Archive of SID

فصلنامـه اقتصاد مالی
سال یازدهم / شماره ۴۰ / پائیز ۱۳۹۶
صفحه ۱ تا ۲۳

پیش‌بینی شاخص سهام با استفاده از ترکیب شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌های فرا ابتکاری جستجوی هارمونی و الگوریتم ژنتیک

مریم دولو[۱]
تکتم حیدری[۲]

تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۰۴/۰۳ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۰۶/۰۷

چکیده

هدف پژوهش حاضر پیش‌بینی شاخص قیمت بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از مدل شبکه عصبی هیبریدی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک و جستجوی هارمونی است. مربوط‌ترین نماگرهای تکنیکی به عنوان متغیرهای ورودی و تعداد بهینه نرون در لایه پنهان شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری ژنتیک و جستجوی هارمونی حاصل می‌گردد. مقادیر روزانه شاخص قیمت بورس اوراق بهادار تهران از تاریخ ۹۱/۱۰/۱ الی ۹۴/۹/۳۰ جهت پیش‌بینی شاخص قیمت و آزمون آن استفاده می‌شود. دقت پیش‌بینی سه مدل شبکه عصبی عادی، شبکه عصبی هیبریدی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی هیبریدی مبتنی بر جستجوی هارمونی بر اساس میزان خطای پیش‌بینی ارزیابی می‌گردد. نتایج حاصله نشان می‌دهد دقت پیش‌بینی مدل‌های فراابتکاری ژنتیک و جستجوی هارمونی در دوره آزمون بالاتر از شبکه عصبی عادی است. همچنین پیش‌بینی مدل شبکه عصبی هیبریدی مبتنی بر جستجوی هارمونی در دوره آزمون نسبت به مدل شبکه عصبی مصنوعی هیبریدی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک از دقت بالاتری برخوردار است.

واژه‌های کلیدی: نماگرهای تکنیکی، شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم ژنتیک، جستجوی هارمونی.
طبقه بندی JEL: D83, C45, C61,C63

۱- استادیار مدیریت مالی، دانشکده مدیریت و حسابداری، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران (نویسنده مسئول)
ma_davallou@yahoo.com
۲- دانشجوی کارشناسی ارشد مدیریت مالی، دانشگاه ارشاد دماوند، تهران، ایران Heidari_toktam@yahoo.com

www.SID.ir

Archive of SID

۱- مقدمه

امروزه سرمایه‌گذاری در بورس بخش مهمی‌از اقتصاد را تشکیل می‌دهد به همین دلیل، پیش‌بینی قیمت سهام برای سرمایه‌گذاران اهمیت خاصی دارد. سرمایه‌گذاری در بازار سرمایه مستلزم تصمیم‌گیری و نیازمند دستیابی به اطلاعاتی درخصوص آینده بازار سهام است. درصورتی که بتوان روند آتی بازار سهام را با روش‌های مناسب پیش‌بینی نمود، سرمایه‌گذار می‌تواند بازدۀ حاصل از سرمایه‌گذاری خود را بیشینه سازد. در ادبیات مالی- اقتصادی از روش‌های گوناگونی برای پیش‌بینی بازدهی سرمایه گذاری استفاده می‌شود: تحلیل تکنیکال[۱]، تحلیل بنیادی[۲]، پیش‌بینی سری‌های زمانی کلاسیک[۳] و روش‌های هوشمند[۴]. در تحلیل های مبتنی بر تحلیل‌گران تکنیکال سعی می‌شود از طریق دنبال‌کردن الگوهای موجود و استفاده از اطلاعات گذشتۀ مربوط به بازار، بازدهی دارایی های مالی را پیش‌بینی کنند. این گروه معتقدند محاسبۀ ارزش ذاتی سهام باید بر اساس الگوی تاریخی رفتار قیمت سهام و اطلاعات مالی انجام گیرد. تحلیل‌گران بنیادی، رفتار قیمت سهام را دارای حرکت تصادفی دانسته و با توجه به ارزش واقعی و ذاتی سهام اقدام به پیش‌بینی می‌نمایند. روش سری زمانی با تحلیل اطلاعات و داده‌های گذشته و با استفاده از ترکیب خطی بوجود آمده، ارزش آتی سری زمانی را تخمین می‌زند. در پیش‌بینی مبتنی بر روش‌های کلاسیک، فرض بر آن است که مقادیر آیندۀ قیمت، سیر خطی مقادیر گذشته را می‌پیماید. این روش در علم اقتصاد به رگرسیون ساده و چند متغیره شهرت دارد. روش‌های هوشمند، الگوهای خطی و غیرخطی موجود در داده‌های مربوط به بازار را دنبال می‌کند تا بدین وسیله فرایند ایجاد آن‌ها را حدس بزند. بر این اساس، در طول سال‌های پیش الگوریتم‌ها و نرم‌افزارهای زیادی با پیچیدگی‌ها و ساختارهای متفاوت برای این منظور پیشنهاد شده است.

در این میان الگوریتم‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی[۵]، با توجه به ویژگی‌های منحصر به فرد آن به عنوان ابزاری قدرتمند برای پیش‌بینی و آنالیز داده‌های بازار سهام مورد توجه قرار گرفت و بسیاری از پژوهشگران از مدل‌های شبکه عصبی به عنوان پیش بینی استفاده می‌کنند. چندین سال است که از روش شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی بازار سهام استفاده می‌شود. روش مذکور نسبت به سایر روش‌ها رضایت‌بخش بوده است اما در عین حال دارای برخی نقاط ضعف است. تعیین یک مجموعۀ بهینه از متغیرهای ورودی، یکی از مشکلات اصلی در ساختار شبکه عصبی مصنوعی است زیرا انتخاب متغیرهای ورودی به طور مستقیم بر دقت پیش‌بینی اثرگذار است.یکی دیگر از اشکالات شبکه عصبی مصنوعی نبود روشی منحصر به فرد برای تعیین تعداد نرون‌ها[۶] در لایه پنهان است، بنابراین پژوهشگران به صورت تجربی و آزمون و خطا این تعداد را مشخص می‌کنند. جهت رفع این نقیصه، در پژوهش حاضر همانند گوچن و همکاران (۲۰۱۶) از دو روش

www.SID.ir

Archive of SID

هیبریدی[۷] برای انتخاب متغیرهای ورودی بهینه و تعداد بهینه نرون‌های لایه پنهان استفاده می‌شود. روش‌های هیبریدی مورد نظر ماحصل ترکیب شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم ژنتیک و جستجوی هارمونی است. الگوریتم ژنتیک[۸] و جستجوی هارمونی[۹] به عنوان ابزارهایی برای بهبود پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی به‌کار می‌رود. در این پژوهش با استفاده از نماگرهای تکنیکال[۱۰] بازار سهام ایران و مدل‌های شبکه عصبی هیبریدی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک[۱۱] و شبکه عصبی مصنوعی مبتنی بر جستجوی هارمونی[۱۲] به پیش‌بینی شاخص قیمت سهام پرداخته می‌شود. با استفاده از این دو مدل مربوط‌ترین (بهینه‌ترین) متغیرهای ورودی (نماگرهای تکنیکال) تعیین می‌گردد. علاوه بر این، به صورت هم‌زمان مناسب‌ترین تعداد نرون در لایه پنهانی شبکه عصبی مصنوعی به دست می‌آید. سپس دو مدل هیبریدی مذکور با مدل شبکه عصبی عادی و نیز با یکدیگر از حیث معیارهای خطای آماری مقایسه شده و مدل حائز بالاترین دقت پیش‌بینی مشخص می‌شود. بهبود پیش‌بینی باعث می‌شود ریسک سرمایه‌گذاران کاهش یافته و سرمایه‌گذاران به سرمایه‌گذاری بیشتری گرایش یابند. در این پژوهش برای نخستین بار در بورس اوراق بهادار تهران از جستجوی هارمونی برای انتخاب متغیرهای ورودی بهینه و تعداد بهینه نرون‌های لایه پنهان شبکه عصبی مصنوعی و از الگوریتم ژنتیک برای تعیین تعداد نرون‌های بهینه لایه پنهان شبکه عصبی مصنوعی استفاده می‌گردد. در پژوهش‌های پیشین از الگوریتم ژنتیک صرفاً برای انتخاب بهینه ویژگی‌ها (متغیرها) و همچنین تعیین وزن بهینه مدل‌های ترکیبی و شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است.

۲- مبانی نظری و پیشینهٔ پژوهش

کاربرد شبکه‌های عصبی در اقتصاد از اواخر دهه ۸۰ با مطالعه وایت (۱۹۸۸) در بازارهای مالی و پیش‌بینی قیمت سهام شرکت IBM آغاز شد. هوانگ، یانگ و چوانگ (۲۰۰۸) برای پیش‌بینی روند بازار سهام از روش‌های پوششی برای انتخاب متغیر مدل و ترکیبی از روش‌های هوش مصنوعی برای طبقه‌بندی مدل استفاده کردند. آن‌ها از روش پوششی برای انتخاب زیرمجموعه بهینه متغیرهای مدل استفاده کردند که متشکل از ۲۳ نماگر تکنیکال می‌باشد. آن‌ها با استفاده از یک طرح انتخاب متغیر پیشنهادی که ترکیب الگوریتم‌های طبقه‌بندی رایج می‌باشد، جهت تغییرات روزانه شاخص بازار سهام کره و تایوان را پیش‌بینی کردند. بدین‌گونه که اگر شاخص روز بعد نسبت به روز قبل با افزایش مواجه بود، با "۱" و در صورت کاهش با "۱-" مشخص می‌شد. نمونه پژوهش شامل ۳۶۵ روز معاملاتی بود که ۲۹۴ مشاهده برای آموزش مدل و ۷۱ مشاهده برای آزمون استفاده گردید[۱۳]. نتایج حاصله نشان می‌دهد رویکرد پوششی می‌تواند عملکرد بهتری نسبت

www.SID.ir

Archive of SID

به فیلترهای معمول داشته باشد. وانگ و همکاران (۲۰۱۲) با استفاده از مدل هموارسازی نمایی، خودتوضیح میانگین متحرک انباشته، شبکه عصبی و مدل ترکیبی پیشنهادی به پیش‌بینی شاخص بورس شانگهای و شاخص داو جونز پرداختند. مدل پیشنهادی آن‌ها ترکیبی از وزن‌های بهینهٔ مدل هموارسازی نمایی، خودتوضیح میانگین متحرک انباشته و شبکه عصبی می‌باشد که وزن‌های بهینه از طریق الگوریتم ژنتیک بدست آمده است. ایشان از معیارهای میانگین قدر مطلق خطا (MAE)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و میانگین قدر مطلق درصد خطا (MAPE) برای ارزیابی عملکرد مدل‌های مذکور استفاده کرده و نشان می‌دهند مدل ترکیبی در مقایسه با مدل هموارسازی نمایی، خودتوضیح میانگین متحرک انباشته و شبکه عصبی از عملکرد بهتری برخوردار است. لابویسیر، فرناندز و لاگ (۲۰۱۵) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به پیش‌بینی بیشترین و کمترین قیمت روزانهٔ سهام شرکت‌های توزیع برق برزیل پرداختند. در این پژوهش از تجزیه و تحلیل همبستگی برای انتخاب متغیرهای ورودی استفاده شده است. ساختارهای متفاوت شبکه عصبی مصنوعی به صورت تجربی (آزمون و خطا) مورد بررسی قرار گرفته و مشخص گردید شبکه عصبی مصنوعی با یک لایهٔ پنهان و پنج نرون در لایهٔ پنهان قادر است بهترین پیش‌بینی را ارائه کند. گوچن و همکاران (۲۰۱۶) با استفاده از نماگرهای تحلیل تکنیکال و شبکه عصبی مصنوعی هیبریدی مبتنی بر الگوریتم‌های ژنتیک و جستجوی هارمونی به پیش‌بینی شاخص قیمت در بازار سهام ترکیه پرداختند. نتایج حاصله نشان می‌دهد خطای پیش‌بینی مدل‌های هیبریدی فراابتکاری از شبکه عصبی مصنوعی پایین‌تر است. آن‌ها با مقایسه معیارهای خطای مدل شبکه عصبی هیبریدی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی هیبریدی مبتنی بر جستجوی هارمونی دریافتند خطای مدل هیبریدی مبتنی بر جستجوی هارمونی از مدل هیبریدی مبتنی بر الگوریتم ژتنیک پایین‌تر است.

علوی (۱۳۸۵) بدلیل ماهیت غیرخطی رفتار قیمت سهام، از مدل‌های غیرخطی شاخه‌های هوش مصنوعی شامل الگوریتم ژنتیک، شبکه عصبی فازی و شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی قیمت سهام استفاده می‌کند. وی با ترکیب تحلیل تکنیکی و هوش مصنوعی به پیش‌بینی می‌پردازد. ورودی مدل شامل نماگرهای تکنیکی است که به دلیل تعداد زیاد، هشت نماگر ویلیام، نماگر (MFI)، اسیلاتور قیمت، میانگین متحرک همگرایی/ واگرایی (MACD)، قدرت نسبی (RSI)، نرخ تغییر (ROC)، میانگین متحرک و اسیلاتور تصادفی مورد استفاده قرار می‌گیرد. نتایج حاصل از مدل‌ها بر اساس اطلاعات ۳۰ شرکت، نشان می‌دهد در حالت قبل از کسر هزینه‌های معاملاتی بین روش‌های مورد آزمون تفاوت معناداری وجود نداشته اما در صورت اجتناب هزینه‌های معاملاتی، میانگین بازده روش شبکه عصبی مصنوعی با روش تحلیل تکنیکی با یکدیگر برابر بوده و نسبت به

www.SID.ir

Archive of SID

دو روش دیگر یعنی الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی فازی ارجح است. منجمی، ابزری و رعیتی شوازی (۱۳۸۸) به پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از شبکهٔ عصبی فازی، الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی به صورت منفرد پرداختند. نتایج حاصله نشان می‌دهد مدل ترکیبی شبکه‌های عصبی فازی و الگوریتم ژنتیک پیش‌بینی مناسب‌تری داشته و نسبت به شبکهٔ عصبی منفرد از توان تقریب قوی‌تری جهت پیش‌بینی قیمت سهام برخوردار است. استیری (۱۳۹۲) برای پیش‌بینی شاخص بورس اوراق بهادار تهران و به منظور شناسایی الگوهای خطی و غیرخطی سری زمانی شاخص از مدل‌های خطی هموارسازی نمایی، خودتوضیح میانگین متحرک انباشته (ARIMA) و مدل غیرخطی شبکه عصبی مصنوعی استفاده می‌کند. وی روش الگوریتم ژنتیک را به عنوان روش تکاملی بهینه‌سازی برای تعیین اوزان بهینهٔ هریک از سه روش مذکور به کار می‌گیرد. پیش‌بینی حاصل از مدل‌های هموارسازی نمایی، خودتوضیح میانگین متحرک انباشته (ARIMA) و شبکه عصبی مصنوعی در مرحله اول با وزن برابر و سپس با اوزان بهینه حاصل از الگوریتم ژنتیک ترکیب می‌شود. نتایج به دست آمده حاکی از برتری توان پیش‌بینی مدل ترکیبی نسبت به هر یک از روش‌ها است.

۳- جامعه و نمونه آماری

جامعه آماری پژوهش شامل بورس اوراق بهادار تهران است. با عنایت به این‌که پیش‌بینی شاخص قیمت موضوع پژوهش حاضر است لذا نمونه آماری شامل کل جامعه مورد نظر طی ۱۳۹۱/۱۰/۱ الی ۱۳۹۴/۹/۳۰ است.

داده‌های پژوهش شامل مقادیر روزانه شاخص قیمت بورس اوراق بهادار تهران (TEPIX[۱۴])، داده‌های قیمت سهام شامل قیمت ابتدایی، پایین‌ترین قیمت، بالاترین قیمت، قیمت پایانی و حجم معامله از سایت رسمی‌بورس اوراق بهادار تهران و نرم‌افزار TSE Client گردآوری می‌شود.

۴- اندازه‌گیری متغیرها

متغیرهای پژوهش حاضر به شرح جدول ۱ اندازه‌گیری می‌گردد.

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۱- نماگرهای تحلیل تکنیکال

توصیف نماگر	روش اندازه‌گیری نماگر
تفاوت قیمت پایانی امروز و دیروز	$Diff= Close_{today} - Close_{yesterday}$
قیمت پایانی قبلی	$Close$
بالاترین قیمت قبلی	$High$
پایین‌ترین قیمت قبلی	Low
قیمت ابتدایی قبلی	$Open$
میانگین متحرک قیمت پایانی ۵روز	$SMA(5) = \frac{(Close_1 + Close_2 + \cdots + Close_5)}{5}$
میانگین متحرک قیمت پایانی ۶روز	$SMA(6) = \frac{(Close_1 + Close_2 + \cdots + Close_6)}{6}$
میانگین متحرک قیمت پایانی ۱۰روز	$SMA(10) = \frac{(Close_1 + Close_2 + \cdots + Close_{10})}{10}$
میانگین متحرک قیمت پایانی ۲۰روز	$SMA(20) = \frac{(Close_1 + Close_2 + \cdots + Close_{20})}{20}$
میانگین متحرک نمایی قیمت پایانی ۵ روز	$EMA(5)_{today} = \frac{Close_{today} * K + EMA(5)_{yesterday} * (1 - K)}{5}$ $K = \frac{2}{5+1}, EMA(5)_0 = SMA(5)$
میانگین متحرک نمایی قیمت پایانی ۶ روز	$EMA(6)_{today} = \frac{Close_{today} * K + EMA(6)_{yesterday} * (1 - K)}{10}$ $K = \frac{2}{6+1}, EMA(6)_0 = SMA(6)$
میانگین متحرک نمایی قیمت پایانی ۱۰ روز	$EMA(10)_{today} = \frac{Close_{today} * K + EMA(10)_{yesterday} * (1 - K)}{10}$ $K = \frac{2}{10+1}, EMA(5)_0 = SMA(10)$
میانگین متحرک نمایی قیمت پایانی ۲۰ روز	$EMA(20)_{today} = \frac{Close_{today} * K + EMA(20)_{yesterday} * (1 - K)}{20}$ $K = \frac{2}{20+1}, EMA(20)_0 = SMA(20)$
میانگین متحرک مثلثی قیمت پایانی ۵ روزه	$TMA(5) = \frac{(SMA(1) + SMA(2) + \cdots + SMA(5))}{5}$
میانگین متحرک مثلثی قیمت پایانی ۶ روزه	$TMA(6) = \frac{(SMA(1) + SMA(2) + \cdots + SMA(6))}{6}$
میانگین متحرک مثلثی قیمت پایانی ۱۰ روزه	$TMA(10) = \frac{(SMA(1) + SMA(2) + \cdots + SMA(10))}{10}$
میانگین متحرک مثلثی قیمت پایانی ۲۰ روزه	$TMA(20) = \frac{(SMA(1) + SMA(2) + \cdots + SMA(20))}{20}$
نوسان نسبت انباشتگی به پراکندگی	$AccDist = AccDist_{yesterday} + volume^{15} * CLV$ $CLV = \frac{[(Close - Low) - (High - Close)]}{(High - Low)}$
همگرایی/ واگرایی میانگین متحرک قیمت پایانی	$MACD = EMA(12) - EMA(26)$
میانگین متحرک نمایی دوره ۹ تایی از $MACD$	$Signal_{MACD} = EMA(MACD, 9)$ $= MACD_{today} * 0.2 + (Signal_{MACD\,yesterday} * (0.8))$
مومنتوم قیمت ابتدایی	$MOpen = Open_{today} - Open_{yesterday}$

www.SID.ir

Archive of SID

توصیف نماگر	روش اندازه‌گیری نماگر
مومنتوم بالاترین قیمت	$MHigh = High_{today} - High_{yesterday}$
مومنتوم پایین‌ترین قیمت	$MLow = Low_{today} - Low_{yesterday}$
مومنتوم قیمت پایانی	$MClose = Close_{today} - Close_{yesterday}$
شتاب قیمت ابتدایی	$ACCOpen = MOpen_{today} - MOpen_{yesterday}$
شتاب قیمت پایانی	$ACCClose = MClose_{today} - MClose_{yesterday}$
شتاب بالاترین قیمت	$ACCHigh = MHigh_{today} - MHigh_{yesterday}$
شتاب پایین‌ترین قیمت	$ACCLow = MLow_{today} - MLow_{yesterday}$
استوکاستیک سریع *K%*	$Fast\ \%K = [\frac{(Close - Low)}{(High - Low)}] \times 100$
استوکاستیک سریع *D%*	*Fast %D= SMA(Fast %K ,3)*
استوکاستیک کند *K%*	*Slow %K== Fast %D*
استوکاستیک کند *D%*	*Slow %D= SMA (Slow %K,3)*
ویلیام *R%*	$William's\ \%R = \frac{([16]Highest\ High - Close)}{(Highest\ High - [17]Lowest\ Low)}$
شاخص قدرت نسبی	$RSI = 100 - \frac{100}{(1 + RS)}\ ,\ RS = \frac{SMA(U)[18]}{SMA(D)[19]}$
باند میانی بولینگر	$Middle\ Band = SMA(20)$
باند بالایی بولینگر	$Upper\ Band = SMA(20) + dev(20)\ [20] * 2$
باند پایینی بولینگر	$Lower\ Band = SMA(20) - dev(20) * 2$
میانه قیمت	$MP = \frac{(High + Low)}{2}$
نرخ تغییر قیمت	$ROC = \frac{(Close_{todey} - Close_{N\text{روزقبل}})}{Close_{N\text{روزقبل}}}$
قیمت معمول	$Typical\ Price = \frac{(High + Low + Close + Opening)}{4}$
وزن پایانی	$Weighted\ Close = \frac{((Close * 2) + High + Low)}{4}$
نسبت انباشتگی به پراکندگی ویلیامز	$WA/D = CurA/D + WA/D_{yesterday}$ $If\ (Close\ today > Close\ yesterday)\ CurA/D = Close_{today} - TRL$ $If\ (Close\ today \leq Close\ yesterday)\ CurA/D = Close_{today} - TRH$ $TRH = MAX\ (HIGH_{today} \| Close_{yesterday})$ $TRL = MIN\ (LOW_{today} \| Close_{yesterday})$

(ماخذ: یافته‌های پژوهشگر)

www.SID.ir

Archive of SID

۵- روش‌شناسی

پژوهش حاضر با هدف ارزیابی توان پیش‌بینی مدل‌های ترکیبی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک و جستجوی هارمونی با شبکه عصبی معمولی در پی پاسخ به پرسش‌های ذیل است:

- ✓ آیا مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی هیبریدی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک و جستجوی هارمونی نسبت به مدل شبکه عصبی عادی از دقت بالاتری برخوردار است؟
- ✓ آیا مدل شبکه عصبی مصنوعی هیبریدی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک نسبت به مدل شبکه عصبی مصنوعی هیبریدی مبتنی بر جستجوی هارمونی از دقت بالاتری برخوردار است؟

پژوهش حاضر شامل دو بخش اصلی است. اول، محاسبه نماگرهای تکنیکی و انتخاب بهینهٔ آن‌ها توسط الگوریتم ژنتیک و جستجوی هارمونی. دوم، پیش‌بینی شاخص قیمت سهام با استفاده از شبکه عصبی ایجاد شده و مقایسه خطای پیش‌بینی مدل‌ها. برای این منظور، مقادیر روزانه شاخص قیمت بورس اوراق بهادار تهران در بازه زمانی ۱۳۹۱/۱۰/۱ الی ۱۳۹۴/۹/۳۰ به دو قسمت برازش و آزمون تقسیم می‌گردد تا با الگوریتم‌های هوش مصنوعی مورد تحلیل قرار گرفته و شاخص روز بعد را پیش‌بینی نماید. با توجه به اینکه همه مدل‌های این پژوهش از شبکه عصبی مصنوعی استفاده می‌کند، همانند گوچن و همکاران (۲۰۱۶) برای دوره برازش از ۷۰ درصد و برای آموزش از ۱۵ درصد مشاهدات استفاده می‌شود. ۱۵ درصد باقیمانده مشاهدات نیز جهت تایید و اعتبارسنجی مدل استفاده می‌گردد. مدل‌ها با ۹ معیار خطای پیش‌بینی مقایسه می‌گردد.

نهاده ورودی مدل‌ها مشتمل بر ۴۲ نماگر تکنیکال است. با استفاده از الگوریتم ژنتیک و الگوریتم جستجوی هارمونی از بین ۴۲ متغیر ورودی بهترین متغیرها انتخاب شده و با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، شاخص قیمت روز بعد پیش‌بینی می‌گردد. متغیرهای مذکور برای آن‌که بتواند به عنوان ورودی مدل‌ها منظور گردد مستلزم نرمال شدن بین ۰ تا ۱ است. تاثیر متغیرهای با مقادیر بزرگ بر تابع خطا ممکن است بزرگ‌تر از متغیرهای با مقادیر کوچک باشد، در صورتی که این امر لزوماً مفهوم نسبی متغیرها را در طراحی پیش‌بینی‌کننده انعکاس نمی‌دهد. این مساله با نرمال کردن متغیرها مرتفع می‌شود بطوری‌که مقادیر آن در محدوده مشابهی قرار می‌گیرد. برای اینکه داده‌های ورودی در یک محدوده قرار گیرد، با استفاده از یک رابطه خطی داده‌ها در فاصله صفر و یک قرار می‌گیرد بطوری‌که بزرگترین مقدار عددی برابر یک و کوچکترین آن معادل صفر است (عاملی و رمضانی، ۱۳۹۴). نرمال کردن داده‌های ورودی با استفاده از نرم‌افزار متلب و بر اساس رابطه (۱) انجام می‌شود.

www.SID.ir

Archive of SID

$$\tilde{S}_i = \frac{(S_i - S_{min})}{S_{max} - S_{min}}, \quad i = 1,...,663 \qquad (۱)$$

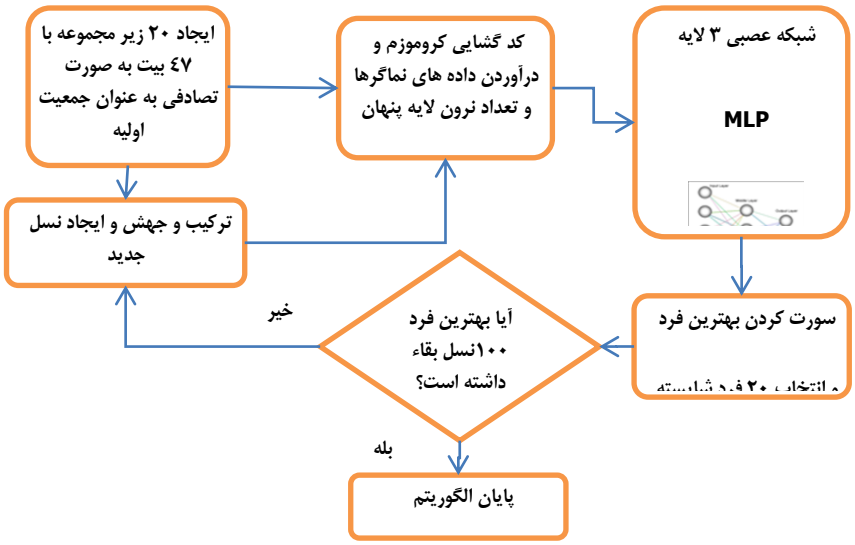
مدل شبکه عصبی عادی: در ابتدا مدل شبکه عصبی مصنوعی عادی بدون استفاده از الگوریتم‌های انتخاب متغیر طراحی گردیده و در ادامه به ترکیب الگوریتم‌های انتخاب ویژگی (متغیر) و شبکه عصبی مصنوعی پرداخته می‌شود. در این پژوهش همانند گوچن و همکاران (۲۰۱۶) از مدل شبکه عصبی پیش‌خور پرسپترون[۲۱] سه لایه با دو لایه ورودی و خروجی و یک لایه پنهان استفاده می‌گردد. لایه ورودی شامل ۴۲ متغیر ورودی است، یعنی ۴۲ نرون در لایه ورودی شبکه عصبی وجود دارد. لایه خروجی نیز از آنجا که شامل یک متغیر است، دارای یک نرون می‌باشد. تعیین تعداد نرون‌های لایه پنهان، توان شبکه در تشخیص پیچیدگی‌های مدل را افزایش می‌دهد. اگر تعداد نرون‌های لایه پنهان بیش از اندازه زیاد شود، شبکه به‌جای یادگیری حفظ می‌کند. بنابراین یکی از مهم‌ترین و حساس‌ترین بخش‌ها در مدل‌سازی شبکه عصبی، انتخاب تعداد نرون‌ها در لایه پنهان شبکه می‌باشد. در این پژوهش نرون‌های لایه پنهان مدل شبکه عصبی عادی از طریق آزمون و خطا بدست می‌آید. بدین‌نحو که در لایه پنهان از یک تا ۳۲ نرون مورد بررسی قرار می‌گیرد و تعداد نرون‌هایی که بهترین عملکرد را ارائه کند، بعنوان مدل اصلی شبکه عصبی انتخاب می‌گردد. برای آموزش مدل از الگوریتم پس‌انتشار خطا[۲۲] استفاده می‌شود. الگوریتم کمینه‌سازی[۲۳] مورد استفاده در یادگیری شبکه، الگوریتم لونبرگ-مارکوات[۲۴] می‌باشد، که برای پیدا کردن نقطه مینیمم خطا از آن استفاده می‌شود (حقیقت منفرد، علی نژاد و متقالچی، ۱۳۹۱). تعداد تکرار آموزش ۱۰۰۰ و نرخ آموزش در ابتدا ۰/۰۱ فرض خواهد شد که با تکرار آموزش به صورت نزولی تا ۰/۰۰۱ کاهش خواهد یافت تا نتایج دقیق‌تری بدست آید. تابع خروجی لایه پنهان، تانژانت سیگموئیت[۲۵] و تابع آستانه‌گذاری لایه خروجی، تابع خطی ساده[۲۶] منظور می‌شود.

مدل هیبریدی الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی: در این مدل از الگوریتم ژنتیک به عنوان تعیین‌کننده متغیرهای ورودی و از شبکه عصبی مصنوعی به عنوان تابع ارزیابی استفاده می‌شود. کدینگ استفاده شده در این مدل از نوع باینری[۲۷] می‌باشد. کروموزم مورد استفاده از ۴۷ بیت تشکیل شده که ۴۲ بیت آن نمایانگر وجود یا عدم وجود متغیر (نماگر تکنیکال) می‌باشد. در صورتی که بیت "۰" باشد، نشانه عدم وجود و در صورتی که "۱" باشد، نشانه وجود متغیر و تشکیل نرون در لایه ورودی است. ۵ بیت دیگر کروموزوم معادل مقدار ۱ تا ۳۲ می‌باشد ($۲^۵=۳۲$) که نشان‌دهنده تعداد نرون‌های لایه پنهان شبکه عصبی است. اندازه جمعیت الگوریتم ژنتیک ۲۰ عدد است که هر کدام یک کروموزوم با زیرمجموعه‌ای از ویژگی‌ها (نماگر تکنیکال و تعداد

www.SID.ir

Archive of SID

نرون‌های لایه پنهان) را در بر می‌گیرد. جمعیت اولیه بصورت تصادفی تولید می‌گردد. تابع ارزیابی شایستگی در این مدل، همان شبکه عصبی مصنوعی است که ورودی آن نماگرهای انتخاب شده و تعداد نرون لایه پنهان و خروجی آن میزان خطای پیش‌بینی MSE[۲۸] می‌باشد. کمترین مقدار MSE در بین مجموعه می‌تواند بهترین جواب برای پیش‌بینی شاخص قیمت روز بعد باشد. برای افزایش سرعت آموزش الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی، تعداد تکرار آموزش (اپوک) معادل ۱۰۰ منظور می‌گردد. در دوره برازش از ۷۰ درصد مشاهدات متغیرهای انتخاب شده توسط الگوریتم ژنتیک، برای آموزش شبکه عصبی مصنوعی استفاده می‌گردد. ۳۰ درصد دیگر برای آزمون و اعتبارسنجی استفاده می‌شود. نرخ آموزش در ابتدا ۰/۰۱ فرض خواهد شد که با تکرار آموزش به صورت نزولی تا ۰/۰۰۱ کاهش خواهد یافت تا نتایج دقیق‌تری بدست آید. آخرین زیرمجموعه بدست آمده با الگوریتم ژنتیک (که بهینه می‌باشد) دوباره با یک شبکه عصبی با تعداد تکرار آموزش بیشتر (۱۰۰۰ اپوک) آموزش داده می‌شود.



شکل ۱: فلوچارت مدل پیش‌بینی هیبریدی الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی

همانند گوچن و همکاران (۲۰۱۶) برای انتخاب والدین از چرخ رولت استفاده می‌گردد و درصد ترکیب[۲۹] برابر ۸۰ درصد می‌باشد. برای ترکیب از ترکیب تک نقطه‌ای استفاده می‌گردد و برای همه آن‌ها تابع ارزیابی اجرا می‌شود. برای جهش[۳۰] کروموزوم‌ها از جهش باینری استفاده می‌شود و درصد

www.SID.ir

Archive of SID

جهش ۲۰ درصد است. از میان ۲۰ فرد والد و ۲۰ فرد فرزند (۱۶ فرد حاصل ترکیب تک نقطه‌ای و ۴ فرد حاصل جهش باینری می‌باشد)، ۲۰ فرد شایسته به عنوان نسل جدید انتخاب می‌شود. نسل‌های جدید با تکرار روش بالا ادامه می‌یابد تا شرایط خاتمه یافته‌گی ایجاد گردد. یکی از شرایط خاتمه‌یافتگی آن است که شایسته‌ترین فرد در ۱۰۰ نسل تکرار گردد. اگر این شرط برقرار نشود، شرط حداکثر نسل بررسی می‌شود. حداکثر تعداد تولید نسل در این پژوهش برابر ۲۰۰۰ نسل است[۳۱].

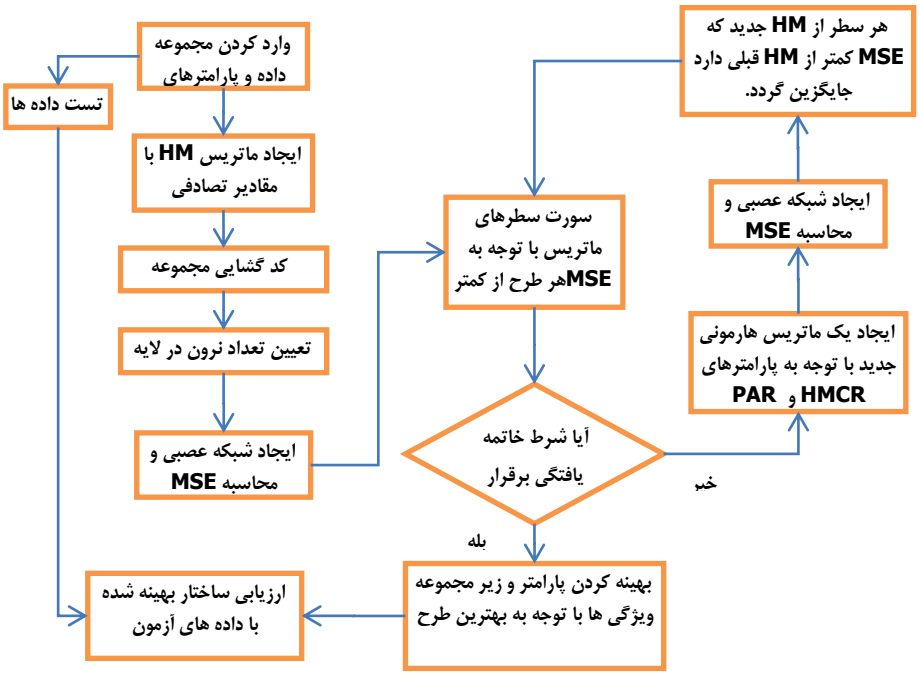
مدل هیبریدی الگوریتم هارمونی و شبکه عصبی مصنوعی: در این مدل از الگوریتم هارمونی به عنوان تعیین‌کننده متغیر (ویژگی) و از شبکه عصبی مصنوعی به عنوان تابع ارزیابی استفاده می‌شود. با توجه به این که وزن‌های انتخاب شده برای الگوریتم در هر بار اجرا با وجود متغیرهای ورودی یکسان (راه حل نمونه)، MSE متفاوتی می‌دهد، برای این منظور هر راه‌حل نمونه را برای ۵ مرتبه در شبکه‌عصبی مورد بررسی قرار داده و متوسط MSE محاسبه می‌شود. به حداقل رساندن این خطا توسط جستجوی هارمونی صورت می‌گیرد. جزئیات مربوط به مدل پیشنهادی جستجوی هارمونی و شبکه عصبی در شکل ۲ نشان داده شده است.

در این مدل ۴۳ متغیر وجود دارد که ۴۲ متغیر آن نشانگر وجود/عدم وجود نماگر تکنیکال است (بصورت ۰ یا ۱ نمایش داده می‌شود) و یک متغیر که نشانگر تعداد نرون‌های لایه پنهان است و مقدار آن عدد صحیح در محدوده ۱ تا ۳۲ می‌باشد. علاوه بر این، سایر پارامترهای الگوریتم جستجوی هارمونی نیز بایستی مشخص گردد. این پارامترها عبارتند از حجم حافظه هارمونی[۳۲] (HMS) که برابر ۱۰۰، احتمال انتخاب از حافظه هارمونی[۳۳] (HMCR) که معادل ۰,۹۵، نرخ تنظیم گام[۳۴] یا احتمال تغییر جزئی مقدار انتخاب شده از حافظه هارمونی (PAR) که برابر ۰,۳ و bw[۳۵] برابر ۰,۲ منظور شده است. حافظه جستجوی هارمونی HM[۳۶] با اندازه $HMS \times (N+1)$ را می‌توان با یک ماتریس، به صورت زیر نمایش داد. که در این پژوهش N برابر ۴۳ می‌باشد.

$$HM = \begin{pmatrix} x_1^1 & \cdots & \ldots & x_n^1 & f(x^1) \\ \vdots & \ddots & & \vdots & \\ x_1^{HMS} & \cdots & \ldots & x_n^{HMS} & f(x^{hms}) \end{pmatrix} \qquad (۲)$$

www.SID.ir

Archive of SID

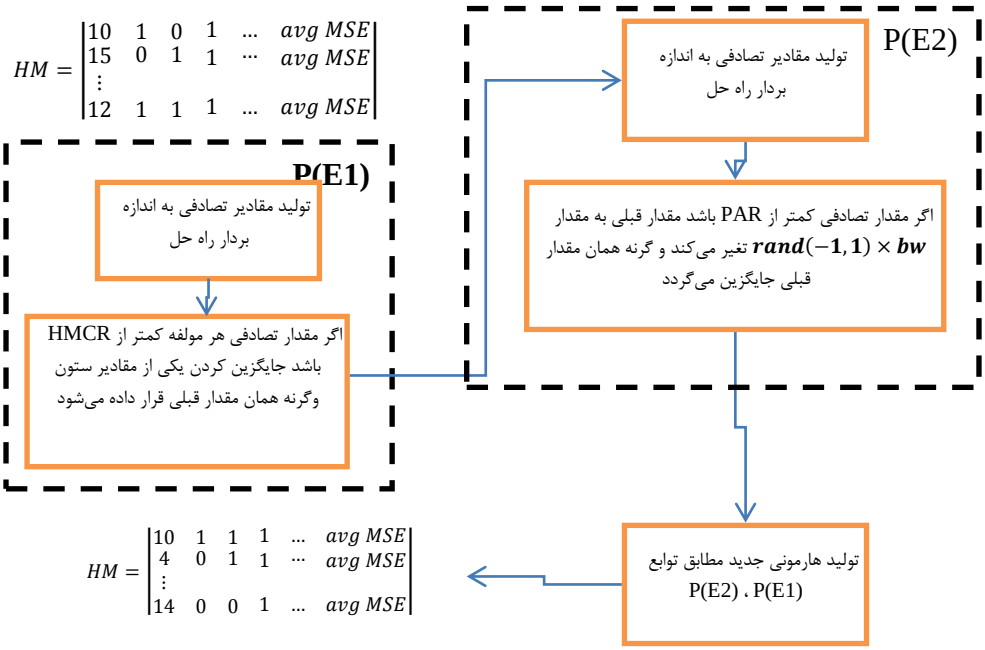


شکل ۲- فلوچارت شبکه های عصبی مصنوعی مبتنی بر سیستم انتخاب متغیر به روش جستجوی هارمونی.

هر سطر ماتریس HM نشان‌دهندهٔ یک راه حل یا به عبارت دیگر، یک روش پیش‌بینی است. مقدار نخست هر سطر، تعداد نرون‌های لایه پنهان را نشان می‌دهد. مقدار دوم تا یکی مانده به آخر سطر، نشانگر آن است که نماگر تکنیکال متناظر انتخاب شده است یا خیر. آخرین مقدار هر ردیف، مقدار تابع هدف آن ردیف را نشان می‌دهد. هارمونی جدید با ماهیت الگوریتم جستجوی هارمونی ساخته می‌شود. به عبارت ساده‌تر، جستجوی هارمونی یک بردار هارمونی جدید $x' = x'_1, x'_2, \dots, x'_N$، با استفاده از قوانین بررسی حافظه[۳۷]، تنظیم گام[۳۸] و انتخاب تصادفی[۳۹] تولید می‌کند. جزئیات تولید ماتریس جدید در شکل ۳ نشان داده می‌شود.

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۳- مفهوم ایجاد هارمونی جدید برای مدل پیش‌بینی پیشنهادی.

پس از انتخاب مقادیر جدید، مقدار تابع هدف برای بردار هارمونی جدید محاسبه می‌شود. اگر این مقدار بهتر از بدترین بردار هارمونی در ماتریس هارمونی باشد، آنگاه در ماتریس قرار گرفته و مقدار بدتر از ماتریس مورد نظر حذف می‌شود. پس از آن، ماتریس حافظه هارمونی به ترتیب صعودی مقدار تابع هدف طبقه‌بندی می‌شود. این روند تا زمانی ادامه می‌یابد که شرایط خاتمه یافتگی ایجاد شود. شرط خاتمه‌یافتگی نخست، عدم تغییر بهترین مقدار تابع هدف برای بیش از ۱۰۰ بار و در صورتی که شرط اول برقرار نگردد، تکرار الگوریتم بیش از ۱۰۰۰ بار است. با خاتمه یافتن الگوریتم، آن ردیف ماتریس که دارای کمترین MSE است، بعنوان بهترین راه حل انتخاب می‌گردد.

معیارهای سنجش خطای پیش‌بینی: برای هر سه مدل مورد نظر، با استفاده از شبکه‌ای که ایجاد می‌شود و با استفاده از نماگرهای تکنیکی روز t-1 به پیش‌بینی شاخص قیمت روز t برای دوره آزمون پرداخته می‌شود. سپس خطای خروجی پیش‌بینی شده و خروجی واقعی با استفاده از معیارهای سنجش خطای آماری محاسبه می‌شود. معیارهای ارزیابی عملکرد پیش‌بینی در جدول ۲ ارائه شده است.

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۲- معیارهای سنجش خطای پیش‌بینی

معیار خطا	فرمول معیار خطا
میانگین قدر مطلق خطا (MAE)	$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\lvert e_i\rvert$
میانگین مجذور خطای پیش‌بینی (MSE)	$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} {e_i}^2$
ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)	$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} {e_i}^2}$
میانگین نسبی قدر مطلق خطا (MARE)	$MARE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left\lvert\frac{e_i}{a_i}\right\rvert$
میانگین مربع خطای نسبی (MSRE)	$MSRE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left\lvert\frac{e_i}{a_i}\right\rvert^2$
ریشه میانگین مربع خطای نسبی (RMSRE)	$RMSRE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left\lvert\frac{e_i}{a_i}\right\rvert^2}$
میانگین قدر مطلق درصد خطا (MAPE)	$MAPE = \frac{100}{n}\sum_{i=1}^{n}\left\lvert\frac{e_i}{a_i}\right\rvert$
میانگین درصد مربع خطا (MSPE)	$MSPE = \frac{100}{n}\sum_{i=1}^{n}\left\lvert\frac{e_i}{a_i}\right\rvert^2$
درصد ریشه میانگین مربع خطا (RMSPE)	$RMSPE = \sqrt{\frac{100}{n}\sum_{i=1}^{n}\left\lvert\frac{e_i}{a_i}\right\rvert^2}$

e_i خطای پیش‌بینی و a_i مقدار واقعی روز iام می‌باشد.

(ماخذ: یافته‌های پژوهشگر)

در نهایت با توجه به مقادیر بدست آمده برای معیارهای خطای هریک از مدل‌های ارائه شده به مقایسه دقت آن‌ها پرداخته می‌شود.

www.SID.ir

Archive of SID

۶- یافته‌ها

هدف اصلی پژوهش مقایسهٔ دقت پیش‌بینی شاخص قیمت بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی هیبریدی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک، شبکه عصبی هیبریدی مبتنی بر جستجوی هارمونی و شبکه عصبی مصنوعی عادی می‌باشد. هریک از مدل‌های مطرح شده به‌صورت جداگانه اجرا می‌گردد. جهت اجرای هر کدام از مدل‌ها از مشاهدات دوره برازش استفاده می‌گردد. معیارهای سنجش خطا به عنوان نتیجه ارزیابی مدل منظور می‌شود. بعد از بدست آوردن ساختار شبکه عصبی و انتخاب متغیرها در هر مدل، معیارهای خطا با استفاده از نتایج ۶۱ مشاهده نهایی فاصله زمانی ۹۴/۷/۱ تا ۹۴/۹/۳۰ محاسبه می‌شود. جزئیات مجموعه داده‌های برازش و آزمون در جدول ۳ ارائه شده است.

جدول ۳- جزئیات داده‌های برازش و آزمون

شرح متغیر	داده‌های برازش	داده‌های آزمون
میانگین شاخص قیمت	۶۵۰۵۰,۰۲	۶۲۳۷۵,۸۶
انحراف معیار شاخص قیمت	۱۳۶۰۲,۷۴	۶۶۶,۲۵
تعداد مشاهدات (روز)	۶۶۳	۶۱
بازه زمانی	۱۳۹۱/۱۰/۱ الی ۱۳۹۴/۶/۳۱	۱۳۹۴/۶/۱ الی ۱۳۹۴/۹/۳۰

(ماخذ: یافته‌های پژوهشگر)

برای اجرای مدل شبکه عصبی مصنوعی از ۴۲ نماگر به عنوان متغیر ورودی استفاده می‌گردد. برای تعیین تعداد نرون‌های لایه پنهان از آزمون و خطا استفاده شده و تعداد نرون‌های لایه پنهان از ۱ تا ۳۲ نرون مورد بررسی قرار می‌گیرد. خروجی هر اجرا، میانگین مجذور خطای (MSE) پیش‌بینی داده‌های برازش می‌باشد. با توجه به اینکه در هر بار اجرای شبکه عصبی نتایج متفاوتی ایجاد می‌گردد، در این پژوهش هر حالت ۵ بار اجرا گردیده و میانگین MSE برای هر حالت محاسبه می‌گردد. نتایج حاصله نشان می‌دهد کمترین MSE با ۱۹ نرون در لایه پنهان حاصل می‌شود. سپس مدل شبکه عصبی بدست آمده برای پیش‌بینی شاخص ۶۱ روز آتی مورد استفاده قرار می‌گیرد. به این صورت که برای پیش‌بینی شاخص قیمت روز t از داده‌های نماگرهای تکنیکال روز t-1 استفاده شده و در نهایت ۹ معیار خطای پیش‌بینی آن محاسبه می‌گردد.

با توجه به نتایج حاصل از اجرای مدل شبکه عصبی هیبریدی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک در نرم افزار متلب، کروموزوم برتر با ۲۰ نماگر و ۲۲ نرون برای لایه پنهان به صورت بهینه بدست می‌آید.

www.SID.ir

Archive of SID

اجرای مدل شبکه عصبی مصنوعی هیبریدی مبتنی بر الگوریتم هارمونی نیز پس از تامین شرط خاتمه یافتگی منجر به ایجاد طرح بهینه با ۱۴ نماگر و ۹ نرون در لایه پنهان می‌گردد. بر اساس نتایج حاصل از هر دو مدل، مجدداً الگوریتم شبکه عصبی با پارامترهای دقیق‌تر اجرا شده و وزن‌های بهینه شبکه عصبی بدست می‌آید. سپس پیش‌بینی داده‌های دوره برازش و دوره آزمون توسط شبکه عصبی بهینه صورت می‌گیرد. در نهایت ۹ معیار خطا برای سنجش میزان دقت پیش‌بینی محاسبه گردید.

مشخصات مدل‌های شبکه عصبی هیبریدی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک، شبکه عصبی هیبریدی مبتنی بر جستجوی هارمونی و شبکه عصبی عادی در جدول ۴ ارائه شده است.

جدول ۴- مقایسه مشخصات مدل‌های شبکه عصبی هیبریدی مبتنی بر جستجوی هارمونی، شبکه عصبی هیبریدی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی عادی

پارامترها	شبکه عصبی هیبریدی مبتنی بر جستجوی هارمونی	شبکه عصبی هیبریدی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک	شبکه عصبی عادی
تعداد نرون‌های لایه ورودی	۱۴	۲۰	۴۲
تعداد نرون‌های لایه پنهان	۹	۲۲	۱۹

(ماخذ: یافته‌های پژوهشگر)

همان‌گونه که در جدول ۴ ملاحظه می‌شود، در مدل شبکه عصبی مصنوعی از کل ۴۲ نماگر به عنوان متغیر ورودی استفاده گردیده اما در مدل شبکه عصبی مصنوعی هیبریدی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک تعداد متغیرهای ورودی به یک زیرمجموعه بهینه ۲۰ واحدی و در شبکه عصبی مصنوعی هیبریدی مبتنی بر الگوریتم هارمونی به زیرمجموعه بهینه ۱۴ واحدی کاهش یافته است. همچنین تعداد نرون در لایه پنهان شبکه عصبی مصنوعی بر اساس آزمون و خطا برابر ۱۹، در شبکه عصبی هیبریدی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک معادل ۲۲ و در شبکه عصبی مصنوعی هیبریدی مبتنی بر الگوریتم هارمونی برابر ۹ حاصل گردید.

نتایج حاصل از ارزیابی توان پیش‌بینی مدل‌های شبکه عصبی هیبریدی مبتنی بر جستجوی هارمونی، شبکه عصبی هیبریدی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی عادی از طریق محاسبه ۹ معیار خطای پیش‌بینی مدل در جدول ۵ ملاحظه می‌گردد.

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۵- مقایسه معیارهای خطا سه مدل مطرح شده

معیار خطا	دوره برازش شبکه عصبی مصنوعی عادی	دوره برازش شبکه عصبی هیبریدی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک	دوره برازش شبکه عصبی هیبریدی مبتنی بر جستجوی هارمونی	دوره آزمون شبکه عصبی مصنوعی عادی	دوره آزمون شبکه عصبی هیبریدی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک	دوره آزمون شبکه عصبی هیبریدی مبتنی بر جستجوی هارمونی
میانگین قدرمطلق خطا (*MAE*)	۲۸۷/۹۳	۳۲۲/۷۰	۳۵۹/۷۵	۳۱۶/۱۴	۲۲۱/۰۹۷	۱۱۶/۵۱
میانگین مجذور خطای پیش‌بینی (*MSE*)	۸۹۹۱۶۸/۳۳	۲۱۱۳۸۴/۵	۲۵۵۳۲۸/۶	۱۴۳۸۹۶,۱۱	۷۵۵۳۳/۵۱	۲۵۰۳۴/۷۲
ریشه میانگین مربعات خطا (*RMSE*)	۴۱۱/۰۹۴	۴۵۹/۷۷	۵۰۵/۳۰	۳۷۹/۳۴	۲۷۴/۸۳	۱۵۸/۲۲
میانگین نسبی قدرمطلق خطا (*MARE*)	۰/۰۰۴۵۷	۰/۰۰۵۲	۰/۰۰۵۷	۰/۰۰۵۰۷	۰/۰۰۳۵	۰/۰۰۱۹
میانگین مربع خطای نسبی (*MSRE*)	$۴/۳\times۱۰^{-۵}$	$۵/۶۳\times۱۰^{-۵}$	$۶/۵۲\times۱۰^{-۵}$	$۵/۶۳\times۱۰^{-۵}$	$۱/۹۲\times۱۰^{-۵}$	$۶/۴۳\times۱۰^{-۵}$
ریشه میانگین مربع خطای نسبی (*RMSRE*)	$۶/۵۶\times۱۰^{-۳}$	$۷/۵\times۱۰^{-۳}$	$۸/۰۷\times۱۰^{-۳}$	$۶/۰۷\times۱۰^{-۳}$	$۴/۳۹\times۱۰^{-۳}$	$۲/۵۴\times۱۰^{-۳}$
میانگین قدرمطلق درصد خطا (*MAPE*)	۰/۴۵۷	۰/۵۲۰	۰/۵۷۴	۰/۵۰۷	۰/۳۵۴	۰/۱۸۷
میانگین درصد مربع خطا (*MSPE*)	$۴/۳\times۱۰^{-۳}$	$۵/۶۳\times۱۰^{-۳}$	$۶/۵۲\times۱۰^{-۳}$	$۳/۶۹\times۱۰^{-۳}$	$۱/۹۳\times۱۰^{-۳}$	$۰/۶۴\times۱۰^{-۳}$
درصد ریشه میانگین مربع خطا (*RMSPE*)	۰/۰۶۵۸	۰/۰۷۵	۰/۰۸۰۷	۰/۰۶۰۷	۰/۰۴۳۹	۰/۰۲۳۴

(ماخذ: یافته‌های پژوهشگر)

در جدول ۵ ملاحظه می‌گردد مدل شبکه عصبی هیبریدی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک و جستجوی هارمونی به ترتیب با میانگین قدرمطلق درصد خطای (MAPE)[۴۰] برابر ۰/۳۵۴ و ۰/۱۸۷ در دوره آزمون حائز خطای پیش‌بینی پایین‌تری نسبت به شبکه عصبی (۰/۵۰۷) است. این بدان مفهوم است که دقت پیش‌بینی مدل‌های مذکور بالاتر از شبکه عصبی عادی است (سوال اول تحقیق). همچنین همه توابع خطای پیش‌بینی مدل هیبریدی مبتنی بر الگوریتم هارمونی در دوره آزمون پایین‌تر از شبکه هیبریدی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک است. بدین مفهوم که دقت پیش‌بینی شبکه عصبی هیبریدی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک پایین‌تر از شبکه عصبی هیبریدی مبتنی بر جستجوی هارمونی است (سوال دوم تحقیق).

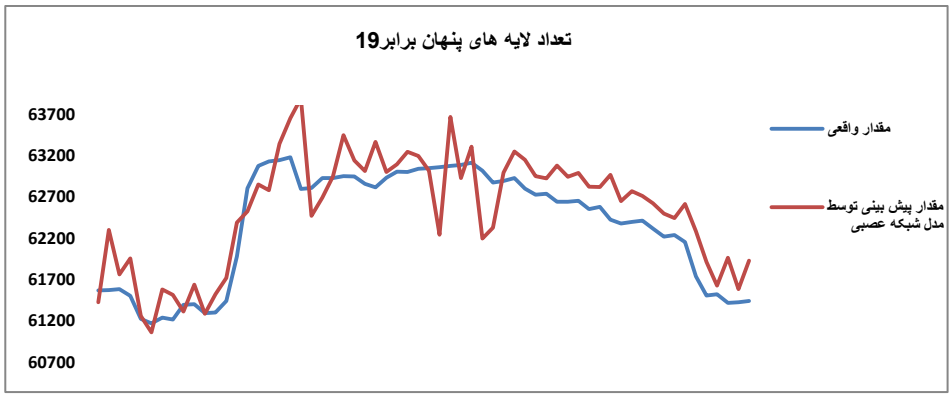
یافته دیگری که در جدول ۵ ملاحظه می‌گردد آن است که مقدار توابع خطای پیش‌بینی مدل هیبریدی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک در دوره برازش از همتای مبتنی بر الگوریتم هارمونی خود پایین‌تر است اما در دوره آزمون این رابطه معکوس شده و مقدار خطای شبکه عصبی هیبریدی مبتنی بر الگوریتم هارمونی پایین‌تر است. به نحوی‌که در دوره برازش MAPE مدل هیبریدی

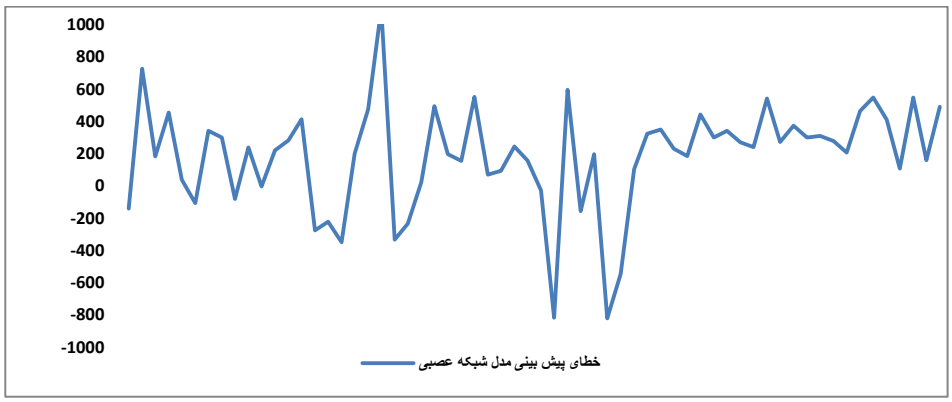
www.SID.ir

Archive of SID

مبتنی بر الگوریتم ژنتیک و جستجوی هارمونی به ترتیب برابر ۰/۵۲۰ و ۰/۵۷۴ است در حالی‌که خطای پیش‌بینی مورد نظر در دوره آزمون برابر ۰/۳۵۴ و ۰/۱۸۷ است. این بدان مفهوم است که مدل هیبریدی مبتنی بر الگوریتم هارمونی از توان تعمیم بالاتری برخوردار است. خطای پیش‌بینی مدل شبکه عصبی عادی در دوره برازش پایین‌تر از سایر مدل‌ها است اما در دوره آزمون نسبت به هر دو مدل فزونی می‌یابد. یافته اخیر متضمن این واقعیت است که شبکه عصبی عادی داده‌های مجموعه برازش را حفظ می‌کند و به همین دلیل، در دوره برازش حائز پایین‌ترین میزان خطا است اما به دلیل عدم برخورداری از قابلیت تعمیم مناسب، دارای بالاترین خطای دوره آزمون است.

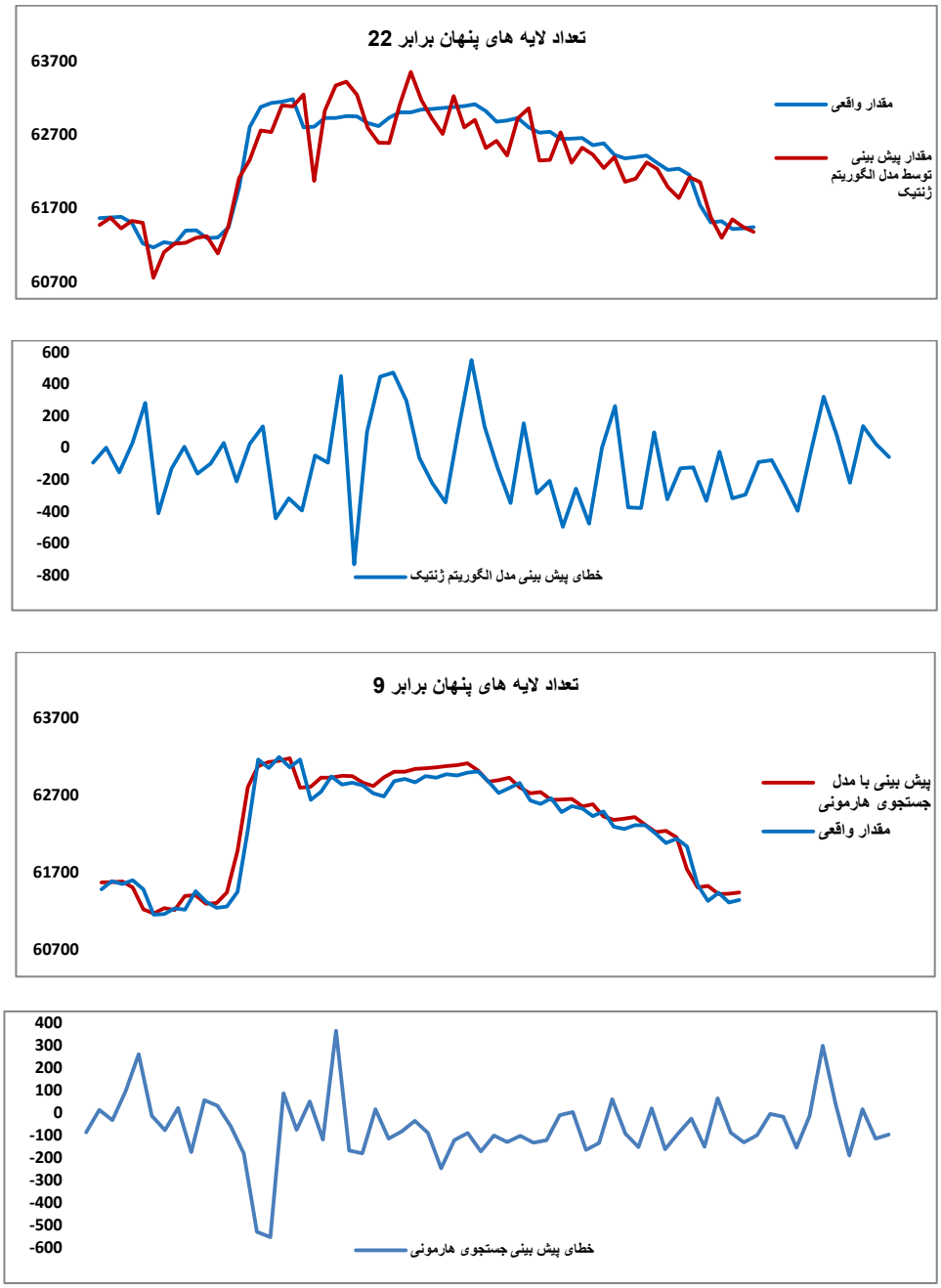
نمودارهای مقایسه شاخص قیمت سهام و پیش‌بینی آن و همچنین خطای پیش‌بینی هر سه مدل در شکل ۴ ارائه شده است.





www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۴- نمودارهای پیش‌بینی شاخص قیمت برای سه مدل ارائه شده در پژوهش

www.SID.ir

Archive of SID

در یک نمودار پیش‌بینی کامل، مقدار خطا باید حدود صفر باشد. بر اساس نمودارهای منعکس در شکل ۴ ملاحظه می‌گردد مدل شبکه عصبی مصنوعی هیبریدی مبتنی بر الگوریتم هارمونی نسبت به دو مدل دیگر به خط صفر نزدیک‌تر بوده و دارای خطای پیش‌بینی پایین‌تری است.

۷- بحث و نتیجه‌گیری

با استفاده از نماگرهای تکنیکال بازار سهام جهت پیش‌بینی شاخص قیمت در بورس اوراق بهادار تهران، دو مدل شبکه عصبی هیبریدی آزمون گردید. شبکه عصبی هیبریدی مورد نظر حاصل ترکیب شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک و همچنین ترکیب شبکه عصبی مصنوعی و جستجوی هارمونی می‌باشد. با استفاده الگوریتم ژنتیک و جستجوی هارمونی متغیرهای ورودی بهینه به دست می‌آید. علاوه بر این، به صورت هم‌زمان مناسب‌ترین تعداد نرون در لایه پنهانی شبکه عصبی مصنوعی نیز از طریق الگوریتم‌های مذکور حاصل می‌گردد. بدین طریق ایرادات اصلی شبکه عصبی مصنوعی در خصوص متغیرهای ورودی و تعداد نرون‌های لایه پنهان تا حدود زیادی مرتفع می‌گردد. با توسعه شبکه عصبی مصنوعی هیبریدی می‌توان ادعا کرد ساختار شبکه عصبی مصنوعی در مرحله اجرا تسهیل می‌گردد زیرا مدل‌های پیشنهادی الگوریتم ژنتیک و جستجوی هارمونی از توان بالایی جهت انتخاب متغیر ورودی و تعیین تعداد نرون لایه پنهان برخوردار است. از بین ۴۲ نماگر تکنیکال از پیش تعیین‌شده، ۲۰ نماگر توسط الگوریتم ژنتیک و ۱۴ نماگر توسط جستجوی هارمونی به عنوان متغیرهای بهینه انتخاب گردید. بدان مفهوم که با استفاده از الگوریتم‌های مورد نظر، تعداد متغیرهای ورودی مدل تقریباً به کمتر از نصف تقلیل می‌یابد. همچنین تعداد نرون‌های شبکه عصبی مصنوعی ۱۹ است که به روش آزمون و خطا حاصل گردید. اما در مدل‌های هیبریدی ذکر شده، تعداد نرون‌های لایه پنهان توسط الگوریتم مورد نظر به صورت بهینه تعیین می‌گردد. تعداد نرون لایه پنهان در مدل‌شبکه عصبی مصنوعی هیبریدی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک ۲۲ و در مدل شبکه عصبی مصنوعی هیبریدی مبتنی بر جستجوی هارمونی ۹ نرون به دست آمد.

شواهد حاصل از پژوهش نشان می‌دهد مدل شبکه عصبی هیبریدی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک و جستجوی هارمونی حائز خطای پیش‌بینی پایین‌تری در دوره آزمون بوده و نسبت به مدل شبکه عصبی عادی از دقت بالاتری برخوردار است و لذا یافته گوچن و همکاران (۲۰۱۶) را تایید می‌کند. شواهد تجربی ارائه شده توسط منجمی، ابزری و رعیتی شوازی (۱۳۸۸)، وانگ و همکاران (۲۰۱۲) و استیری (۱۳۹۲) نیز حاکی از برتری مدل‌های ترکیبی شبکه عصبی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک نسبت به شبکه عصبی عادی و موید نتایج این تحقیق می‌باشد. شواهد حاصل از این پژوهش نشان

www.SID.ir

Archive of SID

می‌دهد همه توابع خطای پیش‌بینی در مدل هیبریدی مبتنی بر الگوریتم هارمونی در دوره آزمون از مدل هیبریدی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک پایین‌تر است. این بدان مفهوم است که دقت پیش‌بینی مدل شبکه عصبی هیبریدی مبتنی بر الگوریتم هارمونی در دوره آزمون بالاتر از مدل شبکه عصبی هیبریدی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک است. این نتیجه مطابق یافته گوچن و همکاران (۲۰۱۶) است.

مدل‌های هیبریدی مطروحه جهت پیش‌بینی شاخص بازار سهام را می‌توان با منظور نمودن چند پارامتر موثر بر ساختار شبکه عصبی توسعه داد. تغییر نوع توابع آموزش و انتقال، استفاده از انواع دیگر الگوریتم جستجوی هارمونی و استفاده از اشکال دیگر در فرایند انتخاب، ترکیب و عملگرهای جهش در الگوریتم ژنتیک از آن جمله است و می‌تواند موضوع پژوهش‌های بیشتر باشد.

www.SID.ir

Archive of SID

۸- فهرست منابع

۱) استیری ، علی .(۱۳۹۲). پیش‌بینی شاخص بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از مدل ترکیبی . پایان نامه کارشناسی ارشد. دانشگاه تهران.

۲) حقیقت منفرد، جلال و علی‌نژاد، محمود احمد و متقالچی،سارا (۱۳۹۱) مقایسه مدل های شبکه عصبی با مدل سری زمانی باکس -جنکینز در پیش بینی شاخص کل قیمت سهام بورس اوراق بهادار تهران، مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، شماره ۱۱، ۱۶-۱

۳) علوی ، جعفر. (۱۳۸۵). ترکیب تحلیل تکنیکی با هوش مصنوعی (هوش محاسباتی) و مقایسه آن با روش تحلیل تکنیکی پیش‌بینی قیمت سهام. پایان نامه کارشناسی ارشد. دانشگاه تهران

۴) عاملی،احمد و رمضانی، ملیحه (۱۳۹۴). "پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از شبکه عصبی فازی مبتنی برالگوریتم ژنتیک و مقایسه با شبکه عصبی فازی"، فصلنامه پژوهشات مدلسازی اقتصادی شماره ۲۲، ۹۱=۶۱.

۵) منجمی،سید امیر حسین ؛ابزری،مهدی ورعیتی شوازی، علیرضا(۱۳۸۸) ،پیش‌بینی قیمت سهام در بازار بورس اوراق بهادار با استفاده از شبکه ی عصبی فازی والگوریتمهای ژنتیک و مقایسه آن با شبکه ی عصبی مصنوعی ،فصلنامه اقتصاد مقداری (بررسیهای اقتصادی سابق)، دوره ۶، شماره۳، ۲۶-۱.

6) Gocüken, M. & Ozcüalõcõ, M. & Boru, A. & Dosdogùru, A. (2016). Integrating Metaheuristics and ArtiÞcial Neural Networks for improved Stock Price Prediction, Expert Systems With Applications, doi: 10.1016/j.eswa.2015.09.029

7) Huang, C. & Yang, D. & Chuang, Y. (2008)."Application of wrapper approach and composite classifier to the stock trend prediction", Expert System with Application, 34, PP. 2870–2878.

8) Laboissiere, L. A. & Fernandes, R. A. S. & Lage, G. G. (2015). Maximum And Minimum Stock Price Forecasting of Brazilian Power Distribution Companies Based on Artificial Neural Networks, Applied Soft Computing, 35, 66–74

9) White, H. (1988). Economic prediction using neural networks: The case of ibm daily stock returns, IEEE International conference on Neural Networks.

10) Wang, J. Z. & Wang, J. J. & Zhang, Z. G. & Guo, S. P. (2012). Forecasting stock indices with Back-Propagation Neural Network, Expert Systems with Applications, Vol. 38:11, pp. 346-355.

www.SID.ir

Archive of SID

یادداشت‌ها

[1]. Technical Analysis
[2]. Fundamental Analysis
[3]. Traditional Time Series
[4]. Machine Learning
[5]. Artificial Neural Network
[6]. Neurons
[7]. Hybrid
[8]. Genetic Algorithm
[9]. Harmony Search
[10]. Technical Indicators

[۱۱]. الگوریتم ژنتیک از طریق شبیه‌سازي فرایندهاي ژنتیک طبیعی می‌کوشد تا مسائل دنیاي واقعی را حل کند. امروزه الگوریتم ژنتیک جاي خود را در میان روش‌هاي بهینه‌سازي حل مسائل پیچیده به خوبی باز کرده است. این الگوریتم از لحاظ محاسباتی ساده اما قدرتمند است و فرضیات محدود کننده در خصوص فضاي جستجو، آن را محدود نمی‌نماید (منجمی، ابزری و رعیتی شوازی، ۱۳۸۸).

[۱۲]. جستجوی هارمونی یک روش جستجوی هوشمندانه است که در حل مسائل بهینه‌سازی استفاده می‌شود. این الگوریتم جزء الگوریتم‌های تکاملی است که با شروع از یک حالت اولیه و با یک روش مرحله‌ای جواب یافته شده را مرحله به مرحله بهبود می‌دهد (گیم ، ۲۰۰۹).

[۱۳]. یعنی حدود ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش مدل و ۲۰ درصد برای آزمون مدل منظور گردید.

[14]. Tehran Exchange Price Index

[۱۵]. حجم معاملات
[۱۶]. بالاترین قیمت ۱۰روز متوالی
[۱۷]. کمترین قیمت ۱۰روز متوالی
[۱۸]. میانگین متحرک ساده سود قیمت پایانی برای N روز گذشته
[۱۹]. میانگین متحرک ساده زیان قیمت پایانی برای N روز گذشته
[۲۰]. dev(20) = انحراف معیار ۲۰ روزه قیمت پایانی

[21]. Perceptron
[22]. Error Backpropagation
[23]. Minimization
[24]. Marquarlt-Levenberg
[25]. Sigmoid
[26]. Purline
[27]. Binary Coding
[28]. Mean square error
[29]. Crossover
[30]. Mutation

[۳۱]. این تعداد بصورتی انتخاب شده که هزینه زمان افزایش نیابد و زمان جستجو منطقی و مقرون به صرفه باشد.

[32]. Harmony Memory Size
[33]. Harmony Memory Considering Rate
[34]. Pitch Adjusting Rate
[35]. Bandwidth
[36]. Harmony Matrix
[37]. Memory consideration
[38]. Pitch Adjustment
[39]. Random Selection

[۴۰]. در بین توابع خطای آماری نیز، تابع خطای MAPE چون میزان خطا بر حسب درصد را نشان می‌دهد، مورد اقبال بیشتر سرمایه‌گذاران است.

www.SID.ir