فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار
دوره چهارده، شماره پنجاه و هفت، زمستان ۱۴۰۲
نوع مقاله: علمی پژوهشی
صفحات: ۱۳۴-۱۱۶

پیش‌بینی قیمت با شبکه عصبی مصنوعی LSTM و مدل انتخاب سبد سهام دارایی‌های مالی و ارزهای دیجیتال

فرانک خونساریان[۱]
بابک تیمورپور[۲]
محمدعلی رستگار[۳]

تاریخ دریافت مقاله : ۱۴۰۱/۱۱/۰۲ تاریخ پذیرش مقاله : ۱۴۰۲/۰۳/۰۲

چکیده

یافتن راهکارهایی برای پیش‌بینی قیمت، تشکیل سبد سهام بهینه و دستیابی به سود بیشتر از اهداف اساسی فعالان بازارهای مالی می‌باشد. هدف از این پژوهش پیش‌بینی قیمت دارایی‌های مالی نظیر چندین سهام بورس، طلا، سکه و تعدادی از ارزهای دیجیتال با استفاده از مدل شبکه عصبی LSTM و سپس تشکیل سبد سهام بهینه با محاسبه میزان بازده، ریسک و معیار شارپ است. داده‌های استفاده‌شده از آرشیو وب‌سایت بورس و اوراق بهادار تهران، وب‌سایت شبکه اطلاع‌رسانی طلا، سکه و ارز و همچنین وب‌سایت خریدوفروش ارزهای دیجیتال می‌باشد. سری زمانی قیمت دارایی‌های موردبررسی طی سال‌های ۲۰۱۷ تا ۲۰۲۰ میلادی است. همچنین برای ساخت مدل و تحلیل داده‌ها از زبان برنامه‌نویسی پایتون و نرم‌افزار گفی استفاده نمودیم. در پایان مشخص گردید که مدل شبکه عصبی LSTM قادر به پیش‌بینی قیمت دارایی‌های مالی با میزان خطای بسیار کم در هر دارایی می‌باشد و با توجه به میزان معیار شارپ به‌دست‌آمده برای هر دارایی مالی و ماتریس همبستگی، سهام و بانک و سهام خبهمن ۱ و همچنین ارزهای دیجیتال ترون، تتر و بیت‌کوین سهم بیشتری را در سبد سهام پیشنهادی به خود تخصیص می‌دهند.

کلمات کلیدی

پیش‌بینی قیمت، سبد سهام، دارایی‌های مالی، ارز دیجیتال، شبکه عصبی LSTM

۱-گروه مهندسی فناوری اطلاعات، دانشکده مهندسی صنایع و سیستم‌ها، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران.
khonsarianfaranak@gmail.com
۲-گروه مهندسی فناوری اطلاعات، دانشکده مهندسی صنایع و سیستم‌ها، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران. (نویسنده مسئول)
b.teimourpour@modares.ac.ir
۳-گروه مهندسی مالی، دانشکده مهندسی صنایع و سیستم‌ها، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران. ma_rastegar@modares.ac.ir

مقدمه

پیش‌بینی رفتار بازارهای مالی به دلیل افزایش بالقوه سرمایه که یک پیش‌بینی دقیق می‌تواند ارائه دهد، حوزه مورد علاقه بسیاری از معامله‌گران و سرمایه‌گذاران می‌باشد (زنک[۱] وهمکاران، ۲۰۱۹). تکنیک‌های پیش بینی می‌تواند به کاهش ریسک سرمایه‌گذاران و تصمیم‌گیری بهتر سرمایه‌گذاری کمک کند. در واقع پیش‌بینی بازده بازار یکی از موثرترین ابزارها برای مدیریت ریسک و تنوع سبد سهام است (مالیکارجونا[۲] و رائو[۳]، ۲۰۱۹). می‌توان از سیستم‌های هوشمند همچون شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی قیمت بازارهای مالی استفاده نمود. سبد سهام نوعی سرمایه‌گذاری است که از تعدادی از دارایی‌های مالی تشکیل شده است. هدف از تشکیل سبد سهام حداقل نمودن ریسک و حداکثر کردن بازده سرمایه‌گذاری است. برای شکل‌دهی سبد سهام بهینه، فرد نیاز به استراتژی انتخاب سهام دارد و باید درصد سرمایه‌گذاری در هر دارایی انتخاب شده را تعیین کرد (واسیانی[۴] و همکاران، ۲۰۲۰). انتخاب منطقی مدل مدرن سبد سهام گامی تعیین‌کننده در سرمایه‌گذاری در بازار سرمایه و پول می‌باشد. تخصیص دارایی یک رویکرد سرمایه‌گذاری مهم برای ایجاد تعادل بین ریسک و بازده در دارایی‌های سبد سهام با توجه به اهداف جداگانه تحمل ریسک و افق سرمایه‌گذاری می‌باشد (چن[۵] و همکاران، ۲۰۲۲).

هر کدام از پژوهش‌ها در حوزه پیش‌بینی قیمت دارایی ها، به پیش‌بینی قیمت دارایی‌های مالی سهام، طلا، سکه و ارزهای دیجیتال به صورت جداگانه می‌پرداخت و مطالعه‌ای که پیش‌بینی قیمت و سپس تشکیل یک سبد سهام از کلیه آن‌ها را انجام دهد وجود نداشت اما این پژوهش به بررسی و تحلیل همه دارایی‌های ذکر شده در کنار یکدیگر می‌پردازد. امروزه با توجه به گسترده شدن استقبال از بازار ارزهای دیجیتال و تمایل سرمایه‌گذاران برای فعالیت در این بازار ضروری است تا بتوان با استفاده از شیوه‌های علمی و تحلیلی، سبد سهام ترکیبی ارزهای دیجیتال در کنار بازارهای سنتی طلا و سکه و سهام تشکیل داد. در واقع این پژوهش به دنبال در نظر گرفتن بازار نوپای ارزهای دیجیتال و از منظر نوآوری در زمینه پیش‌بینی جهت تغییرات قیمتی هریک از دارایی‌های مالی و نوسانات آن‌ها و سپس تشکیل یک سبد سهام از ارزهای دیجیتال در کنار دارایی‌های متداول‌تر برای تشکیل یک سبد سهام بهینه می‌باشد.

مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

پیش‌بینی قیمت سهام بورس اوراق بهادار، طلا و سکه

در بازار های مالی امروزی، انواع مختلفی از مشـــتقات و دارایی های مالی وجود دارند که برای سرمایه‌گذاری طراحی شده است اما سی‌ترین و جهانی‌ترین آن ها سهام می‌باشد (لی[۶]، ۲۰۲۱).

پیش‌بینی دقیق بازدهی بازار سهام به دلیل ماهیت نوسانی و غیرخطی سهام یک امر بسیار چالش‌برانگیز ا ست که با معرفی هوش م صنوعی، افزایش قابلیت‌های محا سباتی و روش‌های برنامه‌نوی سی، کارآمدتر شـــده اســـت (ویجه[۷] و همکاران، ۲۰۲۰). در این بخش تعدادی از پژوهش‌هایی که در زمینه پیش‌بینی قیمت ســـهام انجام گرفته اســـت بررســـی خواهد شـــد و روش‌های مناســـب با میزان خطای کمتر برای پیش‌بینی تعیین می‌گردد. ســـهرابی و همکاران (۱۴۰۱) به پیش‌بینی جهش‌های موجود در شـــاخص ســـهام با اســـتفاده از الگوریتم‌های داده‌کاوی مانند ماشـــین بردار پشـــتیبان و جنگل تصـــادفی و یادگیری عمیق چون شبکه عصبی مصنوعی (ANN[۸]) و حافظه طولانی کوتاه مدت (LSTM[۹]) پرداخته‌اند و در پایان نتیجه گرفته شـــد حافظه طولانی کوتاه مدت عملکرد بهتری برای پیش‌بینی دارد. شـــیائو[۱۰] و همکاران (۲۰۲۲) قیمت ســـهام ۵۰ شـــرکت مختلف را با اســـتفاده از دو روش میانگین متحرک انباشـــته (ARIMA[۱۱]) و LSTM پیش‌بینی کرده اســـت و عملکرد این دو روش را در پیش‌بینی بالاترین قیمت ســـهام در روز با اســـتفاده از شـــاخص‌های عملکرد مقایســـه می‌نماید که در پایان مدل LSTM در هر شـــاخص عملکرد بهتری نســـبت به مدل ARIMA داشـــت. همچنین هو[۱۲] و همکاران (۲۰۲۱) به پیش‌بینی قیمت بســـته شـــدن روز بورس مالزی با اســـتفاده از ســـه روش ARIMA، ANN و LSTM پرداخته‌اند که بازه زمانی موردبررســـی در این مقاله در زمان همه‌گیری ویروس کرونا و هدف بررســـی حرکت غیر قابل پیش‌بینی قیمت ســـهام در آن زمان می‌باشـــد. در این پژوهش هم مدل LSTM دارای خطای پیش‌بینی کمتری نســـبت به دو مدل دیگر می‌باشـــد. ســـاروایا[۱۳] و رامچندانی[۱۴] (۲۰۲۲) به پیش‌بینی قیمت طلا با استفاده از سری زمانی قیمتی آن طی هفت سال با استفاده از مدل ARIMA و LSTM و مقایســـه عملکرد دو مدل می‌پردازد که در انتها مدل LSTM پیش‌بینی دقیق‌تری نســـبت به مدل کلاسیک ARIMA داشت. با توجه به مقالات بررسی شده عملکرد مدل LSTM از مدل ANN، ARIMA و همچنین الگوریتم‌های یادگیری ما شین مانند جنگل ت صادفی و ما شین بردار پ شتیبان در پیش‌بینی قیمت سهام و طلا بهتر می‌باشد.

پیش‌بینی قیمت ارزهای دیجیتال

برای پیش‌بینی قیمت ارزهای دیجیتال نیز راهکارهای مختلفی استفاده‌شده است که عملکرد و کارایی و میزان خطای پیش‌بینی آن ها با یکدیگر متفاوت می‌باشد. یکی از راه‌های پیش‌بینی قیمت ارزهای دیجیتال استفاده‌شده در پژوهشی از آذری (۲۰۱۹)، استفاده از میانگین متحرک انباشته بود که به ارائه یک مدل برای پیش‌بینی ارزش آینده بیت‌کوین به‌وسیله تحلیل قیمت سری زمانی در یک دوره زمانی ۳ ساله می‌پردازد و در زیر دوره‌های زمانی از سری زمانی قیمت بیت‌کوین به ویژه برای دوره‌های زمانی

کوتاه مانند یک روز، دلایل تغییرات قیمت بیت‌کوین را بررسی می‌نماید. برای پیش‌بینی قیمت ارزهای دیجیتال، کارایی ۳ مدل ARIMA، RNN[۱۵] و LSTM با یکدیگر مقایسه می‌شود. روش ARIMA میزان خطای بیشتری نسبت به دو مدل RNN و LSTM دارد. مدل LSTM عملکرد بهتری نسبت به مدل RNN خواهد داشت اما LSTM زمان آموزش بیشتری را صرف می‌کرد که این موضوع به این دلیل است که تعداد گیت‌ها و پارامترهای مدل LSTM بیشتر از مدل RNN می‌باشد (مکنالی[۱۶] و همکاران، ۲۰۱۸). ساکسنا [۱۷] و همکاران (۲۰۱۸) به پیش‌بینی قیمت ارزهای دیجیتال به‌وسیله مدل LSTM می‌پردازد و سپس آن را با پیش‌بینی قیمت ارزهای دیجیتال به وسیله مدل ARIMA مقایسه می‌نماید و نتیجه‌گیری می‌کند که مدل LSTM در پیش‌بینی قیمت ارزهای دیجیتال برتر از مدل سنتی ARIMA می‌باشد.

تشکیل سبد سهام بهینه از دارایی‌های مالی

در سرمایه‌گذاری‌های مالی، سرمایه‌گذاران سعی می‌کنند ریسک را به حداقل برسانند و بازده را افزایش دهند. یکی از روش‌ها برای تشکیل سبد سهام بهینه روش مارکوویتز می‌باشد (سیتومورنگ[۱۸] و همکاران، ۲۰۱۹). مدل مارکویتز نخستین بار در سال ۱۹۵۲ میلادی انتشار یافت و از لحاظ تئوری بسیار موفق بود. مارکویتز معتقد بود که سرمایه‌گذاران ریسک‌گریز هستند و نحمل خطرات اضافی که با بازده مورد نظر آن ها جبران نمی‌شود را ندارند. به این منظور آن ها می‌توانند از ایجاد تنوع در سبد سهام برای به حداقل رساندن ریسک و انحراف بازده مورد انتظار استفاده کنند (چن و همکاران، ۲۰۲۲).

شهرستانی و همکاران (۱۳۸۹) در مقاله خود به ارائه یک مدل جدید با استفاده از ترکیب مدل مارکوویتز و معیار شارپ می‌پردازد و در پایان سبد سهام بهینه را تشکیل می‌دهد. چوویوانچن[۱۹] و چایسیری[۲۰] (۲۰۲۲) در پژوهشی ابتدا به پیش‌بینی قیمت چندین سهام از بورس کشور تایلند با استفاده از روش‌های LSTM، BiLSTM[۲۱] و CNN-BiLSTM[۲۲] پرداخته و سپس با استفاده از روش مارکوویتز و نسبت شارپ به بهینه‌سازی سبد سهام مبتنی بر پیش‌بینی قیمتی که انجام شده بود می‌پردازد. سعیدی و واحدی (۱۳۹۲) عملکرد دو سازمان مالی شرکت‌های سرمایه‌گذاری و صندوق‌های سرمایه‌گذاری که در تشکیل سبد سهام بهینه به افراد یاری می‌رسانند را با استفاده از معیار شارپ و ترینور مقایسه می‌کنند و در انتها نتیجه گرفته شد که با استفاده از معیار شارپ عملکرد صندوق سرمایه‌گذاری بهتر از شرکت‌های سرمایه‌گذاری می‌باشد اما بر اساس معیار ترینور تفاوت زیادی بین دو نهاد مشاهده نگردید. لیو[۲۳] (۲۰۱۹) با استفاده از داده‌های تجربی ۱۰ ارز دیجیتال محبوب، نقش تنوع در سرمایه‌گذاری را نشان داده است و بررسی می‌نماید که انتخاب از انواع مختلف ارزهای دیجیتال می‌تواند نتایج قابل توجهی در تشکیل سبد

سهام بهینه داشته باشد. شکری و همکاران (۱۴۰۰) به بررسی و تحلیل نوسان‌ها و تغییرات قیمت ارز دیجیتال بیت‌کوین، ارزش آن در مدیریت سبد سهام و بازارهای مالی و تاثیر آن بر دیگر ارزهای دیجیتال می‌پردازد. هوبریچ[۲۴] (۲۰۲۲) در پی اضافه نمودن دارایی‌های دیجیتال مانند ارز دیجیتال بیت‌کوین به سبد سهام سنتی و تشکیل یک سبد سهام متنوع می‌باشد و به‌دلیل اینکه دارایی‌هایی مانند بیت‌کوین در بازه‌های زمانی کوتاه مدت دارای نوسان قیمتی زیادی هستند توجه به بازدهی آن در طول زمان کمی غیر قابل اعتماد است. با توجه به مبانی نظری و مقالاتی که در حوزه‌های پیش‌بینی قیمت سهام و ارزهای دیجیتال و همچنین تشکیل سبد سهام بهینه از دارایی‌های مالی مختلف و نقش تنوع در سرمایه‌گذاری بررسی گردید نتایج زیر حاصل شد:

۱-استفاده و تشکیل شبکه عصبی مصنوعی LSTM می‌تواند برای پیش‌بینی قیمت دارایی‌ها نسبت به دیگر روش‌ها موثرتر باشد.

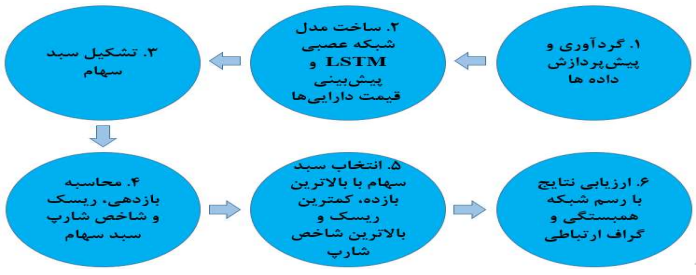
۲-در تشکیل سبد سهام بهینه می‌توان از معیار شارپ برای بهینه‌سازی و تخصیص سهم موثر برای کسب سود بیشتر از سبد سهام دارایی‌های مختلف استفاده نمود.

فرضیه‌های پژوهش

با توجه به مبانی نظری بررسی شده، در این پژوهش برآنیم تا بررسی نماییم آیا می‌توان قیمت انواع مختلف دارایی‌های مالی برای سرمایه‌گذاری را در آینده پیش‌بینی نماییم و همچنین سبد سهام تشکیل شده از دارایی‌های مختلف را با استفاده از مفاهیم ریسک و بازده و معیار شارپ بهینه نموده و پرسودترین سبد ممکن برای سرمایه‌گذاری را تشکیل داد. فرضیه پژوهش: پیش‌بینی قیمت و تشکیل سبد سهام بهینه

روش‌شناسی پژوهش

در این پژوهش مراحل و ساختار مطابق شکل ۱ می‌باشد:



شکل ۱- فرآیند پژوهش (منبع: یافته‌های پژوهشگر)

داده‌های پژوهش و روش گردآوری داده‌ها

برای جمع‌آوری داده‌های دو نماد سهام، از آرشیو قیمتی نمادهای بورسی وب‌سایت بورس و اوراق بهادار تهران استفاده نمودیم و نماد و بانک که مربوط به سرمایه‌گذاری گروه توسعه ملی و خبهمن ۱ که مربوط به گروه بهمن می‌باشد را برای بررسی انتخاب نمودیم. این دو نماد به دلیل اینکه دو گروه شرکت‌های چند رشته‌ای صنعتی و خودروسازی جز حوزه‌های پرتراکنش و پرنوسان در بورس اوراق بهادار تهران هستند انتخاب شدند. نماد و بانک جز گروه شرکت‌های چند رشته‌ای صنعتی در بورس اوراق بهادار است که نمادهای این گروه دارای ارزش بازار بالا و ریسک کم هستند. نماد خبهمن ۱ جز گروه صنعت خودروسازی و ساخت قطعات می‌باشد و این صنعت تاثیر بسیار زیادی بر سایر نمادها در بورس اوراق بهادار دارد. همچنین برای قیمت طلا، قیمت سکه و قیمت دلار به وب‌سایت شبکه اطلاع‌رسانی طلا، سکه و ارز مراجعه نمودیم که دارای یک آرشیو از قیمت این دارایی‌ها می‌باشد. داده‌های مربوط به ارزهای دیجیتال را از وب‌سایت خریدوفروش ارزهای دیجیتال دریافت نمودیم. داده‌ها برای ساخت مدل را از تاریخ ۲۰۱۷/۱۰/۱۰ تا ۲۰۲۰/۰۷/۱۵ انتخاب نمودیم. نمادهای اختصاری استفاده‌شده برای هریک از دارایی‌ها در این پژوهش مطابق جدول ۱ می‌باشد.

جدول ۱- نمادهای اختصاری استفاده‌شده برای هریک از دارایی‌ها در پژوهش

دارایی	نماد اختصاری	دارایی	نماد اختصاری
سهام و بانک	VeBank	دش	Dash
سهام خبهمن۱	Khbahman 1	لیسک	Lisk
طلا	Gold	نئو	NEO
سکه	Coin	تتر	Tether
بیت کوین	BTC	ترون	TRON
اتریوم	Ethereum	ریپل	XRP
لایت کوین	LTC	زدکش	ZCash

(منبع: یافته‌های پژوهشگر)

ساخت مدل شبکه عصبی LSTM

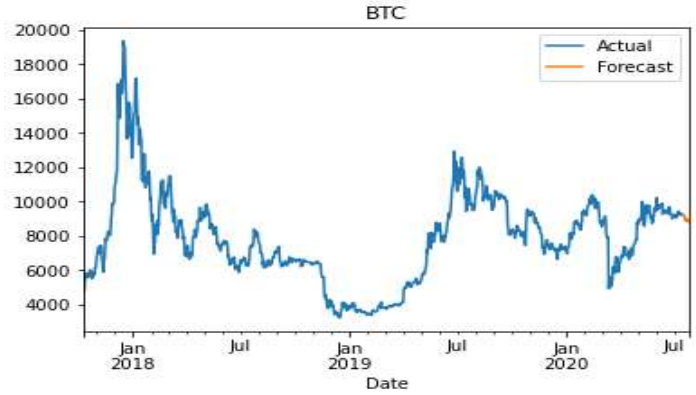
دلیل انتخاب شبکه عصبی LSTM در این پژوهش قدرت آن در یادگیری وابستگی و ارتباط زمانی بلند مدت و همچنین با توجه به مقالات و پژوهش‌های بررسی شده دقت بالای این شبکه در پیش‌بینی سری‌های زمانی قیمتی می‌باشد. برای ساخت شبکه عصبی LSTM ابتدا داده‌های هریک از دارایی‌ها را

از وب‌سایت مربوطه استخراج نمودیم همچنین به دلیل اینکه قیمت‌های مربوط به چهار دارایی سهام خبهمن ۱ و و بانک، طلا و سکه به واحد ریال هستند ابتدا به تبدیل قیمت روزانه این دارایی‌ها به قیمت دلار روزانه پرداختیم تا تمامی مقادیر برای پیش‌بینی قیمت و هم برای تشکیل سبد سهام در تمامی دارایی‌های نام برده به دلار لحاظ شده باشد. پس از آن داده‌ها را پیش‌پردازش و نرمال‌سازی کردیم تا برای ورود به شبکه LSTM آماده شود و سپس اقدام به ساخت مدل LSTM نمودیم به این صورت که مدل LSTM طراحی شده با پردازش داده‌های سری زمانی قیمت قادر است که قیمت آن دارایی را برای ۱۰ روز بعد پیش‌بینی نماید. در جدول ۲ مقدار برخی از مولفه های لازم برای ساخت شبکه عصبی LSTM قابل مشاهده می‌باشد که بر اساس بهترین کارکرد مدل LSTM مقداردهی شده اند.

جدول ۲- مولفه‌های ساخت مدل LSTM در این پژوهش (منبع: یافته‌های پژوهشگر)

مولفه	مقدار
تابع زیان	MSE۲۵
تابع بهینه‌ساز	Adam
تعداد نورون‌ها۲۶	۲۳
تعداد بسته‌ها (batch size)	۲۵
تعداد دوره‌ها (epochs)	۵۰

همچنین شکل ۲ نمودار قیمت واقعی و قیمت پیش‌بینی شده توسط مدل LSTM را نشان می‌دهد.



شکل ۲- مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده بیت‌کوین (منبع: یافته‌های پژوهشگر)

آزمون مدل LSTM طراحی شده

برای بررسی مدل LSTM داده‌های واقعی ۱۰ روزه بعد از بازه زمانی داده شده که از تاریخ ۱۶

/۲۰۲۰/۰۷ تا ۲۰۲۰/۰۷/۲۵ می‌باشد استخراج کرده و اقدام به مقایسه مقدار واقعی در این بازه زمانی با مقدار پیش‌بینی شده توسط مدل LSTM می‌نماییم همانگونه که در جدول ۳ مشاهده می‌گردد مقدار پیش‌بینی شده و مقدار واقعی برای ارز دیجیتال بیت‌کوین از دقت بسیار بالا برخوردار می‌باشد که می‌تواند توسط سرمایه‌گذاران در هر دارایی برای شناسایی روند تغییرات قیمت که می‌تواند به صورت صعودی یا نزولی باشد در نظر گرفته شود و با توجه به قیمت‌های پیش‌بینی شده برای هر دارایی در نهایت برای انتخاب از بین دارایی‌ها برای تشکیل سبد سهام و تعیین درصد سهم هریک از آن ها در سبد سهام استفاده گردد. برای محاسبه میزان خطای پیش‌بینی مدل LSTM طراحی شده از تابع MAPE [۲۷] طبق رابطه ۱ استفاده نمودیم که برای هر دارایی میزان کم و قابل قبولی است و در جدول ۴ مقادیر آن قابل مشاهده می‌باشد.

$$MAPE = (1/n (* \Sigma (| actual - prediction |/ | actual |) * 100 \quad (۱)$$ رابطه

تعدادکل نمونه‌ها=n داده‌ها مقدار پیش‌بینی شده=Prediction مقدار واقعی داده‌ها = actual

جدول ۳- مقایسه قیمت ۱۰ روزه واقعی و پیش‌بینی شده مدل LSTM برای ارز دیجیتال بیت‌کوین

مقدار پیش‌بینی شده	مقدار واقعی	تاریخ
۹۱۹۰,۴۸	۹۱۳۳,۲۳	۲۰۲۰/۰۷/۱۶
۹۲۸۴,۰۶	۹۱۵۶,۷۹	۲۰۲۰/۰۷/۱۷
۹۰۶۷,۰۳	۹۱۷۷,۲۲	۲۰۲۰/۰۷/۱۸
۹۱۴۸,۹۸	۹۲۱۶,۰۲	۲۰۲۰/۰۷/۱۹
۹۳۹۹,۴۸	۹۱۶۴,۴۲	۲۰۲۰/۰۷/۲۰
۹۲۳۹,۴۰	۹۳۹۲,۸۳	۲۰۲۰/۰۷/۲۱
۹۱۷۶,۴۳	۹۵۳۷,۲۴	۲۰۲۰/۰۷/۲۲
۹۱۸۷,۴۰	۹۶۱۵,۲۱	۲۰۲۰/۰۷/۲۳
۹۱۲۰,۸۴	۹۵۵۰,۲۳	۲۰۲۰/۰۷/۲۴
۹۲۵۸,۱۵	۹۷۰۸,۴۱	۲۰۲۰/۰۷/۲۵

(منبع: یافته‌های پژوهشگر)

جدول ۴- خطای MAPE مدل LSTM

دارایی	سهام و بانک	سهام خبهمن ۱	طلا	سکه	بیت کوین	اتریوم	لایت کوین	دش	لیسک	نئو	تتر	ترون	ریپل	زدکش
MAPE	۲۱,۶۱	۵,۳۲	۶,۰۳	۳,۹۰	۲,۵۵	۷,۰۸	۸,۳۳	۴,۲۰	۷,۳۳	۳,۵۷	۰,۱۳	۴,۴۱	۴,۲۹	۴,۸۲

(منبع: یافته‌های پژوهشگر)

سبد سهام تعدادی از دارایی‌های مالی و ارزهای دیجیتال با بیشترین میزان معیار شارپ

پس از پیش‌بینی قیمت دارایی‌های مالی برای ساخت سبد سهام از دارایی‌ها میزان ریسک، بازده و معیار شارپ را برای هر دارایی محاسبه می‌نماییم. برای محاسبه شاخص شارپ از رابطه ۲ استفاده نمودیم.

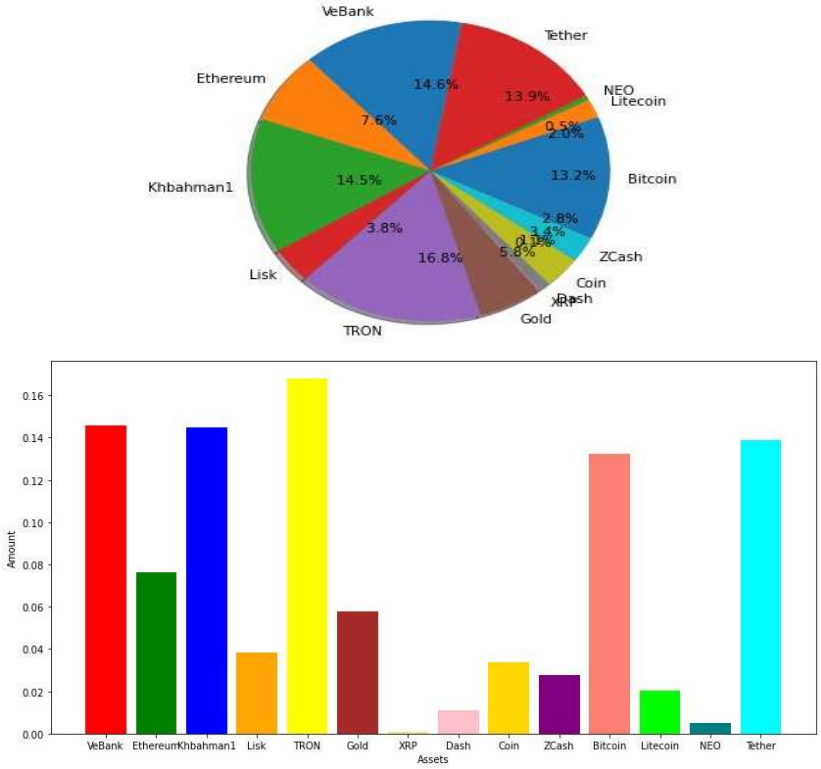
$$\text{Sharpe ratio} = (R_p - R_f) / \sigma_p \quad \text{رابطه (۲)}$$

R_p = سود سبد سهام

R_f = نرخ بهره بدون ریسک

σ = انحراف معیار سود مازاد سبد سهام

ساختار چینش سبد سهام تعدادی از دارایی‌های مالی و ارزهای دیجیتال با بالاترین میزان معیار شارپ، مطابق شکل ۳ می‌باشد.



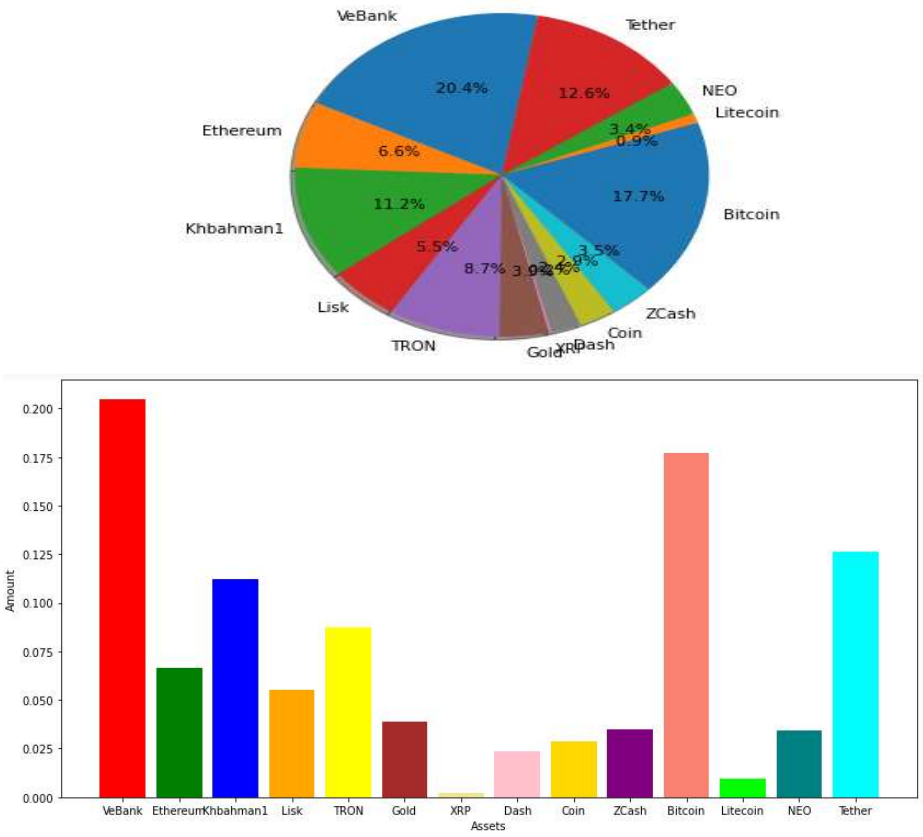
شکل۳- سبد سهام تعدادی از دارایی‌های مالی و ارزهای دیجیتال با بیشترین میزان معیار شارپ

(منبع: یافته‌های پژوهشگر)

همان‌گونه که مشاهده می‌شود در سبد سهام با بالاترین میزان معیار شارپ از تعدادی از دارایی‌های مالی و ارزهای دیجیتال، سهام و بانک و خبهمن ۱ و ارزهای دیجیتال ترون و تتر و بیت کوین بیشترین سهم را دارند.

ارزیابی نتایج سبد سهام پیشنهادی

به منظور ارزیابی نتایج به دست آمده از سبد سهام پیشنهادی تعدادی از دارایی‌های مالی و ارزهای دیجیتال، مدل سبد سهام پیشنهادی را بر روی داده‌هایی دیگر و از تاریخ بعد از زمان ذکر شده به مدت ۱۰ روز از تاریخ ۲۰۲۰/۰۷/۱۶ تا ۲۰۲۰/۰۷/۲۵ در نظر گرفتیم و دوباره مدل را با داده‌های جدید اجرا می‌نماییم که نتایج حاصل از آن برای سبد سهام با بالاترین میزان معیار شارپ مطابق شکل ۴ می‌باشد.

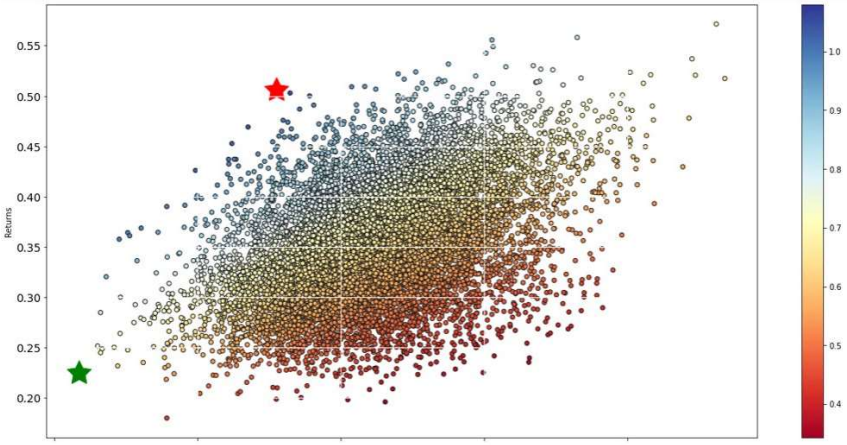


شکل ۴- نمودار ارزیابی سبد سهام با بالاترین میزان معیار شارپ (منبع: یافته‌های پژوهشگر)

همانطور که مشاهده می‌گردد نتایج حاصل از سبد سهام پیشنهادی که پیش‌تر ذکر گردید با مدل ارزیابی تا حد زیادی با یکدیگر مطابقت دارند و سهام و بانک و خبهمن۱ و همچنین ارزهای دیجیتال تتر، ترون و بیت کوین درصد بیشتری از سبد سهام را به خود تخصیص می‌دهند.

نمودار مرز کارایی سبد سهام تعدادی از دارایی‌های مالی و ارزهای دیجیتال

نمودار مرز کارایی سبد سهام پیشنهادی را به ازای بیشترین میزان شاخص شارپ و کمترین میزان ریسک رسم می‌نماییم که در شکل ۵ قابل مشاهده است. مرز کارا خطی در نمودار است که نقاطی که روی آن قرار می‌گیرند نقاط بهینه برای سرمایه‌گذاری هستند. در نمودار مرز کارایی ستاره سبز رنگ نقطه‌ای از سرمایه‌گذاری با کمترین میزان ریسک و ستاره قرمز رنگ نقطه‌ای برای سرمایه‌گذاری با بالاترین میزان معیار شارپ می‌باشد.



شکل ۵- نمودار مرز کارایی سبد سهام با بالاترین میزان معیار شارپ (منبع: یافته‌های پژوهشگر)

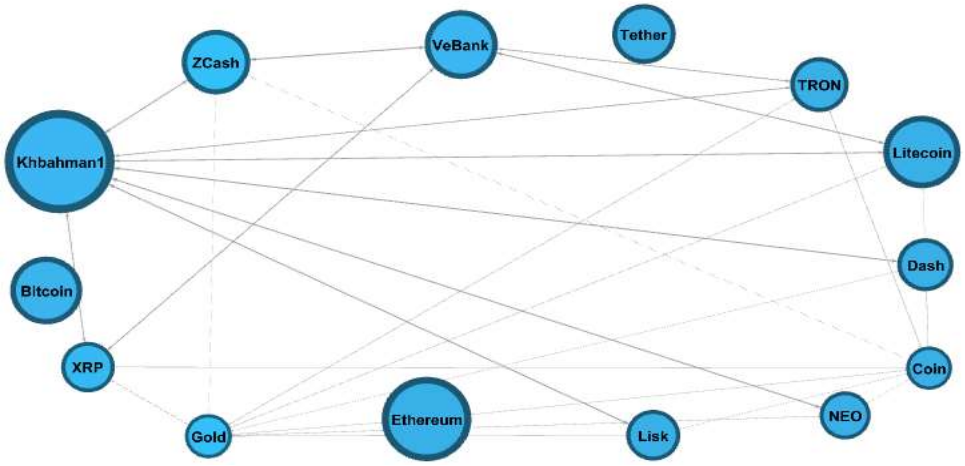
یافته‌های پژوهش

به منظور تحلیل نتایج به دست آمده از سبد سهام پیشنهاد شده از تعدادی از دارایی‌های مالی و ارزهای دیجیتال به بررسی ارتباط بین تغییرات قیمتی تعدادی از دارایی‌ها و ارزهای دیجیتال می‌پردازیم. ابتدا ماتریس همبستگی بین آن‌ها را محاسبه می‌نماییم. پس از آن گراف ارتباطی بین تعدادی از دارایی‌ها و ارزهای دیجیتال را به وسیله نرم‌افزار گفی[۲۸] رسم می‌نماییم. درگراف رسم شده گره‌ها هریک از دارایی‌های مالی و یال‌ها ارتباط همبستگی بین آن‌ها است که تعداد گره‌ها ۱۴ عدد و یال‌های ارتباطی بین آن‌ها ۱۹۰ عدد می‌باشد. برخی دارایی‌ها از لحاظ تغییرات قیمتی ارتباط کمتری با یکدیگر دارند

پس برای قرار گرفتن در یک سبد سهام مناسب‌تر هستند زیرا در صورت افت قیمتی یک دارایی احتمالا دارایی دیگر رشد قیمت خواهد داشت. میزان ارتباط همبستگی بین دارایی‌ها از مقدار ۱ تا ۰,۴۶- می‌باشد.

تحلیل همبستگی منفی با مقدار صفر تا ۰,۴۶- بین دارایی‌ها

در همبستگی بین مقدار صفر تا ۰,۴۶- طبق شکل ۶ دارایی‌های سهام و بانک و خبهمن۱، طلا و سکه دارای همبستگی منفی بیشتری با سایر دارایی‌ها هستند پس برای قرارگیری در سبد سهام با هریک از دارایی‌های مرتبط با همبستگی منفی مناسب هستند.



شکل ۶- گراف ارتباطی همبستگی یال‌های با وزن منفی (منبع: یافته‌های پژوهشگر)

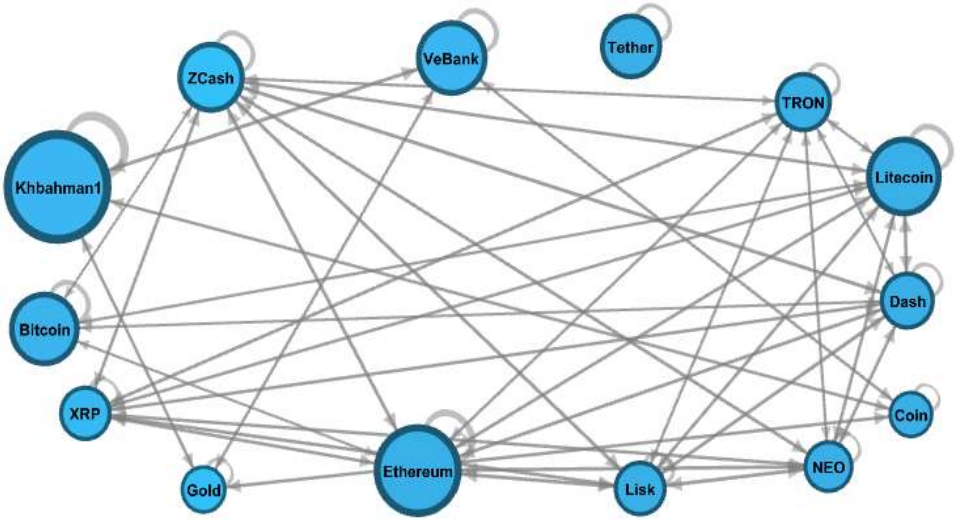
تحلیل همبستگی مثبت با مقدار ۰,۵ تا ۱ بین دارایی‌ها

حال در شبکه همبستگی دارایی‌ها، یال‌های با وزن مثبت را بررسی می‌نماییم و یال‌ها را از وزن ۰,۵ تا ۱ که مقدار زیادی از همبستگی مثبت می‌باشد فیلتر می‌نماییم. طبق شکل ۷ نتایج زیر حاصل می‌شود:

۱-دارایی‌های سهام و بانک و خبهمن۱، طلا و سکه کمترین میزان یال یا همبستگی را در این بازه وزنی دارند پس برای قرارگیری در سبد سهام مناسب هستند.

۲-ارز دیجیتال تتر هیچ یال و همبستگی در این بازه با سایر دارایی‌ها که بیشترین میزان همبستگی است ندارد پس برای قرارگیری در سبد سهام مناسب می‌باشد.

۳-ارزهای دیجیتال ترون و بیت‌کوین همبستگی با مقدار بالاتر از ۰,۵ کمتری نسبت به سایر ارزهای دیجیتال دیگر دارند پس برای قرارگیری در سبد سهام مناسب هستند.



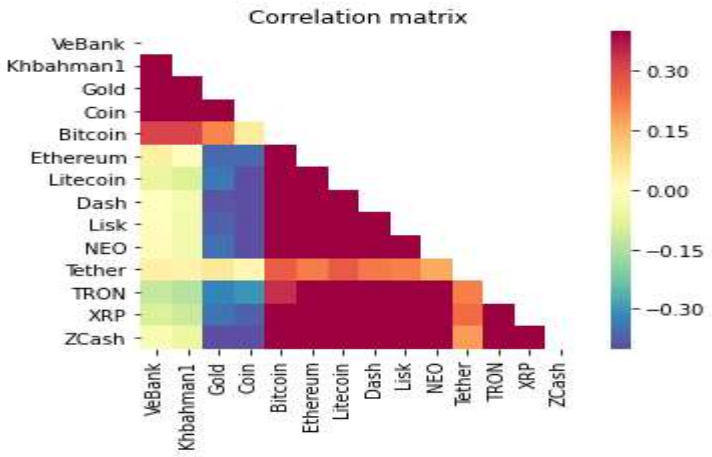
شکل ۷- گراف ارتباطی همبستگی یال‌های با وزن بالاتر از ۰,۵ تا ۱ (منبع: یافته‌های پژوهشگر)

تحلیل جدول همبستگی بین دارایی‌ها

در واقع ارزهای دیجیتال ترون، تتر و بیت‌کوین میزان وزن یال‌های مثبت آن‌ها طبق نمونه‌هایی از سطرهای ماتریس همبستگی که در جدول ۵ با رنگ سبز نشان داده شده نسبت به میانگین وزن یال‌های مثبت سایر ارزهای دیجیتال که با رنگ قرمز نشان داده شده است در همان ستون کمتر است به همین جهت همبستگی کمتری با سایر دارایی‌ها دارند پس دارای بازدهی بالاتری برای قرارگیری در سبد سهام می‌باشند. همچنین ارز دیجیتال ترون علاوه بر داشتن میانگین وزنی مثبت یال کمتر نسبت به سایر ارزهای دیجیتال، دارای یال‌هایی با وزن منفی نیز با سایر دارایی‌ها می‌باشد که در جدول ۵ با رنگ زرد نشان داده شده است بنابراین بازدهی بالایی دارد. همچنین در شکل ۸ ماتریس همبستگی بین دارایی‌های مالی و میزان ارتباط بین آن‌ها به این صورت که هرچه رنگ به‌کار رفته پررنگ‌تر است ارتباط بین دو دارایی زیادتر است قابل مشاهده است.

جدول ۵- میانگینی از سطرهای ماتریس همبستگی (منبع: یافته‌های پژوهشگر)

	و بانک	خبهمن ۱	طلا	سکه	بیت کوین	اتریوم	لایت کوین	دش	لیسک	نئو	تتر	ترون	ریپل	زدکش
و بانک	۱,۰۰	۰,۹۶	۰,۷۴	۰,۷۶	۰,۳۱	۰,۰۴	-۰,۰۶	-۰,۰۰	۰,۰۰	۰,۰۱	۰,۰۴	-۰,۱۲	-۰,۰۹	-۰,۰۲
خبهمن ۱	۰,۹۶	۱,۰۰	۰,۷۵	۰,۷۶	۰,۳۱	۰,۰۰	-۰,۰۹	-۰,۰۳	-۰,۰۴	-۰,۰۴	۰,۰۳	-۰,۱۴	-۰,۱۲	-۰,۰۶
طلا	۰,۷۴	۰,۷۵	۱,۰۰	۰,۸۲	۰,۲۱	-۰,۳۶	-۰,۳۴	-۰,۳۹	-۰,۳۷	-۰,۳۵	۰,۰۶	-۰,۳۲	-۰,۳۵	-۰,۴۶
سکه	۰,۷۶	۰,۷۸	۰,۸۲	۱,۰۰	۰,۰۵	-۰,۳۶	-۰,۴۱	-۰,۴۲	-۰,۴۰	-۰,۴۰	۰,۰۲	-۰,۳۰	-۰,۳۷	-۰,۴۴
بیت کوین	۰,۳۱	۰,۳۱	۰,۲۱	۰,۰۵	۱,۰۰	۰,۵۵	۰,۶۹	۰,۵۹	۰,۴۶	۰,۴۶	۰,۲۶	۰,۳۴	۰,۴۴	۰,۵۱
اتریوم	۰,۰۴	۰,۰۰	-۰,۳۶	-۰,۳۶	۰,۵۵	۱,۰۰	۰,۸۶	۰,۸۸	۰,۹۵	۰,۹۵	۰,۲۲	۰,۷۱	۰,۸۴	۰,۹۳
لایت کوین	-۰,۰۶	-۰,۰۹	-۰,۳۴	-۰,۴۱	۰,۶۹	۰,۸۸	۱,۰۰	۰,۸۸	۰,۸۴	۰,۸۴	۰,۲۷	۰,۶۴	۰,۷۸	۰,۸۵
دش	-۰,۰۰	-۰,۰۳	-۰,۳۹	-۰,۴۲	۰,۵۹	۰,۸۸	۰,۸۸	۱,۰۰	۰,۹۰	۰,۹۰	۰,۲۲	۰,۵۹	۰,۸۱	۰,۹۷
لیسک	۰,۰۰	-۰,۰۴	-۰,۳۷	-۰,۴۰	۰,۴۶	۰,۹۵	۰,۸۴	۰,۹۰	۱,۰۰	۱,۰۰	۰,۲۱	۰,۶۷	۰,۸۷	۰,۹۴
نئو	۰,۰۱	-۰,۰۴	-۰,۳۵	-۰,۴۰	۰,۴۳	۰,۹۶	۰,۸۰	۰,۸۳	۰,۹۵	۰,۹۵	۰,۱۶	۰,۶۶	۰,۸۱	۰,۸۹
تتر	۰,۰۴	۰,۰۳	۰,۰۶	۰,۰۲	۰,۲۶	۰,۲۲	۰,۲۷	۰,۲۲	۰,۲۱	۰,۲۱	۱,۰۰	۰,۲۲	۰,۲۴	۰,۱۸
ترون	-۰,۱۲	-۰,۱۴	-۰,۳۲	-۰,۳۰	۰,۳۴	۰,۷۱	۰,۶۴	۰,۵۹	۰,۶۷	۰,۸۷	۰,۲۲	۱,۰۰	۰,۸۵	۰,۶۳
ریپل	-۰,۰۹	-۰,۱۲	-۰,۳۵	-۰,۳۷	۰,۴۴	۰,۸۴	۰,۷۸	۰,۸۱	۰,۸۷	۰,۸۷	۰,۲۴	۰,۸۵	۱,۰۰	۰,۸۲
زدکش	-۰,۰۲	-۰,۰۶	-۰,۴۶	۰,۴۴	۰,۵۱	۰,۹۳	۰,۸۵	۰,۹۷	۰,۹۴	۰,۹۴	۰,۱۸	۰,۶۳	۰,۸۲	۱,۰۰



شکل ۸- ماتریس همبستگی دارایی‌های مالی (منبع: یافته‌های پژوهشگر)

نتیجه‌گیری و بحث

سرمایه‌گذاران در اندیشه سرمایه‌گذاری با ریسک کم و سود زیاد هستند و برای مدیریت دارایی‌های خود به پیش‌بینی قیمت می‌پردازند. در این پژوهش برای پیش‌بینی قیمت دارایی‌های مالی و سری‌های زمانی قیمت، از شبکه‌های عصبی LSTM استفاده نمودیم و خطای پیش‌بینی مقدار قابل قبولی داشت که این موضوع نشان‌دهنده این است که شبکه عصبی LSTM برای پیش‌بینی قیمت سری‌های زمانی بسیار مناسب است و این امر با نتایج پژوهش وو[۲۹] و همکاران (۲۰۱۸) هم‌خوانی دارد پس از آن به ساخت یک سبد سهام از دارایی‌های مالی و ارزهای دیجیتال پرداختیم و به کمک معیار شارپ آن را بهینه نمودیم و شبکه و گراف همبستگی را برای آن رسم نمودیم که در پایان توانستیم دارایی‌هایی که برای سرمایه‌گذاری و تشکیل سبد سهام مناسب‌تر هستند را شناسایی نموده و سبد سهام بهینه تشکیل دهیم. به طور کلی تنوع‌بخشی به سبد سهام می تواند باعث کاهش ریسک و افزایش بازدهی گردد. (اسکندری و همکاران، ۱۳۹۸) و (لیو، ۲۰۱۹). همچنین موضوع تاثیرگذاری ارزهای دیجیتال بر یکدیگر نیز با پژوهش شکری و همکاران (۱۴۰۰) سازگاری داشت.

نتیجه‌گیری از یافته‌های پژوهش حاصل از شبکه ارتباطی بین دارایی‌ها و همچنین جدول میانگین همبستگی یال‌های بین دارایی‌ها نشان می‌دهد که سهام و بانک و خبهمن ۱ دارای همبستگی مثبت کمتری با سایر دارایی‌ها هستند و همچنین ارزهای دیجیتال ترون، تتر و بیت‌کوین دارای همبستگی منفی بیشتر و میانگین وزنی یال مثبت کمتر با سایر دارایی‌ها می‌باشند پس برای قرارگیری در سبد سهام بهینه مناسب‌تر هستند.

از جمله نوآوری‌های این پژوهش بررسی، تحلیل و ارائه روشی برای پیش‌بینی قیمت دارایی‌های مختلف مالی در دسته‌های گوناگون سهام، طلا، سکه و ارزهای دیجیتال و همچنین تشکیل سبد سهام کلی از این دارایی‌ها می‌باشد که با توجه به مطالعاتی که در حوزه پیش‌بینی قیمت اوراق مالی انجام شد هرکدام از آن‌ها به‌تنهایی به پیش‌بینی قیمت و ایجاد سبد سهام هریک از دارایی‌های مالی سهام، طلا، سکه و ارزهای دیجیتال می‌پرداخت. در پژوهش‌های آینده می‌توان از سایر مدل‌های پیش‌بینی قیمت نیز استفاده نمود و نتایج آن را با یکدیگر مقایسه کرد و سایر شاخص‌های بهینه‌سازی سبد سهام نیز مانند معیار CAPM[۳۰] نیز می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد.

منابع

۱) اسکندری، مهدی، سعیدی، علی، فلاح، میرفیض. (۱۳۹۸). بررسی نقش طلا در تنوع‌بخشی سبد سرمایه‌گذاری در سهام .چشم انداز مدیریت مالی، ۹(۲۷)، ۸۱-۱۰۷.

۲) سعیدی، علی، واحدی، نرگس. (۱۳۹۲). مقایسهٔ ریسک و بازده صندوق ها و شرکت‌های سرمایه‌گذاری در بورس اوراق بهادار تهران. فصلنامه بورس اوراق بهادار،۶(۲۲)، ۱۲۱-۱۳۸.

۳) سهرابی، مریم، میربرگ کار، سید مظفر، چیرانی، ابراهیم، خردیار، سینا. (۱۴۰۱). مدلسازی پیش‌بینی جهش‌های شاخص بازار سهام بر اساس رویکرد شبکه عصبی بازگشتی یادگیری عمیق. فصلنامه بورس اوراق بهادار، ۱۵(۵۹)، ۱۶۱-۱۸۰.

۴) شکری، نعیم، سحاب خدامرادی، مرتضی، حاجیلو مقدم، امیرحسین (۱۴۰۰). بررسی اثرات سرریز نوسانات مالی میان ارزهای دیجیتالی (کاربرد رهیافت گارچ چند متغیره (BEKK- GARCH)) چشم انداز مدیریت مالی،۱۱(۳۵)، ۱۴۳-۱۷۲.

۵) شهرستانی، حمید، بیدآبادی، بیژن و ثوابی اصل، فرهاد. (۱۳۸۹). توسعه نظریه مارکوویتز شارپ و مرزکارای جدید مطالعه موردی: شرکت‌های سیمانی بورس تهران. پژوهش‌های رشد و توسعه پایدار (پژوهش‌های اقتصادی)، ۱۰(۲)، ۴۳-۶۰. SID. https://sid.ir/paper/86602/fa

6) Azari, A. (2019). Bitcoin price prediction: An ARIMA approach. arXiv preprint arXiv:. 190405315.

7) Chaweewanchon, A., & Chaysiri, R. (2022). Markowitz Mean-Variance Portfolio Optimization with Predictive Stock Selection Using Machine Learning. International Journal of Financial Studies, 10(3). https://doi.org/10.3390/ijfs10030064

8) Chen, Z., Li, H., Li, Z., Yin, L., & Carey, W. P. (2022). Analysis of Ten Stock Portfolios Using Markowitz and Single Index Models.

9) Ho, M. K., Darman, H. and Musa, S. (2021) 'Stock Price Prediction Using ARIMA, Neural Network and LSTM Models', Journal of Physics: Conference Series, 1988(1). doi: 10.1088/1742-6596/1988/1/012041.

10) Liu, W. (2019). Portfolio diversification across cryptocurrencies. Finance Research Letters, 29, 200-205.

11) Li, Y., Luo, Y., & Zhou, Y. (2021). Empirical Analysis of Optimal Stock Portfolio under the Background of COVID-19. E3S Web of Conferences, 235. https://doi.org/10.1051/e3sconf/202123501027

12) Mallikarjuna, M., Rao, R. P. (2019) 'Evaluation of forecasting methods from selected stock market returns', Financial Innovation. Financial Innovation, 5(1). doi: 10.1186/s40854-019-0157-x.

13) McNally, S., Roche, J., & Caton, S. (2018, March). Predicting the price of bitcoin using machine learning. In 2018 26th euromicro international conference on parallel, distributed and network-based processing (PDP) (pp. 339-343). IEEE.
14) Sarvaiya, D., Ramchandani, D. (2022). Time Series Analysis and Forecasting of Gold Price using ARIMA and LSTM Model. International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology. Volume 10 Issue IX Sep 2022.
15) Saxena, A., Sukumar, T. R., Nadu, T. (2018). Predicting bitcoin price using LSTM and compare its predictability with ARIMA model. International Journal of Pure and Applied Mathematics, 119(17), 2591-2600.
16) Situmorang, R. E., Maruddani, D. A. I., & Santoso, R. (2019). Formation of stock portfolio using Markowitz method and measurement of Value at Risk based on generalized extreme value (Case study: Company's stock the IDX Top Ten Blue 2017, Period 2 January-29 December 2017). Journal of Physics: Conference Series, 1217(1). https://doi.org/10.1088/1742-6596/1217/1/012084
17) Hubrich, S. (2022). Bitcoin in a Multi-Asset Portfolio.The Journal of Alternative Investments Nov 2022, jai.2022.1.177; DOI: 10.3905/jai.2022.1.177
18) Vasiani, V. D., Handari, B. D., & Hertono1, G., F. (2020). Stock portfolio optimization using priority index and genetic algorithm. J. Phys.: Conf. Ser. 1442 012031 DOI 10.1088/1742-6596/1442/1/012031
19) Vijh, M., Chandola, D., Tikkiwal, V. A., & Kumar, A. (2020). Stock Closing Price Prediction using Machine Learning Techniques. Procedia Computer Science, 167, 599–606. https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.326
20) Wu, C. H., Lu, C. C., Ma, Y. F., & Lu, R. S. (2018, November). A new forecasting framework for bitcoin price with LSTM. In 2018 IEEE International Conference on Data Mining Workshops (ICDMW) (pp. 168-175). IEEE.
21) Xiao, R. et al. (2022) 'Predict stock prices with ARIMA and LSTM', pp. 1–14. Available at: http://arxiv.org/abs/2209.02407.
22) Zanc, R., Cioara, T., & Anghel, I. (2019). "Forecasting Financial Markets using Deep Learning,".IEEE 15th International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing (ICCP), Cluj-Napoca, Romania, 2019, pp. 459-466, doi: 10.1109/ICCP48234.2019.8959715.

یادداشت‌ها

1 Zanc
2 Mallikarjuna
3 Rao
4 Vasiani
5 Chen
6 Li
7 Vijh
8 Artificial Neural Network
9 Long Short-Term Memory
10 Xiao
11 Auto Regressive Integrated Moving Average
12 Ho
13 Sarvaiya
14 Ramchandani
15 Recurrent Neural Network
16 Mcnally
17 Saxena
18 Situmorang
19 Chaweewanchon
20 Chaysiri
21 Bidirectional LSTM
22 Convolutional Neural Network
23 Liu
24 Hubrich
25 Mean Squared Error
26 Neurons
27 Mean Absolute Percentage Error
28 Gephi
29 Wu
30 Capital Asset Pricing Model

Price predicting with LSTM artificial neural network and portfolio selection model of financial assets and digital currencies

Faranak Khonsarian[1]
Babak Teimourpour[2]
MohammadAli Rastegar Sorkheh[3]

Receipt: 22/01/2023 Acceptance: 23/05/2023

Abstract

Finding solutions for price prediction, forming an optimal portfolio and achieving more profit are the basic goals of financial market activists. The purpose of this research is to predict the price of financial assets such as several stocks, gold, coin and a number of digital currencies using the LSTM neural network model and then form an optimal portfolio by calculating the rate of return, risk and the Sharpe ratio. The data used is from the archives of the Tehran Stock Exchange website, the website of the gold, coin and currency information network, as well as the website of buying and selling digital currencies. The time series of the prices of the investigated assets is between 2017 and 2020. Also, we used Python programming language and Gephi software to build the model and analyze the data. In the end, it was found that the LSTM neural network model is capable of predicting the price of financial assets with a very low error rate in each asset, and according to the Sharpe ratio obtained for each financial asset and the correlation matrix, Vebank stock, Khbahman 1 stock, and Digital currencies TRON, Tether and Bitcoin allocate more shares in the proposed portfolio.

Keywords

Price prediction, Portfolio, Financial assets, Digital currency, LSTM neural network

1-Department of Information Technology Engineering, Faculty of Industrial and Systems Engineering, Tarbiat Modares University,Tehran,Iran. khonsarianfaranak@gmail.com
2-Department of Information Technology Engineering, Faculty of Industrial and Systems Engineering, Tarbiat Modares University,Tehran,Iran. (Corresponding Author). b.teimourpour@modares.ac.ir
3-Department of Financial engineering, Faculty of Industrial and Systems Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran. ma_rastegar@modares.ac.ir