



به نام خدا
دانشگاه تهران
دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر



درس شبکه‌های عصبی و یادگیری عمیق

تمرین امتیازی

نام و نام خانوادگی	محمدحسین کاشانی نیا، پویا شیخ الاسلامی
شماره دانشجویی	۸۱۰۱۰۱۳۴۶، ۸۱۰۱۰۰۳۹۴
تاریخ ارسال گزارش	۱۴۰۲.۰۳.۱۵

فهرست

- پاسخ ۱. تخمین قیمت رمزارزها ۱
- ۱-۱. توضیحات مدل ها ۱
- ۱-۲. مجموعه دادگان و پیش پردازش آنها ۳
- ۱-۳. آموزش مدل ها ۳
- ۱-۴. ارزیابی و تحلیل نتایج ۷

شکل‌ها

- شکل ۱. ساختار LSTM به کار برده شده در مقاله ۱
- شکل ۲. ساختار GRU به کار برده شده در مقاله ۲
- شکل ۳. ساختار شبکه ترکیبی (hybrid) به کار برده شده در مقاله ۲
- شکل ۴. نمودار قیمت رمزارزها بر حسب دلار ۳
- شکل ۵. ساختار شبکه LSTM برای Litecoin و Monero ۴
- شکل ۶. خطای MSE و MAE داده های train و test در حین آموزش شبکه LSTM برای رمزارز Litecoin ۴
- شکل ۷. خطای MSE و MAE داده های train و test در حین آموزش شبکه LSTM برای رمزارز Monero ۵
- شکل ۸. ساختار شبکه ترکیبی برای Litecoin و Monero ۶
- شکل ۹. خطای MSE و MAE داده های train و test در حین آموزش شبکه ترکیبی برای رمزارز Litecoin ۶
- شکل ۱۰. خطای MSE و MAE داده های train و test در حین آموزش شبکه ترکیبی برای رمزارز Monero ۷
- شکل ۱۱. خطای مدل های LSTM و ترکیبی برای دو رمزارز در تخمین با پنجره های زمانی مختلف ۹
- شکل ۱۲. نتیجه تخمین با شبکه های LSTM و ترکیبی برای رمزارز Litecoin در پنجره زمانی ۱ روزه ۱۰
- شکل ۱۳. نتیجه تخمین با شبکه های LSTM و ترکیبی برای رمزارز Monero در پنجره زمانی ۱ روزه ۱۰
- شکل ۱۴. نتیجه تخمین با شبکه های LSTM و ترکیبی برای رمزارز Litecoin در پنجره زمانی ۳ روزه ۱۱
- شکل ۱۵. نتیجه تخمین با شبکه های LSTM و ترکیبی برای رمزارز Monero در پنجره زمانی ۳ روزه ۱۱
- شکل ۱۶. نتیجه تخمین با شبکه های LSTM و ترکیبی برای رمزارز Litecoin در پنجره زمانی ۷ روزه ۱۲

شکل ۱۷. نتیجه تخمین با شبکه های LSTM و ترکیبی برای رمزارز Monero در پنجره زمانی ۷ روزه

۱۲.....

جدول‌ها

جدول ۱. خطای شبکه های LSTM و ترکیبی برای هر دو رمز ارز در پیش بینی ۱ روزه ۸

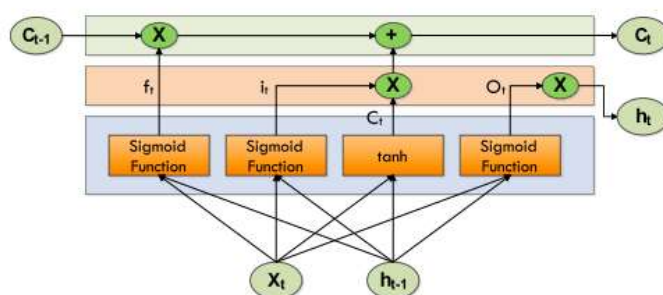
جدول ۲. خطای شبکه های LSTM و ترکیبی برای هر دو رمز ارز در پیش بینی ۳ روزه ۸

جدول ۳. خطای شبکه های LSTM و ترکیبی برای هر دو رمز ارز در پیش بینی ۷ روزه ۸

پاسخ ۱. تخمین قیمت رمزارزها

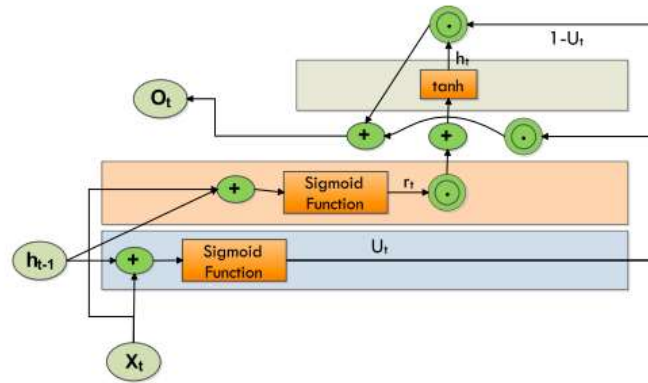
۱-۱. توضیحات مدل ها

در معماری LSTM (Long-short term memory)، سلول های بازگشتی دارای cell state هستند که به نوعی نقش حافظه برای سلول را بازی می کنند و با چند گیت کنترل می شوند. گیت ورودی، ورودی اطلاعات به cell state از ورودی شبکه را کنترل می کند، گیت فراموشی اثر cell state قبلی روی cell state جدید را تنظیم می کند و در نهایت گیت خروجی اثر cell state روی خروجی را مشخص می کند. به این صورت LSTM ها عملکرد بهتری نسبت به RNN های معمولی دارند و می توانند اثر ورودی های دورتر در قبل را نیز در خود نگه دارند و مشکل vanishing gradient در RNN ها را حل کنند.



شکل ۱. ساختار LSTM به کار برده شده در مقاله

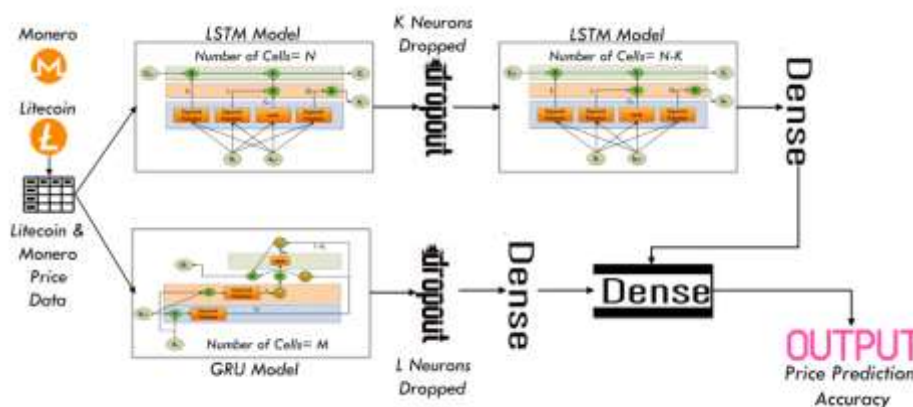
یکی از دیگر از انواع RNN ها، شبکه های GRU (Gated Recurrent Unit) هستند. این شبکه مشابه LSTM است ولی در آن از hidden state به عنوان cell state استفاده می شود. همچنین به جای گیت های گفته شده در LSTM، دو گیت reset و update را داریم. گیت reset میزان اثرپذیری اطلاعات داخل سلول از state قبلی را تنظیم می کند و گیت update مقدار اثرپذیری state جدید از اطلاعات داخل سلول (ترکیبی از ورودی و state قبلی عبور داده شده از گیت فراموشی) یا state قبلی را مشخص می کند (در واقع هر دو اطلاعات داخل سلول و state قبلی از دو گیت عبور داده می شوند که مجموع این دو گیت برابر 1 است).



شکل ۲. ساختار GRU به کار برده شده در مقاله

هر دوی LSTM و GRU مشکل vanishing gradient شبکه RNN را حل کرده اند. LSTM پارامترهای بیشتر و در نتیجه افزونگی بیشتری نسبت به GRU دارد که باعث می شود بتواند عملکرد بهتر و قوی تری داشته باشد. در مقابل، GRU سریع تر و سبک تر است و در عین حال در خیلی کاربردها عملکرد مشابه LSTM از خود نشان می دهد.

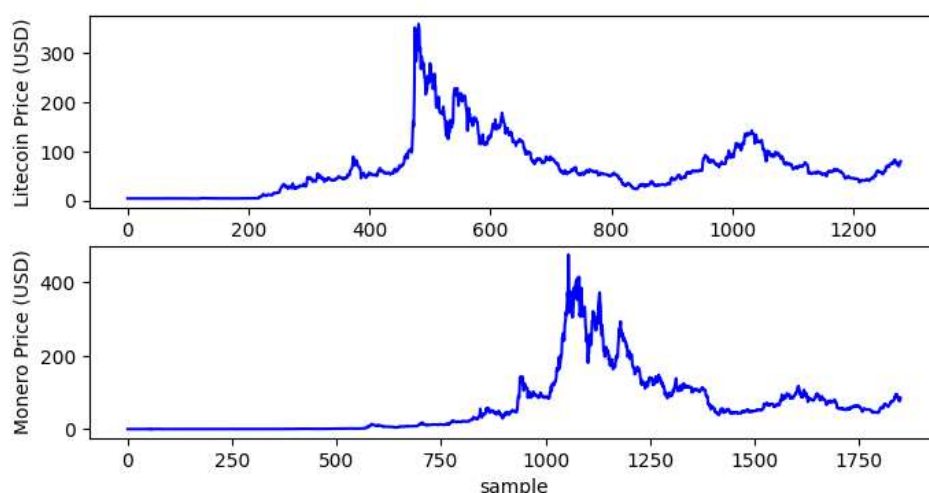
مقاله برای استفاده از مزایای هر دو شبکه LSTM و GRU از یک مدل ترکیبی استفاده می کند. به این صورت که سری ورودی به هر دو شبکه LSTM و GRU داده می شود. خروجی LSTM از یک لایه Drop out برای جلوگیری از overfitting می گذرد و سپس دوباره از یک شبکه LSTM دیگر عبور کرده و به یک لایه Dense می رسد. خروجی GRU نیز برای جلوگیری از overfitting از یک لایه Drop out می گذرد و به لایه Dense می رسد. خروجی دولایه Dense تولید شده توسط GRU و LSTM در نهایت باهم ادغام می شوند و با عبور از یک لایه Dense نهایی خروجی شبکه (پیش بینی قیمت) را تولید می کنند.



شکل ۳. ساختار شبکه ترکیبی (hybrid) به کار برده شده در مقاله

۱-۲. مجموعه دادگان و پیش پردازش آنها

طبق مقاله، داده های مربوط به دو رمزارز Litecoin و Monero را از سایت investing.com دانلود می کنیم. داده های Litecoin در بازه ۲۴ آگوست ۲۰۱۶ تا ۲۳ فوریه ۲۰۲۰ و داده های Monero در بازه ۳۰ ژانویه ۲۰۱۵ تا ۲۳ فوریه ۲۰۲۰ انتخاب می شوند. همچنین بین داده ها ویژگی Price که میانگین قیمت رمزارز در روز است برای تخمین انتخاب می شود.

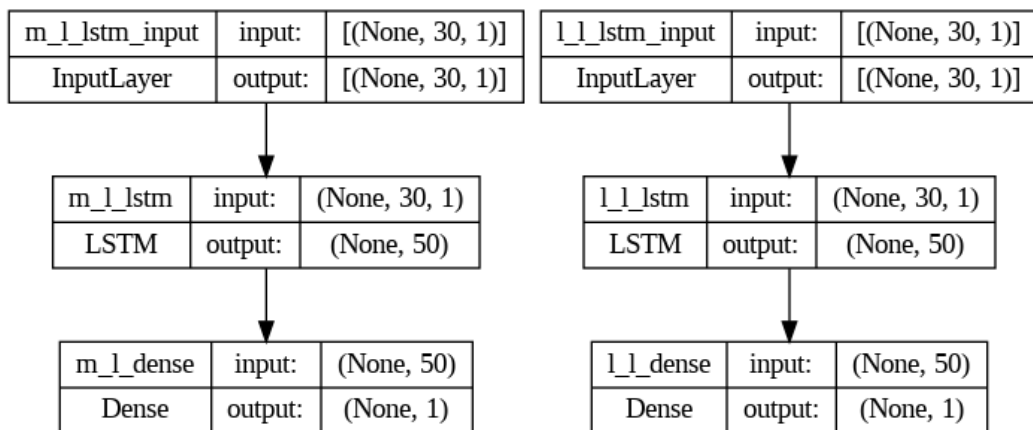


شکل ۴. نمودار قیمت رمزارزها بر حسب دلار

داده ها طبق مقاله به روش min-max نرمالیزه می شوند تا در بازه $[0, 1]$ قرار گیرند (min و max باید ذخیره شود تا در انتها در صورت نیاز بتوان از داده های نرمالیزه شده به داده های اصلی رسید)، سپس هر ۳۰ نمونه و ۱ داده ی بعدی اش به ترتیب به عنوان ورودی و خروجی تخمین جدا می شوند و به این صورت داده های ورودی-خروجی شبکه به دست می آیند. در مقاله گفته شده داده ها به دو دسته train و test تقسیم می شوند ولی نسبت این تقسیم بندی گفته نشده. ما 30% داده ها را برای test و سایر را برای train در نظر می گیریم.

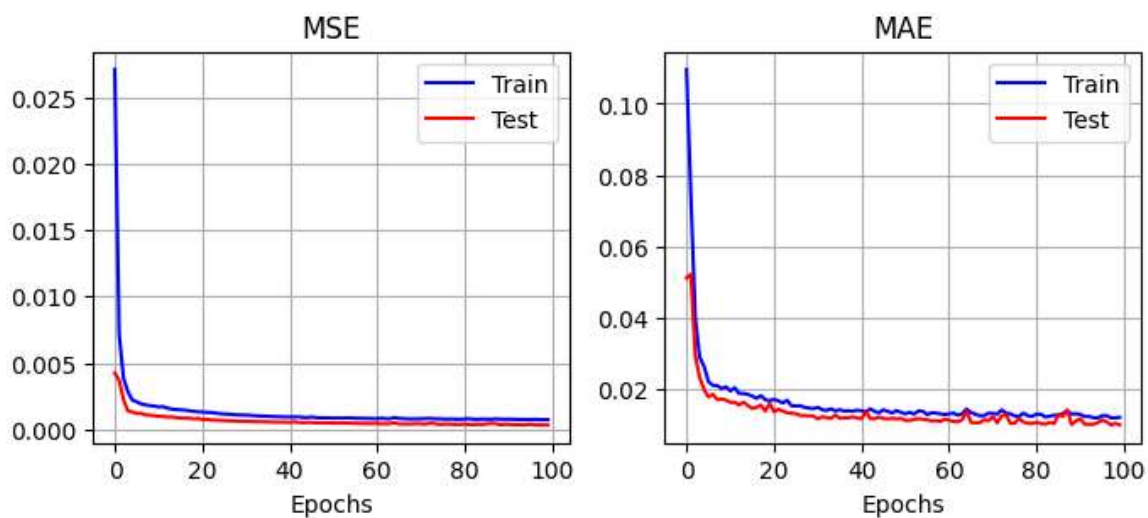
۱-۳. آموزش مدل ها

مدل LSTM را با پارامترهای گفته شده در مقاله برای هر رمزارز می سازیم. در مقاله گفته شده که از relu به عنوان activation function استفاده شده اما با در نظر گرفتن این تابع، شبکه عملکرد خوبی نداشت و کاهش خطای آموزش اتفاق نمی افتاد که این حالت می تواند به دلیل قرار گرفتن حالت اولیه شبکه در مقادیر منفی و صفر شدن خروجی و در نتیجه عدم تاثیر خطا در به روزرسانی وزن ها باشد. به این علت از تابع فعالساز خطی (به دلیل رگرسیون بودن مسئله) استفاده شد.

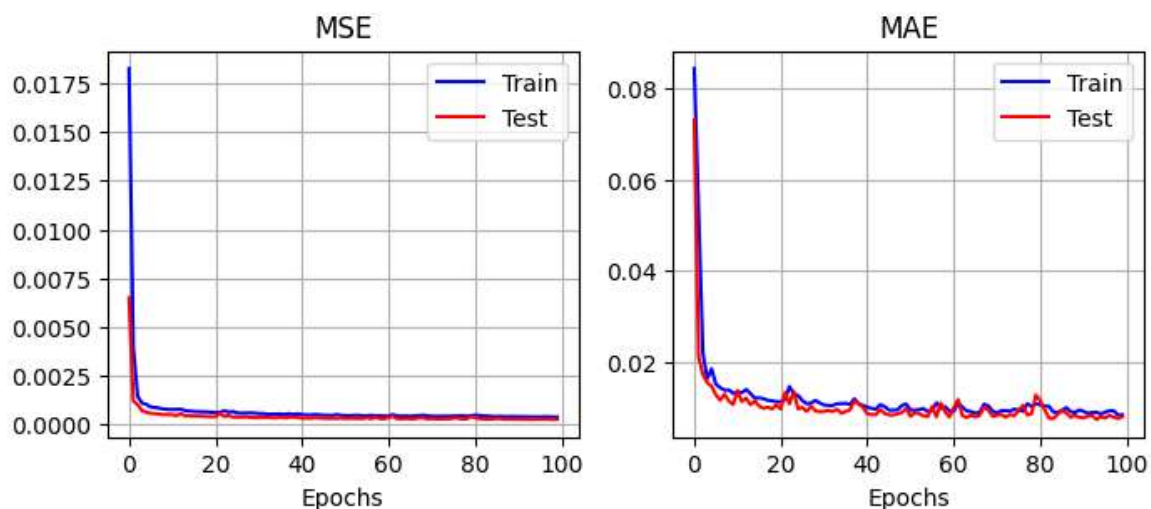


شکل ۵. ساختار شبکه LSTM برای Monero و Litecoin

آموزش شبکه ها طبق مقاله با بهینه ساز Adam و تعداد Epoch ۱۰۰ انجام شد ولی Batch size در مقاله گفته نشده بود که با بررسی مقادیر مختلف، بهترین عملکرد را در Batch size برابر 100 داشتیم که در نتیجه همین مقدار را در نظر گرفتیم.

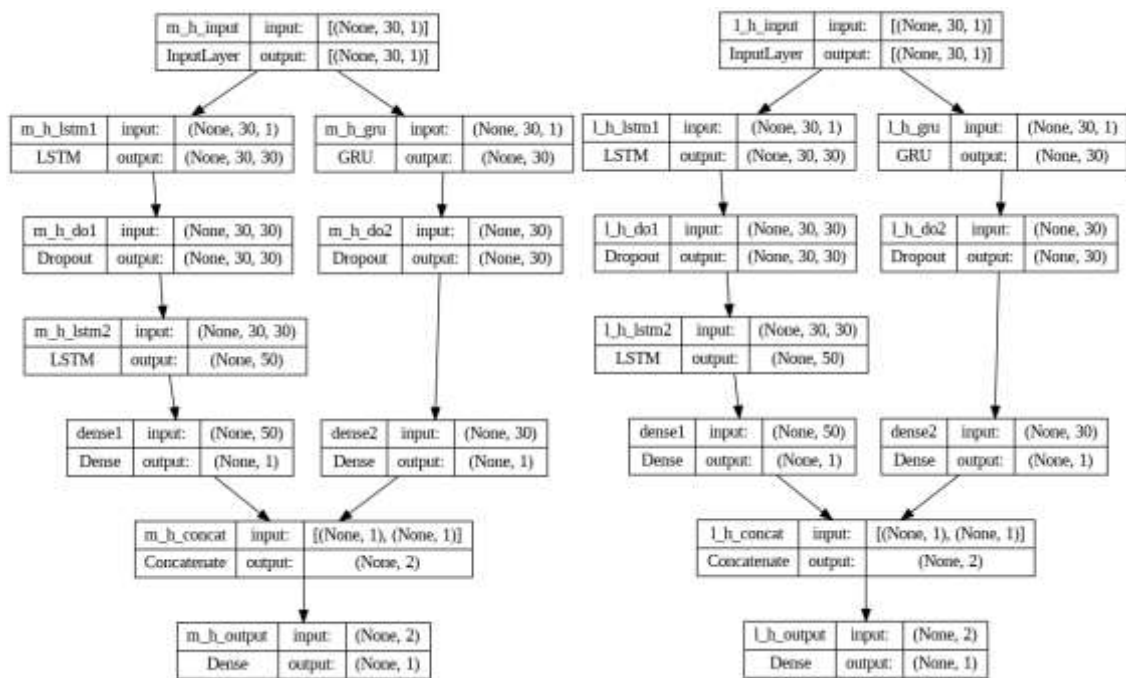


شکل ۶. خطای MSE و MAE داده های train و test در حین آموزش شبکه LSTM برای رمزارز Litecoin



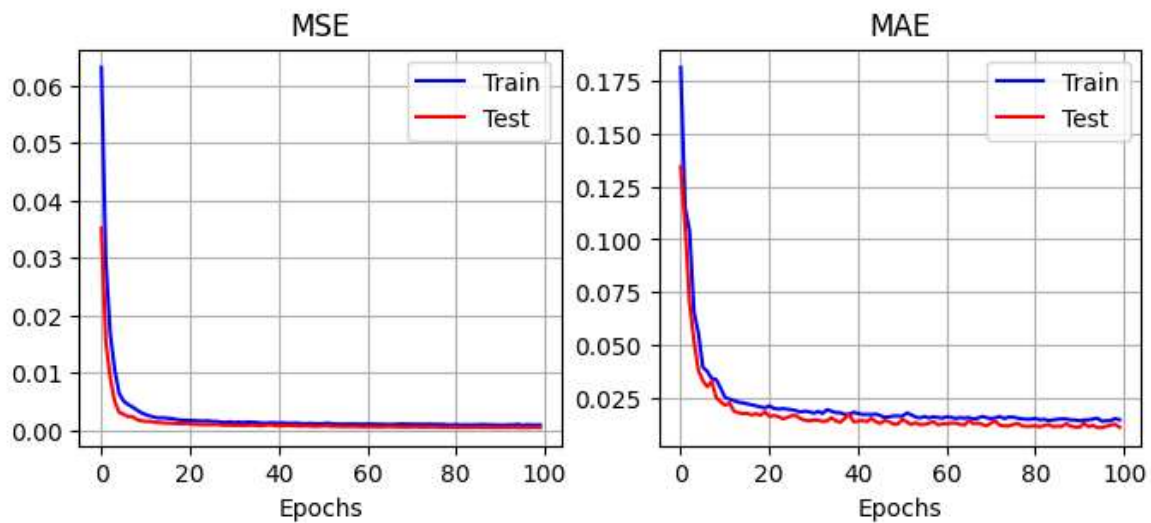
شکل ۷. خطای **MSE** و **MAE** داده های **train** و **test** در حین آموزش شبکه **LSTM** برای رمزارز **Monero**

مدل ترکیبی را نیز با پارامترهای گفته شده در مقاله می‌سازیم. مقدار Dropout در مقاله گفته نشده که با بررسی مقادیر مختلف مشخص شد با نرخ 10% بهترین عملکرد را دارد، بنابراین همین مقدار را در نظر می‌گیریم. تعداد نورون لایه های Dense نیز گفته نشده که با توجه به خطی بودن توابع فعالساز تعداد این نورون ها اهمیتی پیدا نمی‌کند، در نتیجه برای هر کدام یک نورون را در نظر می‌گیریم. تابع فعالساز گفته شده در مقاله (relu) در این شبکه نیز بررسی شد و عملکرد مناسبی از خود نشان نداد، حتی ورژن نرم آن (elu) نیز نتوانست به خوبی تابع فعالساز خطی عمل کند و بنابراین همان تابع فعالساز خطی برای خروجی این شبکه نیز انتخاب شد. در عمل نیز با توجه به انتظار مثبت بودن خروجی تفاوتی بین relu و تابع خطی وجود ندارد، مزیت تابع خطی این است که اگر خروجی در ناحیه منفی قرار گرفت می‌تواند آن را به ناحیه مثبت بیاورد و به پاسخ درست نزدیک کند (صفر بودن مشتق relu در نواحی منفی مانع این اتفاق می‌شود)

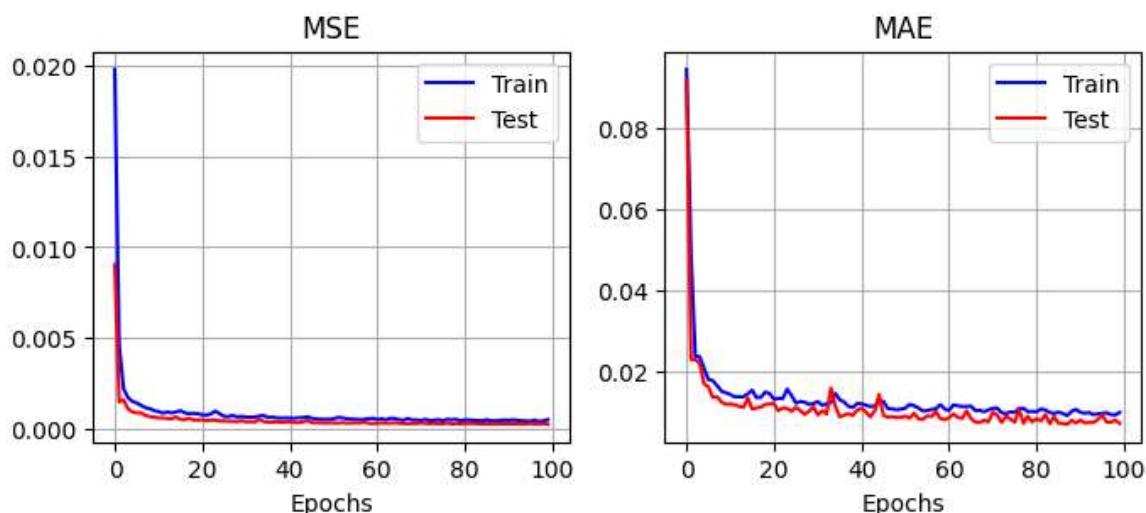


شکل ۸. ساختار شبکه ترکیبی برای **Monero** و **Litecoin**

مشابه حالت قبل آموزش را با بهینه ساز Adam و ۱۰۰ Epoch انجام می‌دهیم و Batch size را ۱۰۰ در نظر می‌گیریم.



شکل ۹. خطای **MSE** و **MAE** داده های **train** و **test** در حین آموزش شبکه ترکیبی برای رمز ارز **Litecoin**



شکل ۱۰. خطای MSE و MAE داده های train و test در حین آموزش شبکه ترکیبی برای رمزارز Monero

۴-۱. ارزیابی و تحلیل نتایج

مشابه مقاله، بررسی عملکرد تخمین زن قیمت با سه پنجره زمانی ۱ روزه، ۳ روزه و ۷ روزه بررسی شد و خطاهای (RMSE (Root Mean Squared Error)، MAE (Mean Absolute Error)، MAPE (Mean Absolute Percentage Error) و Squared Error) برای هر مدل و هر رمزارز محاسبه شد. تخمین چند روزه به این صورت انجام می‌شود که تخمین روز اول با داشتن قیمت در ۳۰ روز گذشته محاسبه می‌شود، برای تخمین روز بعد از داده ی تخمین زده شده برای روز اول و قیمت ۲۹ روز گذشته استفاده می‌شود و به همین ترتیب تخمین هر روز با در نظر گرفتن قیمت های تخمین زده شده قبلی و قیمت روزهای قبل آن (که مجموعاً ۳۰ روز شود) انجام می‌شود.

برای محاسبه خطا، فرمول های هر کدام از خطاها روی هر داده و هر روز محاسبه شد (در مقاله جزئیات بیشتری از محاسبه خطا گفته نشده). به نظر می‌رسد مقاله روند متفاوتی داشته چون برای مثال مقادیر RMSE و MAE برای تخمین با پنجره زمانی ۱ روزه یکسان هستند! یکی از علت های تفاوت مقادیر خطای این گزارش و مقاله می‌تواند این مورد باشد.

برای تبدیل داده های نرمالیزه شده به قیمت های واقعی از min و max های ذخیره شده در بخش ۱-۲ و عکس تبدیل نرمالیزیشن min-max استفاده می‌کنیم. خطاها با مقادیر قیمت ها محاسبه شده اند.

جدول ۱. خطای شبکه های **LSTM** و ترکیبی برای هر دو رمز ارز در پیش بینی ۱ روزه

Model	Currency	MSE	RMSE	MAE	MAPE
LSTM	Litecoin	1140.11	33.77	19.38	0.32
	Monero	1392.23	37.31	18.20	0.83
Hybrid	Litecoin	1112.92	33.36	19.53	0.36
	Monero	1383.45	37.19	18.07	0.65

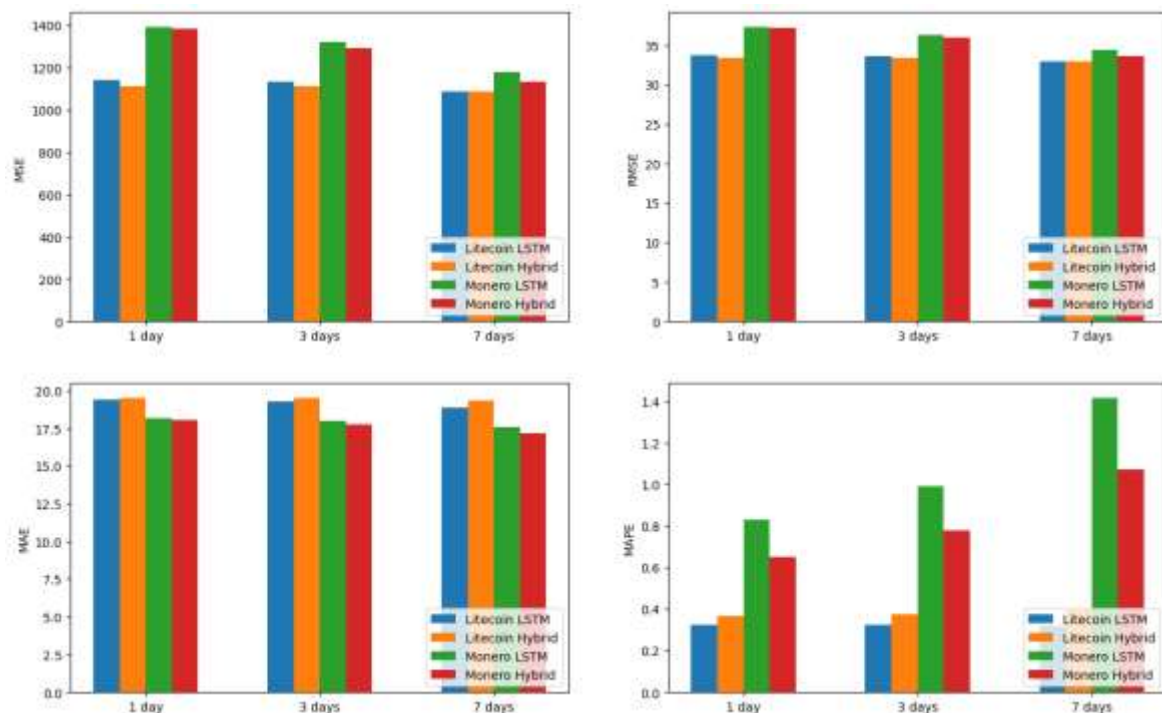
جدول ۲. خطای شبکه های **LSTM** و ترکیبی برای هر دو رمز ارز در پیش بینی ۳ روزه

Model	Currency	MSE	RMSE	MAE	MAPE
LSTM	Litecoin	1132.42	33.65	19.28	0.32
	Monero	1321.67	36.35	17.98	0.99
Hybrid	Litecoin	1113.24	33.37	19.50	0.37
	Monero	1292.93	35.96	17.76	0.78

جدول ۳. خطای شبکه های **LSTM** و ترکیبی برای هر دو رمز ارز در پیش بینی ۷ روزه

Model	Currency	MSE	RMSE	MAE	MAPE
LSTM	Litecoin	1086.69	32.96	18.89	0.32
	Monero	1180.81	34.36	17.60	1.42
Hybrid	Litecoin	1085.05	32.94	19.35	0.40
	Monero	1133.12	33.66	17.16	1.07

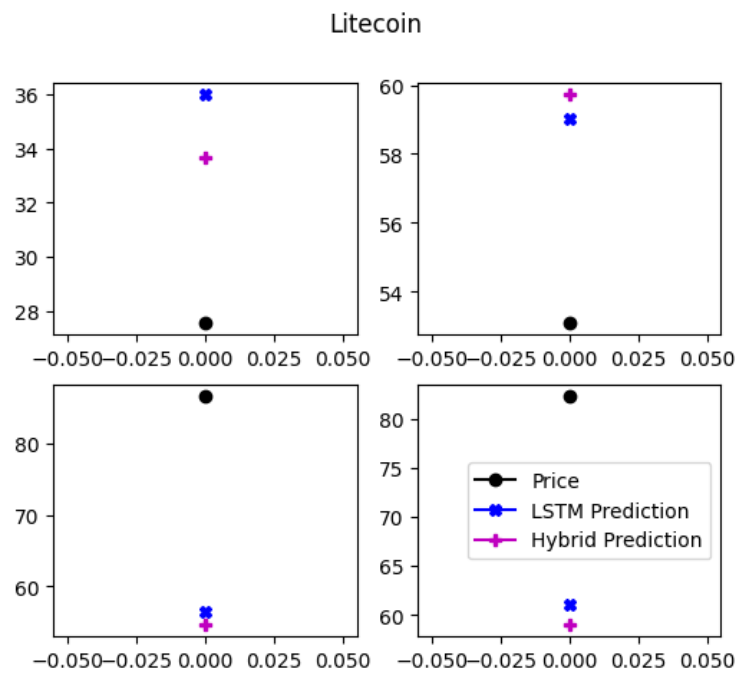
خلاصه ای از نتایج جداول بالا را می توان در شکل ۱۱ مشاهده کرد.



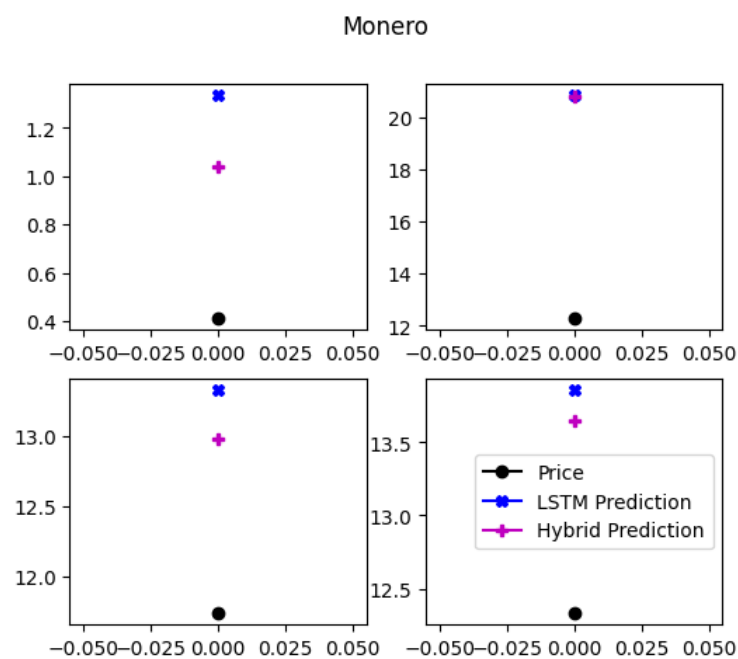
شکل ۱۱. خطای مدل های LSTM و ترکیبی برای دو رمزارز در تخمین با پنجره های زمانی مختلف

مشاهده می شود اغلب عملکرد مدل ترکیبی از LSTM بهتر است، ولی این اختلاف خیلی چشمگیر نیست. این موضوع می تواند ناشی از عدم تطبیق hyperparameter هایی با مقاله باشد که در مقاله گفته نشده بود، گرچه سعی شد تنظیم این پارامترهای ساختاری به گونه ای انجام شود که بهترین نتیجه حاصل شود.

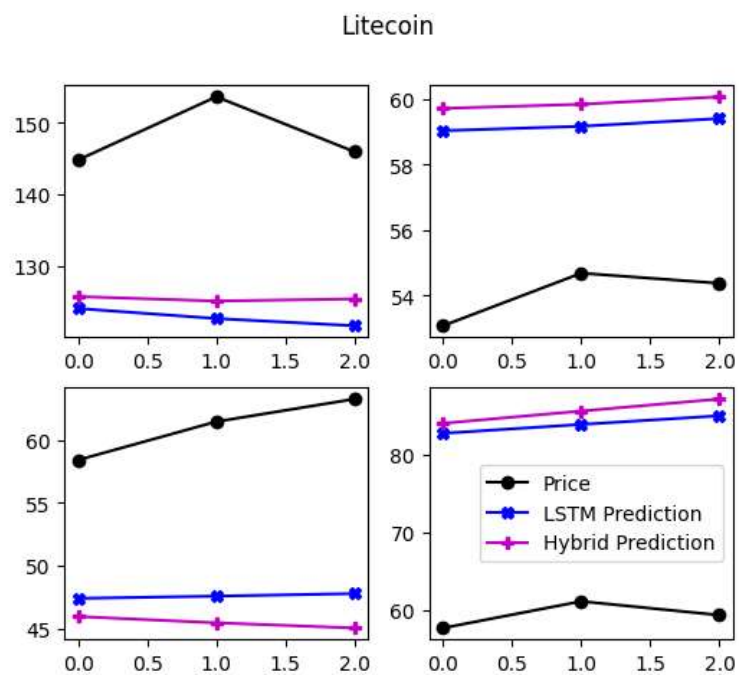
در انتها نتیجه ی تخمین با پنجره های زمانی مختلف برای چند نمونه تصادفی از داده ها رسم می شود.



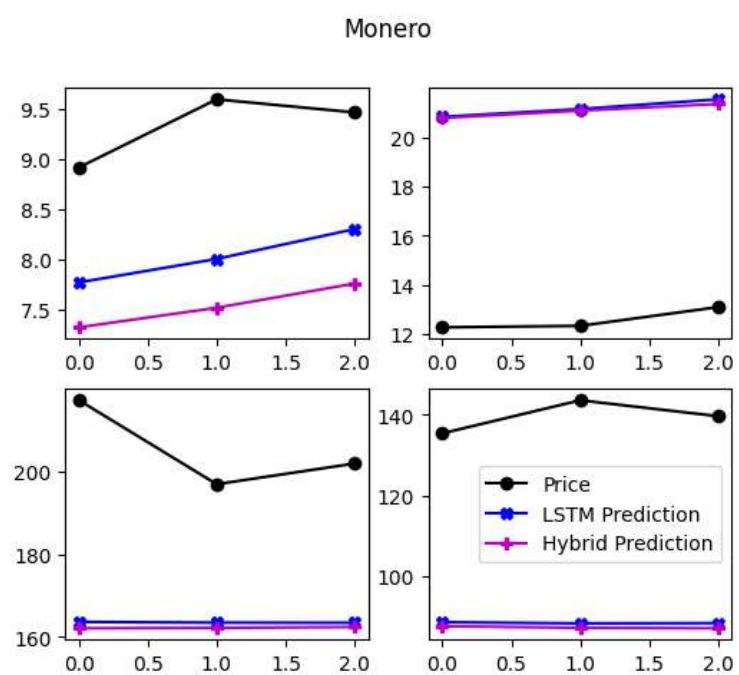
شکل ۱۲. نتیجه تخمین با شبکه های LSTM و ترکیبی برای رمزارز **Litecoin** در پنجره زمانی ۱ روزه



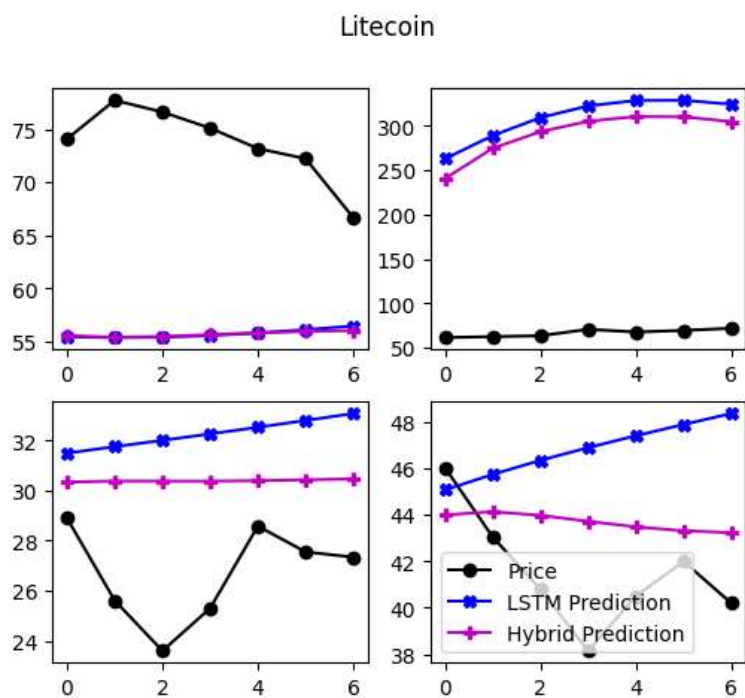
شکل ۱۳. نتیجه تخمین با شبکه های LSTM و ترکیبی برای رمزارز **Monero** در پنجره زمانی ۱ روزه



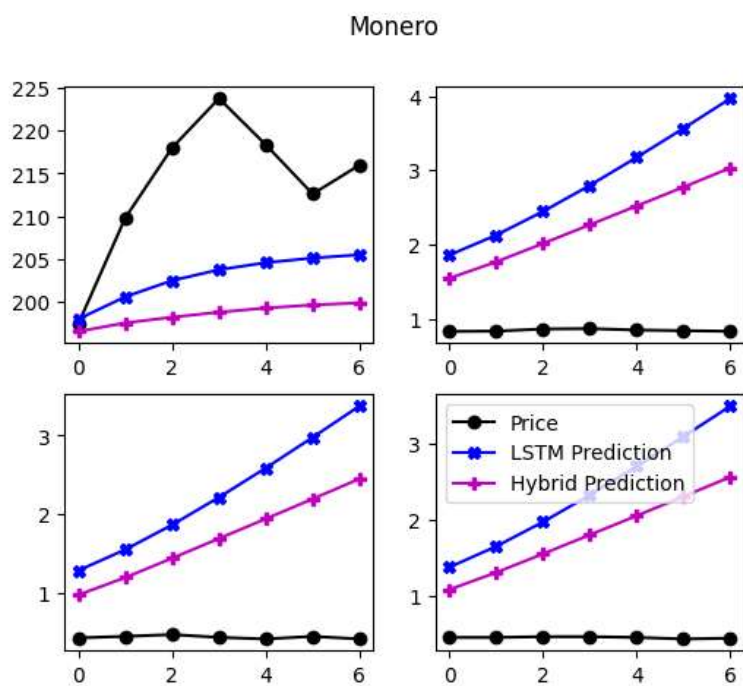
شکل ۱۴. نتیجه تخمین با شبکه های LSTM و ترکیبی برای رمزارز **Litecoin** در پنجره زمانی ۳ روزه



شکل ۱۵. نتیجه تخمین با شبکه های LSTM و ترکیبی برای رمزارز **Monero** در پنجره زمانی ۳ روزه



شکل ۱۶. نتیجه تخمین با شبکه های LSTM و ترکیبی برای رمزارز **Litecoin** در پنجره زمانی ۷ روزه



شکل ۱۷. نتیجه تخمین با شبکه های LSTM و ترکیبی برای رمزارز **Monero** در پنجره زمانی ۷ روزه