فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار
شماره چهل و پنجم / زمستان ۱۳۹۹

به‌کارگیری مدل‌های یادگیری ماشین در تشکیل پرتفوی بهینه سهام و مقایسه کارایی آن‌ها

محمد سرچمی[۱]
احمد خدامی پور[۲]
مجید محمدی[۳]
حدیث زینلی[۴]

تاریخ دریافت مقاله : ۹۹/۰۱/۱۵ تاریخ پذیرش مقاله : ۹۹/۰۳/۱۷

چکیده

هرچند مدل‌های اقتصاد سنجی برای توصیف و ارزیابی روابط بین متغیرها با استنتاج آماری مناسب هستند، اما محدودیت‌هایی برای تحلیل‌های مالی دارند. تلاش‌های زیادی برای مدل‌سازی روابط غیرخطی در داده‌های مالی با استفاده از فناوری‌های یادگیری ماشین انجام شده است. هدف از انجام این پژوهش به‌کارگیری مدل‌های یادگیری ماشین در تشکیل پرتفوی بهینه سهام و مقایسه کارایی آن‌ها است. نمونه آماری پژوهش حاضر، شامل ۱۵۶ شرکت پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران برای بازه زمانی ۱۳۸۷ تا ۱۳۹۶ است. پس از گردآوری داده‌ها، مدل‌های یادگیری عمیق موردنظر در نرم‌افزار آناکوندا و زبان برنامه‌نویسی پای‌تون، مورد آزمون قرار گرفت و سپس توانایی هر یک از مدل‌ها در تشکیل پرتفوی بهینه سهام توسط معیارهای ارزیابی بازده، بازده مرکب، ترینر و جنسن تعیین شد. با توجه به نرخ بازده بدون ریسک و نرخ بازده بازار و اینکه سرمایه‌گذاران با تشکیل پرتفوی به دنبال سودآوری بیشتر از این دو نرخ بازده هستند و هم‌چنین نتایج ارزیابی پرتفوی دو شاخص ترینر و جنسن، این نتیجه حاصل گردید که مدل شبکه عصبی کانولوشن یادگیری عمیق توانایی تشکیل پرتفوی بهینه سهام را دارد و بر طبق همین استدلال، مدل‌شبکه‌عصبی‌بازگشتی حافظه‌طولانی کوتاه‌مدت توانایی تشکیل پرتفوی بهینه سهام را ندارد.

کلمات کلیدی

پرتفوی سهام، بازده، یادگیری ماشین، یادگیری عمیق.

۱-گروه حسابداری، واحد کرمان، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمان، ایران mohammadsarchami@yahoo.com
۲-گروه حسابداری، دانشکده مدیریت و اقتصاد، دانشگاه شهید باهنر، کرمان، ایران (نویسنده مسئول) khodamipour@uk.ac.ir
۳-گروه کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه شهید باهنر، کرمان، ایران mohammadi@uk.ac.ir
۴-گروه حسابداری، واحد کرمان، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمان، ایران hadisazeinali@gmail.com

مقدمه

حضور در بازار سرمایه با توجه به بازدهی مناسب نسبت به سایر بازارها، عدم نیاز به سرمایه زیاد، قابلیت نقدینگی سرمایه و خریدوفروش سهام در همه‌جا و هر زمان، یکی از گزینه‌های جذاب برای سرمایه‌گذاران محسوب می‌شود. دلایلی مانند پر ریسک بودن این بازار و امکان مسدود شدن طولانی مدت سرمایه، افراد را از ورود به این بازار منع می‌کنند. این در حالی است که همه‌ی افراد می‌توانند با کسب دانش و تجربه‌ی کافی سرمایه‌گذاری پر سودی در بازار سرمایه داشته باشند و بایستی سرمایه‌گذاران را با کنترل و کاهش ریسک سرمایه‌گذاری تشویق نمود. از جمله دلایل وجود ریسک تغییرات در سطح قیمت‌ها، قوانین اقتصادی و سایر عوامل مؤثر بر عرضه و تقاضا را می‌توان نام برد. تشکیل پرتفوی به‌عنوان یکی از راه‌های کنترل ریسک سرمایه‌گذاری می‌تواند مورد توجه قرار گیرد. با افزایش تعداد سهام در پرتفوی، ریسک مجموعه کاهش می‌یابد چون تأثیرپذیری شرکت‌ها از شرایط مختلف اقتصادی، سیاسی و اجتماعی متفاوت است.

سیستم‌هایی که امکان تهیه مدلی کلی از بازار را داشته باشند و بتوانند به اتخاذ یک تصمیم درست از جانب سرمایه‌گذار کمک کنند، بسیار ارزشمند هستند و آن‌هایی قابلیت ماندگاری و کاربرد بیشتری دارند که دارای کمترین خطا باشند. مدل‌های کلاسیک بهینه‌سازی پرتفوی، زمانی که محدودیت‌های بازار سرمایه و معیارهای تشکیل پرتفوی کم باشد قابل استفاده هستند. ولی با توجه به واقعیت‌های بازار سرمایه و ضعف مدل‌های کلاسیک در کشف روابط پیچیده و غیرخطی می‌توان پی برد که مسئله پیچیده‌تر و فراتر از مدل‌های کلاسیک است. در حل مسائل این‌چنین پیچیده، علوم بین رشته‌ای، کامپیوترها و مدل‌های مبتنی بر یادگیری ماشین به کمک انسان‌ها آمده‌اند و رویکردی موفق در حل این مسائل داشته‌اند.

ریسک و بازده مورد انتظار برای سرمایه‌گذاران موضوع مهمی است و آن‌ها با برقراری تعادل بین ریسک و بازده تلاش می‌کنند تا کار خود را به سر حد مطلوب برسانند. ازاین‌رو تلاش‌های عمده‌ای جهت ارائه روش‌های نوین تجزیه‌وتحلیل بازارهای مالی در کنار روش‌های گذشته برای تشکیل پرتفوی بهینه انجام شده است. [۳۴] انتخاب سبد سهام جهت کسب بالاترین بازده یکی از مهم‌ترین دغدغه‌های سرمایه گذران می‌باشد. انتخاب پرتفوی تصمیمی است که بهترین مجموعه دارایی‌های مالی را انتخاب می‌کند. با وجود اینکه ابزارهای مختلف و تکنیک‌های پیشرفته برای رسیدگی به مشکلات سرمایه‌گذاری وجود دارد؛ اما هنوز عدم قطعیت روند را اداره می‌کند و حتی برای متخصصان واجد شرایط نیز مشکل‌آفرین است. ازاین‌رو یک نیاز فوری برای ابزار ارزیابی قابل اعتماد وجود دارد. [۲۳] روش‌های متعددی از قبیل

مدل‌های کنترل تصادفی، مدل‌های برنامه‌ریزی چند هدفه، تحلیل تفکیک‌کننده، شبکه‌های عصبی و مدل‌های بهینه‌سازی توسط محققان مختلف مورد استفاده قرار گرفته است [۱۸]؛ که وجه تشابه همه، گرایش به مدل‌های چند معیاره است.

هوش مصنوعی واژه‌ای است که برای بیان طیف وسیعی از موضوعات استفاده می‌شود و بیش از آنکه یک فن‌آوری خاص باشد، همه فن‌آوری‌هایی که دارای جنبه‌ای از هوش باشند را در برمی‌گیرد. در مقابل یادگیری ماشین به حوزه خاصی اشاره دارد. به‌عبارت‌دیگر یادگیری ماشین برای اشاره به مجموعه فن‌آوری‌های خاصی از هوش مصنوعی استفاده می‌شود. یادگیری ماشین نیز شامل شاخه‌های متفاوتی است که یکی از آن‌ها یادگیری عمیق است. [۵] یادگیری کم‌عمق مانند ماشین‌های بردار پشتیبان، شبکه‌های عصبی معمولی و غیره هستند که بیشتر برای دسته‌بندی و تمایز قائل شدن بین کلاس‌های مختلف داده استفاده می‌شود. در روش‌های کم‌عمق الگوها و معادلات کشف ارتباط داده، توسط خود کاربر انجام‌شده که به آن مهندسی ویژگی نیز گفته می‌شود. در یادگیری با ناظر چالش‌های قابل‌توجهی وجود دارد برای مثال جمع‌آوری داده‌های آموزشی در بعضی مسائل با دشواری‌هایی روبه‌رو است. ناسازگاری در داده‌ها و خطاهای زیاد در آن‌ها، چالش‌برانگیز هستند و گاه کیفیت کنترل‌گر را به‌شدت تحت تأثیر قرار می‌دهند [۱]؛ اما در یادگیری عمیق مهندسی ویژگی دخالتی ندارد و خود سیستم به کشف الگوها می‌پردازد و به‌کارگیری تکنیک‌های آن امکان تحلیل مسائل پیچیده را حتی در مقادیر بسیار زیاد داده فراهم می‌کند. این خاصیت مهم‌ترین دلیل کسب نتایج عالی توسط یادگیری عمیق و محبوبیت این روش در سال‌های اخیر است. عمده روش‌های موفق در یادگیری عمیق؛ شبکه‌های عصبی عمیق[۱]، شبکه‌های عصبی کانولوشنال[۲]، شبکه‌های باور عمیق[۳] و شبکه‌های کدگذار خودکار شده[۴] [۱۲]، شبکه عصبی عودکننده[۵]، شبکه عصبی بازگشتی[۶] و ترکیب‌های مختلفی از این شبکه‌ها با توجه به نوع فضای ورودی در مسئله تحت بررسی می‌باشند. [۲۱]

در تحقیق حاضر پرسش اصلی این است که با توجه به تعدد مدل‌های تشکیل پرتفوی بهینه سهام و توانایی نسبی این مدل‌ها از یکسو و از سوی دیگر روی آوردن برخی از محققین به مدل‌های نوظهور مبتنی بر یادگیری ماشین، توانایی مدل‌های یادگیری ماشین در تشکیل پرتفوی بهینه سهام بورس اوراق بهادار تهران چگونه است.

مبانی نظری و پیشینه پژوهش

روش‌های تحلیل سهام

● تجزیه‌وتحلیل بنیادی

از اطلاعات صورت‌های مالی و گزارش‌های مربوط به صنعت و عوامل اقتصادی استفاده می‌شود. شامل دو رویکرد بالا به پایین و رویکرد پایین به بالا است. رویکرد بالا به پایین از اقتصاد جهانی شروع می‌کند و سپس به اقتصاد داخلی، وضعیت صنعت و بررسی و تحلیل شرکت‌های موجود در آن صنعت می‌پردازد؛ اما در رویکرد پایین به بالا ابتدا به شرکت، سپس صنعت آن شرکت و اقتصاد داخلی و در نهایت به بازارها و اقتصاد جهانی پرداخته می‌شود. رویکرد پایین به بالا برای افراد مبتدی کاربردی‌تر و رویکرد بالا به پایین برای افراد نسبتاً حرفه‌ای مناسب‌تر است. [۲۴]

●تجزیه‌وتحلیل تکنیکی

رویکرد تکنیکال بر این اصل استوار است که با استفاده از اطلاعات گذشته، سرمایه‌گذاران می‌توانند تصمیمات سرمایه‌گذاری خود را اتخاذ کنند و به‌عبارت‌دیگر تاریخ تکرار می‌شود. شامل دو رویکرد معکوس (فرضیه واکنش بیش‌ازحد) و رویکرد مومنتوم می‌باشد. در رویکرد معکوس، سرمایه‌گذاران با ایجاد تقاضای فراوان و خرید سهام یک شرکت موفق باعث می‌شوند قیمت سهام آن شرکت بیش از مقدار واقعی تعیین گردد و یا بالعکس برای شرکت‌های ناموفق با عدم ایجاد تقاضا برای خرید سهام، قیمت سهام آن شرکت‌ها پایین‌تر از مقدار واقعی تعیین شود. این رویکرد به این اصل استوار است که پس از یک بیش واکنشی در قبال اطلاعات کوتاه‌مدت، قیمت سهام در بلندمدت تعدیل می‌شود تا بیش واکنشی اصلاح گردد.[۳۵] رویکرد مومنتوم در بازار این است که یک‌روند حرکتی قیمت و سود تمایل دارد که باقی بماند تا زمانی که یک نیروی خارجی جلوی آن را بگیرد. به عبارتی بازدهی مثبت یا منفی گذشته تا دوره مشخصی از آینده نیز تداوم خواهد داشت. مومنتوم برخلاف فرضیه بازار کارا، بازده سهام عادی در بازه‌های زمانی مختلف دارای رفتار خاصی می‌باشد و می‌توان با به‌کارگیری راهبرد سرمایه‌گذاری متناسب با افق زمانی موردنظر، بازده بیش از بازده بازار به دست آورد.

میزان تنوع و توزیع وزن سرمایه پرتفوی بهینه

سرمایه‌گذاران با تشکیل پرتفوی متنوع به دنبال کاهش ریسک سرمایه‌گذاری می‌باشند. در واقع ریسک غیرسیستماتیک با تنوع بخشیدن به سرمایه‌گذاری کاهش می‌یابد و تنها ریسک سیستماتیک، مانند ریسک‌های ناشی از حوادث طبیعی یا سیاست‌های پولی دولت و... باقی می‌ماند. تنوع بخشیدن به پرتفوی بایستی در حد مناسب که کاهنده ریسک است صورت پذیرد. متنوع‌سازی تا بی‌نهایت کاهنده

ریسک نمی‌باشد، پس میزان تنوع بخشیدن به پرتفوی موضوع حائز اهمیتی است. اگر میزان تنوع کم باشد و شرکت‌های زیادی از یک صنعت انتخاب گردند، چنانچه بر اثر رویدادهای اقتصادی صنعت انتخابی دچار رکود گردد تمامی شرکت‌های آن صنعت با افت قیمت مواجه می‌شوند. متنوع‌سازی مناسب پرتفوی سبب کاهش وابستگی بازده سهام شرکت‌ها به هم می‌شود و همه‌ی شرکت‌ها با هم افت قیمت ندارند. متنوع‌سازی بیش از حد پرتفوی نیز معایبی دارد. یکی از این معایب کاهش دامنه سود پرتفوی است بدین معنی که چنانچه در یک پرتفوی بیست سهمی یک شرکت دویست درصد رشد داشته باشد تأثیرش در پرتفوی ده درصد است. دومین عیب متنوع‌سازی بیش از حد پرتفوی هدر رفتن زمان و عدم امکان مطالعه بیشتر سایر شرکت‌ها و افزایش هزینه معاملات و کارمزد است.

یکی دیگر از عوامل مهم در تشکیل پرتفوی بهینه توزیع وزن سرمایه در پرتفوی انتخابی می‌باشد. به این معنی که درصد بالایی از سرمایه صرف خرید سهام یک یا چند شرکت خاص نشود و به نسبت مناسبی توزیع گردد. از روش‌هایی مانند وزن هم وزن و سبد مبتنی بر ارزش بازار جهت توزیع وزن سرمایه در پرتفوی می‌توان استفاده کرد. در روش وزن هم وزن، سرمایه به نسبت مساوی بین شرکت‌های انتخاب شده پرتفوی توزیع می‌گردد. در روش سبد مبتنی بر ارزش بازار، به هر سهم، متناسب با ارزش بازار سهم داده می‌شود.

فرضیه بازار کارآ

بازار کارآ بازاری است که در آن اطلاعات موجود بلافاصله بر قیمت اوراق بهادار تأثیر می‌گذارد و بر این فرض استوار است که سرمایه‌گذاران در تصمیمات خریدوفروش خود، تمامی اطلاعات مربوط را در قیمت سهام لحاظ خواهند کرد؛ که به سه شکل می‌باشد. کارایی ضعیف که شامل داده‌های تاریخی بازار، کارایی نیمه قوی شامل اطلاعات عمومی و کارایی قوی شامل کلیه اطلاعات اعم از اطلاعات عمومی و غیرعمومی (خصوصی) می‌باشد. [۶]

فرضیه بازار کارآ مفهومی بسیار ژرف دارد. اگر قرار باشد بازارها کارآ باشند، تجزیه‌وتحلیل صورت‌های مالی دوره‌های گذشته یا خواندن مقاله‌های پیشین درباره شرکت، کار بیهوده‌ای است. گذشته از این، حتی با در نظر گرفتن نتیجه‌ها (و منظور کردن آن‌ها در محاسبه‌ها) نمی‌توان بر بازار چیره شد. نتیجه چندین تحقیق مؤید این دیدگاه است. حتی مدیران بسیار متخصص و آگاه صندوق‌های مشترک سرمایه‌گذاری (با پرداختن هزینه‌های زیاد به تحلیل‌گران مالی) هم نتوانسته‌اند بر بازار چیره شوند. [۳] ولی همیشه افرادی هستند که فرضشان بر این است که بازار کارآ نیست و می‌توانند به بازده‌ای بالاتر از بازده بازار دست یابند.

بهینه‌سازی کلاسیک پرتفوی سهام

سرمایه‌گذاران معمولاً با دو هدف سرمایه‌گذاری موقت وجوه نقد مازاد و سرمایه‌گذاری بلندمدت به‌منظور افزایش درآمد، در اوراق بهادار سرمایه‌گذاری می‌کنند. سرمایه‌گذاران اغلب وجوه نقد مازاد دارند که ممکن است در زمان حاضر به این وجوه نقد نیاز نداشته باشند و به‌جای نگهداری در حسابی عاطل آن را به شکل کوتاه‌مدت سرمایه‌گذاری می‌کنند یا برای ایجاد روابط و مناسبات تجاری که این امر به‌طور مستقیم یا غیرمستقیم توان سودآوری را افزایش می‌دهد در اوراق بهادار سرمایه‌گذاری می‌کنند. [۱۷] از ابتدا سرمایه‌گذاران می‌دانستند که ایجاد تنوع در سرمایه‌گذاری مناسب است و با مفاهیم ریسک و بازده آشنا بودند ولی نمی‌توانستند آن را اندازه‌گیری کنند. در سال ۱۹۵۲، مارکوئیتز [۲۷و۲۸] کار پیشگام خود را در حوزه تشکیل پرتفوی منتشر کرد که طی چندین دهه گذشته پایه و اساس توسعه تئوری پرتفوی مدرن بوده است. مدل مارکوئیتز از واریانس برای توصیف ریسک توسط مقادیر تعادلی بین نرخ بازده مؤثر و نرخ بازده مورد انتظار استفاده کرد. بااین‌وجود واریانس محاسبه‌شده به‌وسیله انحراف کل بازده مورد انتظار، هم ریسک صعودی و هم ریسک نزولی را شرح می‌دهد. در واقع سرمایه‌گذاران به ریسک نزولی علاقه‌ای ندارند اما مایل هستند که ریسک صعودی را بپذیرند؛ بنابراین استفاده از واریانس ممکن است سودهای بالقوه را محدود کند. [۳۶] مدل مارکوئیتز، یک پرتفوی بهینه را مشخص نمی‌کند بلکه مجموعه‌ای از پرتفوی‌های کارا را بر روی منحنی مشخص می‌کند که همگی با توجه به ریسک و بازده مورد انتظار، پرتفوی بهینه هستند. [۶]

با توجه به هزینه‌های قابل‌توجه و نیاز به انجام محاسبات زیاد مدل مارکوئیتز، در سال ۱۹۶۱ شارپ مدل تک عاملی را ارائه نمود که عامل بتا را به‌منزله ریسک در مدل قرار داد، که مدل قیمت‌گذاری دارایی‌های سرمایه‌ای نام گرفت. مزیت این مدل برای انتخاب پرتفوی سادگی و کاهش داده‌های مورد نیاز بود؛ اما یکی از ایرادهای مدل تک عاملی و مارکوئیتز این است که فقط یک عامل ریسک بر بازده اوراق بهادار اثرگذار می‌باشد.

برای رفع این ایراد استیو و راس در سال ۱۹۷۶ نظریه قیمت‌گذاری آربیتراژ را مطرح کرد، که در این نظریه فرض بر این است که بازده اوراق بهادار تحت تأثیر تعداد نامحدودی عوامل قرار دارد. [۱۱] این نظریه نیز از نظر مفروضات با مشکلاتی روبه‌رو شد که استیو و راس چنین استدلال کردند که دست‌کم اصول تئوری آن‌ها قابل آزمون است.

در سال ۱۹۷۳ بلک و شولز استدلالی چنین داشتند که سرمایه‌گذار در برگ اختیار معامله می‌تواند از طریق سرمایه‌گذاری هم‌زمان در یک برگ اختیار معامله و سهامی که اختیار از آن مشتق شده است

در یک وضعیت مصون شده بدون ریسک قرار گیرد. انواع گوناگون و سرسام‌آور برگ اختیار معامله به بازار عرضه شد که دادوستد برگ‌های اختیار معامله بسیار زیاد و نیاز به تخصص بالایی داشت. این الگو کماکان کاربرد روزافزونی دارد ولی روش‌های پیشرفته‌تر برای تعیین ارزش برگ اختیار معامله ارائه شدند. تئوری پرتفوی با وقایع مربوط به آینده و وقایع مورد انتظار در آینده سروکار دارد. [۴]

بهینه‌سازی مدرن پرتفوی سهام

مبنای این روش بر پایه این استدلال استوار است که احتمال خطر از دست دادن سرمایه یا سود یک نوع سهام در بازار بسیاربیشتر از مجموعه یا ترکیب سهام است. لذا قاعدتاً سرمایه‌گذار حرفه‌ای نباید تمام سرمایه خود رادر یک‌قلم دارایی سرمایه‌گذاری‌کند. بلکه بایستی آن را درمجموعه‌ای ازسهام سرمایه‌گذاری کند که این مجموعه به پرتفوی معروف است. پرتفوی یا سبد سهام متشکل از سهام متعدد شرکت‌هایی است که در شرایط عادی احتمال کاهش بازده همه دارایی‌ها تاحدودی به صفر نزدیک است. [۹]

با توجه به پیچیده شدن و سرعت عوامل تأثیرگذار در تشکیل پرتفوی بهینه، استفاده از روش‌های سنتی تشکیل پرتفوی کار دشواری می‌باشد. رفتار سهام در بازار، رفتار غیرخطی است بنابراین روش‌های خطی نسبت به تشخیص صحیح رفتار غیرخطی ناتوان هستند و استفاده از الگوهای غیرخطی تأثیر به سزایی در اتخاذ تصمیمات بهینه در بازار سهام دارد. [۷]

پس از مدل‌های کلاسیک، مدل‌های زیادی برای تشکیل پرتفوی بهینه سهام ارائه شده است؛ که اکثر مدل‌ها در کنار روش‌های گذشته، عوامل متعددی را بر تشکیل پرتفوی بهینه سهام اثرگذار می‌دانند و به دنبال راهی برای حداکثر ساختن سود در بازارهای مالی هستند. ایده اساسی نظریه مدرن پرتفوی این است که اگر در دارایی‌هایی که به‌طور کامل باهم همبستگی ندارند سرمایه‌گذاری شود؛ ریسک آن دارایی‌ها یکدیگر را خنثی کرده و می‌توان یک بازده ثابت با ریسک کمتر به دست آورد. [۲]

در زمینه برنامه‌نویسی نرم‌افزار بر پایه الگوی تعیین ارزش سهام، اوراق قرضه یا برگ‌های اختیار معامله صدها سازمان تخصصی به وجود آمده و راه و روش‌های زیادی برای ترکیب مطلوب سرمایه‌گذاری‌ها ارائه‌شده است. [۴] یکی از راه‌حل‌های جدید که به‌طور وسیعی اخیراً مورد استفاده قرار می‌گیرد مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی می‌باشد. این مدل‌ها روش‌های متعددی را برای انتخاب پرتفوی بهینه سهام مورد استفاده قرار می‌دهند.

یادگیری ماشین

در موارد زیر به یادگیری ماشین احتیاج داریم:

- در مواردی که انسان خبره در دسترس نیست؛

- زمانی که مسئله‌ی موردنظر در طول زمان تغییر می‌کند و به شرایط محیط وابسته است؛
- حالاتی که حل مسئله به تطبیق با شرایط خاصی وابسته است.

هرچند ممکن است یک مدل دقیق ارائه نگردد، اما می‌توان یک تقریب خوب و مفید به دست آورد. مدل به‌دست‌آمده می‌تواند برای پیش‌بینی مورد استفاده قرار گیرد و یا به‌منظور استخراج دانش از داده ها به کار آید. [۳۲] روش‌های مختلف یادگیری ماشین به شرح زیر است:

●روش‌های یادگیری نظارت‌شده[۷]

در این الگوریتم‌ها باید تابعی ایجاد شود که ورودی‌ها (متغیرهای مستقل) را گرفته و خروجی موردنظر (متغیر وابسته یا هدف) را تولید کند. نمونه‌هایی از این الگوریتم‌ها عبارت‌اند از رگرسیون، درخت‌های تصمیم، جنگل‌های تصادفی، N نزدیک‌ترین همسایه و رگرسیون لجستیک.

●روش‌های یادگیری بدون نظارت[۸]

یادگیری بدون ناظر متغیر هدف ندارد و خروجی الگوریتم نامشخص است. بهترین مثالی که برای این نوع از الگوریتم‌ها می‌توان زد، گروه‌بندی خودکار (خوشه‌بندی) یک جمعیت است مثلاً با داشتن اطلاعات شخصی و خریدهای مشتریان، به‌صورت خودکار آن‌ها را به گروه‌های همسان و هم‌ارز تقسیم کنیم. الگوریتم k-medoid و K-Means از این دسته هستند.

●روش‌های تقویت‌شده[۹]

یادگیری تقویت‌شونده نوع سوم از الگوریتم‌ها که شاید بتوان آن‌ها را در زمره الگوریتم‌های بدون ناظر هم دسته‌بندی کرد. در این نوع از الگوریتم‌ها؛ یک ماشین برای گرفتن یک تصمیم خاص، آموزش داده می‌شود و ماشین بر اساس موقعیت فعلی (مجموعه متغیرهای موجود) و عمل‌های مجاز (مثلاً حرکت به جلو، حرکت‌به‌عقب و غیره)، یک تصمیم را می‌گیرد که در دفعات اول، این تصمیم می‌تواند کاملاً تصادفی باشد و به ازای هر عمل یا رفتاری که بروز می‌دهد، سیستم یک بازخورد یا امتیاز به او می‌دهد و از روی این بازخورد، ماشین متوجه می‌شود که تصمیم درست را اتخاذ کرده است یا نه که در دفعات بعد در آن موقعیت، همان عمل را تکرار کند یا عمل و رفتار دیگری را امتحان کند. با توجه به وابسته بودن حالت و رفتار فعلی به حالات و رفتارهای قبلی، فرآیند تصمیم‌گیری مارکوف، یکی از مثال‌های این گروه از الگوریتم‌ها می‌تواند باشد. الگوریتم‌های شبکه‌های عصبی هم می‌توانند در این دسته به‌حساب آیند. منظور از کلمه تقویت‌شونده در نام‌گذاری این الگوریتم‌ها هم اشاره به مرحله بازخورد است که باعث تقویت و بهبود عملکرد برنامه و الگوریتم می‌شود.

●روش‌های یادگیری عمیق[۱۰]

نوع جدیدی از یادگیری ماشین برگرفته از نحوه عملکرد مغز هست، مغز انسان ابتدا لبه‌ها را استخراج می‌کند، سپس لکه‌ها، سپس سطوح، سپس اشیاء و غیره، این مشاهدات الهام‌بخش روند اخیری در یادگیری ماشین شناخته‌شده به‌عنوان یادگیری عمیق است که تلاش می‌کند تا این نوع معماری را در یک کامپیوتر تکثیر کند.

یادگیری عمیق

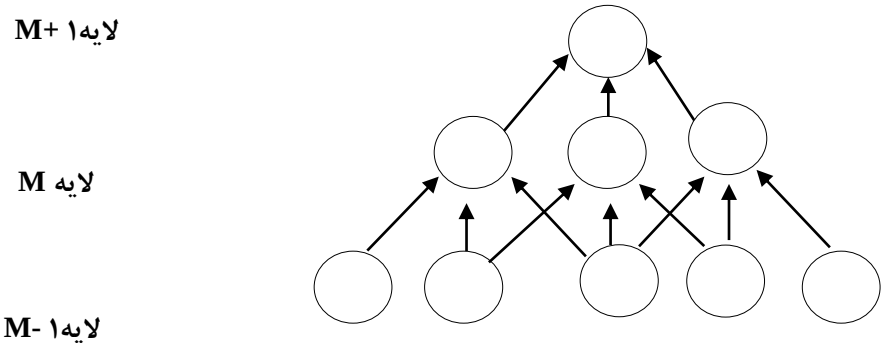
اولین نمونه موفق یادگیری عمیق در سال ۱۹۹۳ بود که شبکه عصبی کانولوشنی، در خواندن اعداد دست‌نویس چک‌ها در آمریکا مورد استفاده قرار گرفت. در سال ۱۹۹۷ مدل شبکه عصبی بازگشتی و شبکه‌های حافظه طولانی کوتاه‌مدت که نوع خاصی از شبکه عصبی بازگشتی هستند مورد استفاده قرار گرفت. در سال ۲۰۰۰ به دلیل کمبود داده و سخت‌افزار و مشکلات آموزشی یادگیری عمیق با رکود مواجه گردید. سال ۲۰۰۶ با ابداع تکنیک‌های جدید آموزشی سال عبور از رکود و معرفی روش پیش آموزش لایه به لایه بود. سال ۲۰۱۲ شروع محبوبیت روش یادگیری عمیق بود. شرکت‌های بزرگی چون گوگل، ماکروسافت، تویتر، فیس‌بوک، آی بی ام و غیره سرورهای برخط و منبع باز را ارائه نمودند. همچنین دانشگاه‌های بزرگی چون برکلی، استنفورد، آکسفورد، تورنتو و... شروع به کار در حوزه یادگیری عمیق نمودند. مهم‌ترین مزایای یادگیری عمیق عبارت‌اند از:

- یادگیری خودکار ویژگی‌ها؛
- یادگیری چندلایه ویژگی‌ها؛
- دقت بالا در نتایج؛
- قدرت تعمیم بالا و شناسایی داده‌های جدید؛
- پشتیبانی گسترده سخت‌افزاری و نرم‌افزاری؛
- پتانسیل ایجاد قابلیت‌ها و کاربردهای بیشتر در آینده؛
- حجم سه‌بعدی از نورون‌ها (چینش در عرض، ارتفاع و عمق).[۱۳]

شبکه عصبی کانولشن یادگیری عمیق

شبکه‌های عصبی کانولوشن عمیق یکی از پرکاربردترین شیوه‌های یادگیری عمیق است که در آن، بخش‌های مختلف به‌عنوان ورودی به لایه‌های سلسله مراتبی داده می‌شوند به‌طوری‌که در هر لایه، فیلترهایی دیجیتال با وزن‌های قابل‌آموزش، اعمال می‌شوند و در هر مرحله ویژگی‌های خوبی می‌تواند از آن استخراج شود. [۱۹] شبکه عصبی کانولوشن با استفاده از الگوی اتصال محلی بین نورون‌های

لایه‌های مجاور، همبستگی مکانی و محلی را مورد بهره‌برداری قرار می‌دهند که به‌صورت گرافیکی در زیر نشان داده می‌شود.



شکل ۱: شبکه‌های عصبی کانولوشن عمیق

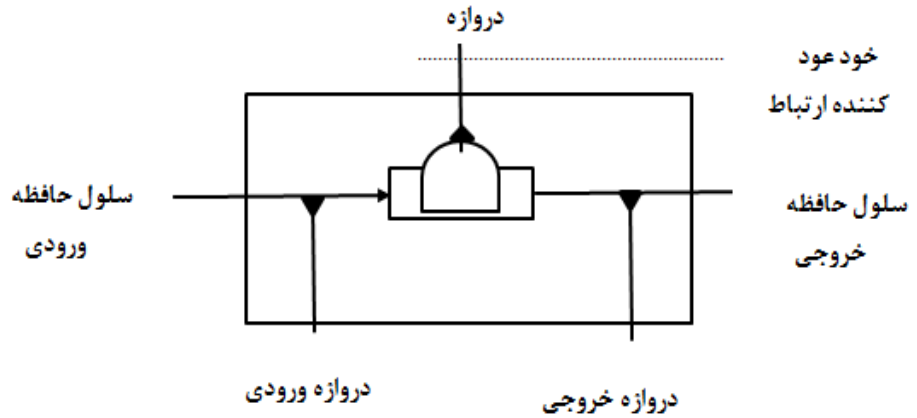
تصور کنید که لایه m-۱، شبکیه ورودی است. در شکل بالا، واحدهای لایه M دارای زمینه پذیرش سه عرض در شبکیه ورودی هستند و بنابراین تنها به سه نورون مجاور در لایه شبکیه وصل می‌شوند. واحدها در لایه m+۱ اتصال مشابهی با لایه زیر دارند. زمینه پذیرش آن‌ها نسبت به لایه زیر نیز سه است، اما میدان پذیرش آن‌ها نسبت به ورودی بزرگ‌تر است. هر واحد به تغییرات در خارج از میدان پذیرش خود نسبت به شبکیه پاسخ نمی‌دهد؛ بنابراین معماری تضمین می‌کند که فیلترهای آموخته شده قوی‌ترین پاسخ را به یک الگوی ورودی مکانی محلی ایجاد می‌کنند. [۲۲]

شبکه عصبی بازگشتی حافظه طولانی کوتاه‌مدت یادگیری عمیق

امروزه شبکه‌های عصبی بازگشتی کاربردهای فراوانی پیدا کرده است. در این نوع شبکه‌ها خروجی هر حالت به‌عنوان ورودی حالت بعدی در نظر گرفته می‌شود و معمولاً برای داده‌هایی استفاده می‌شود که داده‌های لحظه حال، وابسته به داده‌های لحظه قبل باشند. شبکه‌های عصبی بازگشتی در واقع یک نوع حافظه می‌باشند؛ اما یک مشکل مهم دارند این شبکه‌ها برای داده‌های طولانی عملکرد مطلوبی ندارند و هر چه با داده‌های جدید روبه‌رو می‌شوند، داده‌های قدیمی‌تر بیشتر از یاد می‌روند و از اهمیت کمتری برخوردار می‌شوند. [۱۰]

ایده اصلی حافظه طولانی کوتاه‌مدت در سال ۱۹۹۷ برای برطرف کردن مشکل فراموشی حافظه در شبکه عصبی بازگشتی ارائه شد. [۲۵] تفاوت اصلی حافظه طولانی کوتاه‌مدت و شبکه عصبی بازگشتی در حالت میانی است. در حافظه طولانی کوتاه‌مدت به‌جای قرار دادن حالت استاندارد، از بلوک حافظه

طولانی کوتاه‌مدت استفاده شده است که این بلوک ویژگی‌هایی دارد که باعث می‌شود، مشکل فراموشی حافظه در شبکه ایجاد نشود. [۲۹] که به‌صورت گرافیکی در زیر نشان داده می‌شود.



شکل ۲: تصویر یک سلول حافظه طولانی کوتاه‌مدت [۲۲]

پیشینه پژوهش

بیک و کیم (۲۰۱۸) چارچوب پیش‌بینی جدید برای ارزش شاخص بازار سهام را با استفاده از شبکه‌های عصبی بازگشتی برای شاخص قیمت سهام بورس آمریکا و شاخص قیمت سهام بورس کره جنوبی و ده سهم برای هر شاخص از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۷ مورد بررسی قرار دادند. نتایج با استفاده از میانگین مربع خطا و میانگین قدر مطلق خطا مورد بررسی قرار گرفتند که نتایج به‌دست آمده دقت عالی پیش‌بینی مدل پیشنهادی را تائید می‌کند.

پاتاری و همکاران (۲۰۱۸) مقایسه روش‌های تصمیم‌گیری چند معیاره برای انتخاب پرتفوی سهام در بورس نزدک آمریکا طی یک دوره چهل و سه ساله از ۱۹۶۹ تا ۲۰۱۱ را با مورد بررسی قرار دادند. از چهار روش مقیاس متوسط، روند سلسله‌مراتب تحلیلی، تکنیک برای ترجیح سفارش با شباهت به راه‌حل ایده‌آل و تجزیه‌وتحلیل پوشش افزایشی داده‌ها استفاده‌شده است. متغیرهای تحقیق شامل ارزش بازار سهام، ارزش شرکت، سود، ارزش دفتری سهام، فروش، سود سهام عادی، جریان نقد عملیاتی، جریان نقد آزاد، سود قبل از بهره، مالیات و استهلاک و سود قبل از بهره و مالیات هستند. نتایج حاکی از این است که سرمایه‌گذارانی که سبک‌های سرمایه‌گذاری مشخص را دنبال می‌کنند، این سبک‌های متفاوت را هنگام انتخاب روش‌های تصمیم‌گیری چند معیاره می‌توانند داشته باشند که بهترین سازگاری را با هدف‌های انتخاب پرتفوی آن‌ها به همراه دارد.

تاکور و همکاران (۲۰۱۷) انتخاب پرتفوی سهام را با استفاده از تئوری شواهد دمپستر شیفر[11] در بورس اوراق بهادار بمبئی با استفاده از متغیرهای نسبت قیمت به سود، نسبت قیمت به ارزش دفتری، نسبت قیمت به فروش، نسبت بدهی‌های بلندمدت به حقوق صاحبان سهام، سود هر سهم و نسبت پرداخت مورد بررسی قرار داده‌اند. از مدل دلفی-فازی برای شناسایی عوامل ضروری استفاده‌شده سپس عوامل ضروری و داده‌های تاریخی با استفاده از تئوری شواهد دمپستر شیفر رتبه‌بندی سهام انجام‌شده و سرانجام یک مدل پرتفوی که سهام با رتبه بالا را پیشنهاد می‌دهد انتخاب گردیده است. نتیجه عملکرد در مقایسه با عملکرد اخیر دارایی‌ها بسیار رضایت‌بخش می‌باشد.

پاتاری و همکاران (۲۰۱۰) توانایی به‌کارگیری تحلیل پوششی داده‌ها به‌عنوان معیار انتخاب پرتفوی را در بورس اوراق بهادار فنلاند مورد بررسی قرار دادند. عملکرد پرتفوی تشکیل‌شده بر اساس میانگین بازده و معیارهای تعدیلی ریسک عملکرد ارزیابی شده، نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهد که تحلیل پوششی داده‌ها در بهینه‌سازی تصمیم‌گیری انتخاب پرتفوی اثربخش بوده است.

کوهبنانی نژاد و همکاران (۱۳۹۷) انتخاب پرتفوی بهینه با استفاده از سیستم خبره در محیط فازی ممدانی را در صنایع شیمیایی، فراورده نفتی، کانی فلزی و فلزات اساسی بورس اوراق بهادار تهران در بازه زمانی ۱۳۸۷ تا ۱۳۹۰ انجام دادند. با در نظر گرفتن متغیرهای حاشیه سود خالص، سود قبل از کسر مالیات، بازده حقوق صاحبان سهام، بدهی به حقوق صاحبان سهام، ارزش بازار، نسبت قیمت به سود، سود تقسیمی، نسبت ارزش بازار به ارزش دفتری، مومنتوم قیمت و شاخص فنی، شرکت‌ها را رتبه‌بندی کردند و پس از بهینه‌سازی پرتفوی با معیارهای بازده، بازده مرکب، ترینر و جنسن عملکرد پرتفوی تشکیل‌شده با استفاده از سیستم خبره در محیط فازی ممدانی را مورد سنجش قرار دادند. نتایج ارزیابی عملکرد پرتفوی تشکیل‌شده برای سه حالت سرمایه‌گذار ریسک گریز، ریسک خنثی و ریسک‌پذیر نشان می‌دهد که عملکرد پرتفوی پیشنهادی مثبت بوده؛ اما در مقیاسی دقیق‌تر پرتفوی تشکیل‌شده برای سرمایه‌گذار ریسک گریز در وضعیت مطلوب‌تری قرار دارد.

میرزایی و همکاران (۱۳۹۵) کاربرد الگوریتم ژنتیک چند هدفه در بهینه‌سازی پرتفوی سهام را با استفاده از شاخص‌های تکنیکال در ۲۱۶ شرکت بورس اوراق بهادار تهران در سال‌های ۱۳۸۸ تا ۱۳۹۰ مورد بررسی قرار دادند. متغیرهای تکنیکال میانگین متحرک نهایی، میانگین متحرک هال، نرخ تغییر قیمت، شاخص قدرت نسبی، میانگین متحرک همگرا واگرا و شاخص قدرت واقعی مورد استفاده قرار گرفتند. نتایج به‌دست‌آمده با شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران مقایسه و مشخص گردید با استفاده از شاخص‌های تکنیکال و الگوریتم ژنتیک چند هدفه، می‌توان عملکرد بهتری نسبت به بازار داشت.

مروتی شریف‌آبادی و همکاران (۱۳۹۴) به‌کارگیری الگوریتم رقابت استعماری در بهینه‌سازی و تشکیل پرتفولیو از سال ۱۳۸۸ تا ۱۳۹۰ با استفاده از اطلاعات قیمت سهام سی سهم پذیرفته‌شده صنعت خودرو و قطعات بورس اوراق بهادار تهران مورد بررسی قرار دادند. نتایج تحقیق نشان می‌دهد که الگوریتم استعماری در تشکیل پرتفوی بهینه سهام به‌گونه‌ای موفق عمل می‌کند.

رهنمای رود پشتی و همکاران (۱۳۹۳) بهینه‌سازی پرتفوی متشکل از سهام صندوق‌های سرمایه‌گذاری مشترک بورس اوراق بهادار تهران را با رویکرد الگوریتم ژنتیک در سی صندوق سرمایه‌گذاری مشترک فعال در بازار سرمایه ایران در طی سال‌های ۱۳۸۹ الی ۱۳۹۱ با سه متغیر بازده مورد انتظار، ریسک پرتفوی و کوواریانس مورد بررسی قرار دادند. نتایج حاکی از آن است که الگوریتم ژنتیک می‌تواند جهت انتخاب سبد متشکل از سهام صندوق‌های مشترک به کار رود و با استفاده از آزمون زوجی مشخص شد که سبدهای تشکیل‌شده با استفاده از الگوریتم ژنتیک نسبت به روش سنتی، مطلوب‌تر می‌باشند. همچنین اندازه سبد تأثیر چندانی بر نتایج نداشته و در تمام سطوح، الگوریتم ژنتیک دارای عملکرد بهتری است و هر چه تنوع سبد بیشتر و بزرگ‌تر باشد، برتری الگوریتم ژنتیک بر روش خطی قابل ملاحظه‌تر می‌شود.

میزبان و همکاران (۱۳۹۱) بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از الگوریتم ازدحام ذرات در تعاریف مختلف اندازه‌گیری ریسک را در ۱۸۶ شرکت بورس اوراق بهادار تهران در فاصله زمانی ۱۳۸۵ تا ۱۳۹۰ مورد بررسی قرار دادند. نتایج به‌دست‌آمده از این پژوهش حاکی از عملکرد موفق الگوریتم ازدحام ذرات در محاسبه مرز کارای مارکوئیتز در تعاریف مختلف اندازه‌گیری ریسک است.

فرضیه‌ها

فرضیه اول: مدل شبکه عصبی کانولوشن یادگیری عمیق توانایی تشکیل پرتفوی بهینه سهام را دارد.

فرضیه دوم: مدل شبکه عصبی بازگشتی حافظه طولانی کوتاه‌مدت یادگیری عمیق توانایی تشکیل پرتفوی بهینه سهام را دارد.

روش پژوهش

این تحقیق از نظر نوع، مدل‌سازی و ازنظر روش (نحوه گردآوری داده‌ها)، توصیفی و از نظر هدف، کاربردی است. قلمرو موضوعی این تحقیق کاربرد یادگیری ماشین در تشکیل پرتفوی بهینه می‌باشد. جامعه آماری این پژوهش، شرکت‌های مورد بررسی در بورس اوراق بهادار تهران در بازه زمانی ۱۳۸۷ تا ۱۳۹۶ می‌باشد. پس از گردآوری داده‌های موردنیاز و انجام محاسبات لازم در اکسل، مدل‌های یادگیری

عمیق موردنظر در نرم‌افزار آناکوندا[۱۲] زبان برنامه‌نویسی پای‌تون[۱۳] و بستر کدنویسی جهت برقراری ارتباط با سرور تنسرفلو[۱۴] تحت مالکیت واحد تحقیق گوگل[۱۵] مورد آزمون قرار گرفته‌اند و سپس توانایی هر یک از مدل‌های یادگیری عمیق در تشکیل پرتفوی بهینه سهام توسط معیارهای ارزیابی بازده، بازده مرکب، ترینر و جنسن تعیین گردید. نحوه‌ی محاسبه این شاخص‌ها در جدول زیر آمده است.

جدول ۱ : معیارهای ارزیابی پرتفوی

عنوان معیار	نحوه محاسبه	توضیحات
بازده	$\sum R_i X_i$	R: بازده سهام X: وزن سهام در پرتفوی
بازده مرکب	$LN\left(\frac{\mathrm{NAV}_t}{\mathrm{NAV}_{t-1}}\right)\times 100$	LN: لگاریتم طبیعی NAV: ارزش خالص دارایی NAV_{t-1}: ارزش خالص دارایی سال قبل
ترینر	$\frac{R_p - R_f}{\beta_p}$	R_p: متوسط بازده پرتفوی R_f: نرخ بازده بدون ریسک β_p: شاخص ریسک سیستماتیک
جنسن	R_p-$\{R_f + \beta_p(R_m - R_f)\}$	R_p: متوسط بازده پرتفوی R_f: نرخ بازده بدون ریسک β_p: شاخص ریسک سیستماتیک R_m: نرخ بازده بازار

جامعه آماری تحقیق ۲۳۹ شرکت در شصت و پنج صنعت بورس اوراق بهادار تهران از سال ۱۳۸۷ تا ۱۳۹۶ می‌باشد که با در نظر گرفتن معیارهای زیر حجم نمونه مشخص خواهد شد:

- اطلاعات مالی مورد نیاز آن‌ها برای انجام تحقیق در دسترس باشد؛
- طی دوره مورد بررسی توقف عملیات نداشته باشند؛
- جزو شرکت‌های سرمایه‌گذاری و واسطه‌گری مالی نباشند (زیرا این شرکت‌ها ماهیت و طبقه‌بندی اقلام صورت‌های مالی متفاوتی دارند).

با توجه به این معیارها تعداد ۱۵۶ شرکت شرایط فوق را دارا بوده‌اند که همگی آن‌ها مورد بررسی قرار گرفته‌اند. با در نظر گرفتن دوره زمانی پژوهش ده سال مالی و نوزده متغیر، جمعاً ۲۹/۶۴۰ داده مورد تجزیه و تحلیل قرار می‌گیرند. اطلاعات مربوط به جامعه و نمونه در صنایع مختلف به شرح جدول زیر می‌باشد.

جدول ۲: جامعه و نمونه

ردیف	نام صنعت	جامعه	نمونه
۱	ماشین‌آلات و تجهیزات	۱۱	۹
۲	مواد و محصولات دارویی	۳۲	۲۰
۳	سیمان، آهک و گچ	۳۲	۲۰
۴	استخراج کانه‌های فلزی	۸	۵
۵	فلزات اساسی	۲۰	۱۶
۶	خودرو و ساخت قطعات	۳۰	۱۹
۷	محصولات غذایی و آشامیدنی به‌جز قند و شکر	۱۹	۱۲
۸	قند و شکر	۱۲	۱۱
۹	محصولات شیمیایی	۳۰	۱۴
۱۰	کاشی و سرامیک	۱۰	۸
۱۱	لاستیک و پلاستیک	۷	۴
۱۲	ماشین‌آلات و دستگاه‌های برقی	۹	۷
۱۳	فراورده‌های نفتی، کک و سوخت هسته‌ای	۸	۲
۱۴	سایر محصولات کانی غیرفلزی	۱۱	۹
جمع		**۲۳۹**	**۱۵۶**

با توجه به پیشینه‌ی تحقیق و سه معیار عملکردی، نقد شوندگی و ریسک تعداد نوزده متغیر مستقل و تأثیرگذار در تشکیل پرتفوی انتخاب شدند که به نحوه محاسبه آن‌ها در جدول زیر اشاره می‌شود.

جدول ۳: متغیرهای ورودی جهت تشکیل پرتفوی بهینه و نحوه محاسبه آن‌ها

معیار	ردیف	متغیر	نحوه محاسبه
عملکردی	۱	سود هر سهم (EPS)	سود سهام ممتاز − سود خالص / میانگین تعداد سهام عادی
	۲	نسبت قیمت به سود (P/E)	قیمت ذاتی سهام / سود هر سهم
	۳	نسبت قیمت به فروش (P/S)	قیمت ذاتی سهام / فروش

	۴	نسبت ارزش بازار به ارزش دفتری سهام (MTB)	$\frac{\text{قیمت ذاتی سهام}}{\frac{\text{حقوق صاحبان سهام}}{\text{تعداد سهام عادی}}}$
	۵	حاشیه سود خالص (CM)	$\frac{\text{سود خالص}}{\text{فروش خالص}}$
	۶	نرخ بازده دارایی (ROA)	$\frac{\text{سود خالص}}{\text{کل دارایی}}$
	۷	بازده حقوق صاحبان سهام (ROE)	$\frac{\text{سود خالص}}{\text{حقوق صاحبان سهام}}$
	۸	بازده سهام(R)	$\frac{\text{سود تقسیمی هر سهم} + \text{قیمت سهام اول سال} - \text{قیمت سهام پایان سال}}{\text{قیمت سهام اول سال}}$
	۹	جریان نقد عملیاتی (OCF)	$\frac{(\text{وجوه نقد پرداختی بابت خرید کالا و خدمات و هزینه ها}) - (\text{وجوه نقد دریافتی بابت فروش کالا و خدمات و سایر درآمدها})}{\text{جمع کل دارایی ها}}$
	۱۰	نسبت گردش جمع دارایی‌ها	$\frac{\text{فروش}}{\text{میانگین جمع دارایی عملیاتی}}$
نقد شوندگی	۱۱	نسبت آنی (QR)	$\frac{\text{حساب دریافتنی} + \text{اوراق بهادار کوتاه مدت} + \text{وجه نقد}}{\text{بدهی جاری}}$
	۱۲	سود تقسیمی هر سهم(DPS)	$\frac{\text{کل سود قابل تقسیم}}{\text{تعداد سهام عادی}}$
	۱۳	نقد شوندگی (شاخص معکوس نقد شوندگی آمیهود) (ILIQ)	$\frac{\text{بازده روزانه سهم}}{\text{حجم معاملات روزانه سهم}}$
	۱۴	سهم صنعت سهم از بازار (HHI)	$\boldsymbol{HHI = S_1^2 + S_2^2 + S_3^2 + \cdots + S_n^2}$
ریسک	۱۵	ریسک سیستماتیک (β)	$\frac{\boldsymbol{cov}\,(\text{بازدهی بازار و بازدهی سهم})}{\mathbf{var}\,(\text{بازدهی بازار})}$
	۱۶	بدهی بلندمدت به حقوق صاحبان سهام (D/E)	$\frac{\text{بدهی بلند مدت}}{\text{حقوق صاحبان سهام}}$
	۱۷	مومنتوم قیمت سهام (MSP)	$\frac{\text{قیمت سهم یک ماه پیش}}{\text{قیمت سهم یک سال پیش در همان ماه}}$

	۱۸	همزمانی قیمت سهام (SYNCH)	$\mathbf{SYNCH} = \mathbf{Log}(\frac{r^2}{1-r^2})$
	۱۹	ریسک سقوط قیمت سهام (CRASH)	W=Ln(1+€)

برای محاسبه بازده سهام و بازده باقی مانده سهام جهت استفاده در فرمول همزمانی قیمت سهام و ریسک سقوط سهام از فرمول زیر استفاده شده است.

$$R=\alpha+ \beta_{ij}R_{mtd}+\beta_{ij}R_{mtd-1}+Y_{ij}R_{jtd}+Y_{ij}R_{jtd-1}+€$$

که در این رابطه R_{mtd}: بازده روزانه بازار، R_{mtd-1}: بازده روزانه بازار یک روز قبل، R_{jtd}: بازده روزانه صنعت و R_{jtd-1}: بازده روزانه صنعت یک روز قبل می‌باشد.

ریسک سقوط قیمت سهام به‌صورت متغیر مجازی در نظر گرفته شده است که چنانچه شرکتی ریسک سقوط قیمت سهام داشته باشد یک و در غیر این صورت صفر خواهد بود و ملاک تعیین ریسک سقوط سهام بدین صورت است که بازده ماهانه خاص شرکت ۳/۲ انحراف معیار کمتر از میانگین بازده ماهانه خاص آن باشد؛ یعنی در محدوده مثبت۳/۲ و منفی ۳/۲ باشد عادی و در غیر این صورت غیرعادی تلقی می‌شود.[۲۶]

در فرمول سهم صنعت سهم از بازار، S_i سهم بازار شرکت i ام می‌باشد. نیز چنانچه در صنعتی فقط یک شرکت وجود داشته باشد صد در صد سهم بازار را دارد.

تجزیه و تحلیل داده‌ها و آزمون فرضیه

آمار توصیفی داده‌های تحقیق به شرح زیر می‌باشد.

جدول ۴: آمار توصیفی

ردیف	متغیر	بیشینه	کمینه	میانگین	انحراف معیار	میانه
۱	سود هر سهم	۹,۹۱۷/۸۴	-۸,۳۴۷/۱۵	۷۱۶/۸۳	۱,۲۸۷/۰۹	۴۲۷/۲۱
۲	نسبت قیمت به سود	۹۵۶/۱۵	-۶۲۳/۰۰	۱۸/۹۴	۸۱/۸۶	۶/۲۰
۳	سود تقسیمی هر سهم	۹,۰۰۰/۰۰	۰/۰۰	۶۱۶/۹۹	۱,۰۰۵/۴۹	۲۵۰/۰۰
۴	نسبت قیمت به فروش	۱/۱۷	۱/۰۱	۰/۰۲	۰/۰۷	۰/۰۰
۵	نسبت ارزش بازار به ارزش دفتری سهام	۸۷/۰۷	-۲۷۷/۲۴	۱/۷۶	۱۰/۰۸	۱/۹۳
۶	بدهی بلند مدت به حقوق صاحبان سهام	۸۹/۶۰	-۳۵/۷۵	۱/۳۳	۴/۳۹	۰/۷۷
۷	مومنتوم قیمت	۱۵۰/۰۳	۰/۰۹	۱/۸۶	۷/۳۵	۱/۰۶

۸	حاشیه سود خالص	۱۲/۶۱	-۶/۱۸	۰/۱۷	۰/۵۹	۰/۱۲
۹	نرخ بازده دارایی	۲/۴۹	-۲/۴۴	۰/۱۰	۰/۱۷	۰/۰۹
۱۰	نسبت آنی	۹/۷۷	۰/۰۱	۰/۸۴	۰/۷۱	۰/۷۴
۱۱	بازده حقوق صاحبان سهام	۱۸/۷۴	-۱۶/۰۴	۰/۳۰	۱/۰۲	۰/۲۷
۱۲	بازده سهام	۸/۱۰	-۰/۹۰	۰/۳۱	۰/۸۹	۰/۰۴
۱۳	نقد شوندگی	۰/۷۰	-۰/۳۰	۰/۰۰	۰/۰۲	۰/۰۰
۱۴	ریسک سیستماتیک	۱/۷۳	-۱/۹۱	-۰/۰۲	۰/۴۹	۰/۰۰
۱۵	جریان نقد عملیاتی	۱/۰۵	-۰/۳۰	۰/۱۳	۰/۱۴	۰/۱۱
۱۶	گردش جمع دارایی	۳۶/۰۲	۰/۰۱	۲/۸۴	۳/۱۰	۱/۹۹
۱۷	سهم صنعت سهم از بازار	۰/۳۸	۰/۰۵	۰/۱۵	۰/۰۸	۰/۱۳
۱۸	همزمانی قیمت سهام	۱/۷۹	-۳/۰۰	-۱/۰۴	۰/۶۷	-۱/۰۳
۱۹	ریسک سقوط قیمت سهام	۱/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۲	۰/۱۳	۰/۰۰

برای پیاده‌سازی مدل از داده‌های مالی ۱۵۶ شرکت در مدت ده سال استفاده شده است. این داده‌ها شامل نوزده ویژگی و ستون از اطلاعات مربوط به داده سهام این شرکت‌ها می‌باشد. برای آموزش مدل‌های شبکه عصبی استفاده شده در این پژوهش داده‌های نه سال اول مورد استفاده قرار گرفتند و در هر سال ده شرکت برتر از نظر بازده سهام را فیلتر که در مجموع نود نمونه حاصل شده است. داده شرکت‌ها در سال دهم به‌عنوان داده‌ی تست عملکرد مدل در نظر گرفته شده همچنین پیش‌بینی ده شرکت برتر در بازده سهام نیز توسط همین داده‌ها انجام گرفته است. داده‌ی سال دهم شامل ۱۵۶ نمونه با نوزده ویژگی می‌باشد.

از آنجایی که ورودی برای مدل‌های شبکه‌های عصبی به‌صورت بردار یا همان تنسور می‌باشد بنابراین تمام ویژگی‌ها در داده‌ها باید به فرم عدد باشند. در داده‌های این مقاله ستون نام شرکت‌ها یک ویژگی غیر عددی است. برای تبدیل این ستون به عدد از کتابخانه preprocessing پایتون و تابع LabelEncoder استفاده شده و با شبه کد زیر داده‌ها را به این تابع تغذیه شده است، که نتیجه آن رمزگذاری نام هریک از شرکت‌ها به عددی منحصر به فرد است.

در مرحله بعد ستون بازده سهام به‌عنوان متغیر هدف و سایر ستون‌ها به‌عنوان ویژگی‌های هر نمونه

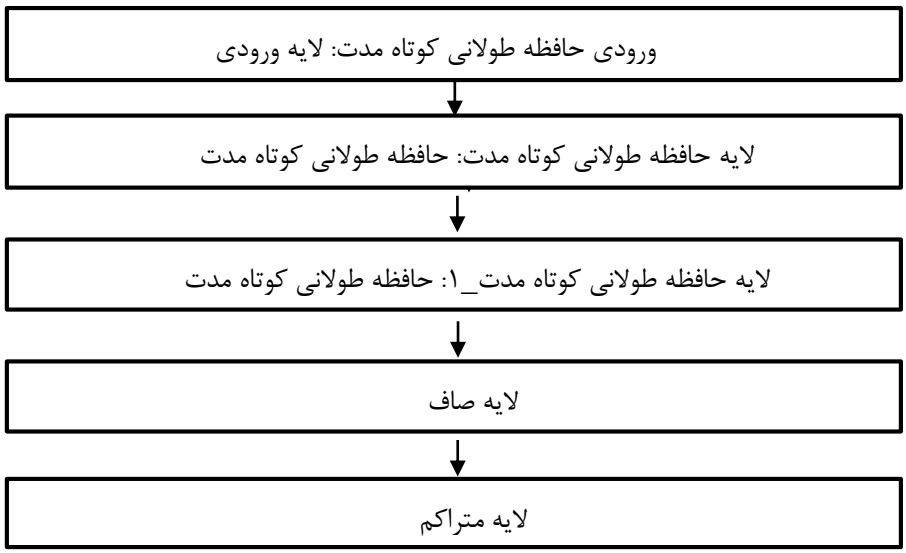
در نظر گرفته شده است. یکی از روش‌های تغییر مقیاس، استفاده از روش نرمال‌سازی حداقل-حداکثر است. به این ترتیب علاوه بر یکسان‌سازی مقیاس داده‌ها، کران‌های تغییر آن‌ها نیز در بازه [۰،۱] خواهد بود. به این ترتیب بزرگی یا کوچکی هر یک از ویژگی‌ها مبنا و ملاک انتخاب یا نقش آن متغیر در مدل‌سازی نبوده و همه متغیرها دارای اهمیتی برحسب وزن‌ها یا ضرایبی که توسط مدل ایجاد می‌شوند، خواهند بود. این تبدیل به‌صورت زیر تعریف می‌شود.

$$x = \frac{x - min(x)}{max(x) - min(x)}$$

در این رابطه Xmin حداقل مقدارها و Xmax نیز حداکثر مقادیر را نشان می‌دهد. در پژوهش حاضر از روش فوق برای تغییر مقیاس ویژگی‌ها استفاده شده است. تمامی مراحل پیش پردازش هم برای داده‌های آموزش و هم بر روی داده‌های تست اجرا شده است.

مدل شبکه عصبی بازگشتی حافظه طولانی کوتاه‌مدت یادگیری عمیق (LSTM)

دیاگرام مدل شبکه عصبی بازگشتی حافظه طولانی کوتاه‌مدت استفاده شده به‌صورت زیر می‌باشد همان‌طور که در زیر آمده برای ساخت این مدل از یک لایه ورودی و دو لایه حافظه طولانی کوتاه‌مدت و یک لایه صاف و یک لایه متراکم استفاده شده است که در ادامه توضیحات به شرح این لایه‌ها می‌پردازیم.



شکل ۳: دیاگرام مدل شبکه عصبی بازگشتی حافظه طولانی کوتاه‌مدت

- **لایه حافظه طولانی کوتاه مدت**

برای این لایه از پنجاه فیلتر استفاده شده، این تعداد نورون‌های عصبی مدل شبکه عصبی بازگشتی حافظه طولانی کوتاه‌مدت است. با افزایش تعداد نورون‌ها قدرت شبکه افزایش می‌یابد. هرچه تعداد پارامترهای یادگیری نیز افزایش یابد، آموزش شبکه به زمان بیشتری احتیاج خواهد داشت. مدل شبکه عصبی بازگشتی حافظه طولانی کوتاه‌مدت انتظار دارد که داده‌های ما در یک قالب خاص، معمولاً یک آرایه سه بعدی باشد. این ارائه صورت دو بعدی بوده که به یک ارائه سه بعدی تغییر شکل داده شده است. به این معنی که آرایه ورودی به‌عنوان مثال برای داده‌های تست شامل ۱۵۶ نمونه که هر نمونه نوزده ویژگی دارد، به یک آرایه (۱۵۶،۱،۱۹) تغییر یافته است.

- **لایه صاف[۱۶]**

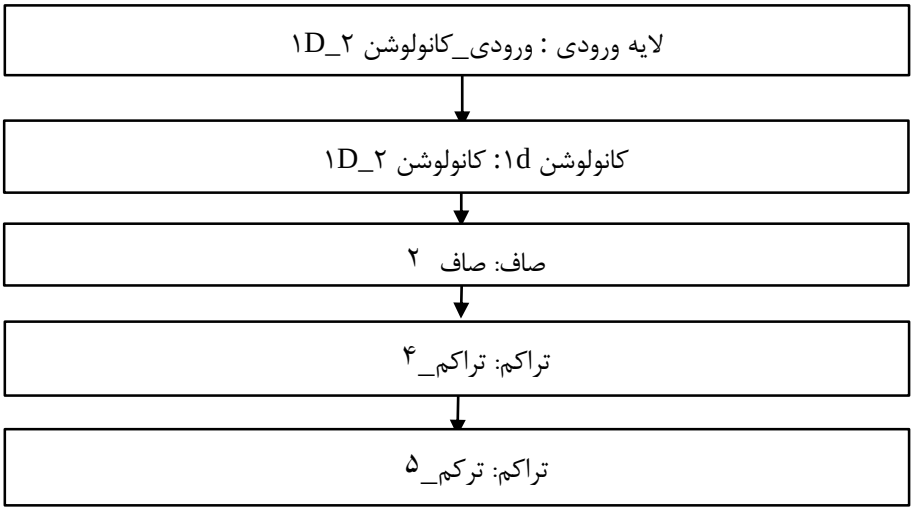
اگر بخواهیم پس از لایه‌هایی که خروجی آن‌ها تنسورهای چند بعدی است از یک لایه صاف (یک لایه کاملاً متصل) استفاده کنیم، لازم است که این تنسورهای چند بعدی به یک بعدی تبدیل شود. برای این کار می‌توان آن‌ها را صاف کرد.

- **لایه متراکم[۱۷]**

یک لایه متراکم فقط یک لایه منظم از نورون‌ها در یک شبکه عصبی است. هر نورون از لایه‌ی قبلی تمام نورون‌ها را دریافت می‌کند، بنابراین به‌طور متراکم متصل می‌شود. این لایه دارای یک ماتریس وزنی W، یک بردار بایاس b و فعال‌سازی لایه قبلی است. در حقیقت این لایه خروجی شبکه را به‌عنوان یک بردار که طول آن توسط کاربر مشخص می‌شود، بر می‌گرداند. در اینجا خروجی یک انتخاب شده که این خروجی همان مقدار پیش‌بینی شده بازده سهام برای هر نمونه داده است.

مدل شبکه عصبی کانولوشن یادگیری عمیق (CNN)

دیاگرام مدل بعدی استفاده شده به‌صورت زیر می‌باشد.



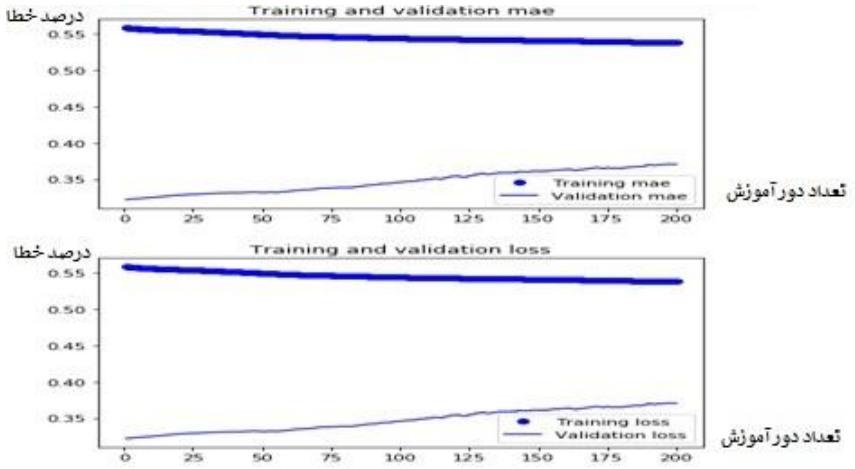
شکل ۴ : دیاگرام مدل شبکه عصبی کانولوشن یادگیری عمیق

- **لایه کانولوشن 1D**

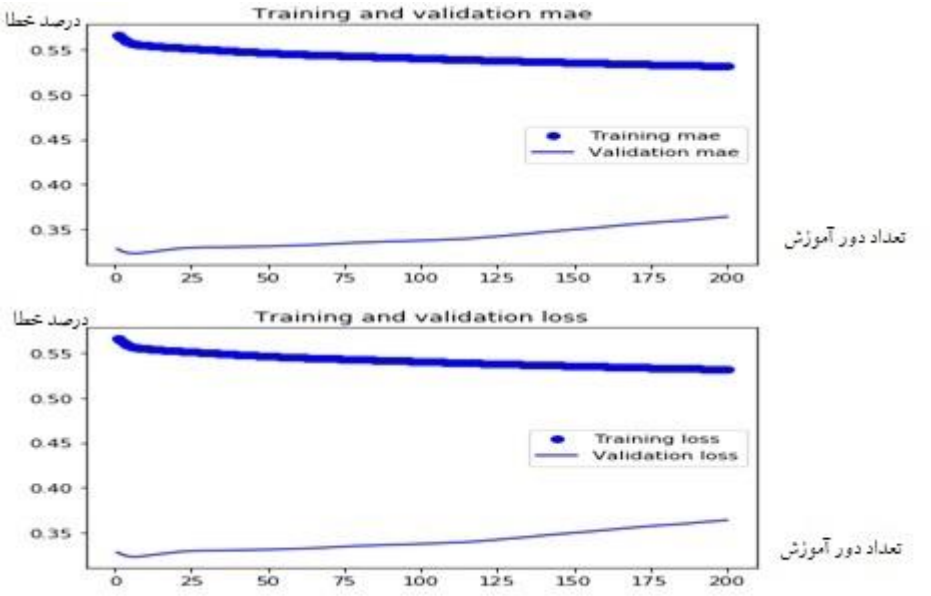
مدل شبکه عصبی کانولوشن یادگیری عمیق به خوبی برای شناسایی الگوهای ساده در داده عمل می‌کند. مدل شبکه عصبی کانولوشن یادگیری عمیق یک بعدی، هنگامی که انتظار دارید ویژگی‌های جالبی را از بخش‌های کوتاه (با طول ثابت) مجموعه داده‌های کلی به دست آورید و جایی که ویژگی مکانی در این بخش‌ها از اهمیت بالایی برخوردار نیست بسیار مؤثر خواهد بود. مدل شبکه عصبی کانولوشن یادگیری عمیق ویژگی‌های یکسانی دارند و مهم نیست که 1D، 2D یا 3D باشند، همه از همان رویکرد یکسان استفاده می‌کنند.

ارزیابی عملکرد مدل‌ها

پس از تعریف دو مدل، داده‌های آموزش و تست به آن‌ها تغذیه می‌شود که نتیجه‌ای به‌صورت شکل‌های زیر حاصل می‌گردد.



شکل ۵ : ارزیابی عملکرد مدل شبکه عصبی بازگشتی حافظه طولانی کوتاه‌مدت یادگیری عمیق



شکل ۶ : ارزیابی عملکرد مدل شبکه عصبی کانولوشن یادگیری عمیق

همان‌گونه که در شکل‌های ارزیابی نیز مشخص است میزان خطای الگوریتم تقریباً نزدیک به صفر است که این نتیجه، یادگیری دقیق الگوریتم را نشان می‌دهد. شبکه‌های عصبی یادگیری عمیق با استفاده

از الگوریتم بهینه‌سازی شیب نزولی تصادفی آموزش داده می‌شود. به‌عنوان بخشی از الگوریتم بهینه‌سازی، خطا برای وضعیت فعلی مدل باید بارها و بارها تخمین زده شود. این امر نیاز به انتخاب یک تابع خطا دارد تا بتوان وزن‌ها را به روز کرد تا خطا را کاهش دهد. برای ارزیابی عملکرد این دو مدل از تابع خطای میانگین قدر مطلق خطا[۱۸] استفاده شده است.

این تابع، به مانند میانگین مربع خطا از فاصله بین مقدار پیش‌بینی و واقعی به‌عنوان معیار استفاده می‌کند ولی بدون آنکه جهت این تفاضل را در نظر گیرد؛ بنابراین در محاسبه خطا میانگین قدر مطلق خطا فقط میزان فاصله و نه جهت فاصله به کار می‌رود. شیوه به‌دست آوردن میانگین قدر مطلق خطا در رابطه زیر نوشته شده است.

$$MAE = \frac{\in (y_i - y\hat{}_i)}{n}$$

پارامتر n تعداد کل مشاهدات برای دوره پیش‌بینی، $y\hat{}_i$ و y_i به ترتیب ارزش پیش‌بینی شده در زمان i و ارزش واقعی در زمان i می‌باشد.

جدول ۵: میانگین قدر مطلق خطا در مدل شبکه عصبی کانولوشن یادگیری عمیق و شبکه عصبی بازگشتی حافظه طولانی کوتاه‌مدت یادگیری عمیق

شرح	میانگین قدر مطلق خطا
مدل شبکه عصبی کانولوشن یادگیری عمیق	۰/۳۳
مدل شبکه عصبی بازگشتی حافظه طولانی کوتاه‌مدت یادگیری عمیق	۰/۳۲

مقدار این خطا برای مدل شبکه عصبی بازگشتی حافظه طولانی کوتاه‌مدت یادگیری عمیق برابر با ۰/۳۲ و برای مدل شبکه عصبی کانولوشن یادگیری عمیق برابر با ۰/۳۳ به‌دست آمده است که مقدار خطا همان‌گونه که مشاهده می‌شود بسیار نزدیک به صفر حاصل شده است.

نتایج پیش‌بینی مدل‌ها

پس از آموزش دو مدل شرح داده شده، داده‌های تست به‌عنوان ورودی به مدل‌ها تغذیه شده تا هر کدام مقدار بازده سهام برای هر نمونه را پیش‌بینی نمایند. آنگاه نتیجه حاصل به‌صورت نزولی مرتب می‌شود که در نتیجه بازده سهام بیشتر در بالای لیست پیش‌بینی قرار می‌گیرد از این لیست شاخص ده آیتم اول استخراج می‌شود. این شاخص‌ها شماره ردیف در جدول تست می‌باشند و آنگاه ستون نام شرکت برای این ده شاخص چاپ می‌شود که نتیجه آن به‌صورت زیر است.

جدول ۶: نتیجه پیش‌بینی پرتفوی ده سهمی مدل شبکه عصبی کانولوشن یادگیری عمیق

ردیف	شرکت	صنعت	بازده
۱	سرما آفرین	ماشین‌آلات و تجهیزات	-۰/۱۱۵
۲	سینا دارو	دارویی	-۰/۰۹۶
۳	گل گهر	استخراج کانه‌های فلزی	۰/۷۴۲
۴	فولاد مبارکه اصفهان	فلزات اساسی	۱/۲۲۱
۵	ملی صنایع مس ایران	فلزات اساسی	۰/۴۱۱
۶	ایران خودرو	خودرو و ساخت قطعات	۰/۰۱۹
۷	گلوکوزان	محصولات غذایی و آشامیدنی به‌جز قند و شکر	-۰/۴۸۹
۸	پتروشیمی خارک	محصولات شیمیایی	۰/۸۹۳
۹	معدنی املاح ایران	محصولات شیمیایی	۰/۲۷۴
۱۰	نفت بهران	فرآورده‌های نفتی، کک و سوخت هسته‌ای	۰/۲۵۴

جدول ۷: نتیجه پیش‌بینی پرتفوی ده سهمی مدل شبکه عصبی بازگشتی حافظه طولانی کوتاه‌مدت یادگیری عمیق

ردیف	شرکت	صنعت	بازده
۱	البرز دارو	دارویی	-۰/۱۱۹
۲	دارو رازک	دارویی	-۰/۴۹۸
۳	سینا دارو	دارویی	-۰/۰۹۶
۴	شیمی دارو پخش	دارویی	-۰/۰۷۶
۵	سیمان قائن	سیمان، آهک و گچ	۰/۳۳۲
۶	گلوکوزان	محصولات غذایی و آشامیدنی به‌جز قند و شکر	-۰/۴۸۹
۷	لبنیات کالبر	محصولات غذایی و آشامیدنی به‌جز قند و شکر	-۰/۳۳۴
۸	پتروشیمی خارک	محصولات شیمیایی	۰/۸۹۳
۹	معدنی املاح ایران	محصولات شیمیایی	۰/۲۷۴
۱۰	ایران یاسا	لاستیک و پلاستیک	-۰/۱۸۱

پس از تشکیل پرتفوی ده سهمی با استفاده از دو مدل شبکه عصبی کانولوشن یادگیری عمیق و مدل شبکه عصبی بازگشتی حافظه طولانی کوتاه مدت، پرتفوی تشکیل شده با معیارهای بازده، بازده مرکب، شاخص ترینر و شاخص جنسن مورد ارزیابی قرار گرفتند که نتایج آن در جدول زیر آمده است.

جدول ۱۲: ارزیابی عملکرد پرتفوی ده سهمی تشکیل شده مدل شبکه عصبی کانولوشن یادگیری عمیق و مدل شبکه عصبی بازگشتی حافظه طولانی کوتاه مدت

شرح	بازده	بازده مرکب	ترینر	جنسن
پرتفوی ده سهمی مدل شبکه عصبی کانولوشن یادگیری عمیق	۰/۶۳۹	۲۷۳/۴۶۴	۴/۰۰۴	۰/۴۲۲
پرتفوی ده سهمی مدل شبکه عصبی بازگشتی حافظه طولانی کوتاه مدت	۰/۰۹۸	۱۳۴/۶۴۵	-۰/۱۲۳	-۰/۶۹۸

همان‌گونه که نشان داده شد در پرتفوی ده سهمی مدل شبکه عصبی کانولوشن یادگیری عمیق؛ نرخ بازده ۰/۶۳۹، بازده مرکب ۲۷۳/۴۶۴، شاخص ترینر ۴/۰۰۴ و شاخص جنسن ۰/۴۲۲ می‌باشد. در پرتفوی ده سهمی مدل شبکه عصبی بازگشتی حافظه طولانی کوتاه‌مدت؛ نرخ بازده ۰/۰۹۸، بازده مرکب ۱۳۴/۶۴۵، شاخص ترینر ۰/۱۲۳- و شاخص جنسن ۰/۶۹۸- می‌باشد.

با توجه به اینکه نرخ بازده بدون ریسک (نرخ سود تضمین شده بانکی) ۰/۲۱ و نرخ بازده بازار (میانگین هفت ساله نرخ بازده بازار) ۰/۲۸ است و سرمایه‌گذاران با تشکیل پرتفوی به دنبال سودآوری بیشتر از این دو نرخ بازده هستند و همچنین نتایج ارزیابی پرتفوی دو شاخص ترینر و جنسن می‌توان نتیجه گرفت که مدل شبکه عصبی کانولوشن یادگیری عمیق توانایی تشکیل پرتفوی بهینه را دارد و فرضیه اول مورد تائید قرار می‌گیرد و با همین استدلال می‌توان گفت مدل شبکه عصبی بازگشتی حافظه طولانی کوتاه‌مدت توانایی تشکیل پرتفوی بهینه را ندارد و فرضیه دوم رد می‌شود.

همچنین همان‌گونه که مشاهده شد پرتفوی ده سهمی تشکیل شده توسط دو مدل، چهار شرکت مشترک از صنایع دارویی، محصولات غذایی و آشامیدنی و محصولات شیمیایی دارند. از ده شرکت انتخابی در پرتفوی مدل شبکه عصبی کانولوشن یادگیری عمیق، دو شرکت مربوط به صنعت فلزات اساسی و دو شرکت مربوط به محصولات شیمیایی می‌باشد و مابقی شرکت‌ها هر کدام از صنایعی جداگانه هستند. در پرتفوی مدل شبکه عصبی بازگشتی حافظه طولانی کوتاه مدت، چهار شرکت از صنعت دارویی، دو شرکت از صنعت محصولات غذایی و آشامیدنی و دو شرکت از صنعت محصولات شیمیایی می‌باشد و مابقی شرکت‌ها هر کدام از صنایعی جداگانه هستند. به لحاظ تنوع صنعت و همچنین حضور شرکت‌های بنیادی نیز، پرتفوی مدل شبکه عصبی کانولوشن یادگیری عمیق به پرتفوی مدل شبکه عصبی بازگشتی حافظه طولانی کوتاه مدت ارجحیت دارد.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

هدف این مطالعه بررسی توانایی مدل شبکه عصبی کانولوشن یادگیری عمیق و مدل شبکه عصبی

بازگشتی حافظه طولانی کوتاه‌مدت یادگیری عمیق در تشکیل پرتفوی بهینه سهام در بورس اوراق بهادار تهران بود.

با تغییر بازارهای سهام و گذشت زمان، استراتژی تشکیل پرتفوی نیز تغییر می‌یابد؛ اما در همه حالات تشکیل پرتفوی موجب کاهش ریسک سرمایه‌گذاری می‌شود. سرمایه‌گذاران در بازار سهام به موفقیت دست نمی‌یابند مگر اینکه برای سرمایه خود برنامه و یک رویکرد مناسب داشته و بتوانند با ابزاری مناسب پرتفوی بهینه تشکیل دهند. با توجه به نتایج شاخص ترینر و جنسن و اینکه نرخ بازده پرتفوی ده سهمی مدل شبکه عصبی کانولوشن یادگیری عمیق بیشتر از نرخ بازده بدون ریسک و نرخ بازده بازار هستند، می‌توان گفت مدل شبکه عصبی کانولوشن یادگیری عمیق توانایی تشکیل پرتفوی بهینه را دارد و فرضیه اول مورد تائید قرار می‌گیرد. این نتیجه با نتایج پژوهش‌های تاکور و همکاران (۲۰۱۷) و پاتاری و همکاران (۲۰۱۰و ۲۰۱۸) که از روش‌های مختلفی چون روش‌های تصمیم‌گیری چند معیاره، تئوری شواهد دمپستر شیفر و تحلیل پوششی داده‌ها استفاده شده است، هم راستا می‌باشد. همچنین با توجه به نتایج شاخص ترینر و جنسن و اینکه نرخ بازده پرتفوی ده سهمی مدل شبکه عصبی بازگشتی حافظه طولانی کوتاه‌مدت کمتر از نرخ بازده بدون ریسک و نرخ بازده بازار است می‌توان گفت مدل شبکه عصبی بازگشتی حافظه طولانی کوتاه‌مدت توانایی تشکیل پرتفوی بهینه را ندارد و فرضیه دوم مورد تائید قرار نمی‌گیرد که این نتیجه با نتایج پژوهش بیک و کیم (۲۰۱۸) هم راستا نیست.

با توجه به پیچیدگی و تنوع عوامل مؤثر بر تعیین پرتفوی شرکت‌ها، تصمیم‌گیری در این مورد مسئله بسیار پیچیده‌ای می‌باشد و فرآیند بهینه‌سازی پرتفوی کاملاً بدون ساختار بوده و مجموعه ثابتی از معیارها برای ارزیابی سهام وجود ندارد، ولی با توجه به توانایی مدل شبکه عصبی کانولوشن یادگیری عمیق در تشکیل پرتفوی بهینه سهام و اینکه در حال حاضر بازار بورس اوراق بهادار تهران از نظر کارآیی، نیمه کارآ است، پیشنهاد می‌گردد سرمایه‌گذاران از مدل‌های مبتنی بر یادگیری ماشین در تشکیل پرتفوی سهام در جهت دستیابی به بازده‌ای بالاتر از بازده بدون ریسک و بازده بازار، استفاده نمایند.

این پژوهش محدودیت‌هایی نیز داشته است، در مدل‌های یادگیری عمیق هرچه تعداد داده‌ها بیشتر باشد موجب افزایش دقت مدل می‌شود و اکثراً با داده‌های بزرگ[۱۹] سر و کار دارد. با توجه به تعداد متغیرهای ورودی و اطلاعات مستمر مورد نیاز شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار جمع‌آوری داده‌های بزرگ امکان‌پذیر نبود. همچنین انتخاب متغیرهای ورودی به لحاظ تأثیری که در متغیر خروجی دارند و همچنین نحوه صحیح برنامه‌نویسی می‌تواند در دقت و کارایی مدل تأثیرگذار باشد.

منابع

۱) اعلامی یان هرندی فریناز و ولی درهمی. (۱۳۹۶). استخراج ویژگی از داده‌های عمیق با استفاده از روش یادگیری عمیق برای کنترل با ناظر ربات چرخ‌دار. مجله کنترل دانشگاه خواجه‌نصیرالدین طوسی. ۱۱(۴): ۱۳-۲۴.

۲) بیات علی و لیدا اسدی. (۱۳۹۶). بهینه‌سازی پرتفوی سهام: سودمندی الگوریتم پرندگان و مدل مارکوئیتز. مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار. ۸(۳۲): ۸۵-۶۳.

۳) پارسائیان علی. (۱۳۹۳). تئوری حسابداری. انتشارات ترمه. جلد اول. چاپ سوم. ص ۳۵۳-۳۵۲.

۴) پارسائیان علی و بهروز خدا رحمی. (۱۳۹۴). تئوری‌های نوین سرمایه‌گذاری. انتشارات ترمه. چاپ سوم. ص ۶.

۵) توتونچیان علی. (۱۳۹۷). یادگیری عمیق با مطلب، همراه با یادگیری ماشین و شبکه‌های عصبی. مؤلف فیل کیم. انتشارات دانشگاهی کیان. ص ۱۳-۱۲.

۶) تهرانی رضا و عسکر نوربخش. (۱۳۹۴). مدیریت سرمایه‌گذاری. انتشارات نگاه دانش. چاپ سیزدهم. ص ۱۷۵.

۷) رهنمای رود پشتی فریدون، کاظم چاووشی و ابراهیم صابر. (۱۳۹۳). بهینه‌سازی پرتفوی متشکل از سهام صندوق‌های سرمایه‌گذاری مشترک بورس اوراق بهادار تهران با رویکرد الگوریتم ژنتیک. فصلنامه علمی و پژوهشی دانش سرمایه‌گذاری. ۳(۱۲): ۲۱۷-۲۳۱.

۸) کوهبنانی نژاد فرناز. داریوش فرید و حجت‌الله صادقی. (۱۳۹۷). انتخاب پرتفوی بهینه با استفاده از سیستم خبره در محیط فازی ممدانی. مطالعات مدیریت صنعتی. ۱۶(۴۸): ۱۵۱-۱۳۱.

۹) عبادی دولت‌آبادی میر کریم. (۱۳۸۷). روش‌های تحلیل گری قیمت سهام در بورس اوراق بهادار. روزنامه همشهری، ص ۱۸.

۱۰) علیایی طرقبه محمدحسن، علی علیایی طرقبه و امیرحسین صدقی. (۱۳۹۶). ارائه جدید از DeepO Band: سنتور نوازی توسط هوش مصنوعی با استفاده از مدل‌سازی زبان و یادگیری عمیق. فصلنامه علمی تخصصی ایده‌های نو در علوم، مهندسی و فناوری. ۱(۳): ۳۷-۴۶.

۱۱) فلاح‌پور سعید، حسین صفری و نادر عمرانی. (۱۳۹۳). انتخاب پرتفوی با استفاده از ترکیب روش برنامه‌ریزی ترجیحات فازی لگاریتمی و پرومتر. مجله علوم اجتماعی و اقتصادی. ۲(۵): ۱۰۳-۱۲۰.

۱۲) لطف الهی محمد، رامین شیرالی حسین زاده، مهدی جعفری سیاوشانی و محمدصادق صابریان. (۱۳۹۵). کاربرد یادگیری عمیق در تشخیص ترافیک شبکه‌های کامپیوتری. بیست و دومین کنفرانس ملی انجمن کامپیوتر ایران.

۱۳) محققی سعید. (۱۳۹۷). آموزش جامع یادگیری عمیق. انتشارات فرادرس. ص ۱۰.

۱۴) میرزایی حمیدرضا، احمد خدامی پور و امید پور حیدری. (۱۳۹۵). بررسی کاربرد الگوریتم ژنتیک چند هدفه در بهینه‌سازی سهام با استفاده از شاخص‌های تکنیکال. مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار. ۲۹: ۸۴-۶۴.

۱۵) مروتی شریف‌آبادی علی، شیرین عزیزی و نسترن احمدی. (۱۳۹۴). به‌کارگیری الگوریتم رقابت استعماری (ICA) در بهینه‌سازی و تشکیل پرتفولیو. فصلنامه علمی و پژوهشی دانش سرمایه‌گذاری. ۴(۱۳): ۴۱-۱۹.

۱۶) میزبان هدیه سادات، زهرا افچنگی، مهدی احراری، فرشاد آروین و علی سوری. (۱۳۹۱). بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از الگوریتم ازدحام ذرات در تعاریف مختلف اندازه‌گیری ریسک. فصلنامه علوم اقتصادی. ۶(۱۹): ۲۲۷-۲۰۵.

۱۷) نظری رضا. (۱۳۸۷). حسابداری سرمایه‌گذاری در سهام و سایر اوراق بهادار. مرکز تحقیقات تخصصی حسابداری و حسابرسی سازمان حسابرسی، چاپ یازدهم، ص ۴-۳.

18) Aouni, B. (2009). Multi-attribute portfolio selection: new prespectives. INFOR. 47(1): 1-4.

19) Arel, I. Rose, D.C. Karnowski, T.p. (2010). Deep Machine Learning - A New Frontier in Artificial Intelligence Research [Research Frontier]. IEEE Computational Intelligence Magazine. 5: 13-18.

20) Beak, Y. Kim, H.Y. (2018). ModAugNet: A new forecasting framework for stock market index value with an overfitting prevention LSTM module and a prediction LSTM module. Expert Systems with Applications. P 1-50

21) Courville, I. (2016). Deep learning. MIT press.

22) Deep Learning Tutorial. (2015). LISA lab, University of Montreal.

23) Essid, H. Ganouati, J. Vigeant, S. (2018). A mean-maverick game cross-efficiency approach to portfolio selection: an application to Paris stock exchange. Expert system with applications.1-45.

24) Jones, C. P. (2002). Investment Management and Analysis. (8th ed.). NewYork. John Wiley & Sons.

25) Hochreiter, S. Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. Neural computation. 9(8), 1735-1780.

26) Hutton, A.P., Marcus, A.J., Tehranian, H., (2009). Opaque Financial Reports, R2, and Crash Risk. Journal of Financial Economics, 94, 67-86.

27) Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. J. Finance. 7 (1) 77–91.

28) Markowitz, H. (1959). Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments. John Wiley & Sons

29) Olah, C. (2015). Understanding lstm networks. GITHUB blog .P 27.

30) Patari, E. Karell, V. Luukka. P. Yeomans, J. (2018). Comparison of the multicriteria decision-making methods for equity portfolio selection: The U.S. evidence. European Journal of Operational Research. P 1-38.

31) Patari, E. J. Leivo, T. H. Samuli Honkapuro, J. V. (2010) .Enhancement of value portfolio performance using data envelopment analysis. Studies in Economics and Finance .27(3): 223-246.

32) Thakur, G. Bhattacharyya, R. Sarkar, S. (2017). Stock portfolio selection using dempster-shafer evidence theory. Journal of king Saud university computer and information science.1-13.

33) Tom M. Mitchell. (1997). Publisher McGraw-Hill Science. Based on 16 reviews.

34) Yunusoglu, G. selim, H. (2013). A fuzzy rule based expert system for stock evaluation and potfolio construction: an application to Istanbul stock exchange. Expert system with application. (40): 908-920

35) Wilmott, P. (2007). Paul Wilmott introduces quantitative finance. John Wiley & Sons.

36) Zhou, X. Wang, J. Yang, X. Lev, V. Tu, Y. Wang, SH. (2018). Portfolio selection under different attitudes in fuzzy environment. Information Sciences. 462: 278-289.

یادداشت‌ها :

1Deep Neural Networks
2 Convolution Neural Networks
3 Deep Belief Networks
4 Stacked Auto-encoders
5 Recurrent Neural Networks
6 Recursive Neural Networks
7 Learning
8 unsupervised learning
9 Reinforcement Learning
10 Deep Learning
11 Dempster-Shafer
12 Anaconda
13 Python
14 Tensor flow
15 Google research
16 flatten layer
17 dense layer
18Mean Absolute Error
19big data