی دنباله‌های پرتوئینی [۶] و تخمین رفتار یک فرایند آشوبگو<sup>۱۰</sup> معین [۷]. با وجود

۴۶

سید احمد میرمطهری  
دیپلم: رئیس محترم اداره مطالعات و برنامه‌های اقتصادی سازمان، آنای غلامرضا زالپور، صحبته شکر شود.

5. Neuron.

6. Function approximation.

7. Pattern recognition.

8. Nonlinear forecasting.

9. Lapede and Farber.

10. Chaotic.

اینگونه موقفيتها طرح اين سؤال مناسب است، که آيا از اين روش می‌توان برای استخراج و کسب نظم موجود در يك سري زمانی<sup>۱۱</sup> مربوط به اطلاعات مالي، که عموماً غيرخطي هستند، استفاده و بدین ترتيب نوسانهای قيمت سهام را پيش‌بیني کرد؟ گروهي معتقد به فرضيه بازار کارامد<sup>۱۲</sup> بوده و معتقدند که نوسانهای قيمت مانند يك فرایند قدم زدن تصادفي<sup>۱۳</sup> است [۸]؛ و بنابراین قابل پيش‌بیني نیست. در واقع، معتقدان به اين فرضيه بر اين باورند که براساس اطلاعات قابل دسترس عموم (مانند قيمتهاي گذشته اين سهم يا سهام ديگر) پيش‌بیني غيرممكن است - باید دقت کرد که اطلاعات داخلی شرکتها به عنوان اطلاعات غير قابل دسترس عموم محسوب می‌شوند.

در اين مقاله، هدف مطالعه براورد نرخ بازدهي<sup>۱۴</sup> سهام شركت شهد - ايران در طی يك روز است. نرخ بازدهي روزانه<sup>۱۵</sup> به صورت زير تعریف می‌شود:

$$r_n \triangleq \frac{P_n - P_{n-1} + d_n}{P_{n-1}} \quad (1)$$

در اين رابطه،  $P_n$  قيمت در روز  $n$ -ام و  $d_n$  سود تقسيم شده در اين روز است. سود مزبور ممکن است به صورت پرداخت نقدی، سهام جاييز يا افزایش سرمایه در نظر گرفته شود. اطلاعات مربوط به ۵۶۴ روز در دسترس است، برای آموزش شبکه از اطلاعات ۴۰۰ روز استفاده، و ۱۶ نمونه بعدی در فاز آموزش يا يادگيري برای ارزیابی قابلیت شبکه به کار گرفته شده است.

بيان ساده رياضي، فرضيه بازار کارامد (EMH)، رابطه  $E(r_n | I_{n-1}) = E(r_n)$  است؛ که نشان دهنده اميد رياضي شرطي<sup>۱۶</sup> با وجود اطلاعات عمومي قابل دسترس تا لحظه  $n$  است.  $I_n$  فضايي است که با اطلاعات عمومي قابل دسترس به وجود مي‌آيد. عددی ثابت و ممکن است ناشناخته باشد،  $\omega$  شامل دو مؤلفه است، بازده روزانه خالي از ريسک و نيز بازده با ريسک. چون  $I_n$  شامل اطلاعات موجود قيمت سهام است، عبارت بازار کارامد بدین معناست که اطلاعات قبلی قيمت سهام در فرایند پيش‌بیني<sup>۱۷</sup> (يا  $P_{n+1}$ ) تأثير و فايده‌اي ندارد.

در اعمال تحليلهای خطی ابتدا باید سري زمانی مربوط از نظر ايستائي بررسی شود. چنانچه سري زمانی مورد مطالعه ايستا نباشد، باید تبديلهای لازم آن را ايستا کرد و سپس تحليل را به کار بست. نمودارهای (۲-الف) و (۲-ب) به ترتيب تابع خود همبستگی<sup>۱۸</sup> و تابع همبستگي جزيي<sup>۱۹</sup> سري زمانی قيمت شهد - ايران را به ازاي ۱۵ تأخير نشان مي‌دهد. همچنين در جدول (۱) نتیجه آزمون ريشة واحد اين سري را برای يك تأخير در اطلاعات قيمت سهم آمده است.

11. Time series.

12. Efficient Market Hypothesis.

13. Random Walk.

14. One Day Return.

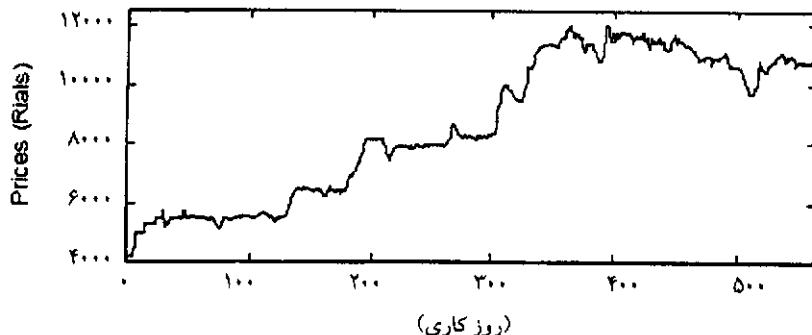
15. Conditional Expected Value.

16. Auto correlation Function.

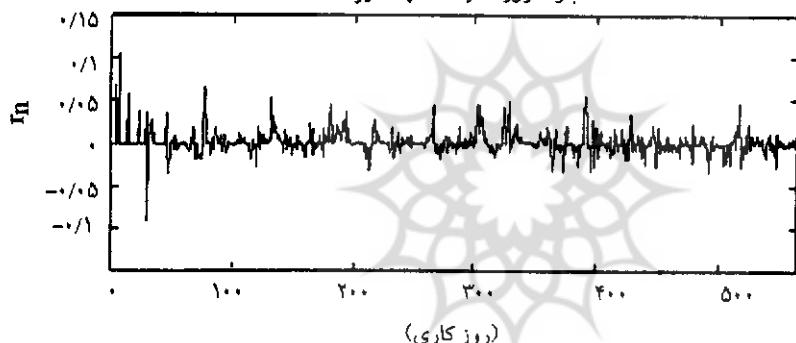
17. Partial Correlation Function.



قیمت‌های شهد - ایران از تاریخ ۱۳۷۳/۶/۲۱ تا ۱۳۷۶/۳/۳



بازده روزانه قیمت شهد - ایران



نمودارهای (۱-الف) و (۱-ب) روند قیمت سهام شهد - ایران و نرخ بازدهی روزانه ( $r_n$ )

۴۸

جدول ۱: آزمون ریشه واحد سری زمانی قیمت شهد - ایران

### آزمون ریشه واحد دیکی - فولر افزوده بر روی سری زمانی قیمت سهام شهد - ایران

آماره آزمون: ADF ۰/۸۸۰۸

\* مقدار بحرانی ۲/۵۶۹۳ -

\*: مقادیر بحرانی مکینون برای رد کردن

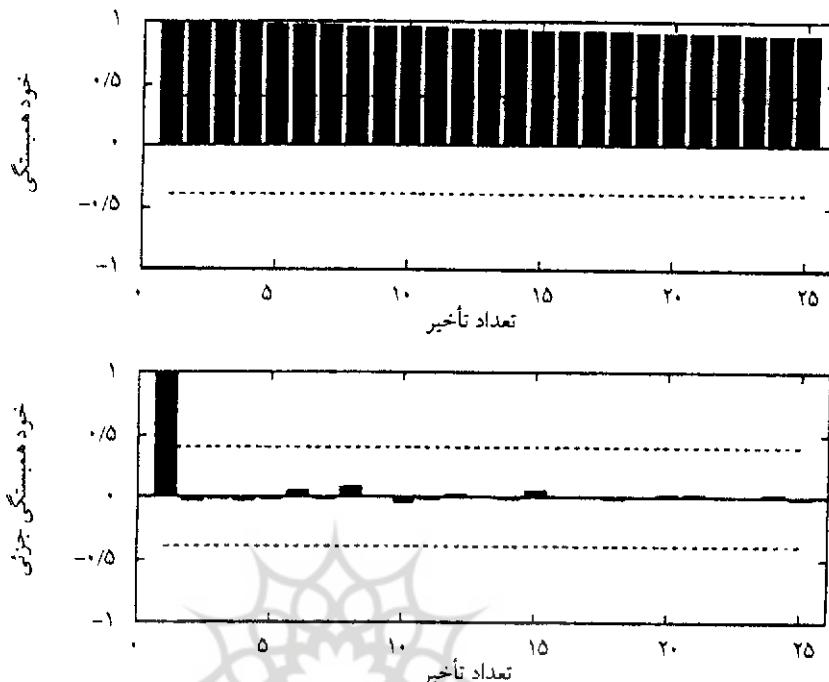
- ۱/۹۴۰۰ ۵

فرضیه وجود ریشه واحد

- ۱/۶۱۵۹ ۱۰

شماره ۵ هفته ۱۳۷۶

همانطور که از نمودارها و جدول مربوط پیداست، نامیرایی سریع توابع همبستگی و مقدار آماره <sup>۱</sup> دیکی - فولر<sup>۱۸</sup> محاسبه شده در آزمون ریشه واحد این سری، نشانگر نایستایی آن است.



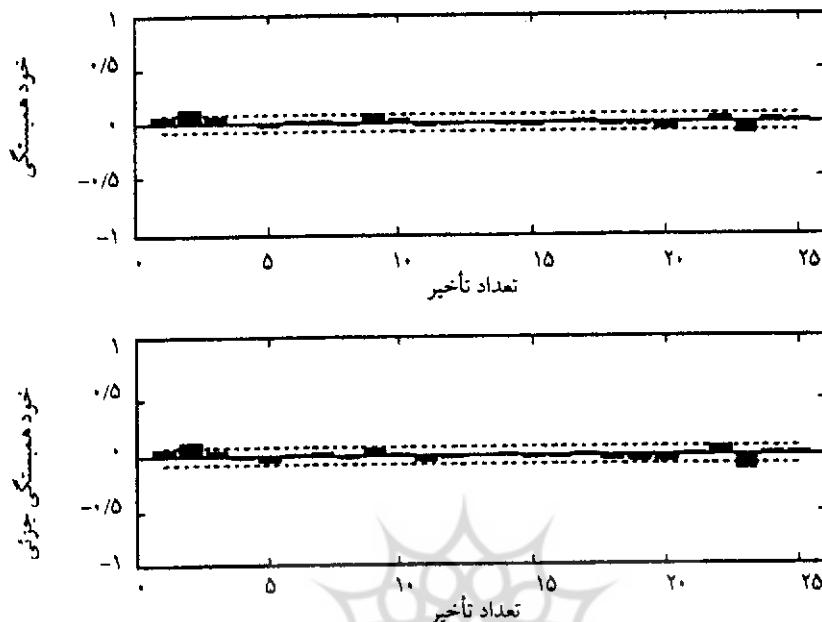
نمودارهای (۲-الف) و (۲-ب) تابع خود همبستگی و تابع همبستگی جزئی سری زمانی قیمت شهد - ایران

با تعریف  $\hat{X}_t$  به صورت بازده لگاریتمی، این سری تا حدی روندزدایی<sup>۱۹</sup> شده و سعی در ایستایی آن می‌شود. نمودارهای (۳-الف) و (۳-ب) به ترتیب تابع خود همبستگی و تابع همبستگی جزئی سری زمانی بازده شهد - ایران را نشان می‌دهد. جدول (۲) نیز نتیجه آزمون ریشه واحدهای سری را برای یک تأخیر نشان می‌دهد.

جدول ۲: آزمون ریشه وحد سری زمانی بازده لگاریتمی شهد - ایران

آزمون ریشه وحد دیکی - فولر افزوده بر روی سری زمانی بازده لگاریتمی سهام شهد - ایران

آماره آزمون: ADF: ۱۲/۹۳۹۱ *: مقادیر بحرانی مکینون برای رد کردن فرضیه وجود ریشه واحد	*٪ مقدار بحرانی ۲/۵۶۹۲ ٪ مقدار بحرانی ۱/۹۴۰۰ ٪ مقدار بحرانی ۱/۸۱۵۹
---	--



نمودارهای (۳-الف) و (۳-ب) تابع خودهمبستگی و تابع همبستگی جزئی سری زمانی بازده‌لگاریتمی شهر - ایران

نمودار تابع همبستگی و مقدار آماره  $\alpha$ ، محاسبه شده در آزمون ریشه واحد این سری، نشانگر ایستایی سری زمانی بازده است.

## ۲- مدلسازی خطی و پیش‌بینی

در فرهنگ اقتصادیک روش برای آزمون فرضیه بازار کارامد با بیانی به شکل فوق، مدلسازی فرایند مولّد قیمت با استفاده از سری زمانی قیمت، با مدل‌های خطی AR است، یک مدل خطی AR از درجه  $p$  را به  $(p)$  نشان می‌دهد و برای مدلسازی نرخ بازدهی روزانه به شکل زیر نوشته می‌شود [۵]:

$$r_n = W_0 + W_1 r_{n-1} + \dots + W_p r_{n-p} + \varepsilon_n ; \quad n = 1, 2, \dots \quad (2)$$

در رابطه (۲)  $W_0, W_1, \dots, W_p$  بُرداری ناشناخته از وزنهاست و باید مشخص شود،  $r_n$  یک عدد صحیح مثبت و بیانگر مرتبه  $n$  مدل AR است و  $\varepsilon_n$  خطای مدل بوده و فرض می‌شود متغیری تصادفی  $\varepsilon_n$  با خاصیت  $E(\varepsilon_n | I_{n-1}) = 0$  و توزیع گوسی باشد. در مدل  $(p)$  AR بُردار ناشناخته وزنه

با فرض دارا بودن خاصیت:  $E(\epsilon_n | I_{n-1}) = 0$ , به روش حداقل سازی میانگین مربعات خطای صورت می‌گیرد.

فرضیه بازار کارامد محدودیتی به شکل  $W_1 = W_p = \dots = W_p = W_1 = \dots = W_p$  را به مدل AR(p) تحمیل می‌کند، بنابراین هر نوع مشاهده دال بر اینکه  $W_1 \neq W_2 \neq \dots \neq W_p$  یا  $W_1 = W_2 = \dots = W_p$  باشد، برخلاف فرضیه بازار کارامد است. از طرفی شواهد تجربی که:  $W_1 \approx W_2 \approx \dots \approx W_p$  باشد، نه موجب رد شدن این فرضیه است و نه مؤید آن است، یعنی این دریافت که  $W_1 \approx W_2 \approx \dots \approx W_p$  باشد، هم با فرضیه بازار کارامد موافق است و هم با وجود ترکیب خطی بردار وزن و بردار اطلاعات - به طوری که اطلاعات به صورت غیر خطی در مدل AR ظاهر شوند - موافق است [۶]. در واقع فرایندهای غیر خطی معینی را می‌توان معرفی کرد که دچار این وضعیت هستند. عبارتی معادل برای فرضیه بازار منطقی که در اینجا از آن استفاده می‌شود عبارت است از [۵]:  $\text{Var}(r_n) = \text{Var}(\epsilon_n)$  یا به طور معادل:

$$R^2 = 1 - \frac{\text{Var}(\epsilon_N)}{\text{Var}(r_N)} = 1 - 1 = 0 \quad (۳)$$

شواهد تجربی که  $R^2 \neq 0$  آشکارا خلاف EMH بوده و شواهد تجربی  $R^2 = 0$  هم با EMH وجود ساختار غیر خطی موافق است و همخوانی دارد. بنابراین به عنوان اولین قدم، با استفاده از یک مدل خطی AR(p) شواهد تجربی در مقابل EMH بررسی و فرایند سری زمانی نرخ بازدهی روزانه مدل می‌شود:

$$\hat{r}_n = \hat{W}_1 + \hat{W}_2 r_{n-1} + \dots + \hat{W}_p r_{n-p} \quad (۴)$$

بعد از تخمین ضرایب معادله (۴)،  $R^2$  با رابطه زیر تخمین زده می‌شود:

$$R^2 = 1 - \frac{\hat{\text{Var}}(\epsilon_N)}{\hat{\text{Var}}(r_N)} \quad (۵)$$

$$\hat{\text{Var}}(r_N) = \frac{\sum_{n=1}^N (r_n - \bar{r}_N)^2}{N-1} \quad \text{که در این رابطه:}$$

$$\hat{\text{Var}}(\epsilon_N) = \frac{\sum_{n=1}^N (r_n - \bar{r}_n)^2}{N-1} \quad ; \quad \bar{r}_N = \frac{\sum_{n=1}^N r_n}{N} \quad (۶)$$

$N$  تعداد نمونه‌هایی است که در مرحله تخمین ضرایب وزن مورد استفاده قرار می‌گیرد، در اینجا  $N = 40$ ، با استفاده از شبیه سازیهای اجرا شده با نرم افزار MATLAB، ساختار AR(7) انتخاب شد (این ساختار مجموع مربعات خطای کمتری را نسبت به دیگر مرتبه‌های مدل AR دارد) ماتریس وزن به دست آمده، به صورت زیر است:

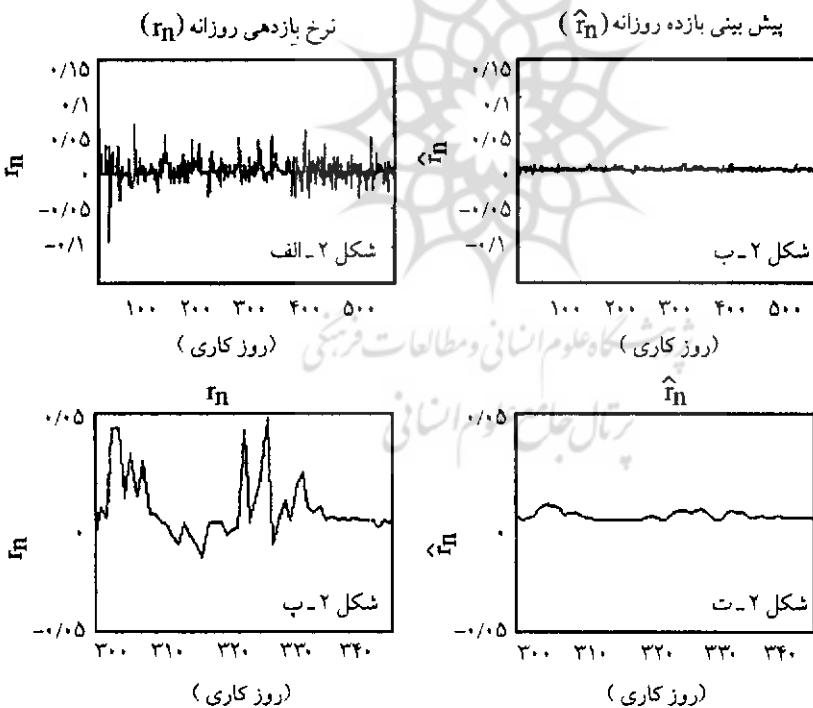


$$\hat{W} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}^T$$

در نهایت مدل AR برای فرایند نرخ بازدهی روزانه سهام شهد - ایران به صورت مدلی خطی برگشتی ۲۳ به شکل زیر به دست می‌آید:

$$\hat{r}(n) = 0.0018 + 0.0702r(n-1) + 0.0682r(n-2) + 0.0531r(n-3) - 0.0129r(n-4) - 0.0453r(n-5) + 0.0052r(n-6) + 0.0052r(n-7) \quad (7)$$

شکلهای (۲-الف) و (۲-ب) به ترتیب نشان دهنده نرخ بازدهی روزانه ( $r_n$ ) و پیش‌بینی آن با مدل AR است، همچنین برای وضوح بیشتر و بررسی آسانتر عملکرد این مدل، در محدوده‌هایی در شتنمایی تصاویر صورت گرفته است، نمودارهای (۲-پ) و (۲-ت) محدوده‌ای از عملکرد مدل AR را در شتنمایی کرده است، در این محدوده عملکرد فرایند پیش‌بینی در قسمتی از فاز آموزش نشان داده می‌شود.



نمودارهای (۲-الف) و (۲-ب)، (۲-پ) و (۲-ت) مربوط به مدل (۷)

مقدار  $R^2$  تخمینی برابر  $0/0\ 179 = \hat{R}^2$  است، کوچکی مقدار به دست آمده غالب بودن نظریه غیر قابل پیش‌بینی بودن بازده را تأیید می‌کند.

در اینجا  $0/0\ 179 = \hat{R}^2$  است. بنابراین مقدار شواهدی که برخلاف نظریه بازار کارامد است به حد کافی بزرگ نیست (کمتر از  $1/0$ ) تا اهمیت آماری داشته باشد [۶]، عدم قرابت و ارتباط میان منحنی  $\hat{y}$  با  $\hat{y}$  نشان می‌دهد که با مدل (۷)  $AR$  نمی‌توان بازده سهم را با عملکرد بالایی پیش‌بینی کرد.

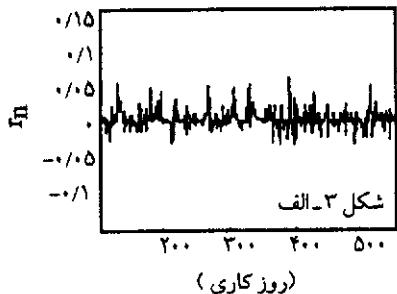
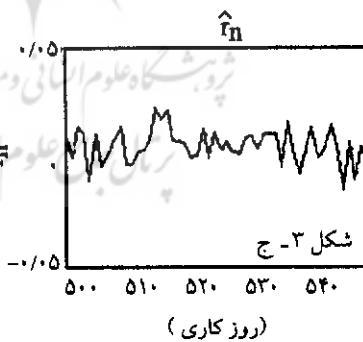
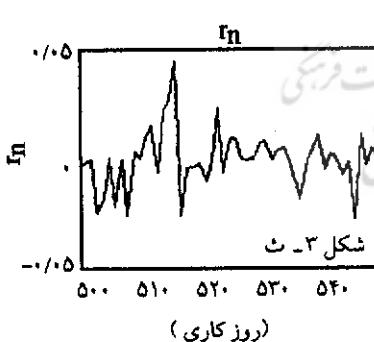
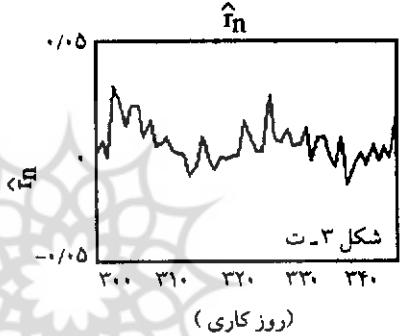
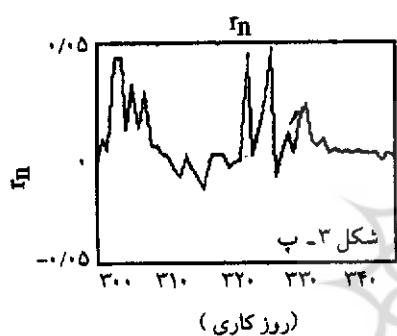
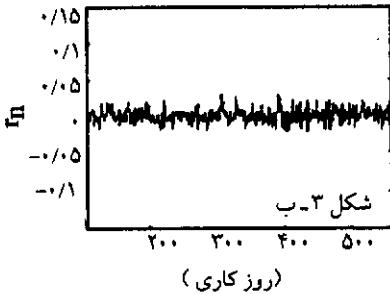
اگر درجه مدل خطی  $AR$  بالا برد شود، بازده تخمین، اندکی افزایش می‌یابد، به طوری که به ازای درجه بسیار بالای  $p = 100$  مقدار بازده تخمین در فاز آموزش برابر است با  $0/3102 = \hat{R}^2$ : که این مقدار نیز در مرحله آزمایش مدل به مقدار  $0/0\ 22 = \hat{R}^2$  کاهش پیدا می‌کند، به دلیل محدود بودن طول سری زمانی قیمت و پایین بودن بازده تخمین (حتی به ازای  $p$ ‌های بزرگ) نتیجه گرفته می‌شود، که یک ساختار خطی با ساختار فرایند مولد قیمت این سهم، قرابت و همخوانی داشته باشد؛ به وسیله مدل  $AR$  به دست نمی‌آید.

نمودارهای (۲-الف) و (۲-ب) به ترتیب نشان دهنده نرخ بازدهی روزانه ( $\hat{r}_t$ ) و پیش‌بینی آن با مدل  $AR(100)$  است، همچنین برایوضوح بیشتر و بررسی آسانتر عملکرد مدل  $AR(100)$ ، در محدوده‌هایی درشت‌نمایی تصاویر صورت گرفته است، نمودارهای (۲-پ) و (۲-ت) محدوده‌ای از عملکرد مدل  $AR(100)$  را درشت‌نمایی کرده است که پیش‌بینی را در قسمتی از فاز آموزش نشان می‌دهد، در حالی که نمودارهای (۲-ث) و (۲-ج) محدوده‌ای را درشت‌نمایی کرده است که عملکرد فرایند پیش‌بینی را در قسمتی از فاز آزمایش نشان می‌دهد.

## ۲- مدل‌سازی غیر خطی (شبکه عصبی) و پیش‌بینی

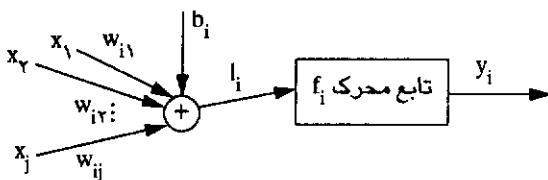
نقش شبکه عصبی، ایجاد تابعی است که هر الگوی ورودی را به یک الگوی خروجی ربط دهد، یک الگوریتم یادگیری، به عنوان مثال قانون یادگیری پس انتشار خطی<sup>۲۴</sup> با استفاده از خواص آماری یک مجموعه ورودی - خروجی - که مجموعه تربیتی نامیده می‌شود - سعی می‌کند، شبکه را نسبت به اطلاعاتی غیر از مجموعه یادگیری (آموزش) شمولیت و تعمیم بدهد. بدون در نظر گرفتن قدرت تعمیم و شمولیت،<sup>۲۵</sup> شبکه مدل‌های عصبی مانند جداول اطلاعاتی از پیش تعیین شده‌ای،<sup>۲۶</sup> هستند که زیاد مهم نبوده و کارایی چندانی ندارند.

تحقیقات در زمینه شبکه‌های عصبی از سال ۱۹۴۰ آغاز شد، هدف، دستیابی به راز پردازش‌های سریع مغز انسان، چگونگی پردازش اطلاعات در آن، چگونگی کار حافظه انسان، مسئله یادگیری، یادآوری و مانند اینها بود. مغز انسان در حدود  $10^{11}$  تا  $10^{12}$  نرون دارد که به طور پیچیده‌ای با هم ارتباط دارند. پژوهشگران شبکه‌های عصبی مصنوعی و مغز معتقدند کلید اصلی درک رفتار مغز

نرخ بازدهی روزانه ( $r_n$ )پیش بینی بازده روزانه ( $\hat{r}_n$ )

نمودارهای (۳-الف) و (۳-ب)، (۳-ب) و (۳-ت) و (۳-ج) مربوط به مدل AR(100)

انسان به عنوان یک سیستم پردازش اطلاعات، در چگونگی ارتباط و اتصال نرونها با یکدیگر است. یک مدل براساس شبکه های عصبی گرافی است متنشکل از چندین نرون به هم اتصال یافته، نرون را می توان آن از یک طرح شبکه عصبی به شکل زیر نشان داد:



$$I_i = \sum_j W_{ij} x_j + b_i \quad \text{و} \quad y_i = f_i(I_i)$$

نمودار (۴) نرون الام

نخروجی نرون الام است،  $W_{ij}$  وزن رابطه نرون الام به نرون الام بوده،  $b_i$  اریب<sup>۲۷</sup> و  $f_i$  تابع محرك نرون الام است. الگوریتم پس انتشار خطا روش یادگیری با ناظر است، در این روش پاسخ نرون‌های خروجی با پاسخ مطلوب مقایسه شده و با انتشار خطا‌ی حاصله بین نرون‌های لایه‌های ماقبل، میزان کم هر نرون برای تصحیح مشخص می‌شود، در این صورت اگر همان ورودی مجدداً به شبکه عصبی وارد شود، پاسخ شبکه - اگر شبکه عصبی مربوط دارای نرون در خروجی باشد، وزنهایی که نرون‌های ورودی را به نرون‌های خروجی متصل می‌کنند - یک فضای  $n+1$  بعدی پدید می‌آید که یک ابرصفحه<sup>۲۸</sup> را در فضا به بعد  $n+1$  در نظر گرفته شود، یک فضای  $n+1$  بعدی پدید می‌آید که یک ابرصفحه<sup>۲۸</sup> را در فضا به وجود می‌آورد. در [۱۰] نشان داده شده است که قانون پس انتشار خطا، مقدار کمینه خطا را در این سطح می‌یابد و خطا همیشه با بیشترین سرعت به سمت کمینه خود میل می‌کند. به این الگوریتم، روش سریعترین نزول گرادیان<sup>۲۹</sup> نیز گفته می‌شود. صفحه خطا را می‌توان به شکل منظره یک تپه در نظر گرفت، هر نقطه روی این صفحه متناظر با مجموعه خاصی از مقادیر وزنهای در شبکه است؛ ارتفاع هر نقطه نیز متناسب با مقدار خطاست. سریعترین نزول گرادیان بدین معناست که هرگاه روی این تپه قرار بگیریم، همیشه در جهت بیشترین سرازیری به طرف پایین دره حرکت می‌کنیم، البته باید توجه داشت که این روش یافتن نزدیکترین دره را تضمین می‌کند (مینیمم محلی<sup>۳۰</sup>) و به لزوم نقطه تعادل، مینیمم مطلق خطا را به دنبال نخواهد داشت.

توانایی یادگیری یکی از مزایای اصلی شبکه‌های عصبی است که آنها را تا بدين حد جذاب ساخته است. در یک شبکه عصبی پردازشگرهای ساده غیر خطی به نام گره‌ها یا عصبها به یکدیگر متصل می‌شوند و بهره این اتصالات با پارامترهایی که وزن نامیده می‌شوند، مشخص می‌گردد، این وزنهای براساس وظیفه موردنظر و برای بهبود عملکردی خاص تنظیم و تصحیح می‌شوند. برای مدل کردن رفتار یک فرایند دینامیکی، شبکه عصبی با استفاده از مجموعه‌ای از اطلاعات ورودی - خروجی آموخت داده می‌شود. شبکه‌های عصبی پیشرو<sup>۳۱</sup> عمومیترین کاربرد را دارند، این چنین شبکه‌هایی

27. Bias.

28. Hyperplane.

29. Steepest Descent Gradient.

30. Local Minima.

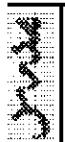
31. Feedforward Neural Networks.



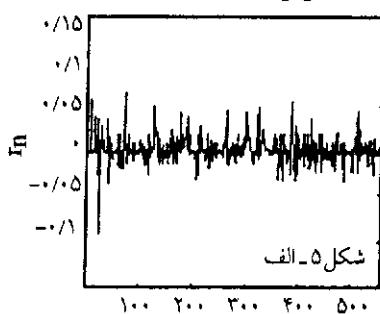
می‌توانند نگاشتهای پیچیده و رودی خروجی را ایجاد کنند، و تحت شرایط نه چندان پیچیده و سختی، هر نوع تابع را با هر دقتی تقریب بزنند. اغلب اوقات برای تنظیم وزنه‌های شبکه عصبی از گونه‌های مختلف الگوریتم پس انتشار خطأ استفاده می‌شود. شبکه عصبی نگاشتی استاتیک است و برای اینکه قابلیت مدلسازی یک فرایند دینامیک را داشته باشد، از اطلاعات گذشتۀ فرایند، که معمولاً رودی و خروجی‌های لحظات قبل هستند، استفاده می‌شود. شبکه عصبی مورد استفاده در اینجا، یک شبکه پیشرو،  $3 \times 3$ -لایه - شامل لایه رودی، لایه مخفی و لایه خروجی - است. لایه رودی  $7 \times 1$ ، لایه میانی  $15 \times 1$  و لایه خروجی یک گره دارد. تابع غیر خطی از نوع تانژانت هذلولی  $f(x) = \tanh(x)$  است و در آن از قانون یادگیری پس انتشار خطأ با مقادیر وزن و اریب اولیه از روش نگوین - ویدرو  $32 \times 32$  استفاده می‌شود. اطلاعات مجموع یادگیری (آموزش) شامل  $40 \times 1$  عضو است. پس از اینکه با استفاده از این مجموعه اطلاعات، آموزش صورت پذیرفت و ماتریسهای وزن و اریب شبکه عصبی تقریب زننده رفتار فرایند بازده روزانه سهام شهد ایران به مقادیر مطلوبی همگرا شدند، با استفاده از اطلاعاتی که در مرحله یادگیری در شبکه استفاده نشده‌اند (مجموعه آزمایش) و با استفاده از ماتریسهای وزن و اریب به دست آمده در مرحله یادگیری، فاز برآورد مدل  $32 \times 32$  صورت می‌پذیرد و پیش‌بینی با مدل به دست آمده، انجام می‌گیرد.

نمودارهای (۵-الف) و (۵-ب) نشانگر نرخ روزانه بازده و بازده روزانه پیش‌بینی شده با مدل شبکه عصبی است و مقدار  $R^2$  تخمینی برای مدل شبکه عصبی برابر با  $0.8325 = R^2$  است که این مقدار عملکرد بالای فرایند مدلسازی و تخمین به وسیله مدل غیر خطی شبکه عصبی را نشان می‌دهد. در اینجا نیز برای وضوح بیشتر و بررسی آسانتر عملکرد مدل شبکه‌های عصبی، در محدوده‌های درشت‌نمایی تصاویر صورت گرفته است - در زیر نمودارهای اصلی مشخص شده است. نمودارهای (۵-پ) و (۵-ت) محدوده‌ای از عملکرد مدل شبکه عصبی را درشت‌نمایی کرده است، در این محدوده عملکرد فرایند پیش‌بینی در قسمتی از فاز آموزش نشان داده می‌شود، در حالی که نمودارهای (۵-ث) و (۵-ج) محدوده‌ای را درشت‌نمایی کرده است، که عملکرد فرایند پیش‌بینی را در قسمتی از فاز آزمایش نشان می‌دهد.

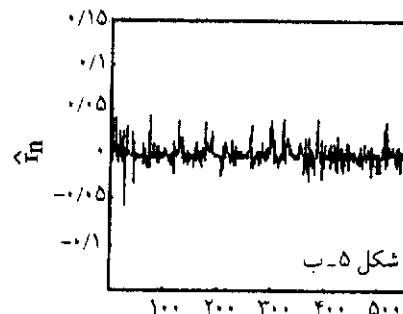
در محاسبه  $R^2$  از اطلاعات واقعی و خروجی‌های مدل در مرحله آموزش استفاده شده است. برای اینکه از پدیده برازش بیش از حد  $32 \times 32$  اجتناب کرده و ارزیابی بهتری بر روی تخمین  $R^2$  به دست آید، محاسبه  $R^2$  با استفاده از اطلاعات واقعی و خروجی‌های مدل در مرحله آزمایش (برآورد مدل) انجام می‌شود -  $n = 400$  و  $560$ . در این حالت  $0.8324 = R^2$  است که عملکرد خوب شبکه‌های عصبی در فرایند پیش‌بینی، وقدرت این نوع نگاشت را در استخراج مشاهدات و الگوهای پیچیده نشان می‌دهد.



نرخ بازدهی روزانه ( $r_n$ )

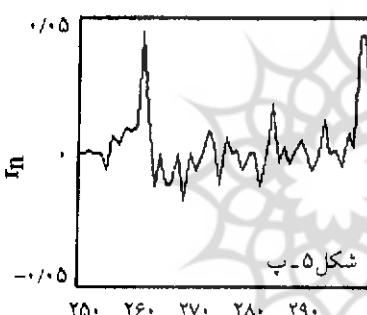


پیش‌بینی بازده روزانه ( $\hat{r}_n$ )



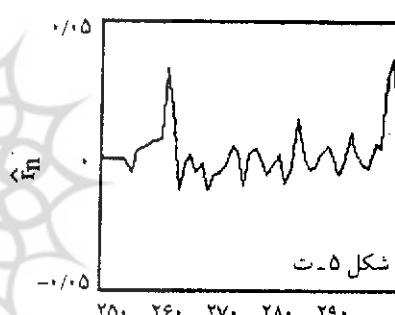
(روز کاری)

$r_n$



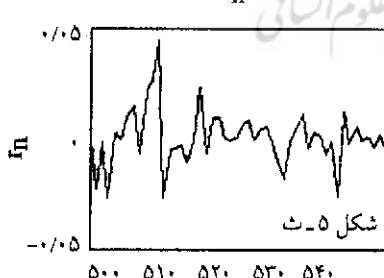
(روز کاری)

$\hat{r}_n$



(روز کاری)

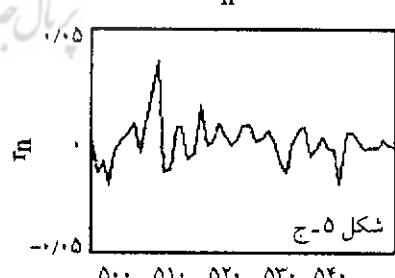
$r_n$



(روز کاری)

(روز کاری)

$\hat{r}_n$



(روز کاری)

نمودارهای (۵-الف)، (۵-ب)، (۵-ت)، (۵-ب)، (۵-ث) و (۵-ج) مربوط به مدل غیرخطی (شبکه عصبی)



## ۴- نتیجه‌گیری

فرضیه بازار کارامد را می‌توان از دو جنبه، در بورس اوراق بهادار تهران بررسی کرد؛ اول اینکه آیا بازار بورس تهران بازار کارامدی (از نظر اطلاعات) است یا خیر؟ دوم اینکه آیا اصولاً می‌توان در یک بازار کارامد که براساس فرضیه آن الگوی قیمتی، از قدرت پیش‌بینی برخوردار نیست، سعی در پیش‌بینی قیمت‌ها کرد؛ و به نوعی این فرضیه را نقض نمود؟ در این پژوهش با استفاده از مدل‌های خطی AR سعی در تخمین پارامترهای مدلی برای بیان رفتار دینامیک نرخ بازده روزانه سهام شد - ایران شده است. یافته‌های این گزارش، نمایانگر کوچک بودن بازده تخمین مدل AR است که پیش‌بینی فرایند را ناممکن و ضعیف می‌داند. در مدل غیر خطی مورد استفاده از شبکه‌های عصبی پیشرو به عنوان روشنی با پتانسیل قوی برای کشف ساختارها و استنتاج الگوها در فرایندهای دینامیک، غیر خطی و ناشناخته استفاده شده، که بازده تخمین در دو مرحله آموزش و آزمایش مدل، بسیار بالا بوده است. در واقع، می‌توان انتظار داشت که عملکرد مدل‌های غیر خطی مانند شبکه‌های عصبی در مدلسازی فرایندهای ناشناخته و پیش‌بینی رفتار آینده بسیار بالاتر از روش‌های معمول خطی باشد.

## منابع

1. حمید خالو زاده، علی خاکی صدیق، کارولوکس، «آیا قیمت سهام در بازار بورس تهران قابل پیش‌بینی است؟ (کاربرد موردنی تحلیل R/S برای سهام شهد - ایران» مجله تحقیقات مالی دانشکده مدیریت دانشگاه تهران، صفحه ۱۱ و ۲۷ - ۴۶، شماره ۱۲ و ۱۳، تابستان و پاییز ۱۳۷۵).
2. Baillie R.T. "Econometric Tests of Rationality and Market Efficiency," Michigan State University, Department of Economics Working paper, 1986.
3. Lo A., Mackinley A.C., "Stock Market Prices Do Not Follow Random Walks: Evidence From a Simple Specification Test," Review of Financial Studies (forthcoming), 1988.
4. Shiller R.J., "The Use of Volatility Measures in Assessing Market Efficiency," Journal of Finance, 36, pp. 291 - 304, 1981.
5. White H., "Economic Prediction Using Neural Networks: The case of IBM Daily Stock Returns," IEEE International Conference on Neural Networks, San Diego, CA, pp. 451 - 458, 1988.
6. Lapedes A., Farber R., "Genetic Data Base Analysis with Neural Networks," IEEE Conference on Neural Information Processing System, Natural and Synthetic, 1987 a.
7. Lapedes A., Farber R., "Nonlinear Signal Processing Using Neural Networks", IEEE Conference on Neural Information Processing System, Natural and Synthetic, 1987 b.

8. Malkiel B.G, *A Random Walk Down Wall Street*, New York, 1985.
9. Sakai H., Tokumaru H., "Auto Correlations of a Certain Chaos," IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal processing ASSP - 28, pp. 588 - 590, 1980.
10. Rumelhart D.E. Hinton G.E., Williams R.J., "Learning Internal Representations by Error Propagation," Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructures of cognition, vol.1, Cambridge: MIT Press, pp. 318 - 362, 1986.



پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی  
پرتال جامع علوم انسانی

