

پیش‌بینی قیمت سهام در بازار بورس اوراق بهادار با استفاده از شبکه‌ی عصبی فازی و الگوریتم‌های ژنتیک و مقایسه‌ی آن با شبکه‌ی عصبی مصنوعی

دکتر سید امیر حسین منجمی، دکتر مهدی ابزری و علیرضا رعیتی شوازی*

تاریخ وصول: 1388/7/18 تاریخ پذیرش: 1388/9/23

چکیده:

سرمایه‌گذاری در سهام عرضه شده در بورس اوراق بهادار یکی از گزینه‌های پرسود در بازار سرمایه است. بازار سهام دارای سیستمی غیر خطی و آشوب گونه است که تحت تأثیر شرایط سیاسی، اقتصادی و روانشناسی می‌باشد و می‌توان از سیستم‌های هوشمند غیرخطی همچون شبکه‌های عصبی مصنوعی،¹ شبکه‌های عصبی فازی و الگوریتم‌های ژنتیک² برای پیش‌بینی قیمت سهام استفاده نمود. در این مقاله به طراحی و ارائه‌ی یک مدل پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از شبکه‌ی عصبی فازی و الگوریتم‌های ژنتیکی و کاهش خطای پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از آن نسبت به استفاده از تکنیک شبکه‌ی عصبی مصنوعی به صورت منفرد پرداخته شده است. در ادامه پس از طراحی و پیاده‌سازی مدل شبکه‌های عصبی فازی و الگوریتم‌های ژنتیک، با استفاده از چهار معیار سنجش خطا، نتایج دو مدل مقایسه شده است. نتایج نشان می‌دهد که مدل ترکیبی شبکه‌های عصبی فازی و الگوریتم‌های ژنتیک پیش‌بینی‌های بسیار مناسب‌تری داشته و نسبت به شبکه‌ی عصبی منفرد از سرعت بالاتر و توانایی تقریب قوی‌تری برای پیش‌بینی قیمت سهام برخوردار بوده است.

طبقه بندی JEL: C15، C45، D53، E37، G17، M29

واژه‌های کلیدی: شبکه‌های عصبی فازی، الگوریتم‌های ژنتیک، پیش‌بینی، قیمت سهام

¹ Artificial Neural Networks (ANN)

* به ترتیب، اعضای هیأت علمی و کارشناس ارشد مدیریت بازرگانی دانشگاه اصفهان

(monadjemi@eng.ui.ac.ir)

² Genetic fuzzy Neural Networks (GFNN)

1- مقدمه

دستیابی به رشد بلند مدت و مداوم اقتصادی نیازمند تجهیز و تخصیص بهینه‌ی منابع در سطح اقتصاد ملی است و این مهم بدون کمک بازارهای مالی، به ویژه بازار سرمایه‌ی گسترده و کارآمد به سهولت امکان‌پذیر نیست. سرمایه‌گذاری در سهام عرضه شده در بورس اوراق بهادار، یکی از گزینه‌های پرسود در بازار سرمایه است. هر چند ارزیابی و پیش‌بینی سهام و یا هر اوراق بهادار دیگر، روندی تاریخی رد و تخصص ویژه‌ای را می‌طلبد.

نظریه‌های متفاوتی در خصوص ارزیابی و پیش‌بینی بورس در بازارهای سازمان یافته مطرح شده است. در اوایل قرن بیستم، گروهی از متخصصان صاحب تجربه در ارزیابی اوراق بهادار اعتقاد راسخ بر این امر داشتند که می‌توان از طریق مطالعه و تجزیه و تحلیل روند تاریخی تغییرات قیمت سهام، تصویری را برای پیش‌بینی قیمت آینده سهام ارائه نمود. مطالعات علمی‌تر با تأکید بر شناسایی دقیق رفتار قیمت سهام، گرایش به سمت مدل‌های ارزشیابی قیمت سهام را به وجود آورد. در ابتدا نظریه‌ی گام‌های تصادفی³ به عنوان یک شروع در تعیین رفتار قیمت سهام مطرح شد. سپس به ویژگی‌ها و ساختار بازار سرمایه توجه شد که نتیجه‌ی این مطالعات و بررسی‌ها منجر به فرضیه‌ی بازار کارآی سرمایه شد. این فرضیه به دلیل ترکیب خاص آن، مورد توجه محافل علمی قرار گرفت.

در بازار کارآی سرمایه، اعتقاد بر این است که قیمت سهام انعکاسی از اطلاعات جاری مربوط به آن سهم است و تغییرات قیمت سهام دارای الگوی خاص قابل پیش‌بینی نیست. نظریات مطرح شده تا دهه‌ی 1980 میلادی به خوبی تعیین‌کننده‌ی رفتار قیمت سهام در بازار بودند تا اینکه تحولات بازار سهام نیویورک در سال 1987 میلادی، اعتبار فرضیات بازار کارآی سرمایه و مدل‌هایی نظیر تصادفی بودن قیمت‌ها را به شدت زیر سؤال برد. در دهه‌ی 1990 میلادی و بعد از آن، بیشتر توجه متخصصان به یک رفتار آشوب‌گرانه همراه با نظم معطوف شد و تلاش در جهت طراحی مدل‌های غیرخطی به منظور پیش‌بینی قیمت سهام اهمیت روز افزونی یافت.

با این نظریات، از جمله تکنیک‌هایی که اهمیت بالایی یافتند، سیستم‌های هوشمند بودند؛ زیرا با فرض خطی بودن ساختار بازار، به آسانی می‌توان بسیاری از

³ Random Walks

مدل‌ها را طراحی نمود. با این وجود، بسیار سخت است که بتوان رفتار مجموعه‌های پیچیده‌ای نظیر بازار سرمایه در یک مجموعه‌ی اقتصادی مدرن را به طور کامل در یک مجموعه معادلات ساده و خطی نشان داد. مزیت عمده سیستم‌های هوشمند نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی و شبکه‌های عصبی فازی، در مدل سازی و پیش‌بینی مجموعه‌های نامنظم و غیر خطی است. ابزار دیگری نظیر الگوریتم ژنتیک نیز از نظر بسیاری از محققان می‌تواند در کاهش زمان به جواب رسیدن و حتی بهینه سازی پیش‌بینی‌ها در شبکه‌های عصبی مصنوعی و شبکه‌های عصبی فازی مثرتر باشد.

در این مقاله، ابتدا به طور خلاصه ابزار هوش مصنوعی مورد استفاده در این تحقیق شامل شبکه‌ی عصبی، شبکه‌ی عصبی فازی و الگوریتم ژنتیک شرح داده شده است. سپس به پیشینه‌ی موضوع پرداخته می‌شود و در ادامه، بحث اصلی مقاله یعنی طراحی مدل‌ها و مقایسه‌ی آنها با یکدیگر عنوان می‌گردد. در بخش پایانی نیز نتایج تحقیق ارائه می‌شود.

2- ابزارهای به کار رفته در تحقیق

2-1- شبکه‌ی عصبی

در طی چند دهه‌ی اخیر شاهد شبکه‌های عصبی مصنوعی حضور موفق‌تری در مباحث مدیریت و مالی داشته‌اند و مقالات بسیاری در این زمینه ارائه شده و ایده‌ی آموزش برای حل مسائل شناسایی الگوهای پیچیده با استفاده از دیدگاه عامل‌های داده هوشمند برای محققان دانشگاهی بسیار چالش برانگیز شده است. شبکه‌های عصبی یک ابزار ارزشمند برای دامنه‌ی گسترده‌ای از حوزه‌های مدیریت است که به عنوان یک جزء حیاتی اغلب سیستم‌های داده‌کاوی، باعث تغییر روش نگاه سازمان به ارتباط بین داده‌ها و استراتژی شرکت می‌شود (لیسبو،⁴ 2000).

به هر حال عملکرد مغز و اعصاب انسان با توجه به میلیون‌ها سال تکامل می‌تواند به عنوان کامل‌ترین و کارآمدترین الگو برای تشخیص وقایع پیرامون خود باشد. طی سال‌ها عصب‌شناسان و روان‌شناسان تلاش کردند که بفهمند مغز بشر چگونه کار می‌کند. این تلاش منجر به ایجاد هوش مصنوعی⁵ شد (منهاج، 1379).

⁴ Lisbo

⁵Artificial Intelligence (AI)

تحقیقات و علاقه‌مندی به شبکه‌های عصبی مصنوعی از زمانی شروع شد که مغز به عنوان یک سیستم دینامیکی با ساختار موازی و پردازشگری کاملاً مغایر با پردازشگرهای متداول شناخته شد. نگرش نوین در مورد کارکرد مغز نتیجه تفکراتی بود که در اوایل قرن بیستم در مورد ساختار مغز به عنوان اجتماعی از اجزای محاسباتی کوچک به نام نرون⁶ شکل گرفت. مغز انسان از حدود 10^{11} (یکصد میلیارد) نرون تشکیل شده است که بین آنها تقریباً 10^{14} تا 10^{15} ارتباط تصور می‌شود، یعنی یک شبکه‌ی بسیار پیچیده‌ی ارتباطی وجود دارد که باعث می‌شود مغز انسان به عنوان یک پردازشگر موازی عمل کند (بیل و جکسون 1380).

2-1-1- مزایای شبکه‌ی عصبی

شبکه‌های عصبی مصنوعی با وجود اینکه با سیستم عصبی طبیعی قابل مقایسه نیستند، ویژگی‌هایی دارند که آنها را در هر جایی که نیاز به یادگیری یک نگاشت خطی و یا غیر خطی باشد متمایز می‌نماید. این ویژگی‌ها به شرح زیر است (عناوین مختلف قابلیت‌ها با توجه به منابع متفاوت ذکر شده است):

1) قابلیت یادگیری: استخراج یک نگاشت غیر خطی که با چند مثال مشخص شده است، کار ساده‌ای نیست. پیاده سازی این نتایج با یک الگوریتم معمولی و بدون قابلیت یادگیری، نیاز به دقت و مراقبت زیادی دارد. در چنین حالتی سیستمی که بتواند خود این رابطه را استخراج کند، بسیار سودمند به نظر می‌رسد. افزودن مثال‌های احتمالی در آینده به یک سیستم با قابلیت یادگیری به مراتب آسانتر از انجام آن بدون چنین قابلیت‌ای است، زیرا در سیستم فاقد این قابلیت، افزودن یک مثال جدید به منزله‌ی تعویض کلیه‌ی کارهای انجام شده‌ی قبلی است.

2) پراکندگی اطلاعات (قابلیت استفاده به عنوان حافظه‌ی شراکتی یا انجمنی، حافظه‌ی قابل آدرس‌دهی و ذخیره‌کنندگی):

آن چه شبکه فرا می‌گیرد (اطلاعات یا دانش)، در وزن‌های سیناپسی⁷ (واحد‌های ساختاری کوچکی که ارتباط بین نرون‌ها را برقرار می‌سازند) مستتر می‌باشد و این طور نیست که رابطه‌ی یک به یک بین ورودی‌ها و وزن‌های سیناپتیکی وجود

⁶ Neron

⁷ Synaps

داشته باشد. به عبارتی دیگر، هر وزن سیناپسی مربوط به همه‌ی ورودی‌هاست ولی به هیچ یک از آنها به طور منفرد و مجزا مربوط نیست. بر این اساس، چنانچه بخشی از سلول‌های شبکه حذف شوند و یا عملکرد غلط داشته باشند، باز هم احتمال رسیدن به پاسخ صحیح وجود دارد، اگر چه این احتمال برای تمام ورودی‌ها کاهش یافته، ولی برای هیچ یک از بین نرفته است.

3) قابلیت تعمیم: پس از آنکه مثال‌های اولیه به شبکه آموزش داده شد، شبکه می‌تواند در مقابل یک ورودی آموزش داده نشده قرار گیرد و یک خروجی مناسب ارائه نماید. این خروجی بر اساس مکانیزم تعمیم که همان فرآیند درون یابی است، به دست می‌آید.

4) پردازش موازی (قابلیت بالا بودن سرعت): هنگامی که شبکه‌ی عصبی در قالب سخت افزار پیاده می‌شود، سلول‌هایی که در یک تراز قرار می‌گیرند، می‌توانند به طور همزمان به ورودی‌های آن تراز پاسخ دهند. این ویژگی باعث افزایش سرعت پردازش می‌شود. در واقع وظیفه‌ی کلی پردازش در چنین سیستمی بین پردازنده‌های کوچکتر مستقل از هم تقسیم می‌شود.

5) مقاوم بودن (قابلیت تحمل آسیب، قابلیت ترمیم، تحمل پذیری خطاها): در یک شبکه‌ی عصبی هر سلول به طور مستقل عمل می‌کند و رفتار کلی شبکه، برآیند رفتارهای محلی سلول‌های متعدد است. این ویژگی باعث می‌شود تا خطاهای محلی از چشم خروجی نهایی دور بمانند. به عبارتی دیگر، سلول‌ها در یک روند همکاری، خطاهای محلی یکدیگر را تصحیح می‌کنند. این خصوصیت باعث افزایش قابلیت مقاوم بودن در سیستم می‌شود (منه‌اج، 1379)، (فضل‌اللهی و آلیو،⁸ 2004)، (ییم،⁹ 2002)، (ریفنز، زاپرانیس و فراندیس،¹⁰ 1994).

2-2- شبکه‌ی عصبی فازی

با وجود اینکه شبکه‌های عصبی مصنوعی و سیستم‌های فازی از نظر ساختاری تا حد زیادی با یکدیگر متفاوت هستند، اما با توجه به نقاط ضعف و قوت آنها، می‌توان گفت این دو سیستم، دارای ماهیت مکمل نسبت به یکدیگر هستند. با ایجاد شبکه‌ی عصبی فازی، استفاده از عبارات به کار گرفته شده در زبان طبیعی برای

⁸ Fazlollahi and Aliev

⁹ Yim

¹⁰ Refenes, Zapranis and Frandis

تشریح مفاهیمی که معمولاً دارای ابهام و عدم قطعیت هستند در اجزای شبکه عصبی مصنوعی (ورودی، خروجی، نرون و ...) محقق می‌شود. انجام این امر با تغییراتی ویژه در اجزای شبکه‌ی عصبی مصنوعی رخ می‌دهد؛ برای مثال در حالی که شبکه‌های عصبی معمولی از نرون‌های یکسان و مشابه هم تشکیل شده‌اند، نرون‌های تشکیل دهنده‌ی شبکه‌های عصبی فازی، معمولاً نامتجانس هستند و شبکه‌های عصبی فازی از نرون‌های متنوع که ویژگی‌های محاسباتی آنها مختلف است (مانند *OR* و *AND*) تشکیل می‌شوند (فضل‌اللهی و آلیو، 2004). در این مقاله امکان ترکیب سیستم‌های فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی بررسی می‌شود و تلاش می‌شود که و قابلیت‌های یادگیری شبکه‌های عصبی وارد سیستم‌های فازی شود.

2-3- الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک یکی از الگوریتم‌های جستجو است که بر اساس ژنتیک ارگانیسم‌های زنده پایه‌گذاری شده است. این الگوریتم اصل "انتخاب یا بقای اصلح"¹¹ داروین¹² را با یک سری اطلاعات تصادفی ساخت یافته ادغام نموده و یک الگوریتم جستجو با خصوصیت روش‌های تکامل طبیعی ایجاد می‌نماید. به عبارتی دیگر، در هر نسل مجموعه‌ی جدیدی از رشته‌ها با استفاده از مناسب‌ترین اجزای نسل قبل ایجاد می‌شود و اجزای جدید برای تناسب مورد آزمون قرار می‌گیرند (شوهنگ،¹³ 2002). الگوریتم ژنتیک از طریق شبیه‌سازی فرایندهای ژنتیک طبیعی می‌کوشد تا مسائل دنیای واقعی را حل کند. بسیاری از مسائل دنیای صنعتی بویژه سیستم‌های تولیدی بسیار پیچیده هستند و با روش‌های بهینه‌سازی سنتی و متداول قابل حل نیستند. نقش روش‌های بهینه‌سازی احتمالی نظیر الگوریتم ژنتیک در این زمینه بسیار حساس و مؤثر است. امروزه الگوریتم ژنتیک جای خود را در میان روش‌های بهینه‌سازی حل مسائل پیچیده به خوبی باز کرده است و به عنوان یک روش مؤثر و کارا برای حل مسائل پیچیده در چرخه‌های تجاری علمی و مهندسی به حساب می‌آید. این الگوریتم‌ها از لحاظ محاسباتی ساده اما قدرتمند هستند و فرضیات محدود کننده در خصوص فضای جستجو، آنها را محدود نمی‌نماید.

¹¹ Survival of the Fittest

¹² Darwin

¹³ Shu-Heng

2-3-1- مزایای عمده‌ی الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک تفاوت‌های اساسی با روش‌های جستجو و بهینه‌سازی متداول دارند در ادامه به خلاصه‌ای از این تفاوت‌ها اشاره شده است:

الف- الگوریتم‌های ژنتیک با کدی از مجموعه جواب‌ها کار می‌کنند نه با خود جواب‌ها (با این قابلیت، احتمال دستیابی به جواب‌های کامل و دقیقتر نسبت به جواب‌های اولیه در آن وجود دارد).

ب- الگوریتم‌های ژنتیک در جمعیتی از جواب‌ها جستجو می‌کنند، نه در یک جواب منفرد.

ج- الگوریتم‌های ژنتیک تنها از اطلاعات مورد نیاز تابع هدف استفاده می‌کنند نه از مشتق یا اطلاعات کمکی دیگر.

د- الگوریتم‌های ژنتیک قواعد احتمالی را استفاده می‌کنند نه قواعد قطعی را. با توجه به تفاوت‌های گفته شده و آنچه تاکنون در مورد الگوریتم‌های ژنتیک گفته شد، می‌توان برتری‌های عمده‌ی الگوریتم‌های ژنتیک در حل مسائل بهینه‌سازی را به صورت زیر برشمرد.

1- الگوریتم ژنتیک نیازمندی‌های ریاضی خاصی نداشته و بدون توجه به عملکرد درونی مسأله به حل مسائل بهینه‌سازی می‌پردازد. این الگوریتم قادر به حل هر گونه محدودیتی (برای مثال خطی یا غیر خطی) است که روی فضای جستجو پیوسته، ناپیوسته و یا مختلط تعریف شده باشند. کارایی این الگوریتم، به صورت تجربی اثبات شده است.

2- ساختار عملگرهای الگوریتم ژنتیک، این الگوریتم را قادر می‌سازد تا در یافتن جواب‌های بهینه‌ی کلی موفق‌تر عمل کند. با این توضیح که در روش‌های سنتی، جستجو از طریق مقایسه با نقاط همسایه انجام می‌شود و حرکت به سوی نقاط بهینه‌ی نسبی صورت می‌گیرد. در حالی که جواب بهینه‌ی کلی تنها وقتی می‌تواند به دست آید که خواص همگرایی مسأله موجب شود که هر جواب بهینه‌ی نسبی جواب بهینه‌ی کلی نیز باشد.

3- الگوریتم ژنتیک انعطاف‌پذیری بالایی را جهت تلفیق با تکنیک‌های ابتکاری فراهم می‌سازد و از این طریق حل کارا و مؤثر یک مسأله را میسر می‌سازد (گلدبرگ،¹⁴ 1989).

¹⁴ Goldberg

3- پیشینه‌ی تحقیق

در زمینه‌ی پیش بینی قیمت سهام مطالعات بسیاری انجام پذیرفته است که با توجه به روش مورد استفاده در مقاله‌ی حاضر، در ادامه به مهمترین آنها اشاره می‌شود.

ریفنر، زاپرانیس و فرانسیس (1994) با مدل‌سازی رفتار قیمت سهام توسط شبکه‌های عصبی، عملکرد آن را با مدل‌های رگرسیون مقایسه نموده‌اند. در این تحقیق از شبکه‌های عصبی به عنوان یک جایگزین برای تکنیک‌های آماری کلاسیک برای پیش‌بینی سهام شرکت‌های بزرگ استفاده شده است. نتایج نشان می‌دهد که شبکه‌های عصبی نسبت به تکنیک‌های آماری عملکرد بهتری دارند و مدل‌های بهتری ارائه می‌دهند.

تان، پروخوف و ونج¹⁵ (1995) سیستمی را طراحی نموده‌اند که تغییرات قابل ملاحظه‌ی کوتاه مدت قیمت سهام را پیش‌بینی می‌کند. ابتدا پیش پردازشی روی داده‌ها صورت گرفته و سپس شبکه‌ی عصبی مدل‌سازی می‌شود که موقعیت‌های خیلی خوب سوددهی را تخمین می‌زند.

کو، چن و هوانگ¹⁶ (2001) در مقاله‌ای با عنوان "یک سیستم هوشمند پشتیبان تصمیم‌گیری معاملات سهام با به کارگیری و اجتماع الگوریتم‌های ژنتیک مبتنی بر شبکه‌ی عصبی فازی و شبکه‌ی عصبی مصنوعی" به ایجاد سیستمی مشاوره‌ای در خصوص حفظ، فروش یا خرید سهام در بازار بورس مبادرت نموده‌اند. ویژگی سیستم ایجاد شده، فراهم نمودن امکان کمی کردن متغیرهای کیفی دخیل در پیش‌بینی قیمت سهام است. این محقق در سال 1998، مقاله‌ای با عنوان مشابه، بدون در نظر گرفتن الگوریتم‌های ژنتیک انجام داده است. در مقاله مذکور، پرسشنامه‌ای با روش فازی دلفی جهت استفاده از نظر خبرگان در پیش‌بینی قیمت سهام مورد استفاده قرار گرفته است.

ییم (2002) پژوهشی جهت مقایسه‌ی روش‌های پیش‌بینی شبکه‌ی عصبی و روش‌های پیش‌بینی کلاسیک (*GARCH* و *ARMA*) انجام داده است. معیارهای ارزیابی *MSE* و R^2 می‌باشند. نتایج نشان دهنده‌ی برتری شبکه‌های عصبی نسبت به نمونه‌های *ARMA* و *GARCH* است.

¹⁵ Tan, Prokhorov and Wunsch

¹⁶ Kuo, Chen and Hwang

سوتومايور¹⁷ (2006) به پیش‌بینی جهت حرکت شاخص قیمت سهام برزیل با استفاده از منطق فازی پرداخته است که در نهایت، نتیجه‌ی پیش‌بینی انجام شده، مناسب ارزیابی شده است.

زراءنژاد و حمید (1388) با استفاده از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی پویا، نرخ تورم را برای دوره‌ی 91-1387 پیش‌بینی کردند.

4- بررسی پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از شبکه‌ی عصبی و روش ترکیبی
به منظور پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از روش‌های هوشمند، از روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی و شبکه‌های عصبی فازی و الگوریتم ژنتیک بهره‌گرفته شده است. در تحقیق حاضر، به عنوان نمونه پیش‌بینی قیمت سهام ده شرکت فعال در بورس اوراق بهادار تهران به کمک روش‌های فوق انجام می‌شود. در مدل شبکه‌ی عصبی از دو دسته داده استفاده شده است که داده‌های آموزش، برای یادگیری و داده‌های آزمایش برای آزمون مدل به کار رفته است. داده‌های ورودی مدل‌ها شامل یازده سری زمانی طی دوره‌ی زمانی 1380 تا 1385 به صورت روزانه است که از سازمان بورس اوراق بهادار و دیگر سازمان‌ها تهیه شده است.

در مرحله‌ی بعد، هر یک از گروه‌های داده‌ای ورودی شبکه‌ی عصبی مصنوعی، پس از فازی کردن به شبکه‌ی عصبی وارد می‌شود و از این طریق شبکه‌ی عصبی فازی ایجاد می‌گردد، سپس خروجی‌های شبکه‌ی عصبی فازی به شبکه‌ی عصبی که از الگوریتم ژنتیک بهره‌می‌برد، انتقال داده می‌شود. در نهایت، با استفاده از معیارهای معمول، نتایج دو مدل مقایسه می‌شود و فرضیه‌های تحقیق مورد بررسی قرار می‌گیرند.

4-1- داده‌های ورودی

پس از بررسی‌های فراوان برای شناسایی متغیرها، در نهایت داده‌های یازده متغیر تأثیرگذار بر قیمت سهام با توجه به محدودیت‌های موجود، انتخاب و در سه گروه کلی به شرح زیر دسته‌بندی شده‌اند.

¹⁷ Souto- Maior

گروه اول: متغیرهای فنی شامل قیمت سهام، بالاترین قیمت سهام، پایین‌ترین قیمت سهام، حجم معامله، شاخص قیمت سهام بورس اوراق بهادار تهران، نسبت قیمت به سود سهمی؛

گروه دوم: متغیرهای روانشناسی سرمایه‌گذاران شامل تعداد نفر، تعداد دفعه؛
 گروه سوم: متغیرهای اقتصادی شامل نرخ ارز، قیمت هر اونس طلا در بورس لندن، قیمت نفت در سبداوپک.

لازم به ذکر است که داده‌ها به صورت سری زمانی طی دوره‌ی 1380 تا 1385 به صورت روزانه از سازمان بورس اوراق بهادار، بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران، امور اوپک شرکت نفت و سایت‌های اینترنتی تهیه شده است. ورودی‌های هر کدام از شرکت‌ها به طور متوسط شامل 1000 داده هستند که تقریباً 65% از آنها به عنوان داده‌های آموزش و مابقی داده‌ها، داده‌های آزمایشی در نظر گرفته شده‌اند.

4-2- پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از شبکه‌ی عصبی

پیاده‌سازی مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی با استفاده از برنامه نویسی در محیط نرم‌افزار جامع *MATLAB* با بهره‌جستن از *Netlab Toolbox* صورت گرفته است.

4-2-1- آماده‌سازی داده‌های ورودی

برای آماده‌سازی داده‌های ورودی، با توجه به اینکه هدف، نرمال‌سازی داده‌ها در فاصله‌ی [0/1] است، از رابطه‌ی زیر استفاده می‌شود.

$$X_n = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (1)$$

به طور معمول، برای نرمال‌سازی داده در شبکه‌های عصبی از این رابطه استفاده می‌شود. پس از نرمال‌سازی به وسیله‌ی روش فوق، شبکه‌ی عصبی طراحی می‌شود.

4-2-2- طراحی شبکه‌ی عصبی

طراح شبکه‌ی عصبی علاوه بر انتخاب مجموعه‌ای از متغیرهای ورودی باید ساختار شبکه‌ای که منجر به بهترین پیش‌بینی می‌شود را شناسایی کند. تغییر ساختمان یک شبکه، حتی بدون تغییر متغیرهای ورودی و خروجی و اندازه‌ی نمونه، می‌تواند پیش‌بینی‌های تولید شده را به طور اساسی تغییر دهد. برای یافتن بهترین ساختمان، سازنده‌ی شبکه باید با آزمون و خطا پیش رود. در این قسمت طی عناوین مختلف، به شرح اجزای شبکه‌های عصبی به کار رفته در تحقیق حاضر پرداخته می‌شود.

4-2-2-1- نوع شبکه و روش آموزش

شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه (MLP)¹⁸، پرکاربردترین شبکه‌های عصبی هستند، که در اغلب تحقیقات مورد استفاده قرار گرفته‌اند. یک الگوریتم پس انتشار خطا جهت آموزش این شبکه‌های چند لایه پیشخور با توابع محرک مشتق پذیر می‌تواند برای انجام عمل پیش‌بینی، شناسایی و طبقه بندی الگو استفاده شود. در تحقیق حاضر نیز پس از بررسی‌های لازم و مقایسه‌ی شبکه‌های عصبی متنوع، از شبکه‌ی عصبی چند لایه پرسپترون استفاده شد. همچنین، الگوریتم یادگیری استفاده شده در این تحقیق، الگوریتم پس انتشار خطاست.

4-2-2-2- معماری شبکه

در طراحی شبکه‌های عصبی، پس از تعیین نوع شبکه و روش آموزش باید تعداد گره‌های ورودی،¹⁹ تعداد لایه‌های مخفی (میانی) و گره‌های مخفی و تعداد گره‌های خروجی²⁰ تعیین شوند.

انتخاب تعداد ورودی‌ها از اهمیت خاصی برخوردار است، زیرا هر الگوی ورودی اطلاعات مهمی در مورد ساختار خودمبسته و پیچیده‌ی داده‌ها را شامل

¹⁸ Multi Layer Perceptron

¹⁹ نرون‌های لایه‌ی اول شبکه‌ی عصبی که به طور معمول تعداد آنها برابر با تعداد متغیرهای ورودی تحقیق است.

²⁰ نرون‌های لایه‌ی آخر شبکه‌ی عصبی که به طور معمول تعداد آنها برابر با تعداد متغیرهای خروجی تحقیق است.

می‌شود. اکثر محققان برای به دست آوردن تعداد گره‌های ورودی از روش سعی و خطا استفاده نموده‌اند. در این تحقیق تعداد گره‌های ورودی، دقیقاً به اندازه‌ی ورودی‌های شبکه یعنی 11 گره در نظر گرفته شده است و با توجه به اینکه متغیر وابسته‌ی تحقیق حاضر پیش بینی قیمت سهام در دوره‌ی زمانی مورد نظر است، تعداد گره خروجی، یک گره می‌باشد.

لایه‌ها و گره‌های پنهان نیز نقش مهمی را در موفقیت شبکه‌های عصبی ایفا می‌کنند. گره‌های مخفی در لایه‌های مخفی به شبکه‌ی عصبی اجازه می‌دهند تا خصوصیات داده‌ها را کشف و شناسایی نماید و بدان وسیله نگاشت‌های غیر خطی پیچیده را بین متغیرهای ورودی و خروجی برقرار نماید. در تئوری، شبکه‌های عصبی می‌توانند دقت دلخواه را برای تقریب توابع با استفاده از تعداد کافی گره مخفی در لایه‌ی مخفی به دست آورند (لیسبو، 2000). در این تحقیق تعداد گره‌های لایه مخفی، 30 گره در نظر گرفته شده است.

مدل‌های مختلفی در تعیین توپولوژی مناسب شبکه‌های عصبی مورد آزمون قرار گرفت و با تغییر تعداد لایه‌ها و تعداد نرون‌های لایه‌ی پنهان، مدل اصلی پیش بینی انتخاب گردید. همان طور که اشاره شد، تعداد لایه‌های مطلوب در این تحقیق، سه لایه (یک لایه‌ی ورودی، یک لایه‌ی مخفی و یک لایه‌ی خروجی) با تعداد نرون‌های [1/30/11] است.

4-2-2-3- تابع محرک

تابع محرک یا فعال ساز، ارتباط بین ورودی و خروجی یک گره و یک شبکه را مشخص می‌نماید. این تابع درجه‌ای از غیر خطی بودن را به شبکه تزریق می‌نماید که برای اکثر کاربردهای شبکه‌های عصبی ارزشمند و مهم است. بهترین تابع بررسی شده برای لایه‌ی میانی در این تحقیق، تابع سیگموئیدی²¹ است.

²¹ تابع سیگموئیدی با توجه به مشتق پذیر بودنش نقش مهمی در تئوری شبکه‌های عصبی دارد که فرمول

$$f(n) = \frac{1}{1 + \exp(-n)}$$

آن به صورت زیر است

4-2-3- معیارهای ارزیابی عملکرد پیش‌بینی

برای نشان دادن چگونگی یادگیری ارتباط‌های داده‌ها در شبکه‌های عصبی به طور معمول، از برخی معیارهای عملکرد استفاده می‌شود. برای مسائل پیش‌بینی، این معیارها به طور عمده مربوط به خطای بین خروجی‌های پیش‌بینی شده و خروجی مطلوب واقعی است. در این تحقیق از معیارهای زیر استفاده شده است:

الف) معیار میانگین مربع خطا (MSE)

ب) مربع میانگین خطای استاندارد نرمال شده ($NMSE$)

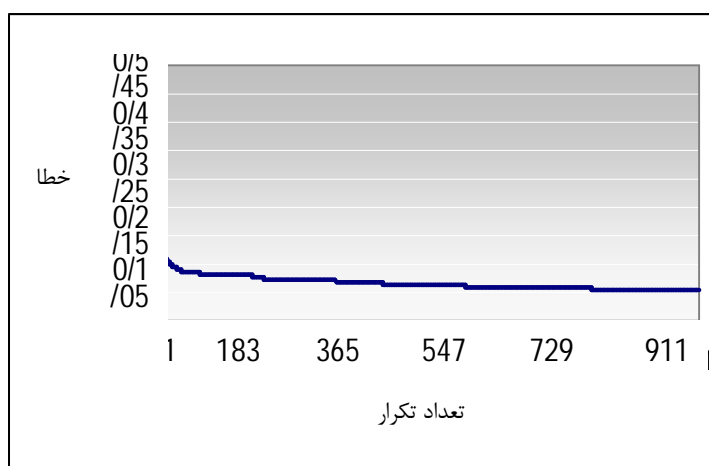
ج) میانگین قدر مطلق درصد خطا ($MAPE$)

د) ضریب تعیین (R^2)

4-2-4- نتایج حاصل از پیش‌بینی به وسیله‌ی شبکه‌ی عصبی MLP

با اعمال ورودی به شبکه، ابتدا محاسبات پیش‌انتشار انجام می‌شود تا خروجی مدل شبکه‌ی عصبی به دست آید. در ادامه خطای خروجی و مقدار مطلوب، محاسبه و بین لایه‌های موجود طبق روابط پس‌انتشار توزیع می‌شود سپس ماتریس‌های وزنی تصحیح می‌شود. تعداد تکرارها در این روش به طور متوسط برای هر شرکت 760 می‌باشد. برای مثال، نمودار میزان بهبود خطای شبکه برای شرکت نفت پارس در شکل (1) نمایش داده شده است. میزان خطای شبکه در هر تکرار توسط شبکه‌ی عصبی MLP به منظور یاری طراح در تغییر توپولوژی ارائه می‌شود.

نمودار 1: نمودار کاهش خطا در شبکه‌ی عصبی MLP مربوط به شرکت نفت پارس



همان طور که مشاهده می‌شود، با افزایش تعداد تکرارها، میزان بهبود در مقدار خطا کاهش می‌یابد و تقریباً در تکرارهای پایانی هیچ گونه بهبودی حاصل نمی‌شود. نتایج نهایی حاصل از ارزیابی عملکرد پیش بینی شبکه‌ی عصبی مصنوعی شرکت‌های مختلف در جدول (1) نشان داده شده است.

جدول 1: مقادیر ارزیابی عملکرد شبکه‌ی عصبی مصنوعی

| R ² | MAPE | NMSE | MSE | نام شرکت | روش |
|----------------|----------|---------|---------|------------------|------------------|
| 0/91606 | 0/000252 | 0/08394 | 0/00285 | نفت پارس | شبکه عصبی مصنوعی |
| 0/98697 | 0/00036 | 0/01303 | 0/00108 | پتروشیمی اراک | |
| 0/95978 | 0/02635 | 0/04022 | 0/00453 | سرمایه گذاری سپه | |
| 0/91512 | 0/00027 | 0/01487 | 0/00566 | ایران خودرو دیزل | |
| 0/90705 | 0/000578 | 0/09294 | 0/00186 | سایپا | |
| 0/9399 | 0/00142 | 0/06009 | 0/00678 | موتوژن | |
| 0/92025 | 0/00546 | 0/07975 | 0/00213 | معادن و فلزات | |
| 0/8689 | 0/00012 | 0/13104 | 0/00975 | سیمان تهران | |
| 0/96834 | 0/002871 | 0/03165 | 0/00211 | شاهد ایران | |
| 0/87036 | 0/00125 | 0/12964 | 0/0036 | کف | |

4-3- پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از شبکه‌ی عصبی فازی و الگوریتم ژنتیک (GFNN)

به طور کلی، شبکه‌های عصبی مصنوعی توانایی بالایی در توسعه‌ی مدل برای متغیرهای کیفی ندارد. از طرف دیگر، مدل سازی فازی برای کاربرد ادغام تصمیمات از متغیرهای متفاوت، نیازمند رویکردی جهت یادگیری از تجربیات (داده‌های جمع آوری شده) است. شبکه‌های عصبی مصنوعی و منطق فازی، هر دو دارای محاسن و معایبی هستند که تلفیق آنها، بسیاری از کاستی‌های یکدیگر را جبران می‌سازد (ونالتراک، 1997²²).

طبق مطالعات انجام گرفته الگوریتم‌های ژنتیک در بهبود عملکرد شبکه‌ی عصبی مصنوعی متمر ثمر خواهد بود (کو، چن و هوانگ، 2001). الگوریتم ژنتیک از طریق کاهش تعداد تکرارها منجر به کاهش زمان یادگیری شبکه‌های عصبی می‌شود و می‌تواند در بهبود عملکرد پیش بینی نیز مؤثر باشد (کیم، 2006²³ و هان

²² Von Altrock

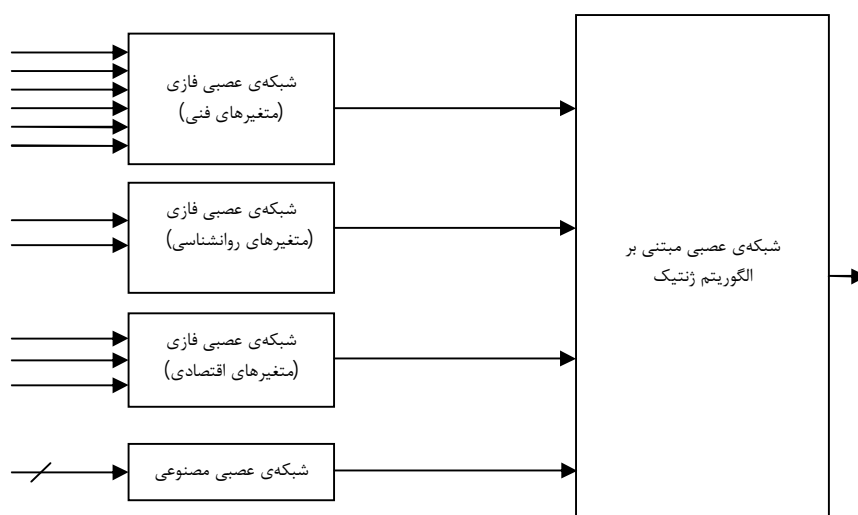
²³ Kim

و کیم،²⁴ (2000). بنابراین، ترکیب موفقیت آمیز سه دیدگاه، مدل سازی شبکه‌های عصبی مصنوعی، منطق فازی و الگوریتم‌های ژنتیک، موضوع مطالعات آتی قرار گرفته است.

4-3-1- مدل سازی شبکه

مدل ترکیبی پیشنهادی برای پیش بینی قیمت سهام، به صورت شکل (2) معرفی می‌شود.

نمودار 2: مدل پیش بینی قیمت سهام شبکه‌ی عصبی فازی و الگوریتم ژنتیک



پس از ایجاد شبکه‌ی عصبی فازی برای هر گروه از متغیرهای انتخابی، خروجی هر یک از آنها و خروجی شبکه‌ی عصبی مرحله قبل، به عنوان ورودی به شبکه‌ی عصبی که الگوریتم ژنتیکی وظیفه وزن‌گذاری اولیه آن را دارد داده می‌شود. در قسمت‌های بعدی این فرایند شرح داده می‌شوند.

4-3-2- طراحی شبکه‌ی عصبی فازی

در طراحی مدل شبکه‌های عصبی فازی، با توجه به معماری شبکه‌های عصبی مصنوعی در بخش پیشین، از شبکه‌ی عصبی چند لایه‌ی پرسپترون (MLP) با

²⁴ Han and Kim

الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا استفاده گردید. برای طراحی سیستم بهینه‌ی شبکه‌های عصبی فازی، از طریق تغییر مداوم تعداد لایه‌ها و تعداد نرون‌های لایه‌ی پنهان، توپولوژی مناسب شبکه‌ی عصبی مورد بررسی و استفاده قرار گرفت.

تفاوت شبکه‌ی عصبی فازی با شبکه‌ی عصبی استفاده شده در بخش قبل، در تابع عضویت به کار رفته در شبکه‌ی عصبی فازی است که برای داده‌های ورودی و خروجی استفاده شده است. تابع عضویت مجموعه‌ی فازی به کار رفته در این تحقیق، یک نگاشت²⁵ از اعضای مجموعه‌ی A در بازه‌ی $[-2,2]$ است به گونه‌ای که:

$$A: X \rightarrow [-2,2] \quad \text{یا} \quad X \rightarrow \{ \text{خیلی زیاد، زیاد، متوسط، کم، خیلی کم} \}$$

در حالت کلی، هر تابعی که چنین نگاشتی را پیاده کند می‌تواند به عنوان تابع عضویت یک مجموعه‌ی فازی مورد استفاده واقع شود.

در شبکه‌ی عصبی فازی، دو نوع نگاشت با عناوین نگاشت خطی²⁶ و نگاشت هیستوگرام²⁷ برای تبدیل داده‌ها در نظر گرفته شد. در نگاشت خطی از رابطه‌ی (2) جهت ایجاد I فاصله در بازه‌ی $[L,H]$ استفاده می‌شود (گونزالس و وینتز،²⁸ 1987).

$$L_i = L + \frac{X[i]}{MAX - MIN} \times I \quad (2)$$

در این تحقیق MAX و MIN در واقع ماکزیمم و مینیمم هر سری زمانی X شامل داده‌های ورودی شبکه‌ی عصبی است.

در نگاشت هیستوگرام، فراوانی اعداد طول بازه تعیین می‌شود و به اعدادی با فراوانی بالاتر، بازه‌ی بزرگتری اختصاص داده می‌شود، تا حدی که تعداد اعداد در هر بازه تقریباً مساوی شوند (گونزالس، 1987). این نگاشت از نگاشت خطی پیچیده‌تر ولی به مراتب کامل‌تر است و نتایج بهتری را حاصل می‌نماید.

$$P_r(r_k) = \frac{n_k}{n} \quad 0 \leq r_k < 1 \quad \text{و} \quad k = 0, 1, \dots, L-1 \quad (3)$$

²⁵ Mapping

²⁶ Linear Mapping

²⁷ Histogram Mapping

²⁸ Gonzalez and Wintz

$$P_i(r_i) = p_j(r_j) \quad \forall i, j$$

در این روابط n_k تعداد داده‌ها در گروه k ، n تعداد کل اعداد و $P_i(r_i)$ احتمال وقوع داده‌ای از گروه r_i است. نتایج پیش‌بینی قیمت سهام شرکت نفت پارس با استفاده از نگاشت خطی و نگاشت هیستوگرام، طبق جدول (2) مورد مقایسه قرار گرفت و در نهایت نگاشت هیستوگرام برای ادامه تحقیق مورد استفاده قرار گرفت.

جدول 2: نتایج پیش‌بینی با استفاده از نگاشت‌های خطی و هیستوگرام

| روش | نام نگاشت | MSE | MAPE |
|----------------|-----------|--------|-----------|
| شبکه عصبی فازی | خطی | 2/3323 | 0/000248 |
| | هیستوگرام | 0/0878 | 0/0002857 |

4-3-3- طراحی الگوریتم‌های ژنتیک

همان‌طور که پیش از این اشاره شد، الگوریتم ژنتیک نوعی روش بهینه‌یابی است که در این تحقیق برای وزن‌گذاری میان لایه‌ای در شبکه‌ی عصبی مورد استفاده قرار می‌گیرد. بدین منظور، الگوریتم ژنتیک با اجزای زیر با استفاده از *Genetic Algorithm Toolbox* و برنامه‌نویسی در محیط *MATLAB* طراحی شد.

4-3-3-1- کروموزوم

الگوریتم ژنتیک بر خلاف سایر روش‌های جستجو، با یک مجموعه‌ی ابتدایی از جواب‌های تصادفی که جمعیت اولیه²⁹ نامگذاری شده است، آغاز می‌شود. هر عضو در جمعیت یک کروموزوم³⁰ نامیده می‌شود که نمایانگر یک حل برای مسأله‌ی موجود است.

یک کروموزوم رشته‌ای از علائم است که معمولاً و نه لزوماً یک رشته‌ی دودویی می‌باشد. به عبارتی دیگر، کروموزوم رشته یا دنباله‌ای از بیت‌ها است که جواب ممکن (مناسب یا نامناسب) در آن به صورت کد نمایش داده می‌شود.

²⁹ Initial Population

³⁰ Chromosome

چنانچه از کدگذاری دودویی استفاده شود، هر بیت، یکی از مقادیر صفر و یک را می‌پذیرد (گلدبرگ، 1989).

کروموزم مسأله‌ی حاضر، دارای 400 بیت است. با این توضیح که شبکه‌ی عصبی به کار گرفته شده در بخش نهایی مدل فوق، دارای معماری (1-10-4) است و بنابراین 50 وزن دارد. از آن جایی که برای نشان دادن هر وزن، 8 بیت کافی قلمداد شده است، یک کروموزم 400 بیتی در نهایت می‌تواند بیانگر یک مجموعه جواب مناسب برای وزن گذاری میان لایه‌ای شبکه‌ی عصبی موردنظر باشد.

4-3-3-2- تابع هدف و برازندگی

تابع هدف جهت تعیین اینکه افراد چگونه در محدوده‌ی مسأله ایفای نقش می‌نمایند، مورد استفاده قرار می‌گیرد و تابع برازندگی معمولاً برای تبدیل مقدار تابع هدف به یک مقدار برازندگی وابسته به آن مورد استفاده قرار می‌گیرد. به عبارتی دیگر داریم:

$$F(n)=g(f(x)) \quad (4)$$

به طوری که f تابع هدف است، تابع g مقدار تابع هدف را به یک عدد غیر منفی تبدیل می‌نماید و F مقدار برازندگی مربوط به آن می‌باشد. مناسب بودن یا نبودن جواب با مقداری که از تابع برازندگی به دست می‌آید، سنجیده می‌شود. چون مسأله از نوع بهینه سازی است، تابع برازندگی با تابع هدف مسأله یکسان می‌باشد.

تابع برازندگی این مسأله به صورت رابطه‌ی (5) تعریف می‌شود (کو، چن و هوانگ، 2002):

$$F = \frac{N}{\sum_{N=1}^N (T - Y)^2} \quad (5)$$

که در آن، N اندازه‌ی جمعیت و T و Y به ترتیب مقدار واقعی و مقدار پیش بینی شبکه‌ی عصبی است. برنامه‌ی کامل این تابع، در محیط *MATLAB* برنامه‌نویسی شد و به *GA Toolbox* انتقال یافت.

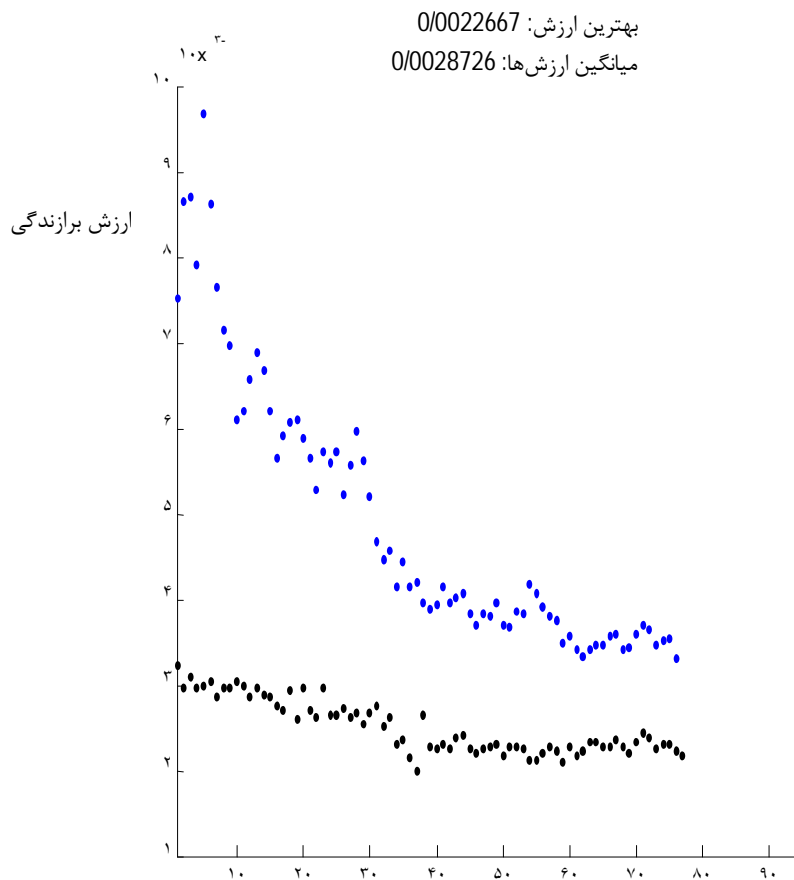
شکل کلی برنامه به این صورت است که ابتدا با استفاده از الگوریتم ژنتیک، وزن‌های اقناع کننده انتخاب و سپس این وزن‌ها مبنای یادگیری شبکه‌های عصبی

مصنوعی و فازی قرار داده می‌شود. برای این کار در این برنامه تابع شبکه‌ی عصبی *MLP* فراخوانی می‌شود و از طریق فایلی، ورودی‌های شبکه‌ی عصبی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک نشان داده شده در نمودار (2) به آن انتقال می‌یابد. بعد از مقدار دهی کروموزوم‌ها توسط وزن‌های شبکه‌ی ایجاد شده، وزن‌های بهینه شده توسط الگوریتم ژنتیک محاسبه می‌شود و به شبکه انتقال می‌یابد. نتیجه‌ی پیش‌بینی توسط شبکه‌ی عصبی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک (۷) و خروجی در نظر گرفته شده (T) در رابطه‌ی (5) مورد استفاده قرار می‌گیرد.

4-3-3-3-اندازه‌ی جمعیت و تعداد تولید

تعداد کروموزوم‌ها را اندازه‌ی جمعیت می‌نامند. در این تحقیق، اندازه‌ی جمعیت در آزمایش‌های مختلف مورد بررسی قرار گرفته و جمعیت از یک نسل به نسل دیگر به منظور یافتن جواب بهتر با استفاده از روش‌های تولید مثل بهبود یافته است. اندازه‌ی جمعیت این تحقیق، 50 کروموزوم و تعداد نسل، 95 می‌باشد. از آنجایی که تابع برازندگی مورد نظر در پی مینیمم کردن مقدار خطاست، طبق شکل (3) ارزش آن طی نسل‌های مختلف، سیر نزولی دارد.

نمودار 3: کاهش ارزش برازندگی طی نسل‌ها مربوط به شرکت نفت پارس



همان طور که در شکل نسل \bar{x} شود، بهترین ارزش برازندگی به دست آمده 0/0022667 است.

4-3-3-4 فرایند باز تولید

در فرایند باز تولید، کروموزوم‌ها با توجه به مقدار تابع برازندگی آنها انتخاب و برای اعمال سایر عملگرها به کار گرفته می‌شوند (چمبرز،³¹ 2000). روش یکنواخت که به طور تصادفی به انتخاب والدین می‌پردازد، روش انتخابی در این تحقیق است.

³¹ Chambers

4-3-4- عملگرهای ژنتیک

برای پیدا کردن یک نقطه در فضای جستجو باید از عملگرهای ژنتیک استفاده نمود. دو مورد از این عملگرها عبارتند از:

(1) **عملگر جهش:** جهش یک فرآیند تصادفی است که در آن محتوای یک ژن با ژن دیگر جهت تولید یک ساختار ژنتیک جدید جایگزین می‌شود. عملگر جهش استفاده شده در این تحقیق، عملگر یکنواخت است. این عملگر که توسط میکالویچ ارائه شده است، یکی از ژن‌ها را به تصادف انتخاب می‌نماید و مقدار آن را برابر با مقدار دیگری که به صورت تصادفی از دامنه‌ی بین حد بالا و پایین مقدار ژن‌ها انتخاب می‌شود، قرار می‌دهد (چمبرز، 2000). نرخ جهش استفاده شده در این تحقیق برابر با 0/1 است.

(2) **عملگر تقاطعی:** عملگر اصلی جهت تولید کروموزوم‌های جدید در الگوریتم ژنتیک، عملگر تقاطع است. این عملگر مشابه همتای خود در طبیعت، افراد جدیدی تولید می‌نماید که اجزای (ژن‌های) آن از والدینش تشکیل می‌شود (چمبرز، 2000). در این تحقیق با توجه به این که عملگر تقاطع با یک نقطه‌ی برش، پاسخ مناسب‌تری را ارائه نموده است و کروموزوم‌ها به صورت اعداد باینری به کار گرفته شده‌اند، از آن استفاده شده است.

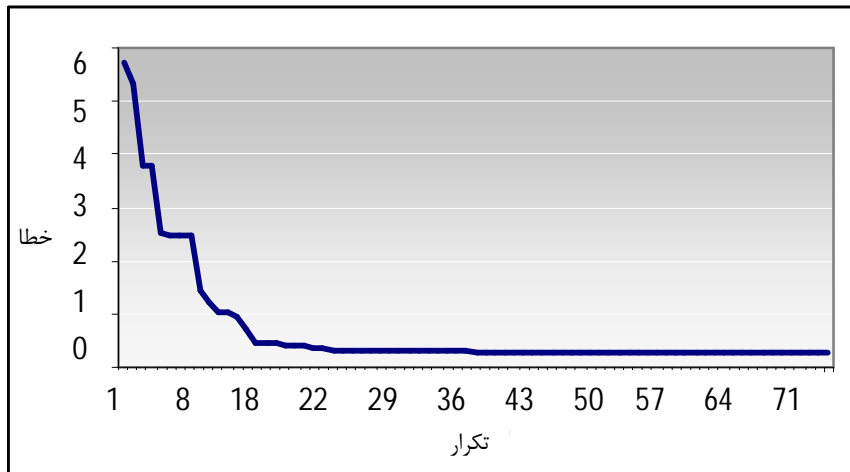
4-3-5- نتایج حاصل از پیش‌بینی به وسیله‌ی شبکه‌ی عصبی فازی و الگوریتم

ژنتیک

پس از خاتمه‌ی برنامه نویسی و پیاده‌سازی کامل مدل ترکیبی ارائه شده در شکل (3)، با وارد کردن داده‌های شرکت‌های مورد بررسی، به پیش‌بینی قیمت سهام پرداخته می‌شود.

تعداد تکرارها در این روش به طور متوسط برای هر شرکت 450 می‌باشد که نمودار میزان بهبود خطای مدل برای شرکت نفت پارس در شکل (4) نمایش داده شده است.

نمودار 4: نمودار کاهش خطا در GFNN، مربوط به شرکت نفت پارس



مقادیر چهار روش ارزیابی عملکرد مدل شبکه‌ی عصبی و الگوریتم ژنتیک برای ده شرکت مورد بررسی، در جدول (3) ارائه شده است.

جدول 3: مقادیر ارزیابی عملکرد شبکه‌ی عصبی فازی و الگوریتم ژنتیک

| روش | نام شرکت | MSE | NMSE | MAPE | R^2 |
|---------------------------------|------------------|----------|----------|-----------|---------|
| شبکه عصبی فازی و الگوریتم ژنتیک | نفت پارس | 0/00137 | 0/0214 | 0/00013 | 0/9786 |
| | پتروشیمی اراک | 0/0016 | 0/0132 | 0/000121 | 0/9868 |
| | سرمایه گذاری سپه | 0/00124 | 0/0117 | 00/000237 | 0/9883 |
| | ایران خودرو دیزل | 0/00286 | 0/04726 | 0/0000685 | 0/95274 |
| | سایپا | 0/003017 | 0/05538 | 0/00034 | 0/94461 |
| | موتوزن | 0/00223 | 0/0252 | 0/00039 | 0/9748 |
| | معادن و فلزات | 0/0019 | 0/04764 | 0/000134 | 0/95235 |
| | سیمان تهران | 0/0017 | 0/0260 | 0/00001 | 0/9739 |
| | شهد ایران | 0/00111 | 0/01149 | 0/00001 | 0/9885 |
| | کف | 0/00344 | 0/033609 | 0/000117 | 0/9663 |

4-4- مقایسه‌ی دو روش و بررسی فرضیه‌ها

مقادیر چهار معیار ارزیابی عملکرد پیش بینی در روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی و روش شبکه‌ی عصبی فازی و الگوریتم ژنتیک، در جدول (4) نمایش داده شده است. در این بخش از تحقیق، می‌توان دو فرضیه را پیشنهاد و مورد بررسی قرار داد:

1- آیا پیش بینی قیمت سهام با استفاده از شبکه‌ی عصبی فازی و الگوریتم‌های ژنتیکی امکان پذیر است؟

2- آیا پیش بینی قیمت سهام با استفاده از شبکه‌ی عصبی فازی و الگوریتم‌های ژنتیکی می‌تواند خطای برآورد قیمت سهام را نسبت به تکنیک شبکه‌ی عصبی مصنوعی کاهش دهد؟

فرضیه‌ی اول با توجه به جدول (3) و نتایج کاملاً قابل قبولی که برای معیارهای ارزیابی عملکرد پیش بینی قیمت نمونه‌ی آماری با استفاده از روش شبکه‌ی عصبی فازی و الگوریتم ژنتیک آمده است، مورد تأیید قرار می‌گیرد.

در مورد فرضیه‌ی دوم نیز با مقایسه‌ی معیارهای ارزیابی عملکرد در جدول (4)، می‌توان نتیجه گرفت که روش ترکیبی شبکه‌ی عصبی فازی و الگوریتم ژنتیک نسبت به روش منفرد شبکه‌ی عصبی مصنوعی، خطای برآورد را کاهش داده است. بنابراین، فرضیه‌ی دوم نیز مورد تأیید قرار می‌گیرد.

جدول 4: مقایسه‌ی مقادیر ارزیابی عملکرد دو روش

| روش | نام شرکت | MSE | NMSE | MAPE | R^2 |
|-----------------------------------|------------------|----------|----------|-----------|---------|
| شبکه‌ی عصبی مصنوعی | نفت پارس | 0/00285 | 0/08394 | 0/000252 | 0/91606 |
| | پتروشیمی اراک | 0/00108 | 0/01303 | 0/00036 | 0/98697 |
| | سرمایه گذاری سپه | 0/00453 | 0/04022 | 0/02635 | 0/95978 |
| | ایران خودرو دیزل | 0/00566 | 0/01487 | 0/00027 | 0/91512 |
| | سایپا | 0/00186 | 0/09294 | 0/000578 | 0/90705 |
| | موتوژن | 0/00678 | 0/06009 | 0/00142 | 0/9399 |
| | معادن و فلزات | 0/00213 | 0/07975 | 0/00546 | 0/92025 |
| | سیمان تهران | 0/00975 | 0/13104 | 0/00012 | 0/8689 |
| | شهد ایران | 0/00211 | 0/03165 | 0/002871 | 0/96834 |
| | کف | 0/0036 | 0/12964 | 0/00125 | 0/87036 |
| شبکه‌ی عصبی فازی و الگوریتم ژنتیک | نفت پارس | 0/00137 | 0/0214 | 0/00013 | 0/9786 |
| | پتروشیمی اراک | 0/0016 | 0/0132 | 0/000121 | 0/9868 |
| | سرمایه گذاری سپه | 0/00124 | 0/0117 | 00/000237 | 0/9883 |
| | ایران خودرو دیزل | 0/00286 | 0/04726 | 0/0000685 | 0/95274 |
| | سایپا | 0/003017 | 0/05538 | 0/00034 | 0/94461 |
| | موتوژن | 0/00223 | 0/0252 | 0/00039 | 0/9748 |
| | معادن و فلزات | 0/0019 | 0/04764 | 0/000134 | 0/95235 |
| | سیمان تهران | 0/0017 | 0/0260 | 0/00001 | 0/9739 |
| | شهد ایران | 0/00111 | 0/01149 | 0/00001 | 0/9885 |
| | کف | 0/00344 | 0/033609 | 0/000117 | 0/9663 |

5- نتیجه گیری

برای ارائه‌ی یک مدل شبکه‌ی عصبی برای قیمت سهام، ابتدا ضرورت استفاده از نرمال سازی استاندارد برای بهبود عملکرد مدل مورد بررسی قرار گرفت. سپس از میان الگوریتم‌های مختلف آموزشی، الگوریتم پس انتشار خطا انتخاب شد. در بررسی توابع انتقال، تأثیر توابع مختلف بر روی عملکرد شبکه بررسی گردید که بهترین نتایج مربوط به تابع انتقال سیگموئیدی می‌باشد. در بررسی تأثیر معماری شبکه بر عملکرد شبکه در مجموعه‌ی آموزش، مشخص شد که استفاده از لایه‌های مخفی بیشتر لزوماً منجر به بهبود عملکرد شبکه نمی‌شود و همچنین با افزایش تعداد گره‌های لایه‌ی مخفی نمی‌توان انتظار داشت که عملکرد شبکه بهبود پیدا کند.

در نهایت، شبکه‌ی MLP با سه لایه (لایه‌ی ورودی 11 گره، لایه‌ی میانی 30 گره، لایه‌ی خروجی 1 گره) با الگوریتم آموزشی BP و تابع انتقال سیگموئیدی با تکرار متوسط 760 به عنوان بهترین مدل شبکه‌ی عصبی برای پیش بینی قیمت سهام ده شرکت نمونه انتخاب شد.

نتایج پیش بینی قیمت سهام شرکت نفت پارس با استفاده از نگاشت خطی و نگاشت هیستوگرام در شبکه‌ی عصبی فازی، طبق جدول (2) مورد مقایسه قرار گرفت و نگاشت هیستوگرام برای ادامه‌ی تحقیق انتخاب شد. فرضیه‌ی اول با توجه به جدول (3) و نتایج قابل قبولی که برای معیارهای ارزیابی عملکرد پیش بینی قیمت نمونه‌ی آماری با استفاده از روش شبکه‌ی عصبی فازی و الگوریتم ژنتیک آمد، با تعداد تکرارهای کمتر نسبت به شبکه‌ی عصبی، مورد تأیید قرار گرفت. مقایسه‌ی نتایج حاصل از مدل شبکه‌ی عصبی با نتایج حاصل از مدل شبکه‌ی عصبی فازی و الگوریتم ژنتیک نشان می‌دهد که از نقطه نظر معیارهای ارزیابی عملکرد پیش بینی (جدول 4)، پیش بینی قیمت سهام روز بعد توسط مدل ترکیبی شبکه‌ی عصبی فازی و الگوریتم ژنتیکی دقیق‌تر از شبکه‌ی عصبی است و این امر نشان دهنده‌ی تأیید فرضیه‌ی دوم تحقیق می‌باشد. به عبارتی دیگر، پیش بینی قیمت سهام با استفاده از شبکه‌ی عصبی فازی و الگوریتم‌های ژنتیکی، خطای برآورد قیمت سهام را نسبت به تکنیک شبکه‌ی عصبی مصنوعی کاهش می‌دهد.

فهرست منابع:

- بیل، راسل و تئو جکسون. (1380). آشنایی با شبکه های عصبی، ترجمه‌ی محمد البرزی، تهران: مؤسسه انتشارات علمی دانشگاه صنعتی شریف.
- زرانژاد، منصور و شهرام حمید. (1388). پیش بینی نرخ تورم در اقتصاد ایران با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی پویا (دیدگاه زمانی)، اقتصاد مقداری (بررسی‌های اقتصادی سابق)، 6(1): 145-167.
- منه‌اج، محمد باقر. (1379). هوش محاسباتی: مبانی شبکه های عصبی، جلد اول، تهران: انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر.

- Chambers, L. (2000). The Practical Handbook of Genetic Algorithm. London, Champan & Hall: 113- 119.
- Fazlollahi, B. & R. A. Aliev. (2004). Soft Computong and its Application in Business and Economics, NewYork: Springer: 215- 222.
- Goldberg, D. E. (1989). Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning, NewYork: Addison-Wesley, USA: 180-187.
- Gonzalez, R.C. & P. Wintz. (1987). Digital Image Processing. Second Edition. NewYork; Addison-Wesley: 40- 52.
- Han, I. & K. Kim. (2000). Genetic Algorithm Approach to Feature Discretization in Artificial Neural Networks for the Prediction of Stock Price Index. Expert System with Applications, 19(2): 125- 132.
- Kim, K. (2006). Artificial Neural Network with Evolutionary Instance Selection for Financial Forecasting, Expert systems with application, 30(3): 519-526.
- Kuo, R. J., C.H. Chen & Y.C. Hwang. (2001). An Intelligent Stock Trading Decision Support System Through Integration of Genetic Algorithm Based Fuzzy Neural Network and Artificial Neural Network. Fuzzy sets and systems, 118(1): 21-45.
- Lisbao, P. (2000). Business Applications Of Neural Networks: The State-of the Art of Real World Applications, Singapore: World Scientific: 64-66.
- Refenes, A., A. Zapranis & G. Frandis. (1994). Stock Performance Modeling Using Neural Networks (A Comparative Study With Regression Models), Neural Networks, 7(2): 374-388.
- Shu-Heng, C. (2002). Genetic Algorithm and Genetic Programming in Computational Finance, Springer Kluwer Academic Publications, NewYork; USA: 90-102.
- Souto-Maior, C. (2006). Forecasting IBOVESPA Index With Fuzzy Logic. MSc Thesis, University Pompeu Fabra, Brazil: 185- 192.
- Tan, H., K. Prokhorov & K. Wunsch. (1995). Conservative Thiry Calendar Stock Prediction Using a Probabilistic Neural Networks,

Proceedings of Computational Intelligence for Financial Engineering Conference, Piscataway, NJ, USA, 113-117.

Von Altrock, C. (1997). Fuzzy Logic and Neurofuzzy Applications In Business and Finance. New Jersey; Prentice Hall: 213- 217.

Yim, J. A. (2002). Comparison of Neural Networks with Thme Series Models for Forecasting Returns on a Stock Market. LectureNotes in Computer Science, ISSN 1038-7448, Berlin: Springer, 2358: 4- 7.