

مدیریت و بررسی پیش‌بینی قیمت ارزهای دیجیتال و بیت کوین با استفاده از شبکه‌های

عصبی عمیق در بستر بلاک چین

زهرآ عزیزی

کارشناسی ارشد نرم افزار کامپیوتر، موسسه غیرانتفاعی آفرینش بروجرد

ایمیل: zahraazizi198766@gmail.com

چکیده

امروزه ارزهای دیجیتال به سرعت در حال پیشرفت و پذیرش از سوی جوامع مختلف هستند و بسیاری از کشورها و فروشگاه‌های بزرگ دنیا مبادلات و خرید و فروش با ارزهای دیجیتال را به رسمیت شناخته‌اند و این بازار به یکی از سودآورترین و محبوب‌ترین بازارهای مالی تبدیل شده است، اما با توجه به نوسانات قیمتی بسیار شدیدی که بارها و بارها در طول این سال‌ها برای این بازار اتفاق افتاده و به خطر افتادن سرمایه‌گذاران، این بازار تبدیل به بازاری پرریسک شده است، در نتیجه لزوم مدل‌های پیش‌بینی قیمت این ارزها و در رأس آن‌ها بیت‌کوین بیش از پیش احساس می‌شود.

هدف ما از این پژوهش پیش‌بینی قیمت ارزهای دیجیتال با استفاده از روش‌های شبکه‌های عصبی عمیق (Deep Learning) مانند شبکه‌های عصبی کانولوشنال (CNN)، شبکه‌های حافظه کوتاه مدت طولانی (LSTM) و... است. به نظر می‌رسد شبکه‌های عصبی عمیق LSTM و GRU و CNN قیمت بیت‌کوین را در بازه‌های زمانی مختلف و با مجموعه داده‌های مختلف به خوبی پیش‌بینی می‌کنند و برای مدیریت پرتفوی و سرمایه‌گذاری در این بازار و در نتیجه به دست آوردن سود مفید باشند.

واژگان کلیدی: پیش‌بینی، ارز دیجیتال، بیت‌کوین، CNN، LSTM، GRU، شبکه‌های عصبی عمیق

۱- مقدمه

از اختراع ارزهای دیجیتال و بهتر بگوییم بیت کوین، ۱۴ سال می‌گذرد. آن زمان کسی فکر نمی‌کرد که روزی این بازار با چنین استقبال از طرف سرمایه‌گذاران روبه‌رو شود. غیرمتمرکز بودن، سود معاملاتی بالا، نبود مقررات زیاد برای معامله و آسان بودن معاملات و کار با صرافی‌های ارزهای دیجیتال باعث جذب سرمایه‌گذاران به این بازار از سراسر دنیا شده است.

تا کنون بیش از ۵۰۰۰ ارز دیجیتال به بازار ارایه شده است، اما بیت‌کوین بالاترین محبوبیت را دارد و آن را شاه ارزهای دیجیتال می‌گویند زیرا بالاترین ارزش بازار را در بین سایر ارزهای دیجیتال دارد، به همین دلیل معمولاً اکثر سرمایه‌گذاران در پرتفوی خود مقداری بیت‌کوین دارند.

امروزه افراد بسیار زیادی مشتاق به سرمایه‌گذاری و معامله در این بازار شده‌اند این بازار علی‌رغم اینکه بسیار جذاب و سودآور و بدون محدودیت‌های معاملاتی مرزهای جغرافیایی است، ولی بسیار پرریسک است و ممکن است با نوسان قیمت سرمایه‌گذاران سرمایه خود را از دست بدهند، پس باید به دنبال روشی برای پیش‌بینی دقیق قیمت باشیم.

محققان زیادی درباره پیش‌بینی قیمت ارزهای دیجیتال تحقیق کرده‌اند و استراتژی‌ها و روش‌های تحلیلی ریاضی و فنی مختلفی را در این زمینه ارایه داده‌اند، همچنین کارهای بسیاری در زمینه پیش‌بینی قیمت ارزهای دیجیتال با استفاده از مدل‌های مبتنی بر یادگیری عمیق صورت گرفته است. ما در این مقاله به بررسی مدل‌های پیش‌بینی قیمت مبتنی بر شبکه‌های عصبی عمیق پرداخته‌ایم.

کریپتو کارنسی چیست؟ کریپتوکارنسی (ارز دیجیتال) یک وسیله تبادل غیرمتمرکز است که از توابع رمزنگاری برای انجام تراکنش‌های مالی استفاده می‌کند (فانگ و همکاران، ۲۰۲۲ - دوران، ۲۰۱۴). تاریخچه بیت‌کوین:

اولین ارز دیجیتال به نام بیت‌کوین در سال ۲۰۰۹ میلادی پا به عرصه دنیای اقتصاد گذاشت. بیت‌کوین توسط شخصی با نام مستعار ساتوشی ناکاماتو (Satoshi Nakamoto) معرفی شد.

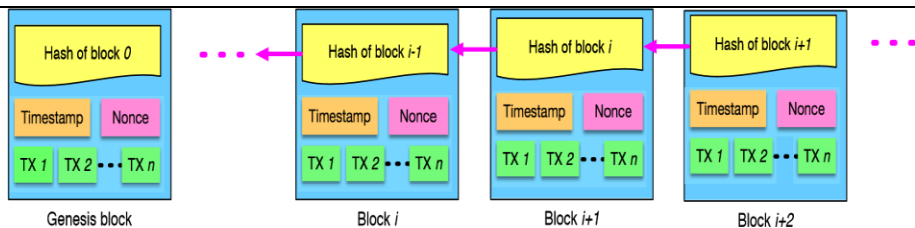
این فرد خود را مخترع و توسعه‌دهنده این ارز نامید. بعد از به وجود آمدن بیت‌کوین، حضور پرسروصدای آن به خاطر سرعت و امنیت آن در نقل و انتقالات و انجام تراکنش‌های مالی، باعث ایجاد محبوبیت و ارزش شد و توانست خود را در بین مبادلات دیگر ارزها (ارزهای فیزیکی؛ مانند: دلار، یورو) جای دهد که این کار موجب ایجاد رقابت ارزهای دیجیتال و ارزهای فیزیکی شد. در پی این قضیه ارزهای دیجیتال دیگری بانام‌های متفاوت به وجود آمدند که به‌مرور جایگاه و محبوبیت بالایی را کسب کردند (کیوانلو شهرستانکی و ذوالفقاری، ۱۳۹۷).

امروزه در دنیای تجارت، روش‌های پرداخت نوآورانه‌ای به وجود آمده است. چنین روش‌هایی بر مبنای پلتفرم‌هایی مانند تلفن‌های همراه، اینترنت و کارت‌های ذخیره‌سازی دیجیتالی بنا شده‌اند و روزبه‌روز در حال گسترش و پیشرفت هستند. سیستم‌های پرداختی که بر پایه واحدهای پول بدون پشتوانه به وجود آمده‌اند، به‌خودی‌خود باعث می‌شوند تا استفاده از ارزهای دیجیتال راحت‌تر شود. در نتیجه پرداخت‌ها سریع‌تر، انعطاف‌پذیرتر و روش‌های آن خلاقانه‌تر خواهند شد.

کریپتوکارنسی یا ارز دیجیتال، به یک سیستم انتقال وجه الکترونیک گفته می‌شود که برای تأیید تراکنش‌ها و تشکیل واحدهای جدید، متکی به بانک‌های مرکزی نبوده و نیازی به شخص ثالث ندارند. در سیستم ارزهای دیجیتال تراکنش‌ها در یک دفتر کل توزیع شده به نام "بلاک چین" ثبت و رمزنگاری می‌شوند، و این موضوع امکان پرداخت‌های مستقیم و همتا به همتا را فراهم می‌کند. به عبارت دیگر ارزهای دیجیتال، ارزی هستند که با پروتکل رمزگذاری شده و طراحی شده‌اند و هدف از تولید آن‌ها کاهش تقلب و جلوگیری از جعل و کلاهبرداری می‌باشد. این ارزها غیرمتمرکز بوده و متعلق به هیچ کشور و نهادی نیستند و در بستر شبکه‌ای به نام "بلاک چین" قرار دارند. همزمان با رشد ارزش بیت کوین در سال ۲۰۱۷، ارزهای دیجیتال به یک جریان اصلی در دنیا تبدیل شدند. معمولاً به ارزهای دیجیتال نام «طلای دیجیتال» نسبت داده می‌شود. زیرا، برخی از ویژگی‌های بیت کوین و سایر ارزهای دیجیتال با این فلز گران‌بها برابری می‌کنند؛ اما این مقایسه درستی نیست.

بلاک چین یک نوع سیستم ثبت اطلاعات و گزارش است. بلاک چین (Block Chain) ترکیبی از دو کلمه بلوک (Block) و زنجیره (Chain) تشکیل شده است. تفاوت آن با سیستم‌های دیگر این است که اطلاعات ذخیره شده روی این نوع سیستم، میان همه اعضای یک شبکه به اشتراک گذاشته می‌شود. با استفاده از رمزنگاری و توزیع داده‌ها، امکان هک، حذف و دستکاری اطلاعات ثبت شده تقریباً از بین می‌رود. این فناوری در حقیقت زنجیره‌ای از بلوک‌ها است. اطلاعات در بلوک‌ها ثبت می‌شوند و بلوک‌ها باهم به صورت زنجیره‌ای مرتبط می‌شوند. این زنجیره، "بلاک چین" را تشکیل می‌دهد. هر کدام از این بلوک‌ها چیزی به نام هش (Hash) دارند. یک هش رشته‌ای متنی است که از یک تابع ریاضی خاص تولید شده و کاربرد آن جلوگیری از تقلب در سیستم است. هش یک داده یا ورودی، همیشه ثابت است. استفاده از راهکار هش باعث می‌شود تا از تقلب و تغییر اطلاعات ثبت شده روی "بلاک چین" جلوگیری به عمل آید. در "بلاک چین"، بلوک‌ها علاوه بر اینکه خودشان یک هش دارند، حاوی هش بلوک قبلی هم هستند. کوچک‌ترین تغییر در اطلاعات یک بلاک، هش آن را به طور کلی تغییر می‌دهد و "بلاک چین" را غیرمعتبر می‌سازد. داده‌های "بلاک چین" در یک کامپیوتر یا سرور خاص ذخیره نمی‌شوند. هر کامپیوتر یا سیستمی که به شبکه وصل شود، یک نسخه از اطلاعات را دریافت می‌کند. به هر کامپیوتری که به شبکه متصل می‌شود و یک کپی از "بلاک چین" را دریافت می‌کند، نود (Node) می‌گویند. به دلیل بهره بردن از رمزنگاری و ثبت آن در همه کامپیوترهای شبکه، سوابق ثبت شده قابل هک یا حذف نیستند وقتی به عنوان نود به یک "بلاک چین" متصل می‌شوید، یک نسخه از کل داده‌های آن را دریافت می‌کنید. هیچ تغییری در اطلاعات امکان‌پذیر نیست، مگر اینکه اکثریت با آن موافق باشند. فناوری "بلاک چین" به خودی خود یک فناوری بنیادی نیست، بلکه مجموعه‌ای از فرایندهای هش‌گذاری، رمزنگاری، توزیع جمعی و ... است که باعث ایجاد این ایده شده‌اند. قبل از "بلاک چین" دفاتر کل توزیع شده وجود داشتند اما "بلاک چین" با ساختار بلوکی خود، فناوری دفتر کل توزیع شده را بهبود داده است (ستوده، ۱۴۰۰).

بلاک چین مجموعه‌ای از بلوک‌ها است که لیست کاملی از سوابق معاملات را در خود نگهداری می‌کند مانند دفتر عمومی معمولی (شکل ۱ نمونه‌ای از یک بلاک چین: هر بلوک از طریق یک مرجع به بلوک قبلی اشاره می‌کند، در اصل یک مقدار هش از بلوک قبلی به نام بلوک والد. شایان ذکر است که هش‌های بلوک عمو (فرزندان اجداد بلاک) نیز در بلاک چین اتریوم ذخیره می‌شوند (ژنگ و همکاران، ۲۰۱۸ و چوئن، ۲۰۱۵).



شکل (۱) - نمونه‌ای از بلاک چین که از زنجیره‌ای پیوسته از بلاک‌ها تشکیل شده است

شبکه‌های عصبی کانولوشن (CNN)^۱

شبکه عصبی بازگشتی نوعی از شبکه عصبی پیش‌رونده است که دارای حافظه داخلی است (پاتل و همکاران، ۲۰۲۰). برخلاف شبکه عصبی معمولی که در آن ورودی‌ها و سایر خروجی‌ها مستقل از یکدیگر هستند (پاتل و همکاران، ۲۰۲۰)، در RNN خروجی‌های یک مرحله به ورودی مرحله‌ی بعد تبدیل می‌شوند. با توجه به این ویژگی، RNN‌ها قابلیت فوق‌العاده‌ای برای استخراج ویژگی‌های زمانی داده‌ها دارند. یک RNN مانند شبکه‌های عصبی متعددی به نظر می‌رسد که در کنار هم قرار گرفته‌اند و خروجی یک شبکه به‌عنوان ورودی به شبکه دیگر است (پاتل و همکاران، ۲۰۲۰). یک شبکه عصبی بازگشتی ساده را می‌توان به‌صورت زیر تعریف کرد:

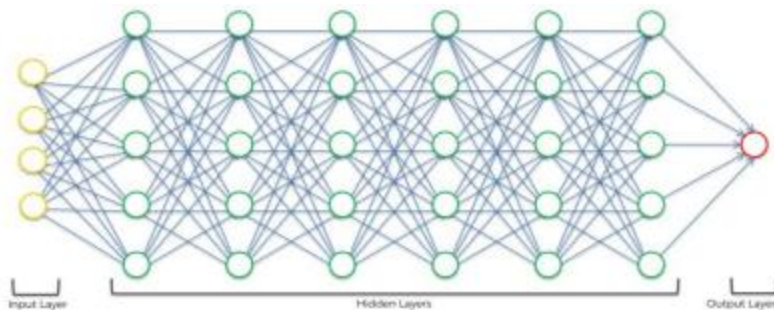
(۱)

$$h_t = \theta(W_{hidden} h_{t-1} + W_{input} x_t)$$

که در آن W_{hidden} وزن نورون برگشتی است، W_{input} وزن نورون ورودی، h_t حالت جدید، h_{t-1} حالت قبلی، x_t ورودی فعلی و θ تابع فعال‌سازی است که معمولاً $\tanh$ است. پس از محاسبه حالت پنهان فعلی، حالت خروجی y_t به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

(۲)

$$y_t = W_{output} h_t$$



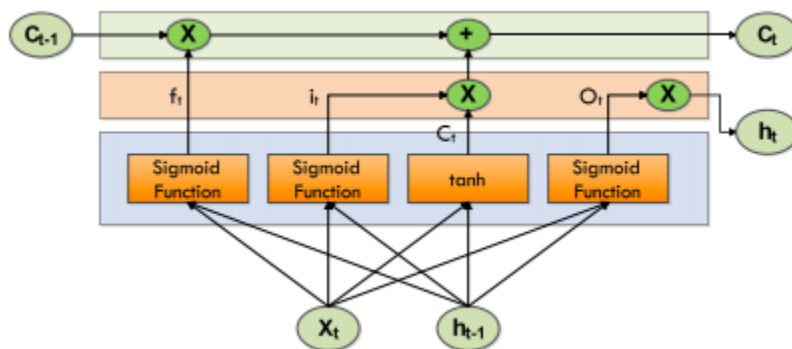
شکل (۲) - مدل شبکه عصبی کانولوشن (CNN)

شبکه حافظه کوتاه‌مدت طولانی (LSTM)^۲

^۱Convolutional Neural Network

^۲Long Short Term Memory

حافظه کوتاه‌مدت بلندمدت نوعی از RNN است که می‌تواند وابستگی‌های طولانی‌مدت را یاد بگیرد (پاتل و همکاران، ۲۰۲۰). LSTM‌ها ساختاری مشابه RNN دارند، اما واحد تکرارشونده ساختار نسبتاً متفاوتی دارد، همان‌طور که در شکل ۳ نشان داده شده است. برخلاف داشتن یک لایه شبکه عصبی، آن‌ها چهار لایه دارند که با یکدیگر تعامل دارند (پاتل و همکاران، ۲۰۲۰).



شکل (۳) - ساختار شبکه حافظه کوتاه‌مدت طولانی (LSTM)

یک واحد LSTM معمولی از یک گیت ورودی، یک دروازه فراموشی و یک گیت خروجی تشکیل شده است. شکل ریاضی این دروازه‌ها در معادله‌های (۳) - (۸) نشان داده شده است (پاتل و همکاران، ۲۰۲۰). این گیت‌ها جریان اطلاعات را کنترل می‌کنند. سلول LSTM به صورت زیر مشخص می‌شود:

(۳)

$$i_t = \sigma(x_t V_i + h_{t-1} W_i)$$

(۴)

$$f_t = \sigma(x_t V_f + h_{t-1} W_f)$$

(۵)

$$o_t = \sigma(x_t V_o + h_{t-1} W_o)$$

(۶)

$$\tilde{C}_t = \tanh(x_t V_g + h_{t-1} W_g)$$

(۷)

$$C_t = \sigma(f_t \times C_{t-1} + i_t \times \tilde{C}_t)$$

(۸)

$$h_t = \tanh(C_t) \times o_t$$

که در آن x_t ورودی، h_{t-1} حافظه خروجی سلول قبلی، C_{t-1} سلول قبلی، h_t خروجی سلول فعلی، C_t حافظه سلول فعلی و W و V نشان‌دهنده وزن هستند (پاتل و همکاران، ۲۰۲۰).

شبکه‌ی عصبی LSTM یا حافظه‌ی کوتاه‌مدت طولانی (LSTM) نوعی شبکه‌ی عصبی بازگشتی است که می‌تواند داده‌های توالی‌های طولانی را یاد بگیرد، چالشی که RNN‌های معمولی با آن دست‌وپنجه نرم می‌کنند، که برای برخی از اشکال پیش‌بینی مفید است و شبکه را قادر می‌سازد دانش را برای مدت طولانی حفظ کند (پاتل و همکاران، ۲۰۲۰). مراحل LSTM به‌صورت زیر است:

مرحله ۱: مرحله اول LSTM مشخص می‌کند که چه داده‌هایی را از حالت سلول دور بریزد. این تصمیم توسط لایه‌ی فراموشی گیت گرفته می‌شود. یک به معنای حفظ این اطلاعات و صفر به معنای دور انداختن این اطلاعات است (پاتل و همکاران، ۲۰۲۰).

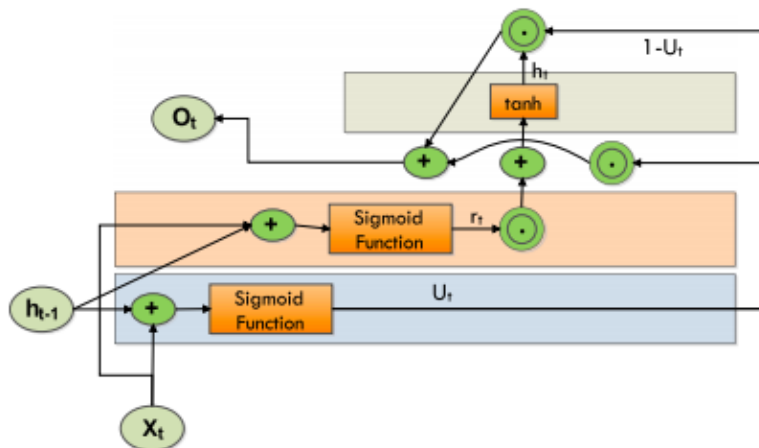
مرحله‌ی دوم تصمیم می‌گیرد که چه اطلاعاتی در حالت سلول ذخیره شود. این دارای دو بخش است: اولین لایه دروازه‌ی ورودی که مقدار را برای به‌روزرسانی انتخاب می‌کند. سپس، یک مقدار نامزد جدید C_t با افزودن لایه‌ی $\tanh$ در حالت ایجاد می‌شود. سپس، این دو مقدار با هم ترکیب می‌شوند تا یک شرایط به‌روز شده ایجاد شود (پاتل و همکاران، ۲۰۲۰).

مرحله سوم خروجی را تعیین می‌کند. یک نمایش فیلتر شده از حالت سلول اساس خروجی است. در مرحله‌ی بعد، اینکه چه مناطقی از حالت سلول قرار است آشکار شود توسط سیگموئید تعیین می‌شود. سپس حالت سلولی $\tanh$ را تعیین می‌کند و آن را با تولید دروازه سیگموئیدی که قسمت‌های تعیین‌شده $\tanh$ را تولید می‌کند، ضرب می‌کند (پاتل و همکاران، ۲۰۲۰).

شبکه واحد بازگشتی دروازه‌ای (GRU^3)

GRU نوع دیگری از RNN است که مشکل محوشدگی گرادیان و همچنین کاهش سربار موجود در معماری LSTM را حل می‌کند (پاتل و همکاران، ۲۰۲۰). GRU در کارهای مختلف از جمله بینایی کامپیوتر و داده‌های متوالی به موفقیت قابل‌توجهی دست‌یافته است (بیریم و همکاران، ۲۰۲۲). موفقیت GRU در ساختار ساده‌تر از LSTM با دو دروازه به‌جای سه دروازه نهفته است (بیریم و همکاران، ۲۰۲۲). یک GRU شبیه LSTM است اما دارای گیت‌های کمتری است، که از شکل ۳ مشهود است. دارای دو گیت، یعنی یک گیت به‌روزرسانی و یک گیت تنظیم مجدد. این دو دروازه با هم جریان اطلاعات را از طریق شبکه کنترل می‌کنند (پاتل و همکاران، ۲۰۲۰). گیت به‌روزرسانی مقدار اطلاعاتی را که از گذشته باید بیشتر منتقل شود را تعیین می‌کند. گیت بازنشانی مقدار اطلاعاتی که باید فراموش شوند را تعیین می‌کند (پاتل و همکاران، ۲۰۲۰).

³ Gated Recurrent Unit



شکل (۴) - ساختار GRU

معادلات زیر یک GRU را خلاصه می‌کند:

(۹)

$$u_t = \sigma(V_u x_t + W_u o_{t-1} + b_u)$$

$$r_t = \sigma(V_r x_t + W_r o_{t-1} + b_r) \quad (10)$$

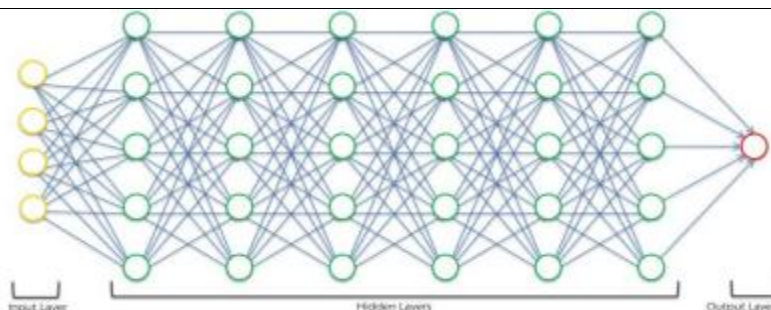
$$i_t = \tanh(V_o x_t + W_o (r_t \odot o_{t-1}) + b_o) \quad (11)$$

$$o_t = u_t \odot o_{t-1} + (1 - u_t) \odot i_t \quad (12)$$

که در آن x_t ورودی، u_t خروجی گیت به‌روزرسانی، r_t خروجی گیت تنظیم مجدد، $\odot$ محصول هادامارد و W, V, b پارامترها یا ماتریس‌های وزن هستند (پاتل و همکاران، ۲۰۲۰).

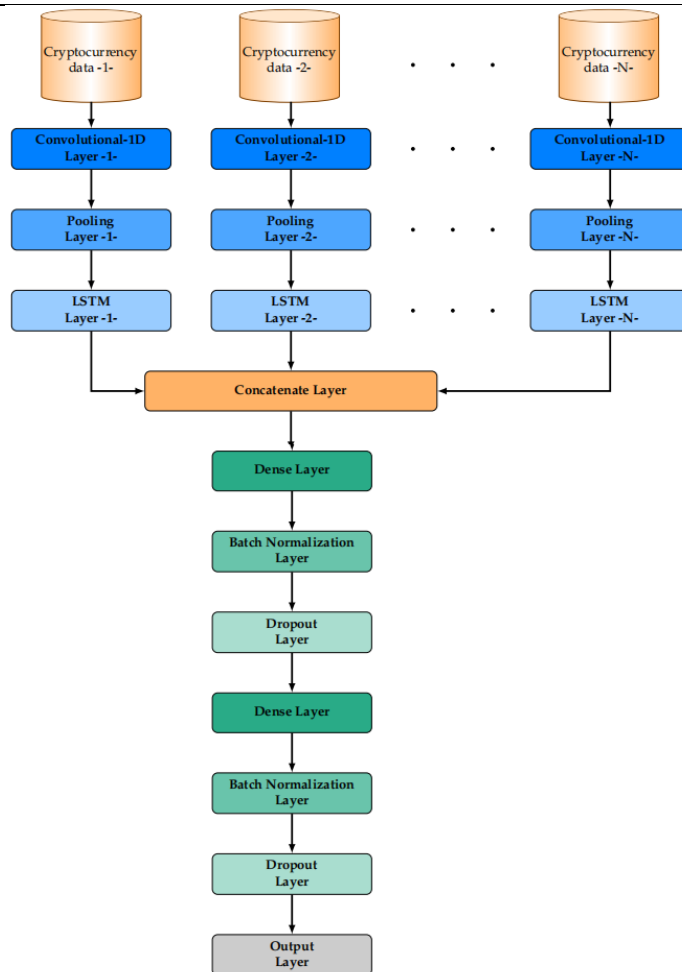
از آنجایی که مدل‌های یادگیری عمیق قدرت بیشتری نسبت به مدل‌های یادگیری ماشین دارند، از مدل‌های شبکه عصبی کانولوشن (CNN) و شبکه عصبی حافظه کوتاه‌مدت (LSTM) برای پیش‌بینی قیمت استفاده شده است. شکل ۵ متودولوژی کلی رویکرد پیشنهادی را نشان می‌دهد. این شامل شش ماژول اصلی با مجموعه داده‌های زمان واقعی، تجسم مجموعه داده‌ها، تقسیم داده‌ها برای آموزش و آزمایش، آموزش مدل با استفاده از LSTM و CNN و در نهایت پیش‌بینی قیمت است. این کار از شبکه عصبی کانولوشن موجود در keras برای آموزش و آزمایش مدل خود استفاده کرده است. و مدل یادگیری عمیق را با مدل کلاس Sequential با استفاده از Keras و Tensor flow ایجاد کرده است.

مجموعه داده شده حدود ۸۰ درصد به‌عنوان مجموعه‌ی آموزشی و حدود ۲۰ درصد به‌عنوان مجموعه‌ی آزمایشی تقسیم می‌شود. مجموعه‌ی آموزشی برای آموزش مدل شبکه عصبی استفاده می‌شود، درحالی‌که با استفاده از مجموعه آزمون، پیش‌بینی‌ها انجام می‌شود، آن‌ها با مقادیر اصلی مقایسه شده‌اند تا دقت و معیارهای خطا به دست آید. نتایج تجربی نشان می‌دهد که شبکه عصبی کانولوشن (CNN) در پیش‌بینی قیمت از شبکه LSTM پیشی می‌گیرد (مونیکا و همکاران، ۲۰۲۱).



شکل (۵) - شبکه‌ی عصبی CNN برای دیتاست بیت کوین

یک مدل شبکه‌ی عصبی عمیق چند ورودی برای پیش‌بینی قیمت و حرکت ارز دیجیتال پیشنهاد شده است. از داده‌های ارزهای دیجیتال مختلف به‌عنوان ورودی استفاده می‌کند و آن‌ها را به‌طور مستقل مدیریت می‌کند تا از اطلاعات مفید هر ارز دیجیتال به‌طور جداگانه بهره‌برداری کند. یک مطالعه‌ی تجربی گسترده با استفاده از سه سال متوالی داده‌های ارزهای دیجیتال از سه ارز دیجیتال با بالاترین ارزش بازار یعنی بیت کوین (BTC)، اتریوم (ETH) و ریپل (XRP) انجام شد. تجزیه و تحلیل تجربی دقیق نشان داد که مدل پیشنهادی در مقایسه با شبکه‌های عصبی عمیق کاملاً متصل سنتی، توانایی بهره‌برداری مؤثر از داده‌های رمزنگاری مختلط، کاهش بیش برآزش و کاهش هزینه‌های محاسباتی را دارد. رویکرد پیشنهادی (مدل MICDL) مبتنی بر این ایده است که همه داده‌های ارزهای دیجیتال به‌طور همزمان پردازش نمی‌شوند. در مقابل، هر داده‌ی ارز دیجیتال به‌طور مستقل پردازش می‌شود و سپس داده‌های پردازش‌شده از هر ارز دیجیتال ادغام‌شده و برای تخمین پیش‌بینی نهایی پردازش می‌شود. منطق پشت رویکرد پیشنهادی، توسعه یک مدل یادگیری است که قادر به استخراج مستقل اطلاعات مفید از داده‌های مختلف ارزهای دیجیتال و متعاقباً پردازش این اطلاعات برای دستیابی به پیش‌بینی‌های دقیق و قابل‌اعتماد باشد. رویکرد پیشنهادی بر استخراج از توانایی لایه‌های کانولوشن برای استخراج دانش مفید با یادگیری بازنمایی داخلی هر ارز دیجیتال، به‌طور مستقل و همچنین اثربخشی لایه‌های LSTM برای شناسایی وابستگی‌های کوتاه‌مدت و بلندمدت تمرکز دارد. سپس، بردارهای خروجی همه لایه‌های LSTM توسط یک لایه پیوسته ادغام می‌شوند. این لایه توسط یک سری لایه دنبال می‌شود که ساختار کلاسیک یک شبکه‌ی عصبی یادگیری عمیق را تشکیل می‌دهد، یعنی یک لایه متراکم، یک لایه نرمال‌سازی دسته‌ای، یک لایه حذفی، یک لایه متراکم، یک لایه نرمال‌سازی دسته‌ای، یک لایه حذفی و یک لایه خروجی نهایی یا یک نورون. معماری MICDL در شکل ۶ ارائه شده است.



شکل (۶) - معماری مدل شبکه عصبی عمیق چند ورودی

مدل پیشنهادی توانایی بهره برداری کارآمد از داده های مختلط ارزهای دیجیتال را دارد، کاهش بیش از حد برازش و ایمن کردن هزینه محاسباتی کمتر در مقایسه با شبکه عصبی عمیق کاملاً متصل سنتی از نظر تعداد وزن کمتر (و در نتیجه زمان محاسباتی کمتر).

مدل MICDL از اطلاعات ارائه شده در مجموعه آموزشی به نحو احسن بهره برداری کرده است و قادر به ارائه پیش بینی دقیق و قابل اعتماد حرکت قیمت بدون کاهش قیمت می باشد (لیوریس و همکاران، ۲۰۲۱). با استفاده از شبکه عصبی کانولوشنال CNN برای پیش بینی قیمت و با راه اندازی یک شبکه ی یک بعدی به جای دوبعدی یا سه بعدی، می توان خروجی را با وارد کردن فهرستی از قیمت های بسته از مجموعه داده ها پیش بینی کرد. این شبکه ی عصبی برای داده های متوالی مناسب و کارآمدتر است زیرا می تواند وزن های هر لایه را به خاطر بسپارد

و آن‌ها را به لایه‌ی بعدی وارد کند. RNN از حافظه‌ی داخلی برای ذخیره‌ی توالی داده‌ها در هر ردیف با مقدار قابل پیش‌بینی بعدی در سلول بالا سمت راست استفاده می‌کند. ورودی‌ها وارد می‌شوند و از سه گیت Forget Gate، Input Gate و Output Gate عبور می‌کنند. در هر یک از گیت‌ها یک تابع سیگموئید در تمام لایه‌ها اعمال شده تا مطمئن شویم که خروجی مقداری بین ۰ و ۱ است. بنابراین هنگام وارد کردن مقدار به این لایه، ما مقیاس را تغییر می‌دهیم تا داده‌های ورودی خود را تغییر دهیم که برای تناسب با شبکه‌ی عصبی تغییر شکل می‌دهند. هنگامی که مدل مقادیر پیش‌بینی شده را پیش‌بینی کرد، نتایج رضایت‌بخشی به دست آمد (یوجشواران و همکاران، ۲۰۱۹).

در اینجا مدل‌های شبکه‌ی عصبی برای پیش‌بینی قیمت بیت کوین، شبکه‌ی عصبی ساده (LSTM، CNN) و (GRU) هستند. شبکه‌های عصبی با فراپارامترهای بهینه‌سازی شده آموزش داده شدند و روی مجموعه‌ی آزمایشی آزمایش شدند.

مدل‌های شبکه عصبی تکراری مانند LSTM و GRU از مدل‌های یادگیری ماشین سنتی بهتر عمل می‌کنند. با داده‌های محدود، شبکه‌های عصبی مثل LSTM و GRU می‌توانند اطلاعات گذشته را تنظیم کنند تا از الگوهای غیر خطی یاد بگیرند. مدل‌های عمیق نیازمند دقت هستند.

در مقایسه با رویکردهای سری‌های زمانی متعارف، مجموعه داده بزرگ وجود دارد. با این حال، برای پیش‌بینی قیمت سهام یا پیش‌بینی قیمت cryptocurrency، داده‌های بازار همیشه محدود بوده و پیچیدگی محاسباتی ندارد. در ادبیات آموزش عمیق، LSTM به طور سنتی برای تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی مورد استفاده قرار می‌گیرد، به نظر می‌رسد که معماری GRU نسبت به مدل LSTM در تجزیه و تحلیل ما بهتر عمل می‌کند.

از پدیده چشم پوشی (Dropout) در معماری GRU استفاده کردیم. نتایج نشان می‌دهد که وقتی مدل‌های یادگیری ماشین با درک کامل اجرا می‌شوند، می‌تواند برای صنعت سرمایه‌گذاری برای سود و سود مالی مفید باشد. در حال حاضر، مدل‌های یادگیری ماشین بازگشتی بسیار بهتر از ارائه راهکارهای سنتی در پیش‌بینی قیمت هستند؛ در نتیجه باعث می‌شود که در استراتژی‌های سرمایه‌گذاری ارزشمند باشند. شبکه عصبی کانولوشنال (CNN) همچنین برای پیش‌بینی بازگشت سرمایه مورد استفاده قرار گرفته است (داتا و همکاران، ۲۰۲۰).

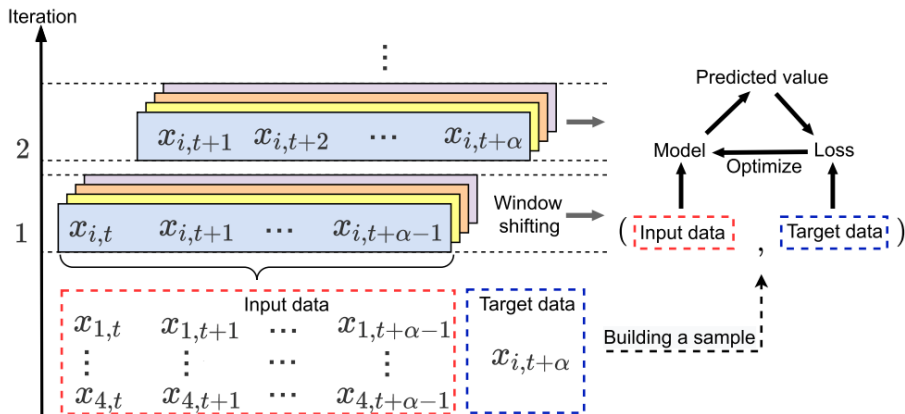
این مدل شامل دو مرحله‌ی اصلی شامل تجزیه داده‌ها و پیش‌بینی یادگیری عمیق است. مرحله اول یک تکنیک مؤثر تجزیه‌ی VMD برای تجزیه‌ی داده‌های سری زمانی اصلی قیمت بازار بیت کوین X_t به زیر سری‌های K ساده و ثابت فرکانس‌های مختلف، که با عوامل داخلی مختلف داده‌ها مطابقت دارد، استفاده می‌شود. مرحله دوم یک مدل یادگیری عمیق دوطرفه LSTM به عنوان ابزار پیش‌بینی برای تولید نتیجه پیش‌بینی قیمت بازار بیت کوین استفاده می‌شود. عملکرد پیش‌بینی با مقایسه مدل پیشنهادی با مدل‌های معیار مختلف و آزمون‌های استحکام ارزیابی می‌شود. در همین حال، عملکرد اقتصادی مدل توسط معاملات الگوریتمی در بازار بیت کوین ارزیابی می‌شود.

در نهایت، SDAE می‌تواند قیمت بیت‌کوین و نوسان آن را به طور موثر پیش‌بینی کند. دلیل احتمالی این است که SDAE می‌تواند یاد بگیرد. اطلاعات مفیدی از ویژگی‌ها با انتزاع سطوح مختلف بازنمایی و در نتیجه منجر به توانایی پیش‌بینی برتر می‌شود (لی و همکاران، ۲۰۲۲).

مجموع ۱۰۲۶۰ توییت با استفاده از API توییت‌ر استخراج شد. این اولین مرحله‌ای است که در آن پایگاه‌های داده مورد نیاز از چهار ارز دیجیتال برتر تشکیل شده است. در مرحله بعد، تحلیل احساسات بر روی توییت‌های استخراج شده انجام شد. سپس قیمت چهار ارز دیجیتال برتر پیش‌بینی شد. مجموعه داده شامل قیمت‌های بسته، بالا، باز و پایین و حجم هر ارز بود. اول، از CNN بدون در نظر گرفتن احساسات رسانه‌های اجتماعی استفاده کرده. در مرحله بعدی، محتوای رسانه‌های اجتماعی با چندین رویداد ادغام شد و قیمت‌ها برای چهار ارز دیجیتال انتخاب شده، بیت‌کوین، اتریوم، مونرو و لایت‌کوین پیش‌بینی شد. تحلیل احساسات از فهرست کلمات Alex Davies استفاده شد. این فهرست شامل حدود ۶۰۰۰ کلمه در سه گروه مثبت، منفی و خنثی طبقه‌بندی شد. یک طرح تجزیه برای حذف شکلک‌ها، علائم نقطه‌گذاری و URL‌ها استفاده شد. همچنین از یک لیست جایگزین از ۵۰۰۰ کلمه برای بهبود روند آموزش استفاده شده است. هر روز، توییت‌ها به‌عنوان مثبت، منفی یا خنثی برچسب‌گذاری می‌شدند. سپس از مثبت و منفی برای محاسبه میانگین ابراز احساسات روزمره استفاده شد.

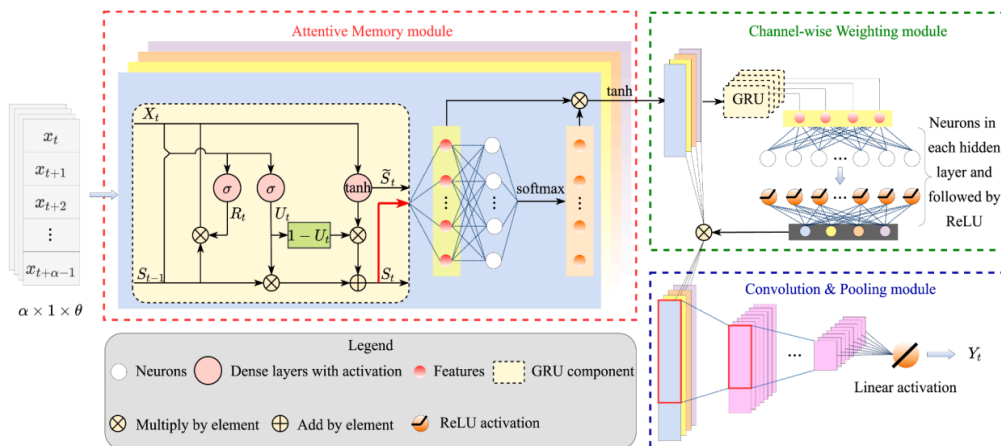
روش پیشنهادی برای پیش‌بینی قیمت‌های روز بعد بسیار کارآمد است، با این حال این روش برای پیش‌بینی قیمت‌ها در ۷ روز آینده چندان کارآمد نبود، این نشان می‌دهد این روش برای پیش‌بینی‌های کوتاه مدت مفید است تا بلندمدت (حسن و همکاران، ۲۰۲۲).

این مدل از سه ماژول تشکیل شده است: یک ماژول حافظه توجه، یک واحد بازگشتی دردار را با یک مؤلفه توجه به خود ترکیب می‌کند تا حافظه توجهی را برای هر دنباله ورودی ایجاد کند. یک ماژول Weighting در کانال، قیمت چندین ارز دیجیتال سنگین وزن را دریافت می‌کند و وابستگی متقابل آنها را با تنظیم مجدد وزن‌ها برای هر دنباله یاد می‌گیرد؛ و یک ماژول Convolution & Pooling ویژگی‌های زمانی محلی را استخراج می‌کند، در نتیجه توانایی تعمیم مدل کلی را بهبود می‌بخشد. به منظور اعتبارسنجی مدل پیشنهادی، مجموعه‌ای از آزمایش‌ها را انجام می‌دهیم. نتایج نشان می‌دهد که طرح پیشنهادی به عملکرد پیشرفته‌ای دست می‌یابد و از مدل‌های پایه در خطای پیش‌بینی، دقت و سودآوری بهتر عمل می‌کند. با این حال، هر یک از این مدل‌ها فقط یک مجموعه داده حاوی داده‌های سری زمانی تک قیمت را دریافت می‌کنند. در اینجا از یک پنجره متحرک روی چند کانال برای تولید ورودی‌های چند بعدی استفاده شده است. شکل ۷ روند پیش‌پردازش داده‌ها و آموزش مدل را نشان می‌دهد.



شکل (۷) - روش پیش پردازش داده ها

همانطور که در شکل ۸ نشان داده شده است، ماژول حافظه توجه دو جزء را به خطر می اندازد: یک جزء GRU و یک جزء توجه به خود.



شکل (۸) - مدل رگرسیون کانال های حافظه وزنی

مؤلفه GRU از یک گیت بازنشانی R_t و یک گیت به روزرسانی U_t برای گرفتن وابستگی های کوتاه مدت و بلندمدت در داده های سری زمانی استفاده می کند. ورودی هر دو گیت، ورودی مرحله زمانی فعلی X_t و حالت پنهان مرحله زمانی قبلی S_{t-1} این دو گیت به صورت زیر محاسبه می شوند:

(۱۳)

$$R_t = \sigma(W_{rx} X_t + W_{rs} S_{t-1} + b_r)$$

$$U_t = \sigma(W_{ux} X_t + W_{us} S_{t-1} + b_u) \quad (۱۴)$$

که W_{ux}, W_{rs}, W_{rx} و W_{us} پارامترهای آموزش پذیر هستند در حالی که b_u و b_r نشان دهنده سوگیری های آموزش پذیر هستند.

به خطای پیش‌بینی پایین‌تر و دقت بالاتر توجه داشته باشید (ژانگ و همکاران، ۲۰۲۱). مدل دیگر به دنبال مقایسه شبکه‌های عمیق LSTM و GRU برای پیش‌بینی سری زمانی نرخ ارز بود، با به دست آوردن طول پنجره بهینه و تعداد مراحل مناسب توانست نرخ خطا را به حداقل برساند و نشان دهد این شبکه‌ها پتانسیل زیادی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی داده‌های سری زمانی از جمله نرخ ارز دارند. همچنین در این پژوهش با مقایسه مقدار جذر میانگین مربعات خطا و میانگین قدر مطلق خطا برای پیش‌بینی تغییرات نرخ‌های روزانه، هفتگی و ماهانه به این نتیجه دست یافت که هر دو شبکه LSTM و GRU تغییرات نرخ روزانه را با کمترین مقدار خطا پیش‌بینی شده و ثابت کرد این شبکه‌ها توانایی آموزش و مدیریت وابستگی‌های بلند مدت سری زمانی را دارند. علاوه بر این، عملکرد و کارایی محاسباتی GRU با LSTM مقایسه شد و نتایج نشان داد شبکه عصبی بازگشتی GRU دقیق‌تر عمل میکند؛ زیرا این شبکه در مقایسه با LSTM بهتر آموزش دیده است و عملکرد بهتری در کاهش مقدار خطاها داشت. در واقع، با استفاده از این شبکه در مقایسه با LSTM جذر میانگین مربعات خطا و میانگین قدر مطلق خطا برای پیش‌بینی تغییرات نرخ ارز به مقدار قابل ملاحظه‌ای کاهش یافت. (مرضیه یراقی و همکاران ۹۹)

نتیجه‌گیری

از زمان پیدایش بیت کوین و همچنین سایر سیستم‌های پرداخت همتا به همتا مبتنی بر بلاک چین، بازار ارزهای دیجیتال به سرعت در بین مردم دنیا محبوبیت پیدا کرد و نوسان قیمت ارزهای دیجیتال مختلف، توجه سرمایه‌گذاران و محققان را به خود جلب کرد.

پیش‌بینی قیمت بیت‌کوین و سایر ارزهای دیجیتال دشوار است. کارهای موجود سعی می‌کنند از طریق مدل‌های شبکه‌های عصبی عمیق به پیش‌بینی دقیق قیمت ارزهای دیجیتال بپردازند. پیش‌بینی می‌تواند کار مفیدی برای سرمایه‌گذاران باشد تا از قیمت ارزها در آینده مطلع شوند و به آن‌ها در باز کردن معاملات و مدیریت سرمایه‌گذاری-هایشان کمک کند تا بتوانند ریسک انجام معاملات را کمتر کرده و از ضررهای احتمالی پیشگیری کنند. در ارزهای دیجیتال، رکوردها با استفاده از یک الگوریتم رمزنگاری ذخیره می‌شوند. پیش‌بینی دقیق قیمت ارزها کار دشواری است. شبکه‌های عصبی عمیق مانند شبکه‌های عصبی کانولوشن، شبکه‌های حافظه کوتاه‌مدت طولانی و... برای پیش‌بینی قیمت‌ها در بازار سهام و بازار ارز دیجیتال استفاده می‌شوند و تا کنون موفق شده‌اند که پیش‌بینی‌هایی خوب و بسیار نزدیک به قیمت واقعی انجام دهند و بسیار مفید باشند.

منابع

- [1] Mounika, S., Yadav, P. A., Yashaswi, T., Krishna, C. Y., & Krishna, V. (2021). Crypto-currency Price prediction using CNN and LSTM models. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, 9(3), 107-114.
- [2] Livieris, I. E., Kiriakidou, N., Stavroyiannis, S., & Pintelas, P. (2021). An advanced CNN-LSTM model for cryptocurrency forecasting. *Electronics*, 10(3), 287.

- [3] Lee Kuo Chuen, D. (Ed.) (2015) *Handbook of Digital Currency*, 1st ed., Elsevier.
- [4] Patel, M. M., Tanwar, S., Gupta, R., & Kumar, N. (2020). A deep learning-based cryptocurrency price prediction scheme for financial institutions. *Journal of information security and applications*, 55, 102583.
- [5] Yogeshwaran, S., Kaur, M. J., & Maheshwari, P. (2019, April). Project based learning: predicting bitcoin prices using deep learning. In 2019 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON) (pp. 1449-1454). IEEE.
- [6] Dutta, A., Kumar, S., & Basu, M. (2020). A gated recurrent unit approach to bitcoin price prediction. *Journal of risk and financial management*, 13(2), 23.
- [7] Li, Y., Jiang, S., Li, X., & Wang, S. (2022). Hybrid data decomposition-based deep learning for Bitcoin prediction and algorithm trading. *Financial Innovation*, 8(1), 1-24.
- [8] BİRİM, Ş. Ö. AN ANALYSIS FOR CRYPTOCURRENCY PRICE PREDICTION USING LSTM, GRU, AND THE BI-DIRECTIONAL IMPLICATIONS.
- [9] Hasan, S. H., Hasan, S. H., Ahmed, M. S., & Hasan, S. H. (2022). A novel cryptocurrency prediction method using optimum CNN. *CMC-Comput. Mater. Contin*, 71, 1051-1063.
- [10] Zhang, Z., Dai, H. N., Zhou, J., Mondal, S. K., García, M. M., & Wang, H. (2021). Forecasting cryptocurrency price using convolutional neural networks with weighted and attentive memory channels. *Expert Systems with Applications*, 183, 115378.
- [11] Ji, S., Kim, J., & Im, H. (2019). A comparative study of bitcoin price prediction using deep learning. *Mathematics*, 7(10), 898.
- [12] Nakamoto, S. (2008). Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system. *Decentralized Business Review*, 21260.
- [13] Doran MD (2014) A forensic look at bitcoin cryptocurrency. PhD thesis, Utica College