پیش‌بینی قیمت ارزهای دیجیتال با استفاده از شبکه‌های عصبی LSTM دولایه و بهینه‌ساز Adadelta

مجید جنگی بهادر[۱]، علی هدائی دودران[۲] و حامد ودادی[۳]
[۱]دانشگاه تبریز، majid_jangi97@ms.tabrizu.ac.ir
[۲]دانشگاه تبریز، ali.hodaei97@ms.tabrizu.ac.ir
[۳]دانشگاه تبریز، hamed_vedadi@yahoo.com

چکیده – سرمایه‌گذاری در ارزهای دیجیتال یکی از گزینه‌های پرسود در بازار سرمایه است. بازار ارزهای دیجیتال دارای سیستمی غیرخطی و آشوب-گونه است که تحت تاثیر شرایط سیاسی، اقتصادی و روانشناسی می‌باشد و می‌توان از سیستم‌های هوشمند غیرخطی همچون شبکه‌های عصبی مصنوعی، شبکه‌های عصبی فازی و الگوریتم‌های ژنتیک برای پیش‌بینی قیمت سهام استفاده نمود. شبکه‌های عصبی مصنوعی، یک ابزار قدرتمند برای تجزیه و تحلیل داده‌ها و مدل‌سازی روابط غیرخطی به حساب می‌آید که استفاده از آن طی سال‌های گذشته در اقتصاد کلان گسترش یافته است. شبکه های *LSTM* قابلیت حفظ داده های گام های قبلی تا ۱۰۰۰ گام را داشته که این قابلیت باعث می شود وابستگی های بلند مدت پنهان میان مجموعه داده ها قابل اکتشاف باشد. ما در این مقاله با بکارگیری شبکه های *LSTM* و استفاده از بهینه ساز *Adadelta* مدلی ارائه نموده ایم که توانسته است نسبت به سایر روش ها پیش بینی دقیق تر و میزان خطای کمتری را ارائه نماید. دیتاست ارز دیجیتال بیت‌کوین *(Bitcoin)* از سایت کوین‌بیس *(Coinbase)* به منظور پیش‌بینی مورد استفاده قرار گرفته است.

کلید واژه- پیش‌بینی، سری‌های زمانی، ارز دیجیتال، یادگیری عمیق، شبکه‌های عصبی مصنوعی، حافظه کوتاه مدت بلند مدت.

۱- مقدمه

بازار سهام دارای سیستمی بسیار پیچیده، غیرخطی و آشوب‌گونه است که تحت تاثیر شرایط سیاسی، اقتصادی و روانشناسی می‌باشد. بنابراین بررسی این سیستم بسیار دشوار به نظر می‌رسد. دلیل اصلی که مردم در بازار سهام سرمایه‌گذاری می‌کنند، بدست آوردن سود است که لازمه آن داشتن اطلاعات درست از بازار و تغییرات سهام و پیش‌بینی روند آینده آن است[۱]. مدت‌ها پیش‌بینی سری‌های زمانی غیرخطی مانند قیمت سهام یک کار غیرممکن تلقی می‌شد. از اولین مطالعات گزارش شده در خصوص پیش‌بینی قیمت سهام تا فرضیه بازار کارهای تحقیقاتی متعددی انجام گردیده است که ادعا می‌کنند قیمت سهام تمایل به دنباله‌روی از یک روال تصادفی دارد بنابراین نمی‌توان با هیچ درجه دقت منطقی آن را پیش‌بینی نمود[۲].

در مسیر ساختن مدل پیش‌بینی‌کننده به منظور دستیابی به یک سیستم تراکنش مالی سودآور، اطلاعات، منابع بسیار باارزشی هستند. با توجه به ویژگی‌های سری‌های زمانی مالی، چالش‌های بسیار زیادی در راه توسعه یک سیستم پیش‌بینی قیمت وجود دارد.

با این وجود، با ظهور شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) و سایر تکنیک‌های محاسبات نرم، مدل‌سازی رفتارهای غیرخطی که توسط سری زمانی قیمت سهام به نمایش گذاشته می‌شود، آسان‌تر شده است. مدل‌های یادگیری عمیق اخیراً بسیار رایج شده‌اند و عملکرد خوبی در مسائلی از قبیل طبقه‌بندی از خود نشان داده‌اند. با این وجود قابلیت بکارگیری چنین مدل‌هایی هنوز توسط محققان در حال بررسی است[۳].

ایده اصلی یک پیش‌بینی سهام موفق رسیدن به بهترین نتایج با استفاده از کمترین داده ورودی و مدل بازار سهام غیرپیچیده است. بدون شک پیش‌بینی بازگشت سهام به دلیل نوسانات بازار بسیار مشکل است و این نوسانات باید ثبت شده و در مدل پیاده‌سازی شده در نظر گرفته شوند. مدل‌سازی دقیق در کنار سایر فاکتورها، نیاز به در نظر گرفتن پدیده‌های شاخص مثل، دوره رکود یا انبساط بازار و دوره‌های کم‌نوسان یا پرنوسان دارد. نوسانات مشاهده شده در بازده یا قیمت سهام، ناشی از این واقعیت است که خود نرخ بازده بسیار پرنوسان است. پیشرفت‌های اخیر در تکنیک‌های محاسبات نرم ابزارهای مفیدی را برای پیش‌بینی محیط‌های نویزدار و بدست آوردن رفتار غیرخطی آن‌ها ارائه نموده است[۴].

چندین دسته از روش‌ها و منابع داده‌ای به منظور پیش‌بینی بازار

سهام استفاده می‌شوند. روش‌های متداول ارتباط بین رفتار تاریخی و حرکت آینده سهام را با استفاده از داده‌های تاریخی بازار مدل می‌کردند. روش‌های سنتی مثل رگرسیون خطی، ARMA (Autoregressive Moving Average) و GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) به دلیل قابل تفسیر بودنشان برای پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی مطلوب بودند. در این میان روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق و مخصوصاً شبکه-های عصبی مصنوعی نقش پررنگی را در پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی ایفا می‌کنند. با این حال تفاوت برجسته بین روش‌های یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی سنتی در این است که یادگیری عمیق از زنجیره‌ای از واحدها برای طراحی ساختار شبکه استفاده می‌کند. یک شبکه عصبی مصنوعی نوعی الگوریتم یادگیری ماشین و یک روش غیرپارامتری محورداده است. از آنجا که محدودیت‌ها و فرضیات کمتری در مدل‌سازی در مقایسه با روش‌های معمولی اقتصادسنجی دارد، در صورت وجود داده‌های کافی می‌توان از آن استفاده کرد. بنابراین، روش‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی می-توانند به روشنی ویژگی‌های غیرخطی را که در مدل‌های اقتصاد-سنجی قابل دسترسی نیستند، استخراج نمایند و این‌ها عملکرد فوق‌العاده شبکه‌های عصبی را خصوصاً در پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی نشان می‌دهد[۵].

بر خلاف شبکه‌های عصبی پیش‌رو (Feedforward)، شبکه‌های عصبی بازگشتی (RNN) دارای اتصالات بازخورد برای یادگیری الگوهای زمانی هستند. از این‌رو شبکه‌های عصبی بازگشتی می-توانند برای مدل‌سازی موثر داده‌های متوالی و آنالیز سری‌های زمانی استفاده شوند[۷].

۲- کارهای پیشین

پیش بینی سهام یک مساله پیچیده و چالش برانگیز است. بیشتر پژوهشگران بر روی انتخاب و پیش بینی بازگشت سهام تمرکز کرده اند. رفنس و همکاران، از شبکه های عصبی مصنوعی برای پیش بینی کارائی سهام استفاده نموده اند[۹]. آنها به این نتیجه رسیده اند که حتی یک پروسه یادگیری عصبی ساده دقت بیشتری نسبت به تکنیک های آماری کلاسیک نشان می دهد(رگرسیون خطی چندگانه). همچنین ادعا نموده اند با طراحی شبکه دقیق تر کارایی مدل می تواند بیشتر بهبود یابد.

کیموتو و آسکاوا [۱۰]از یک شبکه عصبی پیمانه ای برای پیش بینی زمان خرید یا فروش سهام استفاده نموده اند. نتایج نشان دادند که سود بدست آمده از این روش مناسب بوده است. یون و سویل [۱۱] یک شبکه عصبی چهار لایه را برای پیش بینی قیمت سهام در آمریکا پیشنهاد داده اند. نتایج بدست آمده نشان داده اند روش آنها بهتر از روش ام دی ای عمل نموده است. بابا و کوزاکی [۱۲] یک روش شبکه عصبی بازگشتی به همراه یک استراتژی بهینه سازی تصادفی به منظور پیش بینی تبادل سهام در ژاپن ارائه نموده اند. نتایج تائید می کنند که روش آنها به پیش بینی قیمت سهام کمک می کند.

۳- داده‌ها و روش‌ها

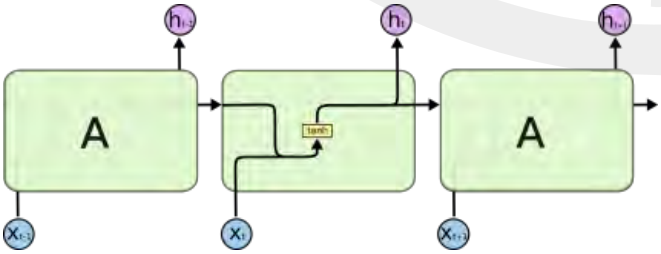
در این مقاله نوسان قیمت بیت‌کوین (Bitcoin)، مشهورترین ارز دیجیتال که بیشتر سهم بازار را در اختیار دارد به عنوان هدف اصلی تجزیه و تحلیل انتخاب شده است.

۳-۱- مدل LSTM

مشکلات موجود در شبکه‌های عصبی بازگشتی باعث گردید نوع جدیدی از این شبکه‌ها با نام شبکه‌های عصبی مصنوعی با حافظه کوتاه مدت طولانی ارائه گردند. شبکه‌های با حافظه بلند مدت نوع خاصی از شبکه‌های عصبی بازگشتی هستند که قادر به یادگیری وابستگی‌های بلند مدت هستند. این شبکه‌ها به طور چشمگیری بر روی طیف زیادی از مسائل عملکرد خوبی دارند و امروزه به صورت گسترده مورد استفاده قرار می‌گیرند[۸].

این شبکه‌ها مشخصاً برای اجتناب از مشکل وابستگی بلندمدت که در شبکه‌های عصبی سنتی وجود دارد طراحی شده‌اند. به خاطر سپردن اطلاعات برای مدت زمان طولانی، عملاً رفتار پیش‌فرض آنهاست، نه چیزی که آن‌ها برای یادگیری تلاش می‌کنند.

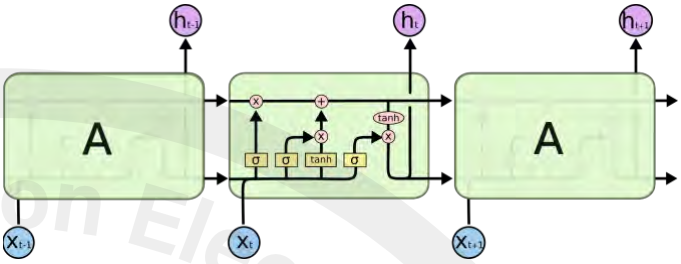
تمامی شبکه‌های عصبی مصنوعی بازگشتی به شکل زنجیره‌ای از تکرار ماژول‌های شبکه عصبی هستند. در شبکه‌های عصبی مصنوعی بازگشتی استاندارد این ماژول‌های تکرارشونده ساختار بسیار ساده‌ای همانند یک تابع tanh دارند(شکل ۱).



شکل ۱: ماژول تکرارشونده در شبکه‌های عصبی بازگشتی

شبکه عصبی LSTM نیز چنین ساختار زنجیره‌ای دارد اما ماژول

تکرارشونده آن ساختار متفاوتی دارد. به جای داشتن یک لایه شبکه عصبی، چهار لایه وجود دارد که به حالت بسیار خاصی عمل می-کنند(شکل۲).



شکل ۲: ماژول تکرارشونده در LSTM

نشانه‌های بکار رفته در شکل ۲ معانی زیر را دارند.

- X: مقیاس‌گذاری اطلاعات
- + : جمع کردن اطلاعات
- σ : لایه سیگموید
- tanh : لایه tanh
- h(t-1): خروجی واحد LSTM قبلی
- c(t-1): حافظه واحد LSTM قبلی
- X(t): ورودی کنونی
- c(t): حافظه بروزرسانی شده جدید
- h(t): خروجی کنونی

شبکه‌های عصبی LSTM زمانی که نیاز به یادگیری وابستگی‌های بلند مدت در داخل داده‌ها وجود دارد عملکرد خوبی دارند بنابراین برای دسته‌بندی و پیش‌بینی سری‌های زمانی مناسب هستند.

۳-۲- روش پیشنهادی

به منظور ایجاد مدل و آموزش آن بر روی داده‌های تاریخی بیت-کوین و در نهایت پیش‌بینی قیمت بیت‌کوین در روز آتی لازم است تا مراحل زیر جهت تضمین نتایج بدست آمده از مدل پیشنهادی انجام گیرند:

* جمع‌آوری، پاک‌سازی و نرمال‌سازی داده‌ها
* طراحی مدل شبکه عصبی LSTM
* آموزش مدل طراحی شده و ذخیره‌سازی آن
* پیش‌بینی قیمت بیت‌کوین توسط مدل بدست آمده و مقایسه

گام اول جمع‌آوری، پاک‌سازی و نرمال‌سازی داده‌ها:

جمع‌آوری داده‌ها به دو روش می‌تواند انجام پذیرد. روش اول استفاده از رابط‌های کاربری فراهم شده توسط صرافی‌های آنلاین (به عنوان مثال کوین‌بیس (Coinbase) و بیت‌استمپ (Bitstamp)) و روش دوم استفاده از فایل‌های آفلاین با فرمت CSV. در این مقاله از فایل آفلاین موجود در سایت کگل (Kaggle)[۳] استفاده شده است. داده‌ها شامل تعداد ۸۹۲۸۰۰ نقطه داده مبادلات دقیقه‌ای بیت‌کوین در بازه‌های زمانی ۱ ژانویه ۲۰۱۷ الی ۲۰ اکتبر ۲۰۱۸ می‌باشد. جدول داده‌ها شامل ۸ ستون حاوی داده‌های زمان، قیمت گشایش سهام، بالاترین قیمت، پائین ترین قیمت، قیمت بسته شدن، مقدار بیت‌کوین معامله شده، مقدار ارز دیجیتال معامله شده و متوسط قیمت وزن‌دار طبق نمونه جدول شماره ۱ می‌باشد. جدول شماره ۱ داده‌های موجود در دیتاست را قبل از هرگونه پیش‌پردازش نشان می‌دهد. مجموعه داده دارای تعداد زیادی مقدار NaN است که با استفاده از تابع dropna تمامی آن‌ها حذف گردیده و اندیس رکوردها دوباره بروزرسانی می‌گردد.

	Timestamp	Open	High	Low	Close	Volume_(BTC)	Volume_(Currency)	Weighted_Price
0	1417411980	300.0	300.0	300.0	300.0	0.01	3.0	300.0
1	1417412040	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
2	1417412100	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
3	1417412160	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
4	1417412220	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
5	1417412280	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
6	1417412340	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
7	1417412400	300.0	300.0	300.0	300.0	0.01	3.0	300.0
8	1417412460	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
9	1417412520	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN

جدول۱: داده‌های اولیه

جدول شماره ۲ دیتاست را بعد از حذف مقادیر خالی و بروزرسانی اندیس‌ها نشان می‌دهد. اگر به سطر هفتم و هشتم جدول شماره ۲ نگاه کنیم متوجه می‌شویم که مقداری داده خالی بین این دوسطر وجود داشته که با پیش‌پردازش داده حذف گردیده‌اند.

	Timestamp	Open	High	Low	Close	Volume_(BTC)	Volume_(Currency)	Weighted_Price
0	1325317920	4.39	4.39	4.39	4.39	0.455581	2.0	4.39
1	1325317980	4.39	4.39	4.39	4.39	0.455581	2.0	4.39
2	1325318040	4.39	4.39	4.39	4.39	0.455581	2.0	4.39
3	1325318100	4.39	4.39	4.39	4.39	0.455581	2.0	4.39
4	1325318160	4.39	4.39	4.39	4.39	0.455581	2.0	4.39
5	1325318220	4.39	4.39	4.39	4.39	0.455581	2.0	4.39
6	1325318280	4.39	4.39	4.39	4.39	0.455581	2.0	4.39
7	1325318340	4.39	4.39	4.39	4.39	0.455581	2.0	4.39
8	1325318400	4.39	4.39	4.39	4.39	0.455581	2.0	4.39
9	1325318460	4.39	4.39	4.39	4.39	0.455581	2.0	4.39

جدول ۲: داده‌های ارز دیجیتال بیت‌کوین

با رسم نمودار فصلی داده (شکل ۳) روند و فصلی بودن داده مشخص می‌گردند. همان‌طور که در شکل ۳ مشاهده می‌شود قیمت سهام با یک افزایش ناگهانی مواجه شده و تا نزدیک ۲۰۰۰۰ دلار

افزایش داشته است.

شکل۳: نمودار تجزیه فصلی سهام

پاک‌سازی داده‌ها: با یک نگاه اجمالی می‌توان متوجه شد که تعدادی رکورد حاوی مقادیر خالی در داخل دیتاست وجود دارد و بهترین راهکار مقابله در این مسئله حذف آن‌ها می‌باشد. البته به نظر می‌رسد تعدادی داده خارج از محدوده وجود داشته باشد اما با توجه به افزایش ناگهانی قیمت بیت‌کوین در یک بازه زمانی و وجود توالی در این افزایش، داده‌های مذکور به آموزش بهتر شبکه کمک خواهند نمود.

آماده‌سازی داده‌ها: در ابتدا بایستی داده‌ها تبدیل گردند و تایم-استمپ (Timestamp) به تاریخ روزانه تبدیل گردد و سپس متوسط قیمت روزانه از آن استخراج شود. در این مرحله با استفاده از تابع to_datetime کتابخانه pandas تاریخ میلادی جایگزین تایم‌استمپ (Timestamp) می‌شود و متوسط قیمت وزن‌دار به عنوان قیمت روزانه بیت‌کوین در آن تاریخ در نظر گرفته می‌شود. اگر به داده‌های موجود در بالای جدول نگاه کنیم اطلاعات زیر را مشاهده خواهیم نمود.

```
date
2014-12-01    335.000000
2014-12-02    377.854911
2014-12-03    377.818333
2014-12-04    377.100000
2014-12-06    378.000000
Name: Weighted_Price, dtype: float64
```

این اطلاعات نشان می‌دهد داده‌ها به درستی تبدیل گردیده‌اند. پس از آن داده‌ها به دو قسمت آموزش و تست تقسیم می‌گردند.

نرمال‌سازی داده‌ها: به دلیل حساس بودن مدل LSTM مقیاس ابتدا داده‌ها باید نرمال شوند. به منظور نرمال‌سازی داده‌ها از روش MinMaxNormalization استفاده شده است تا تمامی داده‌ها در بازه ۰ و ۱ قرار گیرند. برای نرمال‌سازی تابع MinMaxScaler بسته نرم‌افزاری scikit-learn بکار برده شده است.

گام دوم طراحی مدل شبکه LSTM: در این مقاله از مدل متوالی LSTM پیاده‌سازی شده در کتابخانه Keras استفاده شده است. مدل نیاز دارد بداند چه شکل ورودی باید انتظار داشته باشد. همچنین متریک اندازه‌گیری عملکرد مدل و همچنین تعداد دفعات تکرار باید مشخص گردد.

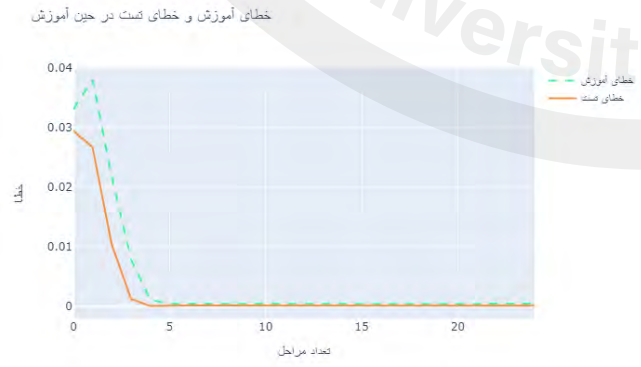
مدل ایجاد شده شامل دو لایه LSTM است. جدول شماره ۳ موارد مورد نیاز برای مدل را نمایش می‌دهد. آرگومان units نشان‌دهنده ابعاد خروجی، Activation نشان دهنده تابع فعال‌ساز مورد استفاده می‌باشد. Dense یک لایه کاملاً متصل است و نرون‌های این لایه به تمامی نرون‌های لایه بعدی متصل می‌گردند. از تابع Adadelta برای پارامتر بهینه‌سازی مدل استفاده شده است.

ردیف	عنوان	مقدار
۱	units	256
۲	Dense	1
۳	loss	mse
۳	optimizer	Adadelta
۴	epochs	100
۵	batch_size	16

جدول۳: تنظیمات مدل

گام سوم آموزش مدل:

در نهایت بعد از انجام مراحل قبل، مدل ایجاد و آموزش داده می-شود. داده‌های مربوط به ۵۹۹ روز قیمت بیت‌کوین به عنوان نمونه-های آموزشی به مدل داده می‌شود و در صورتی که بعد از گذشت ۲۰ تکرار بهبودی در نتایج ایجاد نشود آموزش پایان خواهد یافت. شکل شماره ۴ مقدار خطا در طول آموزش مدل را نمایش می‌دهد.



شکل ۴ : میزان خطا در طول آموزش

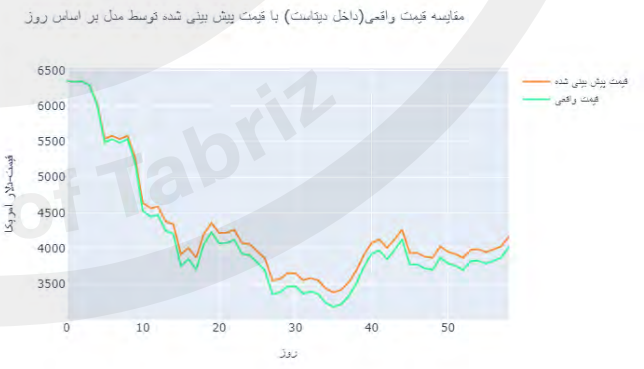
همانطور که در شکل ۴ مشاهده می‌شود بعد از گذشت چند مرحله میزان خطای آموزش و تست مشابه هم می‌شوند. همچنین با توجه به شکل مشاهده می‌شود که بیش‌برازش (Overfitting) در طول آموزش رخ نداده است.

گام چهارم پیش‌بینی قیمت بیت‌کوین توسط مدل بدست آمده و مقایسه:

پس از اتمام مرحله آموزش مدل به منظور استفاده از مدل برای پیش‌بینی کافی است داده‌های قیمت کنونی بیت‌کوین جمع‌آوری گردند و توسط مدل آموزش دیده مورد استفاده قرار گیرند. ولی از آنجایی که داده‌ها قبل از استفاده نرمال‌سازی شده‌اند حتما باید خروجی‌های مدل از حالت نرمال خارج شوند.

۴- نتایج تحلیلی

پیاده‌سازی روش پیشنهادی با استفاده از زبان برنامه‌نویسی پایتون و بسته‌های نرم‌افزاری Tensorflow و Keras انجام گرفته است. همچنین به منظور مدیریت داده‌ها و جداول از بسته نرم‌افزاری Pandas استفاده گردیده است. داده‌های متوسط قیمت روزانه ۵۹۸ روز برای آموزش مدل و ۶۱ روز برای تست مدل در نظر گرفته است. مدل بعد از ۳۶ بار اجرا و با محقق شدن شرط خاتمه یعنی اجرای بیش از ۲۰ بار بدون تغییر در نتایج بدست آمده است. اشکال شماره ۵ و ۶ نمودار قیمت واقعی و قیمت پیش‌بینی شده بیت‌کوین را به ترتیب بر اساس روز و تاریخ را نشان می‌دهد.



شکل ۵: مقایسه قیمت واقعی و قیمت پیش‌بینی شده توسط مدل بر اساس شماره روز

شکل ۶ : مقایسه قیمت واقعی و قیمت پیش‌بینی شده توسط مدل پیشنهادی بر اساس تاریخ

در جدول شماره ۴ با مقایسه نتایج پیش‌بینی با مدل‌های مختلف، روشن است که روش پیشنهادی توانسته است در مدت زمان مناسب کمترین مقدار خطا را ارائه نماید.

نام مدل	مقدار خطای RMSE	زمان آموزش
ARIMA	۱۶۴	۱۶۶
LSTM یک لایه	۹۱,۲	۲۱
GRU	۳۶,۲	۱۶
LSTM دو لایه	۱۹,۵	۵۷

جدول ۴: زمان آموزش و میزان خطا در مدل‌های مختلف

۵- نتیجه گیری

در این مقاله با استفاده از روش یادگیری عمیق و شبکه عصبی LSTM مدلی آموزش داده شده است که هدف اصلی آن کاهش میزان خطای آموزش و افزایش دقت پیش‌بینی قیمت ارز دیجیتال بیت‌کوین در کنار کاهش زمان آموزش مدل می‌باشد. ویژگی مهم شبکه‌های عصبی بازگشتی، توانایی ارائه رفتار پویای یک سری زمانی است. در شبکه‌های عصبی LSTM این کار با افزودن زنجیره‌ای از ماژول‌ها و واحد GRU حاصل می‌شود. این امر باعث می‌شود شبکه عصبی اطلاعاتی راجع به نتایج قبلی به یاد بیاورد تا در پردازش‌های آتی از آن‌ها استفاده نماید. در مرحله اول پیش‌پردازش داده‌ها انجام پذیرفت و مقادیر NaN از داده‌ها حذف گردید سپس داده‌ها نرمال‌سازی شدند و به دو دسته آموزشی و تست تقسیم گردیدند. نتایج بدست آمده در جدول شماره ۴ با سایر مدل‌ها مقایسه گردیده و نتایج بیانگر آن است که مدل ارائه شده نسبت به سایر مدل ها پیش‌بینی دقیق‌تری را ارائه می نماید.

مراجع

[1] Y. Deng, F. Bao, Y. Kong, Z. Ren, Q. Dai, Deep direct reinforcement learning for financial signal representation and trading, IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst. 28 (3) (2017) 653.

[2] H. Gunduz, Y. Yaslan, Z. Cataltepe, Intraday prediction of borsa istanbul using convolutional neural networks and feature correlations, Knowl.-Based Syst. 137 (2017) 138–148.

[3] B .Henrique, V. Sobreiro, H. Kimura, Stock price prediction using support vector regression on daily and up to the minute prices, The Journal of Finance and Data Science, Volume 4, Issue 3, Pages 183-201, 2018.

[4] G.S. Atsalakis, K.P. Valavanis, Surveying stock market forecasting techniques part ii: soft computing methods, Expert Syst. Appl. 36 (3) (2009) 5932–5941.

[5] A. Jayanth Balaji, D.S. Harish Ram, Binoy B. Nair, Applicability of Deep Learning Models for Stock Price Forecasting An Empirical Study on BANKEX Data, Procedia Computer Science, Volume 143, 2018.

[6] https://www.kaggle.com/mczielinski/bitcoin-historical-data/data

[7] J. Chung, C. Gulcehre, Empirical Evaluation of Gated Recurrent Neural Networks on Sequence Modeling, 2014, 2016, arXiv preprint arXiv: 1412.3555.

[8] Hochreiter, Sepp, and Jürgen Schmidhuber. "Long short-term memory." Neural computation 9.8 (1997): 1735-1780.

[9] Apostolos Nicholas Refenes, Achileas Zapranis, Gavin Francis, Stock performance modeling using neural networks: A comparative study with regression models, Neural Networks, Volume 7, Issue 2, 1994, Pages 375-388, ISSN 0893-6080.

[10] Kimoto, T.; Asakawa, K.; Yoda, M.; Takeoka, M. Stock market prediction system with modular neural networks. In Proceedings of the 1990 IJCNN International Joint Conference on Neural Networks, San Diego, CA, USA, 17–21 June 1990; pp. 1–6.

[11] Yoon, Y.; Swales, G. Predicting stock price performance: A neural network approach. In Proceedings of the Twenty-Fourth Annual Hawaii International Conference on System Sciences, Kauai, HI, USA, 8–11 January 1991; pp. 156–162.

[12] Baba, N.; Kozaki, M. An intelligent forecasting system of stock price using neural networks. In Proceedings of the 1992 IJCNN International Joint Conference on Neural Networks, Baltimore, MD, USA, 7–11 June 1992; pp. 371–377.