**پیش‌بینی هوشمند قیمت سهام با مدل‌های LSTM، GRU، ARIMA و ARIMAX تحلیل و مقایسه عملکرد**

سیده بیتا امیری 1،عارفه عمیدیان2، زهره فصیح فر 3

1دانشگاه حکیم سبزواری ، سبزوار bitaamiri.1381@Email

2 دانشگاه حکیم سبزواری ، سبزوار SecondAuthor@Email

3 دانشگاه حکیم سبزواری ، سبزوار ThirdAuthor@Email

چکيده  
این پژوهش به بررسی و مقایسه عملکرد چهار مدل پیش‌بینی سری زمانی شامل ARIMA، ARIMAX ، LSTM و GRU در پیش‌بینی قیمت سهام بانک صادرات ایران در دوره ۱۴ ساله (۲۰۰۹-۲۰۲۳) می‌پردازد. داده‌های مورد استفاده از سایت مدیریت فناوری بورس تهران استخراج و پس از انجام مراحل پیش‌پردازش مانند نرمال‌سازی، شناسایی و جایگزینی داده‌های پرت و تجزیه سری زمانی به اجزای روند، فصلی و باقیمانده، آماده مدل‌سازی شدند.

در بخش مدل‌سازی، مدل‌های کلاسیک ARIMA و نسخه بهبود یافته ARIMAX که متغیرهای برون‌زا (مانند حجم معاملات، میانگین متحرک و نوسان) را نیز در نظر می‌گیرند، به همراه شبکه‌های عصبی بازگشتی مبتنی بر یادگیری عمیق یعنی LSTM و GRU به کار گرفته شدند. نتایج نشان می‌دهد که نسخه اولیه ARIMAX با ضریب تعیین ۰.۳۶۱ و خطاهای نسبتاً بالا عملکرد ضعیفی داشت؛ اما پس از بهینه‌سازی، این مدل به ضریب تعیین ۰.۷۱۳ و کاهش قابل‌توجه خطا دست یافت.

از سوی دیگر، مدل LSTM با ضریب تعیین ۰.۷۱۸ و خطاهای کمتر نسبت به GRU (ضریب تعیین ۰.۶۷۰) بهترین عملکرد را در تشخیص الگوهای پیچیده و وابستگی‌های بلندمدت داده‌های مالی ارائه داد. این یافته‌ها نشان می‌دهد که در شرایط داده‌های غیرخطی و پیچیده، استفاده از شبکه‌های عصبی بازگشتی به‌ویژه LSTM، نسبت به مدل‌های کلاسیک و حتی نسخه بهینه‌شده ARIMAX، پیش‌بینی دقیق‌تری را ممکن می‌سازد.

در مجموع، این پژوهش چارچوبی ترکیبی از مدل‌های کلاسیک و یادگیری عمیق ارائه می‌دهد که می‌تواند به تصمیم‌گیری‌های سرمایه‌گذاری و تحلیل روندهای بازار بورس کمک شایانی نماید.

واژه‌هاي كليدي

پیش‌بینی قیمت سهام، LSTM ،GRU، سری‌های زمانی مالی ، مدل های ARIMA وARIMAX

**1.** مقدمه

در دهه‌های اخیر، پیچیدگی و نوسانات بازارهای مالی توجه پژوهشگران و فعالان اقتصادی را به سمت توسعه روش‌های پیش‌بینی دقیق‌تر قیمت سهام جلب کرده است. توانایی پیش‌بینی قیمت سهام به سرمایه‌گذاران این امکان را می‌دهد که استراتژی‌های هوشمندانه‌ای برای تصمیم‌گیری در خصوص خرید و فروش اتخاذ کنند و ریسک سرمایه‌گذاری خود را به حداقل برسانند. در این راستا، بهره‌گیری از روش‌های پیشرفته تحلیل داده، از جمله مدل‌های یادگیری عمیق و سری‌های زمانی، به ابزاری ضروری در حوزه تحلیل بازار مالی تبدیل شده است. شبکه‌های عصبی بازگشتی مانند GRU و LSTM به دلیل قابلیت شناسایی الگوهای بلندمدت و پیچیده در داده‌های مالی، به‌طور گسترده در پیش‌بینی سری‌های زمانی استفاده می‌شوند. این مدل‌ها با یادگیری از رفتار گذشته داده‌ها به شناسایی روندهای آینده کمک می‌کنند. در کنار این روش‌ها، مدل کلاسیک ARIMA همچنان به دلیل ساختار خطی خود به‌عنوان یکی از ابزارهای محبوب تحلیل سری‌های زمانی مطرح است. مطالعه حاضر به مقایسه عملکرد مدل‌های پیشرفته LSTM و GRU با مدل کلاسیک ARIMA می‌پردازد و اثربخشی هر یک را در پیش‌بینی قیمت سهام بررسی می‌کند. هدف این پژوهش، شناسایی کارآمدترین الگوریتم برای پیش‌بینی دقیق‌تر ارزش‌های آتی دارایی‌ها و ارائه چارچوبی برای تصمیم‌گیری‌های بهینه مالی است.

**2.** پیشینه تحقیق

**3.** پیش پردازش داده ها

مجموعه داده 15 ساله (2025-2009) سهام بانک صادرات ایران(وبصادر) با فرمت csv جمع آوری شده که قیمت نهایی و بسته شده سهام را در قاب 15 سال زمانی نمایش می دهد.این داده ها را از سایت [مدیریت فناوری بورس تهران](https://www.tsetmc.com/) استخراج شده است. این دیتاست شامل 3787 رکورد است که اطلاعات مختلفی درباره نرخ سهام در هر روز را در ستون های مختلف ذخیره کرده است. ستون‌ها شامل تاریخ، قیمت‌های مختلف مانند اولین، بالاترین، پایین‌ترین، بسته‌شده، و مقادیر معاملاتی است.

مراحل پیش‌پردازش داده‌ها به صورت زیر است:

**3.1.** تمیز سازی داده ها(data cleaning)

بررسی اولیه داده‌ها نشان داد که هیچ مقدار تکراری یا ازدست‌رفته‌ای در مجموعه داده وجود ندارد. پس از این مرحله، به شناسایی و مدیریت داده‌های پرت (Outliers) پرداخته شد؛ زیرا این مقادیر می‌توانند تأثیر منفی بر عملکرد مدل‌های یادگیری ماشین و تحلیل‌های آماری داشته باشند. برای شناسایی داده‌های پرت (Outliers) از روشInterquartile Range (IQR) برای شناسایی داده‌های پرت در قیمت بسته شدن سهام استفاده شد. این روش بر اساس چارک‌های اول (Q1) و سوم (Q3) عمل کرده و محدوده بین این دو را به عنوان ناحیه‌ای با داده‌های نرمال در نظر می‌گیرد. سپس، داده‌هایی که خارج از بازه زیر قرار داشتند به عنوان مقدار پرت شناسایی شدند:

(1)

پس از شناسایی داده‌های پرت، این مقادیر به جای حذف، با میانگین داده‌های غیرپرت جایگزین شدند. این فرآیند طی 4 مرحله صورت گرفت که در نتیجه، تعداد داده‌های پرت از 86 مقدار به صفر کاهش یافت.

**3.2.** تحلیل سری زمانی

**برای تحلیل روند تغییرات قیمت بسته شدن سهام، از تابع** seasonal**\_**decompose **موجود در کتابخانه** statsmodels **استفاده شد. این تحلیل سری زمانی را به سه مؤلفه اصلی تفکیک می‌کند:**

* **روند** (Trend): **نشان‌دهنده تغییرات کلی و بلندمدت در داده‌ها**
* فصلی بودن (Seasonality) : الگوهای تکرارشونده با یک بازه زمانی مشخص 90 روزه
* باقیمانده (Residual) : نویز یا تغییرات تصادفی در داده‌ها

در این تحلیل از مدل جمعی (Additive) استفاده شد که طبق معادله زیر سری زمانی را مدل‌سازی می‌کند:

(2)

در شکل 2 مشاهده میشود که تحلیل فوق به شناسایی الگوهای پنهان و استخراج بینش‌های ارزشمند از داده‌ها کمک کرد.

A diagram of a graph

Description automatically generated with medium confidence

شکل 2. تجزیه و تحلیل قیمت بسته شدن

**3.3.** مقیاس‌بندی داده‌ها

برای بهبود عملکرد مدل‌های یادگیری ماشین و کاهش تأثیر مقیاس‌های مختلف ویژگی‌ها، عملیات مقیاس‌بندی (Scaling) روی ویژگی‌های عددی داده‌ها انجام شد. این عملیات تضمین می‌کند که تمامی ویژگی‌ها در یک بازه یکسان یعنی بازه [0, 1] قرار گرفته و مدل‌ها با دقت بیشتری آموزش داده می شوند. برای این منظور از ابزار MinMaxScaler موجود در کتابخانه scikit-learn استفاده شد.

(3)

ویژگی‌های عددی شامل close، open، high، low وvol برای مقیاس‌بندی انتخاب شدند. سایر ستون‌ها مانند تاریخ (date) و درصد تغییرات (percentage change) به دلیل ماهیت غیر عددی یا قرار گرفتن در مقیاس نامناسب، از این فرآیند حذف شدند.

**4.** روش ها

**3.1.** مدل **ARIMA** و**ARIMAX**

مدلARIMA یکی از مدل‌های پرکاربرد در تحلیل سری‌های زمانی است که به طور خاص برای پیش‌بینی روندهای زمانی استفاده می‌شود.

**4.1.1.**توضیح روش مدل**ARIMA** **(AutoRegressive Integrated Moving Average)**

این مدل ترکیبی از سه مؤلفه اصلی است که به اختصار به نامARIMA شناخته می‌شود:

(AutoRegressive)AR: بخش خودرگرسیو مدل که به وابستگی بین مشاهدات گذشته سری زمانی اشاره دارد. به عبارت دیگر، این بخش بیان می‌کند که مقدار آینده سری زمانی بستگی به مقادیر گذشته خود دارد. در مدل AR، هر نقطه داده به نقاط داده قبلی وابسته است.

(Integrated)I: بخش مربوط به تبدیل داده‌ها به حالت ایستا است. برای اینکه مدل ARIMA بر روی داده‌ها اعمال شود، داده‌ها باید ایستا باشند. اگر داده‌ها روندی غیر ایستا داشته باشند، از تکنیک‌هایی مثل تفاضل‌گیری استفاده می‌شود تا روند غیر ایستا حذف شده و داده‌ها به حالت ایستا برسند.

(Moving Average)MA: بخش میانگین متحرک مدل است که به تأثیر خطاهای پیش‌بینی در مقادیر گذشته اشاره دارد. این بخش به نویز یا خطاهایی که در پیش‌بینی‌های گذشته وجود داشته است، توجه می‌کند و این خطاها را در پیش‌بینی‌های آینده لحاظ می‌کند.

مدل ARIMA با ترکیب این سه مؤلفه، سری‌های زمانی را با در نظر گرفتن همبستگی‌های گذشته و روند کلی داده‌ها پیش‌بینی می‌کند. این مدل توسط سه پارامتر اصلی مشخص می شود:

p (مرتبه خودرگرسیو - AR): تعداد مشاهدات قبلی که در پیش‌بینی مقدار فعلی تأثیر دارند.

d (درجه تفاضل‌گیری - I): تعداد دفعاتی که تفاضل‌گیری انجام می‌شود تا داده‌ها ایستا شوند.

q (مرتبه میانگین متحرک - MA): تعداد دوره‌های گذشته که در خطای پیش‌بینی تأثیر دارند.

**4.1.2.آزمون(Augmented Dickey-Fuller) ADF و نتایج آن**

برای استفاده از مدل ARIMA، یکی از پیش‌نیازهای اصلی این است که داده‌ها ایستا باشند. به همین دلیل، قبل از اعمال این مدل باید ایستایی داده‌ها بررسی شود. برای این منظور، از آزمون دیکی فولر افزوده (ADF) استفاده می‌شود. این آزمون بررسی می‌کند که آیا سری زمانی دارای ریشه واحد (Unit Root) است یا نه. اگر سری دارای ریشه واحد باشد، یعنی نامانای (Non-Stationary) است و برای مدل‌سازی، نیاز به تبدیل یا تفاضل‌گیری دارد.

در این پژوهش، ابتدا آزمون ADF بر روی داده‌های قیمت بسته شدن سهام اعمال شد. نتایج به شرح زیر است:

* -2.069 : ADF Statistic
* 0.257: p-value
* مقادیر بحرانی:
  + -3.43 : 1%
  + -2.86 : 5%
  + -2.57 : 10%

با توجه به اینکه آزمون دیکی فولر به ما یک p-value برابر با 0.257 ارائه داده و این مقدار بزرگتر از 0.05 است و همچنین مقدار ADF Statistic برابر با -2.069 است که از مقادیر بحرانی بزرگتر است، فرض صفر (وجود ریشه واحد) رد نمی‌شود، بنابراین سری زمانی غیرایستا است و نیاز به تفاضل‌گیری دارد.

در این پژوهش، پس از اعمال تفاضل‌گیری بر روی داده‌ها، آزمون ADF دوباره اجرا شد و نتایج به شرح زیر بود:

* -6.90 : ADF Statistic
* 1.28e-09: p-value

این بار، با توجه بهp-value کمتر از 0.05 وADF Statistic پایین‌تر از مقادیر بحرانی، می‌توانیم فرض صفر را رد کنیم و نتیجه بگیریم که داده‌ها پس از تفاضل‌گیری ایستا شده‌اند. پس از تفاضل‌گیری، داده‌ها به وضعیت ایستا رسیده و شرایط لازم برای اعمال مدل ARIMA فراهم شده است.

**4.1.3.**توضیح روش مدل**ARIMAX** **(AutoRegressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables)**

مدل ARIMAX نسخه‌ای گسترش‌یافته از ARIMA است که علاوه بر متغیر وابسته (قیمت بسته شدن سهام)، متغیرهای برون‌زا را نیز در مدل لحاظ می‌کند. این ویژگی باعث می‌شود تأثیر عوامل کلیدی بازار بر سری زمانی در نظر گرفته شود و پیش‌بینی‌های دقیق‌تری حاصل گردد.در حالی که ARIMA تنها با استفاده از مقادیر گذشته همان متغیر پیش‌بینی را انجام می‌دهد، مدل ARIMAX به ما این امکان را می‌دهد که عوامل خارجی تأثیرگذار بر قیمت را نیز در مدل لحاظ کنیم. این ویژگی باعث می‌شود دقت پیش‌بینی بهبود یابد، زیرا قیمت سهام معمولاً تحت تأثیر عوامل متعددی قرار دارد.

در این پژوهش، متغیرهای کمکی زیر به عنوان ورودی مدل ARIMAX در نظر گرفته شدند:

* حجم معاملات(Volume) : میزان سهام معامله‌شده در هر روز.
* میانگین متحرک ۱۰ روزه (MA10) : شاخصی که روند میان‌مدت قیمت را نشان داده و به کاهش نویز قیمتی کمک می‌کند.
* نوسان(Volatility) : عاملی کلیدی در اندازه‌گیری ریسک است که تغییرات ناگهانی قیمت را منعکس می‌کند.

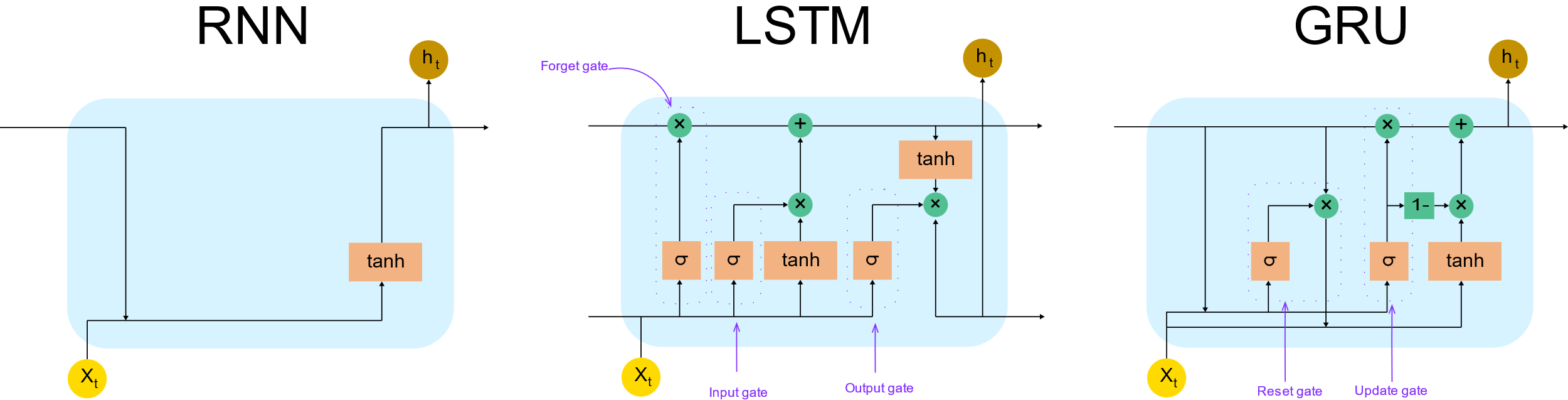
**4.2.** مدل **(Long-Short Term Memory) LSTM**و **GRU (Gated Recurrent Unit)**

شبکه‌های عصبی بازگشتی (RNN) معمولی در یادگیری وابستگی‌های طولانی‌مدت دچار مشکل می‌شوند، زیرا با افزایش تعداد گام‌های زمانی، مقدار گرادیان به‌شدت کاهش یافته و یادگیری مؤثر را مختل می‌کند. برای غلبه بر این چالش، معماری‌های پیشرفته‌تری همچون LSTM (Long Short-Term Memory) وGRU (Gated Recurrent Unit) معرفی شدندکه در شکل 3 تفاوت معماری آنها به تصویر کشیده شده است.

LSTM شامل سه دروازه اصلی است: دروازه فراموشی که تعیین می‌کند کدام اطلاعات از حافظه حذف شود، دروازه ورود که مشخص می‌کند چه اطلاعات جدیدی به حافظه افزوده شود، و دروازه خروج که کنترل می‌کند چه داده‌ای به عنوان خروجی منتشر شود. این معماری به دلیل ساختار پیچیده خود توانایی یادگیری وابستگی‌های بلندمدت در داده‌های ترتیبی مانند پیش‌بینی سری‌های زمانی را دارد.

از سوی دیگر،GRU ساختار ساده‌تری داشته و تنها از دو دروازه تشکیل شده است: دروازه به‌روزرسانی که مسئول ترکیب اطلاعات جدید با حافظه است و دروازه بازنشانی که تعیین می‌کند چه مقدار از اطلاعات قبلی فراموش شود. این معماری به دلیل پیچیدگی کمتر، سریع‌تر بوده و در برخی موارد کارایی مشابه یا حتی بهتر از LSTM دارد.

با توجه به ویژگی‌های فوق، انتخاب بین این دو معماری در شکل 3 به نیازهای مسأله بستگی دارد.LSTM برای داده‌هایی با وابستگی‌های زمانی طولانی و پیچیده مناسب‌تر است، زیرا ساختار سه‌دروازه‌ای آن به حفظ اطلاعات مهم در بازه‌های طولانی‌تر کمک می‌کند.، در حالی GRU به دلیل ساختار ساده‌تر خود، در مسائل با داده‌های کمتر یا نیاز به پردازش سریع‌تر عملکرد بهتری دارد و معمولاً نتایج مشابهی با LSTM ارائه می‌دهد.



شکل 3. معماری GRU ، LSTM و RNN

**5. آموزش و ارزیابی**

برای اجرای مدل‌های پیش‌بینی، از پلتفرمGoogle Colab و کتابخانه‌های متنوعی مانند Pandas، NumPy، Matplotlib، Statsmodels، Sklearn و Keras بهره گرفته شد.به‌منظور آموزش مدل و ارزیابی عملکرد آن، داده‌های موجود به دو مجموعه تقسیم شدند که ۷۰٪ از داده‌ها برای آموزش مدل و ۳۰٪ از داده‌ها برای آزمون و بررسی عملکرد مدل در نظر گرفته شده است. **پس از آموزش مدل، پیش‌بینی‌هایی برای داده‌های آزمون انجام شده و عملکرد مدل با استفاده از معیارهای زیر بررسی شده است:**

**میانگین مربعات خطا**: (MSE) **میانگین مجذور اختلاف بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده.**

**میانگین قدرمطلق خطا**: (MAE) **میانگین اختلاف مطلق بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده.**

**ضریب تعیین : میزان توضیح‌دهندگی مدل نسبت به واریانس داده‌ها.**

**5.1.** آموزش و ارزیابی مدل (**AutoRegressive Integrated Moving Average**)**ARIMA**

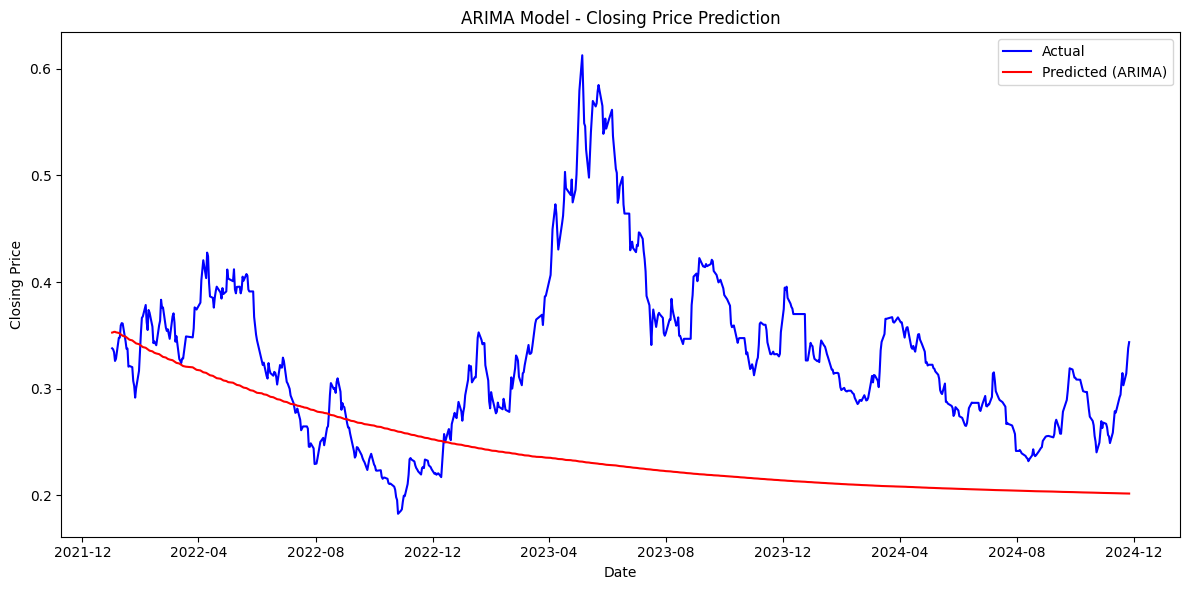
**5.1.1.تنظیم و آموزش مدل**ARIMA

**پس از تقسیم داده‌ها، مدل** ARIMA(5,1,0) **بر روی مجموعه آموزشی برازش شده است. این پارامترها به ترتیب نشان‌دهنده تعداد وقفه‌های خودرگرسیونی**(p=5)**،مرتبه تفاضل‌گیری برای ایستا کردن داده‌ها**(d=1) **و تعداد جملات میانگین متحرک** (q=0)**هستند.**

**5.1.2.پیش بینی و ارزیابی** مدلARIMA

**نتایج حاصل از ارزیابی مدل** ARIMA **نشان‌دهنده عملکرد نامناسب آن در پیش‌بینی سری زمانی مورد نظر است:**

**مقدار خطای میانگین مربعات** (MSE = 0.048) **و خطای میانگین مطلق** (MAE = 0.178) **نشان‌دهنده ضعف مدل در پیش‌بینی مقادیر نزدیک به داده‌های واقعی است. مقدار منفی مدل نسبت به واریانس داده‌ها** (R²=-0.023) **نشان می‌دهد که مدل حتی از میانگین داده‌ها نیز ضعیف‌تر عمل کرده است. این به معنای ناتوانی در شناسایی الگوهای سری زمانی است. در شکل 4 نمودار پیش‌بینی** ARIMA **(خط قرمز) رفتار ثابت و یکنواختی دارد، به‌ویژه در بازه‌هایی که داده‌های واقعی نوسان زیادی دارند، نشان‌دهنده ضعف مدل در تطبیق با تغییرات سری زمانی است.**



شکل 4. نمودار پیش بینی ARIMA

**5.2.** آموزش و ارزیابی مدل**ARIMAX** **(AutoRegressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables)**

**5.2.1.تنظیم و آموزش مدل**ARIMAX

**پس از تقسیم داده‌ها، مدل** ARIMAX**با ترتیب**(5,1,0) **و با استفاده از متغیرهای خارجی(حجم معاملات، میانگین متحرک10روزه، و نوسانات) به‌عنوان متغیرهای کمکی خارجی برای پیش‌بینی سری زمانی، بر روی مجموعه آموزشی برازش شده است. این پارامترها به صورت زیرتنظیم شده اند.** **تعداد وقفه‌های خودرگرسیونی**p=5،**مرتبه تفاضل‌گیری برای ایستا کردن داده‌ها** d=1**و** **تعداد جملات میانگین متحرک** q=0

**5.2.2.** **پیش‌بینی و ارزیابی مدل**ARIMAX

**نتایج ارزیابی عملکرد مدل** ARIMAX **نشان‌دهنده بهبود در پیش‌بینی نسبت به مدل** ARIMA **است. مقدار خطای میانگین مربعات** MSE=0.030 **و خطای میانگین مطلق** MAE=0.086 **کاهش قابل‌توجهی را نسبت به مدل** ARIMA **نشان می‌دهند.ضریب تعیین**0.361 = **نشان می‌دهد که مدل توانسته است بخش قابل‌توجهی از واریانس داده‌ها را توضیح دهد.**

**در شکل 5 نمودار پیش‌بینی‌های مدل** ARIMAX **(خط قرمز) نشان داده شده است. در مقایسه با مدل** ARIMA**، رفتار مدل** ARIMAX **با تغییرات داده‌های واقعی سازگاری بهتری دارد و نشان‌دهنده بهبود توانایی مدل در شناسایی الگوهای سری زمانی است.**

**MSE: 0.001, MAE: 0.020, R-Squared: 0.902**

**A graph showing a price prediction

Description automatically generated with medium confidence**

A graph showing a price prediction

Description automatically generated with medium confidence

شکل 5. نمودار پیش بینی ARIMAX

**5.3.** آموزش و ارزیابی مدل**LSTM و GRU**

**در این بخش از تحقیق، داده‌های سری زمانی قیمت سهام مورد استفاده قرار گرفته‌اند و با هدف پیش‌بینی دقیق‌تر قیمت‌ها، پیش‌پردازش شده‌اند. ابتدا مقادیر سری زمانی با استفاده از روش مقیاس‌بندی خطی** MinMaxScaler **به** [0,1]**نگاشت شده‌اند تا همگرایی مدل تسریع شود و از تأثیر مقیاس بزرگ داده‌ها جلوگیری گردد. برای آموزش شبکه‌های عصبی بازگشتی مانند** LSTM **و** GRU**، داده‌ها به دنباله‌های زمانی ترتیبی تبدیل شدند. این فرآیند با ایجاد ورودی‌هایی از نقاط داده‌ی متوالی انجام شد؛ به این صورت که هر نمونه شامل 60 مقدار پیشین برای پیش‌بینی مقدار بعدی در سری زمانی است. این انتخاب امکان شناسایی الگوهای پیچیده در روند تغییرات قیمت را برای مدل فراهم می‌آورد.**

**پس از تقسیم داده‌ها به مجموعه‌های آموزش و آزمون با نسبت 70 به 30 درصد، داده‌ها برای سازگاری با ساختار ورودی مدل‌های بازگشتی به شکل سه‌بعدی**[samples,time\_steps,features]**بازآرایی شدند. این فرآیند امکان یادگیری دقیق‌تر روابط زمانی و روندهای بلندمدت را فراهم می‌کند. این مرحله از پیش‌پردازش داده به طور مستقیم در بهبود عملکرد مدل‌های** LSTM **و** GRU **در پیش‌بینی قیمت سهام تأثیرگذار بوده و چارچوبی دقیق برای تحلیل روندهای پیچیده داده‌های مالی ارائه می‌دهد.**

**5.3.1.تنظیم و آموزش مدل** LSTM

**مدل** LSTM **طراحی‌شده دارای دو لایه بازگشتی با ۱۰۰ واحد عصبی است که از مکانیزم** Dropout **برای کاهش بیش‌برازش استفاده می‌کند. یک لایه** Dense **با ۶۴ نورون و تابع فعال‌سازی** ReLU **برای پردازش بیشتر ویژگی‌ها افزوده شده است. مدل با استفاده از تابع خطای میانگین مربعات (**MSE**) بهینه‌سازی شد و الگوریتم** Adam **با نرخ یادگیری ۰.۰۰۱ برای بهبود فرآیند یادگیری انتخاب گردید. آموزش مدل با استفاده از داده‌های آموزشی طی ۲۰۰ دوره (**epochs**) و با اندازه دسته‌ای ۳۲ نمونه (**batch\_size**) انجام شد. برای جلوگیری از بیش‌برازش، مکانیزم توقف زودهنگام (**EarlyStopping**) با مقدار 20** patience **= تنظیم گردید تا در صورت عدم بهبود عملکرد، فرآیند آموزش زودتر متوقف شود.**

**5.3.2.** **پیش‌بینی و ارزیابی مدل** LSTM

**پس از آموزش مدل** LSTM **با تنظیمات مشخص‌شده، داده‌های آزمون با استفاده از مدل پیش‌بینی شدند. نمودار شکل 6 مقایسه‌ای بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده توسط مدل** LSTM **را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، مدل** LSTM **توانسته است روند کلی تغییرات قیمت را با دقت بالایی دنبال کند و در اکثر نقاط، پیش‌بینی‌ها به مقادیر واقعی نزدیک‌تر شده‌اند.** **مدل** LSTM **با بهره‌گیری از معماری شبکه عصبی بازگشتی و توانایی یادگیری روابط زمانی پیچیده، قادر است تغییرات غیرخطی و روندهای بلندمدت موجود در داده‌های سری زمانی را به‌خوبی درک کند.**

A graph showing a line graph

Description automatically generated with medium confidenceشکل 6. نمودار پیش بینی LSTM

**برای ارزیابی دقت مدل** LSTM **نیز، از معیارهای خطای میانگین مربعات** (MSE)، **خطای میانگین مطلق** (MAE) **و ضریب تعیین** (R²) **استفاده شد. نتایج این معیارها به شرح زیر است:**

MSE **(خطای میانگین مربعات): 0.01558**

MAE **(خطای میانگین مطلق): 0.04184**

R² **(ضریب تعیین): 0.71814**

**مقادیر** MSE **و** MAE **پایین‌تر در مدل** LSTM **نسبت به مدل‌های** ARIMA **و** ARIMAX **نشان‌دهنده کاهش خطاها و افزایش دقت پیش‌بینی است. همچنین مقدار** R² **که به 0.71814 رسیده است، نشان می‌دهد که مدل** LSTM **در توضیح تغییرات موجود در داده‌ها عملکرد بهتری داشته است.**

**5.3.3.تنظیم و آموزش مدل** GRU

**مدل** GRU **با استفاده از معماری شبکه‌های بازگشتی طراحی شده است. این مدل شامل** دو لایهGRUبا ۵۰ واحد عصبی **است که برای استخراج ویژگی‌های زمانی و شناسایی الگوهای قیمتی استفاده می‌شود. در انتها، یک** لایهDense **با** یک نورون **برای پیش‌بینی مقدار قیمت بسته شدن سهام به مدل افزوده شده است.**

**مدل** GRU**، مشابه** LSTM**، با استفاده از** تابع خطای میانگین مربعات(MSE) **و** الگوریتمAdam **برای کاهش خطا و بهینه‌سازی فرآیند یادگیری تنظیم شده است. مدل با استفاده از داده‌های آموزشی طی** ۲۰۰ دوره (epochs) **و با اندازه دسته‌ای** ۳۲ نمونه(batch\_size) **آموزش داده شد. این تنظیمات بهینه برای بهبود یادگیری مدل و کاهش خطای پیش‌بینی انتخاب گردیدند.**

**5.3.4.** **پیش‌بینی و ارزیابی مدل** GRU

**پس از آموزش مدل** GRU**، داده‌های آزمون با استفاده از مدل پیش‌بینی شدند. نمودار شکل 7 مقایسه‌ای بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده توسط مدل** GRU **را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، مدل** GRU **نیز توانسته است روند کلی تغییرات قیمت را دنبال کند، اما در برخی نقاط از مقادیر واقعی فاصله بیشتری دارد.**

A graph showing a price

Description automatically generated

**شکل 7. نمودار پیش‌بینی** GRU

**برای ارزیابی دقت مدل** GRU **نیز، از معیارهای خطای میانگین مربعات** (MSE)، **خطای میانگین مطلق** (MAE) **و ضریب تعیین** (R²) **استفاده شد. نتایج این معیارها به شرح زیر است:**

MSE **(خطای میانگین مربعات): 0.01823**

MAE **(خطای میانگین مطلق): 0.04355**

R² **(ضریب تعیین): 0.67022**

**مقدار** MSE **و** MAE **نشان‌دهنده عملکرد مناسب مدل** GRU **در پیش‌بینی قیمت‌هاست، اگرچه خطای آن نسبت به مدل** LSTM **کمی بیشتر است.** **مقدار** R²**نشان‌دهنده این است که مدل** GRU **حدود 67 درصد از تغییرات موجود در داده‌ها را توضیح می‌دهد**. **در مقایسه با مدل** LSTM **که** R**² برابر با 0.71814 دارد، مدل** GRU **عملکرد ضعیف‌تری در توضیح تغییرات قیمت نشان می‌دهد.**

**6. مقایسه و تحلیل نتایج**

**عملکرد مدل‌های** ARIMA**،** ARIMAX**،** GRU **و** LSTM **بر اساس معیارهای** MSE**،** MAE **و** R² **مورد بررسی قرار گرفت و نتایج**

**نشان داد که مدل‌های یادگیری عمیق (** GRU **و** LSTM **) دقت بالاتری در پیش‌بینی داده‌های پیچیده دارند.و مدل** ARIMAX**، به دلیل استفاده از متغیرهای خارجی مرتبط، عملکرد بهتری نسبت به** ARIMA **از خود نشان داد.**

**مدل** ARIMA **برای داده‌های سری زمانی ساده مناسب است، اما توانایی آن در پیش‌بینی داده‌های پیچیده محدود است و برای این گونه داده ها عملا کار خاصی انجام نمیدهد. عملکرد این مدل با مقادیر بالای خطا بیانگر عدم توانایی آن در توضیح تغییرات داده‌هاست.**

**در مقابل، مدل** ARIMAX **که با افزودن متغیرهای برون‌زا (مانند حجم معاملات، میانگین متحرک و نوسان) و بهینه‌سازی پارامترها توسعه یافته، عملکرد به مراتب بهتری ارائه می‌دهد. نتایج بهینه‌شده** ARIMAX **نشان‌دهنده کاهش قابل‌توجه خطا و توانایی مدل در توضیح بیش از 70 درصد تغییرات موجود در داده‌ها می‌باشد. این مدل (**ARIMAX) **با افزودن متغیرهای خارجی توانست خطای پیش‌بینی را کاهش داده و دقت بالاتری نسبت به** ARIMA **ارائه دهد.** **مدل** ARIMAX **با بهینه‌سازی و استفاده از متغیرهای برون‌زا، عملکردی به مراتب بهبود یافته و نتایجی قابل رقابت با مدل‌های یادگیری عمیق مانند** LSTM **ارائه می‌دهد.**

**مدل‌های** GRU **و** LSTM **به دلیل ساختار شبکه‌های عصبی عمیق، در شناسایی الگوهای غیرخطی داده عملکرد بسیار خوبی دارند. مدل** LSTM **عملکرد بهتری نسبت به** GRU **داشته است. به طور دقیق‌تر،** LSTM **دارای مقدار** MSE **کمتر (0.01558 در مقابل 0.01823) و** MAE **پایین‌تر (0.04184 در مقابل 0.04355) است و همچنین ضریب تعیین** (R²) **بالاتری دارد (0.71814 در مقابل 0.67022). این نتایج نشان می‌دهد که** LSTM **توانسته است الگوهای پیچیده و وابستگی‌های بلندمدت موجود در داده‌های سری زمانی را با دقت بیشتری مدل کند. نمودارهای پیش‌بینی نیز تأیید می‌کنند که روند پیش‌بینی شده توسط** LSTM **به داده‌های واقعی نزدیک‌تر بوده و بنابراین در شرایط ارائه‌شده، مدل** LSTM **عملکرد برتری نسبت به** GRU **ارائه داده است.**

**این نتایج نشان می‌دهد که استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق در داده‌های پیچیده و با الگوهای غیرخطی می‌تواند بسیار موثر باشد. همچنین استفاده از متغیرهای خارجی در مدل‌های خطی مانند** ARIMAX **می‌تواند راه‌حلی برای بهبود پیش‌بینی در مسائل کمتر پیچیده باشد.**

جدول 1. ارزیابی خطای پیش‌بینی مدل‌ها

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| R² | MAE | MSE | مدل |
| -1.572 | 0.097 | 0.015 | ARIMA |
| 0.9839 | 0.0068 | 0.0001 | ARIMAX |
| 0.98449 | 0.00685 | 0.00009 | LSTM |
| 0.98402 | 0.0069965 | 0.0000963 | GRU |

جدول فوق مقایسه عملکرد این چهار مدل را بر اساس معیارهای MSE،MAE و R² نشان می‌دهد. مدل ARIMAX با استفاده از متغیرهای خارجی، دقت بهتری نسبت به ARIMA دارد. با این حال، مدل‌های یادگیری عمیق GRU و LSTM همچنان عملکرد بهتری در پیش‌بینی داده‌های پیچیده از خود نشان داده‌اند، به‌ویژه LSTM که بالاترین دقت را ارائه می‌دهد. [1]

**7. نتیجه گیری**

این پژوهش به بررسی و مقایسه عملکرد مدل‌های پیش‌بینی سری زمانی شامل ARIMA، LSTM و GRU در تحلیل قیمت سهام بانک صادرات ایران طی ۱۴ سال (۲۰۰۹-۲۰۲۳) پرداخته است. فرآیند پیش‌پردازش داده‌ها شامل نرمال‌سازی، حذف داده‌های پرت و تحلیل اجزای سری زمانی، مبنای ایجاد مدل‌های دقیق و بهینه بود. نتایج تحقیق نشان داد که مدل‌های مبتنی بر یادگیری عمیقLSTM و GRU به دلیل توانایی در تحلیل وابستگی‌های بلندمدت و شناسایی الگوهای پیچیده، عملکرد بهتری در پیش‌بینی نسبت به مدل کلاسیک ARIMA داشتند. در مقابل، مدل ARIMA، با ساختار خطی خود، در پیش‌بینی داده‌های پیچیده و غیرخطی ضعیف عمل کرد.

علاوه بر این، مقایسه معیارهای ارزیابی MSE، MAE و R² نشان داد که GRU با ساختار ساده‌تر خود زمان آموزش کوتاه‌تری داشت، در حالی که LSTM به دلیل معماری پیشرفته‌تر، در پیش‌بینی الگوهای طولانی‌مدت موفق‌تر عمل کرد. با توجه به این نتایج، استفاده ترکیبی از مدل‌های یادگیری عمیق و روش‌های سنتی مانند ARIMA می‌تواند در تحلیل بازارهای مالی موثر باشد. این ترکیب می‌تواند راهکاری جامع برای پیش‌بینی دقیق‌تر ارائه دهد و تحلیل‌گران را در تصمیم‌گیری‌های سرمایه‌گذاری یاری کند.

پیشنهاد ما برای تحقیقات آینده، بررسی تأثیر سایر متغیرهای اقتصادی به عنوان ورودی مدل‌ها (مانند نرخ بهره و تورم) می‌تواند به بهبود دقت پیش‌بینی کمک کند. همچنین، ترکیب مدل‌های عمیق با تکنیک‌های پیشرفته مانند یادگیری تقویتی و الگوریتم‌های فرا ابتکاری می‌تواند زمینه‌ساز پیشرفت‌های بیشتر در پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی باشد.

**منابع**

[1] زهره اسماعیلی، 2021. ارائه راهکاری برای پیشبینی قیمت سهام با استفاده از شبکه عصبی LSTM، پنجمین کنفرانس ملی فناوری در مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه گلستان ، گلستان، ایران

[2] مصطفی شایگانی، 1402. پیش بینی قیمت سهام در بازار بورس تهران با رویکرد هوش مصنوعی، دومین کنفرانس تحولات نوین در مطالعات مالی اقتصادی و حسابداری، قم، ایران

[3] سیدمحمدحسین محمدی کباری، 1403. پیش بینی قیمت سهام برای معاملات روزانه با استفاده از LSTM بهبود یافته، اولین کنفرانس بین المللی فناوری اطلاعات مدیریت و کامپیوتر ، قم، ایران

[1] زهره اسماعیلی، 2021. ارائه راهکاری برای پیشبینی قیمت سهام با استفاده از شبکه عصبی LSTM، پنجمین کنفرانس ملی فناوری در مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه گلستان ، گلستان، ایران

فارسی ها هم مونده

[4] Yavasani, R., Wang, F.,2023. Comparative analysis of LSTM, GRU, and ARIMA models for stock market price prediction Journal of Student Research (High School Edition), USA , 54-63.

[5] Siami-Namini, S., Tavakoli, N., & Siami Namin, A., 2018. A comparison of ARIMA and LSTM in forecasting time series, 17th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications, 2, 70-79.

[6] Khaled A. Althelaya, El-Sayed M. El-Alfy, Salahadin Mohammed , 2000. Stock Market Forecast Using Multivariate Analysis with Bidirectional and Stacked (LSTM, GRU), Department of Information and Computer Science, College of Computer Sciences and Engineering, King Fahd University of Petroleum and Minerals, 54-63.

[7] Jiang, W., 2021.Applications of deep learning in stock market prediction: Recent progress, Elsevier, 70-79.

مقالع 5 به بعد مونده

[5] Arshadi, R., 2006. A Survey of Forex and Stock Price Prediction Using Deep Learning, International Journal of Supply and Operations Management, 2, 70-79.

[5] Arshadi, R., 2001. Modeling supply chain management, *Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing,* 2, 70-79.

[5] Arshadi, R., 2001. Modeling supply chain management, International Journal of Supply and Operations Management, 2, 70-79.

[5] Arshadi, R., 2001. Modeling supply chain management, International Journal of Supply and Operations Management, 2, 70-79.

[6] Javid, J., 2010. Modeling supply chain management, 2nd International Industrial Engineering Conference. Tehran, Iran, 14-20.