

ترکیب دوگانه سیستم استنتاج فازی با الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات در پیش‌بینی قیمت سهام بورس اوراق بهادار تهران و مقایسه آن با مدل یادگیری عمیق

*مجید عبدالرزاق نژاد **مهدی خرد

*استادیار، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده مهندسی - دانشگاه بزرگمهر قائنات - قائن - ایران

**کارشناس ارشد، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه بیرجند - بیرجند - ایران

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۵/۰۷

تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۱۱/۱۵

چکیده

پیش‌بینی قیمت سهام توسط تحلیلگران داده یک فرصت تجاری بزرگ را برای طیف گسترده سرمایه‌گذاران در بازار سهام ایجاد کرده است. اما این مهم به دلیل ماهیت بی‌ثبات و پویایی بیش از حد عوامل متعدد اقتصادی تاثیرگذار بر بازار سهام، امری دشوار است. در این پژوهش به منظور شناسایی ارتباط پیچیده ۱۰ متغیر اقتصادی بر قیمت سهام شرکت‌های فعال در بازار سهام تهران، دو مدل طراحی و پیاده‌سازی شده است. نخست یک سیستم استنتاج فازی ممدانی که مجموعه قوانین موتور استنتاج خود را توسط الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات بدست می‌آورد طراحی می‌شود. سپس مدل یادگیری عمیق مشتمل بر ۲۶ نرون در ۵ لایه پنهان طراحی شده است. مدل‌های طراحی شده به منظور پیش‌بینی قیمت سهام نه شرکت فعال در بورس اوراق بهادار تهران پیاده‌سازی و نتایج بدست آمده حاکی از عملکرد بهتر مدل یادگیری عمیق بر مدل ترکیب دوگانه استنتاج فازی-ازدحام ذرات و نیز مدل رایج شبکه عصبی دارد. اما قدرت تفسیرپذیری الگوی بدست آمده، رفتار همسانتر و با واریانس به مراتب کمتر و نیز سرعت همگرایی بیشتری نسبت به سایر مدل‌ها را می‌توان از مزایای رقابتی قابل توجه مدل ترکیب دوگانه استنتاج فازی-ازدحام ذرات نام برد.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی قیمت سهام، سیستم استنتاج فازی، یادگیری عمیق، شبکه عصبی و الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات.

۱- مقدمه

باتوجه به حجم سرمایه در گردش از طریق بازارهای بورس سراسر جهان، پیش‌بینی قیمت سهام بورس موضوعی بوده است که هم تحلیلگران و هم محققان از مدت‌ها قبل به آن علاقه داشتند [۱]. از آنجا که طیف گسترده‌ای از عوامل مؤثر بر شاخص بورس اوراق بهادار در دسترس هستند و این عوامل دارای ویژگی‌های پویایی، پیچیدگی، غیرخطی و ناپارامتریک بودن می‌باشند، یافتن رابطه بین این متغیرهای کلان اقتصادی با قیمت سهام شرکت و پیش‌بینی نتایج دقیق ضروری است. از طرفی انجام این مهم

ترکیب دوگانه سیستم استنتاج فازی با الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات در پیش‌بینی قیمت سهام بورس اوراق بهادار تهران و مقایسه آن با مدل یادگیری عمیق

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات^{۱۳} (PSO) جستجو و استخراج می‌شود. همچنین یک شبکه عصبی عمیق بعنوان رویکرد دوم، شامل ۵ لایه پنهان^{۱۴} و ۳۷ نرون به منظور شناسایی ویژگی‌های عمیق^{۱۵} و پنهان ۱۰ متغیر اقتصادی یادشده بر قیمت سهام طراحی و اجرا می‌شود. دو مدل ترکیب دوگانه طراحی شده و یادگیری عمیق برای پیش‌بینی قیمت سهام نه شرکت فعال در بورس اوراق بهادار تهران در دو بازه زمانی ۱۳۸۹ تا پایان ۱۳۹۴ برای شرکت‌های نفت پارس، غدیر و موتوزن و ۱۳۹۴ تا پایان ۱۳۹۸ برای شرکت‌های مس ایران، ایران خودرو، پالایشگاه اصفهان، پتروشیمی خلیج فارس، لوتوس و بانک تجارت تست و نتایج بدست آمده با یکدیگر مقایسه می‌گردند.

در ادامه مقاله و در بخش دوم نحوه پژوهش‌های پیشین تشریح و چالش‌های آنها مورد بررسی قرار می‌گیرند. در بخش سوم جزئیات دو مدل پیشنهادی ارائه شده است. در بخش چهارم نیز مدل‌های پیشنهادی، ماشین بردار پشتیبان و نیز یک شبکه عصبی پرسپترون پیاده‌سازی شده است و سپس نتایج بدست با یکدیگر مقایسه می‌شوند. در نهایت بخش آخر به نتیجه‌گیری و توصیف مسیر آتی تحقیق می‌پردازد.

۲- پژوهش‌های پیشین

در این بخش به بررسی و تحلیل معتبرترین پژوهش‌های انجام شده به منظور شناسایی قیمت سهام براساس ۹ رویکرد شبکه‌های عصبی، یادگیری عمیق، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم، جنگل تصادفی، k نزدیکترین همسایه، رگرسیون، بیزین و استنتاج فازی پرداخته می‌شود. شایان ذکر است که اگرچه یادگیری عمیق زیرمجموعه‌ای از شبکه‌های عصبی محسوب می‌شود، اما به دلیل استفاده جدید از یادگیری عمیق در پیش‌بینی قیمت سهام (در منابع معتبر داخلی یافت نشد ولی به تعداد بسیار محدود طی دو سال اخیر در منابع معتبر خارجی یافت شد [۱۹-۲۱]) و نیز باتوجه به کثرت پژوهش‌های انجام شده داخلی [۴-۶، ۸، ۱۸] و خارجی [۹-۱۷] براساس شبکه‌های عصبی و تنوع رویکردهای ترکیبی آنها، این دو مدل بصورت مستقل در این بخش طبقه‌بندی شده‌اند.

با هدف پیش‌بینی قیمت نفت وست تگزاس اینترمدیت^{۱۶} ترکیب دوگانه شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک^{۱۷} [۴] ارائه

بر اساس داده‌های تاریخی^۱ اثبات شده است که ناکافی می‌باشد [۲، ۳].

ورود تکنیک‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین به منظور شناسایی رابطه بین متغیرهای اقتصادی^۲ بر قیمت سهام امری است که در سال‌های اخیر در بازارهای سهام ایران [۴-۸] و سراسر دنیا [۲، ۹] صورت پذیرفته است. از مهم‌ترین و کارآمدترین این تکنیک‌ها می‌توان به شبکه‌های عصبی^۳ [۴، ۵، ۹-۱۸]، یادگیری عمیق^۴ [۱۹-۲۱]، ماشین بردار پشتیبان^۵ [۲۲-۲۴]، درخت تصمیم^۶ [۲۵-۲۷]، جنگل تصادفی^۷ [۲۸-۳۰]، k نزدیکترین همسایه^۸ [۲۴، ۳۱]، رگرسیون^۹ [۳۲، ۳۳]، شبکه بیزین^{۱۰} [۳۴-۳۶] و روش‌های مبتنی بر استنتاج فازی^{۱۱} [۳۷-۴۱] نام برد. چالش‌های روش‌های پیش‌بینی قیمت سهام اشاره شده در فوق که در مجلات معتبر داخلی و خارجی به چاپ رسیده‌اند در بخش بعد مورد بررسی قرار خواهند گرفت. اما بطور وضوح مشاهده می‌شود که اولاً توانایی تفسیرپذیری الگوهای بدست آمده به منظور پیش‌بینی قیمت سهام برای تحلیلگران بازار سرمایه بسیار حائز اهمیت است، ثانیاً چالش‌های روش‌های موجود باعث شده ترکیب‌های دوگانه^{۱۲} آنها به منظور افزایش توانایی شناسایی ارتباط پیچیده بین متغیرهای تاثیرگذار اقتصادی بر قیمت سهام در دستور کار تحلیلگران داده قرار گیرد.

در این پژوهش نیز برای اولین بار یک مدل استنتاج فازی ممدانی (FIS) جهت شناسایی ارتباط ۱۰ متغیر اقتصادی کمترین قیمت سهام (LowP)، بالاترین قیمت سهام (HighP)، قیمت اولیه سهام (FirstP)، حجم معاملات (VolT)، ارزش معاملات (VlaueT)، شاخص بازار اول تالار بورس (FIndex)، قیمت شاخص کل بازار (PIndex)، نرخ ارز دلار (USD)، قیمت جهانی هر اونس طلا (GoldP)، قیمت جهانی نفت (برنت شمال) (OilP) بر قیمت سهام بازار بورس اوراق بهادار تهران طراحی شود. مجموعه قوانین فازی مدل استنتاج فازی ممدانی توسط

¹ Historical Data

² Economic Factors

³ Neural Networks

⁴ Deep Learning

⁵ Support Vector Machine

⁶ Decision Tree

⁷ Random Forest

⁸ K-Nearest Neighbor

⁹ Regression

¹⁰ Bayesian Network

¹¹ Fuzzy Inference-base Methods

¹² Hybrid

¹³ Particle Swarm Optimization Algorithm

¹⁴ Hidden Layer

¹⁵ Deep Feature

¹⁶ West Texas Intermediate Oil

MBO) به عنوان الگوریتم یادگیری شبکه عصبی کانولوشن عمیق، جدیدترین روش پیش‌بینی قیمت سهام می‌باشد که از پنج متغیر اقتصادی در طراحی این یادگیری عمیق بهبود یافته استفاده شده است [۲۱]. به اعتراف کلیه محقق این حوزه، الگوهای بدست آمده توسط نسخه‌های مختلف شبکه‌های عصبی و یادگیری عمیق مانند یک جعبه سیاه عمل کرده و امکان تفسیری این الگوها وجود ندارد. ماشین بردار پشتیبان (SVM) بعنوان یکی از معروف‌ترین روش‌های داده کاوی نیز استفاده قابل توجهی در این حوزه تحقیقاتی دارد، اگرچه با چالش پیچیدگی بالای زمانی در فاز یادگیری خود و شناسایی تابع کرنل مناسب بر روی داده‌ها با توزیع چندکلاسه غیرخطی روبرو بوده است. لذا تلاش شده بصورت ترکیب دوگانه SVM برای رفع چالش‌های یادشده استفاده شود. یک نسخه دوگانه از SVM بر روی ۱۲ متغیر اقتصادی بازار سهام چین با استفاده از میانگین حرکت رگرسیون خودکار^{۲۷} (ARMA) و کمترین مربعات ماشین بردار پشتیبان^{۲۸} (LS-SVM) اخیراً طراحی شده است [۲۲]. در این پژوهش با بهره‌گیری از تئوری مجموعه راف^{۲۹} تعداد متغیرهای اقتصادی اولیه مفروض به منظور رفع چالش‌های SVM کاهش یافت. رویکرد کاهش تعداد متغیرهای اقتصادی اولیه در [۲۳] براساس یک نسخه بهبود یافته الگوریتم جستجوی مستقیم ترکیبی^{۳۰} (F-SSFS) برای کاهش ۲۹ متغیر اقتصادی بورس نزدک^{۳۱} نیز انجام گرفت. همچنین محققین در [۲۴]، ابتدا با استفاده از معیار بهره اطلاعات^{۳۲} اقدام به وزن‌دهی متغیرهای اقتصادی اولیه بازار سهام چین (بازارهای شانگهای و شانژین) کردند. انتخاب متغیرهای اقتصادی اثرگذار جهت استفاده در SVM از بین ۹ متغیر اقتصادی وزن‌دار شده داده‌های تاریخی توسط الگوریتم k نزدیک‌ترین همسایه صورت پذیرفت. عددی شدن ضرایب ابرصفحات و انتقال ابعاد فضای اولیه به ابعاد بالاتر در استفاده از تابع کرنل SVM غیرخطی باعث می‌شود تفسیر پذیری الگوهای شناسایی شده در پیش‌بینی قیمت سهام توسط نسخه‌های مختلف ماشین بردار پشتیبان را بسیار دشوار و حتی ناممکن سازند.

گردید. در این ترکیب دوگانه، الگوریتم ژنتیک وظیفه یافتن ساختار بهینه اتصالات نرون‌ها در لایه‌های مختلف به یکدیگر و نیز تعیین مقادیر اولیه مناسب برای وزن و بایاس هر نرون را برعهده داشت. ترکیب دوگانه شبکه عصبی فازی و الگوریتم ژنتیک [۷، ۱۰، ۱۲]، ترکیب دوگانه شبکه عصبی بازگشتی^{۱۸} و الگوریتم کلونی زنبور عسل^{۱۹} [۸]، ترکیب دوگانه شبکه عصبی فازی و الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات [۱۳، ۱۴]، ترکیب دوگانه شبکه عصبی و الگوریتم جستجوی فاخته^{۲۰} [۱۶] و ترکیب دوگانه شبکه عصبی و الگوریتم کرم شب تاب^{۲۱} [۱۸] با هدف بهینه‌سازی عملکرد شبکه عصبی در پیش‌بینی قیمت سهام ارائه شده‌اند. اگرچه در طراحی این مدل‌های دوگانه متغیرهای اقتصادی متفاوت برای پیش‌بینی قیمت سهام در بازارهای مختلفی در نظر گرفته شدند ولی نکته مشترک این پژوهش‌ها بر حساسیت شبکه‌های عصبی به پارامترهای ساختاری و نیز ضعف الگوریتم‌های یادگیری کلاسیک آن تاکید دارند. این چالش مهم را می‌توان در رویکرد اخذ شده توسط [۱۷] که با در نظر گرفتن ۳ معماری مختلف برای شبکه عصبی به پیش‌بینی قیمت سهام وارسا^{۲۲} پرداخته، نیز مشاهده نمود.

در [۱۹] یک مدل شبکه عصبی بازگشتی تحت عنوان شبکه حافظه طولانی کوتاه‌مدت^{۲۳} (LSTM) با ۲۵ نرون در تک لایه پنهان آن و یک شبکه عصبی عمیق با ۳ لایه پنهان به منظور پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی در بازارهای مالی طراحی و نتایج بدست آمده از آنها را با روش‌های جنگل تصادفی و رگرسیون مقایسه شد. استفاده تجمیعی از ساختار نرون‌های کانولوشن و بازگشتی^{۲۴} در طراحی شبکه عصبی چند فیلتری عمیق^{۲۵} (MFNN) [۲۰] دومین تلاش در استفاده از یادگیری عمیق در شناسایی قیمت سهام است که بر روی شش متغیر تاثیر گذار بر شاخص بازار سهام چین انجام گرفت و نتایجی بهتر از LSTM، شبکه عصبی کانولوشن و بازگشتی داشته است. استفاده از یک نسخه ترکیبی جدید از الگوریتم بهینه‌سازی پروانه^{۲۶} (Rider-

¹⁷ Genetic Algorithm

¹⁸ Recurrent Neural Network

¹⁹ Bee Colony Optimization

²⁰ Cuckoo Search Algorithm

²¹ Firefly Algorithm³⁵

²² Warsaw

²³ Long Short-Term Memory Networks

²⁴ Convolutional and Recurrent Neurons

²⁵ Multi-Filters Neural Network

²⁶ Rider-based Monarch Butterfly Optimization

²⁷ Auto-Regressive Moving Average

²⁸ Least Squares Support Vector Machine

²⁹ Rough Set Theory

³⁰ F-Score and Supported Sequential Forward Search

³¹ NASDAQ Stock

³² Information Gain

ترکیب دوگانه سیستم استنتاج فازی با الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات در پیش‌بینی قیمت سهام بورس اوراق بهادار تهران و مقایسه آن با مدل یادگیری عمیق

ناگهانی و قابل توجه متغیرهای اقتصادی) و تعداد متغیرهای اقتصادی بسیار حساس هستند. لذا اگرچه انتخاب ۱۰ متغیر اقتصادی چالش جدی برای مدل‌های طراحی شده ایجاد نخواهد کرد ولی وجود مقادیر نویز در داده‌های آموزش قطعاً چالش قابل توجهی برای آنها ایجاد می‌نماید. مدل گرافی-احتمالی شبکه بیزین [۳۴] به منظور پیش‌بینی قیمت سهام دو شرکت نیکی و تیویوتا موتور براساس تغییرات قیمت در دوره‌های ۲، ۵، ۷، ۹ و ۱۰ روزه طراحی شد. برای رفع چالش یادگیری شبکه بیزین در این پژوهش، ابتدا براساس قیمت روزانه سهام شبکه تعیین می‌شود و سپس به منظور پیش‌بینی قیمت در دوره‌های زمانی تعیین شده به کار گرفته شده که خود باعث تشدید پیچیدگی زمان محاسباتی مدل طراحی شده می‌شود. ترکیب دوگانه روش تنظیم بیزین^{۳۶} و شبکه عصبی پس انتشار^{۳۷} [۳۵] و گراف عامل بیزین پویا^{۳۸} بعنوان یک مدل از شبکه بیزین [۳۶] برای پیش‌بینی قیمت سهام شانگهای براساس ۹ متغیر اقتصادی طراحی و توسعه یافت.

باتوجه به ماهیت عدم قطعیت ارتباطات بین متغیرهای اقتصادی بر تغییرات قیمت سهام، استفاده از منطق فازی در این حوزه تحقیقاتی و در قالب‌های مجموعه قوانین فازی^{۳۹}، سیستم‌های استنتاج فازی تطبیقی^{۴۰} و سیستم عصبی-فازی خودسازگار^{۴۱} از جایگاه ویژه‌ی برخوردار است. یک سیستم استنتاج فازی تطبیقی براساس پنج متغیر اقتصادی به منظور پیش‌بینی قیمت سهام در هفت بازار سهام از جمله بورس‌های داوجونز، نزدک، انگلستان، آلمان و استرالیا طراحی شد [۳۷]. در این سیستم، مقادیر احتمال ورودی^{۴۲} داده‌های آموزشی ورودی جدید به سیستم توسط زنجیره مخفی مارکوف^{۴۳} محاسبه و قوانین فازی جدید باتوجه به این مقادیر تولید می‌شوند. یک سیستم استنتاج فازی تاکاگی-سوگنو-کنگ^{۴۴} (TSK) براساس هشت متغیر اقتصادی تاثیرگذار بر بازار سهام تایوان به منظور پیش‌بینی قیمت سهام طراحی شد [۳۸]. در این پژوهش از خوشه‌بندی k-means و

استفاده از درخت تصمیم بعنوان ابزار پیش‌بینی قیمت سهام اگرچه با حداقل پارامترهای الگوریتمیک را داشته و توانایی تفسیرپذیری الگوهای بدست آمده توسط آن بالاست ولی بسیار حساس به تعداد ویژگی‌ها و مقادیر نویز می‌باشد. لذا از تئوری مجموعه راف به منظور کاهش تعداد ۲۱ متغیر اقتصادی تاثیرگذار بر شاخص سهام بمبئی استفاده و پیش‌بینی قیمت سهام در این بازار بورس توسط الگوریتم C4.5 درخت تصمیم صورت گرفت [۲۵]. بهره‌گیری از معیار بهره اطلاعات به منظور انتخاب متغیرهای اقتصادی بازار سهام شانگهای و پیش‌بینی قیمت‌ها به کمک درخت‌های تصمیم فازی در [۲۶] و پیش‌بینی تنها افزایش یا کاهش قیمت سهام ۱۰ شرکت توسط درختان تصمیم گرادپان تقویتی^{۳۳} در [۲۷] انجام شدند. جنگل تصادفی [۲۸] نیز به منظور شناسایی میزان تقاضا در خرید یا فروش ۲ شرکت از بورس نزدک براساس درخت‌های چندگانه باینری روی شش متغیر اقتصادی طراحی شد. همچنین مدل ترکیبی جنگل تصادفی و حداقل مربعات تقویتی^{۳۴} برای پیش‌بینی قیمت سهام در بورس بمبئی براساس ۳ متغیر اقتصادی در [۲۹] مورد استفاده قرار گرفت. در [۳۰] نیز براساس ۶ متغیر اقتصادی به منظور پیش‌بینی روند قیمت سهام در بورس اوراق بهادار تهران از جنگ تصادفی بهره گرفته شد. در نظر گرفتن تعداد محدود متغیر اقتصادی و طراحی چندگانه درختان در این سه پژوهش را می‌توان در راستای رفع چالش‌های یاد شده برای درخت تصمیم ارزیابی نمود.

به منظور پیش‌بینی قیمت سهام شش شرکت فعال در بورس اردن براساس سه متغیر اقتصادی از الگوریتم k نزدیکترین همسایه استفاده شد [۳۱]. این الگوریتم اگرچه با چالش‌های SVM، درخت تصمیم و جنگل تصادفی روبرو نیست ولی تعیین بهینه مقدار k و حساسیت این الگوریتم به این مقدار چالش جدی آن می‌باشد. دو مدل خود رگرسیونی با وقفه توزیعی [۳۲] ترکیب ادغام رگرسیون معمولی و رگرسیون فازی به همراه بهینه‌سازی و نافازی سازی^{۳۵} پارامترها با الگوریتم ژنتیک [۳۳] را می‌توان بعنوان پژوهش‌های صورت گرفته به منظور پیش‌بینی قیمت سهام بورس تهران در گروه صنایع کانی غیرفلزی براساس ۱۰ متغیر اقتصادی نامبرد. مدل‌های مبتنی بر رگرسیون نسبت به مقادیر نویز (تغییرات

³⁶ Bayesian Regularization Method

³⁷ Back Propagation Neural Network

³⁸ Dynamical Bayesian Factor Graph

³⁹ Fuzzy Rules Set

⁴⁰ Adaptive Fuzzy Inference System

⁴¹ Adaptive Neuro Fuzzy Inference System

⁴² Log-Likelihood Value

⁴³ Hidden Markov Model

⁴⁴ Takagi-Sugeno-Kang

³³ Gradient Boosted Decision Tree

³⁴ Least Square Boost

³⁵ Defuzzification

الگوریتم انجماد تدریجی^{۴۵} به منظور تولید و آموزش مجموعه قوانین فازی استفاده شده است. همچنین یک سیستم استنتاج فازی سه گانه TSK برای پیش‌بینی میزان خرید، نگهداری و فروش روزانه سهام در بازار نزدیک براساس ۴ متغیر اقتصادی ارائه گردید [۳۹]. در این پژوهش هر سیستم استنتاج شامل ۳ قانون فازی بود که مقادیر تابع عضویت تخصیص یافته به هر متغیر اقتصادی براساس میانگین و انحراف معیار لگاریتم تغییرات قیمت‌ها محاسبه شده است. لذا با توجه به عدم تضمین پیروی تغییرات قیمت‌ها از توزیع نرمال در بازه‌های زمانی مختلف، این نوع تولید قوانین فازی با چالش جدی روبرو می‌شود. لزوم تعیین بهینه مجموعه قوانین فازی مورد استفاده در سیستم‌های استنتاج فازی باعث شده است که در فرایند آموزش سیستم استنتاج فازی-عصبی خودسازگار از الگوریتم‌هایی همچون تبدیل موجک^{۴۶} [۴۰]، رگرسیون فازی [۴۱]، الگوریتم کرم شب تاب [۴۲]، الگوریتم جستجوی هارمونی^{۴۷} [۴۳]، الگوریتم ژنتیک [۴۴] و الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات [۴۵] به منظور پیش‌بینی قیمت سهام و بازارهای مالی کمک گرفته شود.

۳- مدل‌های پیشنهادی

در این تحقیق به منظور پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از روش‌های هوشمند، به تشریح دو مدل ترکیب دوگانه سیستم استنتاج فازی ممدانی و الگوریتم بهینه‌سازی ذرات (MFIS- PSO) و مدل یادگیری عمیق براساس ۱۰ متغیر اقتصادی تاثیرگذار بر بازار سهام ایران می‌پردازیم. در ادامه این بخش، نخست در نحوه انتخاب و نرمال‌سازی داده‌های ورودی مطرح می‌شود. در ۲-۳ جزئیات مدل ترکیبی و در ۳-۳ جزئیات مدل یادگیری عمیق تشریح خواهند شد.

۳-۱- انتخاب و نرمال‌سازی داده‌های ورودی

گروه دوم: متغیرهای اقتصادی شامل نرخ ارز دلار (USD)، قیمت جهانی هر اونس طلا (GoldP)، قیمت جهانی نفت (برنت شمال) (OilP).

در این مرحله داده‌ها در بازه [0,1] با روش min-max [۴۶] نرمال می‌شوند تا در محدوده یکسانی قرار بگیرند. اجرای نرمال‌سازی باعث می‌شود تا تاثیر متغیرها با مقادیر بزرگتر بر متغیرهایی با مقادیر کوچکتر خنثی شود. نرمال‌سازی min-max یک تبدیل خطی را بر روی داده‌ها اجرا می‌کند و یک مقدار از مجموعه A مانند v_i به مقداری مانند v'_i در محدوده [0,1] با فرمول زیر نگاشت می‌شود:

$$v'_i = \frac{v_i - \min_A}{\max_A - \min_A} \quad (1)$$

در این فرمول \min_A و \max_A به ترتیب حداقل و حداکثر مقدار مجموعه A می‌باشند.

۳-۲- مدل ترکیب دوگانه فازی-ازدحام ذرات

این مدل شامل دو فاز است. در فاز اول ساختار سیستم استنتاج فازی ممدانی [۴۷] شامل تعداد ورودی‌ها، تعداد خروجی‌ها، تعداد و نوع توابع عضویت و نیز تعداد قوانین فازی تعریف می‌شوند. در فاز دوم با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات جزئیات بهترین قوانین فازی یافت می‌شوند.

ساختار سیستم استنتاج فازی پیشنهادی بر اساس مجموعه داده‌ها مفروض برای پیش‌بینی قیمت سهام و

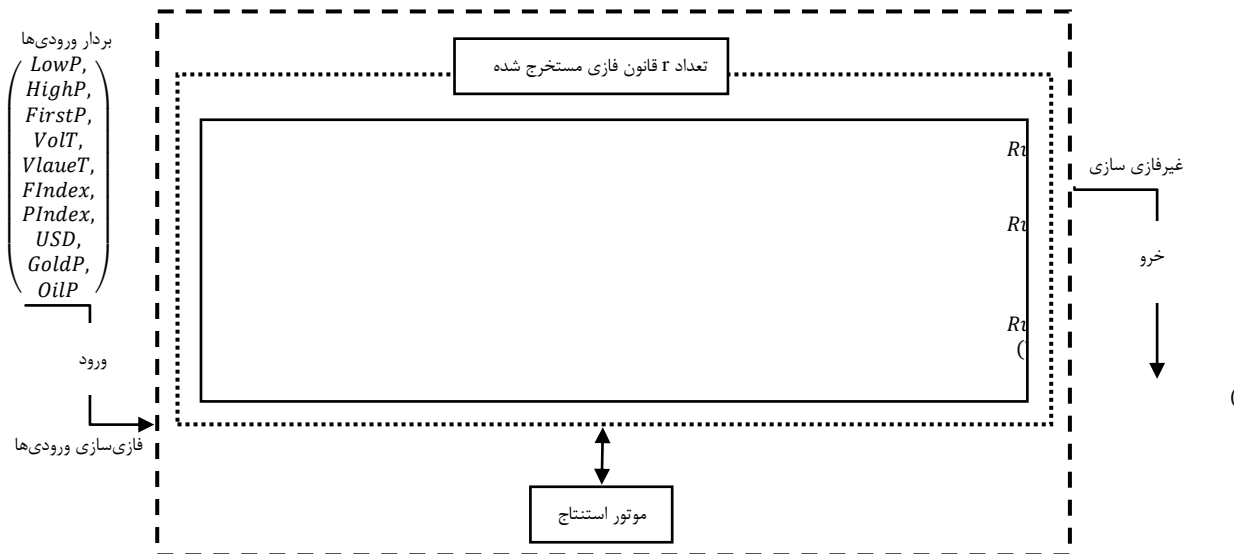
⁴⁵ Simulated Annealing Algorithm

⁴⁶ Wavelet Transform

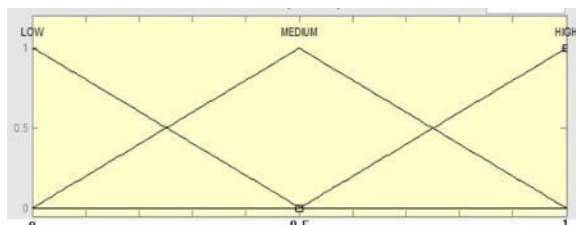
⁴⁷ Harmony Search Algorithm

⁴⁸ U.S Energy Information Administration

ترکیب دوگانه سیستم استنتاج فازی با الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات در پیش‌بینی قیمت سهام بورس اوراق بهادار تهران و مقایسه آن با مدل یادگیری عمیق



شکل ۱: ساختار کلی سیستم استنتاج فازی مددانی براساس ۲ قانون فازی، ۱۰ متغیر ورودی و یک متغیر خروجی



شکل ۲: تابع عضویت متغیرهای سیستم فازی پیشنهادی

همانگونه که از مطالعه پژوهش‌های گذشته مشاهده شد، عدم توانایی آموزش سیستم‌های استنتاج فازی و حساسیت شدید این سیستم‌ها به مجموعه قوانین فازی موتور استنتاج باعث می‌شود از الگوریتم‌های کمکی به منظور شناسایی و تولید بهترین مجموعه قوانین استفاده شود. در این پژوهش، یک فرآیند آموزش تکاملی باعث شناسایی و بهبود کیفیت مجموعه قوانین موتور استنتاج می‌گردد. در این فرآیند آموزش تکاملی فرض بر این است که توابع عضویت از پیش تعریف شده‌ای در پایگاه داده وجود دارد و هدف یافتن بهترین مجموعه قوانین فازی توسط الگوریتم PSO می‌باشد. الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) [۴۸] یک الگوریتم جمعیت محور و حافظه‌مند است که از رفتار دسته‌جمعی ماهی‌ها و پرندگان برای یافتن غذا الهام گرفته شده است. در این الگوریتم، یک جواب در فضای مسئله را ذره می‌نامید. تغییر در موقعیت ذرات در فضای جستجو مبتنی بر رفتار اجتماعی موجودات در تقلید از موفقیت سایر موجودات است. تغییرات یک ذره در ازدحام، تحت تاثیر تجربیات خود و یا دانش بهترین ذره می‌باشد [۴۹]. هر ذره

متغیرهای تاثیرگذار آن در شکل ۱ نمایش داده شده است. در این سیستم از ۱۰ متغیر کمترین قیمت سهام (LowP)، بالاترین قیمت سهام (HighP)، قیمت اولیه سهام (FirstP)، حجم معاملات (Volt)، ارزش معاملات (VlaueT)، شاخص بازار اول تالار بورس (FIndex)، قیمت شاخص کل بازار (PIndex)، نرخ ارز دلار (USD)، قیمت جهانی هر اونس طلا (GoldP)، قیمت جهانی نفت (برنت شمال) (OilP) بعنوان ورودی استفاده شده است. این سیستم فازی نیز دارای یک خروجی است که قیمت سهام پیش‌بینی شده می‌باشد که با نام PPrice مشخص می‌شود.

برای ورودی‌ها و خروجی‌های یک سیستم استنتاج فازی می‌توان توابع عضویت فازی مختلفی را در نظر گرفت که با تغییر نوع و تعداد آنها می‌توان به پاسخ‌های متفاوتی از عملکرد سیستم دست یافت. در این پژوهش از متداول‌ترین تابع عضویت، یعنی تابع عضویت مثلثی برای تولید تابع عضویت هر متغیر اقتصادی ورودی و خروجی بهره گرفته شده است. هر کدام از این متغیرها سه متغیر زبانشناختی^{۴۹} High, Medium, Low (شکل ۲) تشکیل می‌شوند که به ترتیب نشان دهنده مقادیر کم، متوسط و زیاد متغیرها هستند.

⁴⁹ Linguistic Variable

ورودی و خروجی دارای سه مفهوم زبانشناختی low, medium, high است. لذا تعداد کل قوانین فازی ممکن برابر 3×4^{10} یعنی ۳۱۴۵۷۲۸ قانون خواهد بود. در مدل فازی پیشنهادی تعداد قواعد سیستم فازی به صورت ثابت r تعیین می‌شود و تعداد متغیرهای هر ذره برابر $12 \times r$ است که هر 12 متغیر به صورت جداگانه مربوط به یک موتور استنتاج این سیستم فازی است به طوری که متغیرهای شماره ۱ تا ۱۲ مربوط به قانون فازی ۱، متغیرهای شماره ۱۳ تا ۲۴ مربوط به قانون فازی ۲، متغیرهای شماره ۲۵ تا ۳۶ مربوط به قانون فازی ۳ و به همین ترتیب متغیرهای شماره $11 - i \times 12$ تا $i \times 12$ مربوط به قانون i ام است تا زمانیکه $r = i$. برای هر قانون i متغیرهای ۱ تا ۱۰ مقدار ۰ تا ۳ را می‌گیرد که مقدار متغیر زبانشناختی مربوط به ۱۰ ورودی فازی را تعیین می‌کند. مقدار ۰ به معنی عدم حضور متغیر در قانون فازی، مقدار ۱ مفهوم زبانشناختی low، مقدار ۲ مفهوم زبانشناختی medium و مقدار ۳ مفهوم زبانشناختی High را برای متغیر مربوطه در قانون فازی مشخص می‌کند. متغیر شماره ۱۱ هر قانون فازی مقداری بین ۱ تا ۳ را می‌گیرند که مقدار متغیر زبانشناختی مربوط به خروجی فازی را نشان می‌دهد و متغیر شماره ۱۲ هر قاعده فازی نیز وزن قاعده را که بین ۰ و ۱ است نشان می‌دهد. نحوه نمایش ذرات از نوع عددی حقیقی است. در شکل ۳ ساختار یک ذره در روش پیشنهادی نشان داده شده است.

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	...	۳۱۲
360	360	360	360	360	360	360	361	361	160	360	360		160

شکل ۳: ساختار یک ذره در PSO برای مدل فازی ترکیبی پیشنهادی

تابع برازش، نحوه محاسبه کیفیت جواب‌ها (ذرات) به منظور ایجاد مقایسه کیفی میان آنها است. هدف الگوریتم بهینه‌سازی ذرات تعیین قوانین فازی موتور استنتاج برای سیستم فازی پیشنهادی به گونه‌ای است که خروجی آن کمترین خطا نسبت به مقادیر قیمت سهام واقعی را داشته باشد. لذا موتور استنتاج ارائه شده توسط هر ذره به ازای مقادیر ۱۰ متغیر اقتصادی ورودی در هر روز یک قیمت سهام را برای آن روز محاسبه می‌نماید. بنابراین میانگین مربع خطای^{۵۰} قیمت سهام پیش‌بینی شده نسبت به قیمت سهام

دارای یک مقدار شایستگی می‌باشد که توسط تابع شایستگی مسئله محاسبه می‌شود. اگر $X_i(t) = (x_{i1}(t), \dots, x_{in}(t))$ موقعیت ذره i در فضای جستجو n بعدی در گام زمانی t باشد موقعیت ذره با اضافه کردن سرعت $V_i(t) = (v_{i1}(t), \dots, v_{in}(t))$ به موقعیت جدید تغییر می‌کند:

$$X \quad (2)$$

به صورتی که $x_{ij}(0) \sim U(x_{min}, x_{max})$ سرعت ذره i به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$v_{ij}(t+1) = v_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t)[y_{ij}(t) - x_{ij}(t)] + c_2 r_{2j}(t)[\hat{y}_j(t) - x_{ij}(t)] \quad (3)$$

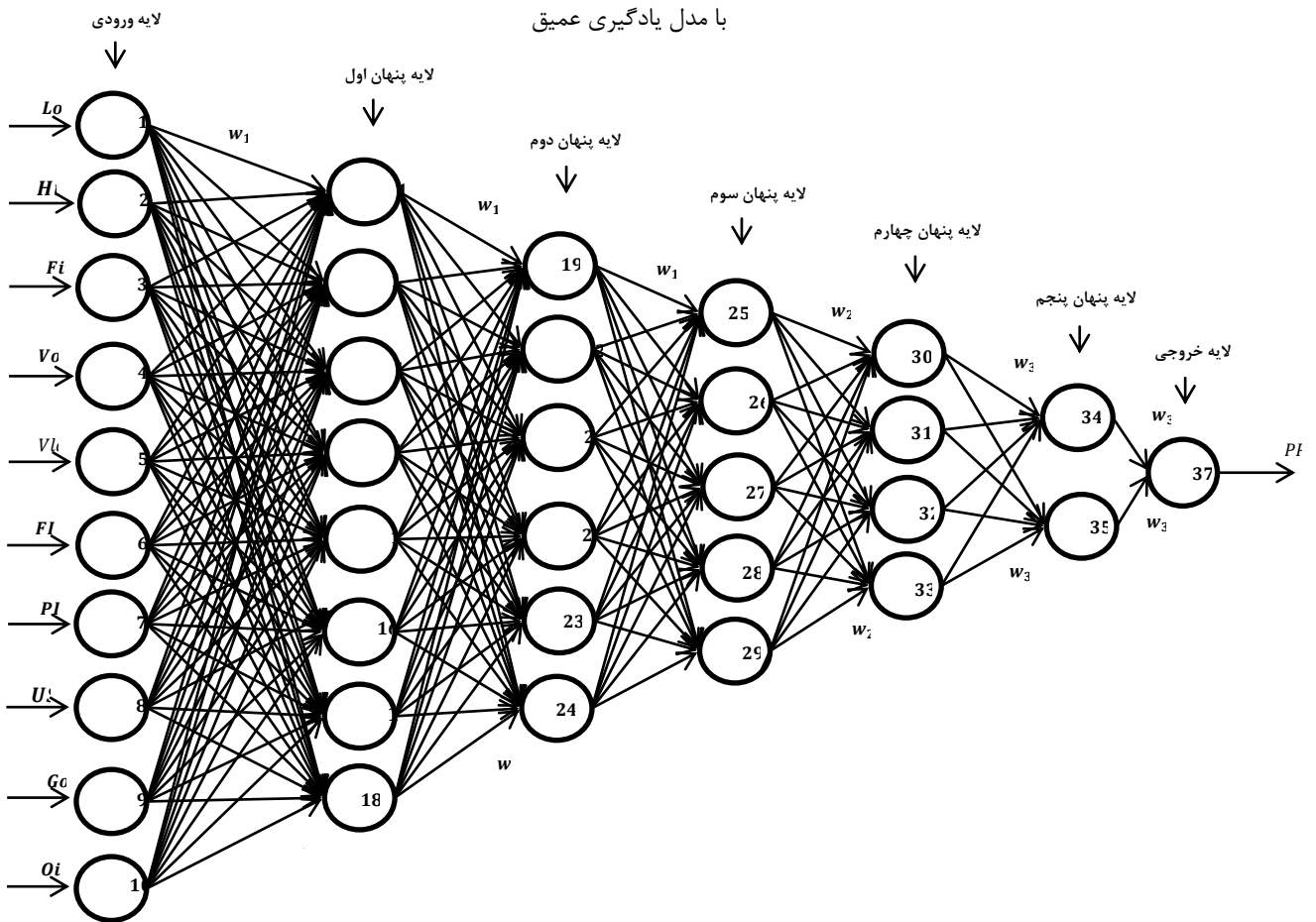
که $v_{ij}(t)$ سرعت ذره i در بعد j ام آن در گام زمانی t می‌باشد که $j=1, \dots, n$ است. $x_{ij}(t)$ موقعیت یا مکان ذره i در بعد j در گام زمانی t می‌باشد. c_1 و c_2 ثابت‌های مثبتی با نام ضرایب شتاب هستند که برای تنظیم میزان تاثیر پذیری مولفه‌های شناختی و اجتماعی بکار می‌روند. $r_{1j}(t)$ و $r_{2j}(t)$ مقادیر تصادفی در دامنه $[0, 1]$ می‌باشند که از توزیع یکنواخت نمونه برداری می‌شوند. بهترین موقعیت شخصی ذره i یا همان $Y_i(t) = (y_{i1}(t), \dots, y_{in}(t))$ ، بهترین موقعیت دیده شده توسط ذره i از اولین گام تا زمان t می‌باشد. $\hat{Y}(t) = (\hat{y}_1(t), \dots, \hat{y}_n(t))$ بهترین موقعیت سراسری در گام زمانی t تعریف می‌شود [۴۹]. مراحل الگوریتم PSO را می‌توان به صورت زیر تشریح نمود:

۱. تولید ذرات اولیه و محاسبه برازش آنها
۲. مقداردهی اولیه به پارامترهای سرعت و مکان ذرات در ازدحام اولیه
۳. تکرار مرحله ۴ برای همه ذرات
۴. بهنگام سازی بهترین موقعیت محلی ذره i ام
۵. بهنگام سازی بهترین موقعیت سراسری همه ذرات
۶. تکرار مراحل ۷ و ۸ برای همه ذرات
۷. محاسبه سرعت جدید ذره i ام براساس رابطه ۳
۸. محاسبه مکان جدید ذره i ام براساس رابطه ۲
۹. تکرار مراحل ۳ تا ۸ تا ارضا شرط خروج

از آنجا که در مدل فازی ترکیبی، نقش الگوریتم PSO تعیین قواعد فازی موتور استنتاج است، هر ذره حاوی اطلاعات تمامی قواعد موجود در پایگاه قوانین فازی بوده که متشکل از ۱۰ متغیر ورودی USD, PIndex, FIndex, LowP, OilP, VlaueT, VolT, FirstP, HighP و یک متغیر خروجی PredictP است. همانطور که اشاره شد، هر متغیر

⁵⁰ Mean Square Error

ترکیب دوگانه سیستم استنتاج فازی با الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات در پیش‌بینی قیمت سهام بورس اوراق بهادار تهران و مقایسه آن با مدل یادگیری عمیق



شکل ۴: معماری شبکه عصبی پیش‌خور عمیق شامل ۵ لایه پنهان، لایه‌های ورودی و خروجی

که I_j ورودی خالص نرون j ($j = 11, 12, \dots, 37$) بوده و برابر با مجموعه وزندار شده خروجی نرون‌های لایه ماقبل ($\sum_i w_{ij} O_i$) بعلاوه بایاس نرون j (θ_j) می‌باشد. O_j خروجی نرون j است. کل بازه زمانی رصد شده برای ایجاد مدل پیش‌بینی قیمت سهام را به دو بازه روزهای آموزش و روزهای آزمون تقسیم می‌شوند. الگوریتم یادگیری این شبکه پیش‌خور عمیق، پس انتشار خطا با روش گرادیان نزولی Adam با نرخ یادگیری $l = 0.001$ می‌باشد که بر روی داده‌های روزهای مربوط به آموزش به شرح ذیل اجرا می‌شود.

۱. تمامی وزن‌ها و بایاس آنها را برای معماری شکل ۴ بصورت تصادفی در بازه $[-0.5, 0.5]$
۲. اگر شرط توقف برقرار است برو به ۱۱
۳. برای هر X (مقادیر ۱۰ متغیر اقتصادی مفروض در هر روز) اقدامات ذیل را انجام بده
۴. برای هر نرون $j = 1, \dots, 10$ از لایه ورودی $O_j = I_j$
۵. برای هر نرون $j = 11, \dots, 37$ ورودی را به صورت زیر و خروجی را براساس رابطه ۵ محاسبه کن

واقعی را در این پژوهش به عنوان برازش در نظر گرفته شده است. تابع برازش الگوریتم PSO برای تنظیم قوانین سیستم فازی پیشنهادی به منظور پیش‌بینی قیمت سهام در فرمول زیر آورده شده است.

$$f(X) = \frac{\sum_{i=1}^N (RP_i - PP_i)^2}{N} \quad (4)$$

که در آن $f(X)$ تابع برازش ذره X است، N تعداد روزهای بررسی قیمت سهام، RP_i مقدار قیمت سهام واقعی در روز i ام و PP_i مقدار قیمت سهام خروجی (پیش‌بینی شده) سیستم فازی با موتور استنتاج ذره X است.

۳-۳- مدل یادگیری عمیق

برای این منظور شبکه عصبی پیش‌خور^{۵۱} هفت لایه مطابق با شکل ۴ طراحی شده است. در لایه ورودی باتوجه به وجود ۱۰ متغیر اقتصادی، ۱۰ نرون فاقد بایاس و تابع فعال‌سازی تعریف می‌شوند. برای هر نرون لایه‌های پنهان و لایه خروجی مقدار بایاس θ_j که $j = 11, 12, \dots, 37$ و تابع فعال‌سازی سیگموئیدی به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$O_j = \frac{1}{1 + e^{-I_j}} \quad (5)$$

⁵¹ Feed-Forward Neural Network

برنامه نویسی Python3.7 در محیط spyder بر روی یک کامپیوتر با حافظه‌ی اصلی ۸ گیگابایت و پردازنده پنج هسته‌ای ۲،۲ گیگا هرتز استفاده شده است. با توجه به محبوبیت و کثرت استفاده از شبکه‌های عصبی و ماشین بردار پشتیبان به منظور پیش‌بینی قیمت سهام در پژوهش‌های پیشین، ضمن مقایسه کیفیت عملکرد دو مدل پیشنهادی، نتایج بدست آمده از آنها با نتایج بدست آمده از شبکه عصبی پیشنهادی در [۱۷] و ماشین بردار پشتیبان [۲۳] مقایسه شده است. جزئیات مراحل پیاده‌سازی و اجرای مدل‌های پیشنهادی در زیر بیان شده است:

• بارگذاری و نرمال‌سازی داده‌ها: ابتدا باید ماتریس هر

شرکت بارگذاری و توسط رابطه ۱ نرمال‌سازی شوند تا مقادیر همه داده‌ها در بازه صفر تا یک قرار بگیرند. برای ذخیره‌سازی داده‌های هر یک از شرکت‌ها از یک ماتریس استفاده شده است. برای هر بایاس θ_j در شکل ۴ به صورت زیر به روز این ماتریس‌ها دارای ۱۱ ستون و ۲۰۰۰ سطر برای شرکت‌های گروه اول و ۱۸۰۰ سطر برای شرکت‌های گروه دوم هستند که ده ستون اول این ماتریس‌ها ۱۰ متغیر HighP.LowP، VlaueT، Volt.FirstP،

OilP.GoldP،USD.PIndex.FIndex، برای شرکت مورد نظر و ستون آخر قیمت سهام PPrice است. ورودی‌های هر کدام از شرکت‌های گروه اول شامل ۲۰۰۰ داده (روز) هستند که ۷۰٪ آنها (اطلاعات مربوط به ۱۴۰۰ روز) به صورت تصادفی به عنوان داده‌های آموزشی و مابقی داده‌ها (اطلاعات مربوط به ۶۰۰ روز)، داده‌های آزمایشی در نظر گرفته شده‌اند. همچنین ورودی‌های هر کدام از شرکت‌های گروه دوم شامل ۱۸۰۰ داده (روز) هستند که ۷۰٪ آنها (اطلاعات مربوط به ۱۲۶۰ روز) به صورت تصادفی به عنوان داده‌های آموزشی و مابقی داده‌ها (اطلاعات مربوط به ۵۴۰ روز)، داده‌های آزمایشی در نظر گرفته شده‌اند.

• طراحی سیستم استنتاج فازی ممدانی (شکل ۱): این سیستم دارای ۱۰ متغیر ورودی (HighP، LowP، USD.PIndex، Findex، VlaueT، Volt.FirstP، OilP.GoldP) و یک متغیر خروجی (قیمت سهام PPrice) است که با استفاده از جعبه ابزار Fuzzy نرم افزار Matlab، نوع طراحی می‌شود. در این سیستم فازی، نوع استنتاج از نوع ممدانی، روش غیر فازی‌ساز از نوع مرکز ثقل و برای عملگرهای AND،OR از مینیمم و ماکسیمم و برای توابع تجمیع و استدلال نیز به ترتیب از مینیمم و ماکسیمم استفاده شده است. همانطور که بیان شد هر یک از

$$I_j = \sum_i w_{ij} O_j + \theta_j \quad (6)$$

۶. خطای نرون ۳۷ را بصورت ذیل محاسبه کن

$$Err_{37} = O_{37}(1 - O_{37})(T_{37} - O_{37}) \quad (7)$$

که در آن T_{37} قیمت واقعی سهام در روز مربوط به داده X است.

۷. خطای هر نرون $j = 36, \dots, 11$ از لایه پنهان پنجم به لایه پنهان اول به صورت زیر محاسبه کن

$$Err_j = O_j(1 - O_j) \sum_k Err_k w_{jk} \quad (8)$$

که در آن k نرون‌های لایه ماقبل نرون j هستند.

۸. برای هر وزن w_{ij} در شکل ۴ به صورت زیر به روز رسانی کن

$$\Delta w_{ij} = (l) Err_j O_i \quad (9)$$

$$w_{ij} = w_{ij} + \Delta w_{ij} \quad (10)$$

که در آن l نرخ یادگیری با مقدار ۰،۰۰۱ می‌باشد.

۹. برای هر بایاس θ_j در شکل ۴ به صورت زیر به روز رسانی کن

$$\Delta \theta_j = (l) Err_j \quad (11)$$

$$\theta_j = \theta_j + \Delta \theta_j \quad (12)$$

۱۰. اگر داده X از روزهای آموزش باقیمانده برو به ۳

۱۱. پایان

شروط توقف مختلفی را می‌توان برای خط ۲ الگوریتم یادگیری مطرح نمود که در این پژوهش رسیدن به حداکثر تعداد تکرار $MaxEpo$ می‌باشد. با پایان فرایند یادگیری، میانگین مربع خطای قیمت سهام پیش‌بینی شده نسبت به قیمت سهام واقعی براساس رابطه ۴ برای داده‌های آموزشی و آزمون محاسبه می‌گردد.

۴- پیاده‌سازی و ارزیابی

برای بررسی کارایی مدل ترکیب فازی-ازدحام ذرات (MFIS-PSO) و مدل یادگیری عمیق به عنوان مطالعه موردی از داده‌های نه شرکت فعال در بورس اوراق بهادار تهران (نفت پارس، غدیر، موتوژن، مس ایران، ایران خودرو، پالایشگاه اصفهان، پتروشیمی خلیج فارس، لوتوس و بانک تجارت) در بازه‌های ۱۳۸۹ تا پایان ۱۳۹۴ و از ۱۳۹۴ تا پایان ۱۳۹۸ جمع آوری شده که از ۱۰ متغیر تاثیرگذار بر قیمت سهام در این بازه استفاده شده است. برای پیاده‌سازی و اجرای مدل ترکیب فازی-ازدحام ذرات از نرم افزار Matlab R2017a بر روی یک کامپیوتر با حافظه‌ی اصلی ۸ گیگابایت و پردازنده پنج هسته‌ای ۲،۴ گیگا هرتز استفاده شده و برای پیاده‌سازی و اجرای مدل یادگیری عمیق از زبان

ترکیب دوگانه سیستم استنتاج فازی با الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات در پیش‌بینی قیمت سهام بورس اوراق بهادار تهران و مقایسه آن با مدل یادگیری عمیق

متغیرهای ورودی و خروجی دارای سه مفهوم زبانشناختی پشتیبان استفاده شده و به منظور تنظیم کرنل مناسب از تابع low,medium,high از نوع تابع عضویت مثلثی هستند. هسته گاوسی برای تولید بردارهای پشتیبان مناسب بهره گرفته از آنجایی که مقدار داده‌ها در بازه ۰ تا ۱ نرمال شده است، شده است.

محور افقی توابع عضویت مربوط به متغیرهای سیستم فازی در محدوده ۰ تا ۱ تعریف شده است و پارامترهای مربوط به تابع عضویت مثلثی مفهوم زبانشناختی low برابر $[-0.4, 0, 0.4]$ ، مفهوم زبانشناختی medium برابر $[0.1, 0.5, 0.9]$ و مفهوم زبانشناختی high برابر $[0.6, 1, 1.4]$ است.

• **اجرای الگوریتم POS:** هر ذره در این الگوریتم در واقع ۲۰ قانون فازی را نشان می‌دهد و در نتیجه طول هر ذره برابر ۲۴۰ است. کیفیت هر ذره توسط رابطه ۴ محاسبه و هرچه قیمت سهام تخمین‌زده شده توسط مدل ترکیبی فازی-ازدحام ذرات به قیمت واقعی سهام نزدیک‌تر باشد، قوانین فازی بیان شده توسط ذره مورد نظر بهتر بوده و در نتیجه مقدار خروجی تابع برازش کمتر خواهد بود. نحوه تنظیم پارامترهای آن نیز در جدول ۲ آمده است.

جدول ۲: پارامترهای الگوریتم بهینه‌یابی ذرات

جمعیت اولیه	تعداد تکرار	C1	C2	W
۵۰۰	۲۰	۰٫۷	۱٫۵	۰٫۹

مدل ترکیبی فازی-ازدحام ذرات موفق شده به میزان ۶۰٪ نتایج بهتری از شبکه عصبی داشته باشد ولی در مقایسه با یادگیری عمیق عملکرد ضعیف‌تری داشته و مدل یادگیری عمیق به میزان ۷۹٪ موفق‌تر از مدل ترکیبی فازی-ازدحام ذرات و ۹۲٪ موفق‌تر از شبکه عصبی در پیش‌بینی قیمت سهام عمل کرده است. همچنین از مقایسه نتایج جدول ۳ مشاهده می‌شود که مدل ترکیبی فازی-ازدحام ذرات در پیش‌بینی قیمت سهام موتوژن به میزان ۶٪ بهتر از پیش‌بینی قیمت سهام غدیر و ۱۷٪ بهتر از نفت پارس عمل کرده است. نتایج جدول ۴ نشان می‌دهند که مدل یادگیری عمیق در پیش‌بینی قیمت سهام غدیر بهترین عملکرد را داشته بطوریکه این نتایج ۶٪ دقیق‌تر از پیش‌بینی قیمت سهام نفت توسط این مدل و ۶۸٪ نتایج دقیق‌تری در پیش‌بینی قیمت سهام موتوژن داشته است. تحلیل آماری نتایج مدل شبکه عصبی در جدول ۵ نشان از موفقیت این مدل در پیش‌بینی قیمت سهام نفت پارس را دارد. بگونه‌ای که خطای پیش‌بینی قیمت سهام شبکه عصبی برای نفت پارس ۰٫۳٪ بهتر از خطای پیش‌بینی سهام موتوژن و ۳۲٪ بهتر از خطای پیش‌بینی غدیر بوده است.

نکته قابل توجه دیگر در تحلیل آماری نتایج جداول ۳، ۴ و ۵ شکاف عملکردی مدل‌های یادگیری عمیق و شبکه عصبی بر روی سه شرکت نفت پارس، غدیر و موتوژن می‌باشد در حالی که مدل ترکیبی فازی-ازدحام ذرات دارای عملکردی تقریباً مشابه برای این سه شرکت بوده است.

• **اجرای یادگیری عمیق:** شبکه پیشخور عمیق شکل ۴ با حداکثر تکرار ۱۰۰، روش گرادیان نزولی Adam، نرخ یادگیری ۰٫۰۰۱، تابع فعالسازی سیگموئیدی و استفاده از کتابخانه Keras پیاده‌سازی و اجرا شده است. کیفیت پیش‌بینی قیمت سهام شبکه عمیق یادگیری شده توسط رابطه ۴ برای داده‌های آموزش و آزمون محاسبه می‌شود.

• **اجرای شبکه عصبی مصنوعی [۱۷]:** این شبکه از نوع پیش‌خور با یک لایه ورودی شامل ۱۰ نرون، یک لایه پنهان شامل ۸ نرون و یک لایه خروجی شامل یک نرون است. برای آموزش آن نیز از روش پس انتشار خطا [۵۰] استفاده شده است و تابع فعال‌سازی نرون‌ها نیز تابع حلقوی [۴۹] تعیین شده است. شرط توقف برابری خطای آموزش و اعتبارسنجی است.

• **اجرای ماشین بردار پشتیبان [۲۳]:** باتوجه به ماهیت غیرخطی داده‌های مالی از نسخه غیرخطی ماشین بردار

جدول ۳: جزئیات نتایج ۲۰ اجرای مدل ترکیبی فازی - ازدحام ذرات

داده	نفت پارس		موتوزن		غدیر	
	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون
۱	۰.۰۰۸۲	۰.۰۰۸۴	۰.۰۰۶۷	۰.۰۰۶۹	۰.۰۰۶۳	۰.۰۰۷۲
۲	۰.۰۰۷۱	۰.۰۰۷۹	۰.۰۰۶۲	۰.۰۰۷۳	۰.۰۰۶۱	۰.۰۰۷۲
۳	۰.۰۰۸۶	۰.۰۰۸۷	۰.۰۰۶۶	۰.۰۰۷۰	۰.۰۰۶۵	۰.۰۰۷۲
۴	۰.۰۰۸۸	۰.۰۰۸۹	۰.۰۰۶۸	۰.۰۰۶۹	۰.۰۰۶۷	۰.۰۰۷۶
۵	۰.۰۰۷۷	۰.۰۰۷۸	۰.۰۰۷۱	۰.۰۰۷۴	۰.۰۰۶۳	۰.۰۰۷۶
۶	۰.۰۰۷۴	۰.۰۰۸۱	۰.۰۰۶۶	۰.۰۰۷۱	۰.۰۰۶۸	۰.۰۰۷۶
۷	۰.۰۰۷۴	۰.۰۰۸۱	۰.۰۰۶۶	۰.۰۰۷۲	۰.۰۰۶۴	۰.۰۰۷۲
۸	۰.۰۰۷۷	۰.۰۰۸۴	۰.۰۰۶۱	۰.۰۰۷۲	۰.۰۰۶۹	۰.۰۰۷۴
۹	۰.۰۰۸۲	۰.۰۰۸۵	۰.۰۰۶۱	۰.۰۰۶۷	۰.۰۰۶۹	۰.۰۰۷۳
۱۰	۰.۰۰۷۳	۰.۰۰۸۶	۰.۰۰۶۲	۰.۰۰۶۹	۰.۰۰۷۰	۰.۰۰۷۶
۱۱	۰.۰۰۷۸	۰.۰۰۸۰	۰.۰۰۵۹	۰.۰۰۶۲	۰.۰۰۶۷	۰.۰۰۷۴
۱۲	۰.۰۰۷۱	۰.۰۰۸۵	۰.۰۰۶۲	۰.۰۰۶۳	۰.۰۰۶۲	۰.۰۰۷۷
۱۳	۰.۰۰۷۵	۰.۰۰۸۴	۰.۰۰۶۱	۰.۰۰۶۹	۰.۰۰۶۴	۰.۰۰۷۳
۱۴	۰.۰۰۷۱	۰.۰۰۷۶	۰.۰۰۶۲	۰.۰۰۷۲	۰.۰۰۷۲	۰.۰۰۷۳
۱۵	۰.۰۰۷۲	۰.۰۰۷۵	۰.۰۰۷۱	۰.۰۰۷۴	۰.۰۰۶۳	۰.۰۰۷۲
۱۶	۰.۰۰۷۰	۰.۰۰۷۳	۰.۰۰۶۴	۰.۰۰۶۵	۰.۰۰۷۱	۰.۰۰۷۲
۱۷	۰.۰۰۸۳	۰.۰۰۸۹	۰.۰۰۶۲	۰.۰۰۶۹	۰.۰۰۶۸	۰.۰۰۷۶
۱۸	۰.۰۰۷۶	۰.۰۰۷۹	۰.۰۰۶۲	۰.۰۰۶۸	۰.۰۰۷۳	۰.۰۰۷۵
۱۹	۰.۰۰۸۸	۰.۰۰۸۹	۰.۰۰۶۰	۰.۰۰۶۲	۰.۰۰۶۲	۰.۰۰۷۵
۲۰	۰.۰۰۷۱	۰.۰۰۷۷	۰.۰۰۶۰	۰.۰۰۶۴	۰.۰۰۶۶	۰.۰۰۷۲
بهترین	۰.۰۰۷۰	۰.۰۰۷۳	۰.۰۰۵۹	۰.۰۰۶۲	۰.۰۰۶۱	۰.۰۰۷۲
میانگین	۰.۰۰۷۷	۰.۰۰۸۲	۰.۰۰۶۴	۰.۰۰۶۹	۰.۰۰۶۶	۰.۰۰۷۴

داده	نفت پارس		موتوزن		غدیر	
	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون
۱	۰.۰۰۸۲	۰.۰۰۸۴	۰.۰۰۶۷	۰.۰۰۶۹	۰.۰۰۶۳	۰.۰۰۷۲
۲	۰.۰۰۷۱	۰.۰۰۷۹	۰.۰۰۶۲	۰.۰۰۷۳	۰.۰۰۶۱	۰.۰۰۷۲
۳	۰.۰۰۸۶	۰.۰۰۸۷	۰.۰۰۶۶	۰.۰۰۷۰	۰.۰۰۶۵	۰.۰۰۷۲
۴	۰.۰۰۸۸	۰.۰۰۸۹	۰.۰۰۶۸	۰.۰۰۶۹	۰.۰۰۶۷	۰.۰۰۷۶
۵	۰.۰۰۷۷	۰.۰۰۷۸	۰.۰۰۷۱	۰.۰۰۷۴	۰.۰۰۶۳	۰.۰۰۷۶
۶	۰.۰۰۷۴	۰.۰۰۸۱	۰.۰۰۶۶	۰.۰۰۷۱	۰.۰۰۶۸	۰.۰۰۷۶
۷	۰.۰۰۷۴	۰.۰۰۸۱	۰.۰۰۶۶	۰.۰۰۷۲	۰.۰۰۶۴	۰.۰۰۷۲
۸	۰.۰۰۷۷	۰.۰۰۸۴	۰.۰۰۶۱	۰.۰۰۷۲	۰.۰۰۶۹	۰.۰۰۷۴
۹	۰.۰۰۸۲	۰.۰۰۸۵	۰.۰۰۶۱	۰.۰۰۶۷	۰.۰۰۶۹	۰.۰۰۷۳
۱۰	۰.۰۰۷۳	۰.۰۰۸۶	۰.۰۰۶۲	۰.۰۰۶۹	۰.۰۰۷۰	۰.۰۰۷۶
۱۱	۰.۰۰۷۸	۰.۰۰۸۰	۰.۰۰۵۹	۰.۰۰۶۲	۰.۰۰۶۷	۰.۰۰۷۴
۱۲	۰.۰۰۷۱	۰.۰۰۸۵	۰.۰۰۶۲	۰.۰۰۶۳	۰.۰۰۶۲	۰.۰۰۷۷
۱۳	۰.۰۰۷۵	۰.۰۰۸۴	۰.۰۰۶۱	۰.۰۰۶۹	۰.۰۰۶۴	۰.۰۰۷۳
۱۴	۰.۰۰۷۱	۰.۰۰۷۶	۰.۰۰۶۲	۰.۰۰۷۲	۰.۰۰۷۲	۰.۰۰۷۳
۱۵	۰.۰۰۷۲	۰.۰۰۷۵	۰.۰۰۷۱	۰.۰۰۷۴	۰.۰۰۶۳	۰.۰۰۷۲
۱۶	۰.۰۰۷۰	۰.۰۰۷۳	۰.۰۰۶۴	۰.۰۰۶۵	۰.۰۰۷۱	۰.۰۰۷۲
۱۷	۰.۰۰۸۳	۰.۰۰۸۹	۰.۰۰۶۲	۰.۰۰۶۹	۰.۰۰۶۸	۰.۰۰۷۶
۱۸	۰.۰۰۷۶	۰.۰۰۷۹	۰.۰۰۶۲	۰.۰۰۶۸	۰.۰۰۷۳	۰.۰۰۷۵
۱۹	۰.۰۰۸۸	۰.۰۰۸۹	۰.۰۰۶۰	۰.۰۰۶۲	۰.۰۰۶۲	۰.۰۰۷۵
۲۰	۰.۰۰۷۱	۰.۰۰۷۷	۰.۰۰۶۰	۰.۰۰۶۴	۰.۰۰۶۶	۰.۰۰۷۲
بهترین	۰.۰۰۷۰	۰.۰۰۷۳	۰.۰۰۵۹	۰.۰۰۶۲	۰.۰۰۶۱	۰.۰۰۷۲
میانگین	۰.۰۰۷۷	۰.۰۰۸۲	۰.۰۰۶۴	۰.۰۰۶۹	۰.۰۰۶۶	۰.۰۰۷۴

داده	نفت پارس		موتوزن		غدیر	
	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون
۱	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۱۸	۰.۰۰۲۶	۰.۰۰۱۴	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۵
۲	۰.۰۰۰۶	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۲۵	۰.۰۰۳۴	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۴
۳	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۱۲	۰.۰۰۲۱	۰.۰۰۳۷	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۱۳
۴	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۱۱	۰.۰۰۲۲	۰.۰۰۲۷	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۰۹
۵	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۱۴	۰.۰۰۱۶	۰.۰۰۱۶	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۰۸
۶	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۱۲	۰.۰۰۲۳	۰.۰۰۰۸	۰.۰۰۰۶	۰.۰۰۰۶
۷	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۲۵	۰.۰۰۲۴	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۷
۸	۰.۰۰۰۸	۰.۰۰۱۸	۰.۰۰۲۲	۰.۰۰۲۱	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۶
۹	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۲۱	۰.۰۰۱۸	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۱
۱۰	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۱۳	۰.۰۰۲۳	۰.۰۰۲۱	۰.۰۰۰۷	۰.۰۰۰۷
۱۱	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۲۳	۰.۰۰۲۲	۰.۰۰۲۴	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۵
۱۲	۰.۰۰۰۷	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۲۲	۰.۰۰۳۴	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۵
۱۳	۰.۰۰۰۷	۰.۰۰۱۳	۰.۰۰۱۶	۰.۰۰۸۳	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۶
۱۴	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۲۳	۰.۰۰۱۲	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۸
۱۵	۰.۰۰۰۷	۰.۰۰۱۳	۰.۰۰۲۳	۰.۰۰۱۳	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۴
۱۶	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۱۲	۰.۰۰۲۲	۰.۰۰۲۷	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۰۴
۱۷	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۱۱	۰.۰۰۲۱	۰.۰۰۲۲	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۱۳
۱۸	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۱۸	۰.۰۰۲۱	۰.۰۰۲۳	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۴
۱۹	۰.۰۰۰۹	۰.۰۰۱۴	۰.۰۰۲۲	۰.۰۰۱۸	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۶

جدول ۴: جزئیات نتایج ۲۰ اجرای مدل یادگیری عمیق

جدول ۶: مقایسه بهترین نتایج بدست آمده برای دو

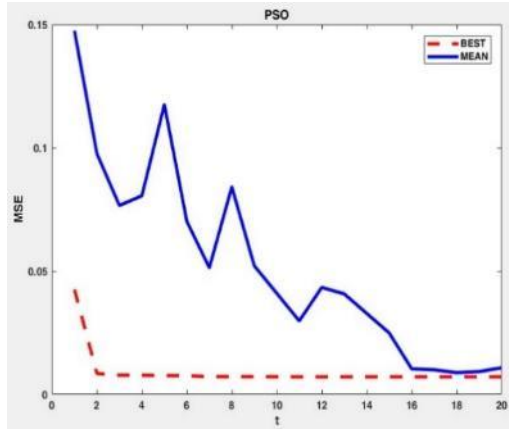
مدل پیشنهادی و شبکه عصبی برای داده‌های گروه اول

داده	نفت پارس		موتوزن		غدیر	
	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون
۱	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۱۸	۰.۰۰۲۶	۰.۰۰۱۴	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۵
۲	۰.۰۰۰۶	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۲۵	۰.۰۰۳۴	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۴
۳	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۱۲	۰.۰۰۲۱	۰.۰۰۳۷	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۱۳
۴	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۱۱	۰.۰۰۲۲	۰.۰۰۲۷	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۰۹
۵	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۱۴	۰.۰۰۱۶	۰.۰۰۱۶	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۰۸
۶	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۱۲	۰.۰۰۲۳	۰.۰۰۰۸	۰.۰۰۰۶	۰.۰۰۰۶
۷	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۲۵	۰.۰۰۲۴	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۷
۸	۰.۰۰۰۸	۰.۰۰۱۸	۰.۰۰۲۲	۰.۰۰۲۱	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۶
۹	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۲۱	۰.۰۰۱۸	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۱
۱۰	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۱۳	۰.۰۰۲۳	۰.۰۰۲۱	۰.۰۰۰۷	۰.۰۰۰۷
۱۱	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۲۳	۰.۰۰۲۲	۰.۰۰۲۴	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۵
۱۲	۰.۰۰۰۷	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۲۲	۰.۰۰۳۴	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۵
۱۳	۰.۰۰۰۷	۰.۰۰۱۳	۰.۰۰۱۶	۰.۰۰۸۳	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۶
۱۴	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۲۳	۰.۰۰۱۲	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۸
۱۵	۰.۰۰۰۷	۰.۰۰۱۳	۰.۰۰۲۳	۰.۰۰۱۳	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۴
۱۶	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۱۲	۰.۰۰۲۲	۰.۰۰۲۷	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۰۴
۱۷	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۱۱	۰.۰۰۲۱	۰.۰۰۲۲	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۱۳
۱۸	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۱۸	۰.۰۰۲۱	۰.۰۰۲۳	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۴
۱۹	۰.۰۰۰۹	۰.۰۰۱۴	۰.۰۰۲۲	۰.۰۰۱۸	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۶

ترکیب دوگانه سیستم استنتاج فازی با الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات در پیش‌بینی قیمت سهام بورس اوراق بهادار تهران و مقایسه آن با مدل یادگیری عمیق

این واقعیت در مقایسه تفاوت عملکرد پیش‌بینی مدل‌های یادگیری عمیق و شبکه عصبی بر روی سه شرکت که بدان اشاره شد کاملاً مشهود بوده و واریانس‌های نتایج بدست آمده برای این سه مدل نیز تایید کننده این واقعیت می‌باشند. مدل ترکیبی فازی-ازدحام ذرات با واریانس $5.69031E-07$ ، مدل یادگیری عمیق با واریانس $3.58E-06$ و مدل شبکه عصبی با واریانس $1.39E-05$ به ترتیب کمترین انحراف نتایج بدست آمده از شاخص متوسط خطای پیش‌بینی قیمت سهام برای سه شرکت را دارند.

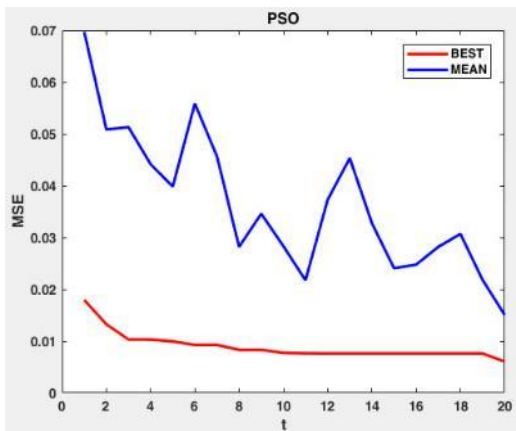
در جدول ۶ بهترین مقدار میانگین مجذور خطا (MSE) آموزش، آزمون و کل بدست آمده توسط دو مدل پیشنهادی و مدل شبکه عصبی برای هر یک از سه شرکت نفت پارس، موتوژن و غدیر آورده شده است. منظور از خطای کل، میانگین وزنی خطاهای آموزش و آزمون می‌باشد. بطور آشکار مشاهده می‌شود که مدل یادگیری عمیق نتایج بهتری در پیش‌بینی سهام شرکت‌های یاد شده کسب کرده است. اگرچه شکاف عملکردی مدل ترکیبی فازی-ازدحام ذرات از مدل یادگیری عمیق به مراتب کمتر بوده است.



شکل ۸: نمودار همگرایی PSO برای شرکت نفت پارس

	Low	High	P	FirstP	VoIT	VlaueT	FIndex	PIndex	USD	GoldP	OilP	PPrice	Weight
Rule 1	N	H	H	N	H	M	L	H	H	N	L		0
Rule 2	H	H	N	H	H	M	N	H	H	H	H		0.9996
Rule 3	L	N	L	N	N	N	N	N	N	N	L		1
Rule 4	H	H	H	N	N	N	N	H	N	H	H		0.9982
Rule 5	N	H	H	N	H	H	H	N	H	N	H		0
Rule 6	N	N	L	L	H	N	H	L	N	H	L		0.9910
Rule 7	N	N	H	N	N	M	H	N	N	N	H	M	0.4079
Rule 8	H	N	N	H	N	N	H	H	N	N	L		0
Rule 9	H	N	H	N	N	H	N	H	H	H	L		1
Rule 10	N	N	N	H	H	H	N	N	H	H	H		0.0018
Rule 11	N	N	N	N	M	H	N	H	N	N	L		0.0732
Rule 12	H	H	H	H	N	N	N	L	H	N	L		1
Rule 13	N	H	M	N	H	H	N	N	N	N	L		0
Rule 14	N	N	N	N	N	N	L	N	N	N	L		1
Rule 15	H	N	M	H	H	L	H	H	H	N	H		0
Rule 16	N	H	N	N	N	H	H	N	N	N	H		0.7690
Rule 17	N	N	N	N	N	H	M	M	H	N	L		0
Rule 18	H	L	L	N	H	H	H	H	N	H	L		0
Rule 19	H	N	N	H	H	H	M	L	N	H	M		1
Rule 20	N	N	H	H	H	N	N	N	H	N	H		0.0401

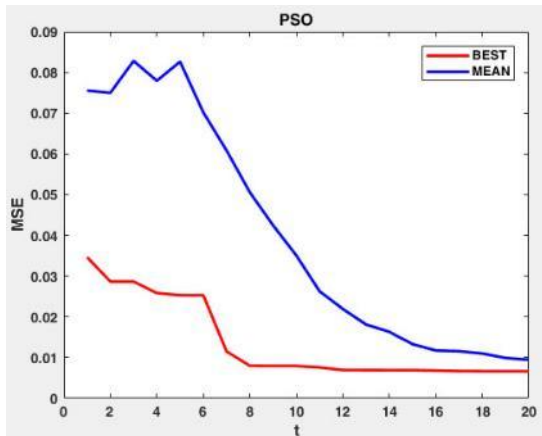
شکل ۵: قواعد فازی بدست آمده برای شرکت نفت پارس



شکل ۹: نمودار همگرایی PSO برای شرکت موتوژن

	Low	High	P	FirstP	VoIT	VlaueT	FIndex	PIndex	USD	GoldP	OilP	PPrice	Weight
Rule 1	N	N	N	M	H	N	N	N	H	N	L		1
Rule 2	H	H	N	N	N	N	M	H	N	N	H		0.08...
Rule 3	N	N	N	H	H	N	H	H	N	L	M		0.99...
Rule 4	H	N	N	N	N	N	H	N	N	N	L		0.00...
Rule 5	N	N	H	H	H	M	H	H	H	N	L		8.58...
Rule 6	H	H	N	N	N	N	N	H	H	H	M		0
Rule 7	H	N	H	N	N	N	H	H	M	H	H		0.01...
Rule 8	H	N	M	N	N	H	H	N	M	N	H		1
Rule 9	L	N	L	N	L	N	N	N	N	N	L		1
Rule 10	L	N	H	H	N	H	N	N	N	M			0
Rule 11	N	H	N	H	H	N	H	N	H	N	H		0
Rule 12	H	H	N	H	H	N	N	N	L	H	L		1
Rule 13	N	H	L	H	H	N	H	H	N	N	H		0.91...
Rule 14	M	H	L	N	H	L	H	N	H	H			0
Rule 15	H	N	N	N	N	N	N	H	N	H	H		0
Rule 16	M	N	H	M	N	H	N	L	N	N	L		0
Rule 17	N	N	H	N	L	H	H	H	H	L			0.98...
Rule 18	M	L	L	L	L	N	M	L	N	H	L		0.17...
Rule 19	H	N	N	L	H	N	N	H	H	H			0
Rule 20	H	N	N	H	N	N	M	N	N	N	H		1

شکل ۶: قواعد فازی بدست آمده برای شرکت موتوژن



شکل ۱۰: نمودار همگرایی PSO برای شرکت غدیر

	Low	High	P	FirstP	VoIT	VlaueT	FIndex	PIndex	USD	GoldP	OilP	PPrice	Weight
Rule 1	L	N	H	H	M	H	H	H	N	N	L		0.1551
Rule 2	N	H	L	N	N	H	H	N	N	N	M		1
Rule 3	M	N	N	M	N	L	L	H	N	N	M		1
Rule 4	M	N	N	H	N	L	N	H	L	L	M		1
Rule 5	L	N	N	H	H	N	H	H	H	H	L		0.8738
Rule 6	H	H	H	N	H	N	H	N	N	N	L		0
Rule 7	H	H	H	L	H	N	H	H	N	N	L		1
Rule 8	M	N	N	N	H	N	H	N	N	L	L		1
Rule 9	H	H	N	N	H	H	L	N	H	N	L		1
Rule 10	H	M	H	H	M	H	N	N	H	N	L		0.0530
Rule 11	N	L	N	N	N	N	M	H	H	H	H		0.9895
Rule 12	N	N	N	H	H	N	N	H	N	H	H		0.8866
Rule 13	H	N	N	N	N	N	H	M	N	H	H		1
Rule 14	N	N	N	H	H	N	N	H	H	H	H		0.0348
Rule 15	N	N	N	L	N	N	N	N	N	N	M		0.4046
Rule 16	L	N	N	N	N	N	N	N	N	N	L		1
Rule 17	N	N	H	N	H	N	N	N	N	N	L		0
Rule 18	N	H	H	H	N	H	N	N	M	H	H		0.4422
Rule 19	M	N	H	L	N	N	H	H	M	N	M		0.0713
Rule 20	H	N	N	H	H	H	H	N	H	H	L		0.0394

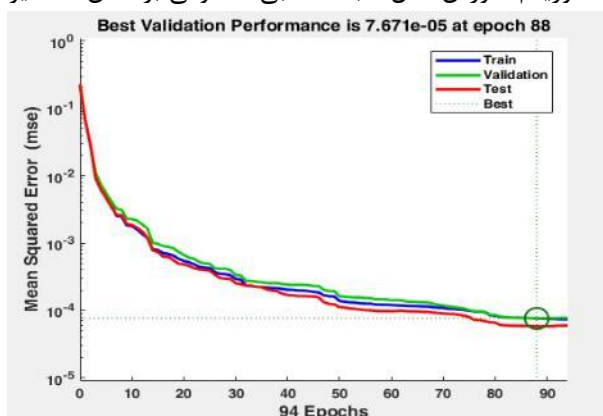
شکل ۷: قواعد فازی بدست آمده برای شرکت غدیر

معنی که متغیر مورد نظر در آن قانون فازی شرکت ندارد. هر ستون نیز متغیرهای ورودی و خروجی فازی و ستون آخر وزن قانون فازی در سیستم استنتاج فازی ممدانی مفروض را نشان می‌دهند. در تمامی این قوانین از عملگر AND به عنوان ترکیب کننده استفاده می‌شود. یکی از برتری‌های مدل

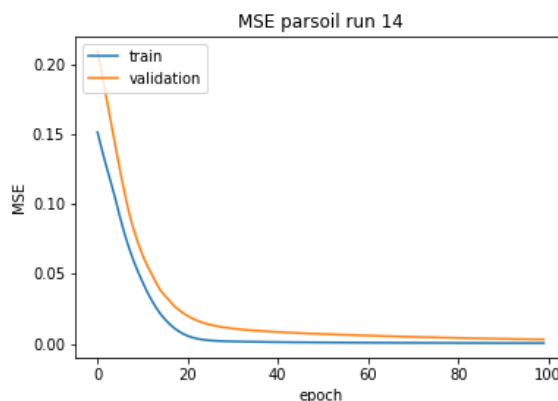
شکل‌های ۵ تا ۷ قوانین فازی بدست آمده توسط الگوریتم PSO برای موتور استنتاج شکل ۱ بر روی سه شرکت مفروض را نمایش می‌دهند. در این شکل‌ها هر ردیف یک قانون فازی را نشان می‌دهد که در آن L نشان دهنده متغیر فازی Low ، M نشان دهنده متغیر فازی Medium ، H نشان دهنده متغیر فازی High و N نشان دهنده Nounه است به این

ترکیب دوگانه سیستم استنتاج فازی با الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات در پیش‌بینی قیمت سهام بورس اوراق بهادار تهران و مقایسه آن با مدل یادگیری عمیق

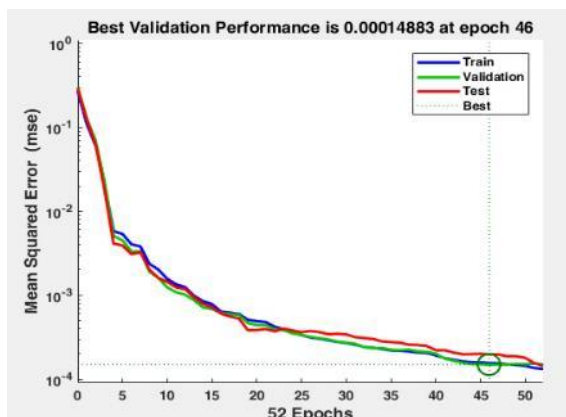
ترکیبی فازی-ازدحام ذرات، تفسیر راحت نتایج توسط کاربران است. این مهم توسط قوانین فازی بدست آمده محقق می‌گردد. اما در مورد مدل یادگیری عمیق و مدل شبکه عصبی این گونه تفسیری در دسترس نیست.



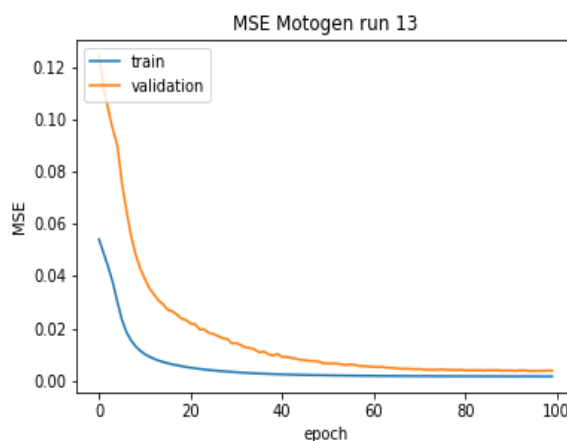
شکل ۱۴: نمودار همگرایی شبکه عصبی برای نفت پارس



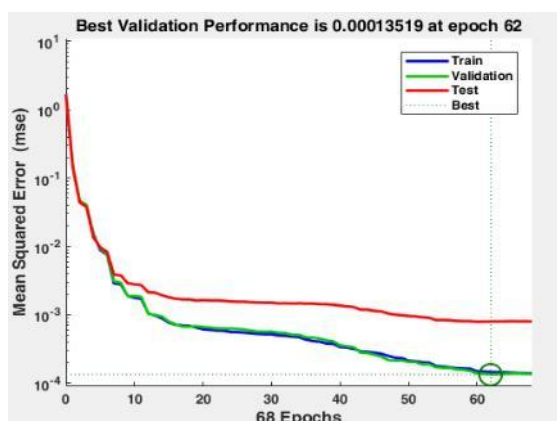
شکل ۱۱: نمودار همگرایی مدل یادگیر عمیق برای نفت پارس



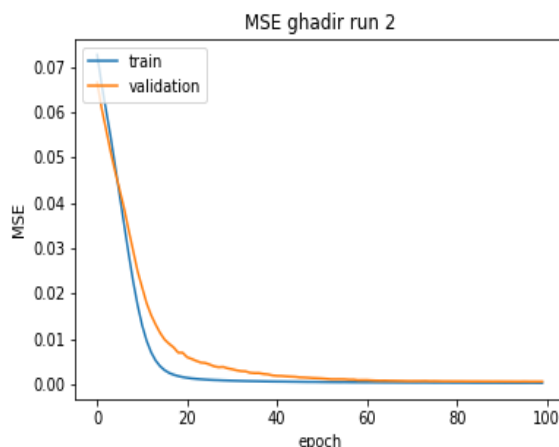
شکل ۱۵: نمودار همگرایی شبکه عصبی برای شرکت موتوزن



شکل ۱۲: نمودار همگرایی مدل یادگیری برای شرکت موتوزن



شکل ۱۶: نمودار همگرایی شبکه عصبی برای شرکت غدیر



شکل ۱۳: نمودار همگرایی مدل یادگیری برای شرکت غدیر

در شکل‌های ۸ الی ۱۰ نمودار همگرایی اجرای PSO براساس بهترین و متوسط کیفیت تابع برازش بدست آمده در هر تکرار برای داده‌های هر یک از شرکت‌ها نمایش داده شده

آموزش^{۵۲}، آزمایش^{۵۳} و اعتبارسنجی^{۵۴} نمایش داده شده است. در این نمودارها محور افقی تعداد تکرار الگوریتم و محور عمودی مقدار میانگین مجذور خطا را نشان می‌دهند.

⁵² Train

⁵³ Test

⁵⁴ Validation

ترکیب دوگانه سیستم استنتاج فازی با الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات در پیش‌بینی قیمت سهام بورس اوراق بهادار تهران و مقایسه آن با مدل یادگیری عمیق

جدول ۸: جزئیات نتایج ۲۰ اجرا مدل ترکیبی فازی-ازدحام ذرات برای داده‌های گروه دوم

داده	مس ایران		ایران خودرو		پالایشگاه اصفهان		پتروشیمی خلیج فارس		لوتوس		بانک تجارت	
	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون
۱	۰.۰۰۰۱۲	۰.۰۰۰۱۶	۰.۰۰۰۰۸	۰.۰۰۰۰۵	۰.۰۰۰۰۷	۰.۰۰۰۰۶	۰.۰۰۰۱۴	۰.۰۰۰۰۱	۰.۰۰۰۰۲۸	۰.۰۰۰۰۳۲	۰.۰۰۰۰۰۸	۰.۰۰۰۰۰۷
۲	۰.۰۰۰۰۱۴	۰.۰۰۰۰۰۶	۰.۰۰۰۰۰۴	۰.۰۰۰۰۰۳	۰.۰۰۰۰۰۴	۰.۰۰۰۰۰۳	۰.۰۰۰۰۲۵	۰.۰۰۰۰۰۶	۰.۰۰۰۰۴۴	۰.۰۰۰۰۵۷	۰.۰۰۰۰۰۴	۰.۰۰۰۰۰۳
۳	۰.۰۰۰۰۱۱	۰.۰۰۰۰۰۸	۰.۰۰۰۰۱۱	۰.۰۰۰۰۱۲	۰.۰۰۰۰۰۶	۰.۰۰۰۰۰۵	۰.۰۰۰۰۱۷	۰.۰۰۰۰۰۲	۰.۰۰۰۰۲۶	۰.۰۰۰۰۲۷	۰.۰۰۰۰۰۱	۰.۰۰۰۰۰۰
۴	۰.۰۰۰۰۰۹	۰.۰۰۰۰۱۰	۰.۰۰۰۰۰۸	۰.۰۰۰۰۰۸	۰.۰۰۰۰۱۶	۰.۰۰۰۰۰۳	۰.۰۰۰۰۲۲	۰.۰۰۰۰۰۲	۰.۰۰۰۰۱۶	۰.۰۰۰۰۲۲	۰.۰۰۰۰۰۳	۰.۰۰۰۰۰۲
۵	۰.۰۰۰۰۱۶	۰.۰۰۰۰۲۲	۰.۰۰۰۰۱۰	۰.۰۰۰۰۰۸	۰.۰۰۰۰۲۶	۰.۰۰۰۰۰۲	۰.۰۰۰۰۱۲	۰.۰۰۰۰۰۱	۰.۰۰۰۰۱۱	۰.۰۰۰۰۱۲	۰.۰۰۰۰۰۱	۰.۰۰۰۰۰۱
۶	۰.۰۰۰۰۰۶	۰.۰۰۰۰۰۹	۰.۰۰۰۰۱۲	۰.۰۰۰۰۰۹	۰.۰۰۰۰۰۶	۰.۰۰۰۰۰۶	۰.۰۰۰۰۱۳	۰.۰۰۰۰۰۱	۰.۰۰۰۰۱۳	۰.۰۰۰۰۱۶	۰.۰۰۰۰۰۱	۰.۰۰۰۰۰۱
۷	۰.۰۰۰۰۰۷	۰.۰۰۰۰۰۵	۰.۰۰۰۰۱۲	۰.۰۰۰۰۱۱	۰.۰۰۰۰۱۰	۰.۰۰۰۰۰۱	۰.۰۰۰۰۲۵	۰.۰۰۰۰۰۳	۰.۰۰۰۰۱۶	۰.۰۰۰۰۱۳	۰.۰۰۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰۰۱
۸	۰.۰۰۰۰۰۸	۰.۰۰۰۰۰۵	۰.۰۰۰۰۰۷	۰.۰۰۰۰۱۶	۰.۰۰۰۰۰۹	۰.۰۰۰۰۰۹	۰.۰۰۰۰۱۶	۰.۰۰۰۰۰۱	۰.۰۰۰۰۴۵	۰.۰۰۰۰۴۶	۰.۰۰۰۰۰۹	۰.۰۰۰۰۰۴
۹	۰.۰۰۰۰۱۰	۰.۰۰۰۰۰۵	۰.۰۰۰۰۰۶	۰.۰۰۰۰۱۳	۰.۰۰۰۰۰۸	۰.۰۰۰۰۰۴	۰.۰۰۰۰۴۶	۰.۰۰۰۰۰۳	۰.۰۰۰۰۱۲	۰.۰۰۰۰۰۴	۰.۰۰۰۰۰۱	۰.۰۰۰۰۰۹
۱۰	۰.۰۰۰۰۰۶	۰.۰۰۰۰۰۳	۰.۰۰۰۰۰۴	۰.۰۰۰۰۰۴	۰.۰۰۰۰۱۰	۰.۰۰۰۰۰۲	۰.۰۰۰۰۲۴	۰.۰۰۰۰۰۲	۰.۰۰۰۰۱۶	۰.۰۰۰۰۱۸	۰.۰۰۰۰۰۱	۰.۰۰۰۰۰۱
۱۱	۰.۰۰۰۰۱۰	۰.۰۰۰۰۰۶	۰.۰۰۰۰۵۷	۰.۰۰۰۰۵۳	۰.۰۰۰۰۴۵	۰.۰۰۰۰۰۲	۰.۰۰۰۰۲۶	۰.۰۰۰۰۰۲	۰.۰۰۰۰۲۶	۰.۰۰۰۰۲۹	۰.۰۰۰۰۰۲	۰.۰۰۰۰۰۲
۱۲	۰.۰۰۰۰۱۸	۰.۰۰۰۰۱۲	۰.۰۰۰۰۱۸	۰.۰۰۰۰۱۹	۰.۰۰۰۰۰۶	۰.۰۰۰۰۰۶	۰.۰۰۰۰۳۰	۰.۰۰۰۰۰۳	۰.۰۰۰۰۱۶	۰.۰۰۰۰۰۸	۰.۰۰۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰۰۰
۱۳	۰.۰۰۰۰۰۷	۰.۰۰۰۰۰۶	۰.۰۰۰۰۱۳	۰.۰۰۰۰۱۲	۰.۰۰۰۰۰۶	۰.۰۰۰۰۰۴	۰.۰۰۰۰۱۳	۰.۰۰۰۰۰۱	۰.۰۰۰۰۱۵	۰.۰۰۰۰۰۹	۰.۰۰۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰۰۰
۱۴	۰.۰۰۰۰۰۵	۰.۰۰۰۰۰۴	۰.۰۰۰۰۰۷	۰.۰۰۰۰۱۰	۰.۰۰۰۰۱۷	۰.۰۰۰۰۰۱	۰.۰۰۰۰۱۵	۰.۰۰۰۰۰۱	۰.۰۰۰۰۳۱	۰.۰۰۰۰۵۱	۰.۰۰۰۰۰۸	۰.۰۰۰۰۰۷
۱۵	۰.۰۰۰۰۲۱	۰.۰۰۰۰۱۶	۰.۰۰۰۰۰۶	۰.۰۰۰۰۰۶	۰.۰۰۰۰۳۰	۰.۰۰۰۰۰۲	۰.۰۰۰۰۲۱	۰.۰۰۰۰۰۱	۰.۰۰۰۰۲۱	۰.۰۰۰۰۲۸	۰.۰۰۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰۰۰
۱۶	۰.۰۰۰۰۰۸	۰.۰۰۰۰۰۶	۰.۰۰۰۰۱۳	۰.۰۰۰۰۰۹	۰.۰۰۰۰۱۸	۰.۰۰۰۰۰۱	۰.۰۰۰۰۱۳	۰.۰۰۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰۱۵	۰.۰۰۰۰۱۲	۰.۰۰۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰۰۰
۱۷	۰.۰۰۰۰۱۲	۰.۰۰۰۰۰۹	۰.۰۰۰۰۰۶	۰.۰۰۰۰۰۶	۰.۰۰۰۰۰۶	۰.۰۰۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰۰۸	۰.۰۰۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰۲۰	۰.۰۰۰۰۱۷	۰.۰۰۰۰۰۱	۰.۰۰۰۰۰۲
۱۸	۰.۰۰۰۰۱۵	۰.۰۰۰۰۰۸	۰.۰۰۰۰۰۴	۰.۰۰۰۰۰۳	۰.۰۰۰۰۳۲	۰.۰۰۰۰۰۲	۰.۰۰۰۰۱۸	۰.۰۰۰۰۰۱	۰.۰۰۰۰۱۴	۰.۰۰۰۰۲۴	۰.۰۰۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰۰۰
۱۹	۰.۰۰۰۰۲۷	۰.۰۰۰۰۰۸	۰.۰۰۰۰۰۵	۰.۰۰۰۰۰۴	۰.۰۰۰۰۱۲	۰.۰۰۰۰۰۱	۰.۰۰۰۰۱۸	۰.۰۰۰۰۰۱	۰.۰۰۰۰۱۵	۰.۰۰۰۰۵۸	۰.۰۰۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰۰۰
۲۰	۰.۰۰۰۰۰۳	۰.۰۰۰۰۰۳	۰.۰۰۰۰۰۶	۰.۰۰۰۰۰۶	۰.۰۰۰۰۰۵	۰.۰۰۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰۱۱	۰.۰۰۰۰۰۱	۰.۰۰۰۰۱۳	۰.۰۰۰۰۱۲	۰.۰۰۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰۰۰
بهترین	۰.۰۰۰۰۰۳	۰.۰۰۰۰۰۳	۰.۰۰۰۰۰۴	۰.۰۰۰۰۰۳	۰.۰۰۰۰۰۴	۰.۰۰۰۰۰۳	۰.۰۰۰۰۰۸	۰.۰۰۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰۱۱	۰.۰۰۰۰۰۴	۰.۰۰۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰۰۰
میانگین	۰.۰۰۰۰۱۱	۰.۰۰۰۰۰۸	۰.۰۰۰۰۱۰	۰.۰۰۰۰۱۰	۰.۰۰۰۰۱۳	۰.۰۰۰۰۰۱	۰.۰۰۰۰۱۹	۰.۰۰۰۰۰۱	۰.۰۰۰۰۲۰	۰.۰۰۰۰۲۴	۰.۰۰۰۰۰۱	۰.۰۰۰۰۰۱
ن	۲	۳	۸	۸	۹	۱	۳	۸	۶	۷	۴	۴

جدول ۹: جزئیات نتایج ۲۰ اجرا مدل یادگیری عمیق برای داده‌های گروه دوم

داده	مس ایران		ایران خودرو		پالایشگاه اصفهان		پتروشیمی خلیج فارس		لوتوس		بانک تجارت	
	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون
۱	۰.۰۰۰۰۱۰	۰.۰۰۰۰۱۰	۰.۰۰۰۰۰۲	۰.۰۰۰۰۰۲	۰.۰۰۰۰۰۲	۰.۰۰۰۰۰۲	۰.۰۰۰۰۱۴	۰.۰۰۰۰۰۳	۰.۰۰۰۰۴۱	۰.۰۰۰۰۳۲	۰.۰۰۰۰۰۳	۰.۰۰۰۰۰۲
۲	۰.۰۰۰۰۰۹	۰.۰۰۰۰۰۸	۰.۰۰۰۰۰۲	۰.۰۰۰۰۰۱	۰.۰۰۰۰۰۲	۰.۰۰۰۰۰۲	۰.۰۰۰۰۱۳	۰.۰۰۰۰۰۱	۰.۰۰۰۰۴۱	۰.۰۰۰۰۳۹	۰.۰۰۰۰۰۴	۰.۰۰۰۰۰۳
۳	۰.۰۰۰۰۰۶	۰.۰۰۰۰۰۷	۰.۰۰۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰۱۳	۰.۰۰۰۰۰۱	۰.۰۰۰۰۴۱	۰.۰۰۰۰۲۸	۰.۰۰۰۰۰۴	۰.۰۰۰۰۰۴

				۶		۲	۲	۲	۲			
۰,۰۰۰۰۴	۰,۰۰۰۰۳	۰,۰۰۰۰۳۶	۰,۰۰۰۰۴۱	۳	۰,۰۰۰۰۱۰	۱	۲	۱	۲	۰,۰۰۰۰۰۹	۰,۰۰۰۰۰۹	۴
۰,۰۰۰۰۳	۰,۰۰۰۰۳	۰,۰۰۰۰۴۲	۰,۰۰۰۰۴۱	۳	۰,۰۰۰۰۱۴	۳	۲	۲	۲	۰,۰۰۰۰۰۸	۰,۰۰۰۰۰۹	۵
۰,۰۰۰۰۳	۰,۰۰۰۰۳	۰,۰۰۰۰۳۷	۰,۰۰۰۰۴۱	۳	۰,۰۰۰۰۱۴	۱	۲	۳	۲	۰,۰۰۰۰۲۲	۰,۰۰۰۰۰۷	۶
۰,۰۰۰۰۳	۰,۰۰۰۰۲	۰,۰۰۰۰۳۳	۰,۰۰۰۰۴۱	۳	۰,۰۰۰۰۱۴	۲	۲	۳	۲	۰,۰۰۰۰۱۰	۰,۰۰۰۰۱۰	۷
۰,۰۰۰۰۲	۰,۰۰۰۰۳	۰,۰۰۰۰۵۲	۰,۰۰۰۰۴۴	۴	۰,۰۰۰۰۱۷	۲	۲	۶	۲	۰,۰۰۰۰۱۰	۰,۰۰۰۰۱۰	۸
۰,۰۰۰۰۳	۰,۰۰۰۰۳	۰,۰۰۰۰۴۲	۰,۰۰۰۰۴۱	۶	۰,۰۰۰۰۱۵	۱	۲	۲	۲	۰,۰۰۰۰۱۰	۰,۰۰۰۰۰۹	۹
۰,۰۰۰۰۳	۰,۰۰۰۰۳	۰,۰۰۰۰۴۲	۰,۰۰۰۰۴۰	۴	۰,۰۰۰۰۱۴	۲	۲	۱	۲	۰,۰۰۰۰۱۰	۰,۰۰۰۰۱۰	۱۰
۰,۰۰۰۰۳	۰,۰۰۰۰۳	۰,۰۰۰۰۴۶	۰,۰۰۰۰۴۰	۳	۰,۰۰۰۰۱۴	۱	۲	۲	۲	۰,۰۰۰۰۱۰	۰,۰۰۰۰۱۰	۱۱
۰,۰۰۰۰۳	۰,۰۰۰۰۳	۰,۰۰۰۰۲۸	۰,۰۰۰۰۴۱	۶	۰,۰۰۰۰۱۵	۳	۲	۲	۲	۰,۰۰۰۰۰۹	۰,۰۰۰۰۱۰	۱۲
۰,۰۰۰۰۳	۰,۰۰۰۰۳	۰,۰۰۰۰۳۶	۰,۰۰۰۰۴۱	۴	۰,۰۰۰۰۱۴	۱	۲	۳	۲	۰,۰۰۰۰۰۸	۰,۰۰۰۰۰۸	۱۳
۰,۰۰۰۰۴	۰,۰۰۰۰۴	۰,۰۰۰۰۴۳	۰,۰۰۰۰۴۰	۲	۰,۰۰۰۰۱۳	۴	۲	۲	۲	۰,۰۰۰۰۱۰	۰,۰۰۰۰۱۰	۱۴
۰,۰۰۰۰۳	۰,۰۰۰۰۴	۰,۰۰۰۰۵۲	۰,۰۰۰۰۴۰	۵	۰,۰۰۰۰۱۴	۲	۲	۱	۲	۰,۰۰۰۰۱۰	۰,۰۰۰۰۱۰	۱۵
۰,۰۰۰۰۵	۰,۰۰۰۰۴	۰,۰۰۰۰۴۵	۰,۰۰۰۰۴۰	۵	۰,۰۰۰۰۱۳	۴	۲	۱	۲	۰,۰۰۰۰۰۹	۰,۰۰۰۰۱۰	۱۶
۰,۰۰۰۰۵	۰,۰۰۰۰۴	۰,۰۰۰۰۵۱	۰,۰۰۰۰۴۰	۱	۰,۰۰۰۰۱۴	۲	۲	۴	۲	۰,۰۰۰۰۰۸	۰,۰۰۰۰۱۰	۱۷
۰,۰۰۰۰۶	۰,۰۰۰۰۴	۰,۰۰۰۰۵۶	۰,۰۰۰۰۴۴	۵	۰,۰۰۰۰۱۴	۱	۲	۲	۲	۰,۰۰۰۰۱۰	۰,۰۰۰۰۱۰	۱۸
۰,۰۰۰۰۳	۰,۰۰۰۰۴	۰,۰۰۰۰۳۹	۰,۰۰۰۰۴۱	۴	۰,۰۰۰۰۴۱	۲	۲	۲	۲	۰,۰۰۰۰۰۹	۰,۰۰۰۰۱۰	۱۹
۰,۰۰۰۰۵	۰,۰۰۰۰۴	۰,۰۰۰۰۶۲	۰,۰۰۰۰۴۲	۵	۰,۰۰۰۰۱۳	۲	۲	۱	۲	۰,۰۰۰۰۱۰	۰,۰۰۰۰۱۰	۲۰
۰,۰۰۰۰۲	۰,۰۰۰۰۲	۰,۰۰۰۰۲۸	۰,۰۰۰۰۰۴	۱	۰,۰۰۰۰۰۱	۱	۲	۱	۲	۰,۰۰۰۰۰۷	۰,۰۰۰۰۰۶	بهترین
۰,۰۰۰۰۳	۰,۰۰۰۰۳	۰,۰۰۰۰۴۲	۰,۰۰۰۰۴۱	۰,۰۰۰۰۰۱	۰,۰۰۰۰۱۵	۰,۰۰۰۰۰۰	۰,۰۰۰۰۰۰	۰,۰۰۰۰۰۰	۰,۰۰۰۰۰۰	۰,۰۰۰۰۰۹	۰,۰۰۰۰۰۹	میانگین
۵	۴	۰	۰	۴	۱	۲	۲	۲	۲	۸	۳	ن

جدول ۱۰: جزئیات نتایج ۲۰ اجرا مدل شبکه عصبی برای داده‌های گروه دوم

بانک تجارت		لوتوس		پتروشیمی خلیج فارس		پالایشگاه اصفهان		ایران خودرو		مس ایران		داده
آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	خطا
۰,۰۰۰۹۳	۰,۰۰۰۹۳	۰,۰۰۱۱۸	۰,۰۰۱۱۰	۰,۰۰۰۷۱	۰,۰۰۰۶۹	۰,۰۰۱۴۷	۰,۰۰۱۴۳	۰,۰۰۰۶۶	۰,۰۰۰۶۸	۰,۰۰۱۰۵	۰,۰۰۱۰۶	۱
۰,۰۰۰۹۱	۰,۰۰۰۹۱	۰,۰۰۱۱۰	۰,۰۰۱۰۲	۰,۰۰۰۶۹	۰,۰۰۰۶۷	۰,۰۰۱۴۰	۰,۰۰۱۳۷	۰,۰۰۰۶۳	۰,۰۰۰۶۶	۰,۰۰۰۹۸	۰,۰۰۰۹۸	۲
۰,۰۰۰۸۷	۰,۰۰۰۸۷	۰,۰۰۱۰۶	۰,۰۰۰۹۹	۰,۰۰۰۶۴	۰,۰۰۰۶۲	۰,۰۰۱۲۷	۰,۰۰۱۲۵	۰,۰۰۰۶۰	۰,۰۰۰۹۳	۰,۰۰۰۹۵	۰,۰۰۰۹۶	۳
۰,۰۰۰۸۱	۰,۰۰۰۸۰	۰,۰۰۰۹۸	۰,۰۰۰۹۲	۰,۰۰۰۵۹	۰,۰۰۰۵۸	۰,۰۰۱۲۳	۰,۰۰۱۲۰	۰,۰۰۰۵۹	۰,۰۰۰۶۱	۰,۰۰۰۸۸	۰,۰۰۰۸۹	۴
۰,۰۰۰۷۵	۰,۰۰۰۷۵	۰,۰۰۰۹۷	۰,۰۰۰۹۱	۰,۰۰۰۵۶	۰,۰۰۰۵۴	۰,۰۰۱۱۳	۰,۰۰۱۱۰	۰,۰۰۰۵۵	۰,۰۰۰۵۷	۰,۰۰۰۹۷	۰,۰۰۰۹۷	۵
۰,۰۰۰۷۴	۰,۰۰۰۷۳	۰,۰۰۰۸۸	۰,۰۰۰۸۲	۰,۰۰۰۵۲	۰,۰۰۰۵۰	۰,۰۰۱۰۶	۰,۰۰۱۰۴	۰,۰۰۰۵۱	۰,۰۰۰۵۱	۰,۰۰۰۸۹	۰,۰۰۰۹۰	۶
۰,۰۰۰۷۱	۰,۰۰۰۷۱	۰,۰۰۰۸۴	۰,۰۰۰۷۸	۰,۰۰۰۵۱	۰,۰۰۰۴۹	۰,۰۰۱۰۰	۰,۰۰۰۹۸	۰,۰۰۰۴۸	۰,۰۰۰۵۰	۰,۰۰۰۸۷	۰,۰۰۰۸۸	۷
۰,۰۰۰۶۹	۰,۰۰۰۶۹	۰,۰۰۰۷۷	۰,۰۰۰۷۲	۰,۰۰۰۴۷	۰,۰۰۰۴۶	۰,۰۰۰۹۵	۰,۰۰۰۹۲	۰,۰۰۰۴۶	۰,۰۰۰۴۸	۰,۰۰۰۸۱	۰,۰۰۰۸۱	۸
۰,۰۰۰۶۵	۰,۰۰۰۶۵	۰,۰۰۰۷۰	۰,۰۰۰۶۵	۰,۰۰۰۴۶	۰,۰۰۰۴۴	۰,۰۰۰۸۸	۰,۰۰۰۸۶	۰,۰۰۰۴۵	۰,۰۰۰۴۷	۰,۰۰۰۹۹	۰,۰۰۱۰۰	۹
۰,۰۰۰۶۰	۰,۰۰۰۶۰	۰,۰۰۰۶۸	۰,۰۰۰۶۳	۰,۰۰۰۴۳	۰,۰۰۰۴۲	۰,۰۰۰۸۱	۰,۰۰۰۷۹	۰,۰۰۰۴۴	۰,۰۰۰۴۶	۰,۰۰۰۹۲	۰,۰۰۰۹۲	۱۰
۰,۰۰۰۶۰	۰,۰۰۰۵۹	۰,۰۰۰۶۴	۰,۰۰۰۶۰	۰,۰۰۰۴۲	۰,۰۰۰۴۱	۰,۰۰۰۷۹	۰,۰۰۰۷۷	۰,۰۰۰۴۰	۰,۰۰۰۴۲	۰,۰۰۰۹۰	۰,۰۰۰۹۱	۱۱
۰,۰۰۰۵۷	۰,۰۰۰۵۷	۰,۰۰۰۶۱	۰,۰۰۰۵۶	۰,۰۰۰۳۹	۰,۰۰۰۳۸	۰,۰۰۰۷۳	۰,۰۰۰۷۱	۰,۰۰۰۳۹	۰,۰۰۰۴۰	۰,۰۰۰۹۳	۰,۰۰۰۸۴	۱۲

ترکیب دوگانه سیستم استنتاج فازی با الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات در پیش‌بینی قیمت سهام بورس اوراق بهادار تهران و مقایسه آن با مدل یادگیری عمیق

۰.۰۰۵۵	۰.۰۰۵۴	۰.۰۰۵۵	۰.۰۰۵۱	۰.۰۰۳۸	۰.۰۰۳۷	۰.۰۰۶۹	۰.۰۰۶۷	۰.۰۰۳۵	۰.۰۰۳۷	۰.۰۰۹۲	۰.۰۰۹۲	۱۳
۰.۰۰۴۹	۰.۰۰۵۰	۰.۰۰۵۰	۰.۰۰۴۷	۰.۰۰۳۶	۰.۰۰۳۵	۰.۰۰۶۵	۰.۰۰۶۴	۰.۰۰۳۳	۰.۰۰۳۵	۰.۰۰۸۵	۰.۰۰۸۶	۱۴
۰.۰۰۴۸	۰.۰۰۴۸	۰.۰۰۴۹	۰.۰۰۴۶	۰.۰۰۳۴	۰.۰۰۳۳	۰.۰۰۶۱	۰.۰۰۵۹	۰.۰۰۳۳	۰.۰۰۳۴	۰.۰۰۸۳	۰.۰۰۸۴	۱۵
۰.۰۰۴۵	۰.۰۰۴۴	۰.۰۰۴۶	۰.۰۰۴۳	۰.۰۰۳۲	۰.۰۰۳۱	۰.۰۰۵۷	۰.۰۰۵۶	۰.۰۰۳۱	۰.۰۰۳۲	۰.۰۰۷۷	۰.۰۰۷۸	۱۶
۰.۰۰۴۲	۰.۰۰۴۱	۰.۰۰۴۱	۰.۰۰۳۹	۰.۰۰۲۹	۰.۰۰۲۹	۰.۰۰۵۵	۰.۰۰۵۴	۰.۰۰۲۹	۰.۰۰۳۰	۰.۰۱۰۱	۰.۰۱۰۱	۱۷
۰.۰۰۴۰	۰.۰۰۳۹	۰.۰۰۴۰	۰.۰۰۳۷	۰.۰۰۲۹	۰.۰۰۲۸	۰.۰۰۵۱	۰.۰۰۵۰	۰.۰۰۲۶	۰.۰۰۲۷	۰.۰۰۹۳	۰.۰۰۹۴	۱۸
۰.۰۰۳۹	۰.۰۰۳۹	۰.۰۰۳۹	۰.۰۰۳۶	۰.۰۰۲۷	۰.۰۰۲۶	۰.۰۰۴۷	۰.۰۰۴۶	۰.۰۰۲۶	۰.۰۰۲۷	۰.۰۰۹۱	۰.۰۰۹۲	۱۹
۰.۰۰۳۸	۰.۰۰۳۷	۰.۰۰۳۷	۰.۰۰۳۵	۰.۰۰۲۴	۰.۰۰۲۳	۰.۰۰۴۴	۰.۰۰۴۳	۰.۰۰۲۶	۰.۰۰۲۷	۰.۰۰۸۴	۰.۰۰۸۵	۲۰
۰.۰۰۳۸	۰.۰۰۳۷	۰.۰۰۳۷	۰.۰۰۳۵	۰.۰۰۲۴	۰.۰۰۲۳	۰.۰۰۴۴	۰.۰۰۴۳	۰.۰۰۲۶	۰.۰۰۲۷	۰.۰۰۷۷	۰.۰۰۷۸	بهترین
۰.۰۰۶۱۹۵	۰.۰۰۶۱۶	۰.۰۰۶۹۹	۰.۰۰۶۵۲	۰.۰۰۴۴۴	۰.۰۰۴۳۱	۰.۰۰۸۶۰۵	۰.۰۰۸۴۰۵	۰.۰۰۴۲۷۵	۰.۰۰۴۵۹	۰.۰۰۹۱	۰.۰۰۹۱۲	میانگین

جدول ۱۱: جزئیات نتایج ۲۰ اجرای مدل ماشین بردار پشتیبان برای داده‌های گروه دوم

داده	مس ایران		ایران خودرو		پالایشگاه اصفهان		پتروشیمی خلیج فارس		لوتوس		بانک تجارت	
	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون
۱	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۱۳	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۶	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۱۳	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۷۱	۰.۰۰۱۶	۰.۰۰۲۱
۲	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۷	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۵۴	۰.۰۰۹۵	۰.۰۲۶۱	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۱
۳	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۸	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۹	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۳۵	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۱۱
۴	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۱۱	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۰۶	۰.۰۰۲۸	۰.۰۰۱۵	۰.۰۰۱۲
۵	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۲۵	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۳۳	۰.۰۰۰۱	۰.۰۱۰۳	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۶
۶	۰.۰۰۰۶	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۶	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۶	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۷	۰.۰۰۰۶	۰.۰۰۳۹	۰.۰۰۱۵	۰.۰۰۰۸
۷	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۱۳	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۴۸	۰.۰۰۰۶	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۲
۸	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۷	۰.۰۰۱۳	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۷	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۴۳	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۵۵	۰.۰۰۲۸
۹	۰.۰۰۰۶	۰.۰۰۰۸	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۶۵	۰.۰۰۰۷	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۳
۱۰	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۸	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۲۲	۰.۰۰۰۹	۰.۰۰۷۵	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۲
۱۱	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۷	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۱۳	۰.۰۰۰۷	۰.۰۰۰۷	۰.۰۱۰۶	۰.۰۲۰۱	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۸
۱۲	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۶	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۷	۰.۰۰۰۷	۰.۰۰۰۶	۰.۰۰۴۹	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۳
۱۳	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۶	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۸	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۳۵	۰.۰۰۰۹	۰.۰۱۰۳	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۳
۱۴	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۶	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۳۸	۰.۰۰۰۶	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۷
۱۵	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۹	۰.۰۰۰۶	۰.۰۰۲۲	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۳
۱۶	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۲۶	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۲۲	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۰۶
۱۷	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۹	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۱۹	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۲۹	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۰۵
۱۸	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۲۵	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۰۸	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۲۱	۰.۰۰۰۷	۰.۰۰۲۳	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۳
۱۹	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۶	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۱۷	۰.۰۰۰۸	۰.۰۰۴۱	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۲
۲۰	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۲۳	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۵
بهترین	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۲	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۱
میانگین	۰.۰۰۰۲۴	۰.۰۰۰۴۴	۰.۰۰۰۱	۰.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۳	۰.۰۰۰۷۶	۰.۰۰۰۳۰	۰.۰۰۰۲۷	۰.۰۰۰۱۵	۰.۰۰۶۳۲	۰.۰۰۰۰۷	۰.۰۰۰۰۷۴
ن	۵	۵	۵	۵	۷	۵	۵	۳	۷	۵	۴	۵

جدول ۱۲: مقایسه بهترین نتایج بدست آمده برای دو مدل پیشنهادی، ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی برای

داده‌های گروه دوم

مدل ترکیبی فازی - ازدحام ذرات	مس ایران		ایران خودرو		پالایشگاه اصفهان		پتروشیمی خلیج فارس		لوتوس		بانک تجارت	
	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون
مدل یادگیری عمیق	کل	۰.۰۰۰۰۳	۰.۰۰۰۰۳۷	۰.۰۰۰۰۳۷	۰.۰۰۰۰۳۷	۰.۰۰۰۰۳۷	۰.۰۰۰۰۶۵	۰.۰۰۰۰۱۱۳	۰.۰۰۰۰۴۰	۰.۰۰۰۰۲۷	۰.۰۰۰۰۲	۰.۰۰۰۰۲
	آموزش	۰.۰۰۰۰۶	۰.۰۰۰۰۲	۰.۰۰۰۰۲	۰.۰۰۰۰۲	۰.۰۰۰۰۲	۰.۰۰۰۰۱۰	۰.۰۰۰۰۴۰	۰.۰۰۰۰۲	۰.۰۰۰۰۲	۰.۰۰۰۰۳	۰.۰۰۰۰۳
مدل شبکه عصبی	کل	۰.۰۰۰۰۶۳	۰.۰۰۰۰۱۷	۰.۰۰۰۰۱۷	۰.۰۰۰۰۱۷	۰.۰۰۰۰۱۷	۰.۰۰۰۰۱۰۹	۰.۰۰۰۰۴۰۶	۰.۰۰۰۰۲۳	۰.۰۰۰۰۳۷	۰.۰۰۰۰۳۷	۰.۰۰۰۰۳۸
	آموزش	۰.۰۰۰۰۷۸	۰.۰۰۰۰۲۷	۰.۰۰۰۰۴۳	۰.۰۰۰۰۴۳	۰.۰۰۰۰۲۳	۰.۰۰۰۰۲۳	۰.۰۰۰۰۳۵	۰.۰۰۰۰۳۷	۰.۰۰۰۰۳۷	۰.۰۰۰۰۳۷	۰.۰۰۰۰۳۸

۰,۰۰۰۳۷۳	۰,۰۰۰۳۵۶	۰,۰۰۰۲۳۳	۰,۰۰۰۴۳۳	۰,۰۰۰۲۶۷	۰,۰۰۰۷۷۷	کل	مدل ماشین بردار پشتیبان
۰,۰۰۰۰۱	۰,۰۰۰۰۴	۰,۰۰۰۰۴	۰,۰۰۰۰۱	۰,۰۰۰۰۱	۰,۰۰۰۰۱	آموزش	
۰,۰۰۰۰۳	۰,۰۰۰۲۰	۰,۰۰۰۰۱	۰,۰۰۰۰۲	۰,۰۰۰۰۱	۰,۰۰۰۰۱	آزمون	
۰,۰۰۰۰۱۶	۰,۰۰۰۰۸۸	۰,۰۰۰۰۳۱	۰,۰۰۰۰۱۳	۰,۰۰۰۰۱	۰,۰۰۰۰۱	کل	

نسبت به دو مدل دیگر کندتر می‌باشد زیرا تعداد تکرارها مدل شبکه عصبی برای هر سه شرکت بیشتر از ۴۵ تکرار می‌باشد. اگرچه همگرایی دو مدل پیشنهاد شده در شکل‌های ۸ الی ۳ در کمتر از ۲۰ تکرار محقق شده است ولی می‌توان مشاهده نمود که سرعت همگرایی مدل ترکیبی فازی-عصبی از مدل یادگیری عمیق بیشتر است.

۴-۲- تحلیل نتایج داده‌های گروه دوم

داده‌های گروه دوم شامل اطلاعات شش شرکت مس ایران، ایران خودرو، پالایشگاه اصفهان، پتروشیمی خلیج فارس، لوتوس و بانک تجارت طی دوره زمانی ۱۳۹۴ تا پایان ۱۳۹۸ است. دو مدل پیشنهادی، شبکه عصبی [۱۷] و ماشین بردار پشتیبان [۲۳]، هرکدام ۲۰ بار اجرا شده و نتایج بدست آمده برای داده‌های آموزش و آزمون آنها در جداول ۸، ۹، ۱۰ و ۱۱ نمایش داده شده است. از مقایسه کلی نتایج بدست آمده در این جداول مشاهده می‌شود که اگرچه مدل ترکیبی فازی-ازدحام ذرات موفق شده به میزان ۹۸٪ نتایج بهتری از شبکه عصبی و به میزان ۸۸٪ نتایج بهتری از مدل ماشین بردار پشتیبان داشته باشند ولی در مقایسه با یادگیری عمیق عملکرد ضعیف‌تری داشته و مدل یادگیری عمیق به میزان ۱۷٪ موفق‌تر از مدل ترکیبی فازی-ازدحام ذرات، ۹۸٪ موفق‌تر از شبکه عصبی و ۹۰٪ موفق‌تر از مدل ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی قیمت سهام عمل کرده است. برتری ۱۷٪ مدل یادگیری عمیق در مقابل مدل ترکیبی فازی-ازدحام ذرات در حالی است که مدل ترکیبی فازی-ازدحام ذرات برای شرکت‌های مس ایران، پتروشیمی خلیج فارس و لوتوس توانسته پیش‌بینی دقیق‌تری را ارائه دهد.

همچنین از مقایسه نتایج جدول ۸ مشاهده می‌شود که بهترین عملکرد مدل ترکیبی فازی-ازدحام ذرات در پیش‌بینی قیمت سهام مس ایران بوده بگونه‌ای که عملکرد این مدل بر روی داده شرکت مس به میزان ۱۰٪ بهتر عملکرد این مدل بر روی داده شرکت ایران خودرو، به میزان ۲۲٪ بهتر از شرکت پالایشگاه اصفهان، به میزان ۴۸٪ بهتر از شرکت پتروشیمی خلیج فارس، به میزان ۵۷٪ بهتر از شرکت لوتوس و ۳۰٪ بهتر از بانک تجارت بوده است.

با مقایسه نمودارهای همگرایی PSO از مدل ترکیبی فازی-ازدحام ذرات، همگرایی مدل یادگیری عمیق و شبکه عصبی مشاهده می‌شود که همگرایی مدل شبکه عصبی

	LowP	HighP	FirstP	VolT	VlaueT	FIndex	PIndex	USD	GoldP	OilP	PPrice	Weight
Rule1	L	N	M	M	N	L	M	H	M	N	H	1
Rule2	H	M	L	M	N	M	H	N	L	L	M	0
Rule3	H	L	N	H	H	N	H	H	M	M	M	0.6432
Rule4	H	H	M	L	N	M	L	H	L	M	H	0.0625
Rule5	N	M	H	L	L	H	N	N	N	N	M	1
Rule6	H	N	L	N	N	H	M	L	L	M	H	0.7789
Rule7	H	H	M	N	L	H	H	L	N	H	H	0.0252
Rule8	H	L	H	L	N	M	M	L	L	M	M	0
Rule9	N	N	N	H	L	H	M	L	L	N	L	0.9827
Rule10	N	H	H	L	N	L	M	H	L	N	L	0.0285
Rule11	H	H	L	H	M	N	M	N	L	N	H	0.4901
Rule12	H	M	H	H	N	N	M	H	N	H	1	
Rule13	L	N	H	H	L	M	H	N	H	M	H	0
Rule14	L	M	H	N	L	N	N	H	H	N	M	0.6122
Rule15	H	M	L	H	N	L	L	N	L	L	1	
Rule16	M	N	L	M	N	M	N	N	M	N	L	0.0558
Rule17	N	N	M	L	L	H	H	N	M	H	M	0.5621
Rule18	N	M	H	M	H	H	N	M	H	L	H	1
Rule19	N	N	L	N	M	M	H	M	M	N	L	0.9414
Rule20	N	H	M	N	N	L	H	N	M	M	H	0.1053

شکل ۲۰: قواعد فازی بدست آمده برای شرکت لوتوس

	LowP	HighP	FirstP	VolT	VlaueT	FIndex	PIndex	USD	GoldP	OilP	PPrice	Weight
Rule1	H	H	N	N	N	N	N	N	N	N	L	0
Rule2	H	L	N	M	N	H	N	N	N	M	M	0.0057
Rule3	N	N	H	H	N	H	H	M	H	H	L	1
Rule4	N	H	M	L	N	N	N	H	H	L	M	0.1200
Rule5	L	M	H	H	H	L	N	H	L	H	L	0.8932
Rule6	H	N	N	M	N	H	H	M	H	H	H	1
Rule7	N	H	L	L	H	M	N	M	H	H	L	0.8499
Rule8	N	H	L	N	H	N	M	H	H	N	H	1
Rule9	H	N	M	N	N	L	H	H	N	L	H	0
Rule10	L	H	H	L	H	L	H	N	N	N	L	0.4118
Rule11	N	M	L	H	L	N	N	N	L	N	H	0.3077
Rule12	M	L	L	M	N	N	M	N	M	M	L	1
Rule13	H	N	M	N	L	N	N	H	N	H	L	0.5695
Rule14	H	N	H	M	N	H	M	N	N	L	H	0.5956
Rule15	N	M	H	H	H	L	H	M	M	H	1	
Rule16	N	L	M	H	H	N	N	L	L	N	H	1.9160e...
Rule17	H	M	M	H	H	L	N	L	M	H	L	0.3986
Rule18	L	M	M	L	M	N	M	M	H	L	L	0
Rule19	H	M	N	H	N	L	M	L	M	L	L	0.8255
Rule20	H	N	N	L	M	N	H	L	H	H	1	

شکل ۲۱: قواعد فازی بدست آمده برای شرکت بانک تجارت

	LowP	HighP	FirstP	VolT	VlaueT	FIndex	PIndex	USD	GoldP	OilP	PPrice	Weight
Rule1	L	L	N	M	H	N	N	H	N	H	H	0.9110
Rule2	N	N	H	H	L	H	N	N	N	N	L	0.7187
Rule3	H	L	L	N	H	H	N	H	H	H	H	0.6127
Rule4	N	N	N	N	H	L	H	N	N	H	H	1
Rule5	H	H	N	M	N	H	N	N	L	M	H	0.4496
Rule6	H	N	M	N	N	H	N	L	H	N	L	0
Rule7	H	L	N	N	N	L	H	H	N	H	L	0.7178
Rule8	N	N	M	H	L	N	H	L	H	H	H	0.5136
Rule9	H	H	N	H	M	M	N	N	H	H	H	0.4477
Rule10	H	M	H	L	N	H	N	L	L	N	H	0.8178
Rule11	H	H	H	M	N	H	N	N	N	N	H	1
Rule12	N	N	H	H	H	N	N	L	L	H	0.0738	
Rule13	L	N	H	N	N	M	H	M	N	L	L	1
Rule14	N	L	N	N	M	N	N	M	M	L	1	
Rule15	M	H	N	N	M	H	N	H	N	L	0.0181	
Rule16	H	N	H	N	H	H	M	H	H	H	0.1092	
Rule17	N	H	N	N	M	N	H	H	M	L	1	
Rule18	H	M	H	N	L	H	M	L	M	H	0.4086	
Rule19	H	H	N	H	N	N	N	H	N	H	0.0568	
Rule20	M	L	H	N	H	N	N	H	L	M	L	0.0395

شکل ۲۲: قواعد فازی بدست آمده برای شرکت

ترکیب دوگانه سیستم استنتاج فازی با الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات در پیش‌بینی قیمت سهام بورس اوراق بهادار تهران و مقایسه آن با مدل یادگیری عمیق

۲٪، پتروشیمی خلیج فارس ۸۶٪، لوتوس ۹۵٪ و بانک تجارت ۴۲٪ می‌باشد. نتایج جدول ۱۰ نشان می‌دهند که مدل شبکه عصبی در پیش‌بینی قیمت سهام شرکت پتروشیمی خلیج فارس نسبت به سایر شرکت‌ها عملکرد بهتری داشته است. این مهم در مقایسه خطای پیش‌بینی قیمت سهام شرکت پتروشیمی خلیج فارس نسبت به مس ایران به میزان ۵۲٪، نسبت به ایران خودرو ۱٪، نسبت به پالایشگاه اصفهان ۴۹٪، نسبت به لوتوس ۳۵٪ و نسبت به بانک تجارت ۲۹٪ می‌باشد. تحلیل آماری نتایج مدل ماشین بردار پشتیبان در جدول ۱۱ نشان از موفقیت این مدل در پیش‌بینی قیمت سهام ایران خودرو را دارد. بگونه ای که خطای پیش‌بینی قیمت سهام مدل ماشین بردار پشتیبان برای ایران خودرو ۱۳٪ بهتر از خطای پیش‌بینی سهام مس ایران، ۴۷٪ بهتر از خطای پیش‌بینی سهام پالایشگاه اصفهان، ۸۰٪ بهتر از پتروشیمی خلیج فارس، ۹۲٪ بهتر از لوتوس و ۶۰٪ بهتر از خطای پیش‌بینی سهام بانک تجارت بوده است.

جدول ۱۲ به منظور تسهیل در مقایسه کلی عملکرد مدل ترکیبی فازی-ازدحام ذرات و مدل یادگیری عمیق به دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان طراحی شده است که حاوی بهترین نتایج بدست آمده توسط این چهار مدل بر روی شش داده شرکت‌های گروه دوم می‌باشند. شکل‌های ۱۷ تا ۲۲ قوانین فازی بدست آمده توسط الگوریتم PSO برای موتور استنتاج شکل ۱ بر روی شش شرکت داده‌های گروه دوم را نمایش می‌دهند. همانطور که اشاره شد یکی از برتری‌های مدل ترکیبی فازی-ازدحام ذرات، تفسیری بالای مجموعه قوانین بدست آمده موتور استنتاج به عنوان الگوی خروجی این مدل توسط تحلیل گران بازار سرمایه است.

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک مدل ترکیبی براساس استنتاج فازی ممدانی و الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام (شکل ۱) و یک مدل یادگیری عمیق (شکل ۲) به منظور پیش‌بینی قیمت سهام در بورس اوراق بهادار ارائه گردید. ورودی مدل‌های پیشنهادی دارای ۱۰ متغیرها اقتصادی شامل کمترین قیمت سهام، بالاترین قیمت سهام، قیمت اولیه سهام، حجم معاملات، ارزش معاملات، شاخص بازار اول تالار بورس، قیمت شاخص کل بازار، نرخ ارز دلار، قیمت جهانی هر اونس طلا، قیمت جهانی نفت بوده و خروجی آنها نیز

	LowP	HighP	FirstP	VolT	VlaueT	FIndex	PIndex	USD	GoldP	OilP	PPrice	Weight
Rule 1	M	L	H	M	M	N	L	H	N	M	M	0.5275
Rule 2	M	N	N	N	L	M	H	L	H	H	M	0.7380
Rule 3	N	L	N	H	N	N	L	M	N	N	H	1
Rule 4	H	N	H	N	M	N	N	H	N	H	H	0.6339
Rule 5	M	L	L	M	M	N	N	M	N	M	L	0.7691
Rule 6	L	M	L	N	N	H	L	M	L	M	M	0.1687
Rule 7	N	N	N	M	M	N	N	H	H	L	L	0
Rule 8	L	N	N	H	H	M	L	H	H	N	H	0
Rule 9	N	H	M	N	H	N	N	M	H	L	M	0.7626
Rule 10	L	H	L	N	M	H	M	N	L	M	L	0.4492
Rule 11	M	M	M	L	M	L	M	N	L	H	L	0.7315
Rule 12	N	M	H	H	M	H	N	N	N	M	M	0.0560
Rule 13	M	H	M	H	H	N	L	L	L	H	L	0.9276
Rule 14	N	H	L	H	L	N	M	L	H	N	M	1
Rule 15	N	N	H	N	N	L	N	L	H	L	L	0.0185
Rule 16	H	M	N	M	H	N	N	M	M	M	H	0.9960
Rule 17	N	M	M	N	N	L	H	H	M	H	M	0.8751
Rule 18	N	L	H	N	N	L	H	L	M	L	L	0.2739
Rule 19	M	L	L	H	H	H	L	M	N	N	M	0.1414
Rule 20	M	M	M	M	M	N	L	M	M	H	L	0

شکل ۱۷: قواعد فازی بدست آمده برای شرکت مس ایران

	LowP	HighP	FirstP	VolT	VlaueT	FIndex	PIndex	USD	GoldP	OilP	PPrice	Weight
Rule 1	N	N	L	N	L	H	M	H	N	H	H	0
Rule 2	N	L	L	N	L	M	M	N	H	H	L	1
Rule 3	H	H	H	H	H	M	H	L	N	N	M	1
Rule 4	H	M	H	L	N	H	N	L	N	N	L	0.9038
Rule 5	N	H	N	L	M	N	M	N	M	N	H	0.0583
Rule 6	L	L	M	N	N	M	N	M	N	N	H	0.4879
Rule 7	H	H	N	M	N	L	M	H	N	M	H	0.9280
Rule 8	H	N	N	N	H	N	H	N	L	N	L	1
Rule 9	L	N	N	N	L	L	L	M	H	N	H	0.9550
Rule 10	L	N	N	N	L	H	H	N	L	L	H	0
Rule 11	H	N	L	L	N	N	N	H	H	H	H	1
Rule 12	N	H	H	L	H	N	N	M	N	H	H	0.7329
Rule 13	L	M	M	H	H	L	N	L	H	H	L	0.0287
Rule 14	L	N	N	N	H	H	L	L	L	N	H	0
Rule 15	N	L	L	M	N	M	H	N	N	N	H	0
Rule 16	H	M	N	M	H	N	M	M	L	H	H	0.8016
Rule 17	N	M	N	H	H	H	L	M	M	M	H	0
Rule 18	H	L	L	N	H	N	N	H	N	M	M	0.4795
Rule 19	N	H	M	N	M	H	H	N	N	L	L	0.9650
Rule 20	H	N	N	N	L	N	H	N	N	L	H	0.6277

شکل ۱۸: قواعد فازی بدست آمده برای شرکت ایران خودرو

	LowP	HighP	FirstP	VolT	VlaueT	FIndex	PIndex	USD	GoldP	OilP	PPrice	Weight
Rule 1	L	H	L	M	N	H	M	L	L	M	L	0.1906
Rule 2	M	N	H	N	N	N	H	N	H	M	H	1
Rule 3	H	N	H	L	H	N	N	H	M	L	M	0.2987
Rule 4	L	H	N	H	N	M	H	M	N	H	M	0.9957
Rule 5	L	N	N	N	N	N	N	N	N	M	L	1
Rule 6	L	M	N	N	L	M	N	M	N	L	L	0.9808
Rule 7	L	M	N	H	N	M	H	M	H	L	H	0
Rule 8	N	N	M	H	H	N	N	N	N	L	H	0.0916
Rule 9	N	H	N	N	H	M	M	N	H	M	H	0.1683
Rule 10	H	M	N	H	M	N	N	N	N	N	L	0.1979
Rule 11	L	H	N	H	M	N	N	H	N	L	H	0.0642
Rule 12	L	N	L	H	H	H	H	M	L	H	L	0.9972
Rule 13	M	N	H	L	M	H	L	L	L	N	H	0
Rule 14	N	M	N	L	N	L	H	N	L	L	L	0.9854
Rule 15	N	M	M	N	M	L	H	H	H	L	L	0.0843
Rule 16	H	M	N	N	L	N	N	N	H	L	L	0.6771
Rule 17	H	L	H	M	M	N	N	N	M	H	H	0.0766
Rule 18	N	L	M	H	H	N	L	M	N	L	L	1
Rule 19	L	N	H	L	L	L	H	H	H	M	M	0.9522
Rule 20	M	H	H	H	N	H	N	L	N	L	L	0.7490

شکل ۱۹: قواعد فازی بدست آمده برای شرکت

پالایشگاه اصفهان

تحلیل آماری نتایج جدول ۹ نیز بیانگر عملکرد بهتر مدل یادگیری عمیق بر روی داده شرکت پالایشگاه اصفهان نسبت به سایر شرکت‌ها می‌باشد بگونه ای که این برتری نسبت به شرکت مس ایران به میزان ۷۹٪، ایران خودرو

۴. جهانتیغ، ف.، د.پ. تلگردویی، and صفورا، وقفه های زمانی بهینه در پیش بینی قیمت نفت توسط شبکه عصبی پویا اصلاح شده با الگوریتم ژنتیک. فصلنامه مطالعات اقتصاد انرژی، ۲۰۱۸. ۱۴(۵۶): ۱۱۵-۱۴۳.

۵. قربانی، et al.، پیش بینی سیگنال معاملات سهام با استفاده از شبکه های پتری رنگی و الگوریتم ژنتیک (مطالعه موردی: بازار بورس تهران). پژوهشنامه مدیریت اجرایی، ۲۰۱۹. ۱۱(۲۱): ۲۰۵-۲۲۷.

۶. نژاد، ف. and مینایی، پیش بینی رفتار بازار سهام بر اساس شبکه های عصبی مصنوعی با رویکرد یادگیری جمعی هوشمند. مدیریت صنعتی، ۲۰۱۸. ۱۰(۲): ۳۱۵-۳۳۴.

۷. رضانی and عاملی، پیش بینی قیمت سهام با استفاده از شبکه عصبی فازی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک و مقایسه با شبکه عصبی فازی. تحقیقات مدل سازی اقتصادی، ۲۰۱۶. ۶(۲۲): ۶۱-۹۱.

۸. باباجانی، et al.، پیش بینی قیمت سهام در بورس تهران با استفاده از شبکه عصبی بازگشتی بهینه شده با الگوریتم کلونی زنبور عسل مصنوعی. راهبرد مدیریت مالی، ۲۰۱۹. ۷(۲): ۱۹۵-۲۲۸.

9. Kim, T. and H.Y. Kim, Forecasting stock prices with a feature fusion LSTM-CNN model using different representations of the same data. PloS one, 2019. 14(۲)

10. monajemi, abzari, and rayati, Stock price prediction in stock exchange stock exchange using fuzzy neural network and genetic algorithm and comparing it with artificial neural network. Quarterly Journal of Economics, 2010. 3(6): p. 1-26.

11. Hájek, P., V. Olej, and R. Myskova, Forecasting stock prices using sentiment information in annual reports: A neural network and support vector regression approach. WSEAS Transactions on Business and Economics, 2013. 10(4): p. 293-305.

12. Hadavandi, E., H. Shavandi, and A. Ghanbari, Integration of genetic fuzzy systems and artificial neural networks for stock price forecasting. Knowledge-Based Systems, 2010. 23(8): p. 800-808.

قیمت سهام است. برای یافتن بهترین موتور استنتاج، از PSO برای جستجو در بین ترکیب های ممکن ۲۰ تایی از ۳۱۴۵۷۲۸ قانون فازی استفاده شده است. به منظور ارزیابی عملکرد دو مدل پیشنهادی و مقایسه آنها با مدل مرسوم شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان، دو گروه داده شرکت ها در نظر گرفته شده. در گروه اول، داده های سه شرکت فعال در بورس اوراق بهادار تهران همچون نفت پارس، موتوژن و غدیر در بازه ۱۳۸۹ تا پایان ۱۳۹۴ مستخرج و مدل ها بر روی آنها اجرا شدند. در گروه دوم، داده های شش شرکت مس ایران، ایران خودرو، پالایشگاه اصفهان، پتروشیمی خلیج فارس، لوتوس و بانک تجارت در بازه ۱۳۹۴ تا پایان ۱۳۹۸ مستخرج و مدل ها بر روی آنها پیاده سازی و اجرا شدند.

با تحلیل و مقایسه نتایج بدست آمده مشاهده شد که مدل یادگیری عمیق دارای خطای پیش بینی قیمت سهام کمتری نسبت به دو مدل ترکیبی فازی-ازدحام ذرات و شبکه عصبی بوده ولی رفتار مدل ترکیبی در پیش بینی قیمت سهام سه شرکت همسانتر و با واریانس به مراتب کمتر بود. همچنین سرعت همگرایی مدل ترکیبی فازی-ازدحام ذرات از سرعت همگرایی مدل یادگیری عمیق بیشتر بود.

منابع

1. Farmer, J.D. and A.W. Lo, *Frontiers of finance: Evolution and efficient markets*. Proceedings of the National Academy of Sciences, 1999. 96(18): p. 9991-9992.
2. Vachhani, H., et al. *Machine learning based stock market analysis: A short survey*. in *International Conference on Innovative Data Communication Technologies and Application*. 2019. Springer.
3. Jain, V.R., M. Gupta, and R.M. Singh, *Analysis and Prediction of Individual*

- method to the stock trend prediction. *Expert Systems with Applications*, 2009. 36(8): p. 10896-10904.
- 26.Chen, Y. and Y. Hao, A feature weighted support vector machine and K-nearest neighbor algorithm for stock market indices prediction. *Expert Systems with Applications*, 2010. 37(3): p. 340-355.
- 27.Nair, B.B., V. Mohandas, and N. Sakthivel, A decision tree—rough set hybrid system for stock market trend prediction. *International Journal of Computer Applications*, 2010. 6(9): p. 1-6.
- 28.Qiu, W., X. Liu, and L. Wang, Forecasting shanghai composite index based on fuzzy time series and improved C-fuzzy decision trees. *Expert Systems with Applications*, 2012. 39(9): p. 7680-7689.
- 29.Basak, S., et al., Predicting the direction of stock market prices using tree-based classifiers. *The North American Journal of Economics and Finance*, 2019. 47: p. 552-567.
- 30.Khaidem, L., S. Saha, and S.R. Dey, Predicting the direction of stock market prices using random forest. *arXiv preprint arXiv:1605.00003*, 2016.
- 31.Sharma, N. and A. Juneja. Combining of random forest estimates using LSboost for stock market index prediction. in *2017 2nd International Conference for Convergence in Technology (I2CT)*. 2017. IEEE.
۳۲. الهام، غ. and د. سیدمحمد رضا، پیش بینی روند قیمت در بازار سهام با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی. فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار ۱۳۹۷. ۹(۳۵): p. 301-322.
- 33.Alkhatib, K., et al., Stock price prediction using k-nearest neighbor (kNN) algorithm. *International Journal of Business, Humanities and Technology*, 2013. 3(3): p. 32-44.
۳۴. زاده، et al. پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از روش خود رگرسیون با وقفه توزیعی (ARDL). *تحقیقات مالی*. ۱۳۸۶. ۹(۲۳): p. 49-60.
- 13.Chen, Y ,et al., Hybrid methods for stock index modeling. *Fuzzy Systems and Knowledge Discovery*, 2005: p. 490-490.
- 14.Wang, S., et al., Stock price prediction based on chaotic hybrid particle swarm optimisation-RBF neural network. *International Journal of Applied Decision Sciences*, 2017. 10(2): p. 89-100.
- 15.Khuat, T.T. and M.H. Le, An Application of Artificial Neural Networks *Stock Prices of Financial Sector Companies in NIFTY50*. *International Journal of Information Engineering and Electronic Business*, 2018. 11(2): p. 33.
- 16.Ghasemiyeh, R., R. Moghdani, and S.S. Sana, A Hybrid Artificial Neural Network with Metaheuristic Algorithms for Predicting Stock Price. *Cybernetics and Systems*, 2017. 48(4): p. 365-392.
- 18.Rajihy, Y., K. Nermend, and A. Alsakaa, Back-propagation artificial neural networks in stock market forecasting. An application to the Warsaw Stock Exchange WIG20. *Aestimatio*, 2017(15): p. 88.
۲۰. موسوی، س. علی‌رضا، and غلامی، استفاده از الگوریتم ترکیبی عصبی کرم شب‌تاب و روش رگولاسیون بی‌زین جهت پیش‌بینی قیمت سهام. مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، ۱۳۹۷. ۹(۳۶): p. 295-321.
- 21.Fischer, T. and C. Krauss, Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions. *European Journal of Operational Research*, 2018. 270(2): p. 654-669.
- 22.Long, W., Z. Lu, and L. Cui, Deep learning-based feature engineering for stock price movement prediction. *Knowledge-Based Systems*, 2019. 164: p. 163-173.
- 23.Kelotra, A. and P. Pandey, Stock market prediction using optimized deep-convlstm model. *Big Data*, 2020. 8 (۱): p. 5-24.
- 24.Xiao, C., W. Xia, and J. Jiang, Stock price forecast based on combined model of ARI-MA-LS-SVM. *Neural Computing and Applications*, 2020: p. 1-10.
- 25.Lee, M.-C., Using support vector machine with a hybrid feature selection

44. Nhu, H.N., S. Nitsuwat, and M. Sodanil. Prediction of stock price using an adaptive Neuro-Fuzzy Inference System trained by Firefly Algorithm. in 2013 International Computer Science and Engineering Conference (ICSEC). 2013. IEEE.
45. Dash, R. and P. Dash, Efficient stock price prediction using a self evolving recurrent neuro-fuzzy inference system optimized through a modified differential harmony search technique. *Expert Systems with Applications*, 2016. 52: p. 75-90.
46. Wei, L.-Y., A hybrid model based on ANFIS and adaptive expectation genetic algorithm to forecast TAIEX. *Economic Modelling*, 2013. 33: p. 893-899.
47. Bagheri, A., H.M. Peyhani, and M. Akbari, Financial forecasting using ANFIS networks with quantum-behaved particle swarm optimization. *Expert Systems with Applications*, 2014. 41(14): p. 6235-6250.
48. Han, J., J. Pei, and M. Kamber, *Data mining :concepts and techniques*. 2011: Elsevier.
49. Bova, S., et al. A logical analysis of Mamdani-type fuzzy inference, I theoretical bases. in *International Conference on Fuzzy Systems*. 2010. IEEE.
50. Kennedy, J. and R. Eberhart, *Particle Swarm Optimization*. IEEE, 1995: p. 1942-1948.
51. Engelbrecht, A.P., *Computational intelligence: an introduction*. 2 ed. 2007, England: John Wiley & Sons. 597.
52. Werbos, P.J., *Beyond Regression: New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioural Sciences*. 1974, Harvard University: Boston, USA.
۳۵. قلی‌زاده، م.ح.، et al.، پیش‌بینی قیمت سهام با روش رگرسیون فازی. *پژوهشنامه اقتصاد کلان*، ۱۳۹۰، ۶(۱۲): p. 107-128
36. Kita, E., M. Harada, and T. Mizuno, Application of Bayesian Network to stock price prediction. *Artif. Intell. Research*, 2012. 1(2): p. 171-184.
37. Sun, Q., W.-G. Che, and H.-L. Wang, Bayesian regularization BP neural network model for the stock price prediction, in *Foundations and applications of intelligent systems*. 2014, Springer. p. 521-531.
38. Wang, L., et al., Stock market trend prediction using dynamical Bayesian factor graph. *Expert Systems with Applications*, 2015. 42(15-16): p. 6267-6275.
39. Hassan, M.R., et al., A HMM-based adaptive fuzzy inference system for stock market forecasting. *Neurocomputing*, 2013. 104: p. 10-25.
40. Chang, P.-C. and C.-H. Liu, A TSK type fuzzy rule based system for stock price prediction. *Expert Systems with applications*, 2 (۱): ۳۴ . . ۱۳۵-۱۴۴.
41. Lincy, G.R.M. and C.J. John, A multiple fuzzy inference systems framework for daily stock trading with application to NASDAQ stock exchange. *Expert Systems with Applications: An International Journal*, 2016. 44(C): p. 13-21.
42. Chandar, S.K., Fusion model of wavelet transform and adaptive neuro fuzzy inference system for stock market prediction. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2019: p. 1-9.
43. Feylizadeh, M.R., M.H. Keshavarz, and A. Hendalianpour, Presenting a model for predicting the Tehran Stock Exchange Index using ANFIS and fuzzy regression. *Journal of New Researches in Mathematics*, 2019.

