فصلنامه مطالعات کمی در مدیریت

دوره ۱۳، شماره سه، پاییز ۱۴۰۱، صص ۱۵۹-۱۷۸

ارائه یک مدل ترکیبی CNN-LSTM غیرقطعی برای پیش‌بینی قیمت رمز ارز بیت‌کوین

علی علی‌جماعت[۱] و سید محسن میرحسینی[۲]

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۹/۱۴ ، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۱۱/۴

چکیده

در جامعه امروزی تنوع سرمایه‌گذاری اهمیت بالایی یافته است. افراد با تنوع‌بخشی به سبد سرمایه، ریسک سرمایه‌گذاری را کاهش می‌دهند. بیت‌کوین نیز به‌عنوان یکی از سرمایه‌های دیجیتالی محبوبیت زیادی به دست آورده و در سبد سرمایه‌گذاری افراد و نهادها قرارگرفته است. پیش‌بینی قیمت بیت‌کوین برای تعیین روند قیمتی و معاملات مهم است. برای این کار روش‌های سنتی و نیز روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین مختلفی ارائه شده است که هرکدام مزایا و معایب خود را دارند. اخیرا استفاده از مدل‌های ترکیبی مورد توجه قرار گرفته است. روش‌های ترکیبی کارایی مناسبی داشته و از مزایای روش‌های ترکیب شده استفاده می‌کنند. در این مقاله، یک روش ترکیبی مبتنی بر شبکه عصبی عمیق کانولوشنی و شبکه عصبی بازگشتی با حذف تصادفی احتمالی ارائه می‌شود. حذف تصادفی احتمالی موجب منظم‌سازی یادگیری و پرهیز از بیش برازش شده و موجب کاهش خطای مدل می‌شود. نتایج آزمایش‌های انجام گرفته نشان‌دهنده دقت بالاتر روش پیشنهادی نسبت به روش‌های مورد مقایسه در پیش‌بینی قیمت بیت کوین دارد.

کلمات کلیدی: پیش‌بینی قیمت، بیت‌کوین، یادگیری ماشین و یادگیری عمیق.

[۱] نویسنده مسئول، استادیار گروه کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، واحد ابهر، دانشگاه آزاد اسلامی، ابهر، ایران. آدرس پست الکترونیکی: jamaat@kiau.ac.ir

[۲] استادیار گروه کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، واحد هیدج، دانشگاه آزاد اسلامی، هیدج، ایران.

مقدمه

سرمایه‌گذاری، انتخاب دارایی‌هایی برای نگهداری جهت کسب سود می‌باشد. بیت‌کوین اولین ارز دیجیتالی غیرمتمرکز جهان است که نیازی به‌واسطه مانند بانک نداشته و به دلیل اجرای زنجیره بلاک[۱] از امنیت بالایی برخوردار است. بیت‌کوین در کیف دیجیتال ذخیره می‌شود که مانند یک حساب دیجیتالی است و همه تراکنش‌های مربوط به آن بر روی یک زنجیره اطلاعاتی با عنوان زنجیره بلوکی ذخیره می‌شود. هر رکورد این زنجیره رمزنگاری‌شده و در طی معامله نام کاربری و هویت مالک پنهان بوده و صرفاً شناسه کیف پول به‌صورت عمومی نمایش داده می‌شود (بونو[۲] و همکاران، ۲۰۱۵). بیت‌کوین مانند طلا ارزش خود را از نایابی و سختی استخراج آن به دست می‌آورد. این دارایی وابستگی به ملیت خاصی نداشته و تحت نظارت دولت و حکومت خاصی نیست. بیت‌کوین، قابلیت نقد شوندگی بالایی دارد که برای سرمایه‌گذاران بسیار مهم می‌باشد. برای قیمت‌گذاری بیت‌کوین عوامل مختلفی دخیل می‌باشند که عرضه، تقاضا و جذابیت بخشی از این عوامل هستند که معمولاً جذابیت بر عرضه و تقاضا تأثیر می‌گذارد. عوامل دیگری نیز مانند قوانین، نرخ بهره، بازار سهام و قیمت طلا بر قیمت بیتکوین تأثیر دارند (سوتوو[۳]، ۲۰۱۸).

قیمت بیت‌کوین از سال ۲۰۱۰ به‌عنوان طلای دیجیتال به‌شدت افزایش‌یافته است. قیمت این ارز دیجیتالی به‌صورت ثانیه‌ای تغییر می‌یابد و ریسک بالایی برای سرمایه‌گذاران دارد (میتال[۴] و همکاران، ۲۰۲۲). از این‌رو پیش‌بینی قیمت آن اهمیت زیادی دارد. سرمایه‌گذاران معمولاً با استفاده از شاخص‌ها و تحلیل‌های تکنیکی، سعی در درک و پیش‌بینی روند آینده بازار می‌نمایند. این تحلیل‌ها در بازار بیت‌کوین به دلیل هیجانات بالا به‌صورت لحظه‌ای مورد نیاز هستند. بنابراین، استفاده از ابزارهای خودکار جهت کمک به پیش‌بینی بازار با سرعت بالا و دقت مناسب، ضروری به نظر می‌رسد.

برای پیش‌بینی قیمت بیت‌کوین از روش‌های مدل‌سازی ریاضی سنتی مانند اریما و روش‌های یادگیری ماشین مانند ماشین بردار پشتیبان استفاده‌شده است. در سال‌های اخیر افزایش قابلیت پردازش سخت‌افزارها موجب گسترش استفاده از روش‌های یادگیری عمیق شده است. از این روش‌ها برای مدل‌سازی و پیش‌بینی نیز استفاده می‌شود که معماری شبکه عمیق کانولوشنی از معماری‌های پرکاربرد

---

۱ - Blockchain
۲ - Bonneau
۳ - Sovbetov
۴ - Mittal

مورد استفاده می‌باشد. در این پژوهش از ترکیب دو معماری پرکابرد یادگیری عمیق و نیز حذف تصادفی احتمالی برای پیش‌بینی قیمت بیت کوین استفاده شده است. در این پژوهش جهت دستیابی به اهداف موردنظر فرضیه‌های زیر تدوین، پیاده‌سازی و ارزیابی‌شده است:

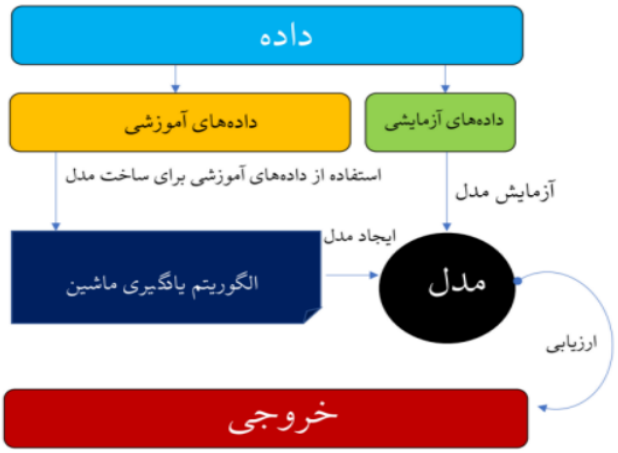
– استفاده از معماری ترکیبی در پیش‌بینی قیمت بیت کوین کارایی بهتری دارد.

– استفاده از حذف تصادفی احتمالی در معماری ترکیبی کارایی آن را افزایش می‌دهد.

مبانی نظری و پیشینه پژوهش

یادگیری ماشین

یادگیری ماشین یکی از مهم‌ترین زیرمجموعه‌های هوش مصنوعی است. یادگیری ماشین مبتنی بر الگوریتم‌ها و مدل‌های آماری است که در آن بر اساس داده‌های موجود ماشین یاد می‌گیرد و مدلی را برای پیش‌بینی یا تصمیم‌گیری ایجاد می‌نماید. یادگیری ماشین یک روش مدل‌سازی است که از داده‌ها برای ایجاد مدل استفاده می‌کند. واژه "یادگیری ماشین" خود بیانگر فرایند یافتن مدل بدون نیاز به انسان و توسط ماشین است. چون این فرایند با آموزش دیدن به کمک داده‌ها، موفق به یافتن مدل می‌شود آن را "یادگیری" نامیده‌اند و داده‌های مورد استفاده را نیز "داده‌های آموزشی" می‌نامند (کیم[۱]، ۲۰۱۷). فرایند یادگیری ماشین در شکل ۱ نشان داده شده است.



شکل ۱– ساختار کلی الگوریتم‌های یادگیری ماشین (وزان، ۱۴۰۰)

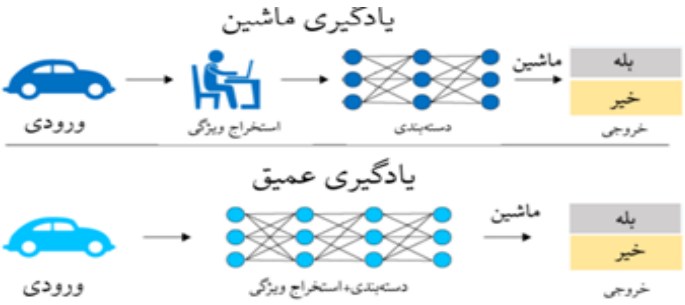
۱ - Kim

یادگیری ماشین برای حل و یافتن مدل برای مسائلی که پیدا کردن مدل برای آن‌ها با روش‌های تحلیلی دشوار است، ارائه‌شده است. جهت حل مسائل در حوزه‌های مختلف، روش‌های مختلفی از یادگیری ماشین توسعه‌یافته است. به‌طورکلی این روش‌ها را می‌توان به سه گروه کلی یادگیری نظارت‌شده، یادگیری بدون نظارت و یادگیری تقویتی تقسیم‌بندی کرد.

در یادگیری نظارت شده که شباهت زیادی به فرایند یادگیری انسان دارد، از داده‌های شامل ورودی و خروجی صحیح برای یادگیری استفاده می‌شود. پس از ایجاد مدل، خروجی مدل با خروجی صحیحی که موجود است مقایسه می‌شود. سپس، میزان خطا محاسبه و در صورت نیاز مدل اصلاح می‌شود. روش‌هایی مانند طبقه‌بندی و رگرسیون از این نوع می‌باشند. با توجه به اینکه در مجموعه داده‌های مورد استفاده در این مطالعه ویژگی قیمت بیت کوین به‌عنوان خروجی مشخص می‌باشد روش پیشنهادی از نوع با نظارت است.

یادگیری عمیق

یادگیری عمیق نوع خاصی از یادگیری ماشین می‌باشد. تفاوت روش‌های یادگیری عمیق با یادگیری ماشین در این است که استخراج ویژگی‌ها از روی‌داده‌های موجود به‌صورت خودکار و توسط معماری‌های مختلف انجام می‌پذیرد (شکل ۲).

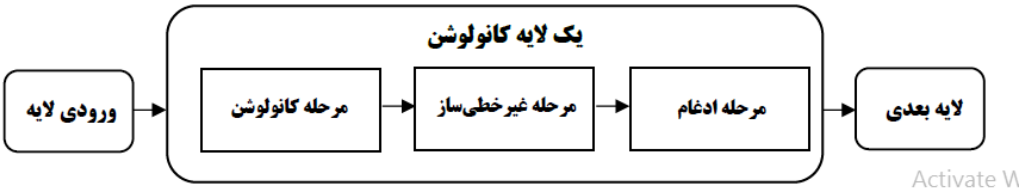


شکل ۲- تفاوت یادگیری ماشین و یادگیری عمیق در استخراج ویژگی

در یادگیری عمیق، معماری‌های مختلفی مانند شبکه‌های کانولوشنی و عصبی بازگشتی ارائه‌شده است؛ که در ادامه بررسی می‌شوند.

شبکه عصبی عمیق کانولوشن

شبکه‌های عصبی کانولوشنی یکی از مدل‌های یادگیری عمیق است که در بینایی کامپیوتر مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این نوع از شبکه، یک هسته کوچک از وزن‌ها برای هر موقعیت تصویر ایجاد و آن مقدار ارزش نرون را برای لایه بعدی مشخص می‌نماید (شکل ۳). این روش از عملگرهای ریاضی کانولوشن تقلید می‌نماید. در مرحله کانولوشن، استخراج ویژگی‌ها انجام و در مرحله بعد با استفاده از یک تابع غیرخطی امکان دستیابی به نتایج بهتر و تسریع آموزش فراهم می‌شود. سپس، در مرحله ادغام عمل کاهش نقشه استخراجی برای بهبود بار محاسباتی مراحل بعدی انجام می‌پذیرد (شولت[1]، ۲۰۲۱). در این مرحله، ورودی‌ها با استفاده از یک تابع تجمعی مانند بیشینه یا میانگین جمع می‌شوند که ادغام بیشینه رایج‌ترین نوع مورد استفاده است.



شکل ۳- ساختار کلی یک‌لایه شبکه کانولوشنی

شبکه عصبی با حافظه طولانی کوتاه‌مدت (LSTM)

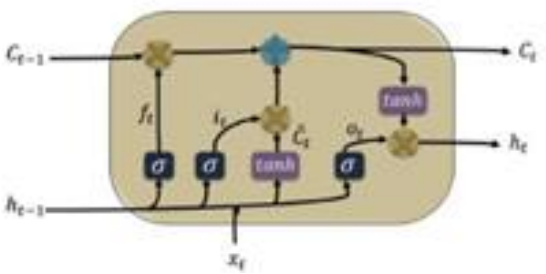
با ظهور یادگیری عمیق، مدل‌هایی جدید برای تحلیل و پیش‌بینی سری‌های زمانی توسعه یافته‌اند. شبکه‌های عصبی بازگشتی۲ (RNN) کارآمدترین روش پیش‌بینی سری زمانی می‌باشند. در واقع،RNN شبکهٔ عصبی مصنوعی است که در آن گره‌ها به‌صورت حلقه وصل می‌شوند و حالت داخلی شبکه می‌تواند رفتار زمان‌بندی پویا را به نمایش بگذارد. مهم‌ترین ضعف شبکه‌های مبتنی بر RNN در هنگام یادگیری وابستگی‌های طولانی‌مدت است. برای غلبه بر این مشکل، شبکه عصبی حافظه طولانی کوتاه‌مدت (LSTM) و واحدهای بازگشتی دروازه‌دار (GRU) ارائه گردید که عملیات خطی ساده را بر روی اطلاعات نورون انجام داده و اطلاعات خارجی از لحظه فعلی را از طریق مکانیزم دروازه اضافه می‌نماید.

---

۱ - Chollet

۲ - Recurrent Neural Network (RNN)

شبکه عصبی حافظه طولانی کوتاه‌مدت که به اختصار LSTM نامیده می‌شود، نوعی خاصی از شبکه‌های عصبی در جهت یادگیری وابستگی‌های بلند مدت است. وجود منطق دروازه دار، یک معماری مبتنی بر حافظه را در LSTM میسر می‌نماید. این نوع شبکه از سه دروازه ورودی، خروجی و فراموشی تشکیل شده است. دروازه ورودی، محافظت در برابر داده‌های نامرتبط و دروازه فراموشی میزان فراموشی اطلاعات قبلی موجود در سلول حافظه را کنترل می‌کند. دروازه خروجی، در نمایش یا عدم نمایش محتویات درون سلول نقش دارد. هر سلول این دروازه‌ها به حالت مخفی قبلی و فعلی بستگی دارد که ساختار آن در شکل ٤ نشان داده شده است (وزان،١٤٠٠).



شکل ٤- ساختار شبکه LSTM

حذف تصادفی مونت‌کارلو

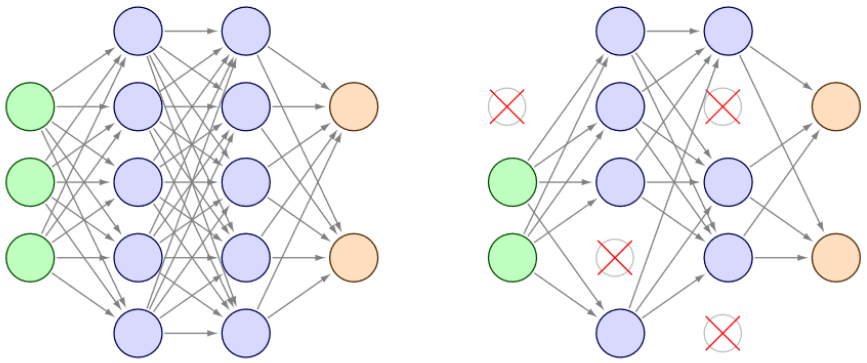
از معایب مربوط به شبکه‌های عصبی عمیق، بیش‌برازش[۱] و زمان محاسباتی زیاد می‌باشد. معمولاً مقدار خطایی که در شبکه‌های عصبی روی‌داده‌های آموزشی به دست می‌آید بسیار کمتر از مقدار آن بر روی داده‌های آزمایشی است که اصطلاحاً این اتفاق را بیش‌برازش گویند. شبکه‌های عصبی عمیق در معرض بیش برازش هستند چون تعداد لایه‌های زیاد و پیچیدگی شبکه موجب وابستگی‌های خاص در داده‌های آموزشی می‌شود و مدل وابستگی زیاد به داده‌های آموزشی یافته و تعمیم‌پذیری آن کاهش می‌دهد.

برای کاهش مشکل بیش‌برازش از روش‌های منظم سازی استفاده می‌شود. در منظم سازی با کاهش حجم شبکه امکان وابستگی زیاد کاهش و تعمیم‌پذیری مدل افزایش می‌یابد. حذف تصادفی(شکل۵) روشی برای منظم‌سازی یادگیری در شبکه‌های عصبی است. با استفاده از روش حذف تصادفی امکان کاهش و مدیریت بیش‌برازش میسر می‌شود. در این شیوه، درصد مشخصی از نورون‌ها به‌صورت

---

۱ - Overfitting

تصادفی از لایه‌های میانی حذف می‌شود. حذف تصادفی یعنی اینکه در هر مرحله از آموزش، گره‌هایی از شبکه، با احتمال p-۱ کنار گذاشته شده و گره‌های دیگری با احتمالp ، حفظ می‌شوند؛ بنابراین حجم شبکه در هر مرحله از آموزش کاهش می‌یابد. به عبارتی هنگام آموزش، بعضی از نورون‌ها خاموش می‌شود تا در هر مرحله از آموزش، شبکه‌ها باهم تفاوت داشته باشند (سیرواستا[۱] ۲۰۱٤) و قابلیت تعمیم‌پذیری مدل نهایی افزایش یابد. (العرب[۲]، ۲۰۲۱).



شکل ۵- عملکرد روش حذف تصادفی

روش حذف تصادفی مونت‌کارلو به‌عنوان یک رویکرد احتمالی مبتنی بر تقریب بیزی هست. این روش نسبت به شبکه‌های عصبی بیزی کارآمدتر است و نتایج مناسبی در رگرسیون و طبقه‌بندی داشته است (قهرمانی، ۲۰۱٦). حذف تصادفی مونت‌کارلو تکرارپذیری را بویژه در مرز طبقه‌های پیش‌بینی را افزایش داده و منجر به کاهش خطای مدل می‌گردد (لیمای[۳] و همکاران ۲۰۲۲) .

پیشینه پژوهش

در سال‌های اخیر، تحقیقات مختلفی برای پیش‌بینی قیمت بیت‌کوین انجام‌گرفته است. به‌طور کلی، برای پیش‌بینی مالی اغلب از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی (کونتز[٤] و همکاران ۲۰۱٤) و ماشین

---

۱ - Srivastava
۲ - Alarab
۳ - Lemay
۴ - Kourentzes

بردار پشتیبان (پنگ[۱] و همکاران، ۲۰۱۸) استفاده می‌شود؛ که در ادامه به تعدادی از پژوهش‌های انجام گرفته اشاره شده است.

مادان[۲] و همکارانش (۲۰۱۵) با استفاده از روش‌های مختلف یادگیری ماشین مانند جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان و رگرسیون لجستیک، قیمت بیت کوین برای ده دقیقه آینده را با تقریب حدود ۵۵ درصد پیش‌بینی نموده‌اند. گریز[۳] و همکاران (۲۰۱۵) با ارائه روشی مبتنی بر ماشین بردار پشتیبان و رگرسیون توانسته‌اند امکان پیش‌بینی قیمت با دقت ۵۵ درصدی ارائه نمایند. سین[٤] و همکاران (۲۰۱۷) مدلی مبتنی بر شبکه عصبی چندلایه و الگوریتم ژنتیک پیشنهاد نموده‌اند. در این روش بر اساس استراتژی مبتنی بر ۵۰ روز قبل دقت ۸۵ درصدی و با استراتژی مبتنی بر روز قبل دقت ۳۸ درصدی به دست آورده‌اند.

زیونگ[۵] و همکاران (۲۰۱۷) یک مدل ترکیبی بر اساس میانگین متحرک خود همبسته یکپارچه و شبکه عصبی چندلایه با دقت ۷۸ درصد ارائه نموده‌اند. مک نالی[٦] (۲۰۱۸) با استفاده از یادگیری عمیق و معماری شبکه عصبی بازگشتی و حافظه طولانی کوتاه نسبت به روش میانگین تحرک عملکرد بهتری در دقت و خطا به دست آورد. البارقی[۷] و همکارانش (۲۰۲۰) از مدل شبکه عصبی بازگشتی استفاده نموده و نشان داده‌اند که برای پیش‌بینی بلندمدت ٦۰ روزه دارای دقت ۸۱ درصدی می‌باشد. شریفی[۸] و همکارانش (۲۰۲۲) یک مدل ترکیبی از اریما و یادگیری عمیق پیشنهاد داده‌اند که روش پیشنهادی نتایج مناسبی داشته است.

در سال‌های اخیر مدل‌های ترکیبی مختلفی نیز برای پیش‌بینی قیمت بیت کوین ارائه‌شده است که به دلیل استفاده از مزایای روش‌های مختلف کارایی بهتری داشته‌اند. که در ادامه به برخی از آن‌ها اشاره‌شده است.پاتل[۹] و همکارانش (۲۰۲۰) یک روش ترکیبی مبتنی بر LSTM و GRU پیشنهاد

---

۱ - Peng
۲ - Madan
۳ - Greaves
٤ - Sin
۵ - Xiong
٦ - McNally
۷ - Albariqi
۸ -Sharifi
۹ - Pate

داده‌اند که نسبت به روش LSTM عملکرد بهتری داشته است. لیورس[1] و همکارانش (۲۰۲۱) یک مد ترکیبی شبکه عصبی کانولوشنی و LSTM ارائه نموده‌اند که کارایی مناسبی داشته است.کو۲ و همکارانش یک روش مبتنی بر LSTM و رگرسیون خودکار تعمیم‌یافته GARECH ارائه نموده‌اند که نسبت به روش LSTM عملکرد بهتری در پیش‌بینی داشته است (۲۰۲۲).

روش‌شناسی پژوهش

این پژوهش دارای رویکرد کمی می‌باشد. ازنظر هدف، کاربردی و ازنظر روش گردآوری اطلاعات توصیفی محسوب می‌شود. در این پژوهش از مجموعه داده مربوط به رمز ارز بیت کوین بازار سهام مالی یاهو استفاده‌شده است. در این مجموعه داده قیمت بیت کوین به دلار، با دوره ۸ ساله از ۲۷-۰٦-۲۰۱٤ تا ۲۷-۰٦-۲۰۲۲ و به‌صورت روزانه هست. در این پژوهش ۷ متغیر مستقل داریم که در متغیر وابسته تحقیق یعنی قیمت سهم تاثیر دارند. مجموعه متغیرهای مستقل تحقیق در جدول ۱ آمده است. در ادبیات علم داده این متغیرها اصطلاحا ویژگی نامیده می‌شوند.

جدول ۱- ویژگی مجموعه داده

۱	تاریخ	Date
۲	قیمت باز شدن	Open
۳	بالاترین قیمت	High
٤	پایین‌ترین قیمت	Low
٥	قیمت بسته شدن	Close
٦	قیمت نزدیک به بسته شدن	Adj Close
۷	حجم مبادلات	Volume

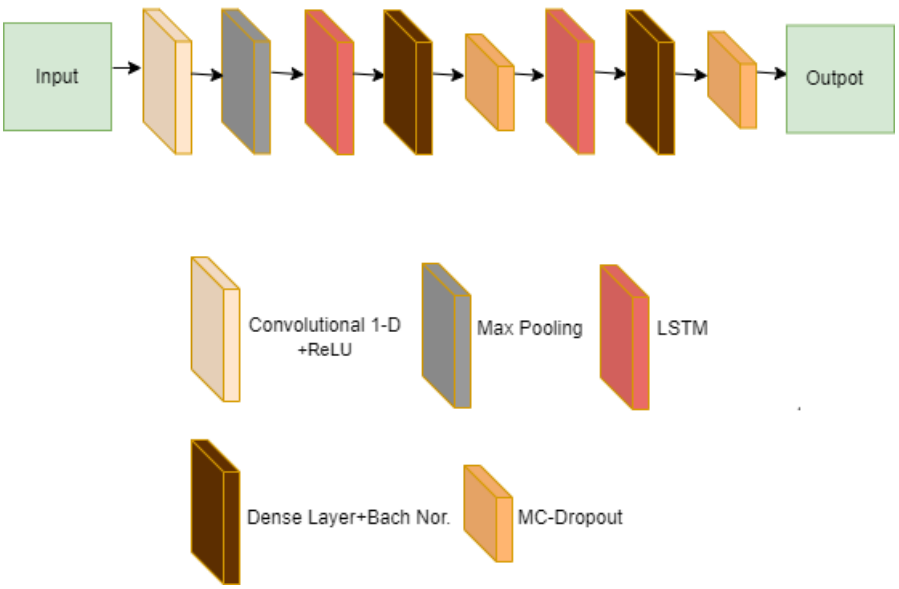
روش پیشنهادی

معماری روش پیشنهادی (شکل ٦) یک معماری ترکیبی خطی متشکل از دو شبکه کانولوشنی و شبکه عصبی حافظه طولانی کوتاه‌مدت است. در این روش، ابتدا در یک لایه کانولوشنی یک‌بعدی استخراج ویژگی انجام می‌گیرد. در لایه بعدی، با استفاده از عمل ادغام حجم داده‌ها کاهش می‌یابد تا علاوه بر

۱ - Livieris

۲ - Koo

کاهش تعداد محاسبات، زمان مدل‌سازی بهبود یابد. سپس، در لایه سوم از شبکه عصبی بازگشتی استفاده می‌شود تا امکان ارتباط زمانی بین الگوهای استخراجی را فراهم نماید. در لایه بعدی، داده‌ها به‌صورت یک مجموعه داده تخت درمی‌آیند تا فرایند طبقه‌بندی امکان‌پذیر شود.



شکل ٦- ساختار کلی روش پیشنهادی

به دلیل اینکه در یادگیری عمیق مدل بر اساس داده‌های موجود یاد می‌گیرد مشکلی بنام بیش برازش ایجاد می‌شود که مدل به داده‌های آموزشی وابستگی زیادی پیدا نموده وتعمیم پذیری آن برای داده‌های جدید کاهش می‌یابد. برای اجتناب و مدیریت بیش برازش از روش منظم سازی و حذف تصادفی در لایه‌های بعدی استفاده‌شده است. لایه حذف تصادفی استفاده شده مبتنی بر روش مونت‌کارلو می‌باشد. استفاده از حذف تصادفی مونت‌کارلو امکان تکرارپذیری در مقادیر مرزی گروه‌های پیش‌بینی را افزایش داده و موجب کاهش خطای مدل نهایی می‌شود.

تعداد و ساختار لایه‌ها در مدل پیشنهادی به نحوی انتخاب شده است که استخراج ویژگی انجام‌شده و نیز وابستگی زمانی حفظ شود. این کار با استفاده از لایه کانولوشنی و بازگشتی اعمال شده است. ضمن اینکه تلاش شده است تا شبکه گستردگی زیادی نداشته باشد تا موجب بیش‌برازش شود.

نتایج و بحث

برای بهبود عملکرد یادگیری مدل، داده‌ها با استفاده از رابطه (۱) نرمال‌سازی و همگن شده‌اند. به‌بیان‌دیگر، برای بهبود نتایج از تغییر مقیاس استفاده می‌شود، بدین‌صورت که با استفاده از روش حداقل- حداکثر مقادیر عددی به بازه [۱-۰] تبدیل می‌گردد.

$$۰ \leq \frac{X-\min(X)}{\max(X)-\min(X)} \leq ۱ \qquad (۱)$$

برای پیاده‌سازی از پکیج کراس بابک‌اند تنسورفلو بر روی کارت گرافیکی GeForce GTX ۱۰۷۰ با RAM ظرفیت ۸ گیگابایت استفاده‌شده است و تابع بهینه‌ساز آدام با نرخ یادگیری ۰/۰۰۰۵ بکار گرفته‌شده است. مجموعه داده‌ها را به دو بخش آموزشی و آزمون به ترتیب با نسبت ۷۰ به ۳۰ تقسیم نموده و شبکه با استفاده از آن‌ها ده بار آموزش داده می‌شود. برای ارزیابی نتایج تحقیق از معیارهای مختلفی استفاده شده است.

شاخص‌های ارزیابی

برای ارزیابی کارایی روش پیشنهادی از چند معیار مختلف استفاده شده است که در ادامه به معرفی این معیارها می پردازیم:

میانگین خطای مطلق: میانگین خطای مطلق میانگین باقیمانده‌ها می‌باشد به عبارتی اختلاف بین برآوردها و مقادیر واقعی هدف را نشان می‌دهد. مقیاس این شاخص همان مقیاس داده‌های موردنظر بوده و به‌صورت رابطه (۲) نشان داده می‌شود.

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=0}^{n} | y_i - \overline{y_i} | \qquad (۲)$$

این تابع از فاصله بین مقدار واقعی و مقدار پیش‌بینی، به‌عنوان معیار ارزیابی استفاده می‌کند و در آن جهت تفاضل لحاظ نمی‌شود. n تعداد کل نمونه‌ها و $y_i, \overline{y_i}$ به ترتیب مقدار پیش‌بینی‌شده توسط مدل و مقدار واقعی در زمان i است.

معمولاً در یادگیری عمیق از معیارهای صحت۱ و دقت۲ نیز برای ارزیابی استفاده می‌شود. نحوه محاسبه این معیارها در روابط (۳) و (٤) آمده است.

$$Accuracy=\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \qquad (۳)$$

$$Precision=\frac{TP}{TP+FP} \qquad (٤)$$

مقدار شاخص صحت، برابر است با نسبت پیش‌بینی‌های صحیح به‌کل پیش‌بینی‌ها و مقدار شاخص دقت برابراست با نسبت موارد صحیح پیش‌بینی‌شده از یک گروه مشخص به‌کل تعداد مواردی که به‌صورت صحیح یا غلط پیش‌بینی‌شده است.

پیاده‌سازی

برای بررسی مدل پیشنهادی بر روی داده‌های موردنظر سه ساختار مختلف ایجاد و آموزش داده می‌شوند که عبارت‌اند: ساختاری مبتنی بر شبکه عصبی حافظه طولانی کوتاه‌مدت، ساختاری مبتنی بر دو شبکه کانولوشنی و شبکه عصبی حافظه طولانی کوتاه‌مدت بدون حذف تصادفی مونت‌کارلو و ساختار پیشنهادی که شامل دو شبکه کانولوشنی و شبکه عصبی حافظه طولانی کوتاه‌مدت با حذف تصادفی مونت‌کارلو است. در این ساختارها از یک‌لایه شبکه عصبی تخت با ابرپارامترهای مشخص‌شده در جدول ۲ استفاده‌شده است.

جدول ۲- ابرپارامترهای شبکه عصبی تخت

ابر پارامتر	مقدار
تعداد لایه‌ها	۱۲۸
تابع فعال‌ساز	ReLu
بهینه‌ساز	Adam
اندازه دسته	۱۲۸
تعداد مراحل	۱۰۰

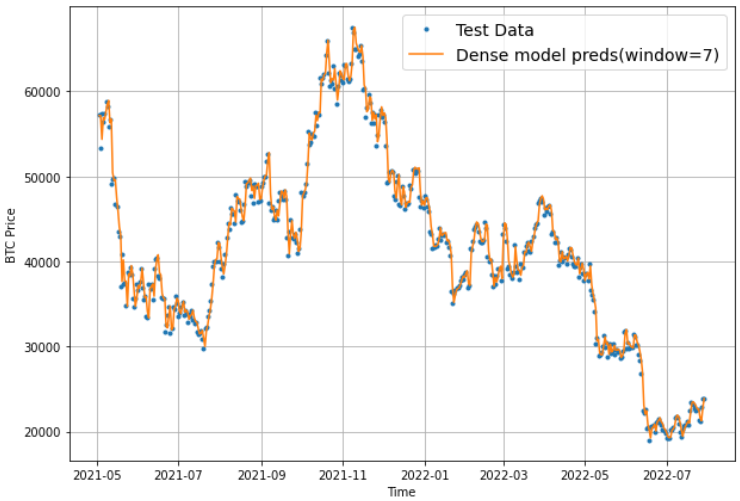
ماخذ: یافته‌های تحقیق

این مدل با ۱۰۰ مرحله برای پیش‌بینی در بازه ۷ و ۳۰ روزه آموزش داده‌شده است که نمودار پیش‌بینی مدل‌های ایجادشده در شکل‌های ۷ و ۸ آمده است.

---

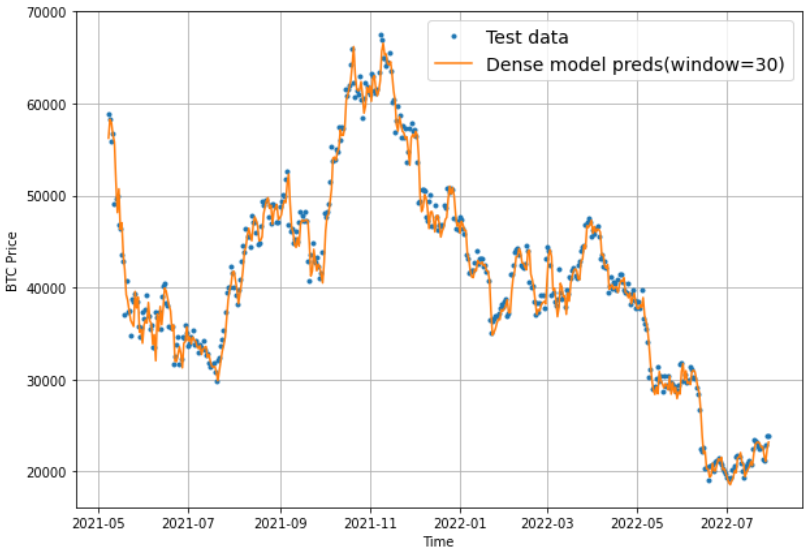
۱ -Accuracy

۲ -Percision



شکل ۷- نمودار آموزش و پیش‌بینی شبکه تک لایه در بازه ۷ روزه

همان‌گونه که در شکل ۷ مشاهده می‌شود در مدل ارائه‌شده نتایج داده‌های آزمایشی تا حد زیادی منطبق بر روند پیش‌بینی داده‌های آموزشی در بازه ۷ روزه می‌باشد.



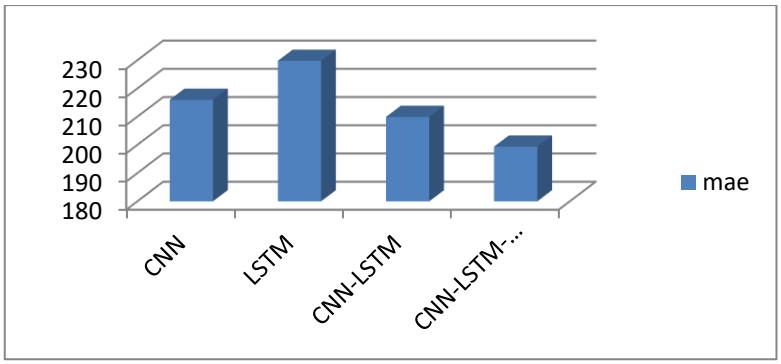
شکل ۸- نمودار آموزش و پیش‌بینی شبکه تک لایه در بازه ۳۰ روزه

در شکل ۸ مشاهده می‌شود که نتایج پیش‌بینی در بازه ۳۰ روزه نسبت به بازه ۷ روزه عملکرد بهتری دارد.در ادامه، یادگیری مدل پیشنهادی با ۵۰۰ مرحله تکرار انجام شد که نمودار پیش‌بینی آن در شکل ۹ آمده است.

شکل ۹- نمودار آموزش و پیش‌بینی شبکه تک لایه در بازه ۷ روزه

در شکل ۹ فرایند پیش‌بینی قیمت بیت‌کوین نشان داده‌شده است که بر اساس آن امکان بررسی قیمت در بازه زمانی مربوطه میسر می‌باشد.

در ادامه شاخص‌های ارزیابی مدل‌های مختلف پیاده‌سازی شده ارائه می‌گردد.



شکل شماره ۱۰- مقایسه جذر میانگین مربعات خطا در روش‌های مختلف

در شکل ۱۰ نشان داده‌شده است روش پیشنهادی شاخص میانگین خطای مطلق پایینی نسبت به روش‌های دیگر داشته است. در شاخص‌های صحت و دقت نیز نتایج حاصل‌شده در روش‌های مختلف در جدول ۳ آمده است.

جدول ۳- مقایسه روش‌های مختلف

روش	صحت	دقت
LSTM	۰.٦۳	۰.۸۹
CNN-LSTM	۰.۸۷	۰.۹۰
CNN-LSTM-MCD	۰.۸۸	**۰.۹۱**

ماخذ: یافته‌های تحقیق

در جدول ٤ مشاهده می‌شود که روش ترکیبی نسبت به روش مبتنی بر شبکه با حافظه کوتاه‌مدت عملکرد مناسبی داشته است و فرضیه اول پژوهش مورد تائید قرار می‌گیرد. ضمن اینکه، روش پیشنهادی که شامل روش ترکیبی و حذف تصادفی مونت‌کارلو است کارایی بالاتری نسبت به روش ترکیبی معمولی داشته است و فرضیه دوم نیز تائید می‌گردد.

مقایسه با پژوهش‌های دیگر

با توجه به اینکه بر روی مجموعه داده‌های دانشگاه کالیفرنیا روش‌های مختلف دیگری نیز توسط دیگر محققان پیاده‌سازی شده است در این بخش روش پیشنهادی و برخی از کارهای پیشین مقایسه و نتایج در جدول ٤ آمده است.

جدول ٤- مقایسه روش پیشنهادی و کارهای مشابه

مرجع	روش	صحت	دقت
لووی۱(۲۰۲۰)	LSTM	۰۵۷	۰.۵۵
البارقی۲(۲۰۲۰)	MLP	۰.۸۱	۰.۸۱
مادان۳(۲۰۱۵)	SVM	۰.٦۵	۰.۷۱
شریفی٤(۲۰۲۲)	CDSA-LSTM	۰.۸۷	۰.۹۰
روش پیشنهادی	CNN-LSTM-MCD	**۰.۸۸**	**۰.۹۱**

ماخذ: یافته‌های تحقیق

۱ - Liu
۲ - Albariqi
۳ - Madan
٤ - Sharifi

همان‌گونه که در جدول ٤ نشان داده‌شده است روش‌های ترکیبی نتایج بهتری داشته‌اند و روش پیشنهادی نیز عملکرد مناسبی نسبت به پژوهش‌های مشابه دارد. به عبارتی مدل پیشنهادی در شاخص صحت مقدار بالاتری داشته و در عمل کارایی بهتری خواهد داشت. روش ارائه‌شده دقت بالاتری نیز دارد که بیانگر نرخ پایین‌تر مثبت کاذب آن است. بنا بر نتایج حاصل‌شده می‌توان بیان کرد که استفاده از روش‌های ترکیبی در یادگیری عمیق به دلیل فرایند بهتر یادگیری و امکان استخراج مناسب‌تر الگوها در داده‌های موجود نتایج مناسبی دارند.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

با توسعه روزافزون سرمایه‌گذاری درزمینه ارزهای دیجیتالی، پیش‌بینی قیمت آن‌ها اهمیت زیادی پیداکرده است. روش‌های مختلفی برای پیش‌بینی ارائه شده است که روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین بویژه یادگیری عمیق، نمونه‌هایی از آن است. استفاده از روش‌های ترکیبی در یادگیری عمیق کارایی مناسبی در این زمینه داشته است. در این پژوهش روشی ترکیبی ارائه شده است که درآن از روش حذف تصادفی احتمالی استفاده‌شده است. روش ارائه‌شده تعمیم‌پذیری بیشتری نسبت به مدل‌های مشابه داشته و صحت و دقت بالاتری نیز ارائه نموده است.

منابع

-وزان، میلاد(۱٤۰۰) . یادگیری ماشین و علم داده: مبانی، مفاهیم، الگوریتم‌ها و ابزاره، تهران: میعاد اندیشه، ۱٤۰۰.

- Alarab, I., Prakoonwit, S., Nacer, M.I. (۲۰۲۱). Illustrative Discussion of MC-Dropout in General Dataset: Uncertainty Estimation in Bitcoin. *Neural Process Lett* ٥۳, ۱۰۰۱–۱۰۱۱, https://doi.org/۱۰,۱۰۰۷/s۱۱۰٦۳-۰۲۱-۱۰٤۲٤-x

- Albariqi, R., Winarko, E., (۲۰۲۰, February). "Prediction of Bitcoin Price Change using Neural Networks", In ۲۰۲۰ International Conference on Smart Technology and Applications (ICoSTA) (pp. ۱-٤). IEEE.

- Bonneau, J., Miller, A., Clark, J., Narayanan, A., Kroll, J. A., Felten, E. W. (۲۰۱٥, May). Sok: Research perspectives and challenges for bitcoin and cryptocurrencies, In ۲۰۱٥ IEEE Symposium on Security and Privacy (pp. ۱۰٤-۱۲۱). IEEE.

- Chung J., Gulcehre, C., Cho, K., Bengio Y.,"Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling," arXiv preprint arXiv:۱٤۱۲,۳٥٥٥, ۲۰۱٤.

- Chollet, F. (۲۰۲۱). *Deep Learning with Python*. Manning Publications Co., .۲۰۲۱۱۸-

- Joshi, R, Accuracy, precision (۲۰۱٦). recall & f۱ score: Interpretation of performance measures, Retrieved April.

- Hochreiter, S., Schmidhuber, J., (۱۹۹۷). "Long short-term memory," Neural computation, Vol. ۹, No. ۸, pp.۱۷۳٥-۱۷۸۰.

- Kim, P. (۲۰۲۱).Neural Network, *MATLAB Deep Learning*, pp. ۱۹-٥۱, ۲۰۱۷.

- Koo, E., Kim, G. (۲۰۲). A Hybrid Prediction Model Integrating GARCH Models with a Distribution Manipulation Strategy Based on LSTM Networks for Stock Market Volatility. IEEE Access, ۱۰, ۳٤۷٤۳–۳٤۷٥٤. [CrossRef]÷

- Kourentzes, N., Barrow, D.K., Crone, S,F., (۲۰۱٤). Neural network ensemble operators for time series forecasting, Expert Systems with Applications, Vol. ٤۱, No. ۹, ٤۲۳٥-٤۲٤٤. doi:۱۰,۱۰۱٦/j.eswa.۲۰۱۳,۱۲,۰۱۱

- Lemay, A., Hoebel, K., Bridge, C.P. *et al.* Improving the repeatability of deep learning models with Monte Carlo dropout. *npj Digit. Med.* **٥**, ۱۷٤ (۲۰۲۲). https://doi.org/۱۰,۱۰۳۸/s٤۱۷٤٦-۰۲۲-۰۰۷۰۹-۳

- Livieris, I.E.,Kiriakidou, N., (۲۰۲۱).An advanced CNN-LSTM model for cryptocurrency forecasting. Electronics ۲۰۲۱, ۱۰, ۲۸۷.

- Liu, L., Gong, C., L. Yang, and Y. Chen, (۲۰۲۰). DSTP-RNN: A dual-stage two-phase attention-based recurrent neural network for long-term and multivariate time series prediction, Expert Systems with Applications,Vol. ۱٤۳, p. ۱۱۳۰۸۲

- Lunesu and M. Marchesi (۲۰۱٥). Bitcoin Spread Prediction Using Social and Web Search Media, in UMAP Workshops

- Madan, I., Saluja, S., A. Zhao A. (۲۰۱٥). Automated bitcoin trading via machine learning algorithms, URL. Matta, M, I.

- McNally, S., Roche, J., Caton, S. (۲۰۱۸, March). "Predicting the price of bitcoin using machine learning", In ۲۰۱۸ ۲٦th Euromicro International Conference on Parallel, Distributed and Network-based Processing (PDP) (pp. ۳۳۹-۳٤۳). IEEE.

- Mittal, M.,Geetha, G., (۲۰۲۲).Predicting Bitcoin Price using Machine Learning, *2022 International Conference on Computer Communication and Informatics (ICCCI)*, pp. ۱-۷, doi: ۱۰,۱۱۰۹/ICCCI٥٤٣٧٩,٢٠٢٢,٩٧٤٠٧٧٢.
- Gal, Y., Ghahramani Z., (۲۰۱٦).Dropout as a bayesian approximation: representing model uncertainty in deep learning. In: international conference on machine learning, pp ۱۰٥۰_۱۰٥۹
- Greaves, A., Au, B. (۲۰۱٥). Using the bitcoin transaction graph to predict the price of bitcoin, No Data.
- Patel, M.; Tanwar, S. (۲۰۲۰). A deep learning-based cryptocurrency price prediction scheme for financial institutions. J. Inf. Secur., ٥٥, ۱۰۲٥۸۳.
- Peng, Y., Henrique, P., Albuquerque, M.,,(۲۰۱۸).The best of two worlds: Forecasting high frequency volatility for cryptocurrencies and traditional currencies with Support Vector Regression, Expert Systems with Applications, Vol. ۹۷, ۱۷۷-۱۹۲. doi: ۱۰,۱۰۱٦/j.eswa.۲۰۱۷,۱۲,۰۰٤
- Sharifi, A. M., Khalili Damghani, K., Abdi, F., Sardar, S. (۲۰۲۲). 'A hybrid model for predicting bitcoin price using machine learning and metaheuristic algorithms', *Journal of Applied Research on Industrial Engineering*, ۹(۱), pp. ۱۳٤-۱٥۰. doi: ۱۰,۲۲۱۰٥/jarie.۲۰۲۱,۲۹۱۱۷٥,۱۳٤۳
- Sin, E., Wang, L., (۲۰۱۷, July). "Bitcoin price prediction using ensembles of neural networks", In ۲۰۱۷ ۱۳th International Conference on Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (ICNC-FSKD) (pp. ٦٦٦-٦۷۱). IEEE
- Srivastava, N., (۲۰۱۳). Improving Neural Networks with Dropout, Master, Toronto, Canada, ۲۰۱۳.
- Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., Salakhutdinov, R. (۲۰۱٤).Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting, J Mach Learn Res ۱٥(۱):۱۹۲۹_۱۹٥۸
- Sovbetov, Y. (۲۰۱۸). Factors influencing cryptocurrency prices: Evidence from bitcoin, ethereum, dash, litcoin, and monero, Journal of Economics and Financial Analysis, ۲(۲), ۱-۲۷.
- Xiong, L., Lu, Y. (۲۰۱۷, April). "Hybrid ARIMA-BPNN model for time series prediction of the Chinese stock market", In ۲۰۱۷ ۳rd International Conference on Information Management (ICIM) (pp. ۹۳-۹۷). IEEE

A Non-deterministic CNN-LSTM Hybrid Model for Bitcoin Cryptocurrency Price Prediction

Ali Alijamaat [۱] and Seyed Mohsen Mirhosseini [۲]

Abstract

In today's society, investment diversity has become very important. People reduce investment risk by diversifying their portfolios. Bitcoin has gained much popularity as one of the digital capitals and has been included in the investment portfolio of individuals and institutions. Bitcoin price prediction is essential for determining price trends and transactions. For this purpose, various traditional methods as well as methods based on machine learning have been presented, each of which has its own advantages and disadvantages. Recently, the use of hybrid models has received attention. Combined methods have good efficiency and use the advantages of combined techniques. This paper presents a hybrid method based on a deep convolutional neural network and recurrent neural network with probabilistic dropout. Eliminating possible randomness leads to the regularization of learning, avoids overfitting, and reduces model error. The results of the experiments show that the proposed method has a higher accuracy than the compared methods in predicting the price of Bitcoin.

Keywords*:* Price prediction, Bitcoin, Machine learning and Deep learning

[۱]Corresponding Author, Asistant Professor, Department of Computer Engineering, Abhar Branch, Islamic Azad University, Abhar, Iran. Email Adress **:***jamaat@kiau.ac.ir*.

[۲]Asistant Professor, Department of Computer Engineering, Hidaj Branch, Islamic Azad University, Hidaj, Iran.