مجله
پژوهش های مدیریت
شماره ۸۵ - تابستان ۱۳۸۹

استفاده از شبکه های عصبی ترکیبی آموزش پذیر اصلاح شده برای پیش بینی روند قیمت سهام (مطالعه موردی : شرکت پتروشیمی خارگ)

دکتر ابوالفضل شهرآبادی *
دکتر رضا ابراهیم پور **
حسین نیکو ***

چکیده

این مقاله مطالعه ای برای مقایسه توان پیش بینی روند قیمت سهام با استفاده از شبکه های عصبی ترکیبی آموزش پذیر اصلاح شده در مقابل سایر شبکه های آموزش پذیر و غیر آموزش پذیر ترکیبی است. داده های تاریخی به کار رفته در این تحقیق از شرکت پتروشیمی خارگ، پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار ایران بدست آمده اند. شرکت پتروشیمی خارگ از بزرگترین تولید کنندگان ایرانی محصولات پتروشیمی از جمله متانول است و به دلیل صادرات محصولات، قیمت سهام آن در بورس اوراق بهادار ایران بسیار متأثر از قیمت جهانی محصولات پتروشیمی، به ویژه متانول، می باشد. بنابراین قیمت سهام آن، نسبت به شرکت هایی که فاقد صادرات محصولات به بازار های جهانی هستند، به گونه ای شفاف تغییر می نماید. از آنجا که در بورس اوراق بهادار ایران نمونه مشابه دیگری که دارای سابقه قیمتی کافی و تعداد سهام شناور بالا باشد [۱] وجود ندارد، لذا سهام پتروشیمی خارگ مناسبترین گزینه برای انجام فرآیند تحقیق تشخیص داده شد. نتایج این تحقیق نشان می دهد که چگونه شبکه های عصبی ترکیبی آموزش پذیر اصلاح شده می تواند گوی سبقت را در قابلیت پیش بینی روند قیمت سهام از سایر شبکه های ترکیبی آموزش پذیر و غیر آموزش پذیر برباید. این تحقیق همچنان نشان می دهد که چگونه با استفاده از روش پیشنهادی این مقاله می توان بدون نیاز به اطلاعات تفصیلی و جامع به قابلیت پیش بینی نسبتاً دقیقی دست یافت.

واژگان کلیدی :

پرسپترون های چند لایه، شبکه های عصبی ترکیبی آموزش پذیر [۲] ، طرح و جانمایی [۳]، الگوریتم پس انتشار [۴]، پیش بینی سریهای زمانی [۵].

* استادیار، عضو هیات علمی تمام وقت دانشگاه زنجان (Shahrabadi@tse.ir)
زنجان- اعتمادیه- خیابان معلم- دانشکده علوم انسانی دانشگاه آزاد اسلامی واحد زنجان
** استادیار، عضو هیات علمی دانشگاه شهید رجایی (ebrahimpour@ipm.ir)
تهران- لویزان- دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی- دانشکده برق- گروه الکترونیک
*** دانش آموخته کارشناسی ارشد مدیریت بازرگانی (گرایش مالی)، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد قزوین (Hossein.nikoo@gmail.com)
قزوین- بالاتر از پونک- دانشکده مدیریت و حسابداری دانشگاه آزاد اسلامی، واحد قزوین

نویسنده مسئول یا طرف مکاتبه : حسین نیکو

۱. به اندازه ای که دستکاری قیمتی آن آسان نباشد

2 . Trainable Neural Network Ensembles

3 . Topology

4 . Back Propagation algorithm

5 . Time Series Prediction

تاریخ دریافت مقاله : ۸۷/۷/۱۸ تاریخ اصلاحات مقاله : ۸۷/۸/۱۶ تاریخ پذیرش مقاله : ۸۷/۹/۷

مقدمه

مقدمه ای بر شبکه های عصبی

یکی از روش های محاسباتی مورد توجه در علوم مختلف، به ویژه در علوم مالی، الگوریتمهای موجود در حوزه تحقیق در عملیات[1] می باشد که مسائل را بطور سیستماتیک (نورویگ، ۱۳۸۳، ۷-۱۱) مورد بررسی قرار می دهند. این الگوریتمها برای بهینه سازی مداوم تا رسیدن به بهترین جواب، برای مسأله در دست بررسی، مورد استفاده قرار می گیرند. الگوریتمهای هوش مصنوعی بخشی از الگوریتم های حوزه تحقیق در عملیات را تشکیل می دهند. این الگوریتمها توان این را دارند که در شرایط عدم اطمینان بهترین نتیجه را ارائه دهند، داده ها را استنتاج نمایند و ویژگی های آنها را کشف کنند (Haykin, 1999, 173). تفاوت عمده آنها با روش های آماری این است که اساساً مثل روش های آماری مبتنی بر الگو [2] نیستند؛ بلکه مبتنی بر داده های ورودی خود هستند [3] و نیازی به تفسیر جزئیات برای مدل مورد استفاده ندارند(Enke&Thawornwong, 2004, 207). در این میان شبکه های عصبی پرکاربرد ترین الگوریتمهای هوش مصنوعی هستند. این الگوریتمها، الگوریتم بهینه سازی مانند سایر الگوریتمها نیستند بلکه الگوریتمهای مشتق گیری پیاپی هستند که با کاهش شیب منحنی خطا چه در سطح و چه در فضا و با قدرت همگرایی قابل تنظیم و کشف نقطه بهینه در تمام سطوح و احجام، یافتن بهترین جواب ممکن را عملی می سازند؛ بنابراین توانایی منحصر به فردی در حل ارتباطات غیر خطی دارند (Haykin, 1999, 1-45).

استفاده از شبکه های عصبی در علوم بازرگانی و مالی عمری بیش تر از دو دهه ندارد و بسیار جوان است. موارد کلی که در آن از شبکه های عصبی استفاده شده است عبارتند از:

- پیش بینی روند های آتی با استفاده از داده های تاریخی که به عنوان ورودی به مدل داده می شود[4].
- طبقه بندی داده هایی که تفکیک آنها با شیوه های موجود بسیار مشکل و یا غیر ممکن است، به گروههای تعریف شده، با تکیه بر ویژگی های مستتر در داده های ورودی [5]
- خوشه بندی داده های ورودی، بر اساس شباهت موجود ، به گروه های واقعی و قابل استناد [6]

اولین بار استفاده از شبکه های عصبی در پیش بینی قیمت سهام در سال ۱۹۸۸ توسط وایت [7] و بر روی سهام شرکت آی بی ام [8] صورت گرفت. پس از آن مهمترین تحقیقات توسط شونبرگ در سال ۱۹۹۰ [9]، رِفنس و همکاران در سال ۱۹۹۳[10]، گیلز و همکاران در سال ۱۹۹۷ [11] و ساگار و لی در سال ۱۹۹۹ [12] صورت گرفته است. روش های استفاده شده در تحقیقات قبلی طیف وسیعی از الگو ها از جمله شبکه های ساده (مثل پرسپترون های چند لایه) تا شبکه های پیچیده تر (مثل[13]، [14] و[15]) را شامل می شود. با توجه به تحقیقات انجام شده هدف این تحقیق ارائه مدلی مناسب و سازگار با بورس اوراق بهادار ایران می باشد. میزان سازگاری روش مورد استفاده در این تحقیق از طریق بررسی الگوهای مختلف شبکه های عصبی ترکیبی سنجیده می شود. الگوی پیشنهادی در این مقاله (شبکه های عصبی ترکیبی آموزش پذیر اصلاح شده) تاکنون در بورس اوراق بهادار ایران مورد استفاده قرار نگرفته است. لازم به ذکر است در این مقاله به دلیل ارائه نتایج پیش بینی انجام شده بر روی

1 . Operations Research
2 . Model driven
3 . Data driven

4 . Time series prediction;(Smith & Gupta, 2001, 188-244), (Abdullah & Ganapathy, 2000 157-161), (Atya, & et al 1997, 2112-2115), (Baba, 1992, 371-377)
5 . (Smith & Gupta, 2002, 10-140)
6 . (Ibid, 3)
7 . White
8 . IBM
9 . Shoneburg, 1990
10 . Refenes & et al., 1993
11 . Giles & et al., 1997
12 . Sagar & Lee, 1999
13 . Radial Base functions
14 . Dual Network Modules
15 . Ensembles

سریهای زمانی به صورت دو طبقه صعودی و نزولی، الگوهای ارائه شده با عنوان طبقه بند ذکر گردیده اند[۱].

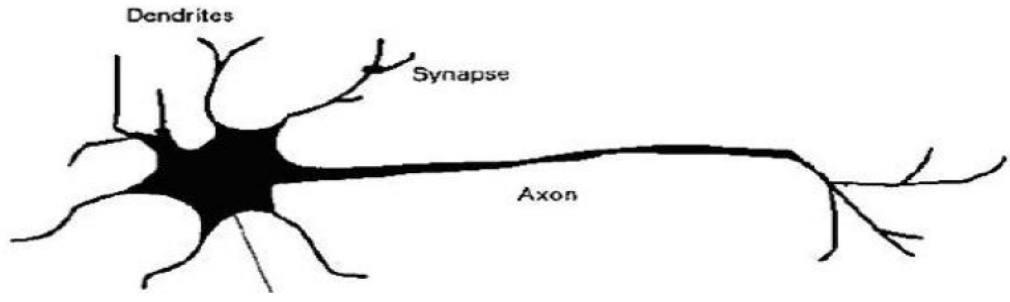
استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی کارایی خود را در یافتن روابط غیر خطی موجود در دنیای واقعی به اثبات رسانیده و توان کشف رابطه میان داده ها بدون وجود اطلاعات مبسوط از امتیازات این الگوریتم هوش مصنوعی می باشد. فرار از نقاط بهینه محلی و رسیدن به نقطه بهینه سراسری (Hatami & Ebrahimpour, 2007, 127-131)، قدرت این روش را حتی در قیاس با سایر الگوریتم های هوش مصنوعی به رخ می کشد.

(Smith & Gupta, 2002,1-26,Trippi & Turban,1993, 42-46, Fernandez & Gomez, 2005,1177-1191)

نحوه عملکرد شبکه های عصبی مصنوعی

نورون ها عناصر اصلی تشکیل دهندهٔ مغز هستند و به تنهایی مانند یک واحد پردازش منطقی عمل می کنند. مغز انسان متشکل از هزاران میلیارد نورون است و هر نورون هم بطور تقریبی به هزار نورون دیگر مرتبط است. دانشمندان بر این باوراند که یادگیری در مغز هنگامی صورت می گیرد که شدت اتصال یک سلول به سلول دیگر در محل سیناپس ها اصلاح می شود . به این معنی که ناقل های عصبی با سهولت بیشتری می توانند در شکاف سیناپسی آزاد شوند این حالت باعث می شود دروازه های بیشتری روی دندریت مقابل باز شود. به این ترتیب سلول قادر خواهد بود با تحریک کمتری فعال شود.

توانایی تغییر میزان اتصال بین سلول ها از مهم ترین مشخصه های الگو های شبکه عصبی می باشد. این تقویت اتصالات نوعی از یادگیری است که اصطلاحا به آن یادگیری تشویقی گفته می شود. در این روش یادگیری، از سعی وخطا برای تعیین میزان اتصال نورون ها استفاده می شود،یعنی یادگیری به صورتی رخ می دهد که برای انجام هر کاری از پی بردن به ارتباط علّت ومعلولی دو اتفاق گرفته تا پردازش تصاویر دریافتی از چشم و ... یک ساختار نورونی یکتا وجود دارد و این ساختار نورونی یکتا بهترین جواب را خواهد داد ، به عبارت دیگر داده های مربوط به هر کاری باید از مسیر نورون های خاصی عبور کند. لذا با ورود هر دسته ازداده ها، نورون هایی که برای پردازش آن داده ها اتصالاتشان تقویت شده احتمال فعال شدنشان بیشتر است. بنابراین فعال شدن اولین نورون، داده ها را در مسیری که از قبل تقویت شده (اتصالات آن تقویت شده) پیش خواهد برد. در شکل (۱) ساختار یک نورون طبیعی نشان داده شده است.

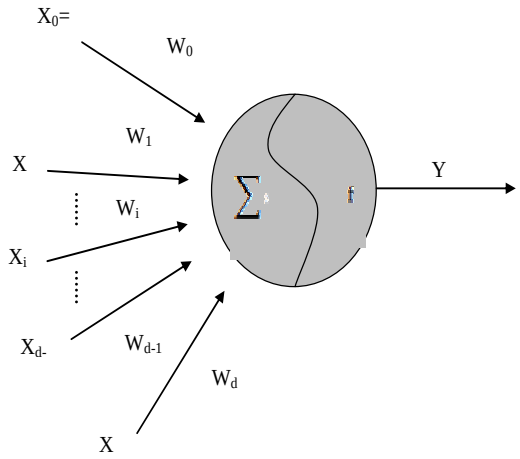


شکل۱. نمای کلی یک نرون: بدنه اصلی نرون (Soma) ، رشته های ورودی (Dendrit) ، رشته خروجی (Axon) ، نقاط اتصال آکسون یک نرون به دندریت نرون دیگر (Synapse)

۱. الگو های ارئه شده در این تحقیق بطور کلی عبارتند از: طبقه بند های پایه و ترکیب طبقه بندها

الگوی شبکه عصبی

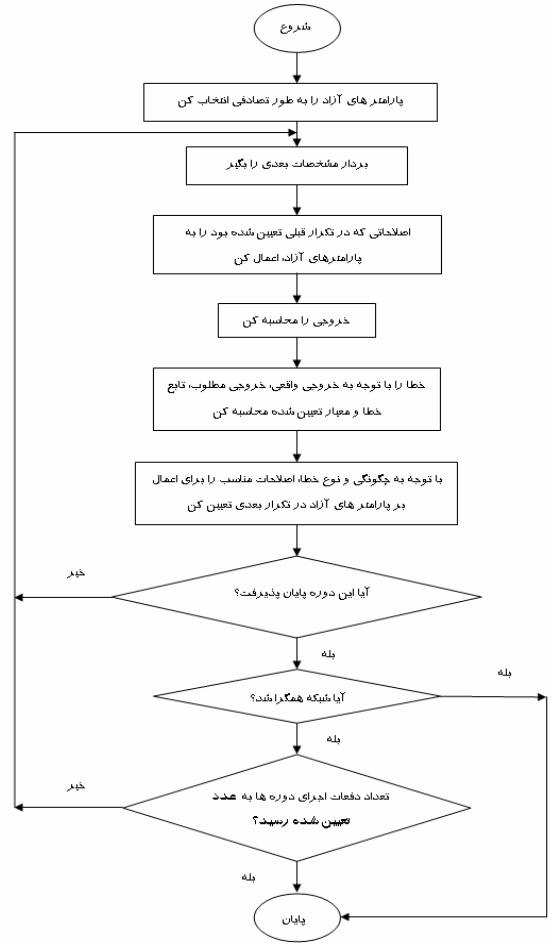
شکل (۲) یک نورون مصنوعی (پرسپترون) را نشان می دهد. در این شکل، X_i ها ورودی های دندریت ها هستند و Y خروجی یا آکسون است. شدت اتصال نورون ها در سیناپس (محل اتصال دو نورون به یکدیگر) توسط ضریب W_i که قبل از رسیدن ورودی به نورون در آن ضرب می شود در الگوی زیر نشان داده شده است. W_i را وزن ورودی X_i می نامند.



شکل۲. ساختار اساسی یک نورون مصنوعی (پرسپترون)

الگوریتم ساده شده شبکه های عصبی در شکل (۳) به نمایش در آمده است. در این الگوریتم ابتدا پارامتر های آزاد اولیه (وزن های ورودی یعنی W_i ها) بصورت تصادفی به شبکه داده می شود. به ازای هر ورودی متغیر، خروجی مشخصی هم به شبکه داده می شود. در این حالت اگر اختلاف خروجی حاصل از شبکه با خروجی مورد نظر صفر باشد، شبکه درست عمل کرده است و اگر مخالف با صفر باشد، شبکه به تغییر پارامتر اولیه برای کاهش میزان خطا نیاز دارد. این مرحله را یک تکرار می نامیم. تکرار ها را تا دستیابی به مقدار صفر برای خطای منتظره ادامه می دهیم. در این مرحله یک دوره[1] کامل شده است، بنابراین به دوره دوم می رویم. دوره های بعدی تا زمانی ادامه می یابند که یک دوره کامل متشکل از تکرارها منجر به مقدار صفر برای خطای منتظره شود (شبکه به همگرایی برسد). پس از رسیدن به این مرحله پارامترهای آزاد دوباره دستکاری نخواهند شد. البته اگر تکرارها را عدد مشخصی قرار دهیم ممکن است شبکه پیش از رسیدن به همگرایی کار را متوقف کند یا با رسیدن به خطای صفر برای تمام تکرارها باز هم به آموزش ادامه داده و منجر به بیش آموختگی[2] – یعنی ناتوانی در پیش بینی و بسط الگوی رفتاری داده های تاریخی به داده های آتی- شود. بنابراین انتخاب تعداد مناسب برای دوره ها حائز اهمیت است. لازم به ذکر است صفر بودن مقدار خطا به معیار اندازه گیری ما بستگی دارد. معیار مناسب خطا با توجه به نتایج به دست آمده در دوره های مختلف انتخاب می شود[3].

شکل۳. الگوریتم کلی یادگیری با ناظر شبکه های عصبی



1 . Epoch

2 . Over Training

۳. در این تحقیق معیار خطای مورد استفاده حداقل مجذور خطاها و محدوده آن تا 10^{-5} است.

مقدمه ای بر بورس اوراق بهادار

بورس اوراق بهادار برآیندی است از عرضه و تقاضا، احتمال ها، ترجیح ها و جنبه های روانشناختی، سیاسی، جامعه شناختی، زیست شناختی و فیزیولوژیک طبیعت انسان. همانطور که فاما اذعان داشت قیمت ها بطور کامل مبین اطلاعات موجود در بازار هستند. در واقع اطلاعات موجود بر روی قیمت سهام یا هر دارایی مالی مورد بحث اثر خود را می گذارند. بنابراین با توجه به اهمیت عنصر قیمت در دارایی مالی الگوی پیشنهادی ما توسط شبکه های عصبی به عنوان ورودی از قیمت های روزانه استفاده می کند تا بتواند روند قیمتی را جستجو نماید. با توجه به ادبیات نظری سه دهه گذشته در حوزه فرضیه بازار کارا، می توان دریافت که روشهای خطی و غیر خطی آماری نمی توانند ما را در رسیدن به نتایج قدرتمند در پیش بینی های مالی کمک کنند (به دلیل ناتوانی آنها در فرموله کردن روابط فیمابین قیمت ها و اطلاعات تاثیر گذار بر قیمت ها). بنابراین ما مبنای فعالیت خود را بر شبکه های عصبی قرار می دهیم که توانایی ویژه ای در حل مسائل قدیمی با استفاده از یافته های جدید دارند. تعریف جنسن از کارایی بازار به صورت زیر است: یک بازار زمانی کارا است که مجموعه اطلاعاتی مانند θ_t نتواند در کسب بازده اقتصادی توسط معاملات مبتنی بر این مجموعه اطلاعاتی نقش داشته باشد. اگر θ_t مجموعه ای از اطلاعات تاریخی باشد سطح کارایی مورد بررسی سطح ضعیف، اگر θ_t نه تنها مجموعه ای از اطلاعات تاریخی بلکه شامل اطلاعات جاری منتشره در بازار هم باشد سطح کارایی نیمه قوی و اگر θ_t علاوه بر دو مجموعه قبلی شامل اطلاعات نهانی هم باشد، آنگاه سطح کارایی مذکور، سطح قوی خواهد بود. با توجه به تعاریف فوق، دو روش اساسی برای ارزشیابی سهام وجود دارد:

۱. تحلیل تکنیکی؛ که مبتنی بر روند حرکت قیمت سهام در دوره های زمانی مختلف است. در این شیوه تمایلات متغیر سرمایه گذاران در پاسخ به نیروهای مختلف به گونه ای دائمی در قیمت های سهام یا سایر دارائیهای مالی نمود می یابد. در واقع استفاده از قیمت های تاریخی برای پیش بینی قیمتهای آینده از این شیوه تحلیلی سرچشمه می گیرد. این روش تحلیلی در تضاد با فرضیه کارای بازار سرمایه در شکل ضعیف آن می باشد.

۲. تحلیل بنیادین؛ که مبتنی بر تحلیل کارایی و سود دهی شرکت با دیدگاهی از درون است و منجر به کشف قیمت ذاتی سهام می گردد. تحلیلگران بنیادین معتقد به امکان کسب بازده اقتصادی با استفاده از اطلاعات تاریخی و اطلاعات جاری منتشره در بازار در مورد وضع شرکت، شرایط بازار، شرایط صنعتِ مرتبط و سایر عوامل محیطی موثر بر قیمت دارایی مالی هستند. در این روش از شیوه های متنوعی برای ارزیابی قیمت سهام یا هر نوع دارایی مالی (مثل روش های رگرسیونی، تحلیل روند صورت های مالی، درخت تصمیم گیری، مدل های مبتنی بر سود تقسیمی و سایر مدهای ارزیابی سهام مانند مدل P/E و مدل تنزیل سود تقسیمی همینطور مدل تحلیل و تنزیل جریان های نقدی) استفاده می شود. سطح نیمه قوی کارایی بازار در تضاد با تحلیل بنیادین قرار دارد. در بسیاری از مسائل دنیای واقعی مثل رشته مالی، شبکه های عصبی مصنوعی تفوق خود بر روشهای آماری رگرسیونی چند گانه در تحلیل داده ها را به منصه ظهور رسانده اند. این شبکه ها توانایی منحصر به فردی در یافتن ارتباط میان ورودی و خروجی خود (با استفاده از مجموعه داده ای مشخصی) بدون نیاز به اطلاعات یا مفروضات تفصیلی دارند.

ضرورت و ویژگی های مقاله

مقاله حاضر مبتنی بر ترکیب شبکه های عصبی برای دستیابی به سطح بالاتری از صحت بر آورد ها می باشد. انتظار ما این است که بتوانیم نتایج حاصل را با دستیابی به نقطهٔ حداقل متقاوتی در سطح فضای خطا بهبود بخشیم. از معروف ترین روش های ترکیب در شبکه های عصبی مصنوعی، روش های ترکیبی حداقل، حداکثر، میانگین و اکثریت آرا به عنوان روش های ترکیبی غیر آموزش پذیر و روش پیشنهادی وولپرت و شبکه ترکیبی آموزش پذیر اصلاح شده را به عنوان روش های ترکیبی آموزش پذیر می توان نام برد. همانطور که پیش تر آمد استفاده از داده های قیمتی برای پیش بینی روند آتی

قیمت سهام برگرفته از نشانگر های [۱] روش تکنیکی تحلیل قیمت در بورس اوراق بهادار است. تحقیقات و مقالات بسیاری در مجلات طراز اول دنیا انجام شده اند که عامل قیمت را به عنوان ورودی خود در نظر گرفته و از الگوریتمهای پس انتشار خطا استفاده نموده اند [۲]. دلایل استفاده از قیمت را می توان این گونه برشمرد؛ حداقل هر سه ماه یکبار یک گزارش مالی از شرکت های پذیرفته شده در بورس منتشر می شود که برای تحلیل وضعیت سهام یا هر دارایی مالی در کوتاه مدت کافی نخواهد بود. علاوه بر این به دلیل عدم اطمینانی [۳] بالایی که در بورس اوراق بهادار ایران وجود دارد، اکثر سهامداران به سوداگری برای کسب بازده کوتاه مدت تمایل زیادی دارند. به علت وجود نوسانات روزانه در بورس اوراق بهادار استفاده از روش های پیش بینی کوتاه مدت علمی [۴] برون رفتی مناسب از آشفتگی های کوتاه مدت بازار فراهم می آورد. بنابراین در این مقاله روشی متفاوت و ساختاری متقاوت از شبکه های عصبی مصنوعی بکار گرفته می شود تا بتواند روش های قبلی استفاده شده در مقالات را بهبود بخشد. نکته مهمی که در اینجا باید به آن پرداخته شود تفاوت در ویژگی های الگو های آماری با الگوهای مبتنی بر شبکه های عصبی است؛ در واقع دلیل عدم نیاز به وجود تعداد زیاد نمونه ها در شبکه های عصبی این است که این روش مبتنی بر نمونه گیری نمی باشد ما الگوی بدست آمده را بر روی یک مجموعه داده ای اعمال می کنیم که همبسته نیستند و نیازی هم به تشریح جزئیات مستتر درآنها نیست. در مقابل الگو های آماری نیاز دارند که ورودی هایشان هم بسته و دارای ارتباط باشد و پیش از ورود به الگو به تفصیل جزئیات و خصوصیات آن ها مشخص شده باشد. بنابراین در الگوی شبکه های عصبی، هدف از یک مطالعه موردی، نشان دادن نتایج حاصل از الگو و اثبات کارایی آن خواهد بود و مانند روش های آماری نیاز به بررسی حداقل ۳۰ نمونه [۵] در اینجا مفهوم نخواهد داشت. نتایج حاصل نیز (چه در مورد شاخص یا یک سهم منفرد) قابل استناد و معتبر خواهد بود. تحقیقات داخلی و بین المللی الگوهای مختلفی از شبکه های عصبی ساده مثل پرسپترون های چند لایه (در داخل و خارج از کشور) و شبکه های پیچیده تر مثل شبکه های ترکیبی (در خارج از کشور) برای پیش بینی قیمت سهام پیشنهاد نموده اند، اما این برای اولین بار است که یک مدل ترکیبی آموزش پذیر (اصلاح شده) برای پیش بینی قیمت سهام ارائه میشود. علاوه بر ارائه این الگو، یک معیار رد صلاحیت برای خروجی شبکه ارائه شده است تا آستانه ای بهینه برای رد یا قبول صلاحیت خروجی حاصل از شبکه به منظور کاربردی تر کردن نتایج در اختیار قرار داده شود.

روش شناسی شبکه های عصبی

همانطور که ذکر شد نمونه های زیادی از پیش بینی با استفاده از شبکه های عصبی و با استفاده از الگوریتم پس انتشار خطا در جهت تحلیل بازار های مالی در دنیا وجود دارد. آنچه در میان همه این تحقیقات مشترک است توانایی شبکه ساده پرسپترون چند لایه (که دارای لایه میانی بین لایه ورودی و خروجی باشد) در حل مسائل پیچیده غیر خطی است. لازم به ذکر است وجود لایه میانی در اینجا نقش تعیین کننده ای در حل مسائل غیر خطی دارد. همچنین وجود یک یا دو لایه میانی (پنهان) نقش موثری در همگرایی مناسب شبکه و دستیابی سریعتر به حداقل مقدار خطا دارد، زیرا وجود دو لایه درونی امکان مدیریت بهتر شبکه را فراهم می آورد. بطوریکه لایه اول نقش استخراج ویژگی های محلی داده ها[۶] و لایه دوم نقش استخراج ویژگی های سراسری داده ها[۷] را بر عهده خواهد داشت، علاوه بر این حل مسائلی (مانند مسائل مرتبط با سینماتیک معکوس در

1. Indicators

2. (Lowe, 1994, 3623-3628), (Baba & Kozaki, 1992, 371-377), (Disorntetiwat & Dagli, 200, 477-480), (Baba & Handa, 1995, 62-68), (Abdullah & Ganapathy, 2000, 157-161) , (Yao & et al., 1999, 221-241), (Kamijo & Tanigawa, 1990, 215-221), (Chenoweth & et al., 1995, 111-115), (Jang & et al., 1991, 42-51), (Atya & et al., 1997, 2112-2115), (Smith & Gupta, 2001, 188-244), (Kamrruzaman & et al., 2006, 64-152).

۳. عدم اطمینان (Uncertainty) در مقابل مفهوم ریسک(Risk) است که قابلیت مدیریت شدن را دارد.

۴ . در مقابل روش های علمی ابتکاری (Heuristic) تحلیل سهام، تحلیل تکنیکی با ناتوانی هایش و عدم مبتنی بودن بر یاقته های علمی قرار دارد.

۵. به منظور ناریب بودن برآورد توزیع نمونه ای حداقل ۳۰ نمونه در برآورد های آماری مورد استفاده قرار می گیرد.

6 . Local feature extractor

7 . Global feature extractor

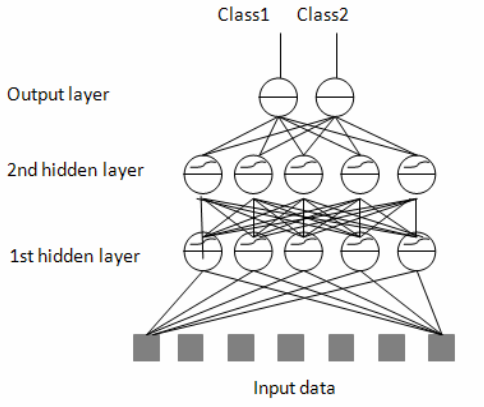
فیزیک، مکانیک، برق و الکترونیک) که به توابع ناپیوسته در نورون ها نیاز دارد نیازمند وجود دو لایه پنهان است (Haykin, 1999, 213). در تحقیق ما تابع مورد استفاده در لایه میانی از نوع تابع غیر خطیِ تانژانت هیپربولیک [۱] و تابع مورد استفاده در لایه بیرونی یک تابع لگاریتم سیگموئید خواهد بود [۲]. یکی از نقاط برجسته الگوی پرسپترون های چند لایه توان آن در ارائه سطوح تصمیم غیر خطی است. از این به بعد هر گاه به پرسپترون های چند لایه اشاره می کنیم، شبکه ای بازگشتی با الگوریتم پس انتشار خطا مد نظر است. در شکل (۴) نمای رایج از یک شبکه پرسپترون چند لایه با نورون های تماماً بهم مرتبط نشان داده شده است. هر ساختار پرسپترونی چند لایه نیاز هایی اساسی دارد که عبارتند از:

۱. ابعاد ماتریسی (سطری یا ستونی) برای ورودی ها و خروجی ها[۳] برابر باشد.

۲. ابعاد ماتریسی (سطری یا ستونی) لایه های پنهان[۴] کوچکتر از ابعاد ماتریسی ورودی ها و خروجی ها باشد.

۳. نورون های شبکه کاملاً با هم مرتبط باشند (تا تمام سطوح و احجام داده ای مورد روبش قرار گیرد)

شکل۴. ساختار شبکه عصبی پرسپترون چند لایه



۱ . غیر خطی است تا بتواند روابط غیر خطی پنهان در داده ها را کشف کند و تانژانتی است زیرا نوسان تابع در بازه $[-1,+1]$ در نتایج حاصل اهیمت دارد

۲. تا منجر به همگرایی نتایج حاصل و رسیدن به جوابهایی در محدوده $[0,+1]$ شود.

3 . Input / Output layers Size = m

4 . Hidden layers size = M

الگوریتم پس انتشار طبق قاعده دلتا [۵] عمل می کند. در قاعده دلتا، تعدیلاتی که در مورد وزنها صورت می گیرد به گونه ای است که اختلاف بین خروجی مطلوب و خروجی واقعی کاهش می یابد. یعنی اگر مقدار ورودی X_i منفی باشد، وزن افزایش می یابد و برعکس اگر X_i مثبت باشد، مقدار وزن کاهش می یابد. . در یک شبکه با الگوریتم پس انتشار خطا دو حرکت در امتداد نورون ها در حال وقوع است؛ یک حرکت رو به جلو که داده های ورودی در لایه های شبکه به پیش می روند و یک حرکت برگشتی که ناشی از خطای برگشتی به لایه های قبلی برای تصحیح وزن های سیناپسی است. در جدول ۱ گام های اساسی برای کاهش تصادفی شیب منحنی خطا در الگوریتم پس انتشار ارائه شده است. در اینجا ما عامل δ_h را معرفی می نماییم. در واقع مقادیر مورد نظر تنها برای خروجی اصلی شبکه در نظر گرفته می شوند نه نسبت به خروجی هر لایه. بنابراین مجموع خطا یعنی δ_h ناشی از هر خروجی متصل به لایه پنهان h مورد محاسبه قرار می گیرد [۶]. تعداد کل خطاهای یک شبکه پیش رونده به همان اندازه تعداد واحد های خروجی است (یکی برای هر خروجی). به بیان صریح هر وزن در رابطه (۱) درجه پاسخگویی لایه میانی h برای خطای رخ داده در خروجی k را نشان می دهد. الگوریتم مورد نظر می تواند به یک تفسیر استاندارد از فرآیند کاهش شیب در الگوریتم پس انتشار خطا تبدیل شود. در صورتی که شیب بصورت رابطه (۲) باشد؛ n شماره داده آموزش شبکه، o خروجی شبکه، k شماره لایه خروجی و t خروجی مورد انتظار است. معمولاً δ_h بر تعداد داده های آموزش تقسیم می شود تا با تعیین خطای کلی شبکه ، وزن های سیناپسی شبکه را به هنگام نماید.

(۱)

$$\delta_h = o_h(1-o_h)\sum_{\text{k outputs}} w_{kh}\delta_k$$

(۲)

$$\delta_k = \sum_{n\ patterns} o_{nk}(1-o_{nk})(t_{nk}-o_{nk})$$

5 . Delta rule

۶ . بجای محاسبه $(t_k - o_k)$ که به معنی محاسبه تفاضل مقدار خروجی بدست آمده از هر لایه نسبت به خروجی مورد انتظار هر لایه (t_k) است.

شبکه های عصبی ترکیبی

ترکیب از جمله روشهای بالا بردن کارایی در زمینه طبقه بندی مسائل پیچیده است. پیچیدگی می تواند ناشی از بالا بودن بعد ماتریسی ویژگی ها، محدود بودن تعداد نمونه ها، همپوشانی طبقه ها و وجود آشفتگی قابل ملاحظه درنمونه ها باشد. در هر الگوی ترکیبی می بایست یک سری نیاز های اساسی برآورده شود. این نیازها عبارتند از:

الف) طبقه بند ها کارایی قابل قبول [۱] و استقلال در طبقه بندی داشته باشند. بنابراین کاهش همبستگی[۲] بین طبقه بند ها بسیار مهم است.

ب) وجود یک چارچوب ریاضی مناسب [۳] به منظور استفاده از نقاط قوت طبقه بند ها و خودداری از نقاط ضعف آنها.

انواع شبکه های عصبی ترکیبی

از دیدگاه آموزشی شبکه های عصبی ترکیبی بطور کلی به دو بخش آموزش پذیر و غیر آموزش پذیر تقسیم می شوند.

در شبکه های عصبی ترکیبی غیر آموزش پذیر خروجیهای طبقه بند های پایه [۴] طبق یک قانون ثابت با همدیگر ترکیب می شوند. مثل روش های ترکیبی حداقل، حدکثر، میانگین و اکثریت آراء که شرح مختصر آن ها در زیر می آید:

- روش میانگین[۵]

در این روش تصمیم نهایی از محاسبه میانگین خروجیِ طبقه بند های پایه [۶] بدست می آید.

جدول ۱: مراحل کاهش شیب در الگوریتم پس انتشار خطا

ابتدا تمام وزن های شبکه را بصورت مقادیر کوچک تصادفی در نظر یگیرید.

تا شرایط خاتمه الگوریتم عمل زیر را انجام دهید:

در هر آموزش خواهیم داشت:

ورودی را مستقیماً به درون شبکه انتشار دهید. و خروجیهای مورد نظر را محاسبه نمایید.

خطا ها را به شکل زیر در جهت معکوس ورودی ها پس انتشار دهید. برای هر خروجی k عبارت خطا را محاسبه نمایید:

$$\delta_k = o_k(1-o_k)(t_k-o_k)$$

عبارت خطا را برای هر لایه میانی (پنهان) h بصورت زیر محاسبه نمایید:

$$\delta_h = o_h(1-o_h)\sum_{\text{k outputs}} w_{kh}\delta_k$$

در پایان تمام وزن های را به هنگام کنید بصورتیکه:

$$w_{ji} = w_{ji} \Delta w_{ji} \text{ و } \Delta w_{ji} = -\eta \cdot \delta_j \cdot x_{ji}$$

و اشاره گر ji یعنی از لایه i به لایه j .

۱. دلیل ارائه نتایج طبقه بند های پرسپترونی چند لایه به عنوان نتایج ابتدایی در این تحقیق، اثبات کارایی آنها است

2 . Correlation Reduction

۳. منظور چارچوب نظری الگو های ترکیبی ارائه شده متشکل از طبقه بند های منفرد است

۴ . منظور از طبقه بندهای پایه همان طبقه بند های سطح صفر است.

5 . Mean method

6 . Classifiers

- روش حداقل [۱]

در این روش نتیجه نهایی از بیشترین مقدار حداقل های بدست آمده از طبقه بند های پایه بدست می آید.

- روش حداکثر [۲]

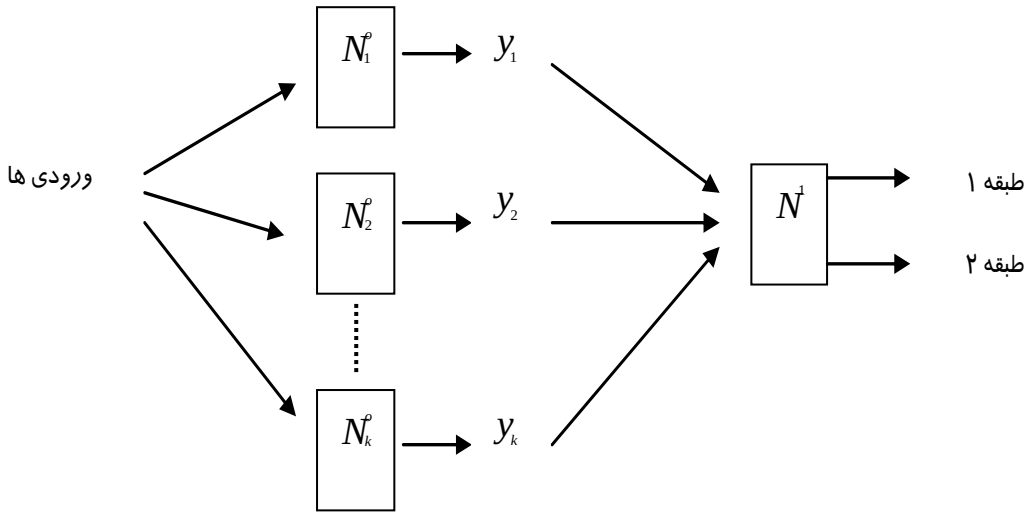
در این روش نتیجه نهایی از بیشترین مقدار حداکثر های بدست آمده از طبقه بند های پایه بدست می آید.

- روش اکثریت آرا [۳]

در این روش خروجی نهایی از طریق خروجی هایی که بیشترین تعداد (رأی) را در میان طبقه بند های پایه بدست آورده اند. حاصل می شود.

شبکه عصبی ترکیبی آموزش پذیر شبکه ای است ترکیبی که تحت نظارت با استفاده از اطلاعات خروجی مورد نظر و تصحیح وزن داده های ورودی، شبکه را آموزش می دهد. معروفترین شبکه عصبی ترکیبی آموزش پذیر برای اولین بار توسط وولپرت معرفی گردید. در این ساختار لایه اول (سطح صفر) شامل طبقه بند های پایه است که توسط مجوعه داده های آموزش در مرحله یادگیری آموزش می بینند. در لایه دوم (سطح یک) یک نگاشت [۴] از فضای خروجی طبقه بند های پایه به خروجی مطلوب[۵] صورت می گیرد. این نگاشت توسط یک شبکه عصبی پرسپترون صورت می گیرد. یادگیری در این لایه به مفهوم تعیین تابع نگاشت دهنده است. این ساختار در شکل (۵) آمده است.

شکل ۵. نمودارکلی شبکه عصبی آموزش پذیر مبتنی برروش پیشنهادی وولپرت

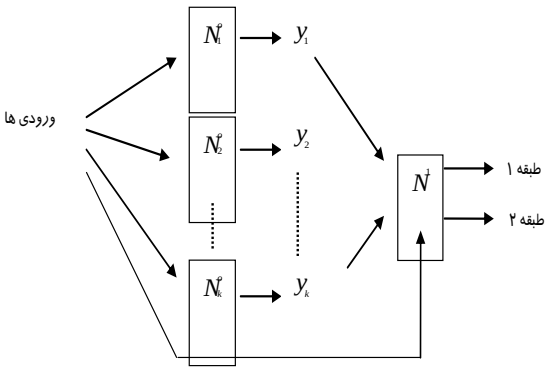


1 . Minimum method
2 . Maximum method
3 . Majority Vote method
4 . Mapping (عمل مطابقت دادن ورودی ها با خروجی های مورد انتظار که منجر به یادگیری می شود)
5 . Target output

شبکه عصبی ترکیبی آموزش پذیر اصلاح شده [1]

در واقع روش پیشنهادی وولپرت را می توان از دسته میانگین وزن دار به حساب آورد. در مرحله آموزش، طبقه بند سطح یک که نقش نگاشت از فضای خروجی طبقه بندهای پایه به خروجی مطلوب را بر عهده دارد، وزنهای مناسب را برای ترکیب مناسب خروجی طبقه بندهای پایه یاد می گیرد. در مرحله آزمون با توجه به مقادیر خروجی طبقه بندهای پایه و با شناختی که از رفتار این طبقه بند ها از مرحله آموزش بدست آمده، وزن مناسبی به هر یک از خروجی های طبقه بندهای پایه داده می شود، اما طبقه بندهای پایه دارای نقاط ضعف و قوت متفاوتی هستند و هرکدام درکاوش بخشی از ویژگی های مسأله تبحر یافته اند و درجه این نقاط ضعف و قدرت برای حل مسائل مختلف متفاوت است. بنابراین در روش پیشنهادی این مقاله، تحت عنوان "شبکه عصبی ترکیبی آموزش پذیر اصلاح شده"، طبقه بند سطح یک، یا به عبارت دیگر ترکیب کننده، علاوه بر اینکه با مقادیر خروجی طبقه بندهای پایه تغذیه می شود، همزمان با داده های ورودی اعمال شده به طبقه بندهای پایه هم تغذیه می شود. به این ترتیب در مرحله آموزش، طبقه بند سطح یک با دیدن همزمان ورودی طبقه بند های پایه (ورودی اولیه) و خروجی طبقه بندهای پایه و دانستن خروجی مطلوب (مورد انتظار)، تقسیم بهینه فضای مسأله را برای هریک از طبقه بندها، متناسب با نقاط قوت و ضعفشان، از زیر فضاهای متفاوت مسأله یاد می گیرد. سپس در مرحله آزمون طبقه بند سطح یک با دیدن همزمان ورودی و خروجی طبقه بندهای پایه، متناسب با نقاط قوت و ضعف هر یک از این طبقه بند ها ، وزن مناسب را بر هر یک از خروجی های طبقه بند های پایه اعمال می کند. این ساختار در شکل (۶) نشان داده شده است.

شکل ۶. نمودارکلی شبکه عصبی آموزش پذیر اصلاح شده



1 . Modified Trainable Neural Network Ensemble

نتایج تجربی و تشریح مطالب

در این تحقیق مجموعه ای از داده ها به صورت سری های زمانی تأخیری به عنوان ورودی به سیستم داده می شود. این داده ها با استفاده از قیمت پایانی روز مرتب شده اند. این قیمت های پایانی توسط فرمولی که در رابطه (۳) توضیح داده شده محاسبه میشوند[2]. هدف ما از پیش بینی روند قیمت سهام با استفاده از شبکه های عصبی یافتن قاعده مندی های غیر خطی مؤثر بر قیمت سهام است (به عبارت دیگر یافتن روابط پنهان میان قیمت های گذشته و آینده سهام). زیرا ناتوانی در کشف این روابط غیر خطی در روش های آماریِ موجود، ضعف خود را در ارزیابی دقیق از کارایی بازار نشان خواهد داد (Timmermann & Granger, 2004, 15-27). همانطور که پیش تر ذکر شد از قیمت تعدیل شده پایانی روز برای آموزش شبکه استفاده می شود.

$$P_2 = P_1 + \left[\left(\bar{P}_2 - P_1 \right) * \frac{N}{M} \right] \quad \text{اگر} \quad \begin{cases} \frac{N}{M} \geq 1 & 1 \\ \frac{N}{M} < 1 & \frac{N}{M} \end{cases} \qquad (۳)$$

P_2= قیمت بسته شدن امروز

$\bar{P}_2$= میانگین موزون قیمت امروز

P_1= قیمت بسته شدن دیروز

N=تعداد سهام معامله شده امروز

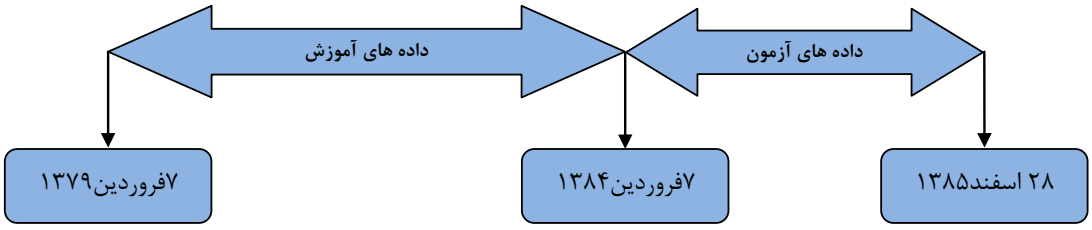
M= حجم مبنا؛ تعداد سهام شرکت که لازم است در طی یک سال معامله شود

M= ۲۵۰ روز کاری / حداقل ۲۰ درصد سهام شناور آزاد

۲. به دلیل محدودیت سقف و کف نوسان قیمت (نوسان ۳ درصدی) که تابعی از حجم معامله شده در روز خواهد بود

داده های لازم برای آموزش شبکه از تبدیل قیمت های پایانی به صورت پنجره ای متحرک (توالی پیش رونده) از قیمت های روزانه بدست می آید. سپس شبکه آموزش دیده برای پیش بینی روند آتی قیمت سهام مورد نظر بکار می رود. دلیل استفاده از روش آموزش با داده های پنجره ای متحرک، سازگاری با ماهیت پویای قیمت سهام است. عدم رعایت این امر می تواند عامل شکست یک الگوی ایستا در ارائه یک پیش بینی موفق باشد (Tsang & et al., 2007, 453_467). به این ترتیب خواهیم توانست یک سیستم پشتیبان تصمیم گیری برای معاملات کوتاه مدت در بورس اوراق بهادار برنامه ریزی نماییم [1]. پرسپترون چند لایه ای که توسط الگوریتم پس انتشار خطا آموزش دیده است به عنوان الگوی اولیه شبکه عصبی در تحقیق حاظر مورد بررسی قرار می گیرد. دوره زمانی مورد استفاده در این تحقیق عبارتست از: ۷ فروردین ۱۳۷۹ تا ۷ فروردین ۱۳۸۴ (۲۶ مارس ۲۰۰۰ تا ۲۶ مارس ۲۰۰۵) به عنوان مجموعه داده های آموزش [2] و ۸ فروردین ۱۳۸۴ تا ۲۸ اسفند ۱۳۸۵ (۲۷ مارس ۲۰۰۵ تا ۱۹ مارس ۲۰۰۷) به عنوان مجموعه داده های آزمون شبکه [3]، (شکل ۷). همانطور که پیشتر آمد از قیمت های تعدیلی به عنوان داده های ورودی (X های) شبکه به شکل پنجره ای متحرک از داده ها که به صورت رابطه (۴) محاسبه شده، استفاده می گردد. دلیل استفاده از یک پنجره متحرک افزایش قدرت پیش بینی با توجه به تغییرات سریع قیمت سهام است.

رابطه.۴: پنجره ۶ روزه $x(t-1)-x(t-2),\ x(t-2)-x(t-3),\ x(t-3)-x(t-4),\ x(t-4)-x(t-5),\ x(t-5)-x(t-6)$



شکل ۷. دو ناحیه داده ای متشکل از سری های زمانی برای آموزش و آزمون شبکه

۱ . علاوه بر این واقعیت که سیستم مورد نظر ما برای اهداف بلند مدت طراحی شده است

2 . Training data set

3 . Test data set

در مقابل، خروجی های شبکه عصبی رمز گذاری شده اند تا پیش بینی روند آتی قیمت سهام پتروشیمی خارگ را نمایش دهند. سمت و سوی روند به دو طبقهٔ روند افزایشی و روند کاهشی تقسیم بندی شده است. خروجی مورد نظر برای روند افزایشی و روند کاهشی به ترتیب عبارتست از $\begin{bmatrix}1\\0\end{bmatrix}$ و $\begin{bmatrix}0\\1\end{bmatrix}$. خروجی مورد انتظار همزمان با تزریق داده های ورودی، به سیستم داده می شود تا شبکه آموزش ببیند. الگوی مورد نظر طی یک فرآیند آزمایش و خطا آموزش داده می شود و سپس مورد آزمون قرار می گیرد تا ساختار مناسب برای شبکه انتخاب گردد. پس از تجربیات مختلف ساختار شبکه ای با دو لایه پنهان مناسب تشخیص داده می شود. طرح و جانمایی شبکه عصبی پرسپترون چند لایه ای که در این تحقیق مورد استفاده قرار می گیرد بصورت ۶:۶:۸:۲ با تابع تانژانت هیپربولیک در لایه های پنهان و تابع لگاریتم سیگموئید در لایه خروجی ارائه میشود. شبکه پرسپترون چند لایه در این تحقیق با استفاده از مجموعه داده ای به شکل پنجره متحرک آموزش می بیند. در اینجا نمونه های آزمون در زمان t با P_t نشان داده می شود و نمونه ها برای پنجره آموزش با ابعاد ماتریس سطری m عبارتند از P_{t-m} تا P_{t-1}. در مطالعه ما اندازه ماتریسی پنجره ۶×۱ [۱] می باشد. به هنگام آموزش شبکه، پنجرهٔ متحرک شش روزه، یک به یک، در امتداد نمونه های آموزش به جلو حرکت می کند. در این تحقیق شبکه مورد نظرمان را ۵ بار و هر بار با وزن های اولیه تصادفیِ متفاوتی آموزش می دهیم تا نتایج با پایایی بیشتری ارائه شود . سپس هر شبکه به وسیله داده های آزمون مورد آزمایش قرار می گیرد. نتایج این آزمون در جدول شماره (۲) آمده است:

جدول ۲. نتایج طبقه بند های پایه

شماره طبقه بند	۱	۲	۳	۴	۵
درصد پیش بینی	۷۰/۲۶۱۴	۶۹/۶۰۷۸	۷۰/۵۸۸۲	۷۰/۲۶۱۴	۷۰/۵۸۸۲

۱ . اندازه ماتریسی داده های ورودی = ۶×۱

نکته مهم در ترکیب طبقه بندها، تنوع [۲] آنها در آموختن داده های ورودی است. اهمیت وجود تنوع، در فرآیند کاهش همبستگی میان طبقه بندها و در جهت افزایش قدرت پیش بینی متجلی می شود. بنابراین طبقه بند ها قادر خواهند بود نواحی مختلفی از فضای داده های ورودی را مستقلاً مورد کاوش قرار دهند و در نتیجه توانایی بهتری در کاهش خطای آموزش و داده کاوی در ناحیه ای مشخص خواهند داشت. این امر به افزایش کارایی شبکه عصبی ترکیبی در سطح کلی منجر خواهد شد. روش های مختلف ایجاد تنوع در طبقه بندها در طی پروسه آموزش عبارتند از: روش های تزریق نمونه های ورودی به سامانه، تنوع در نمونه های مجموعه آموزش، پروسه آموزش و استراتژی های آموزش (نظارت بر تعلیم شبکه). در تمام روش های ذکر شده مبنای عمل، فنون کاهش همبستگی خواهد بود.

در تحقیق حاضر ۵ طبقه بندی که در بالا تشریح گردیدند به عنوان طبقه بند های پایه برای ترکیب روش های حداقل، حداکثر، میانگین، اکثریت آراء، روش پیشنهادی وولپرت و روش پیشنهادی این مقاله [۳] مورد استفاده قرار گرفتند. نتایج حاصل با استفاده از ۴۴۷ داده قیمتی روزانه، به عنوان داده های مجموعه آزمون، در جدول شماره (۳) آمده است. لازم به ذکر است پس از تجربیات مختلف شبکه ای با جانمایی ۱۱:۷:۲ به عنوان ساختار طبقه بند سطح یک مناسب تشخیص داده شد.

جدول ۳. نتایج استفاده از روش های ترکیبی

روش ترکیب	حداقل	حداکثر	میانگین	اکثریت آراء	روش وولپرت	روش پیشنهادی
درصد پیش بینی	۶۹/۶۰۷۸	۷۰/۵۸۸۲	۷۳/۸۵۶۲	۷۳/۲۰۲۶	۷۵/۴۹۰۱	۷۶/۳۱۰۵

همانطور که در جدول شماره (۳) دیده می شود، ترکیب طبقه بندهای پایه "به روش پیشنهادی" این مقاله یعنی شبکه عصبی ترکیبی آموزش پذیر اصلاح شده، نسبت به

2 . Diversity

۳. شبکه عصبی ترکیبی آموزش پذیر اصلاح شده

روش های ترکیبی دیگر و حتی روش پیشنهادی وولپرت عملکرد بهتری نشان می دهد. ابتکار دیگر این تحقیق این است که به منظور بهبود نتایج حاصل از ترکیب طبقه بند ها، معیاری به نام « معیار رد صلاحیت [۱] » درنظر گرفته می شود تا نتایج حاصل، از قدرت کاربرد و اعتماد بیشتری در اجرا برخوردار باشند.

تعریف معیار رد صلاحیت

بدلیل وجود طیف متنوعی از قاطعیت در پیش بینی ها از یک آستانه یا حد اقل مجاز برای افزایش قاطعیت تصمیمات مبتنی بر خروجی مدل استفاده می شود. در رابطه (۵) و رابطه (۶) روش رسیدن به این مقدار آستانه ای ذکر شده است:

$$\beta_1 = \frac{1}{N_1} = \sum_{i=1}^{N_1} \left(O_{n1_i} - O_{n2_i} \right) \qquad (۵)$$

$$\beta_2 = \frac{1}{N_2} = \sum_{i=1}^{N_2} \left(O_{n2_i} - O_{n1_i} \right) \qquad (۶)$$

در این جا β_1 و β_2 آستانه (حداقل مجاز) برای خروجی های حاصل از شبکه به ترتیب با فرمان خرید [۲] و فرمان فروش[۳] می باشند. در صورتیکه تفاضل مقدار بدست آمده برای خروجی طبقه ۱ و خروجی طبقه ۲ در دو حالت فوق از این اعداد کمتر باشد، این خروجی نامطمئن شناخته می شود و خود به خود حذف خواهد شد.

در این دو رابطه O_{n1i} و O_{n2i} به ترتیب بیانگر خروجی طبقه ۱ و خروجی طبقه ۲ می باشند. همینطور N_1 و N_2 به ترتیب تعداد نمونه های مجموعه آموزش در روند افزایشی قیمت و روند کاهشی قیمت است. در فاز آزمون، خروجی های الگوی طبقه بندی، پیش از اتخاذ تصمیم نهایی از فیلتر « مقیاس اطمینان[۴] » شرح داده شده در بالا خواهد گذشت. علامت [۵] خرید بدست آمده از خروجی این الگو به مفهوم خرید دارایی مالی در انتظار افزایش قیمت دارایی مورد نظر می باشد. همینطور علامت فروش بدست آمده به مفهوم فروش دارایی مالی در انتظار کاهش قیمت دارایی مورد نظر خواهد بود. پروسه فیلترکردن که شرح آن در زیر می آید پیش از اتخاذ تصمیم با استفاده از خروجی الگو صورت می گیرد و علائم خرید و فروشی که قانون فیلتر مورد نظر را برآورده نسازند حذف خواهند شد.

پروسه فیلترکردن [۶]

همانطور که در بالا توضیح داده شد، دو حداقل مجاز، با مقدار متناسب با خروجی، برای افزایش اطمینانِ علائم نهایی افزایشی یا کاهشی مورد استقاده قرار می گیرد. در صورتی که مقدار بدست آمده از خروجی شبکه در طبقه ۱ از مقدار بدست آمده در طبقه ۲ بیشتر باشد و مقدار اختلاف این دو مقدار بیشتر از β_1 باشد، آنگاه علامت خرید بدست آمده قابل اطمینان خواهد بود. همینطور اگر خروجی حاصل از طبقه ۲ بزرگتر از خروجی حاصل از طبقه ۱ باشد و مقدار اختلاف این دو مقدار بیشتر از β_2 باشد، آنگاه علامت فروش بدست آمده قابل اطمینان خواهد بود. نتایج عملی حاصل از این فیلترکردن در جدول (۴) آمده است.

جدول ۴. نتایج الگوهای ترکیبی پس از اعمال معیار رد صلاحیت

روش ترکیب	β_1	β_2	تعداد نمونه های رد صلاحیت شده	درصد پیش بینی
حداقل	۰/۵۷۰۴	۰/۴۴۵۴	۵۷	۷۱/۸۸۷۶
حداکثر	۰/۵۷۰۴	۰/۴۴۵۴	۵۶	۷۲/۸۰۰۰
میانگین	۰/۵۷۰۴	۰/۴۴۵۴	۱۸۵	۸۲/۶۴۴۶
اکثریت آراء	۲/۸۵۲۲	۲/۲۲۷۱	۱۸۵	۸۲/۶۴۴۶
روش وولپرت	۰/۹۸۵۲	۰/۵۳۳۲	۸۳	۸۳/۱۴۶۷
روش پیشنهادی	۰/۶۸۹۲	۰/۵۸۹۱	۹۵	۸۵/۲۰۱۹

نتایج ذکر شده در جدول (۴) نشان می دهد که چگونه در پروسه فیلترکردن در صورتی که اختلاف خروجی حاصل از دو طبقه نتواند حداقل مجاز (مقدار آستانه ای) بدست آمده را ارضاء کند، منجر به حذف خروجی مورد نظر خواهد شد.

---

1 . Rejection Criterion

۲. که منجر به پیروزی طبقه ۱، $\begin{bmatrix}1\\0\end{bmatrix}$، می شود

۳. که منجر به پیروزی طبقه ۲، $\begin{bmatrix}0\\1\end{bmatrix}$، می شود

4 . Confidence Measure

5 . Signal

6 . Filter Procedure

نتیجه گیری

در تحقیقات گذشته در زمینه پیش بینی روند قیمت، چه در مورد سهام یا شاخص سهام از شبکه های عصبی منفرد و ساده استفاده شده است. گرچه چنین نتایجی در آن زمان یک انقلاب در زمینه پیش بینی به شمار می رفت، اما با توسعه روش های پیش بینی ابتکاری مبتنی بر الگوریتم های هوش مصنوعی، نتایج ذکر شده اکنون چندان رضایت بخش به نظر نمی رسند. در این تحقیق سعی شده تا با پیشنهاد الگویی آموزش پذیر از شبکه های عصبی ترکیبی و استفاده از مقیاس اطمینان، نتایج پیش بینی روند قیمت با استفاده از شبکه های عصبی بهبود یابد. در این روش داده های آموزش تحت نظارت داده های آزمون طبقه بند های پایه را آموزش داده اند، سپس یک شبکه در سطح بالاتر با دیدن همزمان خروجی طبقه بند های پایه و داده های آموزش پیش بینی خود را بر اساس قدرت و ضعف طبقه بند های پایه در شیب های مختلف تابع خطا ارائه می کند. با توجه به نتایج، بهترین الگوی ارائه شده در این تحقیق الگوی ترکیبی آموزش پذیرِ اصلاح شده با صحت پیش بینی تا ۸۵/۲۰۱۹ درصد می باشد. نتیجه بدست آمده یک حد نصاب جدید پس از الگوی آموزش پذیرِ وولپرت [1] است که در تحقیقات قبلی (Nikoo & et al., 2007, 287-293) حاصل شد. این الگو می تواند به عنوان یک ابزار کمکی در کنار تحلیل بنیادین قیمت سهام و به عنوان یک روش پایش روند قیمت سهام مورد استفاده قرار گیرد. نکته این که با بوجود آمدن الگوهای کاربردی قدرتمند، بورس اوراق بهادار گام مؤثری به سمت کارایی بیشتر بر می دارد (Timmermann & Granger, 2004, 15-27).

منابع و مآخذ :

۱. راسل، استوارت و پیتر نورویگ « هوش مصنوعی؛ رهیافتی نوین» عین الله جعفر نژاد قمی انتشارات علوم رایانه، تهران، ۱۳۸۳، چاپ دوم،

2. Atya.A, N. Talaat & S. shaheen (1997) “An Efficient Stock Market Forecasting Model Using Neural Networks”, International Conference on Neural Network., Volume: 4, 2112-2115
3. Baba N. et al. (1994) “A hybrid algorithm for finding the global minimum of error function of neural networks and its applications”, Neural Networks, Vo1.7, 1253-1265.
4. Baba N. & M. Kozaki (1992) “An intelligent forecasting system of stock price using neural network”, Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks, Vol.1, 371-377.
5. Baba N. and H. Handa (1995) “Utilization of Neural Network for Constructing a User Friendly Decision Support System to Deal Stocks, Journal of Simulation & Gaming, Vol.5, No.1, 62-68.
6. Chenoweth, T., Z. Obradovic & et al. (1995) “Technical Trading rules as a Prior Knowledge to a Neural Networks Prediction System for the S&P 500 Index”, IEEE Technical Applications Conference and Workshops, Portland, Oregon, 111-115.
7. Disorntetiwat, P. & C.H. Dagli (2000) “Simple ensemble-averaging model based on generalized regression neural network in financial forecasting problems”, Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium 2000, AS-SPCC. The IEEE 2000, Vol., Iss., 2000, 477-480

۱. با نرخ پیش بینی ۸۳/۱۴ درصد

8. Ebrahimpour R., E. Kabir, H. Esteky & M.R. Yousefi (2008) "A Mixture of Multilayer Perceptron Experts Network For Modeling Face/Nonface Recognition in Cortical Face Processing Regions", Intelligent Automation and Soft Computing, Elsevier, Vol. 14, No. 2, 145-156.
9. Ebrahimpour R., E. Kabir & M.R. Yousefi, (2008) "View-independent Face Recognition with Mixture of Experts" Journal of Neurocomputing, Vol. 71, No. 4-6, Elsevier, (October), 1103-1107.
10. Ebrahimpour R., E. Kabir & M.R. Yousefi, (2008) "Teacher-Directed Learning in View-independent Face Recognition with Mixture of Experts Using Single-view Eigenspaces" Journal of Franklin Institute, Vol. 345, No. 2, Elsevier, (June), 87-101.
11. Fama, E. (1970) "Efficient capital markets: a review of theory and empirical work", Journal of Finance, Vol. 25, 383–417.
12. Farmer, D. and A. Lo (1999) "Frontiers of Finance: Evolution and Efficient Markets", Proceedings of the National Academy of Sciences, Vol. 96, 9991-9992.
13. Fernandez A. & S. Gomez (2005) "Portfolio selection using neural networks", Journal of Computers & Operation Research, Vol. 34, (August), Elsevier, 1177-1191.
14. Franke J. M. Klein (1999) "Optimal portfolio management using neural networks; a case study", University of Kaiserslautern, (June).
15. Hatami N., R. Ebrahimpour (2007) "Combining Multiple Classifiers: Diversify with Boosting and Combining by Stacking", International Journal of Computer Science and Network Security (IJCSNS), VOL. 7 No. 1, (January), 127-131.
16. Haykin S. (1999) "Neural Networks: A Comprehensive Foundation", Prentice Hall Inc, International Edition, New Jersey, 2nd Edition, 1-255.
17. Jang G. S., Lai B. F., Jiang W. & Chien L. H. (1991) "An Intelligent Trend Prediction and Reversal Recognition System Using Dual-Module Neural Networks", First International Conference on Artificial Intelligence Applications on Wall street, New York, U.S.A., (October), 42-51.
18. Jensen, M. (1978) "Some anomalous evidence regarding market efficiency", Journal of Financial Economics, Vol. 6, 95– 101.
19. Jingtao Yao, Chew Lim Tan & Hean-Lee Poh (1999) "Neural Networks for Technical Analysis: A case study on KLCI", International Journal of Theoretical and Applied Finance (Quarterly), Vol.2, No.2, 221-241.
20. Kamijo, K. & T. Tanigawa (1990) "Stock Price Pattern Recognition: A Recurrent Neural Network Approach", Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, San Diego, 215-221.
21. Kamruzzaman J., R. Begg & R. Sarker (2006) "Artificial Neural Networks in Finance and Manufacturing", Idea Group Publishing, U.S.A, 1-163.
22. Karizi, S. H. N., R. Ebrahimpour & E. Kabir (2005) "Usage of combining classifiers in Farsi Handwritten digit recognition", 3nd Iranian Conference on Machine Vision and Image Processing (MVIP2005), University of Tehran , Tehran, Iran, (February), 23-24.
23. Ko P.C. & P.C. Lin (2007) "Resource allocation neural network in portfolio selection", Journal of Expert Systems with Applications, Vol. xxx, (August), xxx-xxx.
24. Kohavi, R. & F. Provost (1998) " Glossary of terms, Machine Learning",Vol. 30, 271–274.
25. Kuncheva L.I. (2004) "Combining Pattern Classifiers; Methods and Algorithms" John Wiley & Sons, INC., Publication, Hoboken, New Jersey.
26. Lin C.M., J.J. Huang, M. Gen & G.H. Tzeng (2006) "Recurrent neural network for dynamic portfolio selection", Journal of Applied Mathematics and Computation, Vol. 175, Elsevier, 1139-1146.
27. Lowe D., Novel exploitation of neural network methods in financial markets, Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, 1994, Vol.6, 3623-3628.

28. Nasiri-Avanaki M. R. & R. Ebrahimpour (2007) “In-service video quality measurements in optical fiber links based on neural network”, Neural Network World, Vol. 16, No. 5, 457-468.
29. Nikoo H., M. Azarpeikan, M.R. Yousefi, R. Ebrahimpour & A. Shahrabadi (2007) “Using A Trainable Neural Network Ensemble for Trend Prediction of Tehran Stock Exchange”, International Journal of Computer Science and Network Security (IJCSNS) ,2007, VOL.7 No.12, 287-293.
30. SChiewchanwattana S. and C. Lursinsap, (2002) “FI-GEM Networks for Incomplete Time-Series Prediction”, IEEE Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks, USA, 1757-1762.
31. Smith K., Gupta J. (2001) “Neural Networks in Business: Techniques and Applications”, Idea Group Publishing, U.S.A. 189-244.
32. Thawornwong S. & D. Enke (2004) “The adaptive selection of financial and economic variables for use with artificial neural networks”, Journal of Neurocomputing, Vol. 56, Elsevier, 205-232.
33. Thomas Mitchell (1997) “Machine Learning”, McGraw-Hill International Edition, New York.
34. Timmermann A. & Clive W.J. Granger (2004) “Efficient market hypothesis and forecasting”, International Journal of Forecasting, Vol. 20, Elsevier B. V. 15-27.
35. Trippi R. & Turban E. (1993) “Investment management decision support and expert systems”, boyd & fraser Publishing Company, Boston (USA).
36. Tsang Philip M., Paul Kwok, S.O. Choy, Reggie Kwan, Ng S.C., Jacky Mak, Jonathan Tsang, Kai Koong & Tak-Lam Wong (2007) “Design and implementation of NN5 for Hong Kong stock price forecasting” journal of Engineering Applications of Artificial Intelligence, Vol. 20, Elsevier, (December), 453-361.
37. Windeatt T, R. Ghaderi (1998) “Dynamic Weighting Factors for Decision Combining”, Proc. of IEE Int. Conf. On Data Fusion, Great Malvern, UK, (October), 123-130
38. Wolpert (1992) “staked generalization”, Neural Networks, Vol. 5, No. 2, 241–259.
39. Yu L., S. Wang & K.K. Lai (2008) “Neural Network – based mean – variance – skewness model for portfolio selection”, Journal of Computers & Operation Research, Vol. 35, Elsevier, (March), 34-46.
40. Zandesh G.R., R. Ebrahimpour, B. Bakherad & N. Karimi Adib (2005) “Optimization the Management of Electrical Power Transmission Network by Neural Networks to Decrease the Corona Loss, Based on ICT”, IEEE/PES Transmission and Distribution conference & Exhibition: Asia and Pacific Dalian, China.