تحقیقات مالی
Journal of Financial Research

دانشکدهٔ مدیریت دانشگاه تهران
دورهٔ ۱۷، شمارهٔ ۲
پاییز و زمستان ۱۳۹۴
ص. ۲۵۸- ۲۳۹

بررسی مقایسه‌ای بین مدل ترکیبی سیستم ژنتیک فازی ــ عصبی خودسازمانده و مدل خطی در پیش‌بینی قیمت توافقی قراردادهای آتی سکهٔ طلا

شهاب‌الدین شمس[۱]، مرضیه ناجی‌زواره[۲]

چکیده: این مقاله به بررسی پیش‌بینی قیمت قرارداد آتی سکهٔ طلا در بورس کالای ایران پرداخته است. این تحقیق مدلی ترکیبی بر اساس سیستم ژنتیک فازی (GFS) و شبکهٔ عصبی مصنوعی (ANN) برای پیش‌بینی قرارداد آتی سکهٔ طلا ارائه داده است. در این روش، ابتدا با استفاده از روش رگرسیون گام‌به‌گام متغیرهایی مشخص می‌شود که بیشترین تأثیر را بر قیمت قرارداد آتی سکهٔ طلا دارند. در گام بعدی داده‌های خام با استفاده از شبکهٔ عصبی خودسازمانده به k دسته تقسیم می‌شود. در نهایت، این دسته‌ها به سیستم ژنتیک فازی وارد و پیش‌بینی انجام می‌شود. درآخر، نتیجهٔ پیش بینی حاصل از مدل ترکیبی ارائه‌شده، با نتیجهٔ حاصل از پیش‌بینی روش خطی آریما با استفاده از معیار سنجش خطا MAPE با هم مقایسه شد. نتایج نشان داد که مدل ترکیبی ارائه‌شده، پیش‌بینی بسیار مناسب‌تری از روش آریما دارد و خطای پیش‌بینی آن بسیار کمتر بوده است.

واژه‌های کلیدی: *سیستم ژنتیک فازی، شبکهٔ عصبی مصنوعی خودسازمانده، قرار داد آتی سکهٔ طلا، مدل آریما.*

۱. استادیار دانشگاه مازندران، بابلسر، ایران.
۲. کارشناس‌ارشد مدیریت بازرگانی، دانشگاه مازندران، بابلسر، ایران

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۳/۰۸/۲٤
تاریخ پذیرش نهایی مقاله: ۱۳۹٤/۰٦/۱۱
نویسندهٔ مسئول مقاله: مرضیه ناجی‌زواره
E-mail: marzieh.naji@gmail.com

Arhive of SID
www.SID.ir

مقدمه

تحولات اخیر در حوزهٔ فناوری منجر به تحولات در حوزهٔ مدیریت سازمان شده و به تبع آن امور مالی شرکت‌ها را نیز به میزان زیادی تحت تأثیر قرار داده است. این امر باعث ظهور شاخهٔ علمی جدیدی به نام مهندسی مالی شده است. مهندسی مالی به منزلهٔ ابزارهای مالی برای بازسازی شرایط مالی فعلی، به شرایطی با توفیقات بیشتر تعریف شده است (راعی و سعیدی، ۱۳۸۵). ابزارهای که از طریق مهندسی مالی طراحی می‌شود ریسک را کاهش می‌دهد. یکی از حوزه‌هایی که در آن مهندسی مالی فعالیت می‌کند نوآوری در اوراق بهادار است. نوآوری در اوراق بهادار سبب ایجاد ابزارهای مالی جدیدی شده است. از آنجا که این اوراق ارزش خود را از دارایی پایه می‌گیرد، ابزار مشتقه معرفی شده است (احمدی و احمدلو، ۱۳۹۰)

مبادلات ابزار مشتقه شامل قراردادهای آتی[1]، قراردادهای اختیار معامله[2]، و قراردادهای تاخت[3] شتاب روزافزونی یافته است. طلا به دلیل دارابودن قابلیت ارزش، همواره ابزاری برای سرمایه‌گذاری مطرح بوده است. سکهٔ طلا دارایی ارزشمندی در طول تاریخ بوده و با نام‌های گوناگون اشرفی، درهم و دینار شناخته می‌شد. در سال‌های اخیر، از این فلز ابزاری برای تنوع‌دادن سبد دارایی‌ها نیز استفاده شده است. همچنین، از این فلز به منزلهٔ پوشش‌دهندهٔ ریسک تورم و تغییرات نرخ ارز نیز استفاده می‌شود (امیدنامهٔ پذیرش و درج قرارداد آتی فرم FCL-1).

قراردادهای آتی سکهٔ طلا در بورس کالای ایران معامله می‌شود. قرارداد آتی سکهٔ طلا از سال ۱۳۸۷ در بورس کالای ایران معامله شده است. این قرارداد برای تحویل ۱۰ سکهٔ بهار آزادی تدوین شده است و تنها برای ماه‌های زوج سال عرضه می‌شود.

عدم اطمینان در مورد آینده باعث شده است که افرادی که در بازارهای آتی مشارکت می‌کنند با ابهاماتی در مورد قیمت آتی دارایی پایه روبه‌رو باشند. بنابراین، برای به‌دست آوردن سود بیشتر در انجام معاملات آتی و کاهش ابهامات سرمایه‌گذاران دربارهٔ قیمت آتی سکه، پیش‌بینی قیمت قرارداد آتی اهمیت فراوانی خواهد داشت. در گذشته که روش‌های ابتکاری و هوش مصنوعی متداول نشده بود، برای پیش‌بینی قیمت طلا معمولاً از روش‌های اندازه‌گیری خطی مانند رگرسیون، آریما[4]، نمو هموار[5]، و میانگین متحرک[6] استفاده می‌شد. امروزه، با رشد

1. Futures Contracts
2. Option Contracts
3. Swaps Contracts
4. ARIMA
5. Exponential Smoothing
6. Moving Average

Arhive of SID

www.SID.ir

روش‌های ابتکاری و هوش مصنوعی، روش‌های شبکهٔ عصبی[1] و منطق فازی برای پیش‌بینی قیمت طلا استفاده می‌شود و زمینهٔ وسیعی برای تحقیقات آتی فراهم ساخته است.

مزیت اصلی سیستم‌های هوشمند نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدل‌سازی و پیش‌بینی مجموعه‌های نامنظم و غیرخطی است. ابزار دیگری نظیر الگوریتم ژنتیکی نیز از نظر بسیاری از محققان در کاهش زمان به‌جواب‌رسیدن و حتی بهینه‌سازی پیش‌بینی‌ها در شبکه‌های عصبی مصنوعی و جزآن مثمرثمر است (منجمی، ابزری و رعیتی‌شوازی، ۱۳۸۸).

در این مقاله، ابتدا به صورت خلاصه به پیشینه موضوع می‌پردازیم. سپس ابزارهای مورد استفاده در تحقیق شرح داده می‌شود، و در ادامه نتایج و مقایسهٔ دو مدل با هم آمده است.

پیشینهٔ پژوهش

نیکواقبال، گندلی علیخانی و نادری (۱۳۹۳) به مقایسهٔ دقت عملکرد مدل‌های شبکهٔ عصبی ایستا و پویا در پیش‌بینی بازدهی شاخص قیمت و بازده نقدی بورس تهران در بازهٔ زمانی ۱۳۸۸ تا ۱۳۹۰ پرداخته‌اند. الگوهای مورد استفاده در این پژوهش شامل دو مدل ایستای شبکهٔ عصبی فازی و شبکهٔ عصبی چندلایهٔ پیشخور و نیز مدل شبکهٔ عصبی پویای اتورگرسیوست. نتایج تحقیق نشان داد که شبکهٔ عصبی فازی نسبت به دو مدل دیگر، پیش‌بینی دقیق‌تری از شاخص بازدهی بورس طی دورهٔ زمانی مورد بررسی داشته است.

حقیقت‌منفرد، علی‌نژاد و متقالچی (۱۳۹۱) به مقایسهٔ مدل‌های شبکهٔ عصبی با مدل سری زمانی باکس- جنکینز در پیش‌بینی شاخص کل قیمت سهام بورس اوراق بهادار تهران پرداختند. در این تحقیق سه مدل از شبکه‌های عصبی (پروسپترونی چندلایه، پایه‌ای شعاعی و رگرسیونی) و یک مدل از مدل‌های سری زمانی باکس- جنکینز بررسی شد. نتایج حاصل حاکی از آن است که هر سه مدل شبکهٔ عصبی نسبت به مدل سری زمانی آریما برتری دارد.

احمدی و احمدلو (۱۳۹۰) به پیش‌بینی قراردادهای آتی سکه با استفاده از مدل آریما در بورس کالای ایران پرداختند. برای تخمین مدل از داده‌های روزانه با یک وقفه استفاده شد. نتایج آزمون آکائیک الگوی ARIMA (۲،۲) را معرفی کرد و نتیجه گرفت که مدل به‌دست‌آمده مدل مناسبی برای پیش‌بینی قراردادهای آتی است.

خاشعی و بیجاری (۱۳۸۹) با استفاده از مدل ترکیبی شبکه‌های عصبی مصنوعی با رگرسیون فازی به پیش‌بینی قیمت طلا پرداختند. اطلاعات استفاده شده در این تحقیق شامل ۴۰ دادهٔ روزانهٔ قیمت طلا (یک مثقال طلای ۱۸ عیار) از شنبه پنجم آذر ماه تا چهارشنبه ۲۸ دی ماه

1. Artificial Neural Network

Arhive of SID

www.SID.ir

سال ۱۳۸۴ است. در مدل ترکیبی، ابتدا ۳۵ مشاهده (۵ هفتهٔ اول) برای آموزش شبکه، سپس ۵ مشاهده (هفته آخر) برای آزمایش عملکرد مدل استفاده شد. به این نتیجه رسیدند که مدل پیشنهادی آن‌ها در شرایط برابر، عملکرد بهتری نسبت به شبکه‌های چند لایهٔ پیشخور و رگرسیون فازی داشته است.

دلاوری و رحمتی (۱۳۸۹) به بررسی تغییرپذیری نوسانات قیمت سکهٔ طلا در ایران با استفاده از مدل‌های ARCH پرداختند و به این نتیجه رسیدند که اخبار خوب (شوک‌های مثبت) منجر به نوسانات آتی بیشتری در قیمت و بازدهی نسبت به اخبار بد (شوک‌های منفی) می‌شود. همچنین، افزایش خریدهای پایان سال و ایام عید موجب افزایش تغییرپذیری در بازار سکهٔ ایران می‌شود. از بین عوامل مؤثر بر نوسانات قیمت سکه، نرخ برابری دلار و ریال بیشترین تأثیر دارد و قیمت جهانی نفت در ردهٔ بعدی است.

سرفراز و افسر (۱۳۸۴) به بررسی عوامل مؤثر بر نوسانات قیمت طلا در ایران پرداختند. در این مطالعه قیمت جهانی طلا، قیمت سهام بازار بورس تهران، شاخص بهای خرده‌فروشی و نرخ برابری دلار و ریال عوامل مؤثر در نظر گرفته شد و از روش شبکه‌های عصبی فازی بر مبنای مدل تاکاگی- سوگنو برای پیش‌بینی قیمت طلا استفاده شده است. داده‌های به‌کار رفته در این تحقیق ماهانه بود و مقایسهٔ نتایج پیش‌بینی با روش شبکه‌های عصبی فازی و روش رگرسیون نشان‌دهندهٔ برتری شبکه‌های عصبی فازی در پیش‌بینی قیمت طلا بر روش رگرسیون است.

ژو و لای (۲۰۱۱) از مدل EMD[1] بهبودیافته برای پیش‌بینی قیمت طلا استفاده کردند. ابتدا از روش EMD برای دسته‌بندی داده‌های سری‌های زمانی به چندین زیردسته استفاده کردند. سپس، از مدل شبکهٔ عصبی پس انتشار برای پیش‌بینی استفاده کردند. برای جلوگیری از به‌دام‌افتادن شبکهٔ عصبی در نقطهٔ بهینهٔ محلی، وزن ماتریس و نرخ یادگیری شبکهٔ عصبی را همواره به روز می‌کردند.

تالی و لوسی (۲۰۰۷) با استفاده از مدل APGARCH به بررسی قیمت‌های ماهانهٔ نقد و آتی طلای COMEX در دورهٔ ۱۹۸۳-۲۰۰۳ پرداختند. آن‌ها تأثیر متغیرهایی چون نرخ دلار، پوند، شاخص FTSE (نقد و آتی)، قیمت نفت برنت، شاخص S&P 500، شاخص قیمت مصرف‌کننده (CPI) در آمریکا و انگلستان، نرخ بیکاری، شاخص‌های تولید صنعتی و نرخ بهره در آمریکا و انگلستان را بر قیمت‌های نقد و آتی طلا با استفاده از تکنیک خودرگرسیون‌برداری بررسی کردند. متغیرهای شاخص FTSE (نقد)، نرخ‌های دلار و پوند، نرخ بهرهٔ آمریکا و شاخص قیمت مصرف‌کننده در انگلستان مؤثر تشخیص داده شد.

1. Empirical mode meta-learning rate- base decomposition

Arhive of SID

www.SID.ir

شایخ و زهید (۲۰۰۴) قیمت آتی اختیار معاملهٔ شاخص S&P را با استفاده از شبکهٔ عصبی پیش‌بینی کردند و نتیجه آن را با مدل قیمت‌گذاری آتی اختیار معاملهٔ آمریکایی BAW[1] مقایسه کردند و دریافتند نتایج پیش‌بینی‌شده توسط شبکهٔ عصبی تفاوت معناداری با نوسانات واقعی ندارد.

روش‌شناسی پژوهش

مدل آریما

مدل‌های باکس- جنکینز که به آریما[2] معروف است (آذر و رجب‌زاده، ۱۳۸۲) به دنبال پاسخ به این پرسش بودند که چگونه می‌توان تشخیص داد یک سری زمانی از فرایندی خودرگرسیون خالص، فرایند میانگین متحرک خالص یا فرایند خود رگرسیون میانگین متحرک پیروی می‌کند (زراءنژاد، فقه‌مجیدی و رضایی، ۱۳۸۷).

روش آریما چهار مرحله به شرح زیر دارد:

مرحلهٔ اول، شناسایی[3]: در این مرحله مقادیر مربوط به وقفه‌های جملات خودرگرسیونی، تعداد دفعات تفاضل‌گیری برای ماناشدن و تعداد جملات میانگین متحرک تعیین می‌شود. برای این منظور می‌توان از ابزارهای آکائیک[4] و شوارتز- بیزین[5] استفاده کرد.

مرحلهٔ دوم، تخمین[6]: پس از مرحلهٔ شناسایی به تخمین پارامترهای مدل پرداخته می‌شود. گاهی برای تخمین پارامترها از روش حداقل مربعات استفاده می‌شود. اما زمانی که مدل نسبت به پارامترها، غیرخطی باشد، به روش‌های تخمین غیرخطی متوسل می‌شود.

مرحلهٔ سوم، کنترل تشخیصی[7]: پس از انتخاب مدل خاص و تخمین پارامترهای آن به این سؤال پاسخ داده می‌شود که آیا مدل انتخابی داده‌ها را به خوبی برازش می‌کند؟ آزمون ساده‌ای برای بررسی این نکته این است که باید باقی‌مانده‌های حاصل از این مدل نوفهٔ سفید باشد. می‌توان مدل انتخابی را به منزلهٔ برازش مناسب پذیرفت.

---

1. Barone-Adesi & Whaley
2. Autoregressive – Integrated Moving Average
3. Identification
4. Akiake Information Criterion
5. Schwarz Bayesian Criterion
6. Estimation
7. Diagnostic Checking

Arhive of SID

www.SID.ir

مرحلهٔ چهارم، پیش‌بینی: پیش‌بینی‌های مدل آریما برای دوره‌های کوتاه‌مدت بهتر است و در مقایسه با مدل‌سازی سنتی اقتصادسنجی از قابلیت اعتماد و اتکای بیشتری برخوردار است.

طراحی مدل ترکیبی ژنتیک فازی[1]– عصبی خودسازمانده

انتخاب متغیرها با تجزیه‌وتحلیل رگرسیون گام‌به‌گام

انتخاب متغیر، فرایند انتخاب زیرمجموعه‌ای بهینه از متغیرهای ورودی شامل مجموعه‌ای از متغیرهای بالقوه مفید است که ممکن است در یک مسئله در دسترس باشد. برخی محققان مانند زنجیردار، معتمد و سجادی (۱۳۸۹) و هداوندی، شاوندی و قنبری (۲۰۱۰)، از تجزیه‌وتحلیل رگرسیون گام‌به‌گام برای انتخاب متغیرهای ورودی در زمینهٔ پیش‌بینی بازار سهام و بازده آن استفاده کرده‌اند و نتایج بسیار امیدوارکننده‌ای به دست آوردند. بنابراین، در این تحقیق تجزیه‌وتحلیل رگرسیون گام‌به‌گام را برای انتخاب متغیر برگزیدیم. روش رگرسیون گام به‌گام مجموعه‌ای از عوامل مستقل را مشخص می‌کند که متغیر وابسته را دقیقاً تعیین می‌کند. این کار با استفاده از تکرار انتخاب متغیر انجام شده است. در هر یک از این مراحل، تنها یک متغیر یا وارد یا از مدل حذف می‌شود.

شبکهٔ عصبی خودسازمانده[2]

الگوریتم‌های دسته‌بندی به دو گروه طبقه‌بندی می‌شود: الگوریتم‌های سلسله‌مراتبی متراکم[3] (آندربرگ، ۱۹۷۳) مانند متدهای سنتروید[4] و وارد[5] و دسته‌بندی غیرخطی مانند کا- مینز[6] و شبکه‌های عصبی SOM است (والنته و پدریز، ۲۰۰۷). هر یک از این الگوریتم‌ها، مزایا و معایبی دارد. بسته به نوع کاربرد، نوع خاصی از روش دسته‌بندی باید انتخاب شود. در میان الگوریتم‌های دسته‌بندی، به دلیل معماری پایدار و انعطاف‌پذیر، شبکه‌های عصبی SOM در طیف گسترده‌ای استفاده می‌شود. منگیاملی، چن و وست (۱۹۹۶) مقایسه‌ای بین شبکهٔ عصبی دسته‌بندی نقشهٔ خودسازمانده و روش دسته‌بندی سلسله‌مراتبی انجام دادند. این مقایسه نشان داد که SOM نسبت به روش‌های دسته‌بندی سلسله‌مراتبی در دسته‌بندی داده‌های آشفته، از دقت و قوت بیشتری برخوردار است. هداوندی، شاوندی و قنبری (۲۰۱۰)، و حنفی‌زاده و جعفری (۱۳۸۹) از

1. Genetic Fuzzy System (GFS)
2. Self – Organizing Map (SOM)
3. Agglomerative
4. Centroid
5. Ward
6. K-means

Arhive of SID

www.SID.ir

شبکه‌های عصبی SOM برای دسته‌بندی داده‌ها در پیش‌بینی قیمت سهام استفاده کردند و به نتایج بسیار خوبی دست یافتند. بنابراین، در این تحقیق ازشبکه‌های عصبی SOM برای دسته‌بندی مجموعه داده‌ها استفاده می‌کنیم.

نقشهٔ خودسازمانده را کوهونن توسعه داد. شبکهٔ خودسازمانده کوهونن ابزاری جدید و نرم‌افزار مؤثری برای تجسم داده‌ها با ابعاد بالاست. این شبکه رابطهٔ غیرخطی آماری بین داده‌های با ابعاد بالا را به روابط هندسی ساده از نقاط تصویرشان روی یک صفحه، با ابعاد کم تبدیل می‌کند (کوهونن، ۲۰۰۰).

در هر گام از آموزش t، یک داده آموزش $X^{\mathrm{t}} \pounds R^{\mathrm{n}}$ به صورت تصادفی از مجموعه داده‌ها انتخاب می‌کند و فاصلهٔ اقلیدسی بین X^t و تمام سلول‌های عصبی محاسبه می‌شود. یک نورون برنده با وزن W_{j} در حداقل فاصله با X^t یافت می‌شود:

$$j = \arg min_i \|X^t - W_i^t\| \ , i = \{1, 2, \dots, M\}$$ رابطهٔ ۱)

سپس، شبکهٔ عصبی خودسازمانده وزن نورون برنده و نورون‌های همسایه را تعدیل می‌کند و به فضای ورودی نزدیک‌تر می شود با توجه به رابطهٔ (۲):

$$W_i^{t+1} = W_i^t + \alpha^t \times h_{ji}^t \times \left[X^t - W_i^t\right]$$ رابطهٔ ۲)

که به ترتیب در آن، α^t و h_{ji}^t نرخ یادگیری و کرنل[1] همسایگی در زمان t است هم α^t و هم h_{ji}^t به طور یکنواخت با زمان، بین ۰ و ۱ کاهش می‌یابد. کرنل همسایگی یا مجاورت h_{ji}^t تابعی از زمان و فاصلهٔ بین نورون همسایهٔ i و نورون برنده است. کرنل همسایگی با کاربرد وسیع به شکل تابع گاوسین نوشته می‌شود:

$$h_{ji}^t = \exp\left[-\frac{\|r_j - r_i\|}{2\partial_t^2}\right]$$ رابطهٔ ۳)

که در آن r_j و r_i موقعیت نورون برنده و نورون همسایه بر روی نقشه است. ∂t عرض کرنل است و در طول زمان کاهش می‌یابد. این فرایند به‌روزرسانی وزن، برای تعداد مشخصی از تکرارها انجام خواهد شد (راکوتومالالا، ۲۰۰۵).

1. Kernel

Arhive of SID

www.SID.ir

طراحی سیستم‌های فازی ژنتیک

امروزه، سیستم‌های مبتنی بر قاعده‌های فازی، در طیف گسترده‌ای از مشکلات دنیای واقعی و در بخش‌های مختلف، با موفقیت به کار برده شده است. به منظور طراحی سیستمی هوشمند از این نوع برای کاربرد واقعی، چند کار باید انجام شود. یکی از مهم‌ترین و دشوارترین آن، پایگاه دانش (KB)[1] مناسب دربارهٔ مسئله است. پایگاه دانش در دسترس، در شکل قوانین زبانی فازی اگر–آنگاه است، که از پایگاه قانون (RB)[2] متشکل از مجموعه‌ای از قوانین در فرم‌های نمادین و پایگاه داده (DB)[3]، حاوی مجموعه واژه‌های زبانی و توابع عضویت تعریف معانی آن‌ها تشکیل می‌شود. این مشکل کارشناسان بشر برای بیان دانش خود در شکل قوانین فازی، محققان را بر آن داشته است تا روش‌های خودکاری را برای انجام این کار توسعه دهند. تعداد زیادی از روش‌ها مطرح شده‌اند که به طور خودکار قوانین فازی را از داده‌های عددی ایجاد می‌کنند. الگوریتم ژنتیک ابزاری قدرت‌مند برای تعریف خودکار پایگاه دانش است (کاسیلاس وکردن، ۲۰۰۴).

الف) تکامل پایگاه قانون سیستم فازی با استفاده از الگوریتم ژنتیک

در مدل پیشنهادی، پایگاه دانش تعریف‌شدهٔ قبلی و ساخته‌شده پارتیشن‌های فازی یکنواخت با توابع عضویت مثلثی با عبور از ارتفاع ۰/۵ در نظر گرفته شده است. تعداد فرم‌های برچسب‌های زبانی (که هر کدام از آن‌ها را طراح GFS مشخص کند)، سپس رویکرد پیتسبورگ (۱۹۸۰) برای یادگیری پایگاه قانون استفاده شد. هر کروموزوم کل مجموعه قاعدهٔ فازی را کدگذاری می‌کند و پایگاه قانون تکامل‌یافته بهترین فرد از جمعیت گذشته است. رویکرد پیتسبورگ را می‌توان به مراحل زیر تجزیه کرد:

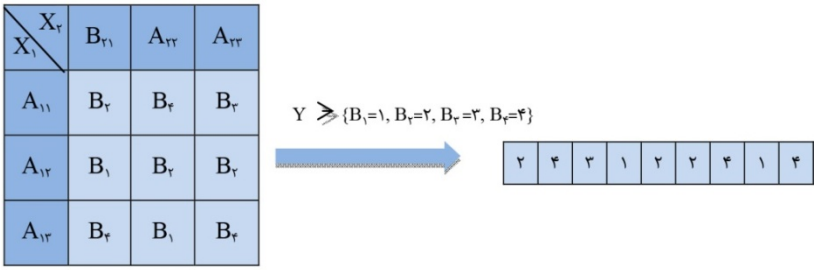
گام اول، سازوکار کدگذاری. بسیاری، از GFSs جدول تصمیم پیشنهادی سن‌دیگو (۱۹۹۱) را نمایندهٔ کلاسیک مشترک برای پایگاه قانون سیستم فازی استفاده می‌کنند. یک کروموزوم از جدول تصمیم‌گیری و کدگذاری هر یک از خروجی‌های مجموعه‌های فازی به دست آورده می‌شود. جدول تصمیم فازی برای سیستم مبتنی بر قوانین فازی با دو ورودی (X_1، X_2) و یک متغیر خروجی (Y)، با سه مجموعهٔ فازی (A_{11}، A_{12}، A_{13}، A_{21}، A_{22}، A_{23}) مربوط به هر متغیر ورودی و چهار مجموعهٔ فازی (B_1، B_2، B_3، B_4) مربوط به متغیر خروجی و به‌کارگیری این کد با جدول تصمیم‌گیری فازی در شکل ۱ نشان داده شده است.

---

1. Knowledge base
2. Rule base
3. Data base

Arhive of SID

www.SID.ir



شکل ۱. کدگذاری جدول تصمیم به منزلهٔ کروموزوم

گام دوم، تولید جمعیت اولیه. کروموزوم‌های اولیه (N_{pop}) به طور تصادفی تولید می‌شود.

گام سوم، محاسبهٔ ارزش تناسب. تابع تناسب بر اساس اندازهٔ خاص عملکرد است که معمولاً در طراحی GFSs به کار می‌رود؛ یعنی، متوسط مجذور خطا (MSE) برای مجموعه داده آموزشی که به صورت زیر نشان داده می‌شود.

$$MSE(C_J) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(Y_i - P_i)^2 \qquad \text{رابطهٔ ۴)}$$

که در آن Y_i ارزش واقعی و P_i ارزش خروجی i امین داده‌های آموزش به دست آمده از سیستم مبتنی بر قوانین فازی با استفاده از پایگاه قانون کدگذاری شده در j امین کروموزوم (C_J) و N تعداد داده‌های آموزشی است.

گام چهارم، تولید (N_{POP} −۱) کروموزوم با استفاده از عملیات ژنتیک. از برنامهٔ انتخاب مسابقات باینری برای رویهٔ انتخاب استفاده می‌کنیم.

گام پنجم، اضافه کردن بهترین مجموعه قانون در جمعیت کنونی به کروموزوم (N_{POP} −۱) تازه‌تولیدشده به فرم نسل بعدی.

گام ششم، اگر تعداد نسل‌ها برابر با ماکزیمم تعداد نسل شود، متوقف می‌شویم، در غیر این‌صورت به گام سوم برمی‌گردیم (هداوندی، شاوندی و قنبری، ۲۰۱۰).

ب) تنظیم ژنتیکی پایگاه داده (DB)

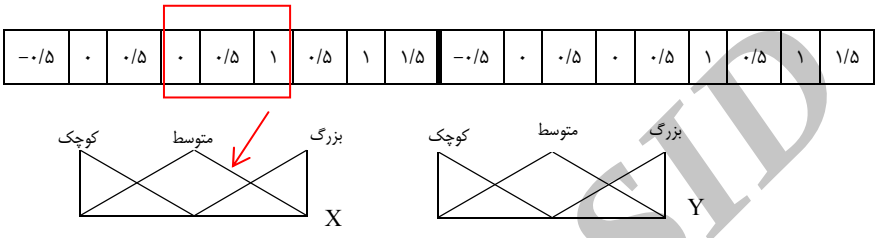
پس از ایجاد پایگاه قانون، از روند تنظیم ژنتیکی کردن و هرا (۱۹۹۷) استفاده می‌کنیم. این تنظیم روند اندکی تنظیم شکل توابع عضویت پایگاه داده اولیهٔ تعریف‌شده را تعدیل می‌کند. این رویکرد به گام‌های زیر تجزیه می‌شود:

Arhive of SID

www.SID.ir

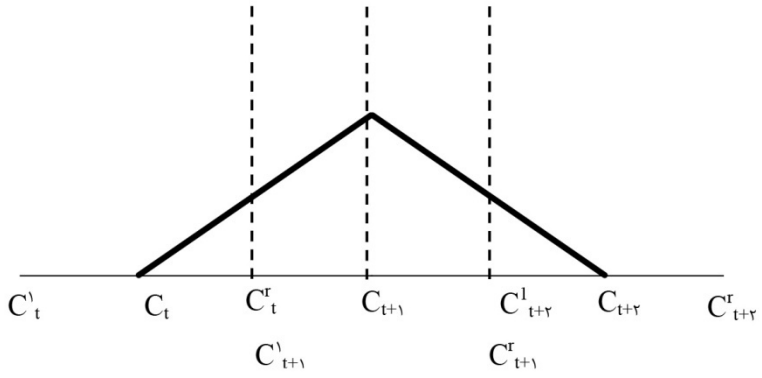
گام اول، کدگذاری پایگاه داده‌ها (DB) به منزلهٔ کروموزوم. هر کروموزوم تعاریف مختلف پایگاه داده‌ها را به رمز درمی‌آورد. از توابع عضویت مثلثی برای متغیرهای ورودی و خروجی برچسب‌های زبانی استفاده کردیم. هر تابع عضویت مثلثی با سه ارزش واقعی کدگذاری می‌شود.

نمونهٔ پایگاه داده کدشده با متغیر ورودی و نیز متغیر خروجی در شکل ۲ نشان داده شده است. هر متغیر با یک برچسب زبانی فازی مانند کوچک، متوسط و بزرگ تعریف شده است.



شکل ۲. کدگذاری داده‌های پایه به منزلهٔ کروموزوم

گام دوم، تولید جمعیت اولیه. جمعیت اولیه (N_{pop}) با استفاده از تعریف پایگاه داده اولیه ایجاد شده است. اولین کروموزوم (C_1) به طور مستقیم از تعریف پایگاه داده اولیه کدگذاری می‌شود. افراد باقی‌مانده ($N_{pop} - ۱$) به‌دنبال پیوستگی یک وقفه از عملکرد تولید می‌شود. شکل ۳ این وقفه را نشان می‌دهد.



شکل ۳. تابع عضویت و وقفهٔ عملکرد برای فرایند تنظیم‌سازی

www.SID.ir

گام سوم، تابع تناسب ارزش. در طول تنظیم داده‌های آموزشی از MSE به منزلهٔ تابع تناسب استفاده می‌کنیم. این تابع تناسب روی کروموزوم‌ها، با توجه به توابع تنظیم عضویت به‌کار برده شده است و پایگاه قانون در مرحلهٔ قبل به‌دست آمد.

گام چهارم، انتخاب و نخبه‌گرایی. مجموعه نخبه‌گرایی این اطمینان را می‌دهد که بهترین کروموزوم در طول تقاطع و جهش تخریب نمی‌شود. سپس، روند انتخاب اجرا می‌شود. از برنامهٔ انتخاب مسابقات دودویی به انتخاب کروموزوم‌ها برای استخر جفت‌گیری استفاده می‌کنیم.

گام پنجم، جایگزینی. جمعیت کنونی جای خود را با فرزندان تازه‌تولیدشده عوض می‌کند. فرم‌های نسل بعدی از طریق یکپارچه‌سازی مجموعهٔ نخبه‌گرایی است.

گام ششم، معیار توقف. اگر تعداد نسل‌ها به حداکثر تعداد نسل برسد، توقف می‌کنیم. در غیر این صورت به گام سوم برمی‌گردیم (هداوندی، شاوندی و قنبری، ۲۰۱۰).

جامعه و نمونهٔ آماری

در این تحقیق جامعهٔ آماری عبارت است از اولین قیمت قرارداد، قیمت پایانی، بالاترین قیمت، پایین‌ترین قیمت و حجم قرارداد آتی سکه، قیمت جهانی طلا، نرخ مبادله‌ای دلار، قیمت دلار بازار آزاد، قیمت نفت، نرخ دلار به یورو، شاخص قیمت بازار بورس تهران و قیمت توافقی قرارداد آتی سکه.

داده‌ها از ابتدای سال ۱۳۸۸ تا پایان سال۱۳۹۰ به صورت روزانه جمع آوری شد. برای انتخاب دورهٔ نمونهٔ تحقیق، دوره‌ای انتخاب شد که بیشترین روزهای تعداد معامله را داشت. بر اساس این معیار، معاملهٔ قرارداد آتی سکهٔ طلا با سررسید اسفند سال ۱۳۹۰، با ۱۷۷ روز معاملاتی، نمونهٔ تحقیق انتخاب و به تبع آن متغیرهای مستقل نیز در همین بازه برای پیش‌بینی استفاده شد.

یافته‌های پژوهش

به‌کارگیری سیستم ژنتیکی فازی و دسته‌بندی برای پیش‌بینی قیمت قرارداد آتی سکهٔ طلا

برای تعیین متغیرهای مستقلی که بیشترین تأثیر را بر متغیر وابسته (قیمت قرارداد آتی سکهٔ طلا) دارد، از رگرسیون چندگانه، با روش گام‌به‌گام استفاده شده است. روش گام‌به‌گام پیچیده‌ترین روش آماری در معادلهٔ رگرسیون است، زیرا هر یک از متغیرها بر اساس توالی وارد معادله

Archive of SID

www.SID.ir

می‌شود، سپس مقدار آن تعیین می‌شود. برای انجام رگرسیون گام‌به‌گام از نرم‌افزار SPSS استفاده شده است.

نرخ مبادله‌ای دلار و قیمت دلار بازار آزاد با توجه به تحقیقات اسجاستاد (۲۰۰۸) و تالی و لوسی (۲۰۰۷) و قیمت نفت با توجه به تحقیقات شفیعی و توپال (۲۰۱۰) و قیمت دلار به یورو با توجه به تحقیقات پوکسونسونگ و رول (۲۰۱۰) و قیمت جهانی طلا و شاخص کل قیمت بازار بورس تهران با توجه به تحقیقات سرافراز و افسر (۱۳۸۴)، همچنین اولین قیمت قرارداد آتی سکه، قیمت پایانی قرارداد آتی سکه، بالاترین قیمت قرارداد آتی سکه، پایین‌ترین قیمت قرارداد آتی سکه و حجم معاملات قرارداد آتی سکه متغیرهای مستقل انتخاب شدند. نتایج نشان داد که مدل دارای متغیرهای مستقل اولین قیمت قرارداد آتی سکهٔ طلا، قیمت جهانی طلا، نرخ مبادله‌ای دلار و قیمت دلار بازار آزاد و نرخ دلار به یورو، کمترین خطای استاندارد را داشت. بنابراین، این متغیرها متغیرهای ورودی شبکهٔ عصبی خودسازمانده انتخاب و بقیهٔ متغیرها حذف شد.

با توجه به جدول ۱، می‌بینیم که خطای استاندارد مدل پنج از همهٔ مدل‌ها پایین‌تر است. بنابراین، مدل پنج را برای ورودی مرحلهٔ بعد انتخاب می‌کنیم.

در مرحلهٔ بعد، داده‌های متغیرهای انتخابی با استفاده از شبکهٔ عصبی خودسازمانده دسته‌بندی می‌شود. بعد از اینکه تعداد دسته‌های مختلف آزمون شد، به این نتیجه رسیدیم که تعداد سه دسته، کمترین مقدار MAPE را ایجاد می‌کند. در جدول ۲ MAPE محاسبه‌شده برای هر دسته نشان داده شده است.

جدول ۱. خلاصهٔ نهایی تحلیل رگرسیون گام‌به‌گام

مدل	متغیر پیش‌بینی‌کننده	R	R^2	ΔR^2	خطای استاندارد
۲	اولین قیمت و دلار بانکی	۰/۹۹۱	۰/۹۸۲	۰/۹۸۲	۱۱۴۳۸۰
۳	اولین قیمت، دلار بانکی، دلار بازار	۰/۹۹۱	۰/۹۸۲	۰/۹۸۲	۱۱۳۳۷۹
۴	اولین قیمت، دلار بانکی، دلار بازار، دلار به یورو	۰/۹۹۱	۰/۹۸۳	۰/۹۸۳	۱۱۱۶۶۴
۵	اولین قیمت، دلار بانکی، دلار بازار، دلار به یورو، قیمت طلا	۰/۹۹۲	۰/۹۸۳	۰/۹۸۳	۱۱۰۷۶۷

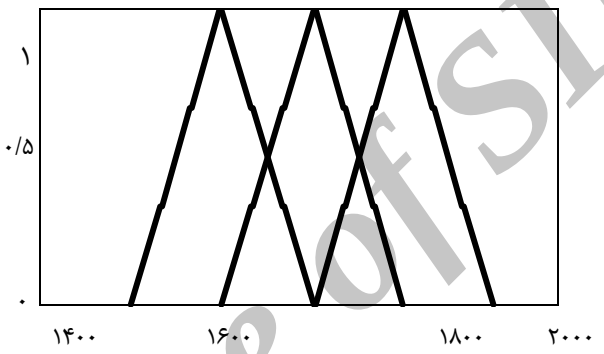
Arhive of SID

www.SID.ir

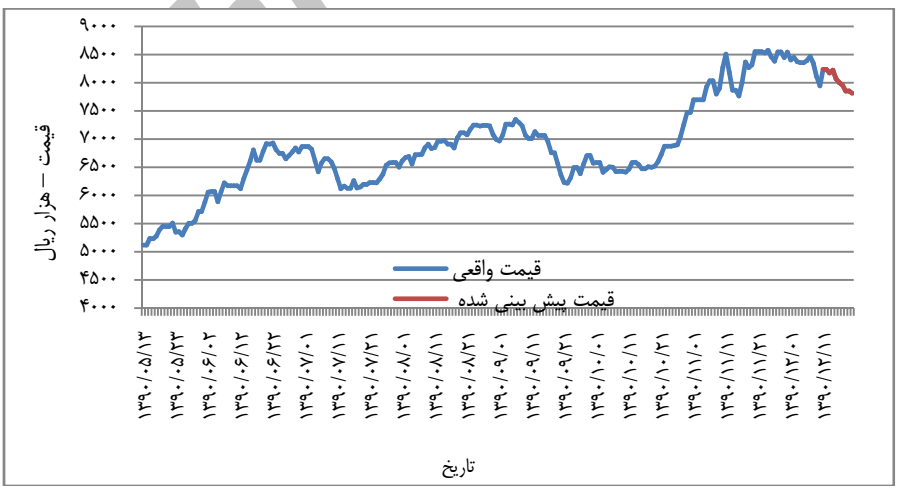
جدول ۲. مقدار MAPE نتایج پیش‌بینی‌شده برای دسته‌های مختلف

تعداد دسته‌ها	MAPE (درصد)
۱	۰/۵
۲	۰/۳۲
۳	۰/۲۲

سپس مدل GFS برای هر دسته ساخته می‌شود. نتایج پیش‌بینی قیمت قرارداد آتی سکه در شکل ۴ نشان داده شده است.



شکل ٤. تابع عضویت برای دستهٔ اول GFS – متغیر قیمت جهانی طلا



شکل ۵. مقایسهٔ مقدار پیش‌بینی‌شده با مقدار واقعی با استفاده از روش ترکیبی ژنتیک فازی

Archive of SID

www.SID.ir

شکل ۵ مقایسهٔ بین قیمت‌های واقعی و قیمت‌های پیش‌بینی‌شده بـا روش ترکیبـی ژنتیـک فازی (۱۰ دادهٔ آخر) را نشان می‌دهد. این مقایسه در قسمت انتهایی نمودار نشان داده شده است.

به‌کارگیری روش آریما برای پیش‌بینی قیمت قرارداد آتی سکهٔ طلا

در این روش از مجموع ۲۲۰ داده قیمت قرارداد آتی سکهٔ طلا ۲۱۰ داده را برای تخمین مـدل و ۱۰ داده باقی‌مانده را برای مقایسهٔ داده‌های پیش‌بینی‌شده با داده‌های واقعی استفاده کردیم. ابتدا مانابودن سری زمانی قیمت روزانهٔ قرارداد آتی سکهٔ طلا در بورس کالای ایران را بررسی کردیم. برای بررسی مانایی از آزمون دیکی- فولر[1] یا دیکی- فولر تعمیم‌یافتـه[2] اسـتفاده کـردیم. نتیجـهٔ آزمون ریشهٔ واحد برای لگاریتم طبیعی سری زمانی قیمت سکه (CP) در جدول ۳ آمده است.

با توجه به آزمون دیکی- فولر تعمیم‌یافته، به نامانابودن سری زمانی قیمت سکه پی می‌بریم. به همین منظور و برای ماناشدن از سری قیمت سکهٔ طلا تفاضل مرتبهٔ اول می‌گیریم و نتیجه را بار دیگر مرور می‌کنیم.

جدول۳. نتایج آزمون ریشهٔ واحد برای لگاریتم طبیعی سری زمانی قیمت سکه

آمارهٔ آزمون	سطح معناداری	مقدار بحرانی جدول
	٪۱	-۳/۴۶۱۹۳۸
-۱/۸۳۳۵۶۲	٪۵	-۲/۸۷۵۳۳۰
	٪۱۰	-۲/۵۷۴۱۹۸

جدول٤. نتایج آزمون ریشهٔ واحد برای تفاضل مرتبهٔ اول لگاریتم طبیعی سری زمانی قیمت سکه

آمارهٔ آزمون	سطح معناداری	مقدار بحرانی جدول
	٪۱	-۳/۴۶۱۹۳۸
-۱۰/۳۳۵۷۲	٪۵	-۲/۸۷۵۳۳۰
	٪۱۰	-۲/۵۷۴۱۹۸

1. Dickey-Fuller (DF)
2. Augmented Dickey-Fuller (ADF)

Arhive of SID

www.SID.ir

نتیجه ریشهٔ واحد در مورد تفاضل مرتبهٔ اول قیمت قرارداد آتی سکهٔ طلا (DLCP) حاکی از عدم وجود ریشهٔ واحد و در هر سه سطح ۱ درصد و ۵ درصد و ۱۰ درصد معن‌دار است. بنابراین، ماناست. لذا، روش باکس جنکینز را روی تفاضل مرتبهٔ اول لگاریتم طبیعی سری قیمت قرارداد آتی سکهٔ طلا انجام می‌دهیم.

در مرحلهٔ بعدی تعداد وقفه‌های خودرگرسیونی و میانگین متحرک با استفاده از معیارهای تعیین وقفهٔ آکائیک و شوارتز ـ بیزین تعیین می‌شود.

جدول ۵. مقادیر شوارتز- بیزین در الگوی برآوردشده ARMA(p,q)

P \ q	۰	۱	۲	۳
۰	-۵/۴۲۹۱۹۳	-۵/۴۴۷۵۱۱	-۵/۳۹۳۱۴۶	-۵/۳۸۴۸۹۶
۱	-۵/۴۲۷۲۱۴	-۵/۴۲۵۴۲۸	-۵/۴۲۴۶۴۸	-۵/۴۰۲۱۸۵
۲	-۵/۳۹۱۲۷۰	-۵/۴۳۰۲۸۳	-۵/۳۶۶۱۴۱	-۵/۳۶۶۴۷۷
۳	-۵/۳۷۸۵۵۶	-۵/۴۱۸۲۱۴	-۵/۳۶۱۵۹۷	-۵/۴۰۴۲۲۵

جدول ٦. مقادیر آکائیک در الگوی برآوردشدهٔ ARMA(p,q)

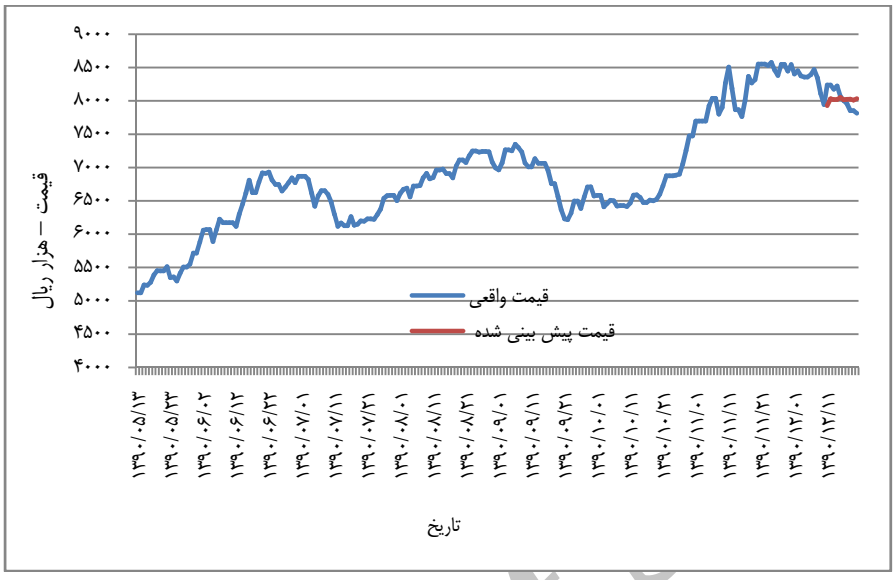
P \ q	۰	۱	۲	۳
۰	-۵/۴۷۷۴۹۳	-۵/۴۷۹۴۹۶	-۵/۴۲۵۱۳۰	-۵/۴۱۶۸۸۰
۱	-۵/۴۵۹۳۰۶	-۵/۴۷۳۵۶۵	-۵/۴۷۲۷۸۶	-۵/۴۵۰۳۲۳
۲	- ۵/۴۲۳۴۷۰	-۵/۴۷۸۵۸۳	-۵/۴۱۴۴۴۱	-۵/۴۱۴۷۷۷
۳	-۵/۴۱۰۸۶۵	-۵/۴۶۶۶۷۸	-۵/۴۱۰۰۶۲	-۵/۴۳۶۵۳۴

که در آن p نشان‌دهندهٔ تعداد جملات خودرگرسیونی و q نشان‌دهندهٔ تعداد جملات میانگین متحرک است.

هم معیار شوارتز- بیزین و هم معیار آکائیک الگوی ARIMA(۰,۱) را معرفی می‌کند زیرا کمترین مقدار را نسبت به سایر وقفه‌ها دارد. بنابراین، در مرحلهٔ بعد برای تخمین از الگوی ARIMA(۰,۱,۱) از نرم افزار Eviews به صورت زیر استفاده شد. نتایج حاصل از پیش‌بینی مدل ARIMA در شکل ۶ نشان داده شده است.

Arhive of SID

www.SID.ir



شکل ٦. مقایسهٔ داده‌های واقعی با داده‌های پیش‌بینی‌شده با استفاده از روش ARIMA

شکل ۶، مقایسهٔ بین قیمت‌های واقعی و قیمت‌های پیش‌بینی‌شده توسط مدل خطی آریما (۱۰ داده آخر) را نشان می‌دهد. این مقایسه، در قسمت انتهایی نمودار نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود مدل آریما نتوانسته به خوبی قیمت قرارداد آتی سکه را پیش‌بینی کند.

مقایسهٔ دو روش

به منظور مقایسهٔ قدرت پیش‌بینی دو تکنیک سیستم ژنتیک فازی- عصبی خودسازمانده و مدل خطی آریما، از آمارهٔ اندازه‌گیری خطای MAPE استفاده می‌کنیم:

$$MAPE = 100 \times \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\frac{|Y_i - P_i|}{Y_i}$$ رابطهٔ ۵)

که Y_i مقدار واقعی، P_i مقدار پیش‌بینی‌شده و N تعداد دفعات پیش‌بینی است. برای اندازه‌گیری خطا از ده دادهٔ آخر استفاده می‌کنیم. نتایج پیش‌بینی‌شده در هر دو روش در جدول ۶ آمده است. مقایسهٔ نتایج این دو پیش‌بینی در جدول ۸ آمده است.

Arhive of SID

www.SID.ir

جدول۷. داده‌های واقعی و پیش‌بینی‌شده به روش ARIMA و CGFC

داده های پیش‌بینی‌شده به روش CGFC	داده‌های پیش‌بینی‌شده به روش ARIMA	ده دادهٔ واقعی آخر
۸۲۳۷۶۲۹/۰۵۷	۷۹۲۸۰۰۵/۴۳۹	۸۲۳۷۵۵۶
۸۲۳۷۵۶۵/۸۷۵	۸۰۳۰۶۶۳/۳۱	۸۲۳۷۵۵۶
۸۱۷۴۵۳۴/۷۷۵	۸۰۱۸۲۳۱/۷۷۵	۸۱۷۴۵۸۳
۸۲۲۲۸۹۹/۵۶۹	۸۰۲۱۰۳۷/۰۹۹	۸۲۲۲۸۸۹
۸۰۷۰۳۴۵/۰۵۹	۸۰۵۰۲۵۹/۲۱۸	۸۰۷۰۳۳۳
۸۰۰۳۱۹۸/۲۵۹	۸۰۱۶۳۱۹/۴۷۵	۸۰۰۳۰۹۱
۷۹۵۸۶۶۴/۵۱۳	۸۰۲۳۶۰۴/۷۱۳	۷۹۵۸۶۵۰
۷۸۵۳۷۰۰/۸۹	۸۰۲۵۶۱۵/۸۹	۷۸۵۳۵۸۷
۷۸۵۳۶۶۹/۷۹۴	۸۰۱۱۶۷۰/۷۹۴	۷۸۵۳۵۸۷
۷۸۱۵۴۳۹/۸۶۹	۸۰۳۲۲۴۸/۶۵	۷۸۱۵۳۵۳

جدول ۸. مقایسهٔ نتایج پیش‌بینی‌شده به دو روش آریما و روش CGFC

نام روش	سیستم ژنتیک فازی– عصبی خودسازمانده	روش ARIMA
MAPE	۰/۰۰۰۷۰۱	۱/۸۸۵

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

با توجه به نیاز روزافزون جامعهٔ اقتصادی، امروز آگاهی از اتفاقات آینده برای اتخاذ عکس‌العمل مناسب در مقابل آن‌ها، نیاز به مدل‌هایی است که بتواند همهٔ جوانب یک مسئله را در نظر بگیرد و با توجه به تمام نکات، پیش‌بینی‌های قابل قبولی ارائه دهد.

با ترکیب مدل‌های مختلف شبکه‌های عصبی مصنوعی با یکدیگر، امکان استفاده از نقاط قوت مدل‌های مختلف فراهم می‌شود و نقاط ضعف مدل‌های منفرد پوشش داده می‌شود. به همین دلیل تحقیقات اخیر به سمت ترکیب مدل‌های مختلف شبکه‌های عصبی حرکت کرده است.

Arhive of SID

www.SID.ir

تاکنون تحقیقات زیادی با انواع روش‌های ترکیبی در زمینهٔ پیش‌بینی در حوزهٔ مالی انجام شده است، که همگی درصدد کاهش خطای حاصل از پیش‌بینی بوده‌اند. در ایران تاکنون در زمینهٔ پیش‌بینی قیمت قرارداد آتی سکهٔ طلا با روش ترکیبی ژنتیک فازی- عصبی خودسازمانده، تحقیقی صورت نگرفته است. لذا، این تحقیق سعی بر آن داشته است تا قیمت قرارداد آتی سکهٔ طلا را با این روش ترکیبی پیش‌بینی کند. لذا، مدل ترکیبی ژنتیک فازی- عصبی خودسازمانده برای پیش‌بینی قیمت قرارداد آتی سکهٔ طلا به کار برده شد. نتایج پیش‌بینی این مدل با مدل خطی آریما با استفاده از معیار رایج اندازه‌گیری خطا، MAPE، مقایسه شد. نتایج این مقایسه نشان داد که مدل ترکیبی ژنتیک فازی- عصبی خودسازمانده در پیش‌بینی بسیار موفق‌تر از مدل خطی آریما عمل کرده است و مدل ترکیبی پیشنهاد شده نسبت به مدل آریما، خطای پیش‌بینی را به میزان قابل توجهی کاهش می‌دهد. لازم به ذکر است که نتایج حاصل از تحقیق حاضر، به لحاظ برتری قدرت پیش‌بینی روش ترکیبی ژنتیک فازی- عصبی خودسازمانده به روش آریما در تطابق با مطالعه هداوندی، شاوندی و قنبری (۲۰۱۰) است.

از آنجا که مدل ترکیبی ژنتیک فازی- عصبی خودسازمانده، در این تحقیق در امر پیش‌بینی قیمت قرارداد آتی سکهٔ طلا بسیار موفق عمل کرده است، پیشنهاد می‌شود از این مدل برای پیش‌بینی قیمت سهام شرکت‌های بورسی نیز استفاده شود، تا سرمایه‌گذاران در بازار بورس نیز بتوانند از مزایای این مدل استفاده کنند و از ریسک سرمایه‌گذاری خود بکاهند.

References

Ali Ahmadi, S. & Ahmadlu, M. (2011). Forecast the Gold Coin Future Contracts prices by ARIMA models in Iran Mercantile Exchange (IME). *Journal of Financial Knowledge of Securities Analysis*, (9): 61-74. (*in Persian*)

Anderberg, M. (1973). *Cluster analysis for applications.* Academic Press. New York.

Azar, A. & Rajabzadeh, M. (2003). Evaluating of combining forecasting methods in economic models. *Journal of Economic Research*, (63): 87-114. (*in Persian*)

Casillas, J., Cordon, O., Herrera, F. & Villar, P. (2004). A hybrid learning process for the knowledge base of a fuzzy rule-based system. *Proceedings of the 2004 International Conference on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems*, Perugia, Italy, 2189–2196.

Delavare, M. & Rahmati, Z. (2010). The analysis of volatility of gold coin price fluctuations in Iran using arch models. *Journal of Knowledge & Development,* 17(30): 52-68. (*in Persian*)

Arhive of SID

www.SID.ir

Hadavanndi, E., Shavandi, H., & Ghanbari, A. (2010). Integration of genetic fuzzy systems and artificial neural networks for stock price forecasting**.** *Journal of Knowledge-base Systems*, (23): 800-808.

Hanafizadeh, P. & Jafari, A. (2010). Using hybrid artificial neural networks of back propagation and kohonen self organizing map (SOM) to predict stock prices. *Journal of Industrial Management Studies,* 8(19):165-187. (*in Persian*)

Iran mercantile exchange. The prospectus of a future contract to accept :Bahar Azadi Gold Coin of imam Khomeini Futures Contracts. Form 1- FCL-1-2008.3. (*in Persian*)

Khashei. M. & Bijari, M. (2010). Gold price forecasting using hybrid artificial neural networks with fuzzy regression model*. Journal of Industrial Engineering,* 44(1): 39- 47. (*in Persian*)

Kohonen, T. (2000). *Self – organizing maps*, Springer Series in Information Sciences. 108-109.

Mangiameli, P., Chen, K.S. & West, D. (1996). A comparison of SOM neural network and hierarchical clustering methods*. European Journal of Operational Research,* 93: 402-417.

Monadjemi, A., Abzari, M. & Rayati Shavazi, A. (2009). Modeling of Stock Price Forecasting in Stock Exchange Market, using Fuzzy Neural Networks and Genetic Algorithms. *Quarterly Journal of Quantitative Economics,* 6(3): 1-26. (*in Persian*)

Monfared, J.H., Alinejad, M.A., & Metghalchi, S. (2012). A comparative study of neural network models with box Jenkins methodologies in prediction of tehran price index (tepix). *Quarterly of Journal Financial Engineering and Securities Management (portfolio management),* 3(11): 1-16. (*in Persian*)

Nikueghbal, A., Alikhani, N. & Naderi, A. (2014). Comparison of various static and dynamic artificial neural networks models in predicting stock prices*. Quarterly Journal of Financial Knowledge of Security Analysis (financial studies).* 7(22): 77-91. (*in Persian*)

Pukthuanthong, K. & Roll, R. (2011)**.** Gold and the Dollar (and the Euro, Pound, and YEN. *Journal of Banking & Finance*.(35): 2070-2083.

Raei, R. & Saeedi, A. (2006). *Fundamentals of financial engineering and risk management,* The organization for researching and composing university textbooks in the humanities (SAMT). 20-25. (*in Persian*)

Rakotomalala, R. (2005). TANAGRA. A free software for research and academic purposes, *EGC'2005, RNTI-E-32* 697–702.

Archive of SID

www.SID.ir

Sarfaraz, L. & Afsar, A. (2005). A study of factors affecting gold price based on a neuro-fuzzy model of forecast. *Quarterly journal of the Economic Research,* (16):149-165. (*in Persian*)

Shafiee, S. & Topal, E. (2010). An overview of global gold market and gold price forecasting**.** *Journal of Resources Policy*, (35): 178-189.

Shaikh, A. & Zahid, I. (2004). Using neural networks for forecasting volatility of S&P 500 Index futures prices. *Journal of Business Research* (57): 1116 – 1125.

Sjaastad, L.A. (2008). The price of gold and the exchange rates: Once again. *Resource Policy* (33):118 -124.

Tully, E. & Lucey, B. (2007). A power GARCH examination of the global market. *Journal of Research in International Business and Finance*, (21): 316-325.

Valente, D.O. & Pedrycz, W. (2007). *Advances in fuzzy clustering and its applications*, John Wiley & Sons.

Zanjirdar, M., Motamed, A. & Sajjadi, M. (2010). Evaluating the sufficiency of variables systematic risk, book-to-market ratio of equity, company size, price-to-earnings ratio, earning-to-price ratio, market rate of return, non-risk return, and risk premium to determine the actual return of stock in Iran stock exchange. *Journal of Industrial Management*, 5(11): 137-151. (*in Persian*)

Zarranezhad, M., Feghh majidi, A. & Rezaei, R. (2009). Forecasting exchange rate with artificial neural network (ANN) and autoregressive integrated moving average process (ARIMA). *Quarterly Journal of Quantitative Economics,* 5(4): 107-130. (*in Persian*)

Archive of SID

www.SID.ir