

Intoduction

با پیشرفت روز افزون رمزارزها و افزایش کارایی آن‌ها در تبادلات مالی مباحثی همچون تحلیل ساختاری شبکه های زنجیره بلوکی، ایجاد ثبات در تغییر نرخ تبدیل آن‌ها و همچنین شناخت رفتار کاربران در این نوع از بازارها بیش از پیش دارای اهمیت شده است. از طرفی نسل جدید تبادلات مالی که بر پایه تبادلات دیجیتالی شکل می‌گیرند با پیدایش رمزارزها انقلابی را در نقل و انتقالات مالی ایجاد کرده‌اند که باعث به وجود آمدن موج جدیدی از تغییرات در بازارهای اقتصادی و چشم‌اندازهای اقتصادی شده است. از طرفی به دلیل نوسانات شدید قیمتی در رمزارزهای دیجیتال برای آنکه بتوانند میزان کارایی خود را در زندگی روزمره انسان‌ها افزایش دهند، نیازمند پروتکل‌ها و ساز و کارهایی برای تثبیت نرخ تبدیل خود هستند. در همین جهت تحلیلگران سیستم‌های اقتصادی نیازمند این‌اند که پیش از انتشار یک رمزارز، ساز و کار آن را به خوبی تحلیل کرده و نحوه عملکرد آن سیستم را مورد ارزیابی قرار دهند.

یکی از مهم ترین روشهایی که برای تحلیل سیستم‌های اقتصادی از آن استفاده می‌شود، شناخت رفتاری بازیگردانان اصلی در یک شبکه اقتصادی و میزان نوسانات ارزی در آن‌ها می باشد. امروزه با بهره گیری از علوم کامپیوتری و یادگیری ماشین می‌توان رفتار شناسی عاملین بازارهای اقتصادی را بر عهده کامپیوتر قرار داد تا تحلیل‌های بهتر و کارآمدتری را از آن بدست آورد.

به همین منظور ما قصد داریم با استفاده از داده‌های تبادلاتی یک صرافی برخط که در آن تبادلات رمزارزهای دیجیتال نیز وجود دارد در پیشبرد شناخت رفتاری عاملین کمک کنیم و همچنین از طرفی دیگر به این موضوع نیز بپردازیم که نسل جدید صرافی‌های برخط که به صورت توزیع شده و بر روی بستر شبکه زنجیره‌های بلوکی قرار دارند چقدر می‌توانند با مدل صرافی‌های سنتی رقابت کنند. یکی از ویژگی‌های اصلی این صرافی‌ها را می‌توان نبود شخص ثالث برای تبادل ارزی در یک سیستم مالی دانست. در این مقاله ما از داده‌های شبکه استلار استفاده کرده‌ایم به طوری که در این شبکه هم تبادلات رمزارزها را از یک جهت بدست می‌آوریم و از جهت دیگر با نسل جدیدی از صرافی‌های برخط سرکار داریم که در آن سیستم تبادل ارزی متفاوتی را فراهم کرده‌اند.

داده‌های موجود در این شبکه مجموعه‌ای از تراکنش‌های بین کاربران و پیشنهادات خرید و یا فروش دارایی‌های متفاوت هستند. در پی این تراکنش‌ها و تبادلات نیز داده‌های جدیدی در شبکه به وجود می‌آیند که در پی اتصال دو پیشنهاد خرید و فروش با مقادیر یکسان به یکدیگر متصل می‌شوند و یک عمل تبادل مالی را در شبکه ایجاد می‌کنند. در واقع می‌توان گفت که داده‌های تبادل مالی از بهم پیوستن پیشنهادات خرید و فروش دارایی‌ها در شبکه استلار و به وسیله خود شبکه، ایجاد می‌شوند.

در پی تحلیل و شناخت رفتاری عاملان این بازار مالی ما از الگوریتم‌های خوشه‌بندی مشترک استفاده کرده‌ایم. تفاوت اصلی و عمده‌ای که در الگوریتم‌های خوشه‌بندی مشترک با سایر الگوریتم‌های خوشه‌بندی وجود دارد در این است که ، در الگوریتم‌های خوشه‌بندی ما عمل خوشه‌بندی داده را بر روی تمام عناصر یک وکتور (سطر داده‌ای) اعمال می‌کنیم و اگر حتی یکی از عناصر آن وکتور با عناصر متناظر آن وکتور در داده‌های دیگر متفاوت باشد آن وکتور نمی‌تواند با وکتورهای مشابه خود در یک خوشه قرار بگیرد [۱]. این موضوع درحالی است که امروزه نیاز است که داده‌هایی که حتی در برخی ویژگی‌ها نیز باهم تفاوت دارند را بتوانیم در یک خوشه قرار دهیم.

به عنوان مثال می‌خواهیم انواع عاملین یک بازار اقتصادی را بر اساس درجه فعالیت شان به چند گروه عاملان فعال، عاملان با میزان فعالیت متوسط، عاملان با میزان فعالیت کم و عاملین نويز تقسیم کنیم. این موضوع درحالی است که ممکن است الگوی رفتاری عاملانی که در خوشه عاملان فعال قرار میگیرند با یکدیگر کاملاً متفاوت باشند اما بازهم در خوشه یکسانی قرار میگیرند. بر اساس این ویژگی میتوان گفت که الگوریتم‌های خوشه‌بندی مشترک به طور هم‌زمان بر اساس ستون و سطر میزان نزدیکی داده‌ای یک ماتریس را بررسی می‌کنند و آن‌ها را در خوشه‌هایی با میزان شباهت (Coherent) بیشتر قرار می‌دهند [۱].

درگام اول این مقاله ما با استفاده از الگوریتم‌های اسموس پلید مدل (Smooth Plaid Model) و الگوریتم SLF-PARAFAC که توسط [۱] ارائه شده است داده‌های خود را مورد ارزیابی قرار داده‌ایم.

تاریخچه فعالیت‌ها

در [۲] با استفاده از داده‌های بدست‌آمده از بازار آتی چین و با استفاده از روش‌های خوشه‌بندی مشترک توانسته‌اند که عاملان مشارکت کننده در این بازار سرمایه‌ای را به پنج خوشه متفاوت تقسیم کنند. در این مقاله هدف اصلی شناخت بهتر و میزان کارایی دو الگوریتم SLF-PARAFAC و SPM بوده است تا بتوانند به میزان عملکرد این دو الگوریتم را نسبت به الگوریتم‌های خوشه‌بندی دیگر و همچنین در تقابل با یکدیگر را مورد ارزیابی قرار دهند. اما موضوع اصلی که در این مقاله در نظر گرفته نشده است این است که اگر داده‌ها با ابعاد بسیار بالاتر به وسیله این دو الگوریتم مورد ارزیابی قرار بگیرند باز میزان کارایی این دو الگوریتم به چه صورت می‌باشد.

در [۳] نیز سعی شده است که تئوری به نام چاوس (Chaos) را بر روی چهار رمزارز پراهمیت (بیت‌کوین، اتریوم، لایت‌کوین و ریپل) که بیشترین میزان سرمایه، در بازارهای رمزارزها تا سال ۲۰۱۷ در این چهار رمزارز درگرددش بوده است را مورد بررسی و ارزیابی قرار داده‌اند. در واقع هدف اصلی در این تحقیق این بوده است که بتوانند بر اساس تراکنش‌های پراهمیت در شبکه از تغییرات بزرگی که در آن بازار اقتصادی می‌تواند رخ بدهد را تشخیص دهند به طوری که بر اساس تراکنش‌ها سعی داشتند یکی از شکست‌های بازار رمزارزها را که در اواخر سال ۲۰۱۷ تا اوایل سال ۲۰۱۸ بوده است را مورد ارزیابی و بررسی قرار دهند.

در [۴] مقاله نیز با بررسی دو رمزارز اتریوم و بیت‌کوین سعی در شناخت و تشخیص میزان تاثیر گذاری این دو رمزارز بر روی دیگر رمزارزهای موجود در بازار رمزارزهای دیجیتال را داشتند، به طوری که یک در این مقاله با استفاده از Fitered return series برای ایجاد ماتریس همبستگی (Corelation) بین رمزارزها استفاده کرده‌اند. با استفاده از روش ذکرشده در این مقاله در ابتدا با استفاده از تست موقعیت بهرانی به وجود آمده در تبادله رمزارزها را مورد بررسی قرار داده‌اند و پس از آن مجموعه داده‌های خود را به دو دسته تقسیم کرده‌اند. داده‌های پیش از آن موقعیت بهرانی و داده‌های پس از موقعیت بهرانی. لازم به ذکر است که موقعیت بهرانی در تبادله رمزارزها در ابتدا با وضع اولین قانون توسط آمریکا در خصوص تبادل رمزارزها به وجود آمد.

پس از تحلیل داده‌های مورد نظر خود نیز میزان تاثیر گذاری دو رمزارز بیت‌کوین و اتریوم را بر روی سایر رمزارزها مورد بررسی قرار داده‌اند و دریافتند که با تغییر نرخ تبدیل این رمزارزها قیمت رمزارزهای دیگر چگونه تحت تاثیر این رمزارزها تغییر می‌کند.

در [۵] نیز داده‌های شبکه بلاکچینی را با استفاده از روش‌های خوشه‌بندی به گروه‌هایی تقسیم کرده‌اند به طوری که به توانند تحلیل بهتری را برای ساختار شبکه‌های بلاکچینی بدست بیاورند. هدف اصلی این مقاله بدست آوردن دید بهتری برای تحلیل و ارزیابی شبکه‌های بلاکچینی بوده است. در این مقاله با استفاده از فاصله اقلیدسی بین تراکنش‌ها میزان فاصله تراکنش‌ها را مورد ارزیابی قرار داده‌اند و دریافته‌اند که توسعه‌دهندگان شبکه‌های بلاکچینی می‌توانند از روش ارائه شده در این مقاله برای تحلیل هرچه بهتر شبکه بلاکچینی خود بهره ببرند.

در مقاله [۶] نیز به این موضوع اشاره شده است که بلاکچین توانایی بسیار زیادی برای استفاده در حوزه مالی، بازی، نقل و انتقال مالی، قمار و زنجیره کالا دارد، اما یکی از چالش‌های جدی در این حوزه تحلیل رفتاری کاربران این شبکه و دسته‌بندی آن‌ها بر اساس رفتارشان است. بر همین اساس در این مقاله الگوریتمی تحت عنوان خوشه‌بندی الگوی رفتاری (BPC) ارائه کرده‌اند که با استفاده معیار اندازه‌گیری فاصله DTW فاصله بین دو دنباله با طول متفاوت را محاسبه کرده‌اند.

پس از این روش ارائه شده خود را با چند الگوریتم خوشه‌بندی سنتی مقایسه کرده‌اند که در مقایسه نشان داده شده است که روش ارائه شده در این مقاله با تعداد خوشه‌های متفاوت نتیجه بهتر و قابل قبول تری را ارائه کرده است.

مجموعه داده

داده‌های تبادلات مالی بازارهای اقتصادی، از جمله جذاب‌ترین اطلاعات در دنیای اقتصادی می‌باشند. چرا که با استفاده از این اطلاعات تحلیل گران اقتصادی، سبدگردانان بازارهای سرمایه و دولت مردان می‌توانند روند تغییرات، میزان گذاری قوانین و اخبار روز جامعه و همچنین روند رشد اقتصادی یک بازار و در امتداد آن یک دولت را مورد بررسی و تحلیل قرار دهند.

از جمله مهم‌ترین این اطلاعات می‌توان به اطلاعات تبادلات مالی در یک بازار تبادل سرمایه (Asset Exchange Market) اشاره کرد.

با روی کار آمدن رمزارزهای دیجیتال و پرنگ تر شدن نقش آن‌ها در دنیای اقتصادی، گرایش تحلیل گران اقتصادی به این نوع از داده‌ها نیز فزونی پیدا کرد. نسل جدیدی از بازار تبادل سرمایه، بازارهای مبتنی بر سیستم بلاکچین است، که در این ساختار سیستم بازار تبادلاتی به شکلی می‌باشد که تبادل کنندگان مالی در این بازار نیازمند یک شخص ثالث که وظیفه تایید و بررسی تبادلات انتقال دارایی‌ها را برعهده داشته باشد ندارند.

مجموعه داده‌ای که در این مقاله ما جمع‌آوری کرده‌ایم و از استفاده کرده‌ایم، مجموعه ای پیشنهادهای خرید و فروش دارایی در شبکه توزیع شده استلار (Stellar) می‌باشد. در نتیجه این مجموعه پیشنهادات عملیات تبادل (Trade) دارای ویا به عبارتی دیگر تطبیق دادن پیشنهادات به یکدیگر انجام می‌شود و تبادل دارایی صورت می‌گردد.

با توجه به ساختار تراکنش‌های شبکه استلار داده‌های پیشنهاد خرید و فروش دارایی به ۲ حالت کلی تقسیم می‌شوند:

۱- پیشنهادات خرید یک دارایی

۲- پیشنهادات فروش یک دارایی

بر اساس توصیف ارائه شده توسط شبکه استلار می‌توان هر پیشنهاد خرید ویا فروش توسط یک عامل در بازار را به طور کلی به یک پیشنهاد خرید تبدیل ویا بلعکس. به این صورت که اگر شخصی قصد خرید بیت‌کوین را دارد و در

ازای آن اتریوم ارائه می کند می توان اینگونه تراکنش آن را ثبت کرد که شخص X یک درخواست فروش اتریوم را در شبکه قرار داده است.

به همین شکل اگر شخص Y نیز قصد فروش بیت کوین را داشته باشد درحالی که به ازای آن قصد خرید اتریوم را داشته باشد نیز می توان آن را نیز به دید یک فروشنده بیت کوین در شبکه دید.

بر اساس این توصیف ارائه شده در حالت کلی تمامی درخواست هایی که در شبکه استلار ایجاد می شوند، در قالب یک درخواست فروش دیده می شوند.

مجموعه ویژگی هایی که در یک پیشنهاد خرید در شبکه استلار وجود دارد به شرح زیر می باشند:

۱. source_account
۲. offer_id
۳. created_at
۴. ledger_id
۵. transaction_hash
۶. selling_asset_type
۷. selling_asset_code
۸. selling_asset_issuer
۹. amount
۱۰. price
۱۱. price_r {n,d}
۱۲. buying_asset_type
۱۳. buying_asset_code
۱۴. buying_asset_issuer

توصیف فیلدهای داده:

source_account: این ویژگی بیانگر ایدی شخصی است که این پیشنهاد را درون شبکه ایجاد کرده است.

offer_id: در صورتی که این ویژگی برابر با مقدار صفر باشد به این معنی است که این پیشنهاد به تازگی توسط کاربر شبکه ایجاد شده است و درون لیست فروش (Order Book) قرار گرفته است. در صورتی که این فیلد مقدار داشته باشد بیانگر ایدی پیشنهادی است که شخص ایجاد کننده قبلاً ایجاد کرده است و در این تراکنش قصد ویرایش و یا حذف آن را داشته است.

created_at: بیانگر زمان ایجاد این پیشنهاد می باشد.

ledger_id: بیانگر ایدی دفتر حساب کلی می باشد که این پیشنهاد در آن قرار گرفته است.

transaction_hash: هر پیشنهادی که درون شبکه استلار ایجاد می شود در قالب یک عملیات (operation) دیده می شود و مجموعه ای از عملیات ها یک تراکنش را ایجاد می کنند. این فیلد نیز درون عملیات پیشنهاد بیانگر این است که این پیشنهاد مربوط به چه تراکنشی درون شبکه می باشد است.

selling_asset_type: بیانگر نوع دارایی است که پیشنهاد دهنده قصد فروش آن را دارد می‌باشد. در صورتی که مقدار **native** را داشته باشد دو فیلد بعدی مقداری ندارند و نشان دهنده این است که دارایی که پیشنهاد دهنده قصد فروش آن را دارد، دارایی پایه (لومن) در شبکه می‌باشد و در صورتی که غیر از این باشد به این معنی است که دارایی مورد نظر به وسیله کاربران شبکه ایجاد شده است و در حال تبادل در شبکه می‌باشد.

selling_asset_code: نماد دارایی که به فروش می‌رسد.

selling_asset_issuer: ایدی شخصی است که این دارایی را در شبکه ایجاد کرده است می‌باشد.

Amount: بیانگر مقداری است که شخص پیشنهاد دهنده از دارایی مورد نظر ارائه می‌کند.

price_r {n,d}: این ویژگی شامل دو مقدار **n** و **d** می‌باشد و میزان ارزش دارایی است که به فروش می‌رسد در مقابل دارایی که خریداری می‌شود می‌باشد. به عنوان مثال اگر شخصی بخواهد مقدار ۱ بیت‌کوین را در ازای ۱۰۰ اتریوم به فروش برسد مقدار این ویژگی برابر با {۱,۱۰۰} می‌باشد.

Price: این ویژگی از ظرف و ویژگی **n** در فیلد **price_r** در ویژگی **amount** به وجود می‌آید.

buying_asset_type: بیانگر نوع دارایی است که شخص پیشنهاد دهنده در مقابل دارایی است که ارائه می‌کند دریافت می‌کند می‌باشد. در این ویژگی هم اگر مقدار آن برابر با **native** باشد به این معنی می‌باشد که دارایی مورد نظر پیشنهاد دهنده برای دریافت برابر با دارایی اصلی شبکه (لومن) می‌باشد.

buying_asset_code: کد دارایی که پیشنهاد دهنده می‌خواهد دریافت کند می‌باشد.

buying_asset_issuer: کد شخصی است که دارایی که پیشنهاد دهنده می‌خواهد دریافت کند را ایجاد کرده است.

داده‌های مورد استفاده در این مقاله به وسیله API‌های ارائه شده توسط سرورهای هوریزون (Horizon) شبکه استلار جمع‌آوری شده‌اند. از طریق این سرورها تاریخچه کامل شبکه استلار را می‌تواند مشاهده کرد و یا به صورت برخط (stream) تراکنش‌های جدید و ثبت شده در شبکه استلار را مشاهده کرد. چالش اصلی در این سرورها وجود دارد این است که به طور هم زمان در هر ثانیه در حدود ۱۰ فراخوان دریافت را پاسخ می‌دهند. از همین جهت این موضوع روند دریافت اطلاعات از طریق این سرورها را با کندی رو به رو می‌کند و فرآیند دریافت داده‌ها را دچار اختلال می‌کند.

بازه زمانی هدف در این طرح تحقیقاتی برابر است با ۱/۱۲/۲۰۱۸ تا ۳۰/۱۲/۲۰۱۹. در این بازه زمانی ۸,۰۷۱,۱۶۵ تراکنش و ۱,۰۴۵,۶۶۸ دفتر حساب کل جمع‌آوری شد. در کل در این مجموعه داده، **X** کاربر و **X** دارایی در حالت فروش قرار گرفته است و تعداد **X** دارایی نیز خریداری شده است.

در مقالات مشابه که بر روی بازارهای اقتصادی متفاوتی عمل شناخت رفتار عاملین را انجام داده‌اند، ساختار بازارها به گونه‌ای بوده است که در آن به ازای دارایی‌های متخلفی که هر کاربر خریداری می‌کند تنها یک دارایی واحد را به ازای آن‌ها پرداخت می‌کند، این در حالی است که در بازار تبادلاتی استلار به ازای دارایی‌های مختلفی که کاربران خریداری می‌کنند دارایی‌های متفاوت دیگری را ارائه می‌کند. به عنوان مثال شخصی که قصد خرید بیت‌کوین را دارد می‌تواند در مقابل آن دلار آمریکا ارائه کند، در حالی که شخصی دیگری در همان لحظه می‌تواند پیشنهاد مشابهی را ارائه کند با این تفاوت که دارایی ارائه شده توسط این شخص به جای دلار آمریکا رمزارز ریپل باشد.

همین تفاوت باعث می‌شود که روند استخراج داده‌ها و تحلیل آن داده‌ها با سختی بیشتری پیش برود و همچنین حجم داده‌های پردازشی را بیشتر می‌کند.

در همین جهت ما در اولین قدم برای کاهش نسبی حجم پردازش‌های خود از تمامی تراکنش‌های جمع‌آوری شده، ۳ باکت را استخراج کرده‌ایم.

ویژگی اصلی هر باکت این است که در هر باکت طرف **selling_asset_code** آن‌ها یکسان باشد. ما باکت‌های داده‌ای خود را به این صورت انتخاب کردیم که در باکت اول طرف خرید تمامی پیشنهادات بیت‌کوین، در باکت دوم طرف خرید همه پیشنهادات اتریوم و در باکت سوم نیز طرف خرید تمامی پیشنهادات دارایی **native** قرار دارد.

در جدول زیر توصیف بهتری از هر باکت را ارائه خواهیم کرد.

تعداد پیشنهادات	نوع دارایی
۱۶۹,۰۹۴	BTC
۲۰۹,۶۵۴	ETH
۱,۵۳۷,۳۴۱	native

مجموعه داده استخراج شده از پیشنهادات جمع‌آوری شده:

پس از اتمام فرآیند جمع‌آوری داده‌ها و ایجاد باکت‌های اصلی داده‌ها ما مجموعه‌ای از ویژگی‌هایی که در فرآیند یادگیری رفتار از آنها استفاده می‌کنیم را از این مجموعه داده استخراج کرده‌ایم. نکته قابل توجه در این ویژگی‌ها در این است که هر یک از این ویژگی‌ها در یک بازه زمانی ۱۵ دقیقه‌ای به وجود آمده‌اند.

مجموعه این ویژگی‌ها به شرح زیر می‌باشند:

۱. **Number of Trades**: تعداد عمل تبادل هر کاربر در هر بازه زمانی.
۲. **Trade Volume**: مجموع حجم کل تبادلات انجام شده توسط هر کاربر در هر بازه زمانی.
۳. **Inter Trade duration**: میانگین فاصله زمانی بین تراکنش‌های متوالی در یک بازه زمانی. در صورتی که در یک بازه زمانی ۱۵ دقیقه‌ای نیز کاربر هیچ تراکنشی انجام نداده باشد نیز مقدار این ویژگی برای آن کاربر در بازه زمانی مورد نظر برابر با ۹۰۰ می‌شود.
۴. **Change in inventory**: این ویژگی از تفاضل بین مجموعه تمامی خریدهای یک کاربر در یک بازه زمانی با مجموع فروش‌های یک کاربر در یک بازه زمانی می‌باشد.
۵. **Cumulative net inventory**: این ویژگی نیز بیانگر جمع انباشته شده ویژگی **Change in inventory** می‌باشد به طوری که در هر بازه زمانی مجموع تمامی **change in inventory** های کاربر از زمان آغاز بازار تا آن بازه زمانی را با هم جمع می‌کنیم.

- 1) E. E. Papalexakis, N. D. Sidiropoulos, and R. Bro, "From K-Means to Higher-Way Co-Clustering: Multilinear Decomposition With Sparse Latent Factors," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 61, no. 2, pp. 493–506, Jan. 2013, doi: [10.1109/TSP.2012.2225052](https://doi.org/10.1109/TSP.2012.2225052).
- 2) G. Shi, L. Ren, Z. Miao, J. Gao, Y. Che, and J. Lu, "Discovering the Trading Pattern of Financial Market Participants: Comparison of Two Co-Clustering Methods," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 14431–14438, 2018, doi: [10.1109/ACCESS.2018.2801263](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2801263).
- 3) M. Gidea, D. Goldsmith, Y. Katz, P. Roldan, and Y. Shmalo, "Topological recognition of critical transitions in time series of cryptocurrencies," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, p. 123843, Jan. 2020, doi: [10.1016/j.physa.2019.123843](https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.123843).
- 4) J. Y. Song, W. Chang, and J. W. Song, "Cluster analysis on the structure of the cryptocurrency market via Bitcoin–Ethereum filtering," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 527, p. 121339, Aug. 2019, doi: [10.1016/j.physa.2019.121339](https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.121339).
- 5) M. K. Awan and A. Cortesi, "Blockchain Transaction Analysis Using Dominant Sets," in *Computer Information Systems and Industrial Management*, Cham, 2017, pp. 229–239, doi: [10.1007/978-3-319-59105-6_20](https://doi.org/10.1007/978-3-319-59105-6_20).
- 6) B. Huang, Z. Liu, J. Chen, A. Liu, Q. Liu, and Q. He, "Behavior pattern clustering in blockchain networks," *Multimed Tools Appl*, vol. 76, no. 19, pp. 20099–20110, Oct. 2017, doi: [10.1007/s11042-017-4396-4](https://doi.org/10.1007/s11042-017-4396-4).
- 7)