

پیش بینی قیمت سهام با استفاده از شبکه TCN

سید محسن هاشمی^۱، عبدالرضا رسولی^۲ و محبوبه شمسی^۳

^۱ دانشکده برق و کامپیوتر - دانشگاه صنعتی قم،

hashemi.m@qut.ac.ir

^۲ دانشکده برق و کامپیوتر - دانشگاه صنعتی قم،

rasouli@qut.ac.ir

^۳ دانشکده برق و کامپیوتر - دانشگاه صنعتی قم،

shamsi@qut.ac.ir

شرکت ها در کسب سود و زیان و کارایی معامله گری بسیار مهم است. قیمت سهام شرکت ها به تعداد بیشماری از عوامل مرتبط با تغییر دائمی بستگی دارد. بنابراین، پیش بینی و تجزیه و تحلیل داده های مالی یک مسئله غیر خطی و وابسته به زمان است. به همین دلیل پیشبینی قیمت سهام با استفاده از داده هایی که عموماً ناقص، مبهم و پیچیده هستند چالش برانگیز است.

در طی سالیان گذشته محققان با استفاده از روش های مختلف اقدام به پیش بینی قیمت سهام شرکت ها کرده اند. بصورت کلی این به دو دسته خطی و غیر خطی تقسیم میشوند. در گذشته از روش های خطی از جمله رگرسیون لجستیک و ARIMA و... برای پیش بینی قیمت سهام شرکت ها استفاده شده اند با این حال به علت این روش ها به علت ماهیت خطی شان موفقیت چندانی این زمینه حاصل نشده است. استفاده از روش های غیر خطی ماشین لرنینگ از جمله ANN، SVM، KNN و... باعث افزایش کارایی در این زمینه شده است. اخیراً استفاده از روش های یادگیری عمیق که ماهیتی غیر خطی دارند موفقیت زیادی در زمینه های مختلف کلاس بندی و رگرسیون در موضوعات مختلف از جمله پیشبینی قیمت سهام شرکت ها داشته اند.

در [۱] ۳۱ متغیر بنیادی شرکت ها بورسی تهران را استخراج کرده است و به روش های آماری متغیر های موثر بر قیمت سهام را از میان آنها استخراج کرده است سپس از ماشین بردار ارتباطی (RVM) برای پیشبینی قیمت سهام به روش خطی و غیر خطی ارائه داده است. نتایج حاصل بیانگر برتری کامل روش غیر خطی بر روش خطی است.

چکیده - پیش بینی قیمت سهام یکی از موضوعات مهم در امور مالی و اقتصادی است، از همین رو در طی سالها مورد علاقه محققان اکادمیک و اقتصادی بوده است. از آنجایی که قیمت سهام شرکت ها از عوامل متعدد اثر پذیر است پیشبینی آن چالش برانگیز است. اخیراً از روشهای مبتنی بر یادگیری ماشین و یادگیری عمیق برای پیشبینی قیمت سهام استفاده شده است. با این حال روش های ارائه شده از عدم عمومیت و کارایی پایین رنج میبرند. در این تحقیق ما یک مدل با نام (TCNpred) برای پیش بینی قیمت سهام ارائه خواهیم داد. در این مدل داده های سهام ۵۰۴ شرکت شاخص SP500 با استفاده از اندیکاتورهای تکنیکال و برخی متغیر های خارجی دیگر تقویت شده و به نمونه های دوبعدی تبدیل میشود. پس از آن مدل مبتنی بر شبکه های کانولوشن موقت (TCN) توسط این نمونه ها آموزش داده شده و ارزیابی میشود. نتایج ارزیابی نشان دهنده دقت بالای این مدل (۶۹ درصد) و پیشی گرفتن از سایر روشهای مشابه در زمینه پیشبینی قیمت سهام است. همچنین نتایج آزمایشات نشان میدهد که با استفاده از مدل آموزش دیده میتواند قیمت سهام سایر شرکت ها که مدل یادگیری نکرده است را نیز با دقت بالایی پیش بینی کرد.

کلمات کلیدی- پیش بینی قیمت سهام، شبکه آموزش دیده، شبکه های کانولوشنی موقت، یادگیری عمیق

۱. مقدمه

بورس به عنوان مهمترین بازار و قلب تپنده اقتصادی در کشور های مختلف مطرح است. در این بازار روزانه مبالغ زیادی مورد معامله قرار میگیرد [1]. افراد و شرکت های مختلف به دنبال کسب سود در این بازار فعالیت میکنند. از این رو پیش بینی قیمت سهام

در [۲] ۱۰ اندیکاتور تکنیکال به یک ANN و SVM برای پیشبینی روند شاخص ۱۰۰ بورس ملی استانبول ارسال شدند . نویسندگان به این نتیجه رسیدند که ANN به طور چشمگیری بهتر از SVM در پیشبینی قیمت سهام عمل میکند.

در [۳] از PCA برای استخراج ویژگی های بهتر استفاده کرده-اند. در آن از یک مجموعه متفاوت از متغیر های ورودی برای پیشبینی شاخص SP500 استفاده شده بود. نتایج حاصل بهبود دقت پیشبینی با استفاده از ویژگی های استخراج شده توسط PCA را نشان میداد.

در [۴] قیمت شاخص NASDAQ را بر اساس قیمت تاریخی چهار و نه روز پیش پیشبینی کردند. شبکه های عصبی با ساختارهای مختلف مورد آزمایش قرار گرفتند. آزمایش ها برتری ANN های عمیق را نسبت به موارد کم عمق ثابت کرد.

در [۵] از داده های ۱۰۰ کمپانی در بورس استانبول برای ساخت اندیکاتور ها و متغیر های تاخیری استفاده میکند . سپس متغیر ها در گروه های متفاوت قرار گرفتند و متغیر های شبیه در کنار هم قرار گرفتند . نتایج نشان داد که عملکرد CNN به ۵۶ درصد رسید که از الگوریتم های پایه از جمله CNN با ترتیب تصادفی عملکرد بهتر داشت.

در [۶] اندیکاتور های تکنیکال به مدل مبتنی به LSTM برای پیش بینی روند قیمت سهام در بازار سهام برزیل داده میشود و که بر اساس گزارش نتایج این شبکه LSTM در مقایسه MLP عملکرد بهتری داشته است.

در [۷] جهت پیشبینی قیمت سهام روش های رگرسیون خطی ، ARIMA ، KNN ، prophet و LSTM را مورد مقایسه قرار داده است و نتایج نشان از کارایی بهتر LSTM به نسبت سایر روشها دارد.

یکی از مشکلات روش های ارائه شده استفاده از اندیکاتور های تکنیکال و عدم توجه به بازار های سهام موازی بود که برای حل این مشکل در [۸] از یک ماتریس سه بعدی با ابعاد شاخص ها موازی ، اندیکاتور ها و روزهای پیشین استفاده کردند و از CNN برای استخراج ویژگی ها موثر و پیشبینی روند قیمتی استفاده کردند. نتایج نشان دهنده موثر بودن استفاده از این روش و بهبود عملکرد مدل میباشد.

استفاده از مدل های ترکیبی یکی از روش بهبود عملکرد مدل ها در پیشبینی در زمینه های مختلف از جمله پیش بینی قیمت سهام است. در این زمینه [۹] در ادامه کار [۸] شاخص ها را بر اساس همبستگی با شاخص مورد نظر مرتب کرده و اندیکاتور تکنیکال را به مقادیر قطعی (۰ و ۱) تبدیل میکند. سپس با استفاده

از یک مدل ترکیبی CNN ویژگی های موثر را از ماتریس سه بعدی استخراج کرده ، سپس آنها را برای پیش بینی به یک LSTM ارسال میکند. نتایج گزارش شده از ارتقای عملکرد این روش در برابر روش های دیگر است.

بصورت کلی این تحقیق جهت دستیابی به اهداف زیر انجام میگردد:

- ارائه یک مدل آموزش دیده قابل استفاده برای پیشبینی سهام همه شرکت ها
- افزایش کارایی مدل برای پیش بینی قیمت سهام در مقایسه با سایر روش های گذشته

۲. مدل پیشنهادی (TCNPRED)

در این مدل در گام اول غنی سازی داده های تاریخیچه معاملاتی نماد انجام میشود. در گام دوم داده ها ها استانداردسازی شده و در گام سوم از این داده ها یک دیتاست از نمونه های سری زمانی مربوطه به دادهای سهام به ایجاد شود در گام بعد مدل دیپ لرنینگ مبتنی بر شبکه های TCN با استفاده از دیتاست آموزش داده خواهد شد. در ادامه به شرح جزئیات این گامها میپردازیم.

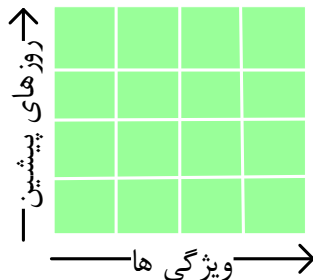
جدول ۱: متغیرهای استفاده شده جهت غنی سازی داده ها

نام متغیر	توضیحات
Close	قیمت پایانی سهم (روز)
Open	قیمت باز شدن سهم (روز)
Low	کمینه قیمت سهم (روز)
High	بیشینه قیمت سهم (روز)
Volume	حجم مورد معامله (روز)
Oil	قیمت پایانی نفت (روز)
Co-oil	وابستگی قیمت سهم و قیمت نفت در گذشته
Gold	قیمت پایانی طلا(روز)
Co-gold	وابستگی قیمت سهم و قیمت طلا در گذشته
SP	شاخص پایانی SP500 (روز)
Co-SP	وابستگی قیمت سهم و شاخص در گذشته
Ema25	میانگین توانی ۲۵ روزه سهم
Ema9	میانگین توانی ۹ روزه سهم
Min50	کمینه قیمت ۵۰ روزه سهم
RSI	اندیکاتور RSI

MACD	اندیکاتور MACD
غنی سازی داده ها	

است و از داده های جدول غنی شده استاندارد شده تهیه میشوند. در شکل ۱ یک ماتریس ورودی نمایش داده شده است.

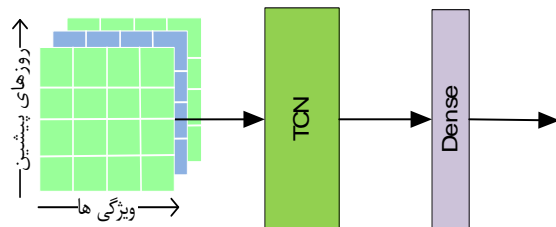
برای ایجاد نمونه ها از یک پنجره متحرک استفاده میکنیم که طول پنجره برابر با تعداد گام های زمانی میباشد که در آزمایشات پنجره هایی با طول ۵۰، ۳۰، ۱۰ و ۱۰۰ مورد بررسی قرار گرفته اند.



شکل ۱: ماتریس ورودی مدل

همچنین جابجایی پنجره برای ایجاد نمونه بعدی ۵ روز در نظر گرفته شده است. ما از قیمت پایانی سهام در روز بعد از روزهای استنتاج به عنوان برچسب یا هدف نمونه استفاده میکنیم.

فرایند ساخت ماتریس ها برای سهام هریک از شرکت های شاخص SP500 انجام شده و نمونه های ایجاد شده به دیتاست ماتریسهای آموزشی و ماتریس های ارزیابی افزوده میشود میشود. از ماتریس های ساخته شده برای هر شرکت ۷۰ درصد برای آموزش مدل و ۳۰ درصد برای ارزیابی مدل استفاده میشود.



شکل ۲: نمای کلی شبکه یادگیری عمیق

۲-۴ مدل یادگیری عمیق

این مدل از دو لایه TCN و Dense تشکیل شده است. در این مدل ماتریس ورودی دو بعدی (ویژگی ها * روزهای پیشین) وارد یک لایه شبکه TCN شده و این لایه ویژگی های موثر برای پیش بینی قیمت سهام در روز آینده را از ویژگی های روز های گذشته سهام را استخراج و به شبکه Dense ارسال کرده و این شبکه قیمت سهام در روز آینده را براساس ویژگیهای استخراج شده پیش بینی

داده های تاریخچه قیمتی سهام عموماً شامل ویژگی های قیمت باز شدن، قیمت بسته شدن، کمینه قیمت، بیشینه قیمت و حجم مورد معامله روزانه است. اما قیمت سهام شرکت ها به فاکتورهای داخلی و خارجی زیادی وابستگی دارد و صرفاً با استفاده از داده های تاریخچه قیمتی نمیتوان پیشبینی مناسبی از قیمت سهام داشت لذا در این مرحله برخی فاکتور های داخلی و خارجی از جمله اندیکاتور های تکنیکال و قیمت کالاهای مهم و برخی متغیر های مهم دیگر به داده های تاریخچه معاملاتی سهام اضافه خواهیم کرد. در جدول ۱ متغیر هایی که برای غنی سازی داده ها استفاده شده است نمایش داده شده است. این متغیر های شامل متغیر های تاریخچه قیمتی، تعدادی اندیکاتور های تکنیکال قیمت مربوط به سهام است. علاوه بر آن ما قیمت برخی کالاهای اصلی موثر بر بازار و شاخص SP500 را نیز در متغیر های اضافه میکنیم تا مدل بتواند با این متغیر های وضعیت عمومی بازار را دریافت کند. با این حال هر سهمی واکنش متفاوتی به تغییرات بازار از جمله قیمت کالاهای اصلی و شاخص SP500 دارد به همین دلیل متغیر های وابستگی قیمتی گذشته قیمت سهم و قیمت کالاهای و شاخص نیز به داده های خام اضافه میشود تا داده های خام غنی شده دقت پیش بینی مدل افزایش یابد.

۲-۱ استانداردسازی داده ها

استانداردسازی داده ها یکی از رایج ترین فعالیت ها در ماشین لرنینگ است. به این ترتیب بزرگی یا کوچکی هر یک از ویژگی ها مبنا و ملاک انتخاب یا نقش آن متغیر در مدلسازی نبوده و همه متغیرها دارای اهمیتی برحسب وزن ها یا ضرایبی که توسط مدل ایجاد می شوند، خواهند بود. از جمله مزایای استانداردسازی داده می توان به بهبود عملکرد گرادینان کاهشی (gradient descent) بر روی داده های نرمال شده در مقایسه با داده های غیر نرمال اشاره کرد. استانداردسازی یا تبدیل Z-score، برای یک مجموعه داده، بدست آوردن مقادری است که دارای میانگین صفر و واریانس یا انحراف استاندارد ۱ باشند. بنابراین اگر میانگین داده های اصلی برابر با μ و انحراف معیار آن ها نیز σ باشد، مقدار Z را معادله (۱) میتوان محاسبه کرد. در این گام داده های غنی شده با تبدیل Z-score استاندارد سازی میشوند.

$$Z = (x - \mu) / \sigma \quad (1)$$

۲-۲ ساخت نمونه ها

هر نمونه یک ماتریس دو بعدی میباشد که محور افقی معادل ویژگی ها (features) و محور عمودی روز های پیشین (time step)

میکند. در جدول ۲ پارامترهای مورد استفاده در مدل نمایش داده شده است. ما روش پیشنهادی خود را TCNpred نام گذاری میکنم و در ادامه از این نام برای اشاره به روش ارائه شده در این مقاله استفاده میشود.

جدول ۲: پارامترهای مورد استفاده در مدل

لایه	پارامتر	مقدار
TCN	filters	16-128
TCN	Kernel size	7-9-11
TCN	dilations	[2,4,8,16]
TCN	Dropout rate	0.1
Model	optimizer	Adam(0.001)
Model	Loss function	Mean_absolute_error
Model	Batch size	64
Model	Epochs	50

۳. آزمایشات

این بخش ما تنظیمات مورد استفاده در ارزیابی مدل، شامل دیتاست، پارامترهای مورد استفاده در مدل دیپ، معیارهای ارزیابی جهت ارزیابی پیشبینیها را شرح خواهیم داد. سپس جهت ارزیابی مدل تستهایی با متغیرهای متفاوت بر روی مدل انجام خواهد شد و نتایج آن ها نمایش داده خواهد شد.

۳-۱- داده ها

ما مدل پیشنهادی خود (TCNpred) را با استفاده از دیتاست سایت کگل به آدرس www.kaggle.com/camnugent/sandp500 آموزش و ارزیابی میکنیم.

این مجموعه داده شامل داده های تاریخچه قیمتی سهام ۵۰۴ شرکت شاخص SP500 از تاریخ ۲۰۱۳/۰۲/۰۸ تا تاریخ ۲۰۱۸/۰۲/۰۸ میباشد. سایر داده ها جهت غنی سازی داده ها نیز از داده های دریافتی از سایت یاهو به آدرس (www.finance.yahoo.com) تهیه شده اند. پس از جمع آوری داده های مورد نیاز مراحل پیش پردازش شامل غنی سازی داده ها، استانداردسازی و ساخت نمونه های ورودی بر روی این داده ها اجرا میشود.

۳-۲- معیار F_measure

برای اینکه بتوانیم درک بهتری از نتایج مدل داشته باشیم و همچنین امکان مقایسه نتایج خود با سایر روش ها را داشته باشیم نتایج رگرسیون را به کلاسبندی باینری تبدیل میکنیم.

معیار ACCURCY یک معیار رایج برای بررسی ارزیابی نتایج در زمینه کلاس بندی داده ها است. با این حال این معیار در مجموعه داده نامتقارن ممکن است نتایج مغرضانه ای در خصوص مدل هایی که تمایل به پیش بینی کلاسهای پرتکرار دارند داشته باشد. به همین جهت برای ارزیابی مدلها در بسیاری از مقالات از معیارهای Precision و Recall و F_measure استفاده میشود.

در این مقاله ما از Macro Average F_measure استفاده میکنیم. که میانگین کلاس های F_measure برای کلاس های صعودی و نزولی است. در معادله های (۲)، (۳) و (۴) محاسبه این معیار نمایش داده شده است.

$$recall = \frac{tp}{tp+fn} \quad (2)$$

$$precision = \frac{tp}{tp+fp} \quad (3)$$

$$f_{measure} = \frac{2 * precision * recall}{precision + recall} \quad (4)$$

۳-۳- انتخاب پارامترهای بهینه

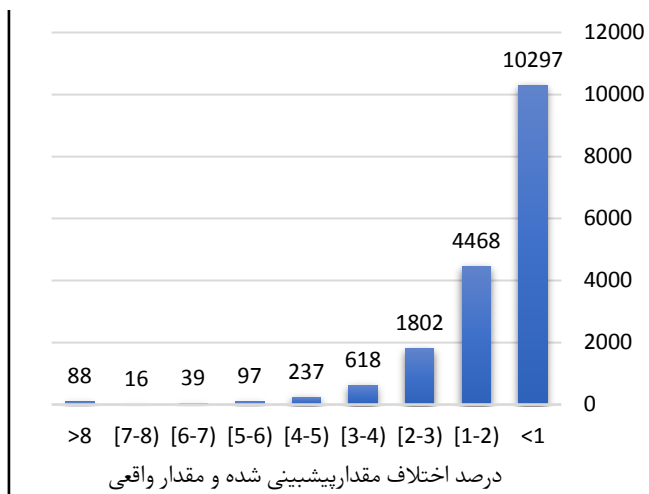
یکی از مراحل مهم در یادگیری عمیق یافتن پارامترهای بهینه برای افزایش کارایی مدل است. در این آزمایش مدل را با پارامترهای متفاوت آموزش و سپس مورد ارزیابی قرار میدهیم تا پارامترهای بهینه برای کسب حداکثر کارایی توسط مدل را بدست آوریم.

در جدول ۳ نتایج آزمایش مقایسه عملکرد مدل TCNpred بر روی پارامترها با نمایش داده شده است. نتایج نمایانگر این است که مدل با استفاده از گذشته ۵۰ و ۳۰ روزه پیشبینی بهتری نسبت به سایر گذشته ۱۰ و ۱۰۰ روزه دارد که این میتواند بعلت اهمیت تاریخچه معاملاتی ۳۰ تا ۵۰ روزه برای معامله گران باشد. نکته جالت این است که در مدل با افزایش تعداد پنجره ها کارایی مدل کاهش پیدا کرده است که این موضوع ممکن است به علت تاخیر در همگرایی مدل باشد.

همچنین نتایج بیانگر این است که اندازه فیلتر ۹ نتایج بهتری را به نسبت فیلترهای ۷ و ۱۱ داشته است با این حال اندازه فیلتر تاثیر کمتری در نتایج به نسبت سایر پارامترها داشته است. بصورت کلی نتایج نمایانگر عملکرد بهتر مدل با استنتاج از داده های ۵۰ روزه، فیلترهای با تعداد و اندازه ۱۶ و ۹ است.

جدول ۳: مقایسه دقت عملکرد مدل با تغییر پارامترها (f_measure)

روز پیشین	میانگین
-----------	---------



شکل ۳: نمودار هیستوگرام اختلاف مقادیر واقعی و پیشبینی شده

۳-۶ مقایسه عملکرد مدل با سایر روش ها

در بسیاری از مقالات بر روی داده های شاخص های مهم امریکا از جمله SP500, NYSE, NASDAQ, RUSSELL و .. مدل های خود را ارزیابی کرده اند. در ادامه ما مدل خود را با استفاده از شاخص های فوق ارزیابی خواهیم کرد و سپس با نتایج را مدل های دیگر مقایسه خواهیم کرد. در جدول ۵ مدل های مورد مقایسه و روش های مورد استفاده هر یک شرح داده شده است.

جدول ۵: مدل ها و روش های مورد مقایسه

<ul style="list-style-type: none"> تشکیل تنسور سه بعدی شاخص ها ، روزهای گذشته و اندیکاتور ها مرتب کردن شاخص ها بر اساس همبستگی با شاخص هدف تبدیل اندیکاتور ها و داده ها به مقادیر قطعی ۰ و ۱ استفاده از شبکه CNN سه بعدی برای استخراج ویژگی ها استفاده از شبکه LSTM برای پیشبینی روند قیمت سهام در روز آینده (صعودی یا نزولی) 	CNN3D-DR + LSTM
<ul style="list-style-type: none"> تشکیل تنسور سه بعدی شاخص ها ، روزهای گذشته و متغیر ها شامل اندیکاتور ها ، قیمت کالا ها و ... استفاده از شبکه CNN سه بعدی استخراج ویژگی ها و پیشبینی روند قیمت سهام استفاده می شود 	3D-CNNpred
<ul style="list-style-type: none"> تشکیل تنسور دو بعدی گام زمانی و متغیر ها شامل اندیکاتور ها ، قیمت کالا ها و ... استفاده از شبکه CNN دو بعدی استخراج ویژگی ها و پیشبینی روند قیمت سهام استفاده می شود 	2D-CNNpred
<ul style="list-style-type: none"> ویژگی ها شامل اندیکاتور های تکنیکال ، قیمت و اطلاعات موقت مرتب سازی ویژگی ها بر اساس همبستگی بین ویژگی ها و تشکیل ماتریس دو بعدی 	CNN-cor

طول فیلتر	تعداد فیلتر	10	30	50	100	
7	16	0.6526	0.6711	0.6822	0.6602	0.6665
	128	0.5320	0.6421	0.6734	0.5832	0.6076
9	16	0.6458	0.6739	0.6899	0.6650	0.6686
	128	0.5226	0.6403	0.6672	0.5989	0.6072
11	16	0.6532	0.6720	0.6752	0.6567	0.6642
	128	0.5903	0.6484	0.6228	0.6012	0.6156
میانگین		0.5994	0.6579	0.6684	0.6275	0.6382
بهترین		0.6532	0.6739	0.6899	0.6650	0.6705

۳-۴ ارزیابی عملکرد مدل در پیشبینی روند قیمتی

ماتریس آشفتگی برای بررسی عملکرد نتایج حاصل از طبقه بندی بسیار کاربرد دارد. در جدول ۴ ماتریس آشفتگی نتایج مدل با این پارامتر های بهینه نمایش داده شده است. این ماتریس نشان دهنده این است مدل بخوبی توانسته است روند های صعود و نزولی را تشخیص بدهد و از ۱۷۶۶۲ مورد تست انجام شده مدل ۱۲۲۲۰ مورد روند سهم را بدرستی پیش بینی کرده است و فقط در ۵۴۴۲ مورد روند سهم به درستی پیش بینی نشده است. همچنین مدل در روندهای نزولی را با دقت بیشتری (۷۳/۵۷ درصد) از روندهای صعودی (۶۴/۲۲ درصد) پیش بینی کرده است.

جدول ۴: ماتریس آشفتگی نتایج مدل

		پیش بینی شده	
		صعودی	نزولی
برچسب صحیح	نزولی	6895	2476
	صعودی	2966	5325

۳-۵ ارزیابی عملکرد مدل در پیشبینی قیمت

یکی از موارد مهم برای بررسی کارایی مدل بررسی اختلاف قیمت پیش بینی شده توسط مدل و مقادیر واقعی است. شکل ۳ نمودار هیستوگرام اختلاف مقادیر واقعی و مقادیر پیش بینی شده درصد تغییرات قیمت سهام نمایش داده شده است، همانطور که در نمودار مشاهده میشود ۵۸/۳ درصد پیش بینی های مدل با مقادیر واقعی اختلاف کمتر از یک درصد داشته اند و ۲۵/۳ درصد اختلاف بین ۱ تا ۲ درصد داشته اند و تنها در ۱۶/۴ درصد اختلاف مقدار واقعی و مقدار پیشبینی شده بیش از ۲ درصد بوده است.

مدل پیش آموخته	0.6563	0.6229	0.5593	0.6550
آموزش مجدد	0.6950	0.6946	0.6752	0.6700
مدل پیش آموخته				

جدول ۷ نتایج حاصل از ارزیابی مدل پیش آموخته را نمایش میدهد. همانطور که نتایج بخوبی نشان میدهند استفاده از مدل پیش آموخته که با سهام ۵۰۴ شرکت شاخص SP500 آموزش دیده است، باعث افزایش چشمگیر دقت پیشبینی میشود. گرچه مدل پیش آموخته با داده های مربوطه به شاخص ها آموزش دیده نشده است ولی به علت استفاده از مجموعه داده های بزرگتر دقت بالاتری از آموزش یک مدل جدید با استفاده از داده های یک شاخص دارد که این موضوع میتواند به علت کم بودن داده های مربوط به سهام یک شرکت یا یک شاخص باشد. در آموزش مجدد مدل پیش آموخته با نمونه های یک شاخص آموزش داده و مدل برای پیشبینی یک شاخص بهینه میشود. که این موضوع باعث افزایش کارایی مدل در پیش بینی قیمت سهام میگردد.

۴- نتیجه گیری

در این تحقیق ما مدل TCNpred را برای پیشبینی قیمت سهام شرکت در بازار بورس معرفی شد. در این مدل از یک شبکه یادگیری عمیق مبتنی بر TCN برای پیش بینی قیمت سهام در روز آینده استفاده کردیم. همچنین از داده های ۵۰۴ سهام شرکت شاخص SP500 برای آموزش شبکه استفاده کردیم. نتایج حاصل بیانگر این است که روش ارائه شده از سایر روش بروز در این زمینه بصورت قابل ملاحظه ای پیشی گرفته است. مدل توانسته است در پیش بینی روند قیمتی سهام شرکت های SP500 عملکرد ۶۹ درصدی را ثبت کند. همچنین یکی از برجستگی های این روش توانایی و دقت مدل آموزش داده شده برای پیش بینی سهام سایر شرکت هایی که در فرایند آموزش مدل دیده نشده اند.

مراجع

[۱] aishwaryasingh, 2018
[https://www.analyticsvidhya.com/blog/2018/10/predicting-stock-price-machine-learningnd-deep-learning-techniques-./python](https://www.analyticsvidhya.com/blog/2018/10/predicting-stock-price-machine-learningnd-deep-learning-techniques-/)

[۲] Z. Cataltepe, "Intraday و H. Gunduz, Y. Yaslan prediction of Borsa Istanbul using convolutional neural Knowledge-Based ", networks and feature correlations .pp. 138-148, 2017, ۱۳۷ Systems

[۳] S. Haratizadeh, "CNNpred: CNN- و E. Hoseinzade based stock market prediction using a diverse set of

• از CNN برای استخراج ویژگی و پیش بینی روند قیمتی سهام استفاده میشود.	
• ویژگی ها با استفاده از PCA به یک فضای ویژگی جدید برده میشوند	PCA+ANN
• از سه لایه ANN برای پیش بینی روند قیمت استفاده میشود	

به منظور انجام آزمایشات مربوط به هر مدل مورد بررسی از مقادیر پارامترهای معرفی شده در تحقیق مربوطه استفاده شده است. به منظور اجرای عدالت هر آزمایش چندین بار بر روی مدل ها انجام شده و میانگین عملکرد مدل ها ارائه شده است. در جدول ۶ میانگین عملکرد مدل های مورد بررسی و مدل TCNpred در شاخص ها نمایش داده شده است. همانطور که در این جداول نشان داده شده است مدل TCNpred در مقایسه با سایر مدل ها برتری قابل ملاحظه ای داشته است.

جدول ۶: مقایسه عملکرد مدل های مورد بررسی (f_measure)

مدل / شاخص	SP500	Russell	NYSE	NASDAQ
TCNpred	0.6996	0.7050	0.6802	0.6833
CNN3D-DR + LSTM	0.6061	0.6181	0.6053	0.6005
3D-CNNpred	0.5532	0.5787	0.5592	0.5592
2D-CNNpred	0.5408	0.5463	0.5472	0.5521
CNN-cor	0.5723	0.5602	0.5376	0.5498
PCA+ANN	0.5408	0.5665	0.5251	0.5487

۷-۳- ارزیابی مدل آموزش دیده

ما سه آزمایش برای ارزیابی دقت مدل آموزش دیده بر روی شاخص های اصلی انجام میدهم. در آزمایش اول ما مدل TCNpred را از ابتدا با استفاده از هر یک از این شاخص ها آموزش خواهیم داد سپس نتایج را برای هر شاخص ارزیابی میکنیم. در آزمایش دوم مدل TCNpred با استفاده از داده های شاخص ها آموزش داده نخواهد شد بلکه ما از مدل پیش آموخته توسط داده های ۵۰۴ شرکت SP500 برای پیشبینی شاخص ها استفاده خواهیم کرد. در آزمایش سوم مدل پیش آموخته مجدداً با بخشی از نمونه های یک شاخص آموزش داده شده و سپس برای پیشبینی قیمت سهام آن شاخص در نمونه های بعدی مورد ارزیابی قرار میگردد.

جدول ۷: ارزیابی عملکرد مدل پیش آموخته بر روی شاخص ها (f_measure)

نوع آزمایش	SP500	Russell	NYSE	NASDAQ
آموزش مدل جدید	0.5872	0.6059	0.5269	0.6059

,variables
Expert Systems with Applications", جلد ۱۲۹, pp. 273-285, 2019.

- [۴] Y. Kara, M. A. Boyacioglu و Ö. K. 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*, جلد ۳۸, pp. 5311-5319, 2011 .
- [۵] A. H. Moghaddam, M. H. Moghaddam و M.
Esfandyari, "Stock market index prediction using artificial
neural network", *Journal of Economics, Finance and
Administrative Science*, جلد ۲۱, pp. 89-93, 2016 .
- [۶] D. Nelson, A. Pereira و R. de Oliveira, "Stock market's
price movement prediction with LSTM neural networks,"
2017 .
- [۷] S. Shahverdiani, "Analyzing fluctuations of stock
prices of the companies listed in Tehran Stock Exchange
Using the machine learning method," 2018 .
- [۸] C. Yang, J. Zhai و G. Tao, "Deep Learning for Price
Movement Prediction Using Convolutional Neural
Network and Long Short-Term Memory", *Mathematical
Problems in Engineering*, جلد ۲۰۲۰, pp. 1-13, 7 2020 .
- [۹] X. Zhong و D. Enke, "Forecasting daily stock market
return using dimensionality reduction", *Expert Systems
with Applications*, جلد ۶۷, pp. 126-139, 2017 .