

مقایسه روش‌های کلاسیک و هوش مصنوعی در پیش‌بینی شاخص قیمت سهام
و طراحی مدل ترکیبی

دکتر عادل آذر^۱ (دانشیار دانشگاه تربیت مدرس)، امیر افسر (عضو هیات علمی دانشگاه قم)، دکتر پرویز احمدی
(استادیار دانشگاه تربیت مدرس)

دانشگاه تربیت مدرس - دانشکده علوم انسانی - گروه مدیریت - ۰۹۱۲۱۵۲۱۳۷۸

**A comparative study of classical and artificial
intelligence methods in stock price index
forecasting and hybrid modeling**

Adel Azar (Associate professor of Tarbiat Modares University), **Amir
Afsar** (Academic member of Qom University), **Parviz Ahmadi** (Assistant
professor of Tarbiat Modares University)

¹ - نویسنده عهده دار مکاتبات (aazar@modares.ac.ir)

مقایسه روش‌های کلاسیک و هوش مصنوعی در پیش‌بینی شاخص قیمت سهام

و طراحی مدل ترکیبی

امروزه، سرمایه‌گذاری در بورس، بخش مهمی از اقتصاد کشور را تشکیل می‌دهد، به همین دلیل پیش‌بینی قیمت سهام برای سهامداران از اهمیت خاصی برخوردار شده است تا بتوانند بالاترین بازده را از سرمایه‌گذاری خود کسب نمایند. از سوی دیگر، شاخص قیمت سهام نشان‌دهنده وضعیت کلی بازار سهام است و می‌تواند به پیش‌بینی سهامداران جهت سرمایه‌گذاری کمک نماید. اغلب در سالهای گذشته، از روش‌های کلاسیک برای پیش‌بینی قیمت سهام استفاده می‌نمودند. اما با پیشرفت و توسعه مداوم روش‌های فرا ابتکاری، شبکه‌های عصبی و شبکه‌های عصبی فازی، کاربردهای روزافزونی در مبحث پیش‌بینی شاخص قیمت سهام پیدا نموده‌اند.

در این تحقیق، سه سناریو مطرح می‌شود: پیش‌بینی شاخص قیمت سهام با رویکرد روش‌های کلاسیک (۲) رویکرد هوش مصنوعی و (۳) رویکرد ترکیبی. بدین منظور ابتدا ارزیابی عملکرد روش‌های کلاسیک از قبیل روش‌های هموارسازی نمایی، تحلیل روند، ARIMA، و هوش مصنوعی از قبیل شبکه‌های عصبی و شبکه‌های عصبی فازی انجام شده است و سپس سناریو سوم یعنی طراحی مدل ترکیبی از ARIMA، شبکه‌های عصبی و شبکه‌های عصبی فازی مورد بررسی قرار گرفته است. نتایج تحقیق بیانگر آنست که توانایی مدل ترکیبی نسبت به تمامی روش‌های هوش مصنوعی و کلاسیک بالاتر است.

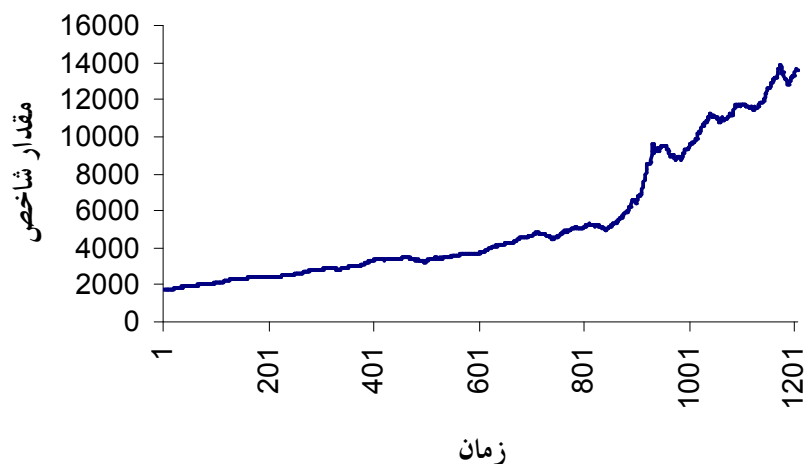
کلیدواژه‌ها: هوش مصنوعی، شبکه‌های عصبی فازی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، شاخص قیمت

سهام، پیش‌بینی

۱- مقدمه

با توسعه مداوم اقتصاد جامعه، افزایش سریعی در ظهور بازارهای سرمایه در کشور صورت گرفته است. امروزه، سرمایه گذاری در بورس، بخش مهمی از اقتصاد جامعه را تشکیل می‌دهد، به همین دلیل پیش‌بینی قیمت سهام برای سهامداران از اهمیت خاصی برخوردار شده است تا بتوانند بالاترین بازده را از سرمایه گذاری خود کسب نمایند. در فرایندهای تعیین روند گذشته، بسیاری از روش‌های تجزیه و تحلیل تکنیکی برای بازار سهام از قبیل نمودار خط K ، میانگین متحرک و غیره بکار گرفته می‌شوند. این روشها بطور کلی بر مبنای داده های آماری هستند، در حالیکه بازار سهام در حقیقت یک سیستم غیرخطی و آشوبناک است که به عوامل سیاسی، اقتصادی و روانی وابسته است. بنابراین، بکارگیری ابزارهای تجزیه و تحلیل سنتی برای اتخاذ تصمیمات دقیق در مورد سهام بسیار مشکل است. علاوه بر این، تفاوت قابل ملاحظه ای در تجزیه و تحلیل نتایج افراد در استفاده از ابزار همانند وجود دارد، که نشان دهنده آنست که تمامی آنها مناسب استفاده برای سرمایه گذاران عادی و بدون دانش و تجربه حرفه‌ای نیست.

در این مقاله، با استفاده از داده های روزانه شاخص کل قیمت سهام بورس اوراق بهادار در بازه زمانی پنج ساله مهرماه ۱۳۷۸ تا مهرماه ۱۳۸۳ به پیش‌بینی شاخص کل قیمت سهام با استفاده از روش‌های مختلف کلاسیک و هوش مصنوعی پرداخته و یک مدل ترکیبی از روش‌های کلاسیک و هوش مصنوعی ارایه می‌شود. داده های واقعی شاخص کل قیمت سهام در شکل ۱ نمایش داده شده است.



شکل ۱: داده های واقعی شاخص کل قیمت سهام

۲- ادبیات تحقیق

در تحقیقات اقتصادی، بیشترین مدل‌های پیش‌بینی مورد استفاده، روش‌های اقتصادسنجی، تحلیل‌های واریانس - اتوکواریانس و همبستگی و به طور کلی تحلیل‌های علی بوده‌اند. در موضوعات مالی، روش‌های باکس - جنکینز و هموارسازی یا رگرسیون چند متغیره برای تحلیل‌های علی در مسائلی مانند پیش‌بینی سود شرکت‌ها، قیمت سهام شرکت‌ها، پیش‌بینی اقلام ترازنامه و گردش وجوه نقد و در موضوعات و مسائل بازرگانی، روش‌های کیفی (بیشتر روش دلفی) بیشترین استفاده را داشته‌اند. شاید مهم‌ترین دلیل این نحوه کاربرد، مسیوق به سابقه بودن استفاده از این روش‌ها در این علوم مختلف است. رویکردهای نوین، مانند روش شبکه‌های عصبی و شبکه‌های عصبی فازی، در انواع مختلف مسائل پیش‌بینی و در علوم مختلف مالی، اقتصادی و بازرگانی مورد استفاده قرار گرفته‌اند و در تحقیقات مختلف به آن استناد شده است. تحقیقات متعددی در مقایسه بین روش‌های پیش‌بینی مطرح شده‌اند. خصوصاً در دهه اخیر، این مقایسات بین روش‌های شبکه‌های عصبی، شبکه‌های عصبی فازی و روش‌های اقتصادسنجی و یا باکس - جنکینز مطرح شده و انجام گرفته است.

در این راستا، تحقیقات متعددی در زمینه مقایسات روش‌های پیش‌بینی و بررسی کارایی هر کدام از مدل‌ها با استناد به معیارهای خطا صورت گرفته است. در زمینه رویکرد ترکیبی (به عنوان رویکرد جدید) نیز تحقیقات متعددی انجام شده است. تحقیقات پیش‌بینی ترکیبی به صورت تئوری، با کار ماکرادیکس و وینکلر [۱] به صورت جدی مطرح شد. آنها در یک تحقیق گسترده در مورد ترکیب روش‌های پیش‌بینی دریافتند که میانگین موزون و یا ساده، میزان خطای پیش‌بینی را نسبت به سایر روش‌ها بسیار کاهش می‌دهد. کار این افراد در زمینه پیش‌بینی داده‌های سری زمانی اقتصادی مانند تولید ناخالص ملی بوده است.

کلاپی و آرمسترونگ [۲] شیوه مبتنی بر قاعده را به عنوان روش مناسب ترکیب انواع پیش‌بینی‌ها مورد توجه قرار داده‌اند. در مورد تحلیل‌های مربوط به رویکرد ترکیبی، مارسلو و آوارو [۳] ترکیب روش‌های پیش‌بینی هموارسازی نمائی و شبکه‌های عصبی را با یکدیگر به کار بردند. در این تحلیل، روش پیش‌بینی ARIMA به عنوان ورودی شبکه عصبی لحاظ شده است.

در یک رویکرد ترکیبی، وزن‌گذاری شبکه‌های عصبی به وسیله الگوریتم ژنتیک انجام گشته و از آن به عنوان روش هیبرید نام برده شده است [۴]. در بررسی و تحلیل رویکردهای ترکیبی، یکی از روش‌های غالب به کار رفته، روش «سیستم‌های خبره» می‌باشد. سیستم‌های خبره با سیستم‌های مبتنی بر دانش، با تنظیم پایگاه دانش مناسب، روش پیش‌بینی مناسب را مورد استفاده قرار می‌دهند. در کار تحقیقی فلورس و پیرس [۵] روش‌های مختلف پیش‌بینی، مانند تحلیل نایو، هولت، وینترز، ANN و ARIMA و تحلیل‌های روند، با یکدیگر مقایسه شده و با توجه به معیارهای خطا با یکدیگر ترکیب شده‌اند. آرمسترونگ و کلاپی [۶] از همین تحلیل سیستم‌های خبره (مبتنی بر دانش)، برای ترکیب و انتخاب مناسب بین روش‌های پیش‌بینی، استفاده نمودند.

بیشتر پژوهش‌های صورت گرفته، در خصوص پیش‌بینی‌های ترکیبی در مورد مؤلفه‌های اقتصاد کلان مانند GNP، رشد اقتصادی و نرخ تورم بوده است. کراشور [۷] و فیلدز و استکلر [۸] در تحقیقات خود به این نتایج اشاره کرده‌اند. نتایج این تحقیقات نشان دهنده این است که روش‌های فردی پیش‌بینی می‌توانند بر یکدیگر تأثیر بگذارند و این تأثیر موجب کاهش قابل ملاحظه خطای پیش‌بینی خواهد شد. کوزوکی [۹] و الیو [۱۰] در زمینه به کارگیری روش‌های پیش‌بینی در مباحث اقتصاد کلان، با استفاده از روش‌های اقتصادسنجی و روش‌های ترکیبی با استفاده از داده‌های واقعی و مقایسه آنها با یکدیگر نتایجی ارائه کرده‌اند. ژانگ [۱۱] مدلی ترکیبی ارائه داده است که در آن روش ARIMA و شبکه‌های عصبی را با هم ترکیب نموده است. آذر و رجب زاده [۱۲] نیز مدلی جهت ترکیب روش‌های کلاسیک و شبکه‌های عصبی ارائه داده‌اند که خروجی مدل ترکیبی نسبت به تمامی روش‌های منفرد بهتر بوده است. پای و لین [۱۳] دو روش ARIMA به عنوان روش خطی و Support Vector Machine به عنوان روش غیرخطی را با هم ترکیب نموده و مدعی کاهش میزان خطای مدل ترکیبی شده‌اند.

۳- مدل‌سازی پیش‌بینی شاخص سهام

برای پیش‌بینی شاخص قیمت سهام روش‌های مختلفی وجود دارد که در یک تقسیم بندی کلی، به سه دسته روش‌های کلاسیک، هوش مصنوعی و ترکیبی تقسیم بندی می‌شوند. بنابراین در تحلیل پیش‌بینی شاخص قیمت سهام، سه سناریو مورد بررسی قرار گرفته است:

سناریو ۱: پیش‌بینی شاخص قیمت سهام با رویکرد روش‌های کلاسیک

سناریو ۲: پیش‌بینی شاخص قیمت سهام با رویکرد روش‌های هوش مصنوعی

سناریو ۳: پیش‌بینی شاخص قیمت سهام با رویکرد روش‌های ترکیبی

سناریو ۱: پیش‌بینی شاخص قیمت سهام با رویکرد روش‌های کلاسیک

پیش‌بینی با استفاده از روش هموارسازی نمائی

این روش شامل بسته پیش‌بینی با مدل‌های زیر است:

الف: همواره سازی براون ساده:

این روش با یک ضریب تصحیح α که هموارکننده خطاهای پیش‌بینی است، برآورد خود را انجام می‌دهد. در تحلیل این روش، ضریب هموارسازی $\alpha = 0.09$ و از طریق سعی و خطا و لحاظ بهترین مقدار مجموع مجذور خطاها به دست آمده است.

ب: هموارسازی هولت:

در این روش، ضریب هموارسازی تصحیح α و نیز ضریب روند β نیز محاسبه می‌گردند. محاسبه هر دو روش با استناد به سعی و خطاست. در این روش $\alpha = 0.07$ و $\beta = 0.04$ به دست آمده است.

ج: هموارسازی سفارشی با روند خطی:

در این روش، پارامترهای $\alpha = 1$ و $\gamma = 0.02$ بهترین ضرائب متناسب با داده‌ها بوده‌اند. در این روش برای هر داده یک تابع خطی تعریف می‌شود.

د: هموارسازی سفارشی با روند نمایی:

در این روش، نتایج پیش‌بینی بهترین میزان خطای خود را با $\alpha = 1$ و $\gamma = 0.02$ برای داده‌ها نشان داده‌اند. روند هر داده در این روش، نمائی است.

هنه هموارسازی سفارشی با روند میرا:

در این روش، سه ضریب α ، β ، و φ لحاظ می‌شوند، بهترین میزان خطای به دست آمده در این روش، در نتیجه استفاده از ضرایب $\alpha = 1$ ، $\gamma = 1$ و $\varphi = 0.1$ بوده است؛ در واقع با این ضرایب در این روشها مجموع مجذورات خطا، به حداقل رسیده است.

در روش‌های هموارسازی بیان شده، به طور کلی مدل بندی آماری صورت نمی‌گیرد و این یک نقطه ضعف این روشهاست؛ ولی از نقطه نظر سازگاری الگوی پیش بینی با داده‌ها این روشها به عنوان روش‌های مناسبی می‌توانند مورد استفاده واقع شوند. نتایج ارزیابی عملکرد این روشها در جدول ۱ ارایه شده است.

پیش‌بینی با استفاده از روش تحلیل روند

در تحلیل روند^۱، نحوه برازش داده‌های سری زمانی مورد توجه قرار می‌گیرد. در این مطالعه، روندهای مختلف شامل روند خطی (Linear Trend)، روند لگاریتمی (Logarithmic Trend)، روند معکوس (Inverse Trend)، روند درجه دوم (Quadratic Trend)، روند درجه سوم (Cubic Trend)، روند توانی (Power Trend)، روند ترکیبی (Compound Trend)، روند S- (S-Trend)، روند لجستیک (Logistic Trend)، روند رشد (Growth Trend) و روند نمائی (Exponential Trend) مورد بررسی قرار گرفته‌اند و با توجه به مقدار R^2 و MSE از بین روندهای فوق، بهترین آنها انتخاب شده‌اند. روندهای منتخب عبارتند از: روند رشد، روند نمایی، روند درجه سوم، روند لگاریتمی، روند ترکیبی، روند درجه دوم.

¹ - Trend Analysis

پیش‌بینی با استفاده از روش باکس - جنکینز

شاید هیچیک از فنون پیش‌بینی آماری به اندازه مدل $ARIMA^1$ بحث نشده باشند. این روش عبارتست از برازندن یک الگوی میانگین متحرک تلفیق شده با خودرگرسیون^۲ به مجموعه داده‌ها و بدست آوردن الگوی ریاضی شرطی است. یک مدل $ARIMA$ سه جزء دارد: (۱) خودرگرسیون، (۲) میانگین یکپارچه و (۳) میانگین متحرک. ساختمان مدل بنیادی $ARIMA$ مشتمل بر چهار مرحله است، این مراحل عبارتند از: (۱) توجیه و شناسایی مدل، (۲) تخمین پارامتر (۳) تشخیص و در یافت مدل (۴) تایید، پیش‌بینی و منطقی بودن.

در مدل $ARIMA$ طراحی شده در این تحقیق، مرتبه خود رگرسیون (p)، برابر ۱، مرتبه میانگین متحرک مدل (q) برابر ۱ و مرتبه تفاضلی مدل (d) برابر ۱ می‌باشد ($ARIMA(1,1,1)$). داده‌های تحقیق با این مقادیر محاسبه و خروجی مورد نظر نسبت به سایر مقادیر برای p، d و q مقایسه شده است. نتایج بیانگر ارجحیت این مقادیر نسبت به سایر مقادیر است. مقادیر معیارهای ارزیابی عملکرد برای این روش در جدول ۱ ارائه شده است.

سناریو ۲: پیش‌بینی شاخص قیمت سهام با رویکرد روش‌های هوش مصنوعی

برای پیش‌بینی شاخص قیمت سهام با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی، از دو روش شبکه‌های عصبی مصنوعی و شبکه‌های عصبی فازی بهره‌جسته‌ایم. متغیرهای مستقل پیش‌بینی عبارتند از: نرخ ارز، قیمت نفت، نسبت P/E، حجم مبادلات، تورم و شاخص‌های اقتصادی (CPI, PPI, ...) که تاثیر متغیر نرخ ارز از تمامی متغیرهای فوق بیشتر بوده است. قبل از پردازش داده‌ها بوسیله شبکه‌های عصبی فازی و شبکه‌های عصبی، داده‌ها باید نرمال سازی شوند تا توان پیش‌بینی بالاتر رود. بنابراین تبدیلی بر روی داده‌های ورودی به شبکه انجام می‌شود که داده‌ها در فاصله [L, H] قرار گیرند. این کار با استفاده از رابطه ذیل انجام می‌شود [۱۴]:

¹ - Autoregressive-Integrated Moving Average
² - AutoRegressive

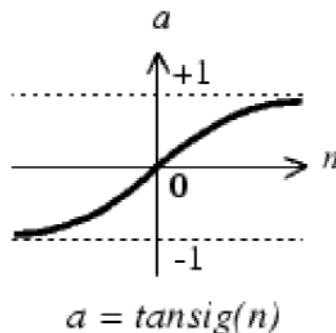
$$X_n = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \times (H - L) + L, \quad i = 1, 2, \dots, N$$

در این رابطه X_i مقدار واقعی ورودی شبکه و X_n مقدار نرمال شده متناظر با آن است. X_{\max}, X_{\min} به ترتیب مقادیر کمینه و بیشینه X_i ها هستند. در این تحقیق داده‌ها در فاصله [۱-۰] نرمال سازی شده اند. سپس بوسیله دو روش فوق، مدل سازی پیش بینی انجام شده است:

الف) روش شبکه های عصبی مصنوعی

در تعیین توپولوژی مناسب شبکه عصبی، مدل های مختلف مورد آزمون قرار گرفته و با تغییرات تعداد نرونها لایه پنهان و تعداد لایه ها، مدل اصلی پیش بینی انتخاب گردید. تعداد لایه ها در این تحقیق ۳ لایه [۱، ۲۰، ۳۰] می باشد. برای انتخاب تابع لایه میانی، انواع مختلف توابع مانند تابع سیگموئیدی، تانژانت هزلولی سیگموئیدی، لگاریتمی سیگموئیدی، خطی، محدود کننده شدید، و ... مورد استفاده قرار گرفته و شبکه ارزیابی عملکرد شده است. بهترین تابع بررسی شده برای لایه میانی، تابع تانژانت هزلولی سیگموئیدی^۱ می باشد که تحقیقات مشابه نیز این مطلب را تأیید می نماید [۱۵]. این تابع که در شکل ۲ نشان داده شده است، در مواردی که شبکه طراحی شده بزرگ بوده و سرعت از اهمیت بالایی برخوردار است، استفاده می شود [۱۶]. تابع فعال ساز (جمع کننده) نیز تابع خطی در نظر گرفته شده

است.



شکل ۲: تابع تانژانت هزلولی سیگموئیدی

^۱ - Hyperbolic tangent sigmoid function

الگوریتم یادگیری استفاده شده در این تحقیق، الگوریتم پس انتشار خطا است و برای یادگیری سریعتر از الگوریتم پس انتشار خطای ارتجاعی^۱ استفاده شده است. تعداد تکرارها نیز در این روش ۳۰۰۰ تکرار می‌باشد.

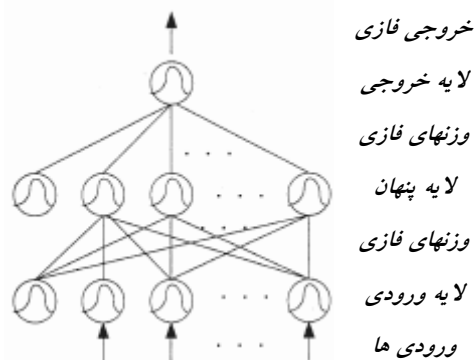
ب) روش شبکه های عصبی فازی

بطور کلی، شبکه های عصبی مصنوعی برای مقصودی که ما از آن استفاده می‌کنیم، توانایی بالایی در توسعه یک مدل در زمانی منطقی را ندارد. از طرف دیگر، مدلسازی فازی برای کاربرد ادغام تصمیمات از متغیرهای متفاوت، نیازمند یک رویکردی جهت یادگیری از تجربیات (داده های جمع آوری شده) است. شبکه ای عصبی مصنوعی و مدل فازی در بسیاری از زمینه های کاربردی استفاده شده اند و هر کدام آنها دارای محاسن و معایبی هستند. بنابراین، ترکیب موفقیت آمیز این دو دیدگاه، مدلسازی شبکه های عصبی مصنوعی و فازی، موضوع مطالعات آتی قرار گرفته است.

در طراحی مدل شبکه های عصبی فازی از شبکه عصبی چند لایه پیش خور (MFNN) با الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا و سیستم استنتاج فازی سوگنو با تابع ورودی "تفاوت دو تابع سیگموئید" و تابع خروجی خطی و برای غیر فازی نمودن از تابع میانگین متحرک استفاده گردید. برای طراحی سیستم بهینه شبکه عصبی فازی، از طریق تغییر مداوم تعداد لایه ها و تعداد نرون های لایه های پنهان، توپولوژی مناسب شبکه عصبی مورد بررسی قرار گرفت و از طریق تغییر مداوم توابع عضویت مختلف و تعداد توابع عضویت، سیستم مناسب پایگاه استنتاج فازی طراحی شد. تعداد توابع عضویت استفاده شده در این تحقیق، ۱۰۰ تابع می‌باشد و همانطور که اشاره شد، برای تابع ورودی از

¹ - Resilient Backpropagation

"تفاوت دو تابع سیگموئید" و برای تابع خروجی از تابع خطی و برای غیر فازی نمودن از تابع میانگین متحرک استفاده گردیده این صورت موفق به پیاده سازی یک سیستم فازی به گونه ای شده ایم که قابلیت یادگیری داشته باشد. بنابراین قادر خواهیم بود که خطای مقادیر خروجی را با استفاده از روش کمترین مجموع مربعات خطا به دست آوریم. با ترکیب این روش و روش پس انتشار خطا به یک روش آموزش ترکیبی دست پیدا نموده ایم که به اینصورت عمل می کند؛ در هر دور آموزش، هنگام حرکت رو به جلو خروجیهای گرهها به صورت عادی تا لایه آخر محاسبه می شوند و سپس پارامترهای نتیجه توسط روش کمترین مجموع مربعات خطا محاسبه می شوند. در ادامه پس از محاسبه خطا در بازگشت رو به عقب نسبت خطا بر روی پارامترهای شرط پخش شده و با استفاده از روش شیب نزولی خطا مقدار آنها تصحیح می شود. ساختارهای مختلفی برای پیاده سازی یک سیستم فازی توسط شبکه های عصبی پیشنهاد شده اند که یکی از پر قدرت ترین این ساختارها، ساختار موسوم به سیستم استدلال عصبی فازی مصنوعی^۱ (ANFIS) است که توسط Jaris ابداع گردیده است [۱۷، ۱۸]. معماری سیستم استدلال عصبی فازی مصنوعی در شکل ۳ نشان داده شده است. مقادیر شش روش ارزیابی عملکرد مدل شبکه های عصبی فازی نیز در جدول ۱ نشان داده شده است.



شکل ۳: معماری شبکه عصبی فازی

^۱ - Artificial Neuro Fuzzy Inference Systems

سناریو ۳: پیش‌بینی شاخص قیمت سهام با رویکرد روش‌های ترکیبی

در این سناریو، ترکیب روش‌های پیش‌بینی فردی کلاسیک و هوش مصنوعی مورد توجه قرار گرفته است. روش‌های فردی تحلیل شده به شرح ذیل می‌باشند:

X_{i1} : روش هموار سازی ساده

X_{i2} : روش هموار سازی هولت

X_{i3} : روش هموار سازی سفارشی

X_{i4} : روش هموار سازی سفارشی با روند خطی

X_{i5} : روش هموار سازی سفارشی با روند نمایی

X_{i6} : روش هموار سازی سفارشی با روند میرا

X_{i7} : روش ARIMA

X_{i8} : روش میانگین متحرک

X_{i9} : روش شبکه های عصبی

X_{i10} : روش شبکه های عصبی فازی

با توجه به اینکه روش شبکه های عصبی فازی نسبت به سایر روش‌های هوش مصنوعی و

کلاسیک، پاسخ مناسب تری ارائه نموده است، برای ترکیب روش‌های فوق، از این روش استفاده

می‌شود. عمل ترکیب بدین صورت انجام می‌گیرد که ابتدا خروجی روشی که از لحاظ معیارهای

عملکرد پاسخ بهتری ارائه نموده است، علاوه بر داده‌های شاخص قیمت سهام واقعی، به عنوان ورودی

به شبکه های عصبی فازی وارد می‌شود و از لحاظ معیارهای ارزیابی سنجیده می‌شود. سپس علاوه بر

ورودی های قبلی، روش فردی بعدی که پاسخ بهتری ارائه نموده است، به مدل ترکیبی وارد شده و و

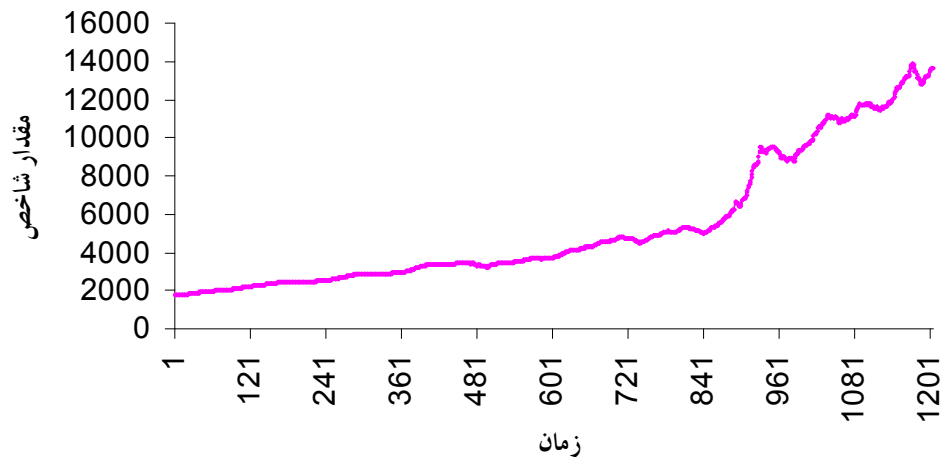
از لحاظ معیارهای ارزیابی سنجیده می‌شود. چنانچه نسبت به مدل ترکیبی قبلی از لحاظ معیارهای ارزیابی، عملکرد بهتری نشان دهد، در مدل ترکیبی باقی مانده و گرنه از مدل خارج شده و روش پیش‌بینی فردی بعدی وارد می‌شود. این روش تا اتمام روش‌های فردی مختلف ادامه پیدا می‌کند ولی هنوز یک خروجی خواهیم داشت که در حقیقت از ترکیب روش‌های مختلف کلاسیک و هوش مصنوعی ایجاد شده است. در مدل ترکیبی، از هیچیک از روش‌های تحلیل روند و هموارسازی نمایی استفاده نشده است، زیرا خروجی این مدلها نسبت به سایر روش‌های کلاسیک و هوش مصنوعی به مراتب ضعیف تر بوده اند. در حقیقت، مدل ترکیبی، شامل سه روش شبکه‌های عصبی فازی، شبکه‌های عصبی و ARIMA است.

در طراحی مدل شبکه‌های عصبی فازی ترکیبی، ۳ متغیر خروجی فوق (شبکه‌های عصبی فازی، شبکه‌های عصبی و ARIMA) به همراه داده‌های شاخص قیمت سهام واقعی وارد مدل شده و یک رشته خروجی (شاخص قیمت سهام پیش‌بینی شده) از مدل گرفته می‌شود. شبکه عصبی مورد استفاده چند لایه پیش‌خور (MFNN) با الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا است و از سیستم استنتاج فازی سوگنو با تابع ورودی "تفاوت دو تابع سیگموئید" و تابع خروجی خطی و برای غیر فازی نمودن از تابع میانگین متحرک استفاده گردید. برای طراحی سیستم بهینه شبکه عصبی فازی، از طریق تغییر مداوم تعداد لایه‌ها و تعداد نرون‌های لایه‌های پنهان، توپولوژی مناسب شبکه عصبی مورد بررسی قرار گرفت و از طریق تغییر مداوم توابع عضویت مختلف و تعداد توابع عضویت، سیستم مناسب پایگاه استنتاج فازی طراحی شد. تعداد توابع عضویت استفاده شده در این تحقیق، ۱۰ تابع می‌باشد و همانطور که اشاره شد، برای تابع ورودی از "تفاوت دو تابع سیگموئید" و برای تابع خروجی از تابع خطی و برای غیر فازی نمودن از تابع میانگین متحرک استفاده گردید.

مقایسه نتایج پیش‌بینی بر مبنای شبکه‌های عصبی فازی ترکیبی و مقادیر واقعی در شکل ۴

نشان داده شده است که تقریباً برهم منطبق هستند. مقادیر شش روش ارزیابی عملکرد مدل شبکه‌های

عصبی فازی نیز در جدول ۱ نشان داده شده است.



شکل ۴: مقایسه مقادیر واقعی و پیش‌بینی مدل ترکیبی

جدول ۱: معیارهای ارزیابی عملکرد برای روش‌های مختلف

R^2	MAE	MAPE	NMSE	MSE	RMSE	روش پیش‌بینی
۰/۹۹۵۳۴	۸۱/۶۸۲۵	۴/۴۹۲	۰/۰۰۴۶۵۶	۳۷۹۱۳/۲۲	۱۹۴/۷۱۳	هموار سازی ساده
۰/۹۹۸۸۹۸	۴۷/۶۶۶۳	۱/۲۱۸۷۶۸	۰/۰۰۱۱۰۲	۹۴۷۸/۲۶۳	۹۷/۳۵۶۳۷	هموار سازی نمایی
۰/۹۹۹۵۰۸	۱۳/۵۵۷۲۵	۰/۵۸۶۱۴۱	۰/۰۰۰۴۹۳	۴۲۱۹/۶	۶۴/۹۵۸۴۵	هموار سازی سفارشی
۰/۹۹۹۹۱۳	۱۰/۷۳۳۵۷	۰/۲۶۸۱۵	۰/۰۰۰۰۸۷	۷۵۲/۳۶۴	۲۷/۴۲۹۲۷	هموار سازی سفارشی با روند خطی
۰/۹۹۹۹۱۲	۱۰/۷۵۵۹	۰/۲۶۷۵۶	۰/۰۰۰۰۸۸	۷۶۰/۴۷۷۴	۲۷/۵۷۶۷۶	هموار سازی سفارشی با روند نمایی
۰/۹۹۹۹۰۴	۱۱/۷۴۷۷۳	۰/۲۹۶۹۹۸	۰/۰۰۰۰۹۵۹	۸۲۱/۸۴۵۶	۲۸/۶۶۷۸۵	هموار سازی سفارشی با روند میرا
۰/۹۹۹۹۲	۱۰/۹۶	۰/۳۰۲۱۷۴	۰/۰۰۰۰۸	۶۸۶/۸۱۱	۲۶/۲۰۷۱	ARIMA
۰/۹۹۹۹۳۲	۱۰/۵۹۹	۰/۰۰۱۵	۰/۰۰۰۰۶۸	۳۵۴/۷۹۱	۱۶/۵۲۷	شبکه‌های عصبی مصنوعی
۰/۹۹۹۹۹	۵/۰۷۰۶	۰/۰۰۰۰۰۵	۰/۰۰۰۰۱	۱۱۷/۳۷۴۵	۱۰/۸۳۳۹۵	شبکه‌های عصبی فازی
۰/۹۹۹۹۹۸	۴/۲۸۹۴	۰/۰۰۰۰۰۰۱	۰/۰۰۰۰۰۵	۶۷/۰۰۲۳	۸/۱۸۵۴۹۸	مدل ترکیبی

نتیجه گیری

رفتار شاخص قیمت سهام را به راحتی نمی‌توان تشخیص داد. بنابراین، طراحی مدلی ترکیبی که بتواند شاخص قیمت سهام را بهتر پیش‌بینی نماید، از اهمیت فراوانی برخوردار است. در این تحقیق، روش‌های مختلف کلاسیک از قبیل روش‌های هموارسازی نمایی، تحلیل روند و ARIMA و روش‌های هوش مصنوعی از قبیل روش‌های شبکه‌های عصبی و شبکه‌های عصبی فازی برای پیش‌بینی شاخص کل قیمت سهام از لحاظ معیارهای عملکرد (MAE, NMSE, RMSE, MSE, MAPE و R^2) با هم مورد مقایسه قرار گرفتند.

از آنجا که تحقیقات پیشین بیانگر این واقعیت هستند که چنانچه چند روش مختلف پیش‌بینی باهم ترکیب شوند، توانایی پیش‌بینی مدل ترکیبی بالاتر بوده و خطای آن به میزان قابل ملاحظه‌ای کاهش می‌یابد، بنابراین در این تحقیق، یک مدل ترکیبی از روش‌های کلاسیک و هوش مصنوعی طراحی شد. این مدل شامل شبکه‌های عصبی فازی، شبکه‌های عصبی و ARIMA می‌باشد. همانطور که جدول ۱ نشان می‌دهد، مقدار خطای روش‌های هوش مصنوعی از قبیل شبکه‌های عصبی و شبکه‌های عصبی فازی از تمامی روش‌های کلاسیک کمتر است. بنابراین، روش‌های هوش مصنوعی برای پیش‌بینی داده‌های تحقیق مناسبتر بوده‌اند. از سوی دیگر، مقدار خطای روش ترکیبی از تمامی روش‌های هوش مصنوعی و کلاسیک کمتر است. بنابراین، نتایج تحقیق نشانگر آنست که مدل ترکیبی توانایی پیش‌بینی بالاتری نسبت به روش‌های جداگانه کلاسیک و یا هوش مصنوعی دارد و می‌تواند پیش‌بینی خوبی از شاخص قیمت سهام ارائه دهد.

- [1] Makradiks, S. A & Winkler, A., Average of forecasts: some empirical results, Management Science, No. 29, 1986, P.P. 987-996.
- [2] Collopy, F. & Armstrong J.S., Rull based forecasting: development and validation of an expert system approach to combining time series entrapolation, Management Science, No. 10, 1992, P.P. 1394-1414.
- [3] Alvaro, V., A sales forecasting system based on fuzzy neural model for time series forecasting, IEEE Transaction on neural network, Vol. 11, 2000, P.P. 1402-1412.
- [4] Kwo, R. J., A sales forecasting system based on fuzzy neural network with initial weights generated by genetic algorithm, European Journal of Operation Research, No. 120, 2001, P.P. 496-517.
- [5] Flovers, B. E. & Pears, S. L. L., M3, competition in forecasting, International Journal of forecasting, Vol. 16, 2000, P.P. 485-496.
- [6] Armstrong J.S. & Collopy, F., Error measures for generalizing about forecasting methods: Empirical compartion, International Journal of Forecasting, Vol. 8, 1992, P.P. 69-84.
- [7] Croushore, D., The state of macroeconomics forecasting, Journal of Macroeconomics, Vol. 24, 2002, P.P. 483-489.
- [8] Fildes, R, & Steckler, H., The state of macroeconomics forecasting, Vol. 24, 2002, P.P. 435-468.
- [9] Kozicki, S., Forecasting with a real time data set for macroeconomics, Journal of Macroeconomics, Vol. 24, 2002, P.P. 541-557.
- [10] Ellioh, G., Forecasting with a real time data set for macroeconomics, Journal of Macroeconomics, Vol. 24, 2002, P.P. 539-553.
- [11] Zhang, G.P., Times series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. Neurocomputing, Vol. 50, 2003, P.P. 159-175.
- [۱۲] آذر، عادل و رجب زاده، علی، ارزیابی روش های پیش بینی ترکیبی: با رویکردهای شبکه های عصبی-کلاسیک در حوزه اقتصاد، مجله تحقیقات اقتصادی، شماره ۶۳، ۸۲، ۱۳۸۲، صص. ۸۷-۱۱۴.
- [13] Pai, P.F., Lin, C.S., A hybrid ARIMA and support vector machines model in stock price forecasting, Omega, Vol. 33, 2005, P.P. 497 – 505.
- [14] I.D. Wilson, S.D. Paris, J.A. Ware, D.H. Jenkins, Residential property price time series forecasting with neural networks, Knowledge-based systems, Vol. 15, 2002, P.P. 335-341.
- [15] Smith, K. A. & Gupta, J. N. D., Neural networks in business: techniques and applications, Idea group publishing, 2002.
- [16] Vogl, T. P., J.K. Mangis, A.K. Rigler, W.T. Zink, and D.L. Alkon, Accelerating the convergence of the backpropagation method, Biological Cybernetics, Vol. 59, 1988, P.P. 257-263.
- [17] Jang, J.-S. R., Fuzzy Modeling Using Generalized Neural Networks and Kalman Filter Algorithm, Proc. of the Ninth National Conf. on Artificial Intelligence, 1991, PP. 762-767.
- [18] Jang, J.-S. R., ANFIS: Adaptive-Network-based Fuzzy Inference Systems, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 23, No. 3, 1993, PP. 665-685.

A comparative study of classical and artificial intelligence methods in stock price index forecasting and hybrid modeling

Abstract

Today, stock investment has become an important means of national finance. Apparently, it is significant for investors to estimate the stock price and select the trading chance accurately in advance, which will bring high return to stockholders. In the past long-term trading process, many technical analysis methods for stock market were put forward. However, stock market is a nonlinear system in fact due to the political, economical and psychological impact factors. Thus, it is difficult for us to use traditional analysis tools to make stock transaction decision accurately. With developing of nonlinear methods such as neural networks and fuzzy neural networks, we can use these methods for stock price forecasting.

In this research, we presented three scenarios: 1) stock price forecasting with classical methods approach, 2) stock price forecasting with artificial intelligence methods approach, and 3) stock price forecasting with hybrid model. Therefore, first, we designed classical models such as exponential smoothing, trend analysis, and ARIMA, then we designed artificial intelligent models such as neural networks and fuzzy neural networks, next the third scenario, hybrid model, has presented. Finally the scenarios have been measured. The experimental result shows that the hybrid model have more accuracy than classical or artificial intelligent models and have such properties as fast convergence, high precision and strong function approximation ability and is suitable for real stock price forecasting.

Keywords: neural networks, fuzzy neural networks, forecasting, stock price, hybrid model.