



سیستم خبره پیش بینی قیمت سهام و بهینه سازی سبد سهام با استفاده از شبکه‌های عصبی فازی، مدل سازی فازی و الگوریتم ژنتیک

محسن زمانی^۱

امیر افسر^۲

سیدوحید ثقفی نژاد^۳

الهام بیات^۴

تاریخ پذیرش: ۹۲/۰/۰۰

تاریخ دریافت: ۹۲/۰/۰۰

چکیده

افزایش میزان سود و کاهش ریسک سرمایه‌گذاری در بورس همیشه مهمترین دغدغه سرمایه‌گذاران بوده است و آنها همواره به دنبال راهی هستند که بهترین پیشنهاد را برای خرید سهام داشته باشند به گونه‌ای که دارای بیشترین بازده و کمترین ریسک سرمایه‌گذاری باشد. تحقیقات زیادی در این رابطه انجام شده است و مدل ریاضی میانگین واریانس مارکویتز به عنوان یکی از اصلی‌ترین کارهای این حوزه شناخته می‌شود. علیرغم اهمیت این مدل چندین پژوهش عنوان کرده‌اند که با توجه به ماهیت بازارهای مالی کنونی، واریانس ممکن است بهترین گزینه ریسک سرمایه‌گذاران نباشد و بهتر است معیارهای دیگری چون چولگی نیز در نظر گرفته شود. از سوی دیگر ما معتقدیم که یک برنامه سرمایه‌گذاری مانند انتخاب سبد سهام نه تنها باید ماحصل گذشته سهام را در نظر داشته باشد بلکه بایستی پتانسیل آتی سهام را نیز مد نظر قرار دهد، که این امر اهمیت پیش‌بینی قیمت سهام برای سرمایه‌گذاران را آشکار می‌سازد. این پژوهش به دنبال ارائه مدلی است که در آن پتانسیل آتی سهام، توسط شبکه‌های عصبی فازی پیش‌بینی می‌شود و بر اساس پیش‌بینی‌های بدست آمده، مدل‌های ریاضی بهینه سازی بر مبنای فاکتورهایی چون میانگین، واریانس و چولگی سبد سهام ارائه می‌شود. سپس، این مدل‌ها با استفاده از الگوریتم ژنتیک حل می‌گردند. نتایج تحقیق بیانگر آن است که مدل‌های ارائه شده در این مقاله، در مقایسه با روش‌های سنتی و شاخص بازار، بازدهی بالاتری را برای سرمایه‌گذاران فراهم می‌نماید.

واژه‌های کلیدی: سبد سهام بهینه، شبکه‌های عصبی فازی، قیمت سهام، مدل‌سازی فازی، الگوریتم ژنتیک.

۱- دانش آموخته کارشناسی ارشد مهندسی فناوری اطلاعات، دانشگاه قم (مسئول مکاتبات) zamani.mohsen@yahoo.com

۲- استادیار و عضو هیأت علمی دانشکده مدیریت، دانشگاه قم

۳- عضو هیأت علمی دانشکده مدیریت، دانشگاه قم

۴- دانش آموخته کارشناسی ارشد مدیریت بازرگانی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد زنجان

۱- مقدمه

سرمایه‌گذاری در بورس اوراق بهادار، به عنوان یکی از ابزارهای مالی، همواره مورد علاقه‌ی بسیاری از سرمایه‌گذاران بوده است. مهم‌ترین دلیل استقبال سرمایه‌گذاران از خرید سهام عادی، بازدهی بالای آن است. هرچند، سهام عادی نوسان‌پذیری بیشتری را نیز نشان می‌دهند. از آنجا که افزایش میزان سود و کاهش ریسک سرمایه‌گذاری در بورس همیشه مهم‌ترین دغدغه سرمایه‌گذاران بوده است، در ادبیات مالی، برای کاهش ریسک ناشی از خود سهم، سرمایه‌گذاری در سبد سهام پیشنهاد شده است. سبد سهام یا پرتفوی^۱، ترکیب مناسبی از اوراق بهادار ریسک‌دار است که یک سرمایه‌گذار آنها را خریداری می‌نماید [۵].

اگر اوراق بهادار ریسک‌دار باشند، مسئله اصلی هر سرمایه‌گذار تعیین اوراق بهاداری است که مطلوبیت آن حداکثر است [۴۱]. این مسئله معادل انتخاب سبد سهام بهینه از مجموعه سبدهای ممکن می‌باشد که تحت عنوان مسئله انتخاب سبد سهام نامیده می‌شود. مسئله بهینه‌سازی سبد سهام یکی از مهم‌ترین زمینه‌های تحقیقاتی در مدیریت ریسک نوین بوده است؛ یکی از اصلی‌ترین کارها در این زمینه، مدل میانگین-واریانس می‌باشد که توسط مارکوویتز^۲ (۱۹۵۲) انجام شده است و آن را به عنوان یک موازنه^۳ بین دو معیار بهینه‌سازی متعارض میانگین و واریانس در نظر گرفته که به ترتیب نمایانگر بازده و ریسک سبد سهام می‌باشند [۷]. مدل استاندارد میانگین-واریانس بر این مفروضات استوار است که یک سرمایه‌گذار، ریسک‌گریز است و همچنین توزیع نرخ بازده، نرمال چند متغیره می‌باشد یا مطلوبیت سرمایه‌گذار، یک تابع درجه دوم^۴ از نرخ بازدهی می‌باشد. جیا و دایر^۵ (۱۹۹۶) بیان نمودند این شرایط در عمل به ندرت ارضاء می‌شوند [۳۲]. ممکن است تابع هدف میانگین-واریانس بهترین گزینه برای سرمایه‌گذاران نباشد و دیگر معیارهای ریسک، مناسب‌تر باشند. بنابراین پژوهش‌های بسیاری جهت بهبود این مدل پایه، چه از نظر محاسباتی و چه از نظر تئوری صورت گرفته است و معیارهای ریسک گوناگونی پیشنهاد شده است [۲۱، ۳۱، ۳۸، ۴۳، ۴۵].

ساموئلسون^۶ (۱۹۷۰) نشان داد گشتاورهای بالاتر در انتخاب سبد سهام برای سرمایه‌گذاران اهمیت دارد و تقریباً تمامی آنها در انتخاب بین دو پرتفوی که میانگین و واریانس برابری دارند، سبدي را انتخاب می‌کنند که گشتاور سوم (چولگی)^۷ بزرگ‌تری دارد؛ چولگی مثبت برای بازدهی سبد سهام بیانگر مقداری کاهش در ریسک نامطلوب^۸ است [۴۴]. تحقیقات انجام شده نشان می‌دهند که بازدهی پرتفوی‌ها معمولاً غیرنرمال هستند و سرمایه‌گذاران ترجیح می‌دهند که پرتفویی را انتخاب نمایند که در شرایط برابری میانگین و واریانس، از درجه عدم تقارن بالاتری برخوردار باشد [۱۹، ۳۹، ۴۲]. همچنین آنها ترجیح می‌دهند از چولگی به عنوان معیاری برای ریسک در ارزیابی عملکرد استفاده کنند [۲۲، ۲۵، ۳۳، ۳۶، ۴۸]. مسئله انتخاب سبد سهام به عنوان یک مسئله تخصیص منابع که محدودیت‌های متنوع و اغلب متعارضی را در نظر می‌گیرد، یک مسئله NP-complete محسوب می‌شود. بسیاری از تحقیقات نشان داده که استفاده از تکنیک‌های محاسباتی هوشمند نظیر الگوریتم ژنتیک^۹ و شبکه عصبی مصنوعی^{۱۰} به بهبود حل این‌گونه مسائل می‌انجامد [۳۴].

از سوی دیگر ما معتقدیم که یک برنامه سرمایه‌گذاری مانند انتخاب سبد سهام نه تنها باید ماحصل گذشته سهام را در نظر داشته باشد بلکه بایستی پتانسیل آتی سهام را نیز مد نظر قرار دهد، که این امر اهمیت پیش‌بینی قیمت سهام برای سرمایه‌گذاران را آشکار می‌سازد. به طور کلی ما برای قیمت سهام رفتار تصادفی را فرض نمی‌کنیم بلکه آن را توسط روش‌های هوش مصنوعی تا حدودی قابل پیش‌بینی می‌دانیم. نظریه‌های متفاوتی در خصوص پیش‌بینی بورس در بازارهای سازمان یافته مطرح شده است. در اوایل قرن بیستم، گروهی از متخصصان صاحب تجربه در ارزیابی اوراق بهادار اعتقاد راسخ بر این امر داشتند که می‌توان از طریق مطالعه و تجزیه و تحلیل روند تاریخی تغییرات قیمت سهام، تصویری را برای پیش‌بینی قیمت آینده سهام ارائه نمود. مطالعات علمی‌تر با تاکید بر شناسایی دقیق رفتار قیمت سهام، گرایش به سمت مدل‌های ارزشیابی قیمت سهام را به وجود آورد. در ابتدا نظریه‌ی گام‌های تصادفی به عنوان یک شروع در تعیین رفتار قیمت سهام مطرح شد. سپس به ویژگی‌ها و ساختار بازار سرمایه توجه شد که نتیجه‌ی این مطالعات و بررسی‌ها منجر به فرضیه‌ی بازار کارایی سرمایه گردید. در بازار کارایی سرمایه، اعتقاد بر این است که قیمت سهام انعکاسی از اطلاعات جاری مربوط به آن سهم است و تغییرات قیمت سهام دارای الگوی خاص پیش‌بینی نیست. نظریات مطرح شده تا دهه‌ی ۱۹۸۰ میلادی به خوبی تعیین کننده‌ی رفتار قیمت سهام در بازار بودند تا اینکه تحولات بازار سهام نیویورک در سال ۱۹۸۷، اعتبار فرضیات بازار کارایی سرمایه را به شدت زیر سوال برد. در دهه‌ی ۱۹۹۰ میلادی و بعد از آن، بیشتر توجه متخصصان به یک رفتار آشوب‌گرایانه همراه با نظم معطوف شد و تلاش در جهت طراحی مدل‌های غیرخطی به منظور پیش‌بینی قیمت سهام اهمیت روز افزونی یافت [۱۸]. بسیاری از مطالعات اخیر نشان داده‌اند بازار سهام، در حقیقت یک سیستم غیرخطی و آشوبناک است که به عوامل سیاسی، اقتصادی و روانی وابسته است [۲]. برای غلبه بر محدودیت تکنیک‌های تحلیل سنتی در پیش‌بینی الگوهای غیرخطی، متخصصان طی دو دهه اخیر تکنیک‌های هوشمند و بخصوص شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک را برای بهبود پیش‌بینی قیمت سهام به کار برده‌اند [۲۳، ۴۶، ۴۷].

با توجه به عدم اطمینانی که بر بازار بورس اوراق بهادار حاکم است و کارا نبودن مدل میانگین-واریانس در بازارهای امروزی، به نظر می‌رسد طراحی یک سیستم خبره با استفاده از تکنیک‌های هوشمند، که صحت و دقت مدل‌سازی را افزایش می‌دهند، برای ارائه سبد سهام بهینه ضروری باشد تا در نهایت سود بیشتری برای سرمایه‌گذاران فراهم گردد. لذا در این تحقیق مدلی کارا تر برای انتخاب سبد سهام ارائه می‌گردد. از آنجا که مهم‌ترین مرحله‌ی مدیریت پرتفوی، پیش‌بینی بازده مورد انتظار هر سهم می‌باشد، در این مدل، ابتدا به پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از شبکه عصبی فازی می‌پردازیم. سپس با در نظر گرفتن قیمت پیش‌بینی شده، به حل مدل‌های میانگین-واریانس و میانگین-واریانس-چولگی با استفاده از الگوریتم ژنتیک پرداخته می‌شود. برای سنجش عملکرد مدل، کارایی آن را با مدل‌های سنتی میانگین-واریانس و میانگین-واریانس-چولگی و همچنین با شاخص بازار مقایسه می‌نماییم.

ادامه‌ی این مقاله به این صورت سازماندهی شده است. به دنبال این مقدمه، ما پیشینه موضوع را در ارتباط با پیش‌بینی قیمت سهام و انتخاب سبد سهام بررسی خواهیم کرد. سپس متدولوژی این تحقیق را توضیح خواهیم داد و در بخش چهارم برای بررسی اثربخشی مدل ارائه شده به پیاده سازی مدل و تجزیه و تحلیل داده‌ها می‌پردازیم. در نهایت یک نتیجه‌گیری کلی از این پژوهش ارائه می‌نماییم.

۲- مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

تاکنون مطالعات زیادی در رابطه با پیش‌بینی پذیری و روش‌های پیش‌بینی در بازار بورس صورت گرفته است. هرچند در طی دو دهه‌ی اخیر شاهد آن بوده‌ایم که شبکه‌های عصبی مصنوعی حضور موفقی در مباحث مالی داشته‌اند و مقالات بسیاری در این زمینه ارائه شده است.

إنکه و تاورن ونگ^۱ در تحقیقی به پیش‌بینی قیمت سهام توسط شبکه عصبی پرداختند. آنها با استفاده از انواع شبکه‌های عصبی هم‌چون رو به جلو^{۱۱} و شبکه عصبی رگرسیون تعمیم یافته^{۱۲}، به پیش‌بینی مقدار افزایش یا کاهش ارزش سهم پرداختند. نتایج مدل‌های شبکه عصبی با استراتژی رگرسیون سنتی و روش خرید و نگهداری مقایسه شد و بیانگر آن بود که علیرغم بهتر بودن برخی از این مدل‌ها، نتایج و پیش‌بینی‌ها خیلی راضی‌کننده نیست [۲۶].

سلامی و لطفی روند قیمت سهام در بازار بورس اوراق بهادار تهران را، برای کشف رابطه‌ی غیرخطی مورد آزمون قرار دادند. نتایج تحقیق آنها بیانگر روند کاملاً غیرخطی برای داده‌های ۱۳۷۵ تا ۱۳۸۲ بود [۱۷].

در تحقیقی که راعی و چاوشی در رابطه با پیش‌بینی رفتار بازده سهام در بورس اوراق بهادار تهران انجام دادند، آنها قیمت روزانه سهام شرکت توسعه صنایع بهشهر را به عنوان نمونه برگزیدند و تاثیر چند متغیر اقتصاد کلان شامل شاخص کل قیمت بورس تهران، نرخ دلار در بازار آزاد، قیمت نفت و قیمت طلا را در نظر گرفتند. آنها به پیش‌بینی بازده سهام به‌وسیله‌ی مدل خطی چند عاملی و شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. نتایج حاکی از موفقیت این دو مدل و هم‌چنین برتری مدل شبکه عصبی مصنوعی بود [۱۰].

سینایی و همکارانش علاوه بر پیش‌بینی شاخص قیمت سهام، به ارائه شواهدی مبنی بر رفتار آشوبناک شاخص قیمت سهام در بورس اوراق بهادار تهران پرداختند. آنها علاوه بر معرفی یک معماری شبکه عصبی برای پیش‌بینی قیمت، بیان نمودند ارتباط متغیرهای اقتصادی کلان با شاخص بورس اوراق بهادار یک ارتباط تعیین کننده نیست. از نتایج دیگر این تحقیق، به وجود روند آشوبناک غیر تصادفی و عدم کارایی بازار بورس اوراق بهادار در سطح ضعیف می‌توان اشاره کرد [۱۳].

طلوعی و حق دوست مدلی برای پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی انجام دادند. آنها در این پژوهش، اطلاعات مربوط به معاملات هر سهم را به عنوان ورودی‌های شبکه عصبی انتخاب نمودند. نتیجه‌ی استفاده از این مدل، ضریب همبستگی ۰/۸۹ برای پیش‌بینی میانگین قیمت سه روز بعد

بود. برای ارزیابی این مدل، محققین این پیش‌بینی را با مدل رگرسیون نیز انجام دادند که استفاده از آن، میانگین مجذور خطای کمتری را نسبت به مدل شبکه عصبی به ارمغان داشت [۱۴].

زارع و کردلویی نیز با استفاده از شبکه عصبی مدلی را برای پیش‌بینی قیمت روز بعد سهام ارائه نمودند. مدل ایشان، اطلاعات روزانه‌ی شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران، نرخ ارز، قیمت طلا، قیمت نفت و قیمت سهام را به عنوان ورودی‌های شبکه در نظر می‌گرفت [۶].

آذر و افسر در تحقیقی تحت عنوان «مدل‌سازی پیش‌بینی قیمت سهام با رویکرد شبکه‌های عصبی فازی» به پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از دو روش شبکه عصبی فازی و روش آماری ARIMA پرداختند. نتایج بیانگر آن بود که مدل شبکه عصبی فازی ارائه شده، با دقت خوبی قیمت سهام را پیش‌بینی می‌نماید و عملکرد آن از روش ARIMA بهتر است [۱].

در تحقیقی دیگر، آذر و همکارانش، به مقایسه روش‌های کلاسیک و هوش‌مصنوعی در پیش‌بینی شاخص قیمت سهام و طراحی مدل ترکیبی پرداختند. آنها با استفاده از چندین روش آماری و طراحی یک مدل شبکه عصبی و یک مدل شبکه عصبی فازی به پیش‌بینی شاخص قیمت پرداختند. در نهایت نیز یک مدل ترکیبی استفاده نمودند که خروجی هر یک از مدل‌های شبکه‌عصبی، شبکه عصبی فازی، مدل آماری ARIMA به همراه داده‌های شاخص قیمت سهام واقعی به یک شبکه عصبی فازی دیگر وارد می‌شد. نتایج نشان داد که به ترتیب عملکرد رویکرد ترکیبی، شبکه فازی عصبی، شبکه عصبی و مدل ARIMA به‌طور قابل توجهی از بقیه روش‌ها بهتر است [۲].

هداوندی^{۱۳} و همکارانش، یک سیستم خبره مبتنی بر سیستم‌های فازی ژنتیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی ارائه نمودند که به پیش‌بینی قیمت سهام می‌پردازد. در مدل ایشان، قیمت آغازین، قیمت پایانی، بیشترین قیمت و کمترین قیمت روزانه به عنوان متغیرهای مستقل و پیش‌بینی قیمت پایانی روز بعد به عنوان متغیر وابسته مدل در نظر گرفته شد. نتایج نشان داد که این رویکرد بهتر از روش‌های قبلی عمل می‌کند [۲۸].

با توجه به اهمیت مسئله انتخاب سبد سهام، تاکنون مطالعات زیادی در این حوزه صورت گرفته است. این مطالعات اغلب به منظور نزدیک کردن شرایط مسئله به واقعیت و همچنین دستیابی به جواب بهینه، با استفاده از تکنیک‌های هوشمند، انجام شده‌اند. در ادامه به برخی از این تحقیقات اشاره می‌گردد:

لین و کو^{۱۴} برای بهینه‌سازی وزن سرمایه‌گذاری در سبد سهام یک مدل شبکه عصبی تخصیص منبع^{۱۵} ارائه نمودند. قیمت سهام، واریانس و کوارینانس به عنوان متغیرهای ورودی این شبکه و نرخ تخصیص هر دارایی در پرتفوی به عنوان متغیر خروجی آن در نظر گرفته شد. نتایج تجربی مدل نشان دهنده‌ی این حقیقت بود که این مدل همزمان به دو بعد بازدهی مورد انتظار بالاتر و RMSE کمتر توجه دارد [۳۴].

در تحقیقی، چانگ و همکارانش^{۱۶}، به حل مسائلی از بهینه‌سازی پرتفوی پرداختند که در آنها ضمن لحاظ کردن محدودیت کاردینالیتی، از معیارهای مختلف ریسک مبتنی بر میانگین-واریانس مارکوویتز استفاده شده بود. در ابتدا آنها یک رویکرد فرا ابتکاری^{۱۷} برای مسئله انتخاب پرتفوی در معیارهای مختلف

ریسک نیم‌واریانس، میانگین قدرمطلق انحرافات و واریانس با چولگی ارائه نمودند و سپس برای به دست آوردن مجموعه کار، به حل آنها با الگوریتم ژنتیک پرداختند. در نهایت این مدلها را با مدل میانگین واریانس مقایسه نمودند. نتایج تجربی نشان داد که با بکارگیری این معیارهای ریسک، مسائل بهینه‌سازی پرتفو به راحتی با استفاده از الگوریتم ژنتیک حل می‌شوند. همچنین آنها به این نتیجه دست یافتند که مرز کار، با افزایش تعداد اوراق کوتاه‌تر خواهد شد [۲۴].

تای لیو^{۱۸} در مقاله‌ی خود، مسئله پرتفوی بهینه‌سازی را مورد بحث قرار داد. ایشان در مدل خود بازده دارایی‌ها را به صورت اعداد فازی در نظر گرفت. نتیجه‌ی تحقیق ایشان، تایید این ایده مالی و اقتصادی بود که هر اندازه سرمایه‌گذار ریسک بالاتری را پذیرا باشد، پتانسیل بازدهی نیز بالاتر خواهد بود [۳۱].

عبدالعلی زاده شهیر و عشقی با استفاده از الگوی خاصی از الگوریتم ژنتیک به حل مسئله انتخاب سبد سهام پرداخته‌اند. در این مدل، ابتدا با استفاده از یک الگوریتم ژنتیک بهترین سهام از نظر بازدهی، ریسک و ضریب همبستگی با سهام دیگر، انتخاب می‌شوند؛ سپس توسط یک الگورتیم ژنتیک دیگر وزن بهینه برای هر سهم منتخب، به دست می‌آید [۱۶].

خالوزاده و امیری به توسعه روش‌های مدیریت ریسک بر اساس نظریه ارزش در معرض خطر توجه نموده است. برای بررسی مدل، نویسندگان با استفاده از الگوریتم ژنتیک به ارائه سبد سهامی متشکل از ۱۲ شرکت بورسی پرداختند. نتایج تحقیق بیانگر کارایی مدل و الگوریتم ژنتیک در حل آن بود [۹].

در رابطه با کاربرد چولگی در ساخت سبد سهام نیز چندین مطالعه در دنیا صورت گرفته است که در ادامه به برخی از آنها اشاره می‌شود:

در تحقیقی که توسط چانه‌چیندا و همکارانش^{۱۹} انجام گرفت، نویسندگان به بررسی در نظر گرفتن معیار چولگی در انتخاب سبد سهام پرداختند. آنها با بررسی بازده ۱۴ بورس بزرگ اوراق بهادار دریافتند که بازده‌ها به طور نرمال توزیع نشده‌اند. همچنین برای دستیابی به هدف تحقیق، آنها با استفاده از برنامه‌ریزی هدف چند جمله‌ای^{۲۰}، به ارائه مدلی که ترجیحات سرمایه‌گذار در رابطه با چولگی را نیز در بر داشته باشد، پرداختند. نتایج تجربی تحقیق ایشان، ضمن بیان اینکه استفاده از چولگی منجر به تغییرات زیادی در ترکیب سبد سهام می‌گردد، پیشنهاد می‌کند سرمایه‌گذاران این معیار را در ساخت سبد سهام خود در نظر بگیرند [۲۵].

تارجا و نا^{۲۱} به ارزیابی عملکرد سبد سهام با استفاده از مدل میانگین-واریانس-چولگی پرداختند. ایشان روش تحلیل پوششی داده‌ها را برای تجزیه و تحلیل پوششی داده‌ها، به کار بردند. نتایج این پژوهش مدل نویسندگان را برای ارزیابی عملکرد اوراق بهادار تایید نمود [۳۳].

کانلا و کلازو^{۲۲} با در نظر گرفتن معیار چولگی، از برنامه‌ریزی هدف چند جمله‌ای در ارائه سبد سهام بهینه در بازارهای نوظهور استفاده نمودند. نتایج ایشان نیز، مشابه با [۲۵] نشان از اثربخشی معیار چولگی در حل مسئله انتخاب سبد سهام داشت [۲۲].

لین یو و همکارانش^{۳۳} مدلی را برای انتخاب سبد سهام بهینه ارائه نمودند. در این مدل، مسئله انتخاب سبد سهام توسط شبکه عصبی و با موازنه معیارهای میانگین-واریانس و چولگی حل می‌شود. نتایج تحقیق ایشان بیانگر قدرت مدل در حل سریع مسئله انتخاب پرتفوی بود [۴۸].

عباسی در پایان‌نامه کارشناسی‌ارشد خود به ارائه مدلی پرداخت که در آن الگوریتم ژنتیک به حل مسئله انتخاب سبد سهام، با استفاده از مدل میانگین-واریانس-چولگی می‌پردازد. در این تحقیق، بازده مورد انتظار با استفاده از نظر خبرگان و به صورت فازی وارد مدل شده است. نتایج تحقیق ایشان نشان داد این مدل در مقایسه با مدل میانگین-واریانس و همینطور در مقایسه با شاخص بازار عملکرد بهتری دارد [۱۵].

۳- روش شناسی پژوهش

انتخاب متدولوژی تحقیق یکی از مهم‌ترین و فنی‌ترین مراحل است که پژوهشگر باید با حساسیت ویژه آن را دنبال کند [۸]. تحقیق حاضر از بعد هدف از نوع تحقیقات کاربردی می‌باشد. تحقیقات کاربردی تحقیقاتی هستند که نظریه‌ها، قانونمندی‌ها، اصول و فنونی که در تحقیقات پایه تدوین می‌شوند را برای حل مسایل اجرایی و واقعی به کار می‌گیرد. از بعد روش، این تحقیق از نوع توصیفی است. اجرای تحقیق توصیفی می‌تواند صرفاً برای شناخت شرایط موجود یا یاری دادن به فرایند تصمیم‌گیری باشد.

این پژوهش در بازار بورس اوراق بهادار اجرا شده است و جامعه آماری آن شرکت‌های پذیرفته شده در بازار بورس اوراق بهادار تهران می‌باشد. همچنین در این تحقیق از ۲۰ شرکت اول از ۵۰ شرکت برتر سه ماهه دوم ۱۳۹۱ اعلام شده توسط شرکت بورس به عنوان نمونه استفاده شده است و سبدهای تشکیل شده از بین این ۲۰ شرکت انتخاب می‌شوند.

با توجه به ادبیات موضوع بسیاری از تحقیقاتی که در رابطه با پیش‌بینی بازار سهام انجام گرفته، به نوعی از داده‌های موخر شاخص^{۳۴} بهره گرفته‌اند [۶، ۱۰، ۱۴، ۲۸، ۲۹، ۳۰]. بیشتر این داده‌ها، شامل قیمت آغازین، قیمت پایانی، بالاترین قیمت و پایین‌ترین قیمت روزانه سهام بوده‌اند. همچنین برخی از مطالعات به حجم معاملات به عنوان یکی از متغیرهای موثر در پیش‌بینی قیمت اشاره شده نموده‌اند [۲، ۱۴، ۳۵، ۴۰]. شاخص کل نیز در برخی از مدل‌سازی‌ها به عنوان نماینده‌ای از کل شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران در نظر گرفته شده است [۶، ۱۰]. در این تحقیق، به منظور پیش‌بینی قیمت سهام، ما از داده‌های روزانه مربوط به شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران و همچنین قیمت پایانی و حجم معاملات شرکت‌های حاضر در تحقیق استفاده می‌کنیم.

به منظور انجام این تحقیق، داده‌های روزانه مربوط به شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران و همچنین قیمت پایانی و حجم معاملات روزانه شرکت‌های حاضر در تحقیق برای ۶۵ ماه منتهی به اول اردیبهشت ماه ۱۳۹۲ انتخاب شد.

برای گردآوری آن بخش از داده‌های تحقیق که مربوط به مبانی نظری تحقیق می‌باشد از مقالات و مجلات تخصصی فارسی و لاتین استفاده شده است و سعی بر آن بوده تا اطلاعات جدیدتری مورد استفاده

قرار گیرد تا پاسخگوی نیاز جامعه امروز ما باشد. برای بخش دیگر تحقیق یعنی داده‌ها و اطلاعات مورد نیاز برای طراحی و آزمون مدل مورد نظر نیز به آرشیو معاملات موجود در پایگاه اطلاع رسانی بورس اوراق بهادار تهران^{۲۵} مراجعه شده است.

۴- فرضیات پژوهش

فرض اصلی این تحقیق این است که حل مدل‌های میانگین-واریانس و میانگین-واریانس-چولگی با استفاده از اطلاعات پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی، منجر به کارا تر شدن سبد سهام می‌گردد.

۵- مدل‌های پژوهش و نحوه اندازه‌گیری متغیرهای آن

۵-۱- مدل میانگین-واریانس

مارکوویتز اولین کسی بود که واریانس یا انحراف معیار را به عنوان یک معیار برای ریسک به کار برد. او فرم اولیه مدلس را بصورت زیر در نظر گرفت:

$$\text{Maximize } \sum_{i=1}^N w_i \bar{r}_i \quad (1)$$

$$\text{Subject to } \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_i w_j \sigma_{ij} \leq \beta \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^N w_i = 1 \quad (3)$$

$$0 \leq w_i \leq 1, \quad i = 1 \dots N \quad (4)$$

که در آن:

N	تعداد دارایی‌های موجود می‌باشد؛
w_i	نسبت میزان سرمایه‌گذاری در سهم i ام به کل وجوه سرمایه‌گذاری در سبد سهام است؛
\bar{r}_i	بازده مورد انتظار دارایی i ام است.
σ_{ij}	کواریانس بین دارایی‌های i و j می‌باشد.

معادله (۱) بازده مورد انتظار پرتفوی را بیشینه می‌سازد در حالیکه معادله (۲) اطمینان می‌دهد واریانس (ریسک) کلی پرتفوی بیشتر از β نباشد. معادله (۳) اطمینان می‌دهد مجموع نسبت سرمایه‌گذاری تمام سهم‌ها برابر با یک باشد. معادله (۴) بیان می‌کند حد پایین و بالای نسبت سرمایه‌گذاری در هر سهم برابر صفر و یک است. این فرموله بندی یک مسئله برنامه ریزی مرتبه دوم است. در این پژوهش ما از مدل اصلی مارکوویتز برای مقایسه با مدل میانگین-واریانس-چولگی استفاده می‌نماییم.

۵-۲- مدل میانگین- واریانس- چولگی

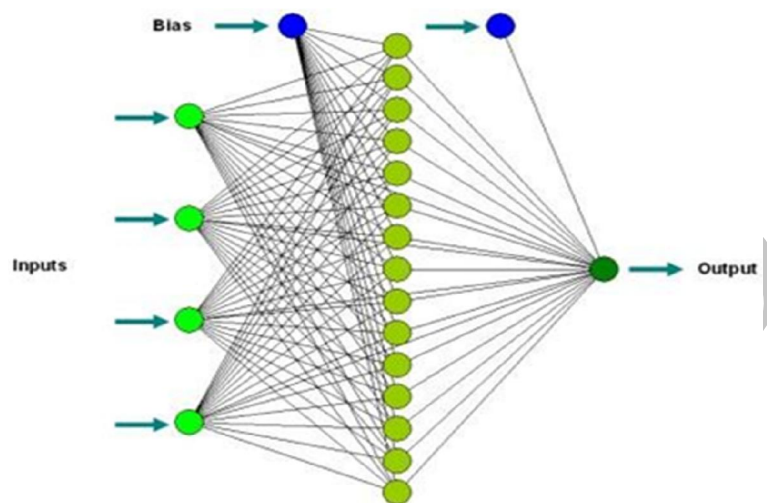
چولگی به معنای انحراف از قرینگی است. اگر یک توزیع نسبت به یک توزیع متقارن انحراف داشته باشد، آن توزیع را توزیع چوله می‌نامیم [۳]. اهمیت گشتاور سوم (چولگی) در بهینه‌سازی سبد سهام، نخستین بار توسط ساموئلسون (۱۹۷۰) پیشنهاد شد. بنا به ادبیات موضوع بازده یک پرتفوی ممکن است توزیع متقارن نباشد. توزیع بازده برای هر دارایی به جای نرمال بودن، بیشتر میل به کشیدگی از خود نشان داده‌اند. برای اینکه در انتخاب سبد سهام، خصوصیات توزیع بازده را نیز در نظر بگیریم و اطلاعاتی بیشتری را برای تصمیم‌گیری سرمایه‌گذار فراهم نماییم، یک رویکرد دیگر، قرار دادن چولگی در مدل میانگین- واریانس است. برای محاسبه چولگی سبد سهام از فرمول زیر استفاده می‌شود [۲۴]:

$$\sigma_p^3 = E(r_p - \bar{r}_p)^3 / E(r_p - \bar{r}_p)^2$$

۵-۳- شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی، یکی از روش‌های محاسباتی است که به کمک فرایند یادگیری و با استفاده از پردازشگرهای ساده به نام نرون^{۲۶} تلاش می‌کند با شناخت روابط ذاتی میان داده‌ها نگاشتی میان فضای ورودی (لایه ورودی) و فضای مطلوب (لایه خروجی) ارائه دهد. در شبکه‌های عصبی مصنوعی سعی بر این است که ساختاری مشابه ساختار بیولوژیکی مغز انسان و شبکه بدن طراحی شود تا همانند آن، قدرت یادگیری، تعمیم‌دهی و تصمیم‌گیری داشته باشد. لایه یا لایه‌های مخفی، اطلاعات دریافت شده از لایه ورودی را پردازش کرده و در اختیار لایه خروجی قرار می‌دهند. هر شبکه با دریافت مثال‌هایی آموزش می‌بیند. آموزش فرایندی است که در نهایت به یادگیری منجر می‌شود. یادگیری شبکه، زمانی انجام می‌شود که وزن‌های ارتباطی بین لایه‌ها چنان تغییر کند که اختلاف مقادیر پیش‌بینی شده و محاسبه شده در حد قابل قبولی باشد. با دستیابی به این شرایط، فرایند یادگیری محقق شده است. این وزن‌ها، حافظه و دانش شبکه را بیان می‌کنند. شبکه عصبی آموزش دیده می‌تواند برای پیش‌بینی خروجی‌هایی متناسب با مجموعه جدید داده به کار رود. خانان^{۲۷} و دایهوف^{۲۸} سرعت بالای پردازش و انعطاف پذیری در برابر خطاهای ناخواسته را از ویژگی‌های شبکه عصبی مصنوعی ذکر کرده‌اند [۱۲].

انواع مختلفی از شبکه‌های عصبی مصنوعی با توجه به اهداف تحقیق می‌توانند مورد استفاده قرار گیرند که یکی از معروف‌ترین آنها شبکه عصبی چندلایه پیش‌خور است. مطالعات اخیر نشان می‌دهند شبکه عصبی چندلایه^{۲۹} پیش‌خور با قانون یادگیری پس انتشار خطا، ساده‌ترین و پرکاربردترین نوع شبکه عصبی است که در خصوص تخمین پارامترهای مجهول مناسب ارزیابی شده است. این نوع شبکه دارای یک لایه ورودی، یک یا چند لایه مخفی و یک لایه خروجی است (شکل ۱).



شکل ۱- شبکه عصبی چندلایه پیشرو

پارامترهای ورودی در لایه اول و پارامترهای خروجی (هدف) در لایه آخر قرار می‌گیرند. در این نوع شبکه، ابتدا وزنه‌های لایه خروجی تعدیل می‌گردند، زیرا برای هر یک از نرونهای لایه خروجی، مقدار مطلوب وجود دارد که می‌تواند وزن‌ها را تعدیل کند. پس از محاسبه خطای آموزش توسط شبکه، مقدار آن با مقدار مطلوب مقایسه شده و الگوریتم یادگیری اقدام به بهینه‌سازی مقدار خطای مربوط می‌کند. اگر خطای آموزش از حدی که از قبل تعیین شده، کمتر باشد، فرایند یادگیری پایان می‌یابد. در مرحله آموزش ابتدا محاسبات از ورودی شبکه به سوی خروجی آن انجام می‌شود و سپس مقادیر خطای محاسبه شده از لایه خروجی به لایه‌های قبل انتشار می‌یابد. ساختار یک شبکه عصبی با تعیین تعداد لایه‌ها، تعداد نرون‌ها در هر لایه، تابع محرک، روش آموزش، الگوریتم تصحیح وزن‌ها و نوع مدل، تعیین می‌شود.

در این مطالعه ما، از شبکه‌های عصبی پیش‌خور به منظور مدل‌سازی پیش‌بینی قیمت سهام، استفاده نمودیم و عملکرد آن را در مقایسه با عملکرد شبکه عصبی فازی سنجدیم. قبل از پردازش داده‌ها به وسیله شبکه عصبی، داده‌ها باید نرمال سازی شوند تا توان پیش‌بینی بالاتر برود. بنابراین تبدیلی روی داده‌های ورودی به شبکه انجام می‌شود که داده‌ها در فاصله $[L, H]$ قرار بگیرند. این کار با استفاده از رابطه ذیل انجام می‌شود:

$$X_n = \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} * (H - L) + L, \quad i = 1, 2, \dots, N$$

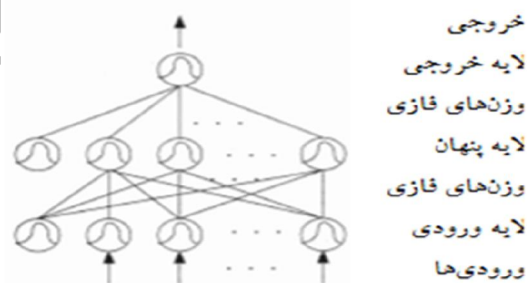
در این رابطه X_i مقدار واقعی ورودی شبکه و X_n مقدار نرمال شده متناظر با آن است. X_{max} و X_{min} به ترتیب مقادیر کمینه و بیشینه X_i ها می‌باشند. در این تحقیق داده‌ها در فاصله $[-1, 1]$ نرمال سازی شده‌اند.

به‌منظور ساخت مدل شبکه‌عصبی مصنوعی، از شبکه عصبی چند لایه پیش‌خور با قانون یادگیری پس‌انتشار خطا و معماری‌های متفاوتی استفاده نمودیم و در نهایت بهترین مدل برای سهام هر شرکت انتخاب شد.

۵-۴- شبکه عصبی فازی

هر کدام از شبکه‌های عصبی و سیستم‌های فازی دارای نواقصی مربوط به خود هستند. وقتی سیستمی تنها با شبکه‌های عصبی طراحی میشوند، این فرایند شدیداً محاسباتی و سنگین است. طراح بعد از تجربیات و تمرینات وسیعی در مورد پیچیدگی شبکه مورد نظر و الگوریتم یادگیری که باید استفاده کند و درجه دقتی که در این کاربرد قابل قبول است، می‌تواند به یک رضایت نسبی دست یابد. از طرف دیگر، در طراحی سیستم‌های فازی نیاز به فهم عمیقی از متغیرهای فازی و توابع عضویت، روابط ورودی-خروجی، و علاوه‌تشریح درست در انتخاب قوانین فازی دارد. چنانچه عملکردهای منطق فازی را در شبکه‌های عصبی و فرایند یادگیری شرکت دهیم، آنگاه قصور و نواقص در شبکه‌های عصبی و سیستم‌های فازی را می‌توان پوشش داد. نتیجه این کار، یک شبکه عصبی مصنوعی فازی^{۳۲} خواهد بود [۱۷]. ترکیب‌های مختلف تکنیک‌های شبکه عصبی و فازی سیستم‌های متفاوتی از شبکه‌های عصبی فازی را پدید آورده است. در ادامه به یک نمونه پرکاربرد از این سیستم‌ها اشاره می‌شود.

پرفسور جنگ^{۳۱} در سال ۱۹۹۳ سیستم استدلال عصبی فازی تطبیقی^{۳۲} (ANFIS) را معرفی نمود که برای اجرا از سیستم فازی تاکاگی سوگنو^{۳۳} در ساختار شبکه عصبی استفاده می‌کند تا نگاهی غیرخطی بین فضای ورودی و خروجی ایجاد نماید. این سیستم به این صورت عمل می‌کند: در هر دور آموزش، هنگام حرکت رو به جلو خروجی‌های نرون‌ها به صورت عادی تا لایه آخر محاسبه میشوند و سپس پارامترهای نتیجه توسط روش کمترین مربعات خطا محاسبه می‌شوند. در ادامه پس از محاسبه خطا در بازگشت رو به عقب نسبت خطا رو پارامترهای شرط پخش شده و با استفاده از روش شیب نزولی خطا، مقدار آنها تصحیح می‌شود. معماری ANFIS در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل ۲- شبکه عصبی فازی

تفاوت اصلی شبکه‌های عصبی فازی با شبکه عصبی مصنوعی در آن است که وزن‌های شبکه عصبی فازی، به صورت فازی تعریف شده و به صورت قطعی در نظر گرفته نمی‌شوند. در این مطالعه ما از سیستم ANFIS برای پیش‌بینی قیمت سهام استفاده نمودیم.

۵-۵- سناریوهای مختلف برای پیش‌بینی قیمت سهام توسط شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی فازی

در این مطالعه به منظور پیش‌بینی دقیق‌تر قیمت سهام سه سناریوی متفاوت را با هریک از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی فازی اجرا کردیم. در ادامه به این سناریوها اشاره می‌شود: سناریو ۱: پیش‌بینی قیمت پایانی هفته، برای چهار هفته آتی. ورودی‌های مدل در این سناریو عبارت بودند از میانگین چهار هفته اخیر هر یک از متغیرهای «قیمت پایانی هفته»، «متوسط هفتگی حجم معاملات» و «شاخص کل قیمت در آخرین روز هفته».

سناریو ۲: در دومین سناریو مجدداً به پیش‌بینی قیمت پایانی هفته برای هفته چهارم می‌پردازیم. نحوه اجرای مدل بدین صورت است که ابتدا یک شبکه برای پیش‌بینی قیمت پایانی هفته آتی ایجاد می‌کنیم که ورودی آن، قیمت پایانی هفته اخیر می‌باشد. آنگاه خروجی این شبکه را که پیش‌بینی قیمت هفته بعد می‌باشد، مجدداً به عنوان ورودی شبکه در نظر می‌گیریم تا قیمت دو هفته بعد را پیش‌بینی کرده باشیم. به این شیوه، قیمت پایانی هفته چهارم را نیز پیش‌بینی می‌کنیم.

سناریو ۳: در سناریوی سوم، ما با استفاده از میانگین چهار هفته اخیر هر یک از متغیرهای «متوسط هفتگی قیمت»، «متوسط حجم معاملات» و «متوسط شاخص کل قیمت» به پیش‌بینی متوسط قیمت هفتگی، برای چهار هفته بعد می‌پردازیم.

۵-۶- الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک روش جستجوی احتمالاتی فراگیر است که از فرایند تکامل زیست‌شناختی طبیعی پیروی میکند. این الگوریتم نخستین بار در سال ۱۹۷۵ توسط هلند^{۳۴} ارائه شد و به سرعت به عنوان معروف‌ترین تکنیک تکاملی شناخته شد [۲۷]. از زمان معرفی این تکنیک، رویکردهای بسیاری برای بهینه‌سازی سبد سهام ارائه شده که مبتنی بر الگوریتم ژنتیک هستند. آرئن و همکارانش^{۳۵} (۱۹۹۳)، یک الگوریتم ژنتیک برای حل مسئله انتخاب سهام ارائه نمودند که در آن ریسک سبد، با معیار ریسک نامطلوب اندازه‌گیری می‌شد [۲۰]. لین و لیو^{۳۶} نیز در سال ۲۰۰۸ یک سبد بهینه با استفاده از الگوریتم ژنتیک ارائه نمودند که در آن محدودیت میزان سرمایه‌گذاری نیز در نظر گرفته شده بود [۳۷].

الگوریتم ژنتیک بر جمعیت جوابهای بالقوه عمل میکند و اصول تنازع بقا را در تولید تقریبهای بهتر و بهتر جواب مساله به کار می‌گیرد. در هر نسل مجموعه جدیدی از تقریبها با فرایند انتخاب بهترین عضو بر اساس میزان برآزش آنها در دامنه مسئله و تکثیر با عملگرهای گرفته شده از ژنتیک طبیعی ساخته می‌شود.

این فرایند نهایتاً به تکامل جمعیتی از اعضا ختم می‌شود که نسبت به اعضای اولیه که در واقع والدین اصلی آنهاست با محیط سازگاری بهتری دارند. رویه کلی الگوریتم ژنتیک در ادامه نشان داده شده است [۴]:

- ۱) شروع: ایجاد جمعیتی از n کروموزوم (جوابهای بالقوه مسئله) به صورت تصادفی.
 - ۲) برازش^{۳۷}: ارزیابی میزان سازگاری هر کروموزوم (x) با استفاده از تابع برازش $f(x)$
 - ۳) جمعیت جدید: ایجاد جمعیت جدید با تکرار مراحل زیر تا تکمیل جمعیت جدید.
 - ۳-۱) انتخاب^{۳۸}: انتخاب دو کروموزوم مادر از میان جمعیت بر اساس میزان سازگاری آنها
 - ۳-۲) تقاطع^{۳۹}: کروموزومهای مادر مرحله ۳-۱ بطور تصادفی با میزان احتمال تعیین شده جفت گیری می‌کنند و دو فرزند به وجود می‌آورند. اگر تقاطع صورت نگیرد، فرزندان عیناً مشابه دو کروموزوم مادر می‌شوند.
 - ۳-۳) جهش^{۴۰}: کروموزومهای فرزند ایجاد شده به‌طور تصادفی با میزان احتمال معینی، جهش می‌یابند.
 - ۳-۴) قبول: فرزندان ایجاد شده در جمعیت جدید قرار می‌گیرند.
 - ۴) جایگزینی: از جمعیت جدید برای تکرار الگوریتم استفاده می‌شود.
 - ۵) آزمون: اگر شرایط مطلوب حاصل شود، الگوریتم متوقف و جمعیت موجود، جواب مطلوب را نشان می‌دهد.
 - ۶) حلقه تکرار: به مرحله ۲ برگشت داده می‌شود.
- برخی از تفاوت‌های الگوریتم ژنتیک با سایر روشهای جستجو و بهینه‌سازی سنتی در ذیل آمده است:
- الگوریتم ژنتیک فضای نقاط را نه به صورت تک نقطه‌ای، بلکه به صورت موازی جستجو می‌کند.
 - الگوریتم ژنتیک نه از قواعد قطعی بلکه از قواعد تبدیل احتمالاتی استفاده می‌کند.
 - الگوریتم ژنتیک نیازی به اطلاعات کمکی ندارد. تنها اعضای تابع هدف و میزان برازش، مسیر حرکت در فضای جستجو را معین می‌کند.
- در این پژوهش، جمعیت اولیه برابر با ۳۰، تعداد نسل‌ها برابر با ۱۰۰۰، نرخ پیوند تقاطع برابر با ۰.۸ و نرخ جهش برابر با ۰.۲ در نظر گرفته شد. برای تقاطع روش تقاطع دو نقطه‌ای به کار گرفته شد؛ برای عملگر جهش، از روش جهش یکنواخت چند متغیره اعداد حقیقی^{۴۱} استفاده شد و برای انتخاب از روش انتخاب مسابقه-ای^{۴۲} بهره گرفته شد. شرط توقف الگوریتم، عدم پیشرفت تابع هدف برای ۷۰ نسل متوالی یا به پایان رسیدن تعداد نسل‌ها در نظر گرفته شد. برای جایگزینی فرزندان تازه متولد شده با جمعیت نسل قبل، بدین صورت عمل نمودیم که از بین جمعیت والدین و جمعیت فرزندان، کروموزوم‌هایی که برازندگی بیشتری داشتند به عنوان جمعیت جایگزین انتخاب شدند.

۶- نتایج تجربی تحقیق

۶-۱- مدلسازی پیش‌بینی قیمت سهام

به منظور انتخاب بهترین مدل برای پیش‌بینی قیمت سهام، به مدلسازی هر یک از سه سناریو مطرح شده در بخش قبل، با دو روش شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی فازی پرداختیم. برای این مرحله، از داده‌های مربوط به ۶۵ ماه منتهی به ۱۳۹۲/۲/۱ استفاده نمودیم. در ساخت مدلها، ۶۵ درصد داده‌ها برای آموزش، ۱۵ درصد برای اعتبارسنجی و ۲۰ درصد نیز برای آزمایش شبکه به کار گرفته شد. در ادامه متوسط عملکرد هر یک از مدلها بر روی داده‌های آزمایشی شرکت‌ها توسط سه معیار خطای میانگین مربعات خطا (RMSE)، ضریب تعیین (R^2) و ضریب تغییرات (CV) نشان داده شده است.

جدول ۱- معیارهای ارزیابی عملکرد بر اساس روش‌های مختلف

CV	RMSE	R^2	روش	
۰,۱۳	۳۰۳	۰,۸۰۷	سناریو یک	ANN
۰,۱۵	۴۴۱	۰,۷۵۴	سناریو دو	
۰,۱۳	۳۲۹	۰,۸۱۹	سناریو سه	
۰,۱۰	۱۶۶	۰,۸۴۵	سناریو یک	ANFIS
۰,۱۳	۲۵۲	۰,۷۴۹	سناریو دو	
۰,۱۱	۱۸۹	۰,۸۲۲	سناریو سه	

با توجه به جدول فوق، مشاهده می‌شود تکنیک شبکه عصبی فازی عملکرد بهتری را در پیش‌بینی قیمت سهام داشته و مدلی که توأمان از سناریو شماره یک و ANFIS استفاده می‌کند، پیش‌بینی دقیق‌تری را فراهم می‌سازد. در این مدل، تابع مثلثی شکل به عنوان تابع عضویت ورودی انتخاب شد و نوع تابع عضویت خروجی، ثابت در نظر گرفته شد. همچنین برای بهینه سازی پارامترهای سیستم استنتاج فازی، ترکیب روش‌های گرادیان نزولی و حداقل مربعات خطا به کار گرفته شد.

۶-۲- انتخاب سبد سهام بر اساس بازده پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی فازی

با توجه به نتایج مرحله قبل، در ساخت سبد سهام بهینه از مدل ANFIS و سناریو یک، برای تعیین بازده مورد انتظار هر سهم استفاده نمودیم. بدین منظور با استفاده از اطلاعات مربوط به معاملات شرکت‌ها و شاخص کل بازار برای چهار هفته منتهی به ۹۲/۲/۴، به پیش‌بینی قیمت سهام شرکت‌ها در تاریخ ۹۲/۳/۱ اقدام نمودیم و از آن در ساخت سبد سهام بر اساس مدل میانگین-واریانس و مدل میانگین-واریانس-چولگی استفاده کردیم. بازده حاصل از قیمت پیش‌بینی شده توسط ANFIS در جدول ۲ نشان داده شده است. مدل میانگین-واریانس که برای تشکیل سبد سهام استفاده نمودیم، به فرم زیر است:

$$\begin{cases} \text{Maximize } R(x_1 + x_2 + \dots + x_n) \\ \text{Subject to: } V(x_1 + x_2 + \dots + x_n) \leq \beta \\ x_1 + x_2 + \dots + x_n = 1 \\ 0 \leq x_i, i = 1, 2, \dots, n \end{cases}$$

در این حالت از مدل میانگین-واریانس، ریسک کوچکتر مساوی با حداکثر ریسک قابل تحمل سرمایه-گذار در نظر گرفته می‌شود و بر اساس آن سبدی از سهام انتخاب می‌شود که بازده بیشتری را ایجاد نماید. همچنین برای تشکیل سبدهای سهام بر اساس مدل میانگین-واریانس چولگی، از مدل زیر استفاده نمودیم:

$$\begin{cases} \text{Maximize } R(x_1 + x_2 + \dots + x_n) \\ \text{Maximize } S(x_1 + x_2 + \dots + x_n) \\ \text{Subject to: } V(x_1 + x_2 + \dots + x_n) \leq \beta \\ x_1 + x_2 + \dots + x_n = 1 \\ 0 \leq x_i, i = 1, 2, \dots, n \end{cases}$$

از آنجا که سرمایه‌گذار در یک سطح مشخصی از ریسک ابتدا به دنبال افزایش بازده و سپس افزایش چولگی سبد سهام خود می‌باشد، لذا در این حالت نیز، ریسک بر اساس نظر سرمایه‌گذار محدود شده و سبد سهامی با بیشینه بازدهی و حداکثر چولگی ممکن انتخاب می‌گردد.

به منظور سخت تر کردن مسئله و نزدیک نمودن آن به شرایط دنیای واقعی، برای ساخت سبد سهام بهینه محدودیت حداکثر سهم هر شرکت در سبد را یکبار برابر ۲۵٪ و بار دیگر برابر ۱۵٪ در نظر گرفتیم و مدل را با استفاده از الگوریتم ژنتیک حل نمودیم. ترکیب سبدهای ارائه شده و میزان بازدهی سبد در جدول ۲ نشان داده شده است.

۳-۶- انتخاب سبد سهام بر اساس میانگین بازدهی گذشته

در بسیاری از تحقیقات از میانگین بازده تاریخی هر سهم، به عنوان بازده مورد نیاز استفاده شده است. لذا برای سنجش کارایی مدل پیشنهاد شده در این تحقیق، مدل‌های میانگین-واریانس و میانگین-واریانس-چولگی را با استفاده از میانگین بازدهی و در نظر گرفتن محدودیتهای قبلی حل نمودیم. نسبت حضور سهام هر شرکت در سبد و بازده هر یک از این مدلها در جدول ۳ نشان داده شده است.

۴-۶- مقایسه بین مدل‌های تحقیق با مدل‌های مبتنی بر میانگین تاریخی بازده

مقایسه بین سبدهای ارائه شده در جداول ۲ و ۳، نشان می‌دهد مدل‌هایی که در آنها از اطلاعات پیش-بینی شده توسط ANFIS استفاده شده، بازدهی بالاتری را برای سرمایه‌گذاران فراهم می‌نماید. این امر ناشی از آن است که تکنیک‌های هوشمند، نسبت به میانگین تاریخی بازده، تخمین بهتری از بازده آتی سهام ارائه می‌کنند. در نمودار ۱، مقایسه بین این مدل‌ها آورده شده است.

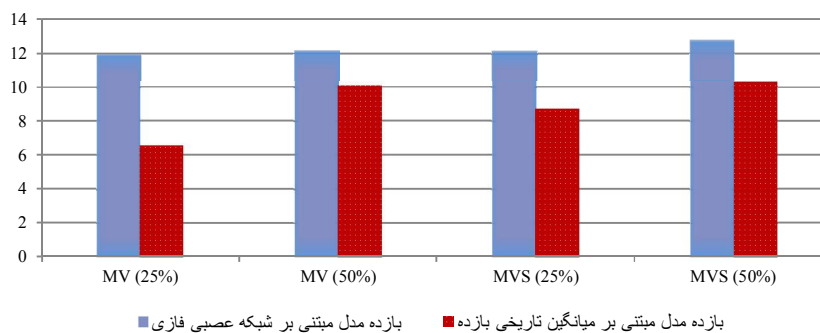
جدول ۲- بازدهی سبدهای سهام با استفاده از بازده پیش بینی شده توسط ANFIS

ردیف	نماد شرکت	بازده پیش بینی شده توسط ANFIS			
		درصد سرمایه گذاری (سقف ۲۵ درصد)	درصد سرمایه گذاری (سقف ۵۰ درصد)	درصد سرمایه گذاری (سقف ۲۵ درصد)	درصد سرمایه گذاری (سقف ۵۰ درصد)
۱	وسپه	۰	۰	۰	-۸,۲۲
۲	بترانس	۰	۰	۰	-۱۶,۱۵
۳	وساخت	۰	۰	۰	-۱۱,۵۲
۴	وملت	۰	۰	۰	-۱۲,۵۶
۵	وپترو	۰	۰	۰	-۸,۸۳
۶	وحفاری	۰	۰	۰	۱,۰۵
۷	وسفارس	۰	۰	۰	-۱۲,۷۶
۸	وصنعت	۰	۰	۰	-۱۶,۶۴
۹	وپاسار	۰	۰	۰	-۸,۵۸
۱۰	ووبهمن	۲	۱۱	۴	۲,۰۵
۱۱	ونفت	۰	۰	۰	-۳,۲۶
۱۲	وغدیر	۰	۰	۰	-۱۴,۳۵
۱۳	وکهرام	۰	۰	۰	-۲,۳۲
۱۴	ولغدیر	۰	۰	۰	-۵,۸۰
۱۵	وغاذر	۰	۰	۰	-۱۳,۱۰
۱۶	وکسرا	۲۵	۲۰	۲۵	۲۱,۳۲
۱۷	وکفرا	۲۵	۳۰	۲۵	۱۵,۱۶
۱۸	واتی	۲۵	۲۳	۲۵	۸,۷۸
۱۹	ونوین	۲۳	۱۶	۲۱	۴,۱۹
۲۰	کچینی	۰	۰	۰	-۵,۶۵
بازدهی واقعی سبد بر حسب درصد		۱۲,۱۹	۱۲,۲۰	۱۱,۹۶	۱۲,۷۹

جدول ۳- بازدهی سبدهای سهام با استفاده از میانگین تاریخی بازده

ردیف	نماد شرکت	بازده مورد انتظار براساس میانگین بازدهی			
		درصد سرمایه گذاری (سقف ۲۵ درصد)	درصد سرمایه گذاری (سقف ۵۰ درصد)	درصد سرمایه گذاری (سقف ۲۵ درصد)	درصد سرمایه گذاری (سقف ۵۰ درصد)
۱	وسپه	۰	۰	۰	۰/۸۵
۲	بترانس	۰	۰	۰	۰/۴۸

ردیف	نماد شرکت	بازده مورد انتظار براساس میانگین بازدهی	مدل میانگین- واریانس		مدل میانگین- واریانس - چولگی	
			درصد سرمایه گذاری (سقف ۲۵ درصد)	درصد سرمایه گذاری (سقف ۵۰ درصد)	درصد سرمایه گذاری (سقف ۲۵ درصد)	درصد سرمایه گذاری (سقف ۵۰ درصد)
۳	وساخت	۰/۰۸	۰	۰	۰	۰
۴	وملت	۰/۴۹	۰	۰	۰	۰
۵	ویپترو	۱/۴۹	۰	۰	۰	۰
۶	حفاری	۲/۳۹	۴	۳	۷	۳
۷	سفارس	۰/۶۴	۰	۰	۰	۰
۸	وصنعت	۱/۱۵	۰	۰	۰	۲
۹	وپاسار	-۱/۷۹	۰	۰	۰	۰
۱۰	وبهمن	۰/۳۷	۱	۰	۰	۱
۱۱	ونفت	-۰/۰۶	۰	۰	۰	۰
۱۲	وغدیر	۱/۹۵	۲	۰	۰	۰
۱۳	کهرام	۲/۸۲	۱۲	۳	۶	۶
۱۴	ولغدر	-۰/۰۴	۰	۰	۰	۰
۱۵	غاذر	۲/۸۶	۵	۲	۵	۰
۱۶	کسرا	۶/۵۳	۲۵	۵۰	۲۵	۵۰
۱۷	کفرا	۴/۳۱	۲۴	۲۰	۲۵	۲۱
۱۸	واتی	۲/۵۶	۴	۱۶	۲۱	۱۱
۱۹	ونوبین	۰/۴۸	۰	۰	۰	۰
۲۰	کچینی	۲/۶۹	۱۹	۶	۱۱	۶
	بازدهی واقعی سید بر حسب درصد	۶/۵۸	۱۰/۱۰	۸/۷۱	۱۰/۳۱	



نمودار ۱- مقایسه بین مدل‌های تحقیق با مدل‌های مبتنی بر میانگین تاریخی بازده

۶-۵- مقایسه با شاخص بازار

طی دوره ای که پرتفوی تشکیل شد، شاخص کل بازار از مقدار ۴۲۰۵۲ واحد به ۴۲۷۷۷ واحد افزایش یافت که این تغییر معادل بازدهی ۱/۸ درصدی می‌باشد. همچنین شاخص ۵۰ شرکت برتر از مقدار ۵۶۱۰۱ واحد به ۵۹۲۲۸ واحد افزایش یافت که این تغییر رشد ۵/۵ درصدی را برای این شاخص نشان می‌دهد.

۶-۶- مقایسه حالت‌های مختلف الگوریتم ژنتیک

برای حل مسئله انتخاب سبد سهام بوسیله الگوریتم ژنتیک، هر کروموزوم (راه حل بالقوه) به صورت یک آرایه ۲۰ تایی از اعداد حقیقی در نظر گرفته شد؛ به گونه‌ای که ارزش هر عضو از این آرایه سهم هر شرکت را در سبد سهام نمایان می‌سازد. در شکل زیر یک نمونه از کروموزوم برای مسئله انتخاب سبد سهام از بین ۲۰ سهم مختلف، نشان داده شده است. خاطر نشان می‌سازد مجموع اعضای هر کروموزوم بایستی برابر یک باشد.

0.12	0.05	0.09	0	0.08	0.11	0.01	0.05	0.09	0.03	0.06	0.09	0	0.05	0	0.01	0	0.06	0.05	0.05
------	------	------	---	------	------	------	------	------	------	------	------	---	------	---	------	---	------	------	------

شکل ۳- یک کروموزوم (راه حل بالقوه) برای مسئله انتخاب سبد سهام از بین ۲۰ سهم مختلف

به دلیل وجود متغیرها و پارامترهای تصادفی در الگوریتم ژنتیک و به منظور یافتن بهترین حالت الگوریتم ژنتیک برای حل مسئله انتخاب سبد سهام بهینه، حالت‌های مختلفی از الگوریتم ژنتیک برای حل مدل میانگین-واریانس-چولگی با بازده پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی فازی، در نظر گرفته شد و پس از اجرای ۱۰ بار الگوریتم ژنتیک برای هر یک از حالت‌ها، پارامترهای آماری شامل بیشینه اجرا، کمینه اجرا، متوسط اجرا، انحراف معیار و ضریب تغییرات تابع هدف و متوسط نسل‌ها تا رسیدن به نقطه بهینه، در جدول ۴ آمده است. با توجه به این جدول، مشاهده می‌گردد استفاده توأمان از روش انتخاب مسابقه‌ای و روش تقاطع دو نقطه‌ای علاوه بر اینکه سبب می‌شود الگوریتم در زمان کوتاهی به نقطه بهینه برسد، جوابهای بهتری را نیز برای مسئله انتخاب سبد سهام تولید می‌نماید. خاطر نشان می‌سازد برای مساله انتخاب سبد سهام، از بین چندین روش برای عملگر جهش، تنها جهش یکنواخت دو متغیره، قابلیت رسیدن به نقطه بهینه را داشت، در تمام بررسی‌ها از این شیوه برای عمل جهش کروموزوم‌ها استفاده نمودیم. از دیگر تنظیمات این الگوریتم، تعداد جمعیت هر نسل، احتمال تقاطع و احتمال جهش می‌باشد که برای حل مساله انتخاب سبد سهام به ترتیب برابر ۳۰، ۰/۸ و ۰/۲ در نظر گرفته شدند. به منظور تعیین نرخ جمعیت، تعداد ۲۰، ۳۰، ۴۰ و ۸۰ را آزمودیم. نرخ جمعیت کمتر از ۳۰ قادر به دستیابی به نقطه بهینه نبود، در حالی که انتخاب نرخ جمعیت بیشتر از ۳۰، سبب شد زمان اجرای الگوریتم افزایش یابد. برای جایگزینی فرزندان تازه متولد شده با جمعیت نسل قبل، بدین صورت عمل نمودیم که از بین جمعیت والدین و جمعیت فرزندان، کروموزوم‌هایی که برازندگی بیشتری داشتند به عنوان جمعیت جایگزین انتخاب شدند.

جدول ۴- پارامترهای آماری برای حالات مختلف الگوریتم ژنتیک

متوسط نسل‌ها	ضرب تغییرات	انحراف معیار	متوسط اجرا	کمینه اجرا	بیشینه اجرا	روش تقاطع	شیوه انتخاب
283	0/0123	0/0011	0/0900	0/0882	0/0913	ساده	چرخ گردان
268	0/0083	0/0007	0/0906	0/0893	0/0913	دو نقطه‌ای	
228	0/0066	0/0006	0/0905	0/0893	0/0912	گسسته	
459	0/0055	0/0005	0/0897	0/0889	0/0905	میانی	
252	0/0140	0/0013	0/0904	0/0870	0/0912	ساده	مسابقه‌ای
۲۸۲	0/0018	0/0002	0/0911	0/0908	0/0913	دو نقطه‌ای	
۲۳۰	0/0092	0/0008	0/0905	0/0890	0/0913	گسسته	
344	0/0065	0/0006	0/0905	0/0892	0/0912	میانی	
257	0/0095	0/0009	0/0903	0/0886	0/0913	ساده	رتبه‌ای
255	0/0069	0/0006	0/0906	0/0895	0/0912	دو نقطه‌ای	
224	0/0090	0/0008	0/0907	0/0891	0/0913	گسسته	
392	0/0052	0/0005	0/0900	0/0894	0/0908	میانی	

۷- نتیجه‌گیری و بحث

سعی این تحقیق بر آن بود مدلی کارا تر از مدل‌های مورد استفاده موجود برای انتخاب سبد سهام مورد بررسی قرار دهد. مدلی که با در نظر داشتن حقایق محیط بازار (عدم قطعیت) سودآوری بیشتری را برای سرمایه‌گذاران فراهم نماید. به همین منظور پس از تعیین یک مدل کارا برای پیش‌بینی قیمت سهام و بدست آوردن بازده مورد انتظار برای سهام هر شرکت، به حل مدل میانگین- واریانس و مدل میانگین- واریانس- چولگی توسط الگوریتم ژنتیک پرداختیم.

برای سنجش عملکرد مدل‌هایی که از تکنیک‌های هوشمند برای تعیین بازده مورد انتظار سهام، بهره می‌گیرند، یکبار نیز مدل‌های میانگین- واریانس و میانگین- واریانس- چولگی را با استفاده از میانگین موزون بازده هر سهم به عنوان بازده مورد انتظار، توسط الگوریتم ژنتیک حل نمودیم.

مقایسه این پرتفوی‌ها نشان داد بازده مدل‌هایی که در آنها از شبکه عصبی فازی برای تعیین بازده مورد انتظار هر سهم استفاده شده است، بیشتر از مدل‌هایی است که از میانگین تاریخی بازده‌ها، به عنوان بازده مورد انتظار هر سهم، استفاده می‌کنند؛ این امر، از یک سو خود موید کارایی سناریویی است که برای پیش-بینی قیمت سهام مطرح گشت و از سوی دیگر به علت توانایی شبکه‌های عصبی فازی در تقریب روابط غیرخطی می‌باشد.

دلیل استفاده از شبکه عصبی فازی برای پیش‌بینی قیمت سهام آن بود که این تکنیک در قیاس با شبکه‌های عصبی مصنوعی، که در بسیاری از تحقیقات گذشته استفاده شده، پیش‌بینی دقیقتری را فراهم نمود.

همچنین، همانند اکثر تحقیقات دیگر در رابطه با کاربرد معیار چولگی در مدل میانگین-واریانس، نتایج این پژوهش نشان داد مدل میانگین-واریانس-چولگی در یک سطح مشخصی از ریسک، بازدهی بالاتری را نسبت به مدل میانگین-واریانس فراهم می‌نماید.

در مقایسه با شاخص بازار نیز، نتایج حاکی از آن بود که تشکیل سبد سهام بهینه، با استفاده از اطلاعات پیش بینی شده توسط شبکه عصبی فازی سودآوری بالاتری را برای سرمایه‌گذاران فراهم می‌نماید. به طور کلی نتایج این تحقیق بیانگر اثربخشی بیشتر مدل‌های ارائه شده در این تحقیق می‌باشد. لذا، برای آن دسته از سرمایه‌گذاران بورس اوراق بهادار تهران که در یک سطح معینی از ریسک به دنبال کسب بازده بیشتری هستند، پیشنهاد می‌گردد سبد سهام خود را بر اساس مدل‌های ارائه شده در این پژوهش انتخاب نمایند.

به منظور مطالعات آتی پیشنهاد می‌گردد در سایر مدل‌هایی که میانگین تاریخی بازده را به عنوان بازده مورد انتظار به کار می‌برند، از قیمت (بازده) پیش‌بینی شده توسط تکنیک‌های هوشمند استفاده شود و عملکرد آن‌ها در مقایسه با مدل‌های سنتی سنجیده شود.

فهرست منابع

- * آذر، عادل؛ افسر، امیر (۱۳۸۵). مدل‌سازی پیش‌بینی قیمت سهام با رویکرد شبکه‌های عصبی فازی، فصلنامه پژوهشنامه بازرگانی، شماره ۴۰، پاییز، ص. ۵۲-۳۳.
- * آذر، عادل؛ افسر، امیر؛ احمدی، پرویز (۱۳۸۵). مقایسه روش‌های کلاسیک و هوش مصنوعی در پیش‌بینی شاخص قیمت سهام و طراحی مدل ترکیبی، فصلنامه پژوهش‌های مدیریت در ایران، دوره ۱۰، شماره ۴، زمستان، ص. ۱۶-۱.
- * آذر، عادل؛ مومنی، منصور (۱۳۸۹). آمار و کاربرد آن در مدیریت، تهران، سازمان مطالعه و تدوین کتب علوم انسانی دانشگاهها.
- * البرزی، محمود (۱۳۸۸). الگوریتم ژنتیک، تهران، موسسه انتشارات علمی دانشگاه صنعتی شریف، چاپ اول.
- * جونز، چارلز پی (۱۳۸۶). مدیریت سرمایه‌گذاری، ترجمه رضا تهرانی، عسگر نوربخش، تهران، نگاه دانش، چاپ سوم.
- * حیدری زارع، بهزاد؛ کردلوئی، حمیدرضا (۱۳۸۹). پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، فصلنامه مدیریت، شماره ۱۷، بهار، صص ۵۶-۴۹.
- * خاتونی داریان، احسان (۱۳۹۱). مدل سازی ریاضی ارزیابی و انتخاب پرتفولیوی سهام در بورس اوراق بهادار تهران. پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات.
- * خاکی، غلامرضا. (۱۳۸۷). روش تحقیق با رویکرد به پایان نامه نویسی. تهران، بازتاب، چاپ چهارم.
- * خالوزاده، حمید؛ امیری، نسیم (۱۳۸۵). تعیین سبد سهام بهینه در بازار بورس ایران بر اساس نظریه

- ارزش در معرض ریسک، مجله تحقیقات اقتصادی، شماره ۷۳، خرداد و تیر، ص. ۲۳۱-۲۱۱.
- * راعی، رضا؛ چاوشی، کاظم (۱۳۸۲). پیش‌بینی بازده سهام در بورس اوراق بهادار تهران: مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل چند عاملی، نشریه تحقیقات مالی، دوره ۵، شماره ۱، ص. ۹۷-۱۲۰.
- * سلامی، امیر بهداد؛ لطفی، یوسف (۱۳۸۲). کاهش اخلاص غیرخطی در شاخص قیمت بازار اوراق بهادار، پژوهشنامه اقتصادی، شماره ۱۱۰ و ۱۱۱، پاییز و زمستان، ص. ۱۹۹-۲۳۲.
- * سبزی‌پرور، علی‌اکبر؛ بیات‌ورکشی، مریم (۱۳۸۹). ارزیابی دقت روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و عصبی-فازی در شبیه‌سازی تابش کل خورشیدی، مجله پژوهش فیزیک ایران، زمستان، دوره ۱۰، شماره ۴، ص. ۳۴۷-۳۴۷.
- * سینایی، حسنعلی؛ مرتضوی، سعید...؛ تیموری اصل، یاسر (۱۳۸۴). پیش‌بینی شاخص بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، مجله بررسی‌های حسابداری و حسابرسی، شماره ۴۱، پاییز، ص. ۵۹-۸۳.
- * طلوعی اشلقی، عباس؛ حق دوست، شادی. (۱۳۸۶). مدل سازی پیش بینی قیمت سهام با استفاده از شبکه عصبی و مقایسه آن با روش‌های پیش بینی ریاضی. نشریه پژوهشنامه اقتصادی، شماره ۲۵، تابستان، ص. ۲۳۷-۲۵۲.
- * عباسی جویباری، روح الله (۱۳۹۰). بکارگیری مدل میانگین-واریانس-چولگی در انتخاب سبد سهام با استفاده از منطق فازی و الگوریتم ژنتیک. پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده مدیریت و حسابداری دانشگاه قم.
- * عبدالعلی زاده شهیر، سیمین؛ عشقی، کوروش (۱۳۸۲). کاربرد الگوریتم ژنتیک در انتخاب یک مجموعه دارایی از سهام بورس اوراق بهادار، فصلنامه پژوهش‌های اقتصادی ایران، شماره ۱۷، زمستان، ص. ۱۹۲-۱۷۵.
- * کارتالوپوکوس، استماتیوس (۱۳۸۷). منطق فازی و شبکه‌های عصبی (مفاهیم و کاربردها)، ترجمه محمود جورابیان؛ رحمت الله هوشمند، اهواز، دانشگاه شهید چمران اهواز، چاپ چهارم.
- * منجمی، سید امیر حسین؛ ایزری، مهدی؛ رعیتی شوازی، علیرضا (۱۳۸۸). پیش‌بینی قیمت سهام در بازار بورس اوراق بهادار با استفاده از شبکه عصبی فازی و الگوریتم‌های ژنتیک و مقایسه آن با شبکه عصبی مصنوعی، فصلنامه اقتصاد مقداری، دوره ۶، شماره ۳، پاییز، ص. ۱-۲۶.
- * Arditti, F.D. (1967). Risk and the required return on equity, The Journal of Finance, Volume 22, Issue 1, March, Pages 19-36.
- * Arnone, Salvatore; Loraschi, Andrea; Tettamanzi, Andrea (1993). A genetic approach to portfolio selection, Neural Network World, Volume 6, Pages 597-604.
- * Bawa, Vijay S.; Lindenberg, Eric B. (1977). Capital market equilibrium in a mean-lower partial moment framework, Journal of Financial Economics, Volume 5, Issue 2, November, Pages 189-200
- * Canela, Miguel Ángel; Collazo, Eduardo Pedreira (2007). Portfolio selection with skewness in emerging market industries, Emerging Markets Review, Volume 8, Issue 3, September, Pages 230-250.
- * Chang, Tsung-Sheng (2011). A comparative study of artificial neural networks, and decision

- trees for digital game content stocks price prediction, *Expert Systems with Applications*, Volume 38, Issue 12, November–December, Pages -14851-14846.
- * Chang, Tun-Jen; Yang, Sang-Chin; Chang, Kuang-Jung (2009). Portfolio optimization problems in different risk measures using genetic algorithm, *Expert Systems with Applications*, Volume 36, Issue 7, September, Pages 10529-10537.
 - * Chunhachinda, Pornchai; Dandapani, Krishnan; Hamid, Shahid; Prakash, Arun J. (1977). Portfolio selection and skewness: Evidence from international stock markets, *Journal of Banking & Finance*, Volume 21, Issue 2, February, Pages 143-167.
 - * Enke, David; Thawornwong, Suraphan (2005). The use of data mining and neural networks for forecasting stock market returns, *Expert Systems with Applications*, Volume 29, Issue 4, November, Pages 927-940.
 - * Goldenberg, David E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, New York, Addison-Wesley.
 - * Hadavandi, Esmail; Shavandi, Hassan; Ghanbari, Arash (2010). Integration of genetic fuzzy systems and artificial neural networks for stock price forecasting, *Knowledge-Based Systems*, Volume 23, Issue 8, December, Pages 800-808.
 - * Hamid, Shaikh A.; Iqbal, Zahid (2004). Using neural networks for forecasting volatility of S&P 500 Index futures prices, *Journal of Business Research*, Volume 57, Issue 10, October, Pages 1116-1125.
 - * Haniyas, M.; Curtis, P.; Thalassinos, J. (2012). Prediction with neural networks: The Athens stock exchange price indicator, *European Journal of Economics, Finance and Administrative Sciences*, Volume xv, Issue 2, Pages 23-32.
 - * Huang, Xiaoxia (2008). Risk curve and fuzzy portfolio selection, *Computers & Mathematics with Applications*, Volume 55, Issue 6, March, Pages 1102-1112.
 - * Jia, Jianmin; Dyer, James S. (1996). A Standard Measure of Risk and Risk-Value Models, *Management Science*, Volume 42, Issue 12, December, pages 1691-1705.
 - * Joro, Tarja; Na, Paul (2006). Portfolio performance evaluation in a mean–variance–skewness framework, *European Journal of Operational Research*, Volume 175, Issue 1, 16 November, Pages 446-461.
 - * Ko, Po-Chang; Lin, Ping-Chen (2008). Resource allocation neural network in portfolio selection, *Expert Systems with Applications*, Volume 35, Issues 1-2, July–August, Pages 330-337
 - * Leigh, William; Hightower, Ross; Modani, Naval (2005). Forecasting the New York stock exchange composite index with past price and interest rate on condition of volume spike, *Expert Systems with Applications*, Volume 28, Issue 1, January, Pages 1-8.
 - * Li, Xiang; Qin, Zhongfeng; Kar, Samarjit (2010). Mean-variance-skewness model for portfolio selection with fuzzy returns, *European Journal of Operational Research*, Volume 202, Issue 1, 1 April, Pages 239-247.
 - * Lin, Chang-Chun; Liu, Yi-Ting (2008). Genetic algorithms for portfolio selection problems with minimum transaction lots, *European Journal of Operational Research*, Volume 185, Issue 1, 16 February, Pages 393-404.
 - * Lin, Ping-Chen; Ko, Po-Chang (2009). Portfolio value-at-risk forecasting with GA-based extreme value theory, *Expert Systems with Applications*, Volume 36, Issue 2, Part 1, Pages 2503-2512.
 - * Liu, S.C.; Wang, S.Y.; Qiu, W.H. (2003). A mean-variance-skewness model for portfolio selection with transaction costs, *International Journal of Systems Science*, Volume 34, Issue 4, March, pages 255-262.
 - * Lu, Chi-Jie; Lee, Tian-Shyug; Chiu, Chih-Chou (2009). Financial time series forecasting using independent component analysis and support vector regression, *Decision Support Systems*, Volume 47, Issue 2, May, Pages 115-125.

- * Markowitz, Harry Max (1952). Portfolio Selection, The Journal of Finance, Volume 7, Issue 1, March, pages 77-91.
- * Prakash, Arun J.; Chang, Chun-Hao; Pactwa, Therese E. (2003). Selecting a portfolio with skewness: Recent evidence from US, European, and Latin American equity markets, Journal of Banking & Finance, Volume 27, Issue 7, July, Pages 1375-1390.
- * Rockafellar, R. Tyrrell; Uryasev, Stanislav (2000). Optimization of Conditional Value-at-Risk, Journal of Risk, Volume 2, Issue 3, July, pages 21-41.
- * Samuelson, Paul A. (1970). The fundamental approximation theorem of portfolio analysis in terms of means, variances, and higher moments, Review of Economic Studies. Volume 37, Issue 4, October, Pages 537-542.
- * Sharpe, William F. (1946). Capital Asset Prices: A Theory Of Market Equilibrium Under Conditions Of Risk, Journal of Finance, Volume 1, Issue 3, November, Pages 425-442.
- * Wang, Jian-Zhou; Wang, Ju-Jie ; Zhang, Zhe-George; Guo, Shu-Po (2011). Forecasting stock indices with back propagation neural network, Expert Systems with Applications, Volume 38, Issue 11, October, Pages 14355-14346.
- * Wang, Ju-Jie ; Wang, Jian-Zhou; Zhang, Zhe-George; Guo, Shu-Po (2012). Stock index forecasting based on a hybrid model, Omega, Volume 40, Issue 6, December, Pages 758-766.
- * Yu, Lean; Wang, Shouyang; Lai, Kin Keung (2008). Neural network-based mean-variance-skewness model for portfolio selection, Computers & Operations Research, Volume 35, Issue 1, January, Pages 34-46

یادداشت‌ها

¹به فرانسوی Portfolio

²Markowitz

³Trade-off

⁴Quadratic function

⁵Jia and Dyer

⁶P. Samuelson

⁷Skewness

⁸downside

⁹Genetic Algorithm

¹⁰Artificial Neural Network

¹¹Feed Forward Neural Network

¹²Generalized Regression Neural Network

¹³Hadavandi et al.

¹⁴Lin & Ko

¹⁵Resource Allocation Neural Network

¹⁶Chang et al.

¹⁷Meta heuristic

¹⁸Shiang-Tai Liu

¹⁹Chunhachinda et al.

²⁰Polynomial goal programming

²¹Tarja & Na

²²Canela & Collazo

²³Lean Yu et al.

²⁴Lagged Index Data

²⁵www.irbourse.com (May, 2013)

²⁶Neuron

²⁷Khanna

²⁸Dayhoff

- ²⁹Multi-layer perceptron
- ³⁰Fuzzy Artificial Neural Network
- ³¹Jang
- ³²Adaptive Neuro Fuzzy Inference Systems
- ³³Takagi-Sugeno
- ³⁴Holland
- ³⁵Arnold et al.
- ³⁶Lin and Liu
- ³⁷Fitness
- ³⁸Selection
- ³⁹Cross-Over
- ⁴⁰Mutation
- ⁴¹Real valued multiple variables uniform mutation
- ⁴²Tournament selection

Archive of SID