



دانشگاه تهران
پردیس دانشکده‌های فنی
دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر

عنوان

پیاده سازی ایجنت هوشمند برای معاملات الگوریتمی در بازارهای ارز دیجیتال
پایان نامه برای دریافت درجه کارشناسی
در رشته مهندسی کامپیوتر

نام

محمدرضا عرب زاده
شماره دانشجویی
810195429

استاد راهنما:

دکتر سعید صفری

شهریور ماه 1399

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

تعهدنامه اصالت اثر
باسمه تعالی

اینجانب محمدرضا عرب زاده تائید می کنم که مطالب مندرج در این پایان نامه حاصل کار پژوهشی اینجانب است و به دستاوردهای پژوهشی دیگران که در این نوشته از آنها استفاده شده است مطابق مقررات ارجاع گردیده است. این پایان نامه قبلاً برای احراز هیچ مدرک هم سطح یا بالاتر ارائه نشده است. کلیه حقوق مادی و معنوی این اثر متعلق به دانشکده فنی دانشگاه تهران می باشد.

نام و نام خانوادگی دانشجو :
محمدرضا عرب زاده

امضای دانشجو :

A handwritten signature in blue ink, appearing to be 'Mehdi Arabzadeh', written on a light blue grid background.

تشکر و قدردانی^۱

چکیده^۲

امروزه سرمایه گذاری در بازارهای مالی محبوبیت بسیاری نزد بسیاری از افراد پیدا کرده است. یکی از بازارهای مالی جذاب برای سرمایه گذاری، بازار رمز ارزها می باشد. برای موفقیت در از زمینه نیاز است بتوان روند قیمت در آینده را پیشبینی نمود. برای این کار افراد از روش های متفاوت از جمله تحلیل تکنیکال، تحلیل بنیادی و ... استفاده می کنند. ویژگی مشترک در این گونه روش های پیشبینی دقت پایین آنها می باشد. لذا در این پروژه ما با استفاده از روش های مختلف یادگیری ماشین و یادگیری عمیق سعی در تولید مدل برای پیشبینی روند قیمت در آینده در بازار ارز دیجیتال با تمرکز بر بیت کوین داشته ایم. برای این کار ابتدا داده های مورد نظر در طی بازه زمانی دوساله در بازار بیت کوین جمع آوری شده و از روش های

¹ Acknowledgements-

² Abstract

یادگیری عمیق مختلف از جمله LSTM، CNN و ... در ترکیب با اشاره گرهای مورد استفاده در تحلیل تکنیکال استفاده شده است. در استفاده از این روش‌ها ما توانستیم به دقت 66٪ در پیشبینی روند قیمت با استفاده از LSTM برسیم.

کلمات کلیدی:

یادگیری عمیق، LSTM، پیشبینی روند، ارز دیجیتال، تحلیل تکنیکال

فهرست مطالب

11	مقدمه و بیان مساله.....
12	1-1- مقدمه.....
12	1-2- تاریخچه‌ای از موضوع تحقیق.....
13	1-3- روش انجام تحقیق.....
13	1-4- ساختار پایان‌نامه.....
15	مفاهیم اولیه و پیش زمینه تحلیل تکنیکال و بازارهای مالی و یادگیری عمیق.....
16	2-1- مقدمه.....
16	2-2- مفاهیم بازارهای مالی.....
19	2-2-2- مقدمه‌ای بر تحلیل تکنیکال.....
32	2-3- مقدمه‌ای بر یادگیری عمیق.....
41	مدلسازی.....
42	3-1- مقدمه.....
42	3-2- مدل پیشنهادی برای پیشبینی روند قیمت در بازار ارز دیجیتال.....
45	3-3- ابزارهای مورد استفاده.....
45	3-4- معیار ارزیابی.....
47	3-5- نتایج بدست آمده از ارزیابی مدل.....
48	3-6- تحلیل نتایج.....
48	3-7- خلاصه و جمع‌بندی.....
49	فصل 4.....

50	4-1- مقدمه.....
50	4-2- جمع آوری و پالایش داده‌ها.....
51	4-3- لایه خروجی.....
51	4-4- لایه پنهان.....
53	4-5- جمع بندی.....
54	فصل 5.....
	55
55	5-1- جمع بندی.....
55	5-2- نتیجه گیری.....
57	فصل 6.....

فهرست شکل‌ها

شکل ۲-۱ نمونه کندل	۱۷
شکل ۲-۲ نمودار روند صعودی و نزولی	۱۷
شکل ۲-۳ تفاوت روش یادگیری عمیق و یادگیری ماشین	۳۳
شکل ۲-۴ نمونه یک شبکه عصبی	۳۴
شکل ۲-۵ نمونه انجام عملیات در یک نورون شبکه عصبی	۳۵
شکل ۲-۶ ساختار لایه خروجی	۳۶
شکل ۲-۸ ماتریس داده های مورد استفاده	۳۸
شکل ۲-۹ نمونه خروجی با فیلتر 2×2 و پرش ۲	۳۸
شکل ۲-۱۰ ساختار کلی LSTM	۳۹
شکل ۳-۱ ساختار کلی شبکه پیشنهادی	۴۴
شکل ۴-۱ تابع اضافه کننده اشاره گرهای تحلیل تکنیکال	۵۱
شکل ۴-۲ ایجاد یک لایه نورون	۵۱
شکل ۴-۳ ساخت لایه پیچش در CNN	۵۲
شکل ۴-۴ ساخت لایه های ANN در شبکه CNN	۵۲
شکل ۴-۵ ساخت لایه های LSTM	۵۲
شکل ۴-۶ ساخت کلاس مبتنی بر شبکه LSTM	۵۲
شکل ۴-۷ ایجاد حافظه های مورد نیاز در LSTM	۵۳
شکل ۴-۸ ایجاد شبکه پیشنهادی LSTM	۵۳
شکل ۴-۹ ساخت کلاس از مدل پیشنهادی مبتنی بر شبکه LSTM	۵۳

فهرست جدول‌ها

جدول ۳-۱ اشاره گر های مورد استفاده.....	۴۳
جدول ۳-۲ دقت مدل های cnn.....	۴۷
جدول ۳-۳ دقت مدل های LSTM.....	۴۷
جدول ۳-۴ خروجی استراتژی معامله.....	۴۸

فهرست علائم اختصاری

LSTM	Long short term memory
CNN	Convolutional neural network
RNN	Recurrent neural network
DS	Different Shape
.....

فصل 1

مقدمه و بیان مسأله

1-1- مقدمه

امروزه در دنیا شاهد ایجاد زمینه‌های جدید در حوزه کامپیوتر هستیم. یکی از این زمینه‌ها فناوری زنجیره بلوکی¹ مانند بیت کوین می‌باشد. کاربرد اصلی بیت کوین، استفاده از آن به عنوان پول مجازی می‌باشد. در این راستا امروزه بازار تبادل ارزهای دیجیتال بسیار رونق یافته و حجم بسیار بالایی از جریان نقدینگی، در حدود 2 میلیارد دلار روزانه در بازار بیت کوین، جریان دارد. موفقیت در این بازار نیازمند توانایی پیشبینی دقیق روند قیمت در آینده می‌باشد.

پیشبینی در بازارهای ارز دیجیتال دارای شباهت‌ها و تفاوت‌هایی با دیگر بازارهای مالی همچون بازار تبادل ارز خارجی (Forex) می‌باشد. شباهت آنها در آن است که میتوان در هردو آنها از روش‌های تحلیل تکنیکال² برای پیشبینی استفاده نمود. تفاوت آن دو در آن است که بازارهای ارز دیجیتال با توجه به ماهیتشان دارای میزان تغییرات و نوسانات شدیدتری نسبت به دیگر بازارها دارند. کنترل این میزان از نوسانات یکی از چالش‌های حضور موثر در بازار ارز دیجیتال میباشد.

1-2- تاریخچه‌ای از موضوع تحقیق

در راستای پیشبینی روند قیمتی راه حل‌های متفاوتی پیشنهاد شده است. Amer Bakhach و دیگران در [1] سعی کرده اند با استفاده از شیب روندها در بازه‌های زمانی طولانی مدت و کوتاه مدت زمان تغییر روند را پیشبینی کنند. Shubharthi Dey و دیگران در [2] سعی کرده اند با استفاده از درخت XGBoost اقدام به پیشبینی روند قیمتی کنند. در [3] نویسنده سعی کرده اشاره گر³های مختلف را برای آموزش مدل با توجه به دقت خروجی انتخاب کند. در [4] با استفاده از الگوریتم ژنتیک⁴ نویسندگان سعی داشته اند شباهت‌های موجود بین دو روند را شناسایی کرده

¹ Block chain

² Technical Analytics

³ Indicator

⁴ Genetic Algorithm

و با استفاده از این شباهت‌ها آینده روند فعلی را بر اساس روندی که در گذشته مشاهده شده است پیش‌بینی کنند. در [5] نویسندگان با استفاده از شبکه عصبی ANN و تعدادی از اشاره گرهای تحلیل تکنیکال اقدام به ایجاد مدل برای پیش‌بینی روند کرده و به دقت 75٪ در شاخص بورس ترکیه رسیده است. در [6] نویسندگان سعی داشته با استفاده از الگوریتم ژنتیک بهترین مقدارهای اولیه¹ برای ضرایب شبکه عصبی ANN را پیدا کند و در بازار NIKI225 به دقت 81٪ رسیده است. در [7] نویسندگان از روش‌های یادگیری عمیق و روش کاهش اندازه PCA استفاده کرده و به مقدار RMSE برابر 0.01 و دقت 68٪ رسیده است. در [8] محقق از روش CNN توانسته به میزان 5٪ خطا به صورت میانگین قیمت در آینده را پیش‌بینی کند. در اکثر مقالات موجود محقق به بازارهای مختلف و غیر از رمز ارز²ها پرداخته اند و دقت‌های بدست آمده برای بازارهای رمز ارز به میزان قابل توجهی پایین تر است.

3-1- روش انجام تحقیق

در این تحقیق ما با استفاده از روش‌های یادگیری عمیق، LSTM و CNN اقدام به پیش‌بینی قیمت در آینده و همچنین روند آن کرده ایم. برای این کار ابتدا تاریخچه قیمتی ارز بیت کوین جمع آوری شده است و سپس پردازش‌های اولیه برای تمیز کردن داده‌ها و نرمال کردن آن انجام شده است. سپس این داده‌ها بر روی مدل‌های مختلف با پارامترهای متفاوت امتحان شده است. هدف بدست آوردن بالاترین دقت در پیش‌بینی نزولی و یا صعودی بودن روند قیمت و همچنین پیش‌بینی دقیق قیمت در آینده بوده است.

4-1- ساختار پایان‌نامه

در فصل دوم، شامل بررسی تعاریف اساسی مربوط به حوزه تحلیل تکنیکال و بازارهای مالی

¹ Initial value

² Cryptocurrency

و یادگیری عمیق ، مفاهیم اولیه و اجزای اساسی شبکه‌های عصبی، مروری بر پیشینه‌ی تحقیق و پیش‌زمینه‌های مورد نیاز برای درک هرچه بهتر موضوع خواهیم داشت.

فصل سوم در برگیرنده‌ی توضیح مربوط به روش شناسی و معماری مدل‌های مورد استفاده و پیاده سازی شده می‌باشد.

در فصل چهارم در مورد روش استفاده شده، ابزارها و معیار ارزیابی نتایج بدست آمده صحبت خواهیم کرد. همچنین این فصل ارائه دهنده‌ی نتایج نیز خواهد بود. در این فصل علاوه بر ارائه و تحلیل نتایج، در مورد ویژگی‌های مدل پیشنهادی صحبت خواهیم کرد.

در نهایت، در فصل پنجم، نتیجه‌گیری‌های کلی حاصل شده در این تحقیق، پیاده سازی‌ها، نوآوری‌های انجام شده و محدودیت‌ها مورد بحث قرار می‌گیرد و پیشنهادهایی برای ادامه‌ی مسیر به علاقمندان این حوزه‌ی ارائه خواهد شد.

فصل 2

مفاهیم اولیه و پیش زمینه تحلیل تکنیکال و بازارهای مالی و یادگیری عمیق

در فصل پیش رو مقدمات، مفاهیم اولیه و پیش‌زمینه‌هایی را که جهت درک هر چه بهتر موضوع‌های مطرح شده در این پایان‌نامه مورد نیاز است، از مفاهیم مربوط به تحلیل تکنیکال تا یادگیری عمیق ارائه خواهد شد.

1-2- مقدمه

در این فصل مقدمات، مفاهیم اولیه و پیش زمینه‌هایی را که جهت درک هرچه بهتر موضوع‌های مطرح شده در این پایان نامه مورد نیاز است، از مفاهیم مربوط به تحلیل تکنیکال، مفاهیم مربوط به بازارهای مالی و مفاهیم مربوط به یادگیری عمیق و ترکیب آن با تحلیل تکنیکال ارائه خواهیم کرد.

2-2- مفاهیم بازارهای مالی

برای درک مناسب از موضوع‌های مطرح شده در این پایان نامه لازم است در ابتدا مفاهیم و اصلاحات مورد استفاده در بازارهای مالی توضیح داده شود. در ادامه به توضیحات مربوط به مفاهیم اولیه از جمله روند، انواع مختلف تحلیل بازار، استراتژی معاملاتی و ... خواهیم پرداخت.

1-2-2- نمودار قیمتی

در نمودارهای قیمتی چهار نوع قیمت متفاوت به صورت عمومی‌نمایش داده می‌شوند و تحلیل‌ها بر اساس آن‌ها خواهند بود. این چهار قیمت عبارت‌اند از قیمت بالا^۱ که بالاترین قیمت در طی یک بازه مشخص زمانی مانند 1 ساعت می‌باشد، قیمت پایین^۲ که که پایین‌ترین قیمت در طی یک بازه مشخص زمانی مانند 1 ساعت می‌باشد، قیمت بسته شدن^۳ که آخرین قیمت معامله شده در طی بازه زمانی می‌باشد و قیمت باز شدن^۴ که قیمت بسته شدن در بازه زمانی قبلی یا شمع^۵ قبلی می‌باشد. برای نشان دادن این چهار قیمت در هر نقطه معمولاً از نمودار شمعی استفاده می‌شود که در شکل 1-2 نمونه‌ای از آن نشان داده شده است.

¹ High

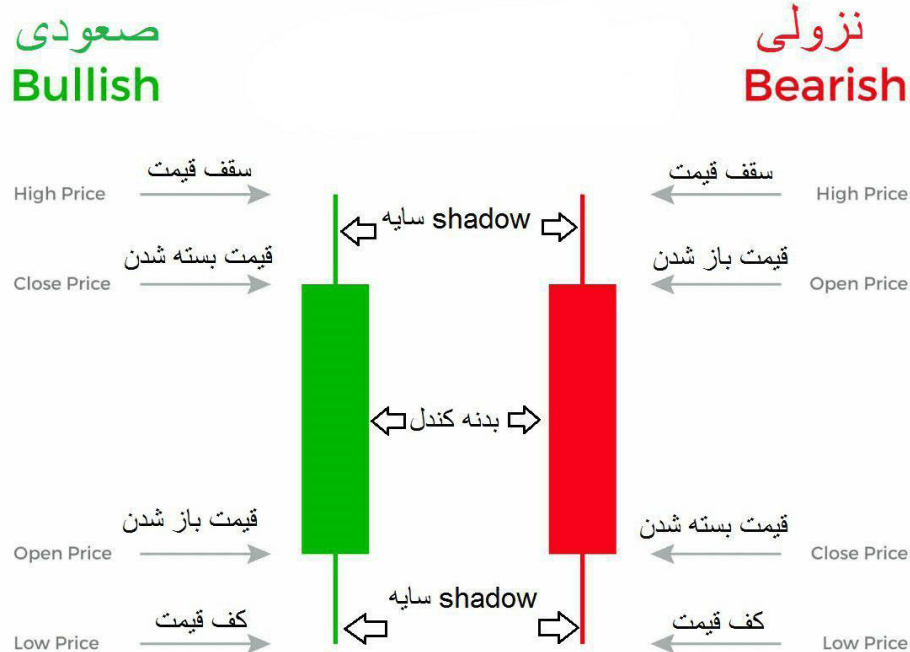
² Low Price

³ Close Price

⁴ Open Price

⁵ Candle

روند در بازار عبارت است از مجموعه ای از نقاط پیوسته از لحاظ زمانی که از زمان شروع تا زمان پایان دارای جهت به سمت بالا یا پایین یا خنثی دارد. در شکل 2-2 نمونه از یک روند صعودی و نزولی نشان داده شده است.



شکل 2-1 نمونه کندل



شکل 2-2 نمودار روند صعودی و نزولی

حد سود به مقداری گفته می‌شود که در صورت رسیدن قیمت دارایی^۱ به آن می‌توان بخشی از سود خود را برای کاهش ریسک از بازار خارج کنیم. حد ضرر به مقداری گفته می‌شود که در صورتی که قیمت دارایی به آن برسد می‌بایست کلیه سرمایه در آن بازار از آن خارج گردد. تحلیل تکنیکال بر اساس نظریه چارلز داو ارائه شده است و به صورت کلی در آن بیان می‌شود که قیمت در بازار تنها نکته ای است که تحلیل گران می‌بایست به آن توجه کنند. به زبان دیگر بازارهای مالی همانند دنیای فیزیکی می‌باشد و در آن قانون سوم نیوتون، قانون عمل و عکس العمل، نیز در آن برقرار است.

تحلیل تکنیکال روشی است برای پیشبینی قیمت اوراق، کالا و سایر عوامل قیمت پذیر بر پایه‌ی الگوی تغییرات قیمت، حجم و بدون در نظر گرفتن عوامل دیگر. به صورت کلی تحلیل تکنیکال به دو دسته بندی کلی تقسیم می‌شوند: 1- تحلیل تکنیکال ذهنی^۱ که در این روش برداشت هر شخص از نمودار قیمت می‌تواند متفاوت از برداشت شخص دیگر از همان نمودار باشد و 2- تحلیل تکنیکال عینی^۲ که در آن مفاهیم بر اساس محاسبات است و بنابر این وقتی گفته می‌شود که قیمت بالای پارمتر معین قرار گرفته است، تا حدودی این حرف دقیق است و تفسیر همه تحلیلگران از این گزاره یکسان است.

به صورت کلی در تحلیل تکنیکال تنها با تکیه بر دانش تکنیکی و نموداری خود و بدون توجه به اخبار، شایعات و عوامل بنیادی به بررسی رفتار بازار و خرید و فروش در آن پردازید. در تحلیل تکنیکال می‌بایست از اشاره گرهای^۳ استفاده نمود. اشاره گرها تابع‌های ریاضی هستند که بر روی روند قیمت اعمال می‌شود و بر اساس خروجی آن می‌توان به بعضی از ویژگی‌های بازار پی برد. بعضی از اشاره گرها در تحیل تکنیکال خود به تنهایی برای تصمیم گیری درباره خرید و یا فروش و یا نگه داری دارایی کافی هستند که به این اشاره گرها اصطلاحاً نوسان ساز^۴ گفته می‌شود. در بخش‌های بعد به تشریح بعضی از اشاره گرها خواهیم پرداخت.

تحلیل بنیادی روشی برای آنالیز کردن سهام یا اوراق بهادار به واسطه محاسبه ارزش ذاتی آن است. این تحلیل، با مطالعه تمامی موارد تاثیر گذار بر ارزش، نظیر وضعیت مالی و مدیریت شرکت، صنعت و شرایط اقتصادی کلان انجام می‌شود. هدف اصلی چنین تحلیل‌هایی، کشف ارزش خاصی است که بتوان آن را با قیمت فعلی مقایسه کرد و در نتیجه مقایسه یک سرمایه گذار بتواند برای خرید یا فروش سهم و اوراق بهادار تصمیم گیر کند. اگر ارزش پایین تر از قیمت فعلی باشد، گفته می‌شود قیمت سهم افزایش یافته است و سرمایه گذار می‌تواند تصمیم به فروش سهم بگیرد. از طرف دیگر اگر ارزش^۵ بیشتر از قیمت^۶ فعلی باشد، سهم به عنوان سهام سودآور شناخته می‌شود که مبنای خرید سهم است. هنگامی که بازار این شکاف را درک کند و با افزایش قیمت سهم، آن را تنظیم کند، سرمایه گذار به هدف خودش که به دست آوردن سود بوده است می‌رسید.

¹ Asset

استراتژی معاملاتی در واقع استفاده عملی از تحلیل تکنیکال و یا بنیادی و یا ترکیب هر دو آن‌ها می‌باشد. برای تعیین استراتژی معاملاتی ابتدا می‌بایست تعیین کرد در چه نوع روندی قرار داریم. سپس با استفاده از ابزار مناسب داده‌های موجود را تعیین نمود و در مرحله آخر تصمیم گرفت با توجه به نتایج بدست آمده چه سهامی خریداری شود؟، چه درصدی از سرمایه در خرید استفاده شود و یا چه درصدی از سهام به فروش برسد، حد سود و حد ضرر چقدر تعیین گردد، در صورت رسیدن به حد سود یا ضرر چگونه عمل شود و

2-2-2- مقدمه‌ای بر تحلیل تکنیکال

تحلیل تکنیکال مجموعه ای از روش‌ها و ابزارهای مختلف مورد استفاده برای تحلیل وضعیت بازار می‌باشد. در این روش با استفاده از تابع‌های ریاضی تعریف شده، نمودارهایی به موازات نمودار قیمت بازار رسم می‌شود و با استفاده از آن‌ها می‌توان به بعضی از ویژگی‌های بازار مانند وضعیت هیجانات موجود در بازار، میزان حجم نقدینگی موجود و ... پی برد. ابزارهای بسیاری در این زمینه موجود می‌باشند که در اینجا به بررسی بعضی از آنها خواهیم پرداخت.

2-2-2-1- اشارہ گر PFE:

این اشاره گر توسط هانزهانولا توسعه پیدا کرده و میزان بهره وری قیمت در بازه زمانی که کاربر تعیین میکند را مشخص می‌کند. مقدار آن بین 100- تا 100 متغیر است و مقدار بیش تر از 0 نشان دهنده روند صعودی و مقدار کمتر از 0 نشان دهنده روند نزولی می‌باشد. این اشاره گر از هندسه فراکتال‌ها برای محاسبه بهره وری استفاده می‌کند. هرچه عدد این اشاره گر از 0 دور تر باشد و به 100 نزدیک تر باشد نشان دهنده روند قدرت مند تر می‌باشد. نوسان حول 0 نشان دهنده رقابت در عرصه عرضه و تقاضا می‌باشد.

¹ Subjective Technical Analysis

² Objective Technical Analysis

³ Indicator

⁴ Oscillator

⁵ Value

⁶ Price

برای محاسبه این اشاره گر باید:

$$P_i = 100 \times \frac{\sqrt{(Price_i - Price_{i-N})^2 + N^2}}{\sum_{j=0}^{N-2} \sqrt{(Price_{i-j} - Price_{i-j-1})^2 + 1}}$$

if $Close_i < Close_{i-1}$ $P = -P$

$$PFE_i = EMA(P_i, M)$$

where:

N = period of indicator

M = smoothing period

که در این فرمول EMA میانگین متحرک نمایی می باشد.

برای گرفتن سیگنال از این اشاره گر باید به جهت حرکتی آن توجه کرد. به این صورت که در صورتی که مقدار آن از مقدار کف به سمت صفر حرکت کرد و بالای صفر آمد به معنای وضعیت مناسب برای خرید تعبیر می شود. همچنین باید بر روی این اشاره گر یک مقدار پیک به صورت فرضی در نظر گرفت که اگر مقدار PFE به بالا به سمت مقدار پیک حرکت کرد و سپس به مقدار پیک بازگشت باید وضعیت short اتخاذ شود و یا از معامله خارج شد تا زمانی که وضعیت روند قیمت مشخص تر شود. همچنین برای دریافت سیگنال فروش باید برعکس نکات گفته را در نظر گرفت. با توجه به نکاتی که گفته شد می توان نتیجه گرفت PFE یک اسیلاتور نیز می باشد.

مزایای این اشاره گر استفاده از فراکتال ها می باشد که آن برای پیشبینی روندهای تو در تو مانند امواج الیوت کمک می کند.

2-2-2-2- اشاره گر RMI:

این اشاره گر توسط راجر آلتمن به عنوان یک بهبود بر روی اشاره گر RSI به وجود آمد. در این اشاره گر بر خلاف RSI که قیمت های بسته شدن کندل های پشت سر هم را برای محاسبه در نظر می گرفت، می توان فاصله کندل های از هم را برای محاسبه غیر از 1 در نظر گرفت. همانند RSI برای این اشاره گر نیز مقدار بالای 70 نشان دهنده موقعیت مناسب برای فروش و مقدار کم تر از 30 نشان دهنده موقعیت مناسب برای خرید می باشد.

برای محاسبه این اشاره گر باید ابتدا مقدار صعود و نزول قیمت در طول دوره مد نظر را بدست آوریم به این صورت که قیمت بسته شدن هر کندل را از قیمت M کاندل بعدی کم می‌کنیم که M را به صورت معمول برابر 4 در نظر می‌گیرند. اگر M برابر 1 در نظر گرفته شود، RMI در واقع همان RSI خواهد بود. اگر مقدار منفی بود قدر مطلق این مقدار را به مقدار نزول اضافه می‌کنیم و اگر مثبت بود این مقدار را به مقدار صعود اضافه می‌کنیم. سپس میانگین این دو مقدار را در طول زمان بدست می‌آوریم. برای بدست آوردن مقدار میانگین می‌توان از میانگین ساده و یا میانگین نمایی استفاده کرد. سپس مقدار میانگین صعود را تقسیم بر مقدار میانگین نزول می‌کنیم و این مقدار را RS می‌نامیم. در نهایت مقدار $100 - 100/(1+RS)$ برابر مقدار RSI خواهد بود.

همانند RSI مقادیر بالاتر از 70 و پایین تر از 30 نشان دهنده خرید و فروش هیجانی می‌باشد و مقداری بالای 80 و پایین 20 نیز نشان دهنده خرید و فروش با هیجان خیلی زیاد در بازار می‌باشد. معمولاً باید بین 70 تا 80 و همچنین بین 30 تا 20 توجه خود را بیشتر به دیگر اشاره گرها قرار دهیم. راه دیگری نیز برای دریافت سیگنال از این اشاره گر وجود دارد. به این صورت که یک خط SIGNAL با استفاده از اشاره گر EMA اضافه می‌کنیم و در صورتی که RMI از بالای SIGNAL به زیر آن رفت به معنای فروش و در صورتی که از زیر SIGNAL به بالای آن رفت به معنای خرید در نظر می‌گیریم. با توجه به نکات گفته شده می‌توان دریافت که RMI نیز یک اسیلاتور می‌توان در نظر گرفت.

مشکل این اشاره گر fake break می‌باشد که البته این مشکل تقریباً تمام اشاره گرها در تحلیل تکنیکال می‌باشد اگر تنها از یک اشاره گر استفاده کنیم.

مزایای این اشاره گر محدود کردن خروجی RMI به مقدار 0 تا 100 می‌باشد که کار تحلیل را راحت می‌کند.

2-2-3- اشاره گر Mass Index:

فهرست انبوه نوعی تجزیه و تحلیل فنی است که توسط دونالد دورسی ایجاد شده است و محدوده بین قیمت بالا و پایین سهام را در طی یک دوره زمانی بررسی می‌کند. در صورتی که شاخص تا نقطه ای صعود کند و سپس برگردد نشان دهنده برگشت روند قیمتی می‌باشد. برای محاسبه آن باید EMA بر روی تفاوت قیمت بالا و پایین 9 دوره ای را محاسبه کنیم. سپس بر روی مقدار بدست آمده یک EMA دیگر با دوره 9 محاسبه کنیم. سپس مقدار

بدست آمده در مرحله اول را بر مقدار بدست آمده در مرحله دوم تقسیم کنیم و این مقدار بدست آمده را برای 25 دوره با هم جمع کنیم.

$$\sum_{1}^{25} \frac{9 - \text{Day EMA of (High - Low)}}{9 - \text{Day EMA of a 9 - Day EMA of (High - Low)}}$$

برای گرفتن سیگنال باید به مقدار اشاره گر توجه داشت به این صورت که اگر مقدار آن به عدد 27 رسیده و سپس به 26.5 برگشته است می‌توان نتیجه گرفت روند قیمتی به زودی بر خواهد گشت.

مشکل این اشاره گر این است که مشخص نمی‌کند روند قیمتی به چه سمتی بر خواهد گشت. برای مثال اگر ما در روند صعودی باشیم و MASS INDEX سیگنال بازگشت قیمت دهد، مشخص نیست قیمت بعد از آن نزولی خواهد بود یا اصلاً روندی نخواهیم داشت. برای حل این مشکل باید این اشاره گر را در ترکیب با دیگر اشاره گرها استفاده کرد. یکی از حالت‌های استفاده ترکیبی استفاده از MASS INDEX و SMA به صورت توأمان می‌باشد.

یکی دیگر از مشکلات این اشاره گر، تعداد کم سیگنال‌های داده شده توسط آن می‌باشد. یعنی در حالت‌های محدودی مقدار Mass Index بیشتر از 27 می‌شود که بتوان از آن استفاده کرد.

مزیت آن بیان برگشت روند حتی در حین روند فعلی می‌باشد. با توجه به نکات گفته شده می‌توان دریافت Mass Index را نمی‌توان به تنهایی مورد استفاده قرار داد و حتماً باید با استفاده از دیگر اشاره گرها مورد استفاده قرار گیرد. به بیان دیگر Mass Index یک اسیلاتور نمی‌باشد.

2-2-4- اشاره گر Parabolic SAR :

این اشاره گر توسط J. Welles Wilder توسعه پیدا کرده است. در این اشاره گر روند قیمت نشان داده می‌شود و همچنین می‌توان بر اساس زمان تغییر روند را پیش‌بینی نمود.

برای محاسبه آن از فرمول زیر استفاده می‌شود:

- Uptrend: PSAR = Prior PSAR + Prior AF (Prior EP - Prior PSAR)
- Downtrend: PSAR = Prior PSAR - Prior AF (Prior PSAR - Prior EP)

که در آن EP برابر بزرگترین قیمت بالا برای روند صعودی و کمترین قیمت پایین برای روند نزولی می‌باشد و AF مقدار پایه 0.02 دارد که هر بار به مقداری جدید از EP می‌رسیم به

اندازه 02. اضافه می‌شود تا زمانی که به سقف 2. برسد. سپس مقادیر به دست آمده به صورت نقطه بر روی نمودار قیمت نشان داده می‌شود.

برای استفاده از این اشاره گر می‌بایست به مکان نقاط نسبت به قیمت توجه داشت. اگر نقاط زیر نمودار قیمت باشند به این معنی است که قیمت روند حالت صعودی خواهد داشت و اگر نقاط بالای نمودار قیمت باشند به این معنیست که روند حالت نزولی خواهد داشت. همچنین زمانی که این نقاط به نمودار قیمت برخورد کنند و برای مثال از وضعیت بالای نمودار قیمت به وضعیت پایین نمودار قیمت بروند به این معناست که روند قیمت برخواد گشت و برای نمونه در مثال گفته شده روند از حالت نزولی به زودی تبدیل به حالت صعودی و بدون روند خواهد شد. همچنین می‌توان از این اشاره گر به عنوان حد ضرر استفاده کرد به این صورت که حد ضرر را بر روی نزدیک ترین نقطه Parabolic SAR قرار می‌دهیم.

معمولا این اشاره گر باید در ترکیب با دیگر اشاره گر ها از جمله SMA استفاده شود زیرا در صورتی که روند خاصی نداشته باشیم، Parabolic SAR سیگنال‌های اشتباه و به تعداد زیاد به ما خواهد داد.

از مشکلات این اشاره گر می‌توان همانطور که قبلا گفته شد به Fake Break اشاره کرد. علاوه بر آن این اشاره گر کند به ما سیگنال می‌دهد.

از مزایای این اشاره گر می‌توان به پیشبینی برگشت روند زودتر از آغاز برگشت روند در بعضی از موارد اشاره کرد.

همانگونه که گفته شد می‌توان از این اشاره گر به تنهایی برای معامله استفاده کرد. در واقع جزو اسیلاتور ها قرار می‌گیرد اما همانطور که در قسمت مشکلات بیان شد، در صورت استفاده به تنهایی سیگنال‌های اشتباه زیادی به ما می‌دهد که می‌تواند سود ما را صفر و یا حتی تبدیل به ضرر کند.

2-2-5- اشاره گر ADX:

این اشاره گر به عنوان نشان دهنده قدرت روند استفاده می‌شود و مقدار آن بین 0 تا 100 متغیر است. ADX جهت ندارد به این معنی که هم برای روند نزولی و هم برای روند صعودی به عنوان مثال عدد 50 به یک معناست و باید روند قیمت را برای بررسی با ADX در نظر گرفت. ADX خود از دو خط دیگر به نام DMI استفاده می‌کند.

برای محاسبه آن باید +DI و -DI و DX را محاسبه نمود تا بتوان ADX را محاسبه کرد.

فرمول محاسبه آن به صورت زیر است:

$$\begin{aligned}
+DI &= \left(\frac{\text{Smoothed } +DM}{ATR} \right) \times 100 \\
-DI &= \left(\frac{\text{Smoothed } -DM}{ATR} \right) \times 100 \\
DX &= \left(\frac{|+DI - -DI|}{|+DI + -DI|} \right) \times 100 \\
ADX &= \frac{(\text{Prior ADX} \times 13) + \text{Current ADX}}{14}
\end{aligned}$$

که در آن +DM برابر مقدار بالای حال حاضر منهای مقدار بالای کندل قبلی می‌باشد. همچنین -DM برابر تفاضل مقدار پایین حال حاضر و مقدار پایین کندل قبلی می‌باشد. همچنین Smoothed +DM به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\begin{aligned}
\text{Smoothed } +/-DM &= \sum_{t=1}^{14} DM - \left(\frac{\sum_{t=1}^{14} DM}{14} \right) + CDM \\
CDM &= \text{Current DM} \\
ATR &= \text{Average True Range}
\end{aligned}$$

همچنین DX در صورتی که در طول 14 دوره محاسبه شود، باید smooth شود که بعد از آن تبدیل به ADX می‌شود.

برای استفاده از ADX می‌بایست باید توجه داشت مقدار کمتر از 20 در آن به معنای روند با قدرت ضعیف و مقدار بیشتر از 25 به معنای روند با قدرت زیاد می‌باشد. همچنین برای گرفتن سیگنال از آن باید به دو خط +DM و -DM توجه داشت. در صورتی که خط +DM از پایین به سمت بالا خط -DM را بشکند می‌توان از آن سیگنال خرید را برداشت نمود و در صورتی که برعکس این اتفاق رخ دهد سیگنال فروش صادر شده است. همچنین باید هنگام تحلیل دو خط +DM و -DM به مقدار ADX توجه داشت. اگر تداخل رخ داد و مقدار ADX بیشتر از 25 باشد، ارزش سیگنال دریافتی بیشتر می‌شود.

از معایب آن می‌توان به دقت کم در پیشبینی اشاره کرد. همچنین تعداد برخوردهای +DM و -DM نیز در نمودارهای با نوسان زیاد مانند ارز دیجیتال زیاد است.

از مزایای آن می‌توان به سیگنال دهی برای تغییر روند و بیان میزان دقت تغییر روند توسط خود اشاره گر که با توجه به مقدار ADX به دست می‌آید اشاره کرد.

2-2-2-6- اشاره گر TRIX:

از این اشاره گر به عنوان پیشبینی کننده روند استفاده می‌شود و بسیار شبیه به MACD می‌باشد. استفاده از آن به این صورت است که میزان هیجان در بازار هنگام خرید و فروش را نشان می‌دهد. مقدار از منفی بینهایت تا بی نهایت ادامه دارد اما در بیشتر مواقع در نزدیکی صفر حرکت می‌کند.

برای محاسبه آن باید سه بار بر روی قیمت EMA گرفت به صورت زیر:

$$EMA1(i) = EMA(\text{Price}, N, 1)$$

$$EMA2(i) = EMA(EMA1, N, i)$$

$$EMA3(i) = EMA(EMA2, N, i)$$

در نهایت مقدار TRIX به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$TRIX(i) = \frac{EMA3(i) - EMA3(i-1)}{EMA3(i-1)}$$

برای استفاده از TRIX اگر خط آن از زیر 0 به بالای آن رفت به معنای سیگنال خرید و در صورتی که از بالای خط 0 به زیر آن آمد به معنای سیگنال فروش می‌باشد. همچنین مقدار مثبت TRIX به معنای افزایش روند صعودی و مقدار منفی آن به معنای افزایش روند نزولی می‌باشد. در صورتی که بین نمودار TRIX و نمودار قیمت تناقض وجود داشته باشد، به احتمال زیاد به زودی روند قیمت به شدت بر خواهد گشت. همچنین باید توجه داشت که هرچه بازه زمانی انتخاب شده کوچک تر باشد، TRIX با دقت بیشتری می‌توان پیشبینی کند.

دو مزیت اصلی TRIX حذف نویزهای قیمتی در آن با سه بار گرفتن EMA از قیمت و همچنین جلوگیری از نمودار قیمت برعکس اکثر اشاره گرهای دیگر می‌باشد.

با توجه به نکات گفته شده می‌توان TRIX را دسته اسیلاتورها قرار داد.

2-2-2-7- اشاره گر William R :

این اشاره گر توسط Larry Williams توسعه یافته است. در این اشاره گر مقدارهای نمایش داده شده بین 100- تا 0 می باشد. William R نشان دهنده زمان های فروش و خرید هیجانی در نمودارها می باشد و برای محاسبه از نسبت قیمت بسته شده به تفاوت قیمت های بالا و پایین در هر کندل استفاده می کند.

برای محاسبه آن از فرمول زیر استفاده می شود:

$$\text{Williams \%R} = \frac{\text{Highest High} - \text{Close}}{\text{Highest High} - \text{Lowest Low}}$$

که در آن Highest High برابر بیشترین قیمت بالا در بازه زمانی مورد نظر و Lowest Low برابر کمترین قیمت پایین در بازه مورد نظر، که معمولاً برابر 14 می باشد، می باشد.

برای استفاده از آن باید توجه داشت مقدار 20- برابر محدوده خرید هیجانی و مقدار 80- برابر محدوده فروش هیجانی می باشد. در صورتی که روند صعودی باشد و اشاره گر به بالای 20- رفته و پایین آمده اما دیگر نتوانسته دوباره به بالای 20- برود می توان برداشت کرد که سرعت روند با مشکل مواجه شده است و این نکته برای روند نزولی و مقدار 80- اشاره گر نیز به طریق مشابه برقرار می باشد.

از مشکلات آن می توان به عدم توانایی شناخت برگشت روند در آن اشاره کرد. William R تنها می تواند خرید و فروش هیجانی را نشان دهد اما قادر به پیشبینی زمان برگشت از خرید و فروش هیجانی و برگشت از روند صعودی یا نزولی نمی باشد. همچنین چون از دوره زمانی 14 استفاده می شود و این مقدار بازه کوچکی را شامل می شود، پاسخ اشاره گر به روند قیمتی سریع می باشد که نتیجه آن دادن سیگنال های اشتباه به تعداد زیاد می باشد.

از مزایای آن می توان به سهولت استفاده از آن اشاره کرد.

همانطور که گفته شد نمی توان از William R به صورت مستقل استفاده کرد که نتیجتاً نمی توان آن را در دسته اسیلاتورها قرار داد و برای استفاده از آن می بایست در اشاره گرهای دیگر استفاده کرد.

2-2-2-8- اشاره گر Money Flow

این اشاره گر نیز همانند RSI و ... نشان دهنده محدوده‌های فروش هیجانی و خرید هیجانی می‌باشد. مقدار آن بین 0 تا 100 بوده و همچنین علاوه بر نشان دادن هیجانات بازار، می‌تواند بر اساس تناقض روند با روند قیمت، برگشت روند را پیشبینی کند. تفاوت آن با RSI در آن است که علاوه بر قیمت، حجم معاملات را نیز در نظر می‌گیرد.

برای محاسبه آن می‌بایست از فرمول زیر استفاده کرد:

$$\text{Money Flow Index} = 100 - \frac{100}{1 + \text{Money Flow Ratio}}$$

که در آن Money Flow Ratio برابر فرمول زیر محاسبه می‌شود:

$$\text{Money Flow Ratio} = \frac{14 \text{ Period Positive Money Flow}}{14 \text{ Period Negative Money Flow}}$$

$$\text{Raw Money Flow} = \text{Typical Price} * \text{Volume}$$

$$\text{Typical Price} = \frac{\text{High} + \text{Low} + \text{Close}}{3}$$

که در آن Positive Money Flow برابر جمع Money Flowهایی است که در آن کندل Money Flow از Money Flow کندل قبلی بیشتر است و Negative Money Flow نیز به همین صورت محاسبه می‌شود.

یکی از راه‌های استفاده از MFI در نظر گرفتن تناقضات می‌باشد. به این صورت که اگر روند MFI با روند نمودار قیمت هم راستا نباشند، به زودی روند قیمت بر می‌گردد. همچنین برای تحلیل MFI باید به مقادیر نشان داده توسط آن توجه شود به این صورت که اگر مقدار آن بالای 80 باشد نشان دهنده خرید هیجانی و اگر پایین 20 باشد نشان دهنده فروش هیجانی می‌باشد. این دو فقط نشان دهنده هیجان بازار می‌باشند و به معنای بازگشت روند نیستند.

چون MFI از اطلاعات حجم معاملات نیز استفاده می‌کند، از نمودار قیمت جلوتر است که باعث مزیت آن نسبت به RSI می‌شود.

از مشکلات آن می توان به سیگنال های اشتباه صادره اشاره کرد. مثلاً MFI سیگنال بازگشت قیمت به ما می دهد اما قیمت باز نمی گردد. از دیگر مشکلات آن می توان به سیگنال ندادن بعضی از اتفاقات اشاره کرد. به این صورت که روند به زودی باز خواهد گشت اما MFI این بازگشت را نمی تواند پیش بینی کند.

همانطور که گفته شد می توان دریافت MFI نمی تواند به تنهایی برای معاملات کار گشا باشد و باید در ترکیب با دیگر اشاره گر ها استفاده شود. برای همین در دسته اسیلاتورها قرار نمی گیرد.

9-2-2-2-OBV: اشاره گر

این اشاره گر توسط Joseph Granville توسعه یافته و از حجم معاملات برای سیگنال دهی استفاده می کند. مبنای کار آن بررسی رفتار خریداران کلان یا صنعتی و خریداران با سرمایه محدود می باشد. برای این کار زمانی که حجم معاملات زیاد می شود اما قیمت هنوز نسبتاً ثابت باقی مانده، بالاخره نمودار حجم نمودار قیمت را با خود هم راستا می کند و در این زمان در حالی که افراد با سرمایه خرد در حال خرید هستند، بازیگران بزرگ شروع به فروش دارایی خود می کنند.

برای محاسبه آن از فرمول زیر استفاده می شود:

$$OBV = OBV_{prev} + \begin{cases} \text{volume,} & \text{if close} > \text{close}_{prev} \\ 0, & \text{if close} = \text{close}_{prev} \\ -\text{volume,} & \text{if close} < \text{close}_{prev} \end{cases}$$

برای استفاده از OBV تنها باید به روند نمودار آن و روند نمودار قیمت توجه کرد. در صورتی که این دو در یک راستا نباشند به زودی نمودار OBV تاثیر خود را بر روی نمودار قیمت خواهد گذاشت و آن را با خود هم راستا خواهد کرد. علت همراهی شدن قیمت با OBV رفتار بازیگران کلان می باشد. برای مثال ورود حجم عظیمی از جریان مالی به بازار باعث افزایش قیمت ها خواهد شد. این بازیگران حال که با خرید یک برای مثال سهم باعث افزایش قیمت آن شده اند، آن سهم را به قیمت بالاتر می فروشند.

از مزایای OBV جلو بودن آن از نمودار قیمت از لحاظ زمانی می‌باشد. البته این نکته خود یکی از مشکلات OBV نیز می‌باشد زیرا اشاره گر سیگنال برگشت قیمت را صادر می‌کند اما مشخص نیست این برگشت قیمت به چه میزان است. همچنین یکی دیگر از مشکلات آن تاثیر پذیری آن از اتفاقات ناگهانی می‌باشد. برای مثال اگر تحت شرایط خاص حجم معاملات در طی فقط یک روز جهش شدیدی کند، این تاثیر تا مدتی بر روی OBV باقی می‌ماند در حالی که تغییر در روند قیمت ایجاد نخواهد شد.

با توجه به نکات گفته شده می‌توان از OBV به تنهایی استفاده کرد اما مشکل آن عدم ارائه اطلاعات با دقت مناسب می‌باشد. برای همین پیشنهاد می‌شود با دیگر اشاره گرها همانند SMA برای افزایش دقت و افزایش اطلاعات استخراجی از نمودار قیمت استفاده شود.

2-2-10- اشاره گر VOLUME PRICE TREND:

این اشاره گر برای اندازه گیری تعادل بین عرضه و تقاضا مورد استفاده قرار می‌گیرد. همانند OBV از جمع تجمعی حجم معاملات استفاده می‌کند و همچنین درصد تغییر در روند را اندازه گیری می‌کند.

برای محاسبه آن از فرمول زیر استفاده می‌کنند:

$$VPT = \text{Previous VPT} + \text{Volume} \times (\text{Today's Close} - \text{Previous Close}) / \text{Previous Close}$$

برای استفاده از آن می‌بایست از یک خط signal که یک میانگین متحرک دیگر مانند EMA است استفاده کرد. همچنین باید از VPT همراه با دیگر اشاره گرها همانند ADX و یا دو SMA با بازه متفاوت استفاده کرد. برای مثال در صورت استفاده از ADX همراه با VPT اگر مقدار ADX بالای 25 باشد و VPT نیز بالای خط signal باشد، تحلیل کننده می‌تواند از وجود روند صعودی اطمینان حاصل کند و وارد جایگاه خرید شود. همچنین اگر از دو SMA با دوره‌های متفاوت برای مثال 20 و 50 استفاده کند و خط SMA با دوره 20 از بالا به پایین خط 50 بیاید و همچنین VPT زیر خط signal باشد نشان دهنده روند نزولی می‌باشد و می‌تواند وارد جایگاه فروش شود. همچنین تناقض در روند قیمت و روند VPT نشان دهنده وجود مشکل می‌باشد و تحلیل کننده باید با دقت دوچندان و با استفاده از دیگر اشاره گرها سعی کند روند قیمتی را پیشبینی کند.

مشکل این اشاره گر عدم توانایی سیگنال دهی به صورت مستقل می باشد و حتما باید همراه با دیگر اشاره گرها مورد استفاده قرار بگیرد.

خوبی آن می توان به جلو بودن از نمودار قیمت از لحاظ زمانی اشاره کرد.

2-2-2-11- اشاره گر MACD:

این اشاره گر از دو المان تشکیل شده است، 1-macd و 2-signal. برای محاسبه macd باید EMA (میانگین متحرک نمایی) 26 دوره را از 12 ema دوره ای کم کنیم. برای محاسبه خط signal باید از EMA با دوره 9 استفاده کنیم. البته این اعداد پیشنهادی هستند و در شرایط مختلف می توانند تغییر کنند اما 26 و 12 و 9 بیشترین جامعیت برای تحلیل را دارا می باشند.

$$MACD = 12\text{-Period EMA} - 26\text{-Period EMA}$$

برای استفاده از MACD باید جایگاه خط signal نسبت به نمودار macd را در نظر گرفت به این صورت که اگر خط signal نمودار macd را از پایین به بالا قطع کرد نشان دهنده این است که نمودار قیمت به احتمال نسبتا زیاد نزولی خواهد شد و اگر signal نمودار macd را از بالا به پایین قطع کرد نشان دهنده این است که در نقطه تقاطع روند صعودی خواهد شد.

همچنین می توان موارد دیگری را نیز از MACD استنتاج کرد. برای مثال اگر دوقله نمودار قیمت را به هم وصل کنیم و دو نقطه متناظر آنها را در macd پیدا کرده و به هم وصل کنید و این دو خط با هم موازی نباشند نشان دهنده این است که روند به زودی شکسته خواهد شد و از حالت فعلی خارج می شود.

در بعضی از برنامه ها علاوه بر دو خط گفته شده، نموداری تحت عنوان Histogram نیز نمایش داده می شود که این نمودار حاصل تفاضل خط macd و خط signal می باشد و برای بهبود دید نسبت به وضعیت دو خط macd و signal نمایش داده می شود.

از نقاط قوت MACD می توان به کامل بودن آن اشاره کرد، به این معنی که تنها با استفاده از MACD می توان تحلیل کامل از روند قیمت انجام داد.

از مشکلات آن می توان به False Break اشاره کرد. همچنین نمودار دارای لختی نسبت به نمودار قیمت می باشد. به بیان دیگر کند سیگنال صادر می کند.

از نکات گفته شده می‌توان برداشت کرد که این اشاره گر در دسته بندی اسیلاتورها قرار می‌گیرد.

2-2-2-12- اشاره گر RSI:

این اشاره گر برای بیان شدت صعود و نزول و همچنین بیان زمان‌های خرید و فروش هیجانی در نمودار قیمت توسط J. Welles Wilder به وجود آمده است. مقدار این اشاره گر محدود به 0 تا 100 می‌باشد.

برای محاسبه این اشاره گر باید از فرمول زیر استفاده نمود:

$$RSI = 100 - 100 / (1 + RS)$$

$$RS = \text{Relative Strength} = \text{AvgU} / \text{AvgD}$$

$$\text{AvgU} = \text{average of all up moves in the last N price bars}$$

$$\text{AvgD} = \text{average of all down moves in the last N price bars}$$

$$N = \text{the period of RSI}$$

در فرمول بالا AvgU برابر میانگین صعود قیمت در N دوره می‌باشد. برای محاسبه آن باید قیمت بسته شدن هر کندل را از کندل قبلی کم کنیم. اگر این مقدار مثبت بود آن را با AvgU جمع می‌کنیم در غیر این صورت اندازه این مقدار را با AvgD جمع می‌کنیم و در نهایت AvgU و AvgD را تقسیم بر N می‌کنیم تا مقدار میانگین آنها محاسبه شود.

برای تحلیل با RSI باید توجه کرد که مقدار این اشاره گر بین 100 تا 0 محدود است. اگر این مقدار به 70 نزدیک شود نشان دهنده ورود به منطقه خرید هیجانی است و اگر به 80 رسید نشان دهنده حضور در منطقه خرید هیجانی می‌باشد که در این صورت باید در معامله خرید جانب احتیاط را بیش از پیش رعایت کرد. هم چنین اعداد 30 و 20 نیز نشان دهنده ورود به منطقه فروش هیجانی و حضور در منطقه فروش هیجانی می‌باشد.

از مزایای آن می‌توان به محدود بودن بازه عددی آن اشاره کرد که کار تحلیل را برای تحلیل گران آسان می‌کند.

از معایب آن می‌توان به False Break اشاره نمود. همچنین در صورتی که نمودار قیمت در یک وضعیت صعودی طولانی مدت باشد، RSI در حالت بالای 80 که به معنای خرید هیجانی

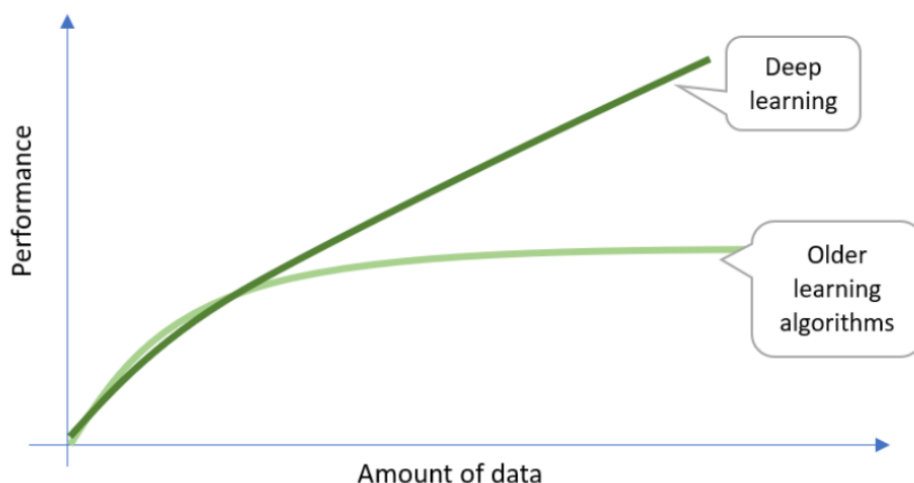
است باقی می ماند در حالی که با توجه به علل بنیادی و شرایط دیگر، قیمت روندی طبیعی را طی می کند.

با توجه به نکات گفته شده می توان از RSI به تنهایی برای تحلیل قیمت استفاده نمود اما همانند دیگر اشاره گر ها دارای نواقصی می باشد که استفاده تنها از آن می تواند سود ما را کاهش دهد. برای همین همانند تمام اشاره گر های دیگر پیشنهاد می شود در همراهی با دیگر اشاره گر ها استفاده شود.

3-2- مقدمه ای بر یادگیری عمیق

یادگیری عمیق زیر ساخه ای از یادگیری ماشین است. الگوریتم ها و ساختارهای استفاده شده در یادگیری عمیق به گونه ای طراحی شده اند که فرآند یادگیری را مشابه آنچه در مغز انسان صورت می گرد انجام دهند. یادگیری عمیق بر اساس روش های یادگیری ماشین مبتنی بر یادگیری با نمایش داده ها¹ است. به این معنی که از الگوریتم های مختص به یک کار خاص در این یادگیری استفاده نمی شود. در این نوع یادگیری سعی می شود با در نظر گرفتن داده ها به روابط پنهان میان آنها پی برده شود. با توجه به یادگیری بر اساس نمایش داده، نوع و حجم داده در دقت مدلی که بر این اساس طراحی می شود بسیار موثر است. همچنین این نوع ساختار یادگیری توانایی انطباق با تغییرات داده هیا ورودی را دارد و برای این کار نیازی به تغییر اساسی ساختار شبکه یادگیری نیست. یکی از مهمترین دلایل استفاده بیشتر از یادگیری عمیق در سالهای اخیر، حجم بالای داده ای است که امروزه تولید می شوند. عملکرد مدل های یادگیری عمیق با افزایش تعداد داده ها افزایش می یابد اما در مقابل الگوریتم های یادگیری ماشین با افزایش تعداد داده بعد از مدتی به نقطه اشباع میرسند و عملکرد آنها دیگر بهبود پیدا نمی کند. جهت روشن تر شدن نحوه رشد عملکرد مدل های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق به شکل 3-2 مراجعه کنید.

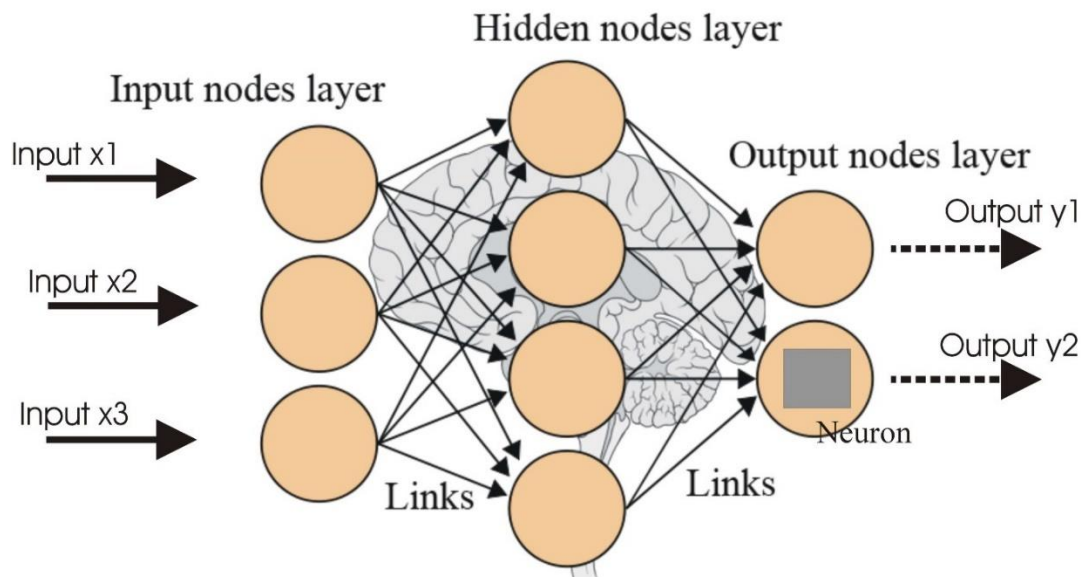
¹ Data representations



شکل 2-3 تفاوت روش یادگیری عمیق و یادگیری ماشین

امروزه به دلیل پیشرفت‌هایی که در یادگیری عمیق صورت گرفته است، این نوع یادگیری در زمینه‌های مختلفی استفاده شده است. به دلیل عملکرد مناسب یادگیری عمیق در زمینه‌هایی مانند تحلیل سری‌های زمانی، یادگیری عمیق در این زمینه‌ها بسیار مورد توجه قرار گرفته است و کارهای پژوهشی زیادی بر اساس آن انجام می‌شود. مدل‌های یادگیری عمیق به صورت لایه ای عمل می‌کنند که یک مدل ابتدایی در این زمینه حداقل دارای سه لایه می‌باشد. اولین لایه، لایه ورودی نامیده می‌شود که داده ورودی مدل، ورودی این لایه است. آخرین لایه، لایه خروج نامیده می‌شود که خروجی مدل، خروجی این لایه است. هر لایه اطلاعات را از لایه قبل از خود دریافت می‌کند و بعد از انجام عملیات بر روی ورودی، داده را به لایه بعد از خود تحویل می‌دهد. در هر لایه نیز تعدادی گره یا سلول عصبی¹ وجود دارد. به همین دلیل مدل‌های یادگیری عمیق با پیاده سازی یک شبکه از این گره‌ها که به آن شبکه عصبی می‌گویند به وجود می‌آیند. این ساختار لایه ای در شکل 2-4 نمایش داده شده است.

¹ Neuron



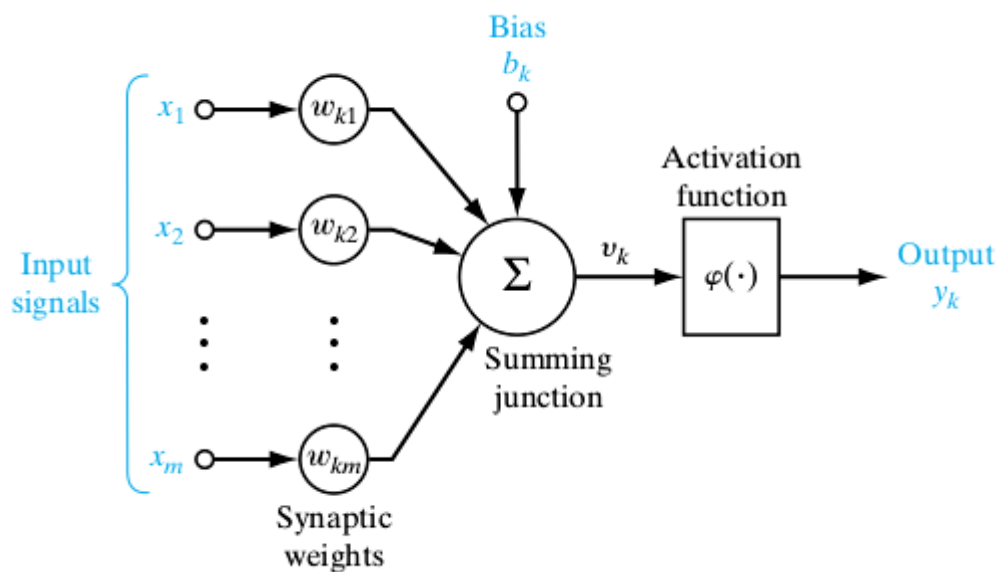
شکل 4-2 نمونه یک شبکه عصبی

هر سلول عصبی در این ساختار، وردی خود را از سلول‌های لایه قبل که به آنها متصل است می‌گیرد و تابع فعال سازی¹ را بر روی جمع وزن دار ورودی‌ها اعمال می‌کند. نتیجه این محاسبات به عنوان خروجی به سلول‌های متصل لایه بعد فرستاده می‌شود. یال متصل کننده دو سلول دارای وزن است که در محاسبات سلول‌های عصبی مورد استفاده قرار می‌گیرد. وزن یارها بر اساس عملکرد یا دقت شبکه با توجه به داده‌های دیده شده به روز رسانی می‌شود. اگر دقت شبکه بالا باشد، وزن‌ها تغییر نمی‌کنند و اگر دقت پایین باشد، وزن‌ها برای بهبود عملکرد به روز می‌شوند. وزن‌ها از طریق کاهش گرادیان² و پس انتشار³ بدست می‌آیند. محاسبات یک سلول به صورت کلی در شکل 5-2 نمایش داده شده است. در ادامه به نحوه اتصال شبکه‌های عصبی برای ساخت مدل‌های یادگیری عمیق خواهیم پرداخت.

¹ Activation Function

² Gradient Descent

³ Back Propagation



شکل 2-5 نمونه انجام عملیات در یک نورون شبکه عصبی

1-3-2- روش‌های اتصال در شبکه‌های عصبی برای ساخت مدل‌های یادگیری عمیق

برای ساخت مدل یادگیری عمیق، چندی لایه از شبکه عصبی به شکل‌های جریان داده به طرف جلو¹ یا جریان داده با باز خورد² به یکدیگر متصل می‌شوند. در حالت جریان داده به طرف جلو، اتصالات دور تشکیل نمی‌دهند و داده ورودی در یک جهت مستقیم به طرف خروجی جریان می‌یابد. این نوع ساختار به طور گسترده برای تشخیص الگو³ به کار می‌رود. در حالت جریان داده با باز خورد، در میان اتصالات دور وجود دارد و جریان داده فقط در یک جهت نیست. خروجی بدست آمده در شبکه به عنوان ورودی شبکه نیز استفاده می‌شود که باعث ایجاد دور در این ساختار می‌شود. در بخش‌های بعد برای تحلیل احساس با یادگیری عمیق، وظایف لایه‌ها، شبکه‌های مورد استفاده در هر یک از لایه‌های سه گانه و نحوه جریان داده در آن‌ها مورد بررسی قرار می‌گیرد.

2-3-2- لایه خروجی

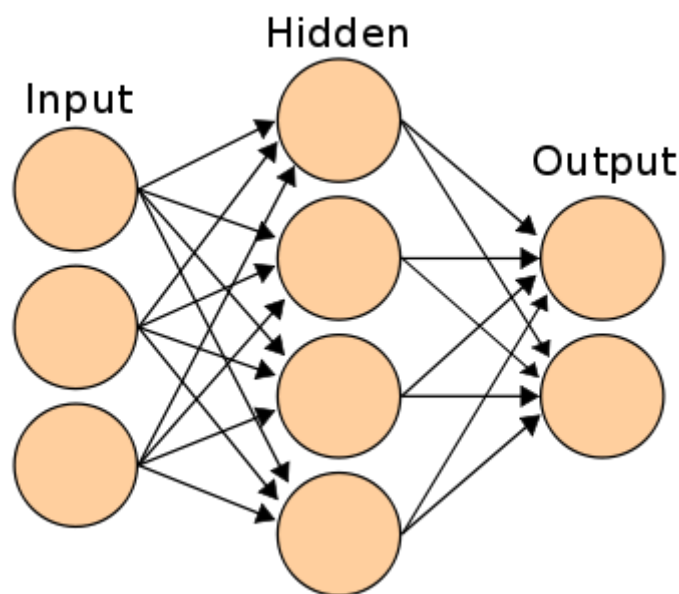
وظیفه این لایه تعیین دسته‌ی ورودی بر اساس چکیده‌ی ویژگی‌های مربوط به احساس ورودی اولیه است که این چکیده‌ی ویژگی‌ها توسط لایه پنهان تهیه می‌شود. این لایه ویژگی‌های تولید شده در لایه قبل را می‌گرد و تسط اعمال وزن‌های متناسب با این ویژگی‌ها به تعیین

¹ Feed Forward

² Feedback

³ Pattern Recognition

برچسب صحیح می‌پردازد. پس در این لایه با کاری شبیه به تشخیص الگو مواجه هستیم. پس طبق آنچه در قبل دیدیم جریان داده به طرف خروجی است. شبکه کاملاً متصل¹، شبکه‌ای از سلول‌های عصبی است که برای وظیفه این لایه مورد استفاده قرار می‌گیرند. در شکل 2-6 ساختار کلی این لایه نشان داده شده است.



شکل 2-6 ساختار لایه خروجی

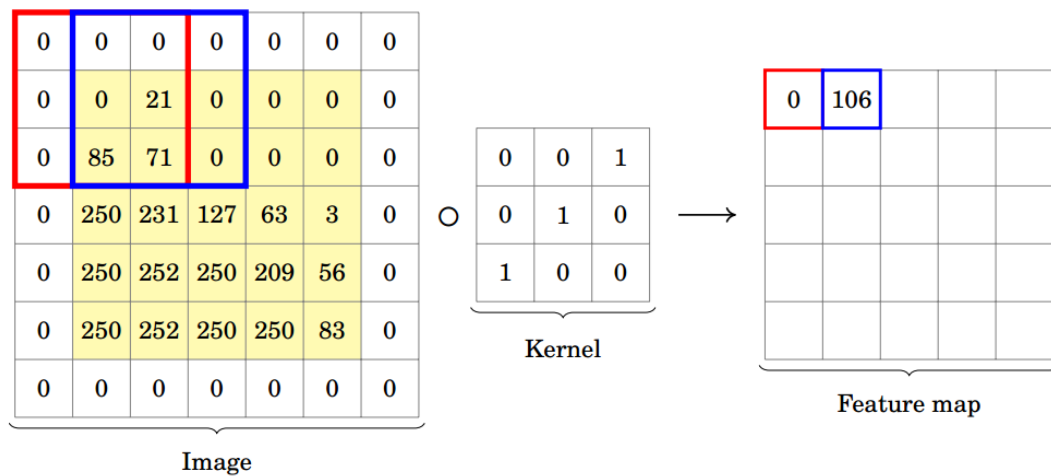
3-3-2- لایه پنهان

وظیفه این لایه تولید چکیده‌ی ویژگی‌های ورودی اولیه برای تحلیل روند است که ویژگی‌های ورودی اولیه توسط لایه ورودی تولید می‌شوند. این لایه به دنبال ترکیب ویژگی‌های ورودی و استخراج ویژگی‌های مناسب برای دسته‌بندی است.

¹ Fully Connected

2-3-3-1- شبکه عصبی پیچشی

این نوع شبکه به طرو گسترده برای تشخیص و دسته بندی عکس مورد استفاده قرار می گیرد. به این نوع شبکه CNN می گویند. مهم ترین بخش ها در این شبکه لایه پیچش^۱ و لایه تجمعی^۲ است. در الیه پیچش عملیات ریاضی پیچش بر روی ماتریس ورودی با توجه به ماتریس هسته^۳ انجام می شود. در شکل 2-7 ماتریس های عملیات پیچش و نتیجه سمت چپ و بالا حاصل عملیات نشان داده شده است. تا این جا ما با لایه پیچش و عملیاتی که در آن انجام می شود، آشنا شده ایم. همان طور که دیده می شود در عملیات پیچش، ویژگی ها با توجه به پیکشسل ها و در نظر گرفتن چند پیکسل در کنار هم بدست می آیند.



شکل 2-7 نمونه انجام پیچش در CNN

برای پیشبینی قیمت به کمک CNN نیاز است که به ورودی به صورت عکس نگاه کنیم. برای این کار یک بازه زمانی از قیمت مثلاً به طول 20 را در نظر گرفته و تعدادی از اندیکاتورهای اشاره شده را بر روی آن ها محاسبه می کنیم و آن ها را به آرایه قیمت اضافه می کنیم. نتیجه به دست آمده یک ماتریس دوبعدی به اندازه $20 \times n$ خواهد بود که n تعداد اندیکاتورهای مورد استفاده به علاوه یک (که همان ستون قیمت می باشد) است. در شکل 2-8 می توان ماتریس گفته شده را مشاهده نمود.

¹ Convolution

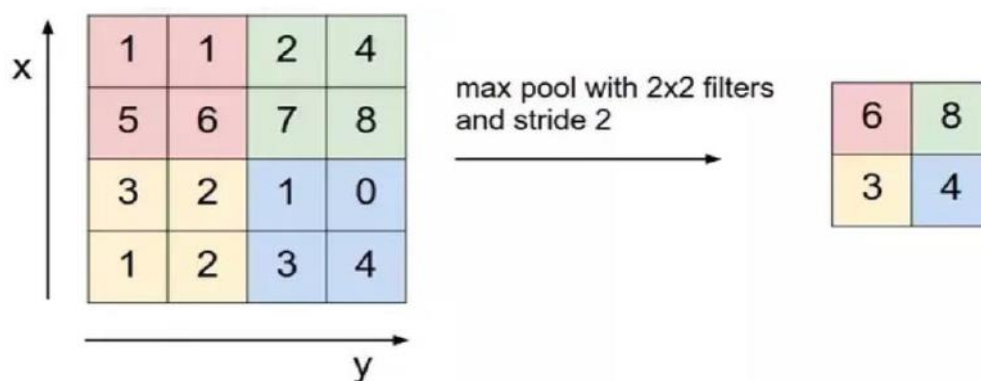
² Pooling layer

³ Kernel

	price	first indicator	...	n'th indicator
period 1	a_{11}	a_{12}	...	a_{1n}
period 2	a_{21}	a_{22}	...	a_{2n}
	a_{31}	a_{32}	...	a_{3n}
	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
period n	a_{m1}	a_{m2}	...	a_{mn}

شکل 2-8 ماتریس داده های مورد استفاده

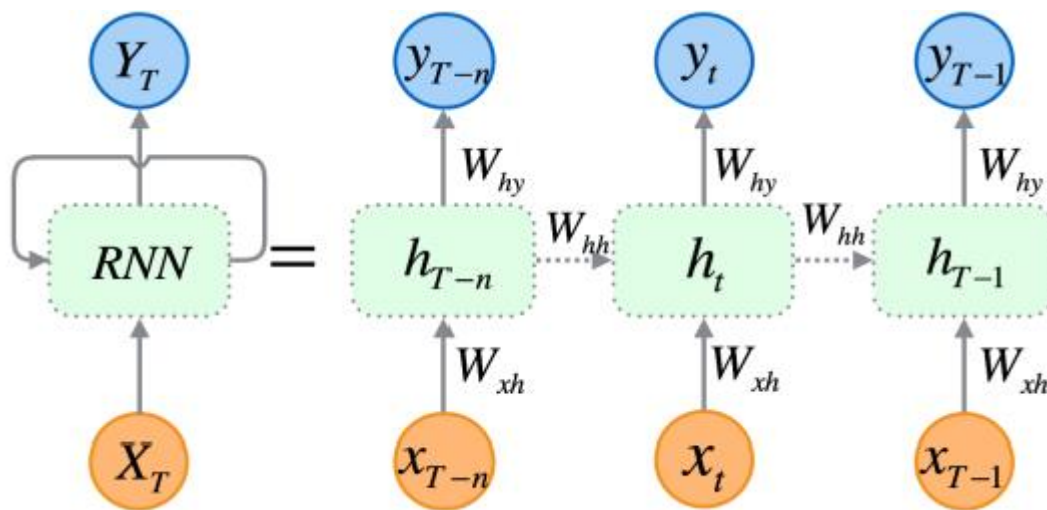
لایه با اهمیت دیگر در این شبکه، لایه تجمعی است. در این لایه تعداد پارامترها برای متریس‌های ورودی بزرگ کاهش می‌یابد و ابعاد ماتریس‌های حاصل از پیچش به گونه ای کاهش پیدا می‌کند که اطلاعات با ارزش حفظ شوند. تجمیع با حداکثر گیری، تجمیع با میانگین گیری و تجمیع با جمع کردن سه نوع مختلف تجمیع هستند. برای فهم عملیات تجمیع، تجمیع با حداکثر گیری را تشریح می‌کنیم. برای این کار یک هسته مثلا با اندازه 2×2 مشخص می‌ود و بزرگتری عدد که درون این هسته قرار دارد خروجی خواهد بود. حرکت هسته بر روی ماتریس ویژگی‌ها و عملیات تجمیع با حداکثر گیری در شکل 2-9 نشان داده شده است. با استفاده از لایه‌های پیچش و تجمیع می‌توان شبکه عصبی ای برای پیشبینی روند قیمت ساخت.



شکل 2-9 نمونه خروجی با فیلتر 2×2 و پرش 2

2-3-3-2- شبکه عصبی LSTM

در شبکه‌های عصبی سنتی، ما ورودی‌ها را به یک دیگر و خروجی‌ها را به یک دیگر وابسته نمی‌دانستیم اما در مواردی مثل پیش بینی روند قیمتی در بازار ارز دیجیتال، با این واقعیت مواجه بودیم که پیش بینی قیمت، به قیمت‌های قبلی وابسته است. این وابستگی باعث می‌شود ساختارهای قدیمی کارایی لازم را برای پیش‌بینی نداشته باشند. به همین دلیل به ساختار نیاز داشتیم که بتواند اطلاعات قبلی را به خاطر بیاورد. ایده اصلی این ساختار را می‌توان با یک مثال از زندگی خودمان بیان کرد. فرض کنید شما در حال تماشای یک فیلم هستید و در میان فیلم، پخش فیلم را متوقف می‌کنید تا انتهای آن را پیش بینی کنید. پیش بینی شما به میزان زمانی که از فیلم تماشا کرده اید و زمین هفیلیم تا آن لحظه بستگی دارد. ¹RNN شبکه عصبی است که قابلیت به خاطر سپرد داده‌های گذشته را دارد و می‌تواند مشکل شبکه‌های عصبی را برطرف کند. ساختار کلی این شبکه در شکل 2-10 آمده است.



شکل 2-10 ساختار کلی LSTM

این ساختار اطلاعات را در طول زمان به خاطر می‌سپارد که برای پیش بینی بر اساس یک سری اتفاقات پشت سر هم در طول زمان مناسب می‌باشد. که به این ویژگی حافظه کوتاه مدت طولانی² گفته می‌شود. در جمله، این ساختار یادگیری کمک می‌کند که ویژگی‌های مبتنی بر تاریخچه روند قیمت بدست بیایند. برای به خاطر سپردن اطلاعات در این ساختار از ایجاد دور در شبکه استفاده

¹ Recurrent Neural Network

² Long Short-tem memory

می‌شود و وضعیت در یک زمان به عنوان ورودی برای زمان بعدی مورد استفاده قرار می‌گیرد. این در به این ساختار کمک می‌کند که ترتیب ورودی‌ها را به خاطر بسپارد. اگر X_t ورودی در زمان t باشد و h_{t-1} وضعیت در زمان قبل باشد، وضعیت در زمان t با رابطه زیر تعیین می‌شود:

$$h_t = f(h_{t-1}, X_t)$$

برای تعیین وضعیت، از تابع فعال سازی \tanh بر روی ترکیب خطی از ورودی این زمان و وضعیت در زمان قبل استفاده می‌شود. وضعی در زمان t با رابطه زیر تعیین می‌شود:

$$h_t = \tanh(W_{hh} \times h_{t-1} + W_{xh} \times X_t)$$

برای بدست آوردن خروجی در هر زمان نیز از ضرب یک شریب در وضعیت آن زمان مانند رابطه زیر استفاده می‌شود:

$$y_t = h_t \times W_{hy}$$

در رابطه‌های بالا با وزن‌هایی روبه رو هستیم که این وزن‌ها از طریق فرآیند یادگیری بر اساس داده‌های آموزش محاسبه می‌شوند. در LSTM یادگیری بر اساس ورودی کنونی و ورودی‌های گذشته است.

4-3-2- جمع بندی

در این فصل با مفاهیم اولیه و پیش زمینه‌های تحلیل بازارهای مالی آشنا شدیم. این مفاهیم و چیش زمینه‌ها به درک بهتر مسئله، چالش‌های این نوع تحلیل و راه‌های موجود کمک می‌کنند و ما را برای ارائه مدل‌های پیشنهادی در فصل بعد کمک خواهند کرد.

فصل 3

مدلسازی

3-1- مقدمه

در این فصل نخست به معرفی ساختار و جزئیات مدل پیشنهادی و جزئیات آن خواهیم پرداخت و در ادامه به معرفی معیارهای ارزیابی و مجموعه داده‌های مورد استفاده می‌پردازیم. در آخر نیز به بیان نتایج و تحلیل این نتایج خواهیم پرداخت. در این معرفی به بیان چالش‌های مسئله و کمک مدل‌های پیشنهادی به حل آنها پرداخته می‌شود. در این فصل فقط به معرفی مجموعه داده می‌پردازیم و نحوه جمع‌آوری مجموعه داده و نحوه پیاده‌سازی مدل‌ها را در فصل بعد توضیح خواهیم داد.

3-2- مدل پیشنهادی برای پیشبینی روند قیمت در بازار ارز دیجیتال

ما برای پیشبینی قیمت می‌خواهیم از یادگیری عمیق استفاده کنیم. در فصل گذشته به بررسی مدل‌های یادگیری عمیق پرداختی. دیدیم که مدل‌ها دارای سه لایه ورودی، مخفی و خروجی هستند. مدل‌های مورد استفاده ما LSTM و CNN می‌باشد. با توجه به اینکه LSTM یک مدل با حافظه می‌باشد می‌تواند بر اساس گذشته تصمیم‌گیری مناسب برای ما داشته باشد در حالی که CNN می‌تواند در برابر نویز قیمتی مقاوم تر باشد. به صورت کلی ما 6 مدل مختلف ساخته ایم که آنها با توجه به طول بازه زمانی مورد بررسی به دو گروه 5 و 20 تقسیم می‌شود. در دو مدل از CNN استفاده شده است و در چهار مدل دیگر از LSTM استفاده شده است که این 4 مدل LSTM به دو گروه 2 مدلی تقسیم می‌شود که در شکل ساختار با یکدیگر متفاوت اند. در ادامه به معرفی ساختار داخلی این 6 مدل خواهیم پرداخت.

3-2-1- لایه ورودی

برای لایه ورودی می‌بایست انتخاب کنیم که طول بازه زمانی برای یاد دهی¹ مدل به چه

¹ Train

میزان باشد. برای این کار دو بازه زمانی 5 و 20 دوره ای انتخاب شده اند. در بازه زمانی به طول 5 مدل ها سریع تر آموزش می بینند و به تعداد لایه کمتر نورون در لایه مخفی نیاز است. اما در بازه زمانی به طول 20 دقت می تواند بیشتر شود به شرطی که تعداد لایه های نورون در لایه مخفی افزایش یابد.

برای ساختن داده ها، به مجموعه داده ها تعدادی اشاره گر اضافه کردیم که با توجه به مدل مورد استفاده، نوع و تعدادی از این اشاره گر ها اضافه می شود. در جدول 1-3 اشاره گر های اضافه شده را مشاهده می کنیم.

پارامترهای آن	اشاره گر ها
میانگین متحرک 5	MA5
میانگین متحرک 20	MA20
میانگین متحرک 10	MA10
پارامترهای 5 و 26	MACD
پارامتر 20	BU
پارامتر 20	BL
پارامتر 12	DIFF
-	STOCHASTIC
-	ROC
طول بازه 6	RSI6
طول بازه 12	RSI12
-	ATR
پارامتر 5	WR5
پارامتر 10	WR10
-	UOS
طول بازه 9	FISHER

جدول 1-3 اشاره گر های مورد استفاده

2-2-3- لایه مخفی

در این قسمت به بررسی لایه مخفی مدل های استفاده شده خواهیم پرداخت. در این مدل با توجه به ماهیت مسئله از LSTM یک طرفه استفاده شده است و همچنین در مدل CNN از تابع فعال سازی¹ به دلیل ماهیت مقادیر موجود در داده ها استفاده نشده است.

¹ Activation Function

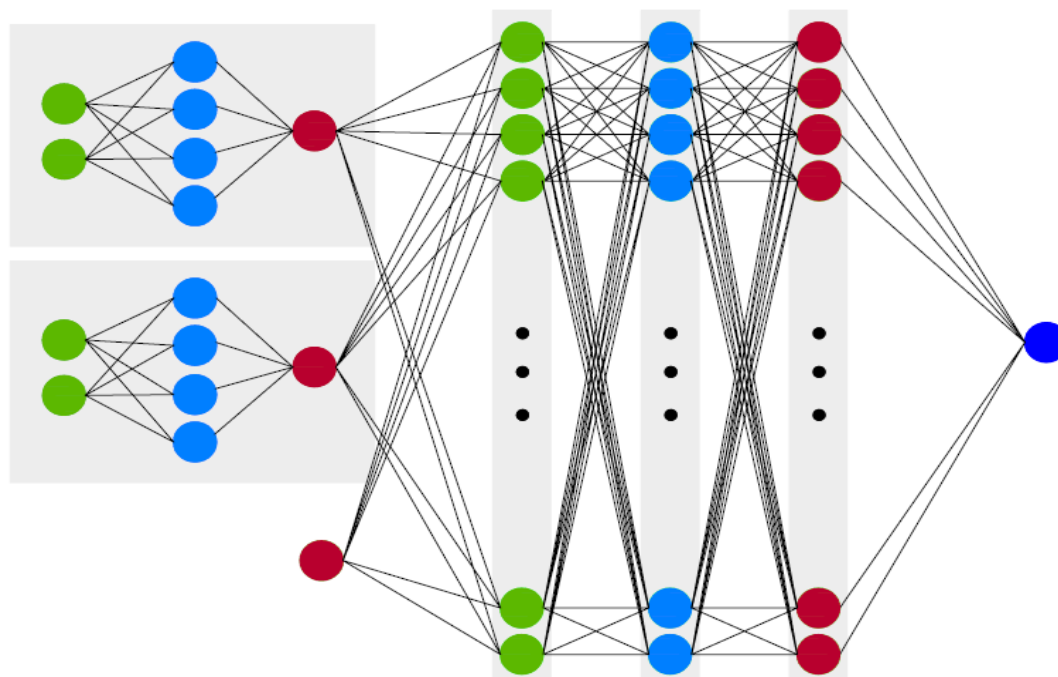
3-2-2-1- لایه پنهان در مدل‌های مبتنی بر CNN

در مدل‌های مبتنی بر CNN از سه لایه تابع پیشچسب استفاده شده است. سپس از چهار لایه شبکه عصبی ANN استفاده شده است. با توجه به این که داده‌های مورد استفاده قبل از ورود به مدل می‌بایست نرمال سازی می‌شدند، مقادیر داده‌ها از -1 تا +1 متغیر بوده و در نتیجه نمی‌توانستیم از تابع‌های فعال سازی معمول استفاده کنیم.

3-2-2-2- لایه پنهان در مدل‌های مبتنی بر LSTM

در مدل‌های مبتنی بر LSTM با توجه به اندازه قاب انتخاب شده، که 5 یا 20، باشد اندازه لایه مخفی متفاوت انتخاب شد. برای اندازه قاب‌های 5 تعداد 3 لایه و برای اندازه قاب‌های 20 تعداد 4 لایه‌های انتخاب شده است. همچنین پارامتر num_layer در LSTM ها به مقدار 2 انتخاب شده است.

در دسته دوم از LSTM ها که ساختار مدل به صورت کاملاً متصل¹ انتخاب نشده است برای لایه‌های ابتدایی نیز دو لایه LSTM استفاده شده است. در شکل 2-3 می‌توان ساختار این مدل را مشاهده نمود.



شکل 1-3 ساختار کلی شبکه پیشنهادی

¹ Fully Connected

علت انتخاب این شکل از لایه پنهان ارتباط دادن پارامترهای مربوط به هم همانند قیمت بالا و پایین به یکدیگر و نتیجه گیری مدل بر اساس ترکیب مقادیرهای اینگونه پارامترها می باشد.

3-2-3- لایه خروجی

وظیفه این لایه دادن عدد پیشبینی از قیمت در آینده می باشد. برای بررسی صعودی و یا نزولی بودن روند موجود از دنباله این پیشبینی ها استفاده می شود.

3-3- ابزارهای مورد استفاده

برای پیاده سازی مدل های یادگیری عمیق این پروژه از کتابخانه PyTorch از شرکت FaceBook استفاده شده است. همانطور که دیدیم برای مدل های مبتنی بر CNN از اشاره گرهای تحلیل تکنیکال استفاده شده است که برای محاسبه آنها از کتاب خانه متن باز TA استفاده شده است. برای نرمال کردن داده ها از کتابخانه sklearn استفاده شده است. همچنین برای یاددهی مدل ها با توجه به حجم زیاد داده ها و هم چنین پیچیدگی مدل های پیشنهاد شده نمیتوان از CPU به عنوان واحد محاسبه گر استفاده نمود. برای حل این مشکل از قابلیت استفاده از GPU شرکت Nvidia کتابخانه PyTorch استفاده شده است و بیشتر مدل ها در محیط رایگان colab از شرکت گوگل ساخته و آموزش دیده اند. برای تابع هزینه از MSELoss استفاده شده و برای یادگیری عقبی از الگوریتم Adam استفاده شده است.

3-4- معیار ارزیابی¹

در این پروژه برای ارزیابی نهایی با یک مسئله دسته بندی مواجه هستیم به این معنی که هدف نهایی ما پیشبینی روند در آینده می باشد. برای ارزیابی نتایج به دست آمده از Accuracy، Recall، Precision استفاده می کنیم. در ادامه به معرفی این معیارها می پردازیم.

¹ Evaluation metric

به ازای هر دسته از پیشبینی‌ها آنهایی که صعودی باشند و مدل به صورت صعودی پیشبینی کند با TP و آنها یی که نزولی باشند و مدل به درستی نزولی پیشبینی کند با TN و آنهایی که صود باشند و به اشتباه مدل نزول تشخیص ندل با FN و دسته آخر که در حقیقت نزولی باشند اما مدل صعودی پیشبینی کند را با FP نشان می‌دهیم. با توجه به نکات گفته شده معیار Precision برای یک دسته برابر نسبت تعداد جملات حقیق عضو بسته به تعداد جملاتی است که در پیش بینی به آن دسته نسبت داده شده است. این معیار از طریق رابطه زیر بدست می‌آید.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP}$$

این معیار برای زمانی که تعداد FP ارزش بالایی داشته باشد یک معیار ارزشمند است. یک مثال برای این موضوع تشخیص ایمیل هرز¹ است. معیار Recall بری یک دسته برابر نسبت تعداد جملات حقیق عضو بسته به تعداد جملات است که در واقعیت به آن دسته نسبت داده شده است. این معیار از طریق رابطه زیر بدست می‌آید.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN}$$

این معیار برای زمانی که تعداد FN ارزش بالایی داشته باشد یک معیار ارزشمند است. یک مثال برای این موضوع تشخیص بیمار است. FN در این شرایط به معنی عدم تشخیص بیماری فرد بیمار است که این موضوع می‌تواند باعث شیوع بیماری و به خطر افتادن جان انسان‌ها شود. معیار Accuracy نیز به معنای تعداد درست پیشبینی‌ها نسبت به کل تعداد پیشبینی‌ها می‌باشد. در این موضوع معیار Accuracy از دیگر معیارها دارای ارزش به مراتب بالاتری می‌باشد.

¹ Email spam detection

3-5- نتایج بدست آمده از ارزیابی مدل

ما برای ارزیابی مدل‌ها از مجموعه داده ای تاریخچه قیمت بیت کوین تا اسفند ماه سال 1398 استفاده کرده ایم. برای این کار داده‌ها پالایش اولیه شده و سطرها با مقدارهای خالی حذف شده اند و سپس 500 سطر انتهایی، از لحاظ زمانی، انتخاب شدند که این 500 سطر به دو دسته 80% و 20% تقسیم شدند که به ترتیب برای یادگیری و تست مدل استفاده شده اند.

نتایج ارزیابی بر روی مجموعه داده‌ها بر روی مدل CNN در جدول 3-2 آمده است.

نوع مدل	Accuracy
CNN WS=20	50.7%
CNN WS=20 USE PCA	40%

جدول 3-2 دقت مدل های cnn

نتایج ارزیابی بر روی مجموعه داده‌ها بر روی مدل LSTM در جدول 3-3 آمده است. مدل‌های با نام DS به معنای مدل‌هایی است که به صورت کاملاً متصل نیستند.

نوع مدل	Accuracy
LSTM WS=5	52%
LSTM WS=20	53%
LSTM WS=5 USE DS	61%
LSTM WS=20 USE DS	66%

جدول 3-3 دقت مدل های LSTM

برای تست کردن نتایج در محیط‌های واقعی استراتژی پایه ای طراحی شده که در آن میزان 1% کمیسیون برای هر تراکنش در نظر گرفته شده و به ازای هر پیشبینی روند صعود خرید انجام می‌شود و به ازای هر پیشبینی روند نزولی فروش اتفاق می‌افتد در جدول 3-4 نتیجه انجام معامله با استراتژی گفته شده با فرض مقدار پایه \$10000 نشان داده شده است.

نوع مدل	Final budget	profit
LSTM WS=5	8047	-19.5%
LSTM WS=20	8250	-17.5%
LSTM WS=5 USE DS	9986	-0.1%
LSTM WS=20 USE DS	10152	+1.5%

3-6- تحلیل نتایج

ما برای پیشبینی روند قیمت در بازار ارز دیجیتال از 6 مدل مختلف با LSTM و CNN استفاده کردیم. همانطور که در نتایج مشخص است مدل LSTM با استفاده از DS بهترین نتیجه از لحاظ دقت پیشبینی را به ما می‌دهد که این دقت برابر 66٪ می‌باشد. با توجه به دقت بدست آمده ما توانستیم دقت مدل‌های پیشبینی کننده قیمت که از LSTM استفاده می‌کنند را به میزان 13٪ ارتقاء دهیم. نکته ای که از تحلیل نمودارهای حاصله از اجرای مدل و پیشبینی قیمت به دست می‌آید آن است که مدل‌های مبتنی بر LSTM همگی دارای یک مشکل ثابت می‌باشند که آن عقب بودن مدل از لحاظ زمانی نسبت به قیمت بازار می‌باشد. به این صورت که حدود تغییرات قیمت را LSTM می‌تولند به خوبی نشان دهد اما این کار بین 2 تا 4 واحد زمانی با تاخیر انجام می‌دهد. این تاخیر در مدل استفاده کنند از DS کاهش یافته و در نتیجه مقدار دقت را افزایش داده است. نکته دیگر که از نتایج بدست می‌آید آن است که علاوه بر آن که دقت مدل‌های از 50٪ بیشتر شده است اما در معامله واقعی در بازار این معنای آن نیست که میتوان به سود دهی مناسب دست یافت. کمیسیون دریافتی شرکت‌های کارگزاری می‌تواند سود ما را تبدیل به ضرر کند. در نتیجه انتخاب استراتژی معاملی صحیح در هنگام معامله نقش بسزایی در میزان سود دریافتی ما خواهد داشت که این نکته نیز میبایست مورد توجه قرار گیرد.

3-7- خلاصه و جمع‌بندی

فصل سوم به طور عمده در برگیرنده‌ی ساختار مدل‌های پیشنهادی برای پیشبینی روند قیمت می‌باشد. در این فصل ساختار 6 مدل استفاده شده و همچنین نتایج بدست آمده از آن‌ها مورد بررسی قرار گرفت. همچنین در این فصل ابزارها و کتابخانه‌های استفاده شده بیان شد. در نهایت تحلیل نتایج بدست آمده ارائه گردید.

فصل 4

فصل 4: پیاده سازی

4-1- مقدمه

در این فصل به روش پیاده سازی مدل‌هایی که بیان شد می‌پردازیم. در ابتدا از روش ساختن مجموعه داده‌ها صحبت می‌کنیم. در ادامه درباره‌ی استاندارد سازی داده‌های ورودی مدل صحبت خواهیم کرد و در انتها در باره‌ی پیاده سازی لایه‌های مختلف مدل‌های مختلف فصل قبل نکاتی را خواهیم گفت.

4-2- جمع آوری و پالایش داده‌ها

برای جمع آوری داده‌ها از وب سایت datahub.io استفاده شده است که در آن داده‌های مربوط به تراکنش‌های بیت کوین از ابتدای زمان شکل گیری این ارز دیجیتال به صورت رایگان وجود دارد.

برای پالایش داده‌ها با توجه به اینکه در بعضی از سطرها مقدارهای تهی¹ قرار داشت این سطرها حذف شده و در نهایت از 500 سطر انتهایی از لحاظ زمانی مورد استفاده قرار گرفت.

4-2-1- تغییرات مجموعه داده

همانطور که در فصل 3 بیان شد ما برای اضافه کردن مقادیر اشاره گرهای مورد نیاز از کتابخانه TA استفاده کرده ایم. در ابتدا داده‌های ابتدایی به تابع تعریف شده برای اضافه نمودن اشاره گرها داده می‌شود. در شکل 4-1 می‌توان قسمتی از کد اضافه نمودن اشاره گرها به مجموعه داده‌ها را مشاهده نمود. سپس بعد از اضافه شدن آنها، داده‌ها بین 1- و 1+ نرمال می‌شوند. برای نرمال سازی از تابع MinMaxScaler از کتابخانه sklearn استفاده شده است.

¹ NaN Value

```
def add_indicators():
    added_columns = ['MA5', 'MA10', 'MA20', 'DIFF', 'BU', 'BL', 'Stochastic', \
                    'ROC', 'RSI6', 'RSI12', 'ATR', 'WR5', 'WR10', 'UOS', \
                    'I30', 'I31', 'I32', 'I33', 'I34', 'I35', 'I36', \
                    'I28', 'I29' ]

    close = df['Close']
    df['MA5'] = close.rolling(window=5).mean()
    df['MA10'] = close.rolling(window=10).mean()
    df['MA20'] = close.rolling(window=20).mean()
    df['DIFF'] = EMAIndicator(close, n=12).ema_indicator() - EMAIndicator(close, n=26).ema_indicator()
    df['BL'] = BollingerBands(close, n=20, ndev=2).bollinger_lband()
    df['BU'] = BollingerBands(close, n=20, ndev=2).bollinger_hband()
    df['Stochastic'] = StochasticOscillator(df['High'], df['Low'], close).stoch()
    df['ROC'] = ROCIndicator(close).roc()
    df['RSI6'] = RSIIndicator(close, 6).rsi()
    df['RSI12'] = RSIIndicator(close, 12).rsi()
    df['ATR'] = AverageTrueRange(df['High'], df['Low'], close).average_true_range()
    df['WR10'] = WilliamsRIndicator(df['High'], df['Low'], close, lbp=10).wr()
    df['WR5'] = WilliamsRIndicator(df['High'], df['Low'], close, lbp=5).wr()
    df['UOS'] = UltimateOscillator(df['High'], df['Low'], close).uo()
```

شکل 4-1 تابع اضافه کننده اشاره گرهای تحلیل تکنیکال

بعد از اضافه کردن اشاره گرهای مورد نیاز با توجه به مدل مورد استفاده از الگوریتم PCA برای کاهش اندازه داده‌ها استفاده شده است. برای استفاده از آن از کتاب خانه sklearn و کلاس PCA استفاده شده است.

4-3- لایه خروجی

در این لایه مقدار قیمت در آینده پیشبینی می‌شود و بنابراین تنها یک خروجی دارد. در این لایه ما از شبکه کاملاً متصل استفاده می‌کنیم که پیاده سازی آن در pytorch در شکل 4-2 آمده است. ورودی این لایه از خروجی لایه پنهان بدست می‌آید.

```
self.linear = nn.Linear(hiddenSize[-1], outSize)
```

شکل 4-2 ایجاد یک لایه نرون

4-4- لایه پنهان

در این لایه با توجه به اینکه از شبکه CNN استفاده شده باشد یا از LSTM ساختار متفاوتی دارد. در ادامه ساختار هر کدام را توضیح خواهیم داد.

4-4-1- شبکه مبتنی بر CNN

برای لایه پنهان این شبکه از سه لایه تابع پیچش با اندازه‌های داده شده در شکل 3-4 استفاده شده است.

```
self.conv1 = nn.Conv2d(1, 10, 3, 1)
self.conv2 = nn.Conv2d(10, 20, 3, 1)
self.conv3 = nn.Conv2d(20, 40, 4, 1)
```

شکل 3-4 ساخت لایه پیچش در CNN

سپس از 4 لایه شبکه کاملاً متصل ANN برای تحلیل بر روی خروجی لایه پیچش استفاده شده است که نمونه ای از آن را در شکل 4-4 می‌توان مشاهده نمود.

```
self.fc1 = nn.Linear(13*25*40, 200)
self.fc2 = nn.Linear(200, 110)
self.fc3 = nn.Linear(110,50)
```

شکل 4-4 ساخت لایه های ANN در شبکه CNN

4-4-2- شبکه مبتنی بر LSTM

برای لایه مخفی این نوع شبکه، به صورت داینامیک از برنامه نویسی اندازه آن دریافت می‌شود. نمونه ای از ساخت یک لایه از LSTM در کلاس مورد استفاده در مدل در شکل 5-4 مشاهده می‌شود. همچنین نمونه ای از گرفتن اندازه لایه مخفی از کاربر در شکل 6-4 می‌توان مشاهده نمود که تعداد نوروهای LSTM در هر لایه از لایه مخفی به صورت یک لیست به کلاس مورد نظر داده می‌شود.

```
for i,item in enumerate(hiddenSize):
    lstm.append(nn.LSTM(inSize,hiddenSize[i],num_layers=1,dropout=.2))
    inSize = hiddenSize[i]
```

شکل 5-4 ساخت لایه های LSTM

```
instance = Bitcoin(10,[200, 250,300,100],1,WS).cuda()
```

شکل 6-4 ساخت کلاس مبتنی بر شبکه LSTM

همچنین برای ساخت هر لایه از LSTM می‌بایست حافظه‌های مورد استفاده در آن را ساخت. برای این کار با توجه به اندازه هر لایه و همچنین پارامتر num_layer در هر لایه این حافظه ساخته شده است که در شکل 7-4 می‌توان آن را مشاهده نمود.

```
for item in self.hiddenSize:
    self.hiddenMemory.append((torch.zeros(2,1,item).cuda(),\
                                torch.zeros(2,1,item).cuda()))
```

شکل 4-7 ایجاد حافظه های مورد نیاز در LSTM

4-4-3- شبکه مبتنی بر LSTM و DS

لایه مخفی مورد استفاده در این شبکه همانند شبکه مبتنی بر LSTM می باشد. تنها در بخش ابتدایی شبکه با DS تفاوت با LSTM وجود دارد. در شکل 4-8 می توان لایه ساخته شده در شبکه LSTM همراه با DS را مشاهده نمود.

```
for i, item in enumerate(variant_size):  
    variant_lstm.append(nn.LSTM(2,item, num_layers=2, dropout=.3))  
    variant_lstm.append(nn.LSTM(item, 1, num_layers=1, dropout=.2))
```

شکل 4-8 ایجاد شبکه پیشنهادی LSTM

در این حالت فرض شده است تمام داده های مورد استفاده در آینده به صورت جفت جفت قرار گرفته اند. خروجی این لایه یک نورون LSTM خواهد بود. برای ساخت این لایه، در هنگام ساخت کلاس مدل از کاربر اندازه های آن گرفته می شود که در آن تعداد نورون های LSTM به ازای هر جفت قرار گرفته است. در شکل 4-9 می توان نحوه ایجاد این ساختار را مشاهده نمود.

```
instance = Bitcoin(3, [(1,2), (3,4)], [150,150], [200, 250 ,300,100],1,WS).cuda()
```

شکل 4-9 ساخت کلاس از مدل پیشنهادی مبتنی بر شبکه LSTM

4-5- جمع بندی

در این فصل به بیان نحوه پیاده سازی عملی مدل های پیشنهادی پرداخته شد. در ابتدا به بیان نحوه جمع آوری داده ها و سپس پالایش و اضافه کردن ستون های مورد نظر پرداخته شد. در ادامه نحوه پیاده سازی لایه خروجی بیان شد و در نهایت نحوه پیاده سازی لایه پنهان در مدل های مختلف مورد بررسی قرار گرفت.

فصل 5

فصل 5: جمع بندی و نتیجه گیری و پیشنهادات

1-5- جمع بندی

در این پایان نامه در فصل نخست ما به تعرف مسئله و بیان مقدمات پرداختیم. درباره هدف پایان نامه، چالش‌های کاری، کارهای انجام شده قبلی و اهمیت این موضوع صحبت شد. در بررسی کارهای مرتبط دیدیم اکثر کارهای انجام شده بر روی بازارهای مالی غیر ارز مجازی می‌باشد و ما برای پیشبینی قیمت ارز دیجیتال می‌بایست نکات دیگری را مورد توجه قرار دهیم.

در فصل دوم به بیان پیش زمینه‌های مورد نیاز برای تحلیل بازارهای ارز دیجیتال پرداختیم. درباره مفاهیم ابتدایی بازارهای مالی صحبت کردیم. سپس به بیان نکات مربوط به تعدادی از اشاره گرهای مورد استفاده در این پروژه و تحلیل تکنیکال پرداختیم و در نهایت ساختار مدل‌های یادگیری عمیق مورد استفاده در این پروژه را مورد بررسی قرار دادیم.

در فصل سوم به معرفی مدل‌های مورد استفاده خود در زمینه پیش بینی پرداختیم و دقت‌های بدست آمده توسط آنها را مشاهده کردیم و دیدیم در صورتی که در واقعیت به انجام معامله در بازار تنها با توجه به پیشبینی انجام شده اقدام کنیم چه میزان سود یا ضرر خواهیم کرد.

در فصل چهارم در ابتدا به بیان نحوه جمع آوری و پالایش داده‌ها مورد نیاز پرداختیم. سپس نحوه اضافه کردن ستون‌های مورد استفاده در مدل‌ها را بیان کردیم. سپس نحوه پیاده سازی لایه خروجی را بیان کردیم و در نهایت به نحوه پیاده سازی لایه پنهان در مدل پرداختیم.

2-5- نتیجه گیری

1-2-5- نوآوری و دست آوردها

در این پروژه یک مجموعه از تاریخچه معاملات بیت کوین برای پیشبینی روند قیمت در آینده ارائه شده است. برای انجام عملیات پیش بینی از 8 مدل مختلف استفاده شده و نتایج آن‌ها با یکدیگر مقایسه شد. با توجه به نتایج نهایی آنها مشاهده شد توانستیم با تغییر شکل لایه پنهان دقت مدل پیشبینی کننده با LSTM و DS را نسبت به LSTM به میزان 13 درصد افزایش دهیم. تغییر شکل لایه پنهان و اتصال داده‌های مرتبط با یکدیگر به جای اتصال تمام داده‌ها به هم نکته‌ای بود که در مقلله‌های مرتبط با پیش

بینی بازارهای مالی به آن توجه نشده بود و در صورت استفاده از آن می‌توان دقت مدل‌های پیش‌بینی‌کننده را به میزان قابل توجهی افزایش داد.

5-2-2- پیشنهادات

با توجه به تجربیات به دست آمده می‌توان دید با اینکه دقت مدل LSTM با تغییر گفته شده به میزان 13% افزایش یافته اما مشکل عقب بودن آن از قیمت همچنان باقی مانده است. استفاده از داده‌های قیمتی موجود در چند قاب جلو تر برای پیش‌بینی به جای استفاده از داده 1 قاب جلو تر احتمالاً می‌تواند این مشکل را تا حدودی برطرف کند. همچنین همانطور که در انتهای فصل 3 مشاهده شد دقت بالا تنها پارامتر مهم برای بدست آوردن سود در بازارهای مالی نمی‌باشد و انتخاب و ساخت استراتژی معاملاتی اثر بخش می‌تواند تاثیر بسزایی در سود بدست آمده داشته باشد که این طراحی استراتژی معاملاتی خود می‌تواند موضوع یک تحقیق در حوزه پیش‌بینی مورد توجه قرار گیرد. همچنین انتخاب موارد مرتبط به هم برای ایجاد مدل و انتخاب چند داده مرتبط به هم به جای 2 داده مرتبط و بدست آوردن ارتباط آنها می‌تواند خود زمینه یک تحقیق در راستای تکمیل تحقیق انجام شده در این پروژه باشد.

- [1] Bakhach, Amer, Edward PK Tsang, and Hamid Jalalian. "Forecasting directional changes in the fx markets." In *2016 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI)*, pp. 1-8. IEEE, 2016.
- [2] Dey, Shubharthi, Yash Kumar, Snehanishu Saha, and Suryoday Basak. "Forecasting to Classification: Predicting the direction of stock market price using Xtreme Gradient Boosting." *PESIT, Bengaluru, India, Working Paper* (2016).
- [3] Pehlivanlı, Ayça Çakmak, Barış Aşıkil, and Güzhan Gülay. "Indicator selection with committee decision of filter methods for stock market price trend in ISE." *Applied Soft Computing* 49 (2016): 792-800.
- [4] Deng, Shangkun, Youtao Xiang, Zhe Fu, Mingyue Wang, and Yueren Wang. "A hybrid method for crude oil price direction forecasting using multiple timeframes dynamic time wrapping and genetic algorithm." *Applied Soft Computing* 82 (2019): 105566.
- [5] Kara, Yakup, Melek Acar Boyacioglu, and Ömer Kaan Baykan. "Predicting direction of stock price index movement using artificial neural networks and support vector machines: The sample of the Istanbul Stock Exchange." *Expert systems with Applications* 38, no. 5 (2011): 5311-5319.
- [6] Qiu, Mingyue, and Yu Song. "Predicting the direction of stock market index movement using an optimized artificial neural network model." *PloS one* 11, no. 5 (2016): e0155133.
- [7] Weerathunga, H. P. S. D., and A. T. P. Silva. "DRNN-ARIMA Approach to Short-term Trend Forecasting in Forex Market." In *2018 18th International Conference on Advances in ICT for Emerging Regions (ICTer)*, pp. 287-293. IEEE, 2018.
- [8] Selvin, Sreelekshmy, R. Vinayakumar, E. A. Gopalakrishnan, Vijay Krishna Menon, and K. P. Soman. "Stock price prediction using LSTM, RNN and CNN-sliding window model." In *2017 international conference on advances in computing, communications and informatics (icacci)*, pp. 1643-1647. IEEE, 2017.
- [9] Lahmiri, Salim, and Stelios Bekiros. "Cryptocurrency forecasting with deep learning chaotic neural networks." *Chaos, Solitons & Fractals* 118 (2019): 35-40.
- [10] McNally, Sean, Jason Roche, and Simon Caton. "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, 2018.
- [11] Wang, Yanshan, and In-Chan Choi. "Market index and stock price direction prediction using machine learning techniques: an empirical study on the KOSPI and HSI." *arXiv preprint arXiv:1309.7119* (2013).
- [12] Singh, Ritika, and Shashi Srivastava. "Stock prediction using deep learning." *Multimedia Tools and Applications* 76, no. 18 (2017): 18569-18584.

Abstract:

Keywords:



University of Tehran



College of Engineering

School of Electrical and Computer Engineering

Design intelligent agent for algorithmics trade in cryptocurrency markets

A thesis submitted to the Undergraduate Studies Office

In partial fulfillment of the requirements for

The degree of bachelor in

Computer engineering

By:

Mohammad Reza Arabzadeh

Supervisor:

Said Safari

